

УДК 004.891.3:004.932.2

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.42.3.016](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.42.3.016)

## Нейронечеткие сети для систем дистанционного мониторинга амбулаторных пациентов с заболеваниями органов дыхания

А.В. Бутусов, А.Х. Алавси Хайдер, Р.А. Карачевцев, А.Ю. Сухомлинов,  
С.А. Филист✉

*Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация*

**Резюме.** В статье предложен решающий модуль для контроля функционального состояния системы дыхания, обеспечивающий интеллектуальную поддержку при принятии решений медицинским персоналом по госпитализации пациента. Для контроля степени тяжести внебольничной пневмонии на основе интернет-технологий разработан гибридный многоагентный классификатор со структурой, включающий сегменты факторов риска, связанные со «своей» системой нечеткого логического вывода, и метаклассификатор, предназначенный для агрегации решений этих систем, позволяющий осуществлять мониторинг функционального состояния системы дыхания пациента в удаленном интерактивном режиме. Разработана пятислойная нечеткая сеть, предназначенная для классификации степени тяжести внебольничной пневмонии по входному вектору, основанная на алгоритме Мамдани-Ларсена, позволяющая оценить степень тяжести внебольничной пневмонии на шкале 0–1 по сегменту факторов риска, используемому в традиционных шкалах риска пневмонии. Синтезирован нейронечеткий классификатор тяжести внебольничной пневмонии, построенный на основе шкалы риска пневмонии CRB-65. Сформирована база нечетких решающих правил системы нечеткого логического вывода и определены функции принадлежности для входных и выходных переменных в выбранном сегменте факторов риска. Апробация нейронечеткой модели гибридного классификатора степени тяжести внебольничной пневмонии проведена на экспериментальной группе из 200 пациентов, больных внебольничной пневмонией различной степени тяжести. Модель классификатора на контрольной выборке продемонстрировала диагностическую чувствительность 90 % и диагностическую специфичность 86 %. Осуществлено сопоставление результатов полученной модели риска внебольничной пневмонии с результатами экспертного оценивания и результатами, полученными на известных регрессионных моделях. Показатели качества классификации синтезированного нейронечеткого классификатора позволяют рекомендовать его для телекоммуникационных систем дистанционного мониторинга степени тяжести внебольничной пневмонии.

**Ключевые слова:** дистанционный мониторинг, интерфейс, шкалы риска внебольничной пневмонии, многоагентная система классификации, нейронечеткий классификатор, показатели качества классификации.

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

**Для цитирования:** Бутусов А.В., Алавси Хайдер А.Х., Карачевцев Р.А., Сухомлинов А.Ю., Филист С.А. Нейронечеткие сети для систем дистанционного мониторинга амбулаторных пациентов с заболеваниями органов дыхания. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2023;11(3). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1425> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.42.3.016

## Neural fuzzy networks for remote monitoring systems for outpatients with respiratory diseases

A.V. Butusov, A.H. Alawsi Hayder, R.A. Karachevtsev, A.Yu. Sukhomlinov, S.A. Filist✉

*Southwest State University, Kursk, the Russian Federation*

**Abstract.** The article proposes a decisive module for monitoring the functional state of the respiratory system, which provides intellectual support in making decisions by medical personnel regarding the hospitalization of a patient. To control the severity of community-acquired pneumonia, a hybrid multi-agent classifier has been developed based on Internet technologies with a structure that includes segments of risk factors associated with “its own” fuzzy inference system. A metaclassifier has been designed to aggregate the solutions of these systems, which allows monitoring the functional state of the patient breathing system in remote interactive mode. Based on the Mamdani-Larsen algorithm, a five-layer fuzzy network has been developed for classifying the severity of community-acquired pneumonia according to the input vector, which allows estimating the severity of community-acquired pneumonia on a 0–1 scale according to the segment of risk factors used in traditional pneumonia risk scales. A neuro-fuzzy classifier of community-acquired pneumonia severity based on the CRB-65 pneumonia risk scale was synthesized. The base of fuzzy decision rules of the fuzzy inference system is formed and the membership functions for input and output variables in the selected segment of risk factors are determined. The neuro-fuzzy model of a hybrid classifier of the severity of community-acquired pneumonia was tested using an experimental group of 200 patients with community-acquired pneumonia of varying severity. The classifier model on the control sample demonstrated a diagnostic sensitivity of 90 % and diagnostic specificity of 86 %. The results of the obtained risk model for community-acquired pneumonia were compared with the results of expert evaluation and the results obtained on known regression models. The quality indicators of the classification of the synthesized neuro-fuzzy classifier make it possible to recommend it for telecommunication systems for remote monitoring of community-acquired pneumonia severity.

**Keywords:** remote monitoring, interior, vein-hospital pneumonia risk scales, multi-agent classification system, neuro-fuzzy classifier, classification quality indicators.

**Acknowledgements:** the research was carried out as part of the implementation of the development program of the Federal State Educational Institution of Higher Education "Southwest State University", the program of strategic academic leadership "Priority-2030".

**For citation:** Butusov A.V., Alawsi Hayder A.H., Karachevtsev R.A., Sukhomlinov A.Yu., Filist S.A. Neural fuzzy networks for remote monitoring systems for outpatients with respiratory diseases. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;\*(\*) URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1425> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.42.3.016 (In Russ.).

### Введение

Развитие цифровой медицины способствует участию пациентов в лечебном и диагностическом процессах [1-4]. При этом эти мероприятия проводятся с пациентами, находящимися на амбулаторном лечении. Следовательно, часть медико-биологических показателей пациент получает самостоятельно без участия медицинского персонала, используя средства Интернета, и обеспечивает их доставку врачам и медицинским консультантам [4, 5].

В ходе развития телемедицины появились возможности, позволяющие осуществлять лечение пациентов дистанционно, в частности, это системы мониторинга состояния здоровья работников на производстве (контроль профессионального медицинского риска, например операторов на атомных электростанциях) и системы мониторинга течения болезни в домашних условиях. Эти системы могут

функционировать как в режиме реального времени (online), так и в отложенном режиме (offline) [3].

Внедрение информационных технологий с соответствующим инструментарием позволяет осуществлять контроль результатов терапевтических процедур не только лечащему врачу, но и самому пациенту. При этом контроль осуществляют на основе мониторинга динамики некоего интегрального показателя (суррогатного маркера), вычисляемого по совокупности медико-биологических данных пациента. В качестве суррогатного маркера могут использоваться выходы классификаторов, построенных на тех или иных парадигмах искусственного интеллекта. Использование при мониторинге телекоммуникационных интеллектуальных технологий позволяют выявить ошибки при постановке диагноза на начальной стадии заболевания и/или контролировать эффективность плана лечения [6, 7].

В [8] предложен инструментарий для создания телекоммуникационных систем для контроля состояния пациента, в том числе и при амбулаторном лечении. Таким инструментом служит интерьер. При помощи его программных средств лицо, принимающее решение (ЛПР), создает сообщество удаленных пользователей – пациентов, находящихся на амбулаторном лечении, которые имеют возможность посредством интернет-технологий предоставить ему информацию о своем состоянии здоровья. На основе этой информации оценивается динамика степени тяжести заболевания пациента. Тем самым реализуется парадигма персонифицированной медицины: диагноз – патология – план лечения – контроль эффективности лечения – коррекция плана лечения и т. д. На Рисунке 1 представлена структурная реализация такой технологии.



Рисунок 1 – Структурная схема телекоммуникационной связи “врач-пациент” при мониторинге функционального состояния пациента на основе интерьера

Figure 1 – Structural diagram of the telecommunications doctor-patient connection when monitoring the functional state of the patient based on the interior

Основным элементом в структуре системы обмена информацией между амбулаторным больным и ЛПР является интерьер. Интерьер связан с внешним миром через Интернет и обеспечивает обмен информацией между ЛПР и пациентом в виртуальном интерактивном режиме. Посредством анализа результатов мониторинга ЛПР оценивает динамику функционального состояния пациента в процессе лечения. Структуру интерьера и его назначение поясняет Рисунок 2.

Контроль эффективности терапевтических процедур и/или оценка состояния пациента посредством интерьера реализуется в три этапа. На первом этапе выбираются факторы риска (ФР), на основе мониторинга которых осуществляют контроль состояния здоровья пациента. На втором этапе создается база инструментальных средств, позволяющих контролировать ФР для осуществления мониторинга состояния здоровья пациента. Данные для реализации этого этапа могут сниматься как непосредственно с

пациента в режиме online, так и поступать с медицинских карт пациента, находящихся на сервере поликлиники [9, 10]. На третьем этапе создается программное обеспечение (ПО) интерьера, посредством которого осуществляется непрерывный контроль функционального состояния пациента.



Рисунок 2 – Структура интерьера  
Figure 2 – Interior structure

Основным элементом интерьера является классификатор медицинского риска (МР), в качестве которого на Рисунке 2 выступает нейронечеткая модель МР. На нее в квазинепрерывном режиме поступает регистрируемая информация о пациенте согласно выбранной шкале риска, а она возвращает величину уровня доверия к классифицируемому состоянию пациента.

### Материалы и методы

В клинической практике наряду с заболеваниями сердечно-сосудистой системы, ход лечения которых может контролироваться в домашних условиях, актуальной проблемой домашней реабилитации является патология органов дыхания в форме пневмонии. Пневмонии – группа различных по этиологии, патогенезу, морфологической характеристике острых инфекционных заболеваний, характеризующихся очаговым поражением респираторных отделов легких с обязательным наличием внутриальвеолярной экссудации [11].

Внебольничная пневмония (ВП) занимает лидирующую позицию в структуре смертности от инфекций нижних дыхательных путей и ассоциирована с высокой заболеваемостью и неблагоприятным прогнозом. В связи с этим ВП требует особого внимания при мониторинге эффективности плана лечения, так как в последнее время наблюдается быстрый рост резистентности микроорганизмов к антибактериальным препаратам. Основным вопросом при мониторинге лечения пневмонии в домашних условиях является вопрос госпитализации: лечить амбулаторно или переводить в стационар.

Шкалы риска ВП позволяют оценить степень тяжести пневмонии и определить необходимость в интенсивных методах лечения [12]. Однако, несмотря на их многочисленность, все они имеют определенные недостатки, что затрудняет их использование в широкой клинической практике [13].

При мониторинге состояния больного ВП в амбулаторных условиях главной задачей является оценка степени тяжести пневмонии, на основании которой ведется прогноз заболевания и принимается решение о возможном переходе на лечение в условиях стационара. Цель настоящего исследования – создание решающего модуля для прогнозирования степени тяжести ВП, позволяющего обеспечить интеллектуальную поддержку при принятии решений медицинским персоналом по госпитализации пациента по факторам риска, используемых в рутинной практике врача-пульмонолога и получаемых посредством телемониторинга. Задачи исследования: выявить на основании разведочного анализа предикторы тяжелого течения пневмонии, построить их функции принадлежности к нечеткому множеству «риск пневмонии», разработать структуру и архитектуру системы нечеткого вывода по определению степени тяжести пневмонии и провести ROC-анализ полученной модели нейронечеткой сети.

В настоящий момент существует целый ряд диагностических приемов, позволяющих разделить все ВП на две категории: тяжелые и нетяжелые. Чаще всего для принятия такого решения используют две шкалы: шкала CURB-65 и шкала CRB-65. Однако это балльные интервальные шкалы, решения по которым носит консультативный характер и которые требуют для повышения надежности их прогноза размытие точечной балльной оценки по интервальной шкале и, таким образом, осуществить переход на абсолютную шкалу риска. Поэтому за основу такой шкалы возьмем структуру многоагентного иерархического классификатора, которая описана в [14]. Основная идея построения этого классификатора заключается в сегментировании ФР на относительно независимые подмножества с привязкой каждого такого подмножества к автономному интеллектуальному агенту (АИА), который принято называть «слабым» классификатором. ФР для оценки степени тяжести пневмонии разделим на пять сегментов: данные физикального обследования, лабораторные данные, рентгенологические данные, сопутствующие состояния (коморбидность) и социальные условия. В каждом сегменте для классификации данных используем АИА. Для агрегирования решений АИА используется метаклассификатор, который выносит окончательное решение по уровню МР. Таким образом, структура мультимодального классификатора (ММК), основанного на такой сегментации ФР, имеет вид, представленный на Рисунке 3. Для построения многоагентной системы классификации со структурой Рисунок 3 используют формальные методы, наиболее популярным из которых являются нейронные сети (НС). НС – это обучаемые классификаторы, способные обобщать данные, но не дающие представление о сущности процесса классификации и процесса обучения, что вызывает ряд проблем, связанных с оптимальным объемом обучающей выборки и исключением локальных экстремумов при обучении.

Учитывая, что шкалы тяжести ВП неоднозначны и имеют недостаточно доверия к их выводам, структурно-функциональную модель ММК будем формировать на основе системы нечеткого логического вывода (СНЛВ) на нижнем иерархическом уровне и с НС на верхнем иерархическом уровне. Таким образом, с учетом этих соображений структурная схема ММК риска пневмонии примет вид, показанный на Рисунке 4 [15].

В структуру ММК, представленную на Рисунке 4, входят пять сегментов факторов риска (СФР), каждому из которых сопоставляется «своя» СНЛВ, включающая типовые структурно-функциональные элементы: фаззификатор, агрегирования подусловий, активации подзаключений, аккумулярование заключений и дефаззификации. Каждой СНЛВ соответствует своя база нечетких решающих правил. При этом в качестве СФР можно использовать определенную шкалу риска ВП.

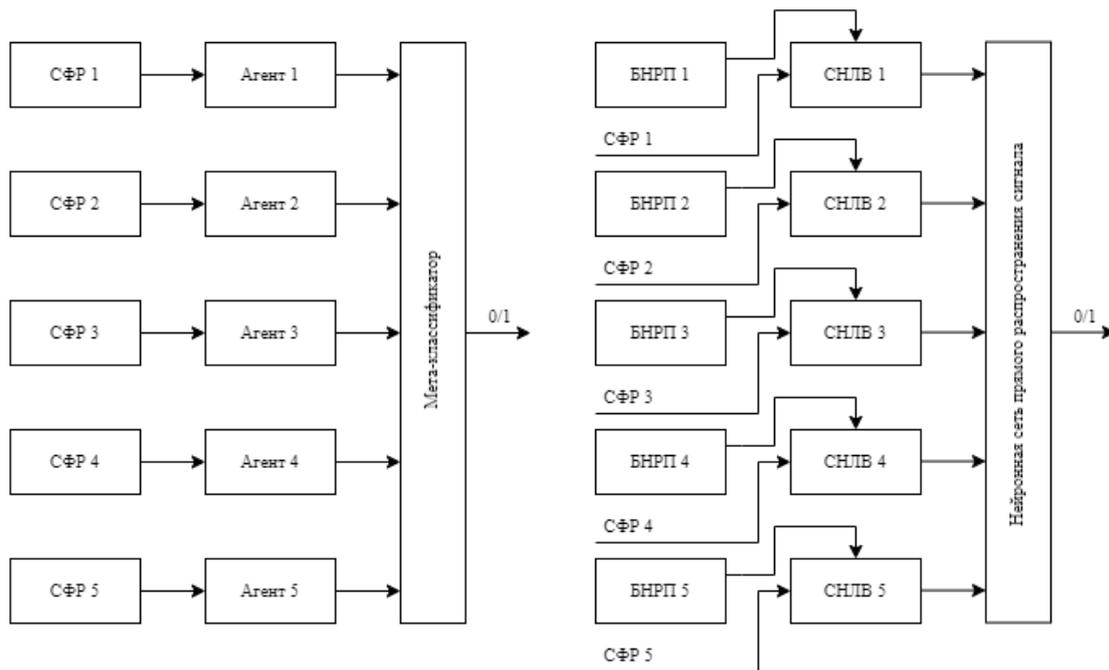


Рисунок 3 – Структура многоагентной системы классификации степени тяжести внебольничной пневмонии  
Figure 3 – Structure of a multi-agent system for classifying the severity of community-acquired pneumonia

Рисунок 4 – Мультимодальный классификатор риска внебольничной пневмонии на основе нейронечеткой сети  
Figure 4 – Multimodal risk classifier of community-acquired pneumonia based on a neuro-fuzzy network

Проиллюстрируем создание ММК на примере шкалы риска ВП CRB-65, которая оценивает риск ВП по четырехбалльной шкале и предлагает анализ четырех признаков:

- 1)  $x_1$  – нарушение сознания, обусловленное пневмонией;
- 2)  $x_2$  – тахипноэ  $\geq 30$  в минуту;
- 3)  $x_3$  – снижение систолического артериального давления (АД)  $< 90$  мм рт. ст. или диастолического АД  $\leq 60$  мм рт. ст.;
- 4)  $x_4$  – возраст пациента  $\geq 65$  лет.

Наличие каждого признака оценивается в 1 балл:

- 1) 0 баллов – амбулаторное лечение;
- 2) 1–2 балла – наблюдение и оценка в стационаре;
- 3) 3–4 баллов – неотложная госпитализация [16].

Эта шкала является одной из моделей СФР ВП, который может использоваться как автономно, так и в совокупности с другими СФР ВП. При этом метаклассификатор должен быть построен таким образом, чтобы оставаться работоспособным в случае отсутствия доступа к одному из СФР совокупности.

За основу СНЛВ возьмем систему нечеткого вывода, основанную на алгоритме Мамдами или Ларсена. Будем определять уверенность только в одном классе – «риск ВП». Согласно шкале CRB-65 риск ВП зависит от числа ФР, установленных у пациента. Так как ФР четыре, то число их у пациента может быть ноль, один, два, три или четыре. Следовательно, первые четыре нечетких решающих правила (НРП) для определения лингвистической переменной  $y$ =«риск ВП» можем записать следующим образом:

$$\text{ЕСЛИ } x_i \text{ ТО } y=\text{«низкий»}. \quad (1)$$

Следующие шесть НРП запишутся так:

$$\text{ЕСЛИ } (x_i \text{ И } x_j) \text{ ТО } y=\text{«средний»}, \quad (2)$$

где  $i \neq j$ .

Следующие четыре НРП запишутся так:

$$\text{ЕСЛИ } (x_i \text{ И } x_j \text{ И } x_q) \text{ ТО } y=\text{«высокий»}, \quad (3)$$

где  $i \neq j \neq q$ .

И, наконец, последнее НРП:

$$\text{ЕСЛИ } (x_1 \text{ И } x_2 \text{ И } x_3 \text{ И } x_4) \text{ ТО } y=\text{«высокий»}. \quad (4)$$

Так как при срабатывании НРП (2) срабатывают решающие правила (1), а при срабатывании решающих правил (3) срабатывают решающие правила (1) и (2) и т. д., то необходимо иметь ввиду, что по мере увеличения в antecedенте нечетких продукций (1)...(4) количества ФР, его величина не может уменьшаться по отношению к тем antecedентам, в которых число ФР меньше. Учтем это в консеквентах путем умножения их на коэффициенты  $c_1=1$ ,  $c_2=2$ ,  $c_3=3$ ,  $c_4=4$  в соответствии с номерами НРП.

Структура модуля ММК, построенного на основе нейронечеткой сети (NFN), представлена на Рисунке 5. За ее основу взята пятислойная модель нечеткого логического вывода Мамдани-Ларсена. Нулевой слой содержит пять входных переменных. Причем входная переменная «артериальное давление» ( $x_3$ ) структурирована на две переменные, но, учитывая, что их влияние на риск ВП эквивалентно, они объединяются в фаззификаторе второго слоя по нечеткому ИЛИ.

В фаззификаторе первого слоя каждой входной переменной (ФР) соответствует только одна одноместная функция принадлежности (ФП), за исключением  $x_3$ , по причине, указанной выше. Пример одноместной ФП для ФР  $x_4$ =«возраст» представлен на Рисунке 6.

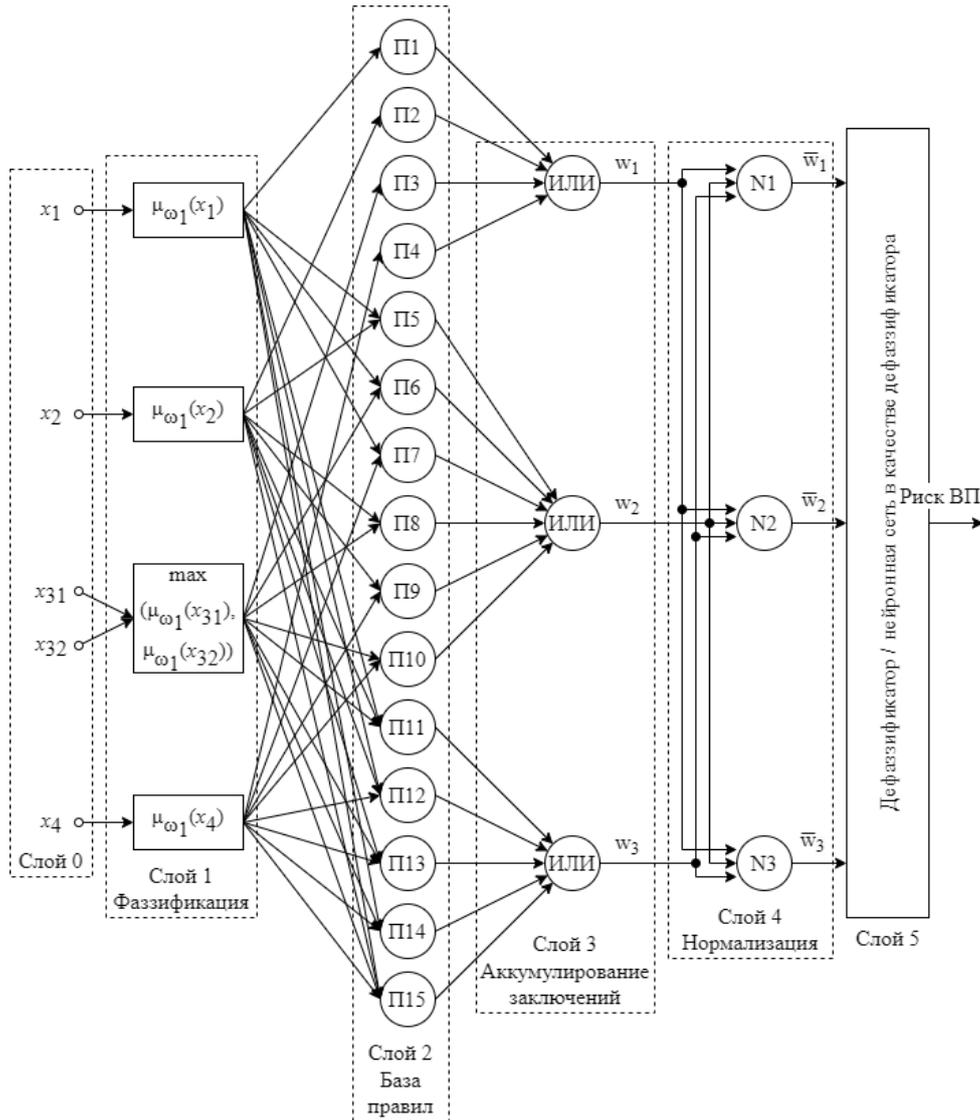


Рисунок 5 – Структурная схема нейронечеткой сети для классификации риска внебольничной пневмонии  
 Figure 5 – Structural diagram of a neuro-fuzzy network for risk classification of community-acquired pneumonia

ФП  $\mu_{\omega_1}(x_4)$  показывает степень уверенности вклада ФР «возраст» в риск ВП. Здесь необходимо отметить, что ФР на входе NFN являются четкими числами, за исключением ФР «нарушение сознания». Этот ФР является лингвистической переменной, которая характеризует сознание от ясного до коматозного. На этом интервале построим функцию принадлежности по базовой переменной  $x_1$  – нарушение сознания, которая принимает значения от нуля до единицы, определяемые для пациента на экспертном уровне или с помощью тестирования.

Выходная переменная NFN является лингвистической переменной, которая имеет следующие термы: «низкий риск –  $\omega_3$ », «средний риск –  $\omega_2$ », «высокий риск –  $\omega_1$ ». На Рисунке 7 представлены ФП, соответствующие этим термам.

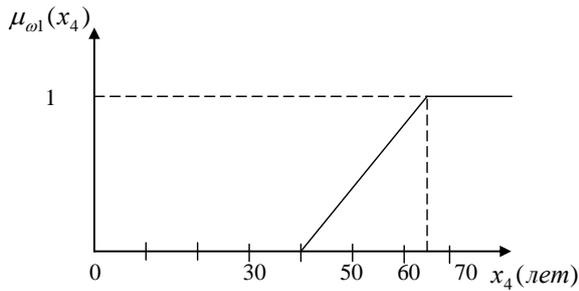


Рисунок 6 – График функции принадлежности  $\mu_{\omega_1}(x_4)$  с базовой переменной  $x_4$  «возраст»  
Figure 6 – Graph of the membership function  $\mu_{\omega_1}(x_4)$  with the base variable  $x_4$  "age"

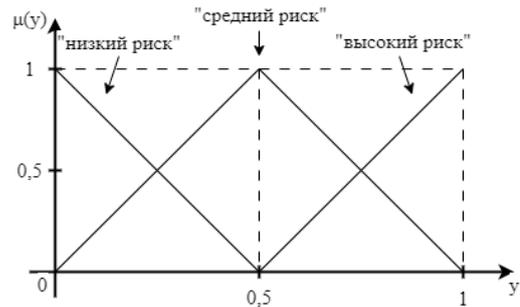


Рисунок 7 – Графики функций принадлежности термов выходной переменной  $y$  = «Риск ВП»  
Figure 7 – Graphs of the membership functions of the terms of the output variable  $y$  = "Risk of VP"

Вторым слоем NFN является слой нечетких решающих правил, которые представлены выражениями (1)...(4). После вычисления их антецедентов вычисляются их консеквенты, которые аккумулируются в третьем слое согласно термам риска ВП. Каждый узел в слое 3 вычисляет максимальное значение в аккумулируемой группе НРП. Учитывая, что подзаклучения решающих правил умножаются на элементы множества  $S$ , которые больше единицы или равны ей, выходы  $w_i$  слоя 3 могут превосходить значения единицы, поэтому для нормализации степени истинности они преобразуются в слое 4 согласно формуле:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^4 w_i}. \quad (5)$$

Деффазификация осуществляется по методу центра тяжести, или в качестве дефазификатора используется обучаемая нейронная сеть прямого распространения сигнала [17, 18].

### Результаты

Для экспериментального исследования показателей качества классификации риска ВП разработанного ММК на основе ретроспективного анализа историй болезни пациентов лечебных учреждений г. Курска с диагнозом «внебольничная пневмония» была сформирована экспериментальная группа в количестве 200 пациентов, больных ВП различной степени тяжести. В нее было включено 72 тяжелых больных и 128 больных с легкой и средней тяжестью пневмонии. Далее, руководствуясь [19], были выделены СФР, характеризующие степень тяжести ВП, и проанализирована статистическая значимость ФР, входящих в эти сегменты. Исследования показали, что даже у наиболее статистически значимых ФР, вносящих различие между группой тяжелых и нетяжелых больных ВП, наблюдается значительное межклассовое перекрытие в гистограммах распределения этих ФР. Например, уровень эритроцитов в группе нетяжелой ВП и группе тяжелой ВП составил  $(4,61 \pm 0,45)$  и  $(4,3 \pm 0,5) \times 10^{12}/л$ , соответственно ( $p < 0,001$ ), при норме от 4 до 5 единиц на литр крови ( $\times 10^{12}$ ), частота дыхательных движений в группе нетяжелой ВП и группе тяжелой ВП составила  $18,9 \pm 1,7$  и  $20,8 \pm 5$  в мин. ( $p < 0,001$ ), соответственно, при норме от 14 до 20 вдохов. Эти исследования подтверждают, что для классификации степени тяжести ВП необходимы решающие правила, позволяющие

агрегировать агрегированные решения по группе «слабых» классификаторов, в данном случае, по группе СНЛВ согласно предложенной структуре ММК на Рисунке 4.

Для оценки показателей качества предложенного ММК использовался ROC-анализ. ROC-анализ показывает зависимость между диагностической чувствительностью (ДЧ) и диагностической специфичностью (ДС) в различных моделях классификатора. Модели классификатора отличаются точками отсечения (порогами  $KU_{Пор}$ ) одного диагностируемого класса от другого. Изменение порога позволяет менять соотношение между ДЧ и ДС.

Принцип ROC-анализа проиллюстрируем на разделении двух классов: класс  $\omega_1$  и класс  $\omega_0$  ( $\{\omega_2 \cup \omega_3\}$ ). Таким образом, все пациенты делятся на тяжелых (класс  $\omega_1$  – нужна госпитализация) и класс  $\omega_0$  (допускается амбулаторное лечение). Для этого необходимо задать диапазон для изменения показателя на выходе NFN ( $KU_{Пор}$ ), который лежит в диапазоне от нуля до единицы. Находясь выше этого показателя, неизвестный образец будет принадлежать к классу  $\omega_1$ . Далее, для нахождения показателей качества NFN необходимо задать подходящий шаг изменения  $KU_{Пор}$ . ROC-кривая является функциональной зависимостью показателей качества классификации ДЧ и ДС от  $KU_{Пор}$  для каждого выхода NFN. Шаг изменения  $KU_{Пор}$  и динамический диапазон выбирались с учетом особенностей аппроксимации гистограмм  $H_{\omega_0}$  и  $H_{\omega_1}$  и равны 0,05 и 0,5...0,8 соответственно.

Используя выходы СНЛВ, характеризующие степень тяжести ВП как шкалы для построения гистограмм распределения классов  $\omega_0$ , и  $\omega_1$ , были определены классификационные пороги, позволившие решать задачу ROC-анализа. Полученная модель NFN была проанализирована посредством ROC-анализа. ROC-кривая представлена на Рисунке 8, наиболее оптимальные ДЧ и ДС полученной модели составили 90 % и 86 % соответственно.

На Рисунке 9 приведены показатели качества классификации NFN риска ВП на контрольной выборке. Показатели сопоставляются с аналогичными результатами, полученными на известных моделях классификации степени тяжести ВП.

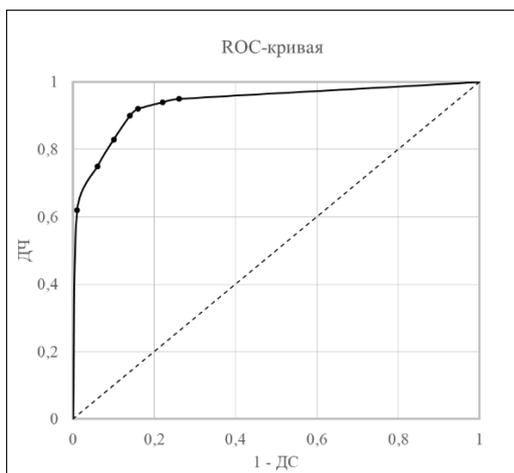


Рисунок 8 – ROC-кривая полученной модели нейро-нечеткого классификатора тяжести внебольничной пневмонии  
Figure 8 – ROC-curve of the obtained neuro-fuzzy classifier model of community-acquired pneumonia severity

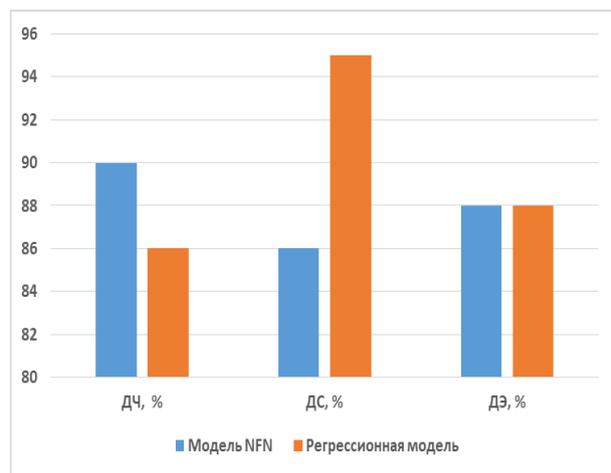


Рисунок 9 – Показатели качества классификации степени тяжести пневмонии на контрольной выборке различных моделей классификаторов  
Figure 9 – Quality indicators of pneumonia severity classification using the control sample of various models of classifiers

В качестве прототипа для NFN была выбрана регрессионная модель [20]. Модель включает два уравнения многомерной линейной регрессии, соответствующие двум классам степени тяжести ВП ( $Y_1$  – нетяжелая пневмония,  $Y_2$  – тяжелая пневмония):

$$Y_2 = -46,7 + 5,9x_1 + 2,2x_2 + 18,0x_3 + 3,8x_4 + 1,8x_5 + 4,1x_6 + 6,5x_7 + 2,4x_8 + 2,1x_9 + 2,3x_{10};$$

$$Y_1 = -46,1 + 6,8x_1 + 3,3x_2 + 19,2x_3 + 1,5x_4 + 1,4x_5 + 3,7x_6 + 7,3x_7 + 2,0x_8 + 1,7x_9 + 1,7x_{10}.$$

Регрессионная модель использует десять ФР, подробные характеристики которых описаны в [20].

В ходе сравнительного анализа полученных данных было установлено, что оценки, полученные в ходе работы предложенного NFN, в удовлетворительной степени соответствуют экспертным оценкам.

### Заключение

Для контроля степени тяжести внебольничной пневмонии на основе интернет-технологий предложена структура многоагентного классификатора, включающая сегменты факторов риска, связанные со «своей» системой нечеткого логического вывода, и метаклассификатор, предназначенный для агрегации их решений, позволяющая формировать для ЛПП классификаторы степени тяжести пневмонии для мониторинга органов дыхания пациента в удаленном интерактивном режиме.

Разработана нейронечеткая сеть для классификации входного вектора в сегменте фактора риска, основанная на алгоритме Мамдани – Ларсена, состоящая из пяти слоев и позволяющая оценить степень тяжести внебольничной пневмонии на шкале 0–1. Синтезирован нейронечеткий классификатор тяжести внебольничной пневмонии, построенный на основе шкалы риска пневмонии CRB-65.

Апробация нейронечеткой модели классификатора степени тяжести внебольничной пневмонии проведена на экспериментальной группе из 200 пациентов, больных внебольничной пневмонией различной степени тяжести. Осуществлено сопоставление результатов полученной модели риска внебольничной пневмонии с результатами экспертного оценивания и результатами, полученными на известных регрессионных моделях. Модель классификатора на контрольной выборке продемонстрировала чувствительность ДЧ=90 %, специфичность ДС=86 %. Показатели качества классификации синтезированного нейронечеткого классификатора позволяют рекомендовать его для телекоммуникационных систем дистанционного мониторинга степени тяжести внебольничной пневмонии.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Гельман В.Я. Изменение роли пациента в лечебном процессе с развитием домашней телемедицины. *Медицина*. 2022;1:41–49. URL: <https://www.fsmj.ru/download/37/05.pdf>. DOI: 10.29234/2308-9113-2022-10-1-41-49 (дата обращения: 15.06.2023).
2. Гельман В.Я., Дохов М.А. Проблемы развития домашнего мониторинга состояния здоровья. *Медицина*. 2020;2:50–60. URL: <https://www.fsmj.ru/download/30/04.pdf>. DOI: 10.29234/2308-9113-2020-8-2-50-60 (дата обращения: 20.06.2023).
3. Садыкова Е.В., Юлдашев З.М. Система удаленного мониторинга состояния здоровья и оказания экстренной медицинской помощи пациентам с хроническими заболеваниями. *Биотехносфера*. 2017;301(1):2–7.
4. Юлдашев З.М., Анисимов А.А. Система удаленного интеллектуального мониторинга состояния здоровья людей. *Медицинская техника*. 2017;301(1):45–48.

- URL: <http://www.mtjournal.ru/upload/iblock/789/789eff3e690280d42b3e800758053a65.pdf> (дата обращения: 20.05.2023).
5. Сушевич Д.С., Рудченко И.В., Качнов В.А. Домашняя телемедицина в амбулаторном наблюдении и лечении пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями. *Актуальные вопросы современной науки: сборник научных трудов*. Уфа: ООО Дендра; 2019. С. 119–126.
  6. Курочкин А.Г., Жилин В.В., Суржикова С.А., Филист С.А. Использование гибридных нейросетевых моделей для многоагентных систем классификации в гетерогенном пространстве информативных признаков. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2015;31(3):85–95. URL: [https://hi-tech.asu.edu.ru/files/3\(31\)/85-95.pdf](https://hi-tech.asu.edu.ru/files/3(31)/85-95.pdf) (дата обращения: 15.05.2023).
  7. Курочкин А.Г., Протасова В.В., Филист С.А., Шуткин А.Н. Нейросетевые модели для мета-анализа медико-экологических данных. *Нейрокомпьютеры. Разработка, применение*. 2015;6:42–48.
  8. 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;40(4):61–73. URL: [https://hi-tech.asu.edu.ru/files/4\(40\)/61-73.pdf](https://hi-tech.asu.edu.ru/files/4(40)/61-73.pdf) (дата обращения: 18.05.2023).
  9. Piette J.D., List J., Rana G.K., Townsend W., Striplin D., Heisler M. Mobile health devices as tools for worldwide cardiovascular risk reduction and disease management. *Circulation*. 2015;132(21):2012–2027. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.114.008723 (дата обращения: 28.04.2023).
  10. Vegesna A., Tran M., Angelaccio M., Arcona S. Remote patient monitoring via non-invasive digital technologies: a systematic review. *TELEMEDICINE and e-HEALTH*. 2017;23(1):3–17. URL: <https://www.liebertpub.com/doi/pdf/10.1089/tmj.2016.0051>. DOI: 10.1089/tmj.2016.0051 (accessed on 02.05.2023).
  11. Чучалин А.Г., Синопальников А.И., Козлов Р.С., Тюрин И.Е., Рачина С.А. Внебольничная пневмония у взрослых: практические рекомендации по диагностике, лечению и профилактике (пособие для врачей). *Клиническая микробиология и антимикробная химиотерапия*. 2010;12(3):186–225. URL: <https://cmac-journal.ru/publication/2010/3/cmacc-2010-t12-n3-p186/cmacc-2010-t12-n3-p186.pdf> (дата обращения: 05.05.2023).
  12. Чучалин А.Г., Синопальников А.И., Козлов Р.С., Авдеев С.Н., Тюрин И.Е., Руднов В.А., Рачина С.А., Фесенко О.В. Клинические рекомендации по диагностике, лечению и профилактике тяжелой внебольничной пневмонии у взрослых. *Пульмонология*. 2014;4:13–48. URL: <https://journal.pulmonology.ru/pulm/article/view/437/437> (дата обращения: 25.05.2023).
  13. Charles P.G., Wolfe R., Whitby M., Fine M.J., Fuller A.J., Stirling R., Wright A.A., Ramirez J.A., Christiansen K.J., Waterer G.W., Pierce R.J., Armstrong J.G., Korman T.M., Holmes P., Obrosky D.S., Peyrani P., Johnson B., Hooy M., the Australian Community-Acquired Pneumonia Study Collaboration, Grayson M.L. SMART-COP: a tool for predicting the need for intensive respiratory or vasopressor support in community-acquired pneumonia. *Clinical Infectious Diseases*. 2008;47(3):375–384. URL: <https://academic.oup.com/cid/article-pdf/47/3/375/896843/47-3-375.pdf>. DOI: 10.1086/589754 (дата обращения: 12.05.2023).
  14. Бутусов А.В., Киселев А.В., Петрунина Е.В., Сафронов Р.И., Песок В.В., Пшеничный А.Е. Алгоритмы мониторинга эффективности терапевтических и реабилитационных процедур по показателям клинического анализа крови в системе поддержки принятия врачебных решений. *Известия Юго-Западного государственного*

- университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2023;13(1):170–190. URL: <https://uprinmatus.elpub.ru/jour/article/view/95/94>. DOI: 10.21869/2223-1536-2023-13-1-170-190 (дата обращения: 12.06.2023).
15. Ермаков С.А., Болгов А.А. Оценка риска с использованием нейро-нечеткой системы. *Информация и безопасность*. 2022;25(4):583–592. URL: [https://cchgeu.ru/science/nauchnye-izdaniya/nauchnyy-zhurnal-informatsiya-i-bezopasnost/texts\\_of\\_articles/2022/vypusk\\_4/ИИБ%202022%2025%204-12.pdf](https://cchgeu.ru/science/nauchnye-izdaniya/nauchnyy-zhurnal-informatsiya-i-bezopasnost/texts_of_articles/2022/vypusk_4/ИИБ%202022%2025%204-12.pdf). DOI: 10.36622/VSTU.2022.25.4.012 (дата обращения: 17.06.2023).
16. Фисенко О.В., Синопальников А.И. Тяжелая внебольничная пневмония и шкалы оценки прогноза. *Практическая пульмонология*. 2014;2:20–26. URL: [http://www.atmosphere-ph.ru/modules/Magazines/articles/pulmo/PP\\_2\\_2014\\_20.pdf](http://www.atmosphere-ph.ru/modules/Magazines/articles/pulmo/PP_2_2014_20.pdf) (дата обращения: 08.06.2023).
17. Жилин В.В., Филист С.А., Халед Абдул Р.С., Шаталова О.В. Способ моделирования нечетких моделей в пакете MATLAB для биомедицинских приложений. *Медицинская техника*. 2008;2:15–18.
18. Жилин В.В., Филист С.А., Аль-Муаалеми В.А. Гибридный способ классификации биосигналов на основе технологий нечеткой логики принятия решений и нейронных сетей. *Биомедицинская радиоэлектроника*. 2009;5:77–82.
19. Рогожкина Ю.А., Мищенко Т.А., Малишевский Л.М., Богданова Д.С., Бензинеб Ф.Т., Нагайцева А.К. Создание прогностической модели для оценки степени тяжести внебольничной пневмонии. *Бюллетень физиологии и патологии дыхания*. 2019;71:45–50. URL: <https://cfpd.elpub.ru/jour/article/view/188/188>. DOI: 0.12737/article\_5c898b1674b5d2.31350435 (дата обращения: 27.06.2023).
20. Сиротко И.И., Самойлов Р.Г. Математические модели прогнозирования течения внебольничной пневмонии у лиц молодого возраста. *Сибирский медицинский журнал*. 2007;22(2):5–10. URL: <https://med-click.ru/uploads/files/docs/matematicheskie-modeli-prognozirovaniya-techeniya-vnebolnichnoy-pnevmonii-u-lits-molodogo-vozrasta.pdf> (дата обращения: 30.06.2023).

## REFERENCES

1. Gelman V.Ya. Changing the role of the patient in the treatment process with the development of home telemedicine. *Medsina = Medicine*. 2022;1:41–49. URL: <https://www.fsmj.ru/download/37/05.pdf>. DOI: 10.29234/2308-9113-2022-10-1-41-49 (accessed on 15.06.2023). (In Russ.).
2. Gelman V.Ya., Dokhov M.A. Problems of development of health monitoring at residential settings. *Medsina = Medicine*. 2020;2:50–60. URL: <https://www.fsmj.ru/download/30/04.pdf>. DOI: 10.29234/2308-9113-2020-8-2-50-60 (accessed on 20.06.2023). (In Russ.).
3. Sadykova E.V., Yuldashev Z.M. Remote health state monitoring and emergency medical aid system for the patients with chronic diseases. *Biotekhnosfera*. 2017;301(1):2–7. (In Russ.).
4. Yuldashev Z.M., Anisimov A.A. A system for remote-controlled intelligent monitoring of the health status in humans. *Medsinskaya tekhnika*. 2017;301(1):45–48. URL: <http://www.mtjournal.ru/upload/iblock/789/789eff3e690280d42b3e800758053a65.pdf> (accessed on 20.05.2023). (In Russ.).
5. Sushchevich D.S., Rudchenko I.V., Kachnov V.A. Home telemedicine in outpatient monitoring and treatment of patients with chronic non-communicable diseases. In: *Topical Issues of Modern Science: a Collection of Scientific Papers*. Ufa: OOO Dendra; 2019;

- p. 119–126. (In Russ.).
6. Kurochkin A.G., Zhilin V.V., Surzhikova S.A., Filist S.A. Use of hybrid neural network models for multi-agent systems of classification in heterogeneous space of informative signs. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2015;31(3):85–95. URL: [https://hi-tech.asu.edu.ru/files/3\(31\)/85-95.pdf](https://hi-tech.asu.edu.ru/files/3(31)/85-95.pdf) (accessed on 15.05.2023). (In Russ.).
  7. 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, primenenie = Neurocomputers. Development, application*. 2015;6:42–48. (In Russ.).
  8. Petrova T.V., Kuz'min A.A., Savinov D.Yu., Serebrovskii V.V. Distributed autonomous intelligent agents for monitoring and meta-analysis of the effectiveness of managing living systems. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii = Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2017;40(4):61–73. URL: [https://hi-tech.asu.edu.ru/files/4\(40\)/61-73.pdf](https://hi-tech.asu.edu.ru/files/4(40)/61-73.pdf) (accessed on 18.05.2023). (In Russ.).
  9. Piette J.D., List J., Rana G.K., Townsend W., Striplin D., Heisler M. Mobile health devices as tools for worldwide cardiovascular risk reduction and disease management. *Circulation*. 2015;132(21):2012–2027. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.114.008723 (accessed on 28.04.2023).
  10. Vegesna A., Tran M., Angelaccio M., Arcona S. Remote patient monitoring via non-invasive digital technologies: a systematic review. *TELEMEDICINE and e-HEALTH*. 2017;23(1):3–17. URL: <https://www.liebertpub.com/doi/pdf/10.1089/tmj.2016.0051>. DOI: 10.1089/tmj.2016.0051 (accessed on 02.05.2023).
  11. Chuchalin A.G., Sinopal'nikov A.I., Kozlov R.S., Tyurin I.E., Rachina S.A. Practical guidelines for the prevention, diagnosis and treatment of community acquired pneumonia in adults (Physician's Manual). *Klinicheskaya mikrobiologiya i antimikrobnaya khimioterapiya = Clinical Microbiology and Antimicrobial Chemotherapy*. 2010;12(3):186–225. URL: <https://cmac-journal.ru/publication/2010/3/cmac-2010-t12-n3-p186/cmac-2010-t12-n3-p186.pdf> (accessed on 05.05.2023). (In Russ.).
  12. Chuchalin A.G., Sinopal'nikov A.I., Kozlov R.S., Avdeev S.N., Tyurin I.E., Rudnov V.A., Rachina S.A., Fesenko O.V. Clinical guidelines on diagnosis, treatment and prevention of severe community-acquired pneumonia in adults. *Pul'monologiya = Pulmonologiya*. 2014;4:13–48. URL: <https://journal.pulmonology.ru/pulm/article/view/437/437> (accessed on 25.05.2023). (In Russ.).
  13. Charles P.G., Wolfe R., Whitby M., Fine M.J., Fuller A.J., Stirling R., Wright A.A., Ramirez J.A., Christiansen K.J., Waterer G.W., Pierce R.J., Armstrong J.G., Korman T.M., Holmes P., Obrosky D.S., Peyrani P., Johnson B., Hooy M., the Australian Community-Acquired Pneumonia Study Collaboration, Grayson M.L. SMART-COP: a tool for predicting the need for intensive respiratory or vasopressor support in community-acquired pneumonia. *Clinical Infectious Diseases*. 2008;47(3):375–384. URL: <https://academic.oup.com/cid/article-pdf/47/3/375/896843/47-3-375.pdf>. DOI: 10.1086/589754 (accessed on 12.05.2023).
  14. Butusov A.V., Kiselev A.V., Petrunina E.V., Safronov R.I., Pesok V.V., Pshenichniy A.E. Algorithms for monitoring the effectiveness of therapeutic and rehabilitation procedures based on clinical blood analysis indicators in the medical decision support system. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: IT Management, Computer Science, Computer Engineering. Medical Equipment Engineering*. 2023;13(1):170–190. URL: <https://uprinmatus.elpub.ru/jour/article/view/95/94>. DOI: 10.21869/2223-1536-2023-13-1-170-190 (accessed on 12.06.2023). (In Russ.).

15. Ermakov S.A., Bolgov A.A. Risk assessment using a neuro-fuzzy system. *Informatsiya i bezopasnost' = Information and security*. 2022;25(4):583–592. URL: [https://cchgeu.ru/science/nauchnye-izdaniya/nauchnyy-zhurnal-informatsiya-i-bezopasnost/texts\\_of\\_articles/2022/vypusk\\_4/ИИБ%202022%2025%204-12.pdf](https://cchgeu.ru/science/nauchnye-izdaniya/nauchnyy-zhurnal-informatsiya-i-bezopasnost/texts_of_articles/2022/vypusk_4/ИИБ%202022%2025%204-12.pdf). DOI: 10.36622/VSTU.2022.25.4.012 (accessed on 17.06.2023). (In Russ.).
16. Fisenko O.V., Sinopal'nikov A.I. Severe community-acquired pneumonia and prognosis assessment scales. *Prakticheskaya pul'monologiya = Practical pulmonology*. 2014;2:20–26. URL: [http://www.atmosphere-ph.ru/modules/Magazines/articles/pulmo/PP\\_2\\_2014\\_20.pdf](http://www.atmosphere-ph.ru/modules/Magazines/articles/pulmo/PP_2_2014_20.pdf) (accessed on 08.06.2023). (In Russ.).
17. Zhilin V.V., Filist S.A., Khaled Abdul R.S., Shatalova O.V. A method for modeling fuzzy models in the MATLAB package for biomedical applications. *Meditinskaya tekhnika*. 2008;2:15–18. (In Russ.).
18. Zhilin V.V., Filist S.A., Al'-Muaalemi V.A. Hybrid method for classifying biosignals based on fuzzy decision logic and neural networks technologies. *Biomeditsinskaya radioelektronika = Biomedical Radioelectronics*. 2009;5:77–82. (In Russ.).
19. Rogozhkina Yu.A., Mishchenko T.A., Malishevskii L.M., Bogdanova D.S., Benzineb F.T., Nagaitseva A.K. The creation of predictive models for assessing the severity of community-acquired pneumonia. *Byulleten' fiziologii i patologii dykhaniya = Bulletin Physiology and Pathology of Respiration*. 2019;71:45–50. URL: <https://cfpd.elpub.ru/jour/article/view/188/188>. DOI: 0.12737/article\_5c898b1674b5d2.31350435 (accessed on 27.06.2023). (In Russ.).
20. Sirotko I.I., Samoilov R.G. Mathematical models of predicting course of community-acquired pneumonia in young persons. *Sibirskii meditsinskii zhurnal = The Siberian Medical Journal*. 2007;22(2):5–10. URL: <https://med-click.ru/uploads/files/docs/matematicheskie-modeli-prognozirovaniya-techeniya-vnebolnichnoy-pnevmonii-u-lits-molodogo-vozrasta.pdf> (accessed on 30.06.2023). (In Russ.).

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Бутусов Андрей Владимирович**, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.  
*e-mail*: [kstu-bmi@yandex.ru](mailto:kstu-bmi@yandex.ru)  
ORCID: [0009-0008-5307-7956](https://orcid.org/0009-0008-5307-7956)

**Andrey Vladimirovich Butusov**, Postgraduate Student, the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, the Russian Federation.

**Алавси Хайдер Али Хуссейн**, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.  
*e-mail*: [book.hp.2015@gmail.com](mailto:book.hp.2015@gmail.com)  
ORCID: [0009-0007-5635-2493](https://orcid.org/0009-0007-5635-2493)

**Hayder Ali Hussain Alawsi**, Postgraduate Student, the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, the Russian Federation.

**Карачевцев Руслан Алексеевич**, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.  
*e-mail*: [rus46kar@gmail.com](mailto:rus46kar@gmail.com)  
ORCID: [0009-0000-4610-6853](https://orcid.org/0009-0000-4610-6853)

**Ruslan Alekseevich Karachevtsev**, Postgraduate Student, the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, the Russian Federation.

**Сухомлинов Артем Юрьевич**, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.

*e-mail:* [sukhomlinovua@kursksmu.net](mailto:sukhomlinovua@kursksmu.net)

ORCID: [0009-0002-6552-2558](https://orcid.org/0009-0002-6552-2558)

**Artem Yur'evich Sukhomlinov**, 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](mailto:sfilist@gmail.com)

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

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

*Статья поступила в редакцию 18.07.2023; одобрена после рецензирования 03.08.2023; принята к публикации 13.09.2023.*

*The article was submitted 18.07.2023; approved after reviewing 03.08.2023; accepted for publication 13.09.2023.*