

**Д.А. ЗИНОВЬЕВ,**

ведущий аналитик информационно-аналитического отдела МЧУ ДПО «Нефросовет»,  
Москва, Россия, d.a.zinovev@nefrosovnet.ru

**В.О. НОВИЦКИЙ,**

д.т.н., проф. кафедры «Информатика и вычислительная техника пищевых производств»  
ФГБОУ ВО «МГУПП», заместитель генерального директора по информационно-аналитической  
работе МЧУ ДПО «Нефросовет», Москва, Россия, nvo60@mgupp.ru, v.o.novitskiy@nefrosovnet.ru

**А.В. МАЛКОЧ,**

к.м.н., доц. кафедры «Нефрология и гемодиализ» РМАНПО, проф. кафедры «Терапия и детские  
болезни» ФГБОУ ВО «МГУПП», врач высшей категории, ведущий медицинский аналитик  
МЧУ ДПО «Нефросовет», Москва, Россия, a.v.malkoch@nefrosovnet.ru

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ЛЕЧЕНИИ ОСЛОЖНЕНИЙ У ПАЦИЕНТОВ НА ГЕМОДИАЛИЗЕ

УДК 004.6; 004.89; 616.61-78; 616.61-036

Зиновьев Д.А., Новицкий В.О., Малкоч А.В. *Применение нейросетевых методов машинного обучения в лечении осложнений у пациентов на гемодиализе (МЧУ ДПО «Нефросовет», ФГБОУ ВО «МГУПП», РМАНПО, Москва, Россия)*

**Аннотация.** В работе описывается комплексная система автоматизированного формирования программы коррекции анемии у пациентов с терминальной стадией хронической болезни почек.

Показано, что созданная система позволяет сформировать медикаментозную терапию, адекватную текущему состоянию и динамике состояния пациента, даже в ситуациях, когда терапия ранее не проводилась. В системе использован метод сочетания нейронных сетей, обученных на существующей клинической прецедентной базе адекватной коррекции анемии, и триггерной модели выбора дозировки медикаментозной терапии. В качестве примеров приведен опыт эксплуатации созданной системы в отделении гемодиализа г. Костромы МЧУ ДПО «Нефросовет», для формирования программы лечения 10 пациентов. Приведена общая схема построенной системы и ее детальное описание.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, коррекция анемии, хроническая болезнь почек, гемодиализ.

UDC 004.6; 004.89; 616.61-78; 616.61-036

Zinovev D.A., Novitskiy V.O., Malkoch A.V. *Application of a neural network machine learning method to complication diseases treatment in hemodialysis patients (Private Medical Foundation of Additional Professional Education "Nefrosovet", Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Moscow State University of Food Production", Russian Medical Academy of Continuous Professional Education, Moscow, Russia)*

**Abstract.** This work describes complex system of automated generation of anemia treatment program for patients with terminal stage of chronic kidney disease. We show that created system allows to create drug therapy, that corresponds to the current patient's condition and dynamics of this condition. System utilizes combined method of neural networks, trained on existing clinical precedent database of adequate anemia treatment cases and trigger model of drug dosage selection. As an example we describe our experience of operating the system in hemodialysis department of Private Medical Foundation of Additional Professional Education "Nefrosovet" in Kostroma city for generating a treatment program for 10 patients. We provide *general diagram of created system and its detailed description.*

**Keywords:** artificial intelligence, machine learning, artificial neural networks, anemia correction, chronic kidney disease, hemodialysis.

### Введение

**В** настоящее время методы искусственного интеллекта, в том числе методы машинного обучения, нашли широкое применение в промышленности, транспорте, маркетинге и множестве других областей.

Настоящая работа фокусируется на применении искусственного интеллекта (ИИ) в клинической деятельности. На данный момент применяющиеся в медицине решения на базе методов ИИ концентрируются, по большей части на автоматизированной диагностике заболеваний пациента [1, 2, 3, 4], в основном используя в качестве входных данных результаты лабораторных

и инструментальных исследований, а лечение выявленных заболеваний оставляя целиком на усмотрение лечащего врача.

Наиболее известным из немногочисленных продуктов, имеющих функционал формирования программы лечения, является сервис Watson компании IBM [5]. Несмотря на большое количество клиник, использующих данный продукт, в настоящий период он предназначен только для сферы онкологии, в которой применяются четкие и легко формализуемые протоколы лечения [6], оставляющие мало простора для маневра в рамках программы лечения. При этом планы компании по расширению функционала продукта на другие области медицины на настоящий момент не ясны. Кроме того, программа лечения, формируемая данным продуктом, включает в себя названия конкретных медикаментов, но не используемые дозы. Вышеописанную ситуацию можно объяснить несколькими причинами. Главная из них – это проблема данных для обучения модели. Для большинства алгоритмов ИИ, качество входных данных имеет критическое значение. Для формирования качественной прогностической модели необходима обучающая выборка, содержащая максимально объективные данные (данные, для которых имеющиеся значения зависимой переменной максимально близки к ее истинным значениям). Если в области диагностики получение объективных данных принципиально возможно (например, факт наличия злокачественного образования объективно подтверждается с помощью гистологического исследования), то выбор лечения врачом субъективен по определению, и только оценка полученных результатов терапии (выражающихся в динамике изменения параметров, на которые была нацелена терапия) позволяет, и весьма косвенно, объективизировать правильность ее назначения. Кроме того, для большинства ИИ-алгоритмов необходимы обучающие выборки значительного объема, для получения которых желательно наличие тесно сотрудничающего медицинского учреждения. Ещё одна важная проблема заключается в потенциальной цене ошибки. Неправильное назначение препарата может немедленно привести к тяжелым для пациента последствиям. Именно такая проблема была выявлена при анализе работы системы Watson, презентованной IBM [7].

Использование алгоритмов машинного обучения в области медицины создаёт и некоторые административные проблемы. Дело в том, что сертификация программного продукта в качестве медицинского

изделия сама по себе является сложным и ресурсозатратным процессом. Применение в рамках продукта ИИ-методов, особенно в части лечебно-диагностического процесса, многократно затрудняет и замедляет сертификацию, создавая препятствия для ввода продукта в эксплуатацию.

В статье дано описание системы, предназначенной для автоматизированного формирования программы медикаментозного лечения анемии у пациентов 5-й стадии хронической болезни почек, получающих лечение программным гемодиализом (ХБП5д). Описаны пути решения части вышеописанных проблем и приведены результаты опытной эксплуатации системы в отделении гемодиализа г. Костромы, а также планы дальнейшего ее развития.

### Постановка задачи

Анемия, связанная с развитием нефросклероза и снижением почечных функций, присутствует у более 90% пациентов с хронической болезнью почек, получающих лечение программным гемодиализом. Основными причинами возникновения анемии у пациентов с ХБП5д являются дефицит выработки эндогенного эритропоэтина (ЭПО) в почках и снижение запасов железа, как одно из следствий программного гемодиализа. Адекватная коррекция анемии ведет не только к улучшению качества жизни таких пациентов, но и в целом повышает их выживаемость [8]. Целью коррекции анемии является поддержание концентрации гемоглобина в значениях 100–120 г/л. Процесс лечения анемии у пациентов ХБП5д можно условно разделить на 2 стадии: стадия коррекции – 4 или менее месяцев от начала лечения, в рамках которой необходимо привести концентрацию гемоглобина к целевым значениям, и стадия поддерживающей терапии, в рамках которой концентрация гемоглобина поддерживается в целевом диапазоне значений. Поддерживающая стадия коррекции анемии при правильном подборе дозировок препаратов длится годами с минимальными коррективами программы лечения.

Таким образом, была сформулирована следующая задача: необходимо разработать систему автоматизированного формирования программы коррекции анемии для пациентов с ХБП5д, способную путём расчётного изменения медикаментозных назначений достигать и поддерживать уровень концентрации гемоглобина пациента в целевом диапазоне значений и адекватно реагировать на случаи выхода значений концентрации гемоглобина из этого диапазона.



### Предложенная методика и полученные результаты

Данные для обучающей выборки, использованной при построении ИИ-модели были извлечены из МИС Maximus, используемой в 30 диализных центрах медицинского частного учреждения дополнительного профессионального образования «Нефросовет» (далее – Нефросовет) [9].

В качестве первого шага формирования обучающей выборки был составлен максимально полный перечень параметров пациента, значимых для подбора программы лечения анемии. Для составления данного перечня были привлечены медицинские эксперты – специалисты в соответствующей области медицины (сотрудники медицинских вузов, руководители профильных отделений, врачи-специалисты высшей категории).

Первоначально перечень включал в себя 36 параметров, описывающих самого пациента (пол, возраст, индекс комморбидности [10] и т.д.), его лабораторные показатели (гемоглобин, ферритин, процент насыщения трансферрина железом и т.д.), параметры текущей терапии (дозировка и тип препаратов ЭПО и железа) и параметры процедуры гемодиализа, проводимой данному пациенту (продолжительность и показатели эффективности). Первоначальный отбор параметров производился на основании содержания Национальных клинических рекомендаций по диагностике и лечению анемии и консультаций медицинских экспертов, выполняющих задачу по коррекции анемии у своих пациентов в повседневной практике. Изначальный набор параметров сознательно формировался избыточным, и при расхождении различных источников, для формирования общего набора, параметры комбинировались по правилу объединения множеств (U).

После определения перечня параметров из баз данных отделений гемодиализа были в табличной форме выгружены данные по всем пациентам, получавшим лечение диализом (т.е. с терминальной стадией хронической болезни почек) на протяжении как минимум полугодия в период с 01.01.2016 г. по 30.09.2018 г., где столбец таблицы соответствовал параметру из перечня, а строка – календарной неделе в рамках периода лечения конкретного пациента. На всех последующих этапах анализа и моделирования использовался вышеописанный массив данных и производные от него. На первоначальном этапе какой-либо фильтрации по значению входных параметров не проводилось.

На следующем этапе исследования для выявления возможных линейных зависимостей в сформированном массиве данных был проведен корреляционно-регрессионный анализ, в котором данные были агрегированы помесечно, и в качестве целевой переменной была использована месячная дозировка препарата ЭПО (суммарная дозировка препарата ЭПО, введенного пациенту в течении месяца). При выполнении регрессионного анализа использовался пошаговый метод отбора переменных. В результате самое высокое значение коэффициента парной корреляции для целевой переменной было зафиксировано для переменной «концентрация гемоглобина», которое составило 0,21. Данный факт может объясняться неоднородностью выборки по одному или нескольким параметрам, но коэффициент множественной корреляции для линейной регрессии составил 0,268, что говорит о том, что даже для совокупности параметров, включая те, которые могли бы привести неоднородность, линейные взаимосвязи выявлены не были. По результатам анализа был сделан вывод, что в выгруженном массиве данных взаимосвязи являются неявными и нелинейными, что и определило выбор нейронных сетей в качестве алгоритма для дальнейшего моделирования.

На последующем этапе процесс разработки системы носил итеративный характер. Вначале выполнялась агрегация и фильтрация массива данных для создания обучающей выборки, причем критерии фильтрации задавались совместно медицинским экспертом и экспертом-аналитиком. После создания обучающей выборки проводился ряд экспериментов с различными наборами гиперпараметров для получения нейросетевой модели с наилучшим значением функции потерь (средняя абсолютная ошибка). С этой целью был использован программный пакет WEKA [11]. Для всех экспериментов обучающая выборка случайным образом разбивалась на тренировочную и тестовую подвыборки в соотношении 66%-34%. Далее выбранная модель оформлялась в виде прототипа с простой формой ввода параметров, позволяющего получать прогноз значения целевой переменной, и передавалась группе медицинских экспертов для функционального тестирования. Медицинские эксперты проверяли на прототипе виртуальных пациентов и на основании своего опыта и консультаций со специалистами по машинному обучению давали рекомендации по изменению обучающей выборки для следующей итерации моделирования. Рекомендации экспертов касались:



– исключения из выборки пациентов, чьи лабораторные параметры (гемоглобин, ферритин, TSAT) и параметры программы лечения (дозировки препаратов ЭПО и железа) были либо ошибочными (как пример – превышение возможных значений на порядок), либо являлись статистическими выбросами (исходя из клинического опыта экспертов);

– изменения длины «плеча» рассматриваемой динамики лабораторных параметров пациента (6 месяцев/1месяц/3 месяца);

– исключения какого-либо параметра из набора независимых переменных. Удовлетворивший медицинских экспертов результирующий прототип был рекомендован к опытной эксплуатации в диализном отделении. Рекомендации по формированию обучающей выборки для следующего эксперимента относились к набору входных параметров, правилам агрегации этих параметров (например, представить ряд параметров пациента в динамике в виде нескольких переменных для каждого из параметров) и правилам включения пациентов в выборку.

В ходе первой итерации, помимо метода нейронных сетей, для построения моделей использовались алгоритмы: «дерево решений с 4.5», «случайный лес», «градиентный бустинг над деревьями» и глубокие нейронные сети (до шести скрытых слоев).

Поскольку нейронные сети с одним скрытым слоем продемонстрировали наилучшее соотношение функции потерь и быстродействия, было принято решение в дальнейших исследованиях сконцентрировать внимание на данном алгоритме.

В ходе финальной итерации были получены модели, переданные затем в опытную эксплуатацию. Финальная итерация состояла в следующем.

Для прогнозирования дозировки препарата ЭПО построена нейронная сеть из трех слоев. Входной слой состоял из 39 узлов, соответствующих входным параметрам обучающей выборки. Перечень входных параметров с пояснениями по каждому из них приведен в *таблице 1*. Скрытый слой состоял из 20 узлов. В выходном слое содержался 1 узел, соответствующий дозе препарата ЭПО. Значение средней абсолютной ошибки на тестовой подвыборке в ходе обучения составило 4730 МЕ (ошибка на общей месячной дозе препарата, минимальное разовое введение которого составляет 2000 МЕ). Обучающий массив данных формировался следующим образом: 1 запись представляла собой 6-месячный отрезок времени, удовлетворяющий следующим свойствам:

a. По крайней мере 3 измерения гемоглобина до начала исследуемого временного периода в 6 месяцев из рассмотренных 9-месячных периодов должны находиться в допустимой «зеленой зоне».

b. Как минимум 5 измерений гемоглобина из 6-ти произведенных на протяжении исследуемого временного периода должны находиться в «зеленой зоне», причем последнее измерение в рамках отрезка всегда должно находиться в «зеленой зоне».

c. Терапия препаратами ЭПО должна присутствовать на протяжении всего временного отрезка (доза ЭПО должна быть >0 на протяжении каждого месяца рассматриваемого периода).

Данные правила формирования обучающего массива данных были сформулированы в результате предшествующих экспериментов при плотном взаимодействии медицинских экспертов и специалистов по машинному обучению.

После формирования обучающей выборки по вышеприведенным критериям на основе очистки исходной выборки, которая была на порядок больше сформированной, ее размер составил 713 записей. В качестве функции активации нейросети использовалась сигмоидная функция (формула 1).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

d. Полученная для прогнозирования дозировки препарата железа нейронная сеть состояла из трех слоев. Входной слой состоял из 7 узлов, соответствующих входным параметрам обучающей выборки. Перечень входных параметров с пояснениями по каждому из них приведен в *таблице 2*. Скрытый слой состоял из 7 узлов. В выходном слое содержался 1 узел, соответствующий дозе препарата железа. Значение средней абсолютной ошибки на тестовой подвыборке в ходе обучения составило 114,45 мг (ошибка на общей месячной дозе препарата, минимальное разовое введение которого составляет 100 мг). Обучающий массив данных формировался следующим образом: 1 запись представляла собой 6-месячный отрезок времени, удовлетворяющий следующим свойствам:

– значения Fe и TSAT должны быть в нормальном диапазоне на протяжении всего рассматриваемого периода;

– доза препарата железа должна была быть > 0 на протяжении 3-х из 6-ти месяцев рассматриваемого периода.

После формирования обучающей выборки по данным критериям ее размер составил 385 записей.



В качестве функции активации нейросети использовалась также сигмоидная функция (формула 1). Несмотря на то, что подбор дозировки ЭПО и подбор дозировки препаратов железа являются клинически взаимосвязанными задачами, использование данных препаратов направлено на нормализацию различных параметров состояния пациента. Таким

образом, эти задачи должны решаться независимо, так как входные условия для них формулируются по разному.

Опытная эксплуатация полученной модели началась в отделении гемодиализа г. Костромы на 10-ти случайно выбранных пациентах, обезличенные данные по которым приведены в *таблице 3*

Таблица 1

### Входные параметры нейросети для прогнозирования дозы препарата ЭПО

Параметр	Пояснение
age	Возраст пациента на момент начала лечения
height	Рост пациента на момент начала лечения
weight	Вес пациента на момент начала лечения
gender=male	Пол пациента
Comm_Ind	Индекс комморбидности пациента на момент начала лечения
Sum_ESA1	Месячная доза препарата ЭПО. За 3 месяца от текущего момента.
Sum_ESA2	Месячная доза препарата ЭПО. За 2 месяца от текущего момента.
HB3	Концентрация гемоглобина, актуальная на текущий момент времени.
Sum_ESA3	Месячная доза препарата ЭПО. За 1 месяц от текущего момента.
HB4	Ожидаемая/желаемая динамика концентрации гемоглобина на последующие от текущего момента 6 месяцев. Для получения корректного прогноза по дозе препарата выставляются значения в границах целевого диапазона.
HB5	
HB6	
HB7	
HB8	
HB9	
Fe4	Ожидаемая/желаемая динамика концентрации ферритина на последующие от текущего момента 6 месяцев. Для получения корректного прогноза по дозе препарата выставляются значения в границах целевого диапазона.
Fe5	
Fe6	
Fe7	
Fe8	
Fe9	
TSAT4	Ожидаемая/желаемая динамика процента насыщения трансферрина железом на последующие от текущего момента 6 месяцев. Для получения корректного прогноза по дозе препарата выставляются значения в границах целевого диапазона.
TSAT5	
TSAT6	
TSAT7	
TSAT8	
TSAT9	
Avg_KTV_week4	Ожидаемая динамика эффективности диализного лечения на последующие от текущего момента 6 месяцев. Выставляется врачом на основании опыта предшествующего диализного лечения для данного пациента.
Avg_KTV_week5	
Avg_KTV_week6	
Avg_KTV_week7	
Avg_KTV_week8	
Avg_KTV_week8	
Avg_length_week4	Ожидаемая динамика длительности диализных процедур на последующие от текущего момента 6 месяцев. Выставляется врачом на основании опыта предшествующего диализного лечения для данного пациента.
Avg_length_week5	
Avg_length_week6	
Avg_length_week7	
Avg_length_week8	
Avg_length_week9	



путем внесения данных пациента в форму ввода прототипа лечащим врачом, а затем назначения пациенту дозы препарата, спрогнозированной прототипом. Назначение производится под контролем врача-эксперта. Внесение в прототип актуальных данных и коррекция назначения препарата на основе обновленного прогноза производится на ежемесячной основе, что соответствует стандартной периодичности лабораторных анализов. Необходимо пояснить, что соответствие прогнозов прототипа триггерно-нейросетевого калькулятора Российским национальным рекомендациям по лечению анемии обеспечивалось набором триггерных правил верхнего уровня, что исключало случаи противоречия между назначаемыми прототипом дозами и правилами, прописанными в рекомендациях. Также врач должен был изменить дозу, назначенную с помощью прототипа, в том случае, если он считал, что назначение спрогнозированной дозы угрожает жизни и здоровью пациента, указав это в отчетном документе. В течении опытной эксплуатации подобных случаев зафиксировано не было. На проведение опытной эксплуатации прототипа

было получено разрешение врачебного комитета данного медицинского учреждения.

Трехмесячная опытная эксплуатация показала целесообразность использования комплексной триггерно-нейронной модели, в которой триггерные правила сформулированы на основе Европейских и Российских национальных рекомендаций по лечению анемии у пациентов с хронической болезнью почек и опыта врачей-экспертов, а затем проверены путем обкатки модели на синтетических данных и на данных ранее лечившихся в клиниках Нефросовета пациентов. Из десяти пациентов, принимавших участие в опытной эксплуатации, один вышел из границ референсных значений по гемоглобину (на первом этапе, до дополнения модели триггерными правилами) и был исключен из эксперимента, второй выбыл из эксперимента по естественным причинам. Таким образом, для восьми пациентов, предлагаемая модель обеспечила стабилизацию параметров состояния пациента, относящихся к анемии, в пределах целевых значений, на протяжении трехмесячного промежутка времени. В данный момент начинается расширенная опытная эксплуатация

Таблица 2

**Входные параметры нейросети для прогнозирования дозы препарата железа**

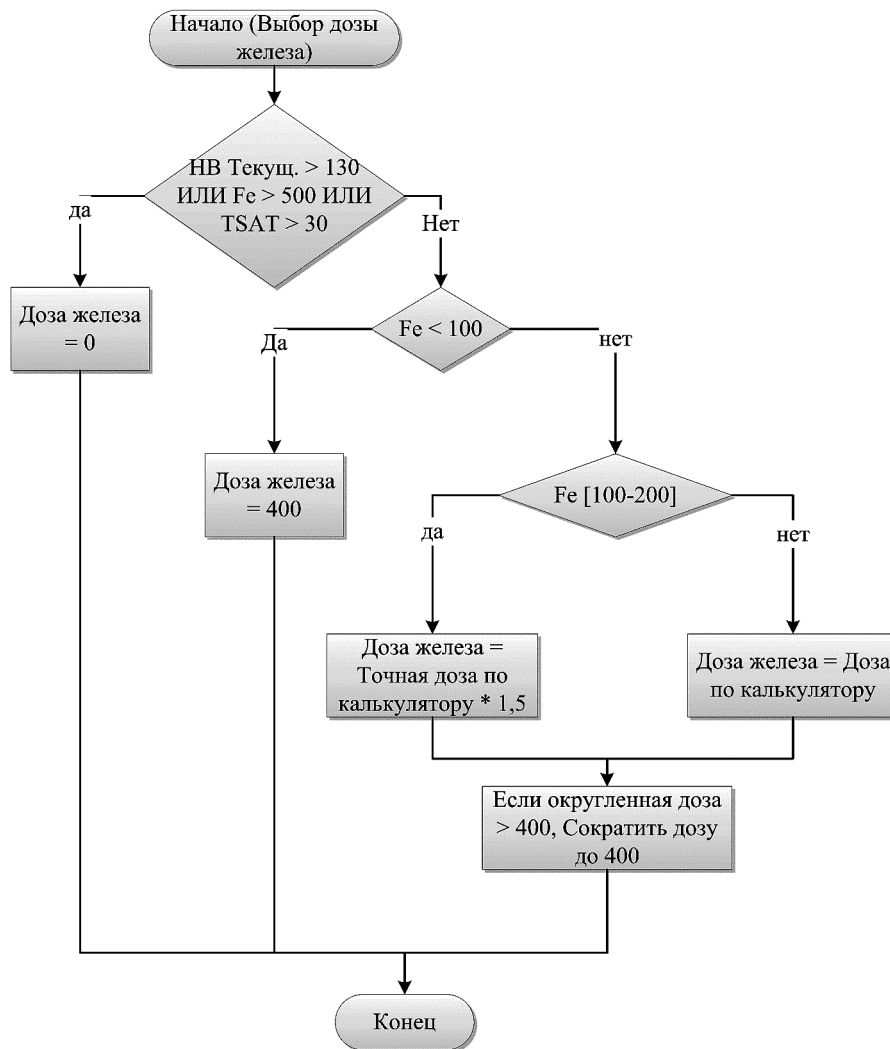
Параметр	Пояснение
Attrib Sum_ESA1	Месячная доза препарата ЭПО. За 1 месяц от текущего момента.
Attrib Sum_ESA2	Прогнозируемая доза препарата ЭПО на последующие от текущего момента 6 месяцев.
Attrib Sum_ESA3	В качестве значения используется результат нейросети, прогнозирующей дозу препарата ЭПО.
Attrib Sum_ESA4	
Attrib Sum_ESA5	
Attrib Sum_ESA6	
Attrib Sum_ESA7	

Таблица 3

**Данные по пациентам, участвующим в опытной эксплуатации**

№ п/п	ФИО	Возраст	Пол	Рост (см)	Вес (кг)	Kt/V нед	Время сеанса/неделю (мин)
1	Пациент 1	64	ж	163	56,9	5,02	720
2	Пациент 2	63	м	174	57,5	4,59	720
3	Пациент 3	64	м	180	77,5	3,6	720
4	Пациент 4	33	ж	155	49,1	6,13	720
5	Пациент 5	48	м	170	67,4	4,3	720
6	Пациент 6	78	ж	152	51	4,72	720
7	Пациент 7	27	м	160	61,55	4,5	720
8	Пациент 8	51	ж	160	68,6	4,96	720
9	Пациент 9	72	м	170	89	3,72	720
10	Пациент 10	39	ж	160	62,8	4,84	720





**Рис. 2. Алгоритм комплексной модели для прогнозирования дозы препарата железа для лечения анемии у пациентов на программном гемодиализе.**

на внештатные ситуации, способствуя возвращению концентрации гемоглобина в целевой диапазон значений. В ходе опытной эксплуатации на 10 пациентах отделения гемодиализа, для восьми пациентов прототип обеспечил стабилизацию параметров состояния пациента, относящихся к анемии, в пределах целевых значений; ещё один пациент вышел из целевых значений по гемоглобину до финализации модели, и один скончался по причинам, не имеющим отношения к анемии или ее лечению. На основании результатов опытной эксплуатации был принят ряд решений по дальнейшему развитию системы, а именно:

- реализовать прототип, проходящий опытную эксплуатацию, в виде программного сервиса

для упрощения его дальнейшего использования в лечебно-диагностическом процессе как в рамках МИС Maximus, так и в качестве мобильного Web-сервиса;

- продолжить развитие комплексной модели формирования программы лечения анемии как в сторону адекватной работы в рамках стадии коррекции лечения анемии, так и в сторону постепенной (частичной) замены триггерной части системы нейросетевыми моделями;

- разработать на основе статистических данных клиник Нефросовета интеллектуальные системы формирования программ лечения других осложненных ХБП, в первую очередь, костно-минеральных нарушений.





## ЛИТЕРАТУРА



1. *Dorrius M.D., Jansen-van der Weide M.C., van Ooijen P.M., Pijnappel R.M., Oudkerk M.* Computer-aided detection in breast MRI: a systematic review and meta-analysis. *Eur Radiol.* 2011; 21(8): 1600–1608. doi:10.1007/s00330-011-2091-9.
2. *El-Dahshan, El-Sayed & Mohsen, Heba & Revett, Kenneth & M. Salem, Abdel-Badeeh.* (2014). Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm. *Expert Systems with Applications.* 41. 5526-5545. 10.1016/j.eswa.2014.01.021.
3. *Huang Q., Zhang F., Li X.* Machine Learning in Ultrasound Computer-Aided Diagnostic Systems: A Survey. *Biomed Res Int.* 2018;2018:5137904.
4. *Salsabil A. El-Regaily\*, Mohammed A. Salem, Mohammed H. Abdel Aziz and Mohammed I. Roushdy,* "Survey of Computer Aided Detection Systems for Lung Cancer in Computed Tomography", *Current Medical Imaging* (2018) 14: 3. <https://doi.org/10.2174/1573405613666170602123329>.
5. IBM Watson for Oncology, <https://www.ibm.com/ru-ru/marketplace/ibm-watson-for-oncology>.
6. Клинические протоколы лечения опухолевых заболеваний, Федеральное Государственное Бюджетное Учреждение «Российский Научный Центр Рентгенорадиологии» Министерства Здравоохранения Российской Федерации (ФГБУ «РНЦРР» Минздрава России), <https://www.ncrr.ru/klinika/spetsialistam/>.
7. *Brown J.* «IBM Watson Reportedly Recommended Cancer Treatments That Were «Unsafe and Incorrect», *GIZMODO* 2018, <https://gizmodo.com/ibm-watson-reportedly-recommended-cancer-treatments-tha-1827868882>.
8. *Шило В.Ю., Земченков А.Ю., Гуревич К.Я. и соавт.* Российские национальные рекомендации по диагностике и лечению анемии при хронической болезни почек. *Нефрология и диализ.* 2016; 18(1): 19–34.
9. Медицинское частное учреждение дополнительного профессионального образования «Нефросовет», <https://nefrosovnet.ru/ru/main/985.html>.
10. *Huang Y.Q., Gou R., Diao Y.S. et al.* «Charlson comorbidity index helps predict the risk of mortality for patients with type 2 diabetic nephropathy», *J Zhejiang Univ Sci B.* 2014;15(1):58–66. doi:10.1631/jzus.B1300109.
11. *Weka 3: Data Mining Software in Java*, <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>.

## Новости отрасли

УТВЕРЖДЕН ПРИКАЗ О ТРЕБОВАНИЯХ  
К МЕДИЦИНСКИМ ИНФОРМАЦИОННЫМ СИСТЕМАМ

**М**инюст зарегистрировал приказ Министерства здравоохранения РФ №911н от 24.12.2018 «Об утверждении Требований к государственным информационным системам в сфере здравоохранения субъектов Российской Федерации, медицинским информационным системам медицинских организаций и информационным системам фармацевтических организаций».

Это важнейший для отрасли нормативно-правовой акт, устанавливающий технические и функциональные требования к развитию программных продуктов для информатизации медицины и здравоохранения.

Детальный анализ документа и комментарии к нему доступны в блоге К-МИС по адресу <http://www.kmis.ru/blog/o-trebovaniakh-k-meditsinskim-informatsionnym-sistemam>.