

УДК 004.89:621.391.26

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.45.2.010](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.010)

Классификационные модели адаптационного потенциала живой системы

Е.В. Петрунина¹, Р.И. Сафронов², А.Е. Пшеничный³, С.А. Филист^{✉3}, М.Т. Шехине⁴

¹Московский политехнический университет, Москва, Российская Федерация

²Курский государственный аграрный университет, Курск, Российская федерация

³Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация

⁴Курский государственный медицинский университет, Курск, Российская Федерация

Резюме. В результате проведенных исследований разработан метод классификации адаптационного потенциала организма человека. Метод основан на использовании данных, которые получают при проведении функциональной пробы, ассоциируемой с функцией Хэвисайда, путем проведения которой получают модель переходного процесса в живой системе. Представляя живую систему квазилинейной, на основе ее импедансной модели получают спектральные характеристики живой системы, на основе которых формируют дескрипторы для модели машинного обучения. Для получения импедансной модели живой системы предложена методика трехфазного эксперимента. Методика трехфазного эксперимента заключается в моделировании функции Хэвисайда в процессе выполнения велоэргометрической функциональной пробы на трех уровнях функционального состояния организма человека. Это позволяет вычислять дескрипторы для трех «ветвей» классификатора адаптационного потенциала. Классификатор адаптационного потенциала включает драйвер построения линейной импедансной модели живой системы, формирователь дескрипторов и модуль принятия решений. В качестве линейной импедансной модели живой системы используется амплитудно-фазочастотная характеристика четырехполосника, построенная по переходной характеристике модели живой системы, а дескрипторы вычисляются по импедансной модели Войта, адекватной экспериментально полученной амплитудно-фазочастотной характеристике модели живой системы. Проведены оценки показателей качества дихотомического классификатора адаптационного потенциала на экспериментальной группе студентов и аспирантов, разделенных на два класса посредством показателя активности регуляторных систем. Они показали, что уровень истинно положительных и истинно отрицательных результатов при классификации неизвестных примеров в удовлетворительной степени соответствуют экспертным оценкам. Это позволяет рекомендовать его для использования в практической медицине, например, в биотехнических системах реабилитации, спортивной медицине, а также для контроля динамики функционального состояния пациента в процессе лечения.

Ключевые слова: адаптационный потенциал, переходная характеристика, импедансная модель, классификатор, нейронная сеть, алгоритм.

Благодарности: Исследования выполнены в рамках реализации программы развития ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» программы стратегического академического лидерства «Приоритет-2030».

Для цитирования: Петрунина Е.В., Сафронов Р.И., Пшеничный А.Е., Филист С.А., Шехине М.Т. Классификационные модели адаптационного потенциала живой системы. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(2). URL: <https://moitvivr.ru/journal/pdf?id=1547> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.010

Classification models of the adaptive potential of a living system

E.V. Petrunina¹, R.I. Safronov², A.E. Pshenichny³, S.A. Filist^{✉3}, M.T. Shehine⁴

¹Moscow Polytechnic University, Moscow, the Russian Federation

²Kursk State Agrarian University, Kursk, the Russian Federation

³Southwestern State University, Kursk, the Russian Federation

⁴Kursk State Medical University, the Russian Federation

Abstract. As a result of the research, a method for classifying the adaptive potential of the human body was developed. The method is based on the use of data obtained by conducting a functional test associated with the Heaviside function, through which a model of the transition process in a living system is obtained. Representing a living system as quasi-linear, based on its impedance model, the spectral characteristics of the living system are obtained, on the basis of which descriptors are formed for the machine learning model. To obtain an impedance model of a living system, a three-phase experiment technique is proposed. The three-phase experiment technique consists of modeling the Heaviside function in the process of performing a bicycle ergometer functional test at three levels of the functional state of the human body. This allows us to calculate descriptors for the three “branches” of the adaptive potential classifier. The adaptive potential classifier includes a driver for constructing a linear impedance model of a living system, a descriptor generator, and a decision-making module. As a linear impedance model of a living system, the amplitude-phase-frequency characteristic of a four-terminal network is used, constructed from the transient characteristic of a model of a living system, and the descriptors are calculated using the Voight impedance model, which is adequate to the experimentally obtained amplitude-phase-frequency characteristic of a model of a living system. The quality indicators of the dichotomous classifier of adaptive potential were assessed on an experimental group of undergraduate and graduate students, divided into two classes using an indicator of the activity of regulatory systems. They showed that the level of true positive and true negative results when classifying unknown examples satisfactorily corresponds to expert estimates. This allows us to recommend it for use in practical medicine, for example, in biotechnical rehabilitation systems, sports medicine, as well as for monitoring the dynamics of the patient’s functional state during treatment.

Keywords: adaptation potential, transient response, impedance model, classifier, neural network, algorithm.

Acknowledgments: The research was carried out within the framework of the development program of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Southwest State University" of the strategic academic leadership program "Priority-2030".

For citation: Petrunina E.V., Safronov R.I., Pshenichny A.E., Filist S.A., Shehine M.T. Classification models of the adaptive potential of a living system. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1547> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.010 (In Russ.).

Введение

В работах П.К. Анохина убедительно показано, что на определенный вызов внешней среды организм отвечает построением функциональной системы (ФНС), которая либо компенсирует неблагоприятное влияние этого фактора на гомеостаз живой системы (ЖС), либо формирует новые способности организма, позволяющие повысить конкурентоспособность организма, в смысле «хищник-жертва», в своей экологической нише. В рамках этого подхода адаптационный потенциал (АП) можно определить как потенциальную способность ЖС к построению ФНС, компенсирующих неблагоприятные воздействия экзогенных факторов. Таким образом, целью ФНС является придание организму определенных новых свойств, обеспечивающих его приспособление к новым вызовам внешней среды. Конкретные анатомические структуры мозга, ответственные за формирование ФНС, в настоящее время не

обнаружены. Поэтому при описании механизма формирования ФНС будем использовать гомеостатические модели. Одна из возможных структурных схем такой модели представлена на Рисунке 1 [1, 2].

Для формирования ФНС необходим Менеджер – интеллектуальный агент, который на основе мониторинга вызовов внешней среды формирует адекватные ФНС исходя из имеющегося АП. Менеджер контролирует как само экзогенное воздействие, так и реакцию на него ЖС. Если в текущем функциональном состоянии (ФС) ЖС не может компенсировать деструктивное влияние этого воздействия на гомеостаз, то Менеджер принимает решение о построении новой ФНС. Таким образом, на входной стимул X , поступивший в момент времени t_i , живая система отвечает реакцией Y :

$$Y(t_i + \ell_{\Delta}) = A\{X(t_i)\}, \quad (1)$$

где A – системный оператор, ℓ_{Δ} – величина лага между временем начала акции и временем начала реакции на нее в системе.

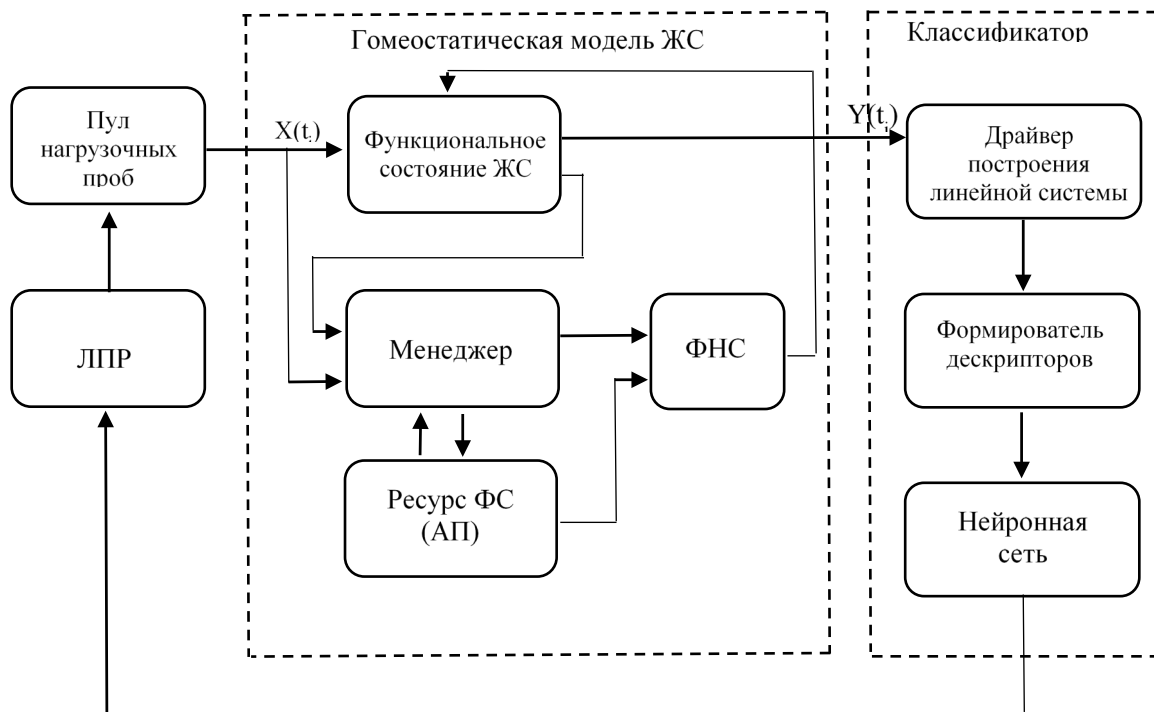


Рисунок 1 – Структурная схема гомеостатической модели функциональной системы
 Figure 1 – Block diagram of a homeostatic model of a functional system

В функцию Менеджера входит модификация оператора A посредством построения новой ФНС таким образом, чтобы привести его в соответствие с входным стимулом X . В свою очередь, возможности Менеджера в модификации этого оператора ограничены АП ЖС. Следовательно, подобрав соответствующий стимул (стимулы) из пула функциональных проб, лицо, принимающее решение (ЛПР), может определить АП ЖС при наличии модели ЖС, соответствующих суррогатных маркеров и наличии классификатора или аппроксиматора АП. Таким образом, адекватность оценки АП полностью зависит от адекватности модели ЖС.

Методы

При оценке класса АП важна потенциальная возможность формирования новой ФНС или перестройки старой ФНС в случае появления стимула (акции). Оценку способности ЖС осуществить перестройку ФНС или построить новую ФНС осуществляем согласно гипотезе о линейности ЖС в пределах интенсивности тестовых воздействий, что позволяет использовать для исследования и идентификации ее импульсную или переходную характеристику. Поэтому суррогатные маркеры для оценки АП ищем среди параметров реакции системы на импульсное или ступенчатое воздействие (при перестройке ФНС ЖС).

Импульсная характеристика $g(t)$ связана с амплитудно-фазочастотной характеристикой (АФЧХ) через прямое преобразование Фурье:

$$F(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (2)$$

где $g(t)$ – реакция ЖС на импульс Дирака.

Импульс Дирака физически не реализуем, поэтому вместо $g(t)$ в (2) используем переходную характеристику $h(t)$, используя в качестве тестового воздействия не импульс Дирака, а функцию Хевисайда $1(t)$. В этом случае АФЧХ системы определяют через преобразование Карсона

$$F(j\omega) = j\omega \cdot \int_{-\infty}^{\infty} h(t)e^{-j\omega t} dt. \quad (3)$$

Таким образом, для определения АФЧХ системы одной из возможных ее моделей может быть модель в виде пассивного четырехполюсника (Рисунок 2), на вход которого подается тестирующее воздействие в виде последовательности функций Хевисайда (Рисунок 3)

$$U_{\text{вх}}(t) = \begin{cases} A, & \text{если } (n-1) \cdot T \leq t < (\tau + (n-1) \cdot T) \\ 0, & \text{если } (\tau + (n-1) \cdot T) \leq t < n \cdot T \end{cases}, \quad (4)$$

где A – амплитуда импульса $\text{rect}(t)$, τ – длительность импульса $\text{rect}(t)$, T – период импульсов $\text{rect}(t)$, n – номер импульса $\text{rect}(t)$ в последовательности, $n=1, 2, \dots, N$.

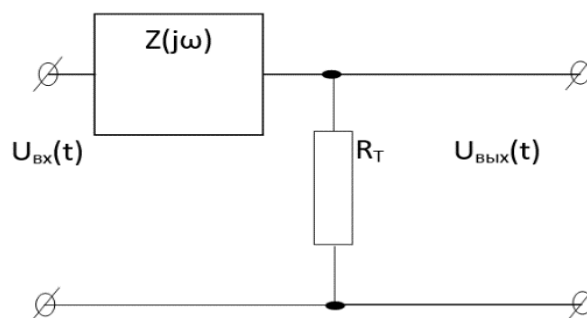


Рисунок 2 – Схема пассивного четырехполюсника в качестве модели АФЧХ живой системы
Figure 2 – Scheme of a passive four-port network as a model of the AFC of a living system

Если длительность импульса $\text{rect}(t)$ τ больше времени переходного процесса в четырехполюснике (Рисунок 2), то импульсы $\text{rect}(t)$ можем принять за функции Хевисайда $1(t)$. Реакцию системы на эти воздействия (Рисунок 3б) принимаем за

переходные характеристики четырехполюсника (Рисунок 3). С этими допущениями формула (3) примет вид

$$F(j\omega) = j\omega \cdot \int_0^{\tau} h(t)e^{-j\omega t} dt. \quad (5)$$

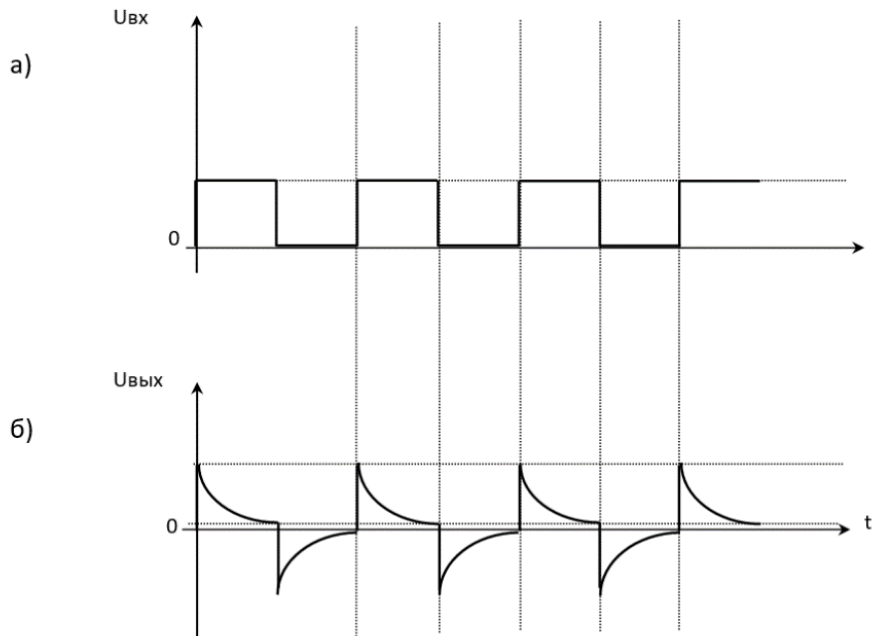


Рисунок 3 – Эпюры серии функций Хэвисайда на входе четырехполюсника (а) и переходного процесса на выходе четырехполюсника (б)

Figure 3 – Diagrams of a series of Heaviside functions at the input of a four-port network (a) and the transient process at the output of a four-port network (b)

С учетом вышесказанного модель ЖС может быть представлена в виде пассивного четырехполюсника. Это может быть реальный четырехполюсник, если речь идет об импедансной спектроскопии биоматериала [3–6], или виртуальный четырехполюсник, если речь идет о моделях систем или подсистем организма человека.

Метод классификации АП ЖС можно представить в виде следующей последовательности технологических операций. На шаге 1 определяется, какой тип модели (реальный или виртуальный) будет использоваться (определяет ЛПР). Если используется реальная импедансная модель, то с шага 1 происходит переход на шаг 4, в котором осуществляется спектроскопия биоматериала с последующим построением графика Коула. По графику Коула формируется биоимпедансная модель (шаг 5) [3, 4], по которой вычисляются дескрипторы (шаг 6) для обучаемого классификатора АП (шаг 7).

Если формируется виртуальная модель, то в качестве «сырых» данных используется модель переходного процесса в ЖС, полученная в результате проведения функциональной пробы (шаг 2). По модели переходного процесса в ЖС получаем АФЧХ биосистемы (шаг 3), которая эквивалентна графику Коула, получаемого в результате спектроскопии реального биоимпеданса.

Таким образом, АФЧХ ЖС может быть определена по одной переходной характеристике или по совокупности переходных характеристик с усреднением их во

временной или частотной областях. Получить модели функций Хэвисайда и реакции ЖС на ее воздействие весьма затруднительно, а зачастую, и просто невозможно.

Для решения этой задачи используем метод многофазного эксперимента [7–9]. В качестве теста выбирается функциональная проба на велоэргометре с показателями жизнедеятельности, отображающимися на мониторе: время (частота дискретизации 1 секунда), скорость, нагрузка и частота сердечных сокращений (ЧСС). На Рисунке 4 представлена фотография эксперимента.

При выполнении первой фазы эксперимента испытуемый путем увеличения нагрузки и скорости увеличивает ЧСС на 40...50 %. После достижения этого уровня испытуемый стабилизирует скорость, одновременно фиксируя процесс стабилизации ЧСС при стабильном значении скорости и величине нагрузки. После стабилизации ЧСС на уровне 1...2 % испытуемый «мгновенно» бросает крутить педали велоэргометра и фиксирует переходный процесс падения ЧСС до стационарного уровня. Для фиксации переходного процесса используется запись экрана монитора на камеру смартфона, которую должен осуществлять ассистент (Рисунок 4).



Рисунок 4 – Фотография процесса трехфазного эксперимента на велоэргометре
Figure 4 – Photograph of the process of a three-phase experiment on a bicycle ergometer

После стабилизации ЧСС испытуемый переходит ко второй фазе эксперимента. Путем повышения физической нагрузки ЧСС поднимается на 40...50 % от исходного значения, полученного после первой фазы, стабилизируется скорость и ожидается стабилизация ЧСС. После стабилизации ЧСС на уровне 1...2 % испытуемый

«мгновенно» прекращает крутить педали, а ассистент фиксирует переходный процесс ЧСС. Третья фаза эксперимента осуществляется аналогично второй. Результаты трех переходных процессов записываются в таблицу экспериментальных данных (ТЭД). Макет ТЭД для трехфазного эксперимента с N испытуемыми по M отсчетов переходного процесса в каждой фазе эксперимента представлен на Рисунке 5.

№ n/n	Первая фаза	Вторая фаза	Третья фаза
1	$a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1i}, \dots, a_{1M}$	$B_{11}, B_{12}, \dots, B_{1i}, \dots, B_{1M}$	$C_{11}, C_{12}, \dots, C_{1i}, \dots, C_{1M}$
2	$a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2i}, \dots, a_{2M}$	$B_{21}, B_{22}, \dots, B_{2i}, \dots, B_{2M}$	$C_{21}, C_{22}, \dots, C_{2i}, \dots, C_{2M}$
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
N	$a_{N1}, a_{N2}, \dots, a_{Ni}, \dots, a_{NM}$	$B_{N1}, B_{N2}, \dots, B_{Ni}, \dots, B_{NM}$	$C_{N1}, C_{N2}, \dots, C_{Ni}, \dots, C_{NM}$

Рисунок 5 – Пример таблицы экспериментальных данных для трехфазного эксперимента с N -испытуемыми по M отсчетов переходного процесса в каждой фазе эксперимента
Figure 5 – Example of a table of experimental data for a three-phase experiment with N -subjects based on M reports of the transient process in each phase of the experiment

По полученным экспериментальным данным классификатор относит АП к определенному классу или к определенному уровню, если АП привязан, например, к таким шкалам, как шкала порядка или шкала отношений.

Структура классификатора АП представлена в правой части Рисунка 1. Классификатор включает драйвер построения линейной системы, формирователь дескрипторов и модуль принятия решений, в качестве которого может выступать нейронная сеть.

На драйвер построения линейной системы поступают отсчеты переходного процесса в ЖС. Спектр переходного процесса определяем согласно дискретному преобразованию Фурье (ДПФ) как

$$F[m] = \Delta t \cdot \sum_{n=0}^{N-1} U_{\text{вых}}[n] \cdot e^{-\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot m \cdot n}{N}}, \quad (6)$$

где N – число дискретных отсчетов переходного процесса, Δt – шаг дискретизации переходного процесса $U_{\text{вых}}(t)$, $U_{\text{вых}}[n]$ – дискретные отсчеты переходного процесса $U_{\text{вых}}(t)$.

АФЧХ модели ЖС получаем согласно преобразованию Карсона

$$S[m] = \frac{j \cdot \pi \cdot m}{M} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} U_{\text{вых}}[n] \cdot e^{-\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot m \cdot n}{N}}, \quad (7)$$

где $M = \text{int}((N-1)/2)$ – число дискретных отсчетов АФЧХ, $m = 1 \dots M$.

Отсчеты АФЧХ поступают на формирователь дескрипторов классификатора АП. Для формирования дескрипторов необходима математическая модель ЖС, переходная характеристика которой исследуется. Так как математически описать процесс формирования реакции на тестовое воздействие в ЖС не представляется возможным, то в качестве модели ЖС используем феноменологическую модель в виде четырехполюсника, представленного на Рисунке 6. Тогда для построения такой модели достаточно определить параметры четырехполюсника, соответствующие полученной АФЧХ.

Согласно структурной схеме (Рисунок 2), феноменологическая модель состоит из двух компонент: комплексного сопротивления $Z(j\omega)$ и выходного сопротивления R_T . Так

как верхняя частота модели не превышает 0,25 Гц (шаг дискретизации переходного процесса равен двум секундам), то постоянная времени четырехполосника определяется активной составляющей сопротивления $Z(j\omega)$ и является достаточно большой величиной. Поэтому за номинальное значение R_T выбираем достаточно малую величину, например, 1 кОм. В качестве модели $Z(j\omega)$ используем рекурсивную модель Войта (рисунок 6) [3–6]. Она состоит из последовательно соединенных $R_\ell C_\ell$ двухполосников. Импеданс модели $Z(j\omega)$ на частоте ω определяется по формуле

$$Z_{VOIT}(\omega) = \sum_{\ell=1}^L (R_\ell^{-1} + j\omega C_\ell)^{-1}. \quad (8)$$

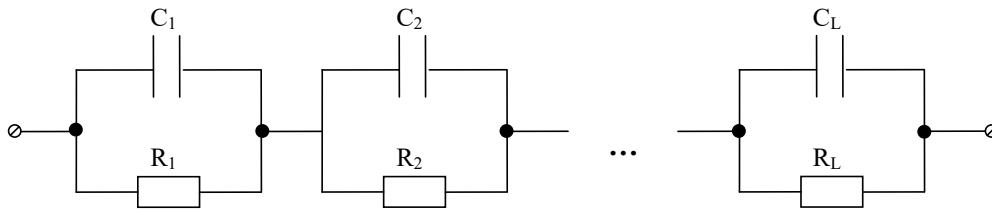


Рисунок 6 – Структура модели Войта живой системы
 Figure 6 – Structure of the Voight model of a living system

Таким образом, процесс формирования дескрипторов сводится к построению модели Войта, адекватной экспериментально полученной АФЧХ. Параметры модели Войта C_ℓ и R_ℓ для АФЧХ, полученной в j -ой фазе эксперимента, определяются путем решения систем нелинейных уравнений (8) [3, 4].

Для каждого пациента путем анализа виртуальной АФЧХ во всех фазах формируют три решения «слабых» классификаторов, из которых посредством агрегации формируют решение «сильного» классификатора (Рисунок 7). При формировании решения по классу АП согласно структурной схеме (Рисунок 7) решения «слабых» классификаторов зависят от экспериментальной группы, в которую могли войти пациенты разного возраста, лица с ограниченными возможностями здоровья, различного социального статуса и т. д., следовательно, решения «слабых» классификаторов необходимо «взвешивать».

Структурная схема процесса «взвешивания» «слабых» классификаторов представлена на Рисунке 8. «Слабые» классификаторы строятся для каждой эталонной группы по каждому маркеру (тесту). На схемах (Рисунки 7 и 8) они обозначены $NET1.1 \dots NETN.M$. Каждый классификатор NET_{nm} этой совокупности настраивается (обучается) на эталонной группе n и тесте m . «Слабые» классификаторы сгруппированы в M подмножества по числу используемых тестов или суррогатных маркеров (на Рисунке 8 их три). «Слабые» классификаторы, входящие в одно и то же подмножество, обучены на различных выборках. Результаты работы «слабых» классификаторов агрегируются в соответствующем подмножестве для определения «веса» маркера (теста). При этом используют все эталонные группы. Каждое из них соответствует определенному маркеру (тесту). После синтеза всех M «слабых» классификаторов по эталонной группе n определяется интегральный показатель оценки точности классификации АП по тесту m [10–19].

Выходы агрегаторов «вес» Тест _{m} (Рисунок 7) нормируются таким образом, чтобы их сумма была равна единице, после чего определяются «веса» эталонных экспериментальных групп $1 \dots N$. С этой целью вначале определяются показатели качества классификации «слабых» классификаторов по тестам m . Затем осуществляется агрегирование показателей качества «слабых» классификаторов по группам,

определяются «веса» эталонных групп с учетом «весов» тестовых маркеров, после чего приступают к построению «сильного» классификатора.

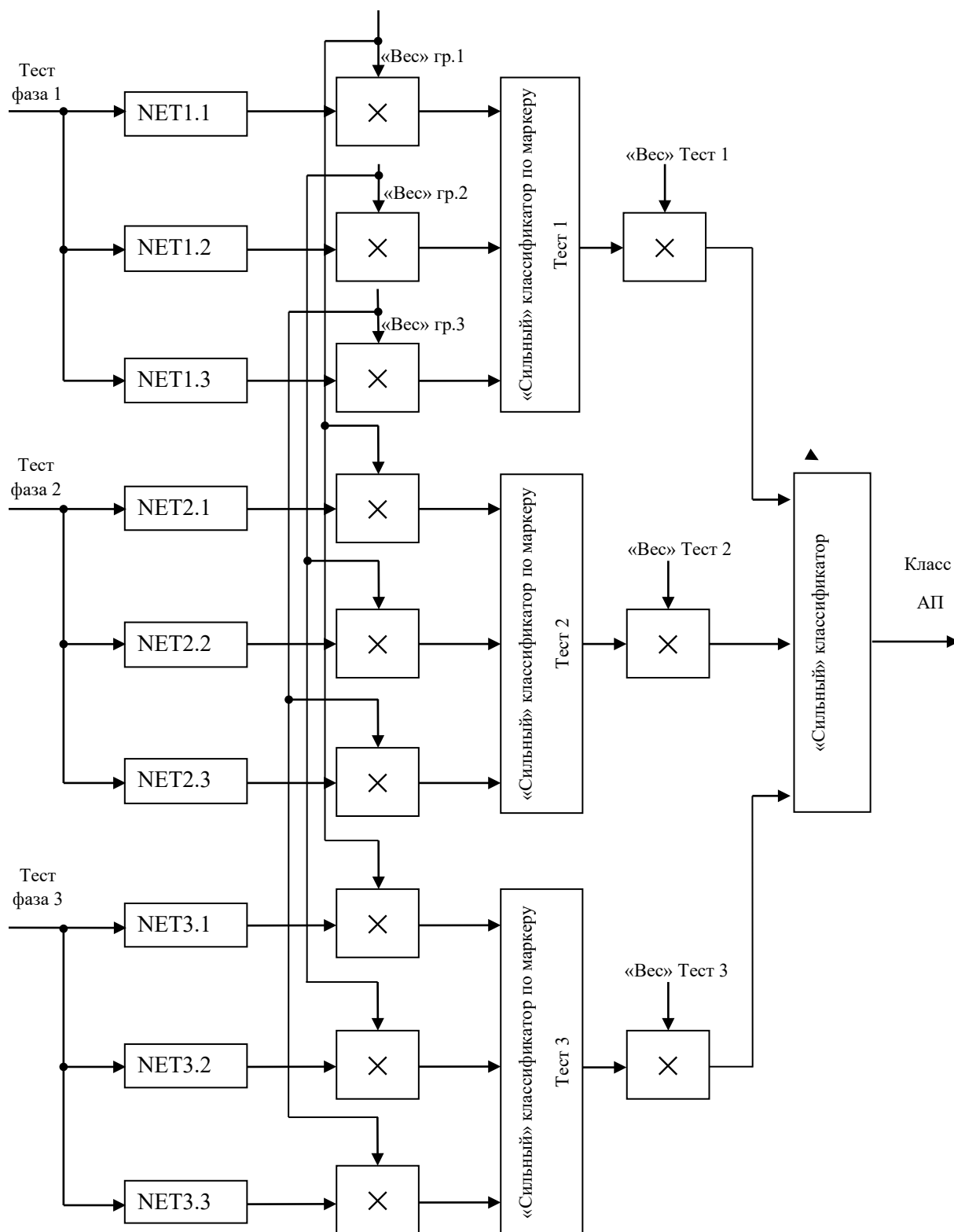


Рисунок 7 – Структурная схема модуля классификации адаптационного потенциала
 Figure 7 – Block diagram of the adaptation potential classification module

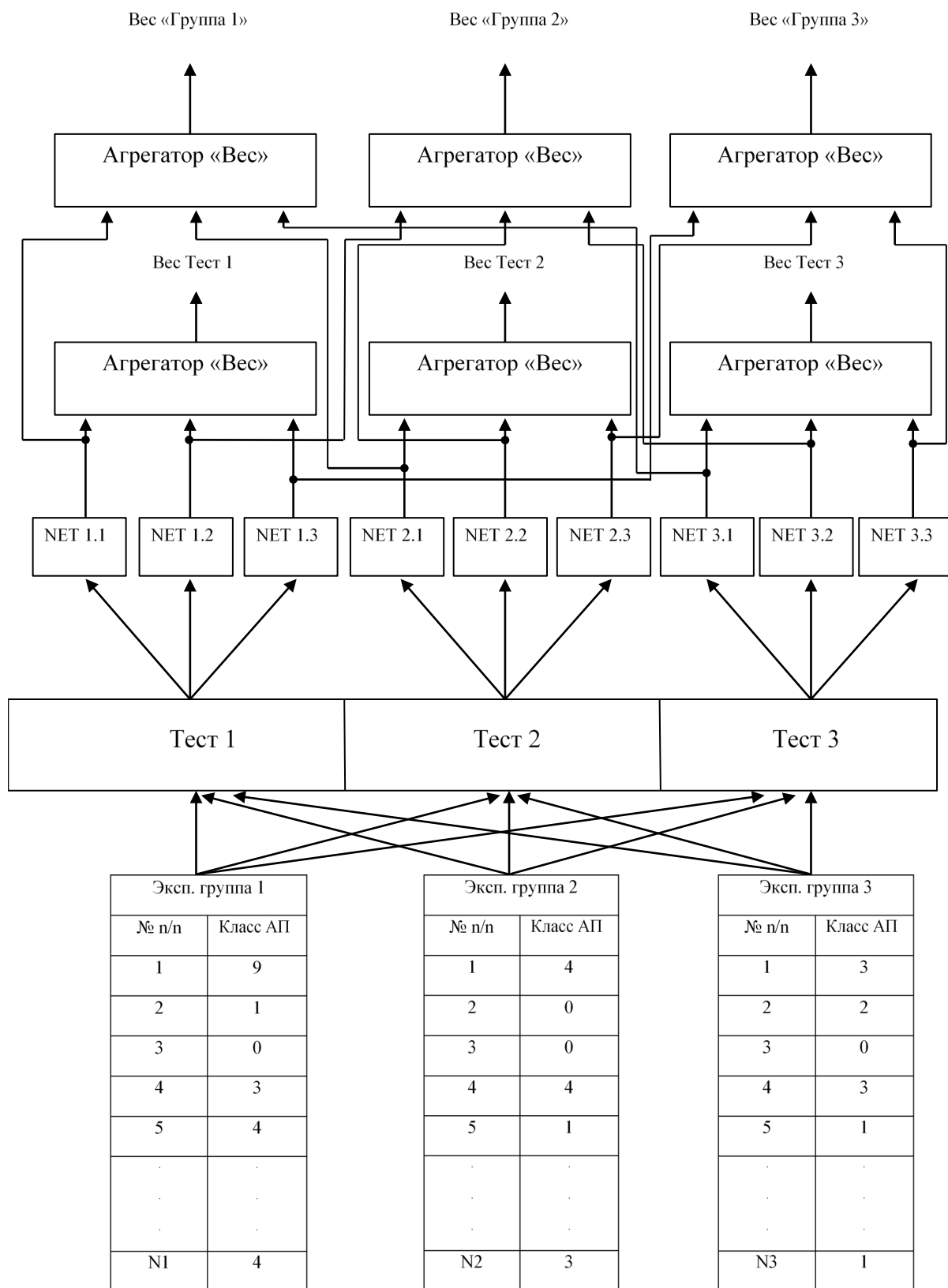


Рисунок 8 – Структурная схема процесса «взвешивания» классификаторов
Figure 8 – Block diagram of the process of "weighing" classifiers

При реализации алгоритма построения «сильного» классификатора используем N эталонных групп, в которые включаются образцы с прогнозируемыми классами АП, и M тестов, на основе которых получают «слабые» классификаторы АП. В итоге, если используем M тестов, то получаем матрицу $N \times M$ «слабых» классификаторов NET_{nm} . Эта матрица, развернутая в виде вектора, представлена в левой части Рисунка 7.

Синтез «сильного» классификатора осуществляется в два этапа. Вначале строятся «сильные» классификаторы по маркеру *Тест* с учетом веса эталонных групп. Затем получают итоговый «сильный» классификатор с учетом «весов» маркеров *Тест*. После синтеза «сильного» классификатора определяют его показатель качества классификации E_l в скалярной или векторной форме. Если показатель качества превышает или равен заданному значению E_0 , то классификатор построен. В противном случае необходима коррекция весов суррогатных маркеров.

Так как «вес» эталонной группы влияет на «вес» теста, то «взвешивание» является итерационным процессом. На Рисунке 8 приведена схема «взвешивания» на примере трех тестов и трех экспериментальных групп [5]. Коррекция весов суррогатных маркеров осуществляется в несколько этапов. На первом этапе проверяется эффективность уменьшения веса маркера m . Эта эффективность определяется увеличением показателя качества классификации по сравнению с качеством, полученным до коррекции весов, то есть сравниваются показатели E_{lm} и E_l . Если снижение веса маркера приводит к увеличению показателя качества, то новый показатель качества становится репером, а алгоритм осуществляет переход на процедуру дальнейшего снижения «веса» маркера m . В частности, контролируется выход веса маркера за пределы динамического диапазона и осуществляется ренормализация «весов» с учетом изменений.

Переход к изменению «веса» нового маркера осуществляется при условии, что модификация «веса» предшествующего маркера не приводит к увеличению показателя качества классификации. Также переход на новый маркер осуществляется в случае обнуления «веса» предыдущего маркера. Окончательно «сильный» классификатор получаем посредством агрегации промежуточных «сильных» классификаторов по маркерам с последующим учетом их «весов» (Рисунок 7).

Результаты

Согласно структурной схеме, представленной на Рисунке 7, классификатор АП имеет древовидную структуру с тремя ветвями: Тест фаза 1, Тест фаза 2 и Тест фаза 3. В каждой ветви имеются по три обучаемых нейросетевых классификатора, которые настраивались на трех различных обучающих выборках с известным рейтингом (весом) и образуют «листья» классификатора. Классификация АП включает в себя комплексное выполнение трех тестов на велоэргометре согласно вышеописанной методике трехфазного эксперимента. В результате прохождения каждой фазы теста конкретный испытуемый характеризуется тремя амплитудно-фазочастотными характеристиками, построенными в каждой фазе трехфазного эксперимента. Полагаем, что результаты тестов являются соответствующими суррогатными маркерами.

Синтез классификатора АП, включает следующую последовательность процедур.

1. Формируются эталонные группы с АП ω_p . Принимаем, что классификаторы двухальтернативные, то есть в выборках или эталонных группах объекты с классом высокий АП ω_1 и низкий АП ω_2 .

2. В результате трехфазного эксперимента в обучающих выборках для каждого образца получаем три временных ряда отсчетов ЧСС. Пример графиков этих временных рядов для одного пациента представлен на Рисунке 9.



Рисунок 9 – Пример результата трехфазного эксперимента
Figure 9 – Example of the result of a three-phase experiment

3. Для каждого временного ряда по формуле (6) определяется его спектр Фурье. По спектру Фурье с использованием формулы (7) определяется АФЧХ ЖС для каждой фазы эксперимента.

4. В каждой эталонной группе для каждого образца формируем векторы информативных признаков по числу фаз в эксперименте.

5. В соответствующей фазе формируем два вектора дескрипторов (Рисунок 10). Суррогатный маркер занимает полосу частот, определяемую шагом дискретизации частоты сердечных сокращений. В нашем случае шаг дискретизации составляет две секунды. Следовательно, полоса частот, занимаемая суррогатным маркером, составляет 0,25 Гц. При этом амплитудный диапазон $Re(m)$ и $Im(m)$ разбиваем на шесть поддиапазонов (Рисунок 10). В каждом поддиапазоне с номером g находим медианы $Re(med_g)$ и $Im(med_g)$, отсчеты которых используем в качестве компоненты вектора дескрипторов.

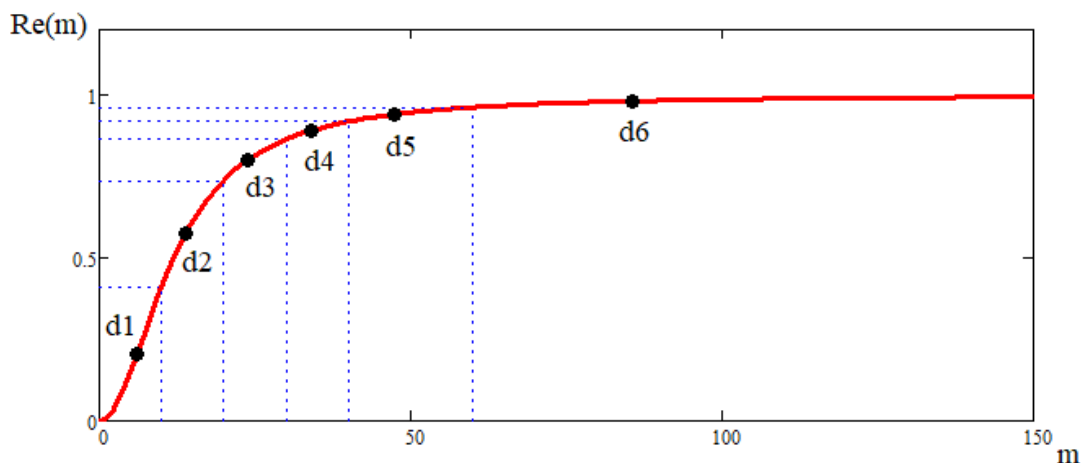


Рисунок 10 – Пример формирования вектора информативных признаков по действительной части суррогатного маркера

Figure 10 – Example of generating a vector of informative features based on the real part of a surrogate marker

6. Формируем «листья» (Рисунок 11) для «ветви» классификатора АП (Рисунок 8). На вход «листа» классификатора (например, на Рисунке 8 это NET1.1) поступают две секстады ($m1$ и $m2$ на Рисунке 11), прошедшие через байесовские фильтры (байесовские нормализаторы). Байесовские нормализаторы расщепляют входную секстаду на две (по числу выделяемых классов АП) и каждой выделенной секстады соответствует своя нейронная сеть (обучаемый классификатор). В итоге каждый «лист» содержит четыре

нейронные сети (НС), выходы которых определяют уверенности по классам АП по соответствующему суррогатному маркеру (по две НС на каждый суррогатный маркер с учетом того, что он представлен комплексной величиной).

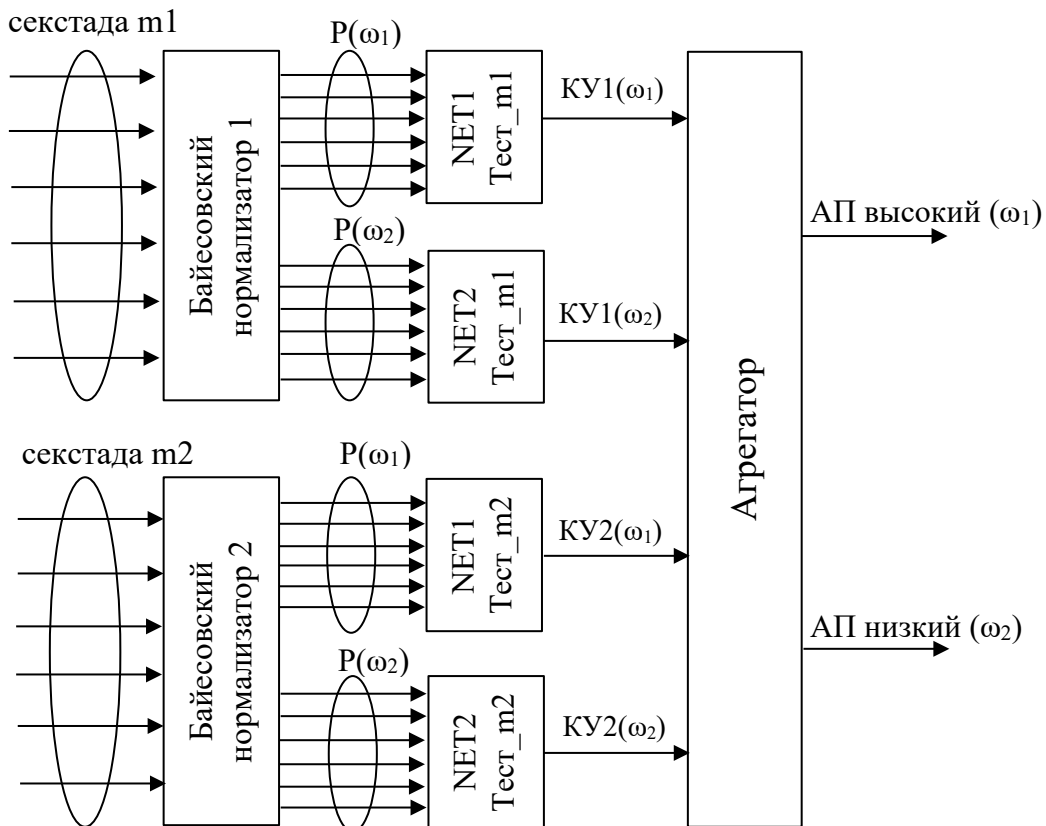


Рисунок 11 – Схема «листа» «ветви» классификатора адапционного потенциала
Figure 11 – Scheme of the "leaf" of the "branch" of the adaptive potential classifier

7. Формируем для каждого «листа» два байесовских нормализатора (соответствуют действительной и мнимой части АФЧХ). В результате НС в «листьях» расщепляются на четыре НС, каждая из которых определяет уверенность в соответствующем классе по соответствующему суррогатному маркеру. Нормирование дескрипторов на входе «листьев» классификатора осуществляется с использованием формулы Байеса. Для испытуемого получаем три суррогатных маркера в виде трех комплексных АФЧХ (по маркеру на каждую фазу эксперимента). Каждая комплексная АФЧХ дает два шестикомпонентных вектора информативных признаков (две секстады). Каждый элемент секстады фильтруется согласно формулам Байеса [20–22]

$$P_i(\omega_1 | Тест_mkg) = \frac{P(Тест_mkg | \omega_1) \cdot P(\omega_1)}{P(Тест_mkg)}, \quad (9)$$

$$P_i(\omega_2 | Тест_mkg) = \frac{P(Тест_mkg | \omega_2) \cdot P(\omega_2)}{P(Тест_mkg)}, \quad (10)$$

где $P(Тест_mkg | \omega_\rho)$ – условная вероятность $Тест_mkg$ при АП класса ω_ρ , $P(\omega_\rho)$ – априорная вероятность АП класса ω_ρ (определяется из статистических данных по исследуемому контингенту или по эталонным группам, на которых проводится обучение классификаторов), $P(Тест_mkg)$ – априорная вероятность $Тест_mkg$ (определяется как статистический показатель $Тест_mkg$ по исследуемым выборкам), k – метка

суррогатного маркера ($k=1,2$) в тесте m ($m=1, 2, 3$); g – номер частотного диапазона в суррогатном маркере ($g=1, 2, 3, 4, 5, 6$).

8. Вероятность T_{est_mkg} при свершившемся событии ω_ℓ определяется посредством тестирования пациентов с известными классами АП ω_ℓ тестом T_{est_m} . Для получения величины $P(T_{est_mkg}|\omega_\ell)$ строят гистограмму результатов тестирования T_{est_mkg} по выборкам « ω_1 » и « ω_2 ». Выходы байесовских нормализаторов для «слабых» классификаторов T_{est_m} получаем согласно (9) и (10). На Рисунке 12 показаны гистограммы эталонных групп по ста пациентам в каждой с низким АП и высоким АП. На Рисунке 13а показана гистограмма средних значений в двух эталонных группах, полученных по гистограммам Рисунка 12. Эта гистограмма взята за основу построения байесовского нормализатора по суррогатному маркеру « T_{est_111} ». На Рисунке 13б показан график нормирующего коэффициента $\frac{P(\omega_1)}{P(T_{est_mkg})}$ при $P(\omega_1)=0,5$.

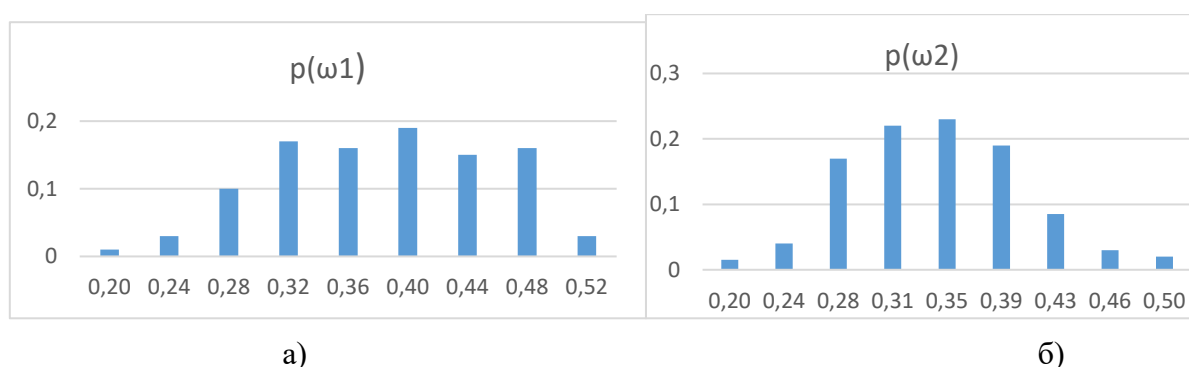


Рисунок 12 – Примеры гистограмм «Тест_111» для выборок « ω_1 » и « ω_2 »
Figure 12 – Examples of "Test_111" histograms for samples " ω_1 " and " ω_2 "

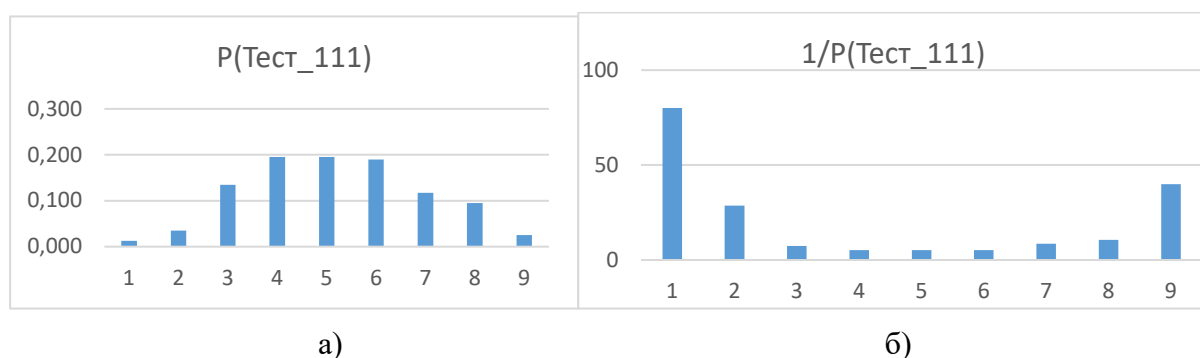


Рисунок 13 – Примеры гистограмм «Тест_111» для выборок « ω_1 » и « ω_2 »
Figure 13 – Examples of "Test_111" histograms for samples " ω_1 " and " ω_2 "

На Рисунке 14а и 14б показаны выходы байесовских классификаторов (получены на основе (9) и (10) и графиков Рисунок 12 и Рисунок 13б) для классификаторов АП в двух группах. На Рисунке 14в показаны результирующие коэффициенты уверенности по двум классам байесовских «слабых» классификаторов. Знаком минус кодируются коэффициенты уверенности по альтернативному классу. На Рисунке 14г показаны графики коэффициентов уверенности байесовских классификаторов (аналоги функций принадлежности), полученные путем экспертной аппроксимации диаграмм, представленных на Рисунке 14в.

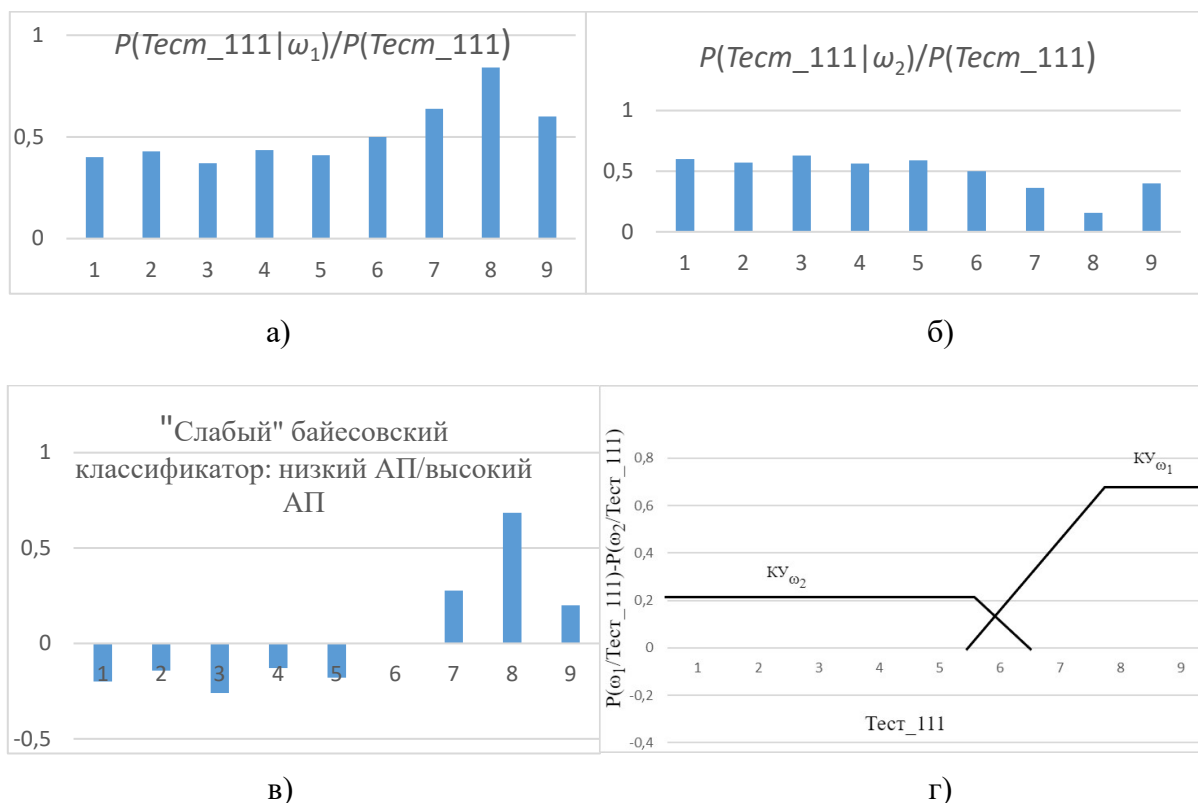


Рисунок 14 – Графики выходов коэффициентов уверенности «слабых» байесовских классификаторов

Figure 14 – Graphs of outputs of confidence coefficients of "weak" Bayesian classifiers

9. Определяем выходы НС NET «листьев» классификатора АП

$$\{KY_k(\omega_\ell) = NET_i(\omega_\ell, \text{Тест_mk})\}, m = \overline{1, M}; k = \overline{1, 2}; i = \overline{1, 3}; \quad (11)$$

где i -номер эталонной группы.

10. Для множества маркеров Тест_m строится множество агрегаторов

$$\{Y_{mi} = Agr_{k,\ell}(KY_k(\omega_\ell)mi)\}, m = \overline{1, M}; k = \overline{1, 2}; i = \overline{1, 3}; \quad (12)$$

то есть формируются «листья» «ветвей» классификатора АП. В частном случае (12) может быть реализовано посредством многослойного персептрона с линейной функцией или сигмоидальной функцией активации.

11. Формируем «ветви» классификатора АП путем агрегирования «слабых» классификаторов по суррогатным маркерам с учетом «фильтра» по эталонным группам

$$\{Z_m = Agr_i(F_i(Y_{mi}))\}, m = \overline{1, M}. \quad (13)$$

Класс АП на выходе промежуточного «сильного» классификатора определяется по правилу нечеткого «ИЛИ»:

$$Z_m = \max_{i=1, N}\{(F_i(Y_{mi}))\}. \quad (14)$$

12. Финальный «сильный» классификатор получаем посредством агрегирования промежуточных «сильных» классификаторов

$$\{R = Agr_m(Z_m)\}, m = \overline{1, M}, \quad (15)$$

то есть формируются «дерево» классификатора АП.

При этом качество классификации финального классификатора слабо зависит от «удачного» формирования экспериментальных выборок или «удачно» выбранного суррогатного маркера, так как веса «неудачников» могут быть установлены на достаточно низком уровне, что приведет к прекращению их практического влияния на окончательное решение [5].

Обсуждение результатов

В формировании экспериментальной группы принимали участие 120 студентов и аспирантов медицинского факультета Юго-Западного государственного университета и Курского государственного медицинского университета (2021–2022 годы), в возрасте от 16 до 30 лет. Для оценки АП студентов использовался показатель активности регуляторных систем (ПАРС) по пяти критериям [23]. Показатель ПАРС определялся посредством аппаратно-программного комплекса (АПК) «ЗДОРОВЬЕ-ЭКСПРЕСС». Величина ПАРС определяется в условных баллах (в диапазоне от 1 до 10). Так как использовался дихотомический классификатор со структурой (Рисунки 7, 8, 11), то молодые люди, у которых были промежуточные результаты ПАРС, то есть значения ПАРС, составлявшими пять или шесть баллов, исключались из экспериментальной группы. В итоге была сформирована паритетная обучающая выборка, включающая пятьдесят человек на каждый класс. Гендерные различия в каждом классе АП не превышали 10 %.

В Таблице 1 приведены результаты ROC-анализа для классификатора, построенного согласно схемам (Рисунки 7, 8, 11), обученного по дескрипторам, полученным посредством импедансной модели ЖС.

Таблица 1 – Результаты ROC-анализа для классификатора адаптационного потенциала
Table 1 – Results of ROC analysis for the adaptive potential classifier

$KU_{\text{Пор}}$	0,50	0,55	0,60	0,65	0,70	0,75	0,80
ДЧ	0,85	0,80	0,75	0,65	0,50	0,30	0,2
ДС	0,80	0,85	0,90	0,925	0,95	0,975	1

Классификатор имеет два выхода, соответствующие классам «Низкий АП» и «Высокий АП». Изменение порога классификации $KU_{\text{Пор}}$ позволяет менять показатели диагностической чувствительности (ДЧ), диагностической специфичности (ДС) и диагностической эффективности (ДЭ) [5].

Решение по классификации принимается по правилу: ЕСЛИ $KU_{\omega_1} > KU_{\text{Пор}}$. ТО ω_1 ИНАЧЕ ω_2 . $KU_{\text{Пор}}$ выбирались с учетом особенностей аппроксимации гистограмм H_{ω_1} и H_{ω_2} (Рисунок 15).

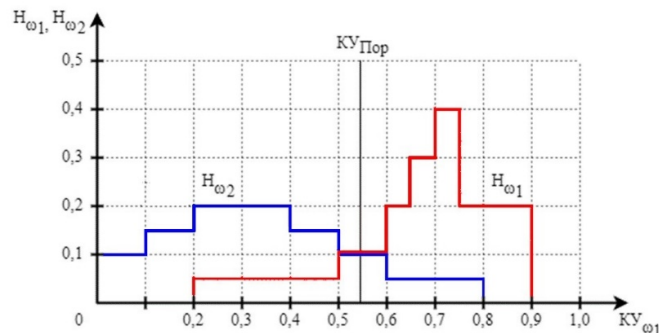


Рисунок 15 – Гистограммы распределения классов ω_1 и ω_2 по величине KU_{ω_1}
Figure 15 – Histograms of the distribution of classes ω_1 and ω_2 by the value of CC_{ω_1}

Показатели качества классификации для предложенной модели классификатора АП представлены в Таблице 2.

Таблица 2 – Экспериментальные данные по показателям качества классификации адаптационного потенциала

Table 2 – Experimental data on quality indicators for classification of adaptation potential

Обследуемые	Число объектов на класс	Показатели качества классификации		
		ДЧ	ДС	ДЭ
Обучающая выборка	$n_{\omega_1} = 50$	76%	72%	74%
	$n_{\omega_2} = 50$			
Контрольная выборка	$n_{\omega_1} = 30$	70%	63%	67%
	$n_{\omega_2} = 30$			

Классификационные оценки АП предложенным классификатором в удовлетворительной степени соответствуют оценкам, в качестве которых использовался ПАРС, определяемый посредством АПК «ЗДОРОВЬЕ-ЭКСПРЕСС». Анализ этих результатов позволяет рекомендовать эту модель классификатора для использования в практической медицине.

Выводы

1. Разработана методология для оценивания и прогнозирования эффективности экзогенных воздействий на живые системы, и позволяющая управлять этими воздействиями в терапевтической и реабилитационной практике, включающая:

- метод оценки адаптационного потенциала организма человека, заключающийся в проведении функциональной пробы, ассоциируемой с функцией Хэвисайда, получением модели переходного процесса, вызванного реакцией живой системы на функциональную пробу, получением импедансной модели живой системы, адекватной полученной модели переходного процесса, вычислением дескрипторов по полученной импедансной модели, и классификацией адаптационного потенциала посредством обучаемого классификатора по полученному вектору информативных признаков, включающий:

- методику трехфазного эксперимента, заключающуюся в моделировании функции Хэвисайда в процессе выполнения велоэргометрической функциональной пробы на трех уровнях функционального состояния организма человека, позволяющую вычислять дескрипторы для трех «ветвей» классификатора адаптационного потенциала;

- параметрическую модель функционального состояния живой системы в виде импедансной модели Войта, отличающуюся тем, что живая система представлена в виде эквивалентного четырехполюсника, параметры которого определяются по импедансной диаграмме, построенной по экспериментальным отсчетам переходной характеристики живой системы или ее подсистем, позволяющую использовать виртуальные параметры модели Войта для классификации адаптационного потенциала живой системы;

- структуру классификатора адаптационного потенциала, включающую драйвер построения линейной импедансной модели живой системы, формирователь дескрипторов и модуль принятия решений, отличающуюся тем, что в качестве линейной импедансной модели живой системы используется амплитудно-фазочастотная характеристика четырехполюсника, построенная по переходной характеристике модели живой системы, а дескрипторы вычисляются по импедансной модели Войта амплитудно-фазочастотной характеристики модели живой системы;

– модуль принятия решений в виде иерархической древовидной структуры, «листья» которой обучаются на различных обучающих выборках, а «ветви» – «слабые» классификаторы, построенные на различных тестах (суррогатных маркерах), включенных в функциональную пробу;

– алгоритм построения классификатора адаптационного потенциала, включающий процедуры обучения и тестирования «слабых» классификаторов, отличающийся процедурами определения весов по тестам и по обучающим выборкам с последующей агрегацией их решений в «сильный» классификатор посредством двух уровней агрегаторов;

– методику синтеза моделей функционального состояния живых систем на основе виртуальных импедансных моделей, отличающуюся алгоритмом определения параметров виртуальной импедансной модели живой системы, позволяющую вычислить дескрипторы для обучаемых классификаторов адаптационного потенциала.

2. Синтезирован классификатор адаптационного потенциала с древовидной структурой. В качестве «ветвей» классификатора использовались «слабые» классификаторы, построенные на основе дескрипторов, формируемых из сырых данных соответствующей фазы трехфазного эксперимента. В качестве «листьев» в «ветвях» классификатора использовались гибридные «слабые» классификаторы, отличающиеся включением байесовских нормализаторов между входным вектором и входами обучаемых классификаторов, что позволяет при синтезе классификатора использовать как экспертные, так и статистические данные, что повышает показатели качества классификации адаптационного потенциала.

3. Разработанные классификационные модели адаптационного потенциала могут быть использованы в контурах биотехнических и биологических обратных связей для персонализированного контроля и управления процессами терапии и реабилитации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Анохин П.К. *Избранные труды: Кибернетика функциональных систем*. Москва: Медицина; 1998. 400 с.
Anokhin P.K. *Izbrannye trudy: Kibernetika funktsional'nykh sistem*. Moscow: Meditsina; 1998. 400 p. (In Russ.).
2. Апанасенко Г.Л., Попова Л.А., Маглеваний А.В. *Санология. Основы управления здоровьем*. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing; 2012. 404 с.
Apanasenko G.L., Popova L.A., Maglevanyi A.V. *Sanologiya. Osnovy upravleniya zdorov'em*. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing; 2012. 404 p. (In Russ.).
3. Мирошников А.В., Шаталова О.В., Ефремов М.А., Стадниченко Н.С., Новоселов А.Ю., Павленко А.В. Алгоритм оптимизации модели Войта в классификаторах функционального состояния живых систем. *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2022;12(2):59–75.
Miroshnikov A.V., Shatalova O.V., Efremov M.A., Stadnichenko N.S., Novoselov A.Yu., Pavlenko A.V. Method for classification of the functional state of living systems based on recurrent Voigt models. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Equipment Engineering*. 2022;12(2):59–75. (In Russ.).
4. Мирошников А.В., Стадниченко Н.С., Шаталова О.В., Филист С.А. Модели импеданса биоматериала для формирования дескрипторов в интеллектуальных

- системах диагностики инфекционных заболеваний. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(4). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.31.4.018>.
- Miroshnikov A.V., Stadnichenko N.S., Shatalova O.V., Filist S.A. Biomaterial impedance models for the formation of descriptors in intelligent systems for the diagnosis of infectious diseases. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii = Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(4). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.31.4.018>.
5. Шаталова О.В. *Интеллектуальные системы мониторинга медицинских рисков с учетом биоимпедансных исследований*. Курск: Юго-Западный государственный университет; 2020. 356 с.
Shatalova O.V. *Intellektual'nye sistemy monitoringa meditsinskikh riskov s uchetom bioimpedansnykh issledovaniy*. Kursk: Southwest State University; 2020. 356 p. (In Russ.).
6. Филист С.А., Шаталова О.В., Богданов А.С. Модели биоимпеданса при нелинейной вольтамперной характеристике и обратимом пробое диэлектрической составляющей биоматериала. *Бюллетень сибирской медицины*. 2014;13(4):129–135. <https://doi.org/10.20538/1682-0363-2014-4-129-135>.
Filist S.A., Shatalova O.V., Bogdanov A.S. Bioimpedance models at the nonlinear volt-ampere characteristic and reversible breakdown of the dielectric component of the biomaterial. *Byulleten' sibirskoi meditsiny = Bulletin of Siberian Medicine*. 2014;13(4):129–135. (In Russ.). <https://doi.org/10.20538/1682-0363-2014-4-129-135>.
7. Шуткин А.Н. Информативно-аналитическая модель принятия решений о профессиональной пригодности и оценке состояния здоровья работников опасных производств. *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2017;7(2):56–61.
Shutkin A.N. Informative-analytical model of decision-making on professional suitability and the assessment of the health of workers in hazardous industries. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Equipment Engineering*. 2017;7(2):56–61. (In Russ.).
8. Шуткин А.Н. Теоретические и экспериментальные модели прогнозирования профессиональной пригодности работников экстремальных профессий. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2017;(3):36–45.
Shutkin A.N. Theoretical and experimental forecasting model of professional suitability of employees of extreme professions. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = The Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2017;(3):36–45. (In Russ.).
9. Кудрявцев П.С., Шуткин А.Н., Протасова В.В., Филист С.А. Структурно-функциональная модель для мониторинга влияния управляющих воздействий на функциональное состояние самоорганизующихся систем. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2015;(2):105–118.
Kudryavtsev P.S., Shutkin A.N., Protasova V.V., Filist S.A. Structural functional model for monitoring the influence of control actions on self-organizing systems state. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = The Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2015;(2):105–118. (In Russ.).

10. Ермаков С.А., Болгов А.А. Оценка риска с использованием нейро-нечеткой системы. *Информация и безопасность*. 2022;25(4):583–592. <https://doi.org/10.36622/VSTU.2022.25.4.012>.
Ermakov S.A., Bolgov A.A. Risk assessment using a neuro-fuzzy system. *Informatsiya i bezopasnost'*. 2022;25(4):583–592. (In Russ.). <https://doi.org/10.36622/VSTU.2022.25.4.012>.
11. Кореневский Н.А., Филист С.А., Красковский А.Б., Афанасьев В.И. Теория проектирования нечетких сетевых экспертных систем для управления медико-экологической безопасностью. *Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика*. 2009;(9):146–151.
Korenevsky N.A., Filist S.A., Kraskovsky A.B., Afanasyev V.I. The theory of designing of indistinct network expert systems for management of mediko-ecological safety. *Nauchnye vedomosti Belgorodskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika. Informatika*. = *Belgorod State University. Scientific Bulletin. Series: Economics. Information technologies*. 2009;(9):146–151. (In Russ.).
12. Филист С.А., Томакова Р.А., Дегтярев С.В., Рыбочкин А.Ф. Гибридные интеллектуальные модели для сегментации изображений рентгенограмм грудной клетки. *Медицинская техника*. 2017;(5):41–45.
Filist S.A., Tomakova R.A., Degtyarev S.V., Rybochkin A.F. Gibridnye intellektual'nye modeli dlya segmentatsii izobrazhenii rentgenogramm grudnoi kletki. *Meditinskaya tekhnika = Biomedical Engineering*. 2017;(5):41–45. (In Russ.).
13. Филист С.А., Кассим К.Д.А., Руцкой Р.В. Гибридные решающие системы для прогнозирования послеоперационных осложнений у больных с доброкачественной гиперплазией предстательной железы. *Известия Юго-Западного государственного университета*. 2013;(5):40–49.
Filist S.A., Derkhim A. Kassim K., Rutskoj R.V., Hybrid decisive systems for forecasting of postoperative sequelae at patients with benign gyperplazia of the prostate gland. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2013;(5):40–49. (In Russ.).
14. Томакова Р.А., Филист С.А., Насер А.А. Нечеткие нейросетевые технологии для выделения сегментов с патологическими образованиями и морфологическими структурами на медицинских изображениях. *Биомедицинская радиоэлектроника*. 2012;(4):43–50.
Tomakova R.A., Filist S.A., Naser A.A. Indistinct neural-net technologies for separation of segments with pathologic formations and morphological structures in medical images. *Biomeditsinskaya radioelektronika = Biomedicine Radioengineering*. 2012;(4):43–50. (In Russ.).
15. Емельянов С.Г., Рыбочкин А.Ф., Филист С.А., Халаед А.Р. Нейросетевой решающий модуль для исследования живых систем. *Известия Курского государственного технического университета*. 2008;(2):77–82.
Emel'yanov S.G., Rybochkin A.F., Filist S.A., Khalaed A.R. Neurosetevoi reshayushchii modul' dlya issledovaniya zhivykh sistem. *Izvestiya Kurskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*. 2008;(2):77–82. (In Russ.).
16. Жилин В.В., Филист С.А., Халед Абдул Рахим, Шаталова О.В. Способ моделирования нечетких моделей в пакете MATLAB для биомедицинских приложений. *Медицинская техника*. 2008;(2):15–17. <https://doi.org/10.1007/s10527-008-9019-y>.
Zhilin V.V., Filist S.A., Rakhim Khaled Abdul, Shatalova O.V. A method for creating fuzzy neural-network models using the MATLAB package for biomedical applications.

- Meditinskaya tekhnika = Biomedical Engineering.* 2008;42(2):64–66.
<https://doi.org/10.1007/s10527-008-9019-y>.
17. Пихлап С.В., Томакова Р.А., Филист С.А. Нечеткие нейросетевые структуры для сегментации изображений глазного дна. *Вестник Воронежского государственного технического университета.* 2009;5(4):42–45.
Pikhlap S.V., Tomakova R.A., Filist S.A. Indistinct neural network structures for segmentation of images of an eyeground. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of Voronezh State Technical University.* 2009;5(4):42–45. (In Russ.).
 18. Петрова Т.В., Кузьмин А.А., Савинов Д.Ю., Серебровский В.В. Распределенные автономные интеллектуальные агенты для мониторинга и мета-анализа эффективности управления живыми системами. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии.* 2017;(4):61–73.
Petrova T.V., Kuzmin A.A., Savinov D.Yu., Serebrovskiy V.V. Distributed autonomous intellectual agents for monitoring and meta-analysis of living systems management effectiveness. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = The Caspian Journal: Management and High Technologies.* 2017;(4):61–73. (In Russ.).
 19. Жилин В.В., Филист С.А., Аль-Муаалеми Ваил Абдулкарим. Гибридный способ классификации биосигналов на основе технологий нечеткой логики принятия решений и нейронных сетей. *Биомедицинская радиоэлектроника.* 2009;(5):77–82.
Zhilin V.V., Filist S.A., Al-Muaalemi Vail Abdulkarim. Hybrid Method for Classification of Biosignals Based on Fuzzy Logic Decisions and Neural Networks Technology. *Biomeditsinskaya radioelektronika = Biomedicine Radioengineering.* 2009;(5):77–82. (In Russ.).
 20. Курочкин А.Г., Жилин В.В., Суржикова С.Е., Филист С.А. Использование гибридных нейросетевых моделей для многоагентных систем классификации в гетерогенном пространстве информативных признаков. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии.* 2015;(3):85–95.
Kurochkin A.G., Zhilin V.V., Surzhikova S.Ye., Filist S.A. Use of hybrid neural network models for mnogoagentny systems of classification in heterogeneous space of informative signs. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = The Caspian Journal: Management and High Technologies.* 2015;(3):85–95. (In Russ.).
 21. Курочкин А.Г., Протасова В.В., Филист С.А., Шуткин А.Н. Нейросетевые модели для мета-анализа медико-экологических данных. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение.* 2015;(6):48–53.
Kurochkin A.G., Protasova V.V., Filist S.A., Shutkin A.N. Neural network model for meta-analysis of medical and ecological data. *Neirokomp'yutery: razrabotka, primeneniye = Neurocomputers.* 2015;(6):48–53. (In Russ.).
 22. Филист С.А. Шаталова О.В., Ефремов М.А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение.* 2014;(6):35–69.
Filist S.A., Shatalova O.V., Efremov M.A. Hybrid neural network with macrolayers for medical application. *Neirokomp'yutery: razrabotka, primeneniye = Neurocomputers.* 2014;(6):35–69. (In Russ.).
 23. Трифонова Т.А., Мищенко Н.В., Климов И.А. *Оценка адаптационного состояния студентов.* Владимир: Аркаим; 2016. 94 с.
Trifonova T.A., Mishchenko N.V., Klimov I.A. *Otsenka adaptatsionnogo sostoyaniya studentov.* Vladimir: Arkaim; 2016. 94 p. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Петрунина Елена Валерьевна, кандидат технических наук, доцент, Московский политехнический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: petrunina@mggeu.ru

ORCID: [0000-0003-3661-0778](https://orcid.org/0000-0003-3661-0778)

Elena V. Petrunina, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Moscow Polytechnic University, Moscow, the Russian Federation.

Сафронов Руслан Игоревич, доцент кафедры электротехники и электроэнергетики, Курский государственный аграрный университет, Курск, Российская Федерация.

e-mail: russafronov@yandex.ru

ORCID: [0009-0004-5151-4711](https://orcid.org/0009-0004-5151-4711)

Ruslan I. Safronov, Associate Professor, Department of Electrical Engineering and Electricity, Kursk State Agricultural University, Kursk, the Russian Federation.

Пшеничный Александр Евгеньевич, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.

e-mail: lera.pesok@mail.ru

Alexander E. Pshenichny, Postgraduate Student, the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, the Russian Federation.

Филист Сергей Алексеевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.

e-mail: sfilist@gmail.com

ORCID: [0000-0003-1358-671X](https://orcid.org/0000-0003-1358-671X)

Sergey A. Filist, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor at the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, the Russian Federation.

Шехине Мохамад Туфик, доцент кафедры биологической и химической технологии, Курский государственный медицинский университет Минздрава России, Курск, Российская Федерация.

e-mail: chahine@kursksmu.net

ORCID: [0000-0001-8504-2418](https://orcid.org/0000-0001-8504-2418)

Mohamad Tufik Shehine, Associate Professor of the Department of Biological and Chemical Technology, Kursk State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, Kursk, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 03.04.2024; одобрена после рецензирования 17.04.2024; принята к публикации 28.04.2024.

The article was submitted 03.04.2024; approved after reviewing 17.04.2024; accepted for publication 28.04.2024.