

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ОРГАНИЗАЦИИ СИСТЕМЫ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ ТЕРРИТОРИИ

Л. Н. Родионова • А. Ю. Можяев

Аннотация. В статье представлены результаты исследования использования кластерного анализа, обучаемых нейронных сетей при обосновании системы медицинского обеспечения территории, прогнозирования значений показателей состояния медицинского обеспечения при существующем уровне экономического развития. Это позволит, во-первых, реализовать принцип риск-надзора через выявление областей, способных привести к различным угрозам, связанным с недостаточным уровнем оказания медицинских услуг населению, во-вторых, разработки адекватных упреждающих мер надзорного реагирования. Также в статье предложено в качестве вспомогательного средства диагностики при оказании медицинских услуг применение интеллектуальных способов обработки данных data mining или интеллектуального анализа данных, а также экспертные системы. Предложен метод погружения задачи сравнения исследуемых симптомов в экспертную оболочку в классе систем искусственного интеллекта с использованием нечеткой логики.

Ключевые слова: нечеткая логика; метод анализа иерархий; нейронные сети; ассоциативное обучение.

ВВЕДЕНИЕ

В данной работе авторы рассмотрели особенности прогнозирования в сфере оказания медицинских услуг и возможности использования нейронных сетей при сложной диагностике, разработке методического и информационного обеспечения системы поддержки решений в организации медицинского обеспечения. Также предлагаемое методическое обеспечение может быть использовано для ранжирования и прогнозирования деятельности медицинских учреждений отдельных регионов, стран, когда в распоряжении территориального надзорного органа имеются данные о работе организаций за прошедшие периоды и необходимо построить прогноз состояния уровня медицинского обеспечения в зависимости от уровня экономического развития (прогнозного) в последующие периоды на основе технологии нейросетевого моделирования.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Несмотря на скептические настроения и повышение юридической ответственности за недостоверную диагностику и соответствующее принятие решений, технологии на базе искусственного интеллекта становятся все более востребованными в медицине и здравоохранении.

Эксперты высоко оценивают потенциал нейросетей: от возможности точно диагностировать серьезные заболевания до разработки новых лекарств. На графике (рис. 1) представлено развитие технологий машинного обучения в медицине: за 15 лет (с 2005 по 2020 год) количество случаев внедрения ИИ в медицинские процессы выросло почти в 62 раза.

С помощью искусственного интеллекта проводятся хирургические операции роботами-ассистентами, оптимизация дозировки лекарств при назначении врача, которая позволяет формировать индивидуальный подход в лечении, детально и с использованием более качественной базы данных ИИ формирует клиническую картину и предлагает врачам варианты лечения.

ИИ может быть использован при обосновании варианта ухода за больными, проведении генного анализа, формировании накопленной базы данных симптоматики и причин заболевания, документировании, ведении беременности и многое другое.

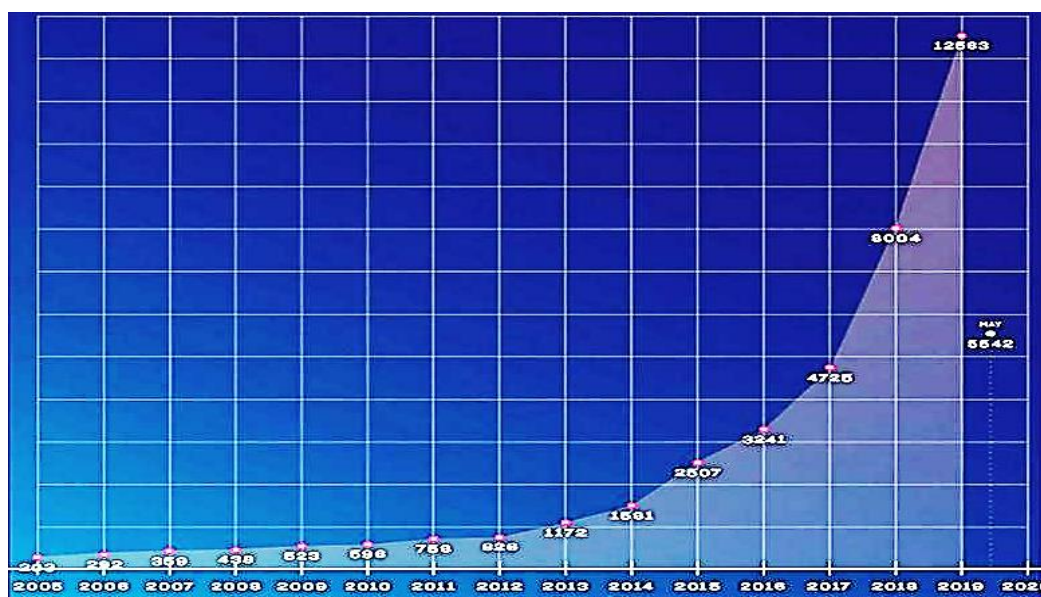


Рис. 1 Уровень развития технологий машинного обучения в медицине за 15 лет [1].

Конечно, то, что мы называем искусственным интеллектом, по существу – специально обученное и тщательно разработанное программное обеспечение. В мире настоящего искусственного интеллекта человеку места не будет. Поэтому рассмотрение глубины проникновения ИИ в деятельность человека и – самое сокровенное – медицину заставляет пересмотреть этические, социальные и правовые нормы, принятые не только в медицинском сообществе, но и во всех смежных областях знаний.

Врачебная тайна, которая со времен Гиппократы была основой правовых отношений врача и пациента, при необходимости накопления баз данных, формирования пула диагностических признаков будет существенно трансформирована под задачи ИИ.

Более того, способность нейронной сети прогнозировать информацию о пациентах и предлагать ее широкому кругу медицинского сообщества заставит перейти к специальной кодировке всех выходных параметров пациентов.

Существует проблема, когда врачи с невысоким уровнем квалификации доверяют ИИ принятие решений по диагностике сложных заболеваний, хотя мировая практика показывает, что еще очень много ошибок совершает машинный разум, и только интуиция врача и его опыт могут в сложных случаях спасти жизнь пациента.

Без глубокого понимания всех последствий использования ИИ новые технологии могут нанести вред людям, которым они призваны помочь. На законодательном уровне уже сейчас такие международные организации, как FDA и Еврокомиссия, выпустили рекомендации по регулированию ИИ в здравоохранении [2].

Рассмотрим наиболее типичные задачи, которые можно реализовать в системе здравоохранения с помощью инструментария искусственного интеллекта.

Задача 1

Во второй половине XX в. здравоохранение стало рассматриваться как перспективная отрасль для инвестиций; именно в это время стали появляться предварительные исследования о том, что инвестиции в здравоохранение экономически выгодны государству и приносят реальный доход обществу [3–5]. Были разработаны системы медицинского обеспечения

населения, различающиеся не только общими подходами к организации страховой медицины, но и системами финансирования, и величиной бюджетных и частных инвестиций.

С целью выявления общих тенденций взаимовлияния существующих в различных странах систем медицинского обеспечения населения и уровня экономического развития авторами в работе [6] проведена группировка стран по показателям, характеризующим как экономические процессы, так и показателям, характеризующим функционирование систем здравоохранения.

В качестве основных показателей, характеризующих деятельность систем здравоохранения, а также уровень экономики стран, выделены следующие: коэффициент смертности, общий (на 1000 человек); ожидаемая продолжительность жизни при рождении, всего (лет); ВВП на душу населения (в долл. США); валовое накопление капитала (процент ВВП); прямые иностранные инвестиции, чистый приток (платежный баланс, млн долл. США); прямые иностранные инвестиции на душу населения (долл. США); индекс экономической сложности (ЕСИ) (рейтинг стран, основанный на разнообразии и сложности их экспортной корзины согласно атласу лаборатории роста Университета Гарварда (США) [7]. Также для анализа взяты индикаторы, которые входят в состав рекомендуемых («Featured indicators»), «Economy & Growth» («Экономика и рост») и «Health» (Здоровье) [8].

В результате исследования указанных параметров был сделан вывод о невозможности применения территориальных принципов группировки стран в целях исследования основных экономических процессов, происходящих не только в разных странах, но и в регионах одного государства. Были сформированы группы, характеризующиеся не только идентичным уровнем экономического развития и уровнем медицинского обеспечения, но и уровнем коррупции. Как показал анализ функционирования систем здравоохранения стран, входящих в одну группу, наблюдается идентичность данных систем, форм медицинского обеспечения, что, с одной стороны, оказывает влияние на уровень экономического развития страны, а с другой — является зависимой от состояния экономики.

Полученные зависимости, по существу, могут служить ориентиром по глубине проникновения ИИ в систему здравоохранения, поскольку и финансовая составляющая, и индекс экономической сложности являются базовыми условиями для внедрения системы ИИ.

В то же время, данная группировка без использования методов ИИ не позволяет проводить прогнозирование развития уровня медицинского обеспечения от уровня экономического развития.

Рассматриваемая задача является реальным примером с зашумлением и искажением данных, для создания адекватной нейросети необходимо обеспечить достаточную однородность кластера [9]. При увеличении числа подкластеров однородность объектов увеличивается, что облегчает построение адекватной нейросетевой модели (уменьшает ошибку расчета). Здесь требуется оптимизация числа подкластеров, которая будет зависеть от требуемого уровня ошибки, числа обучающих примеров, архитектуры нейросети и параметров настройки. Данная сложная задача оптимизации может быть решена на эвристическом уровне путем цифровых экспериментов.

Для образования достаточно однородных кластеров использовались указанные выше классификационные признаки.

При построении нейросетевой модели прогнозирования деятельности систем (страновой, региональной) здравоохранения прежде всего необходимо установить степень взаимосвязи выходных величин (Y) с входными факторами (X), выявить факторы, объективно влияющие на выбранные выходные показатели Y (главные факторы). Поэтому предварительным этапом было проведение корреляционного и факторного анализа, для осуществления которых использовалась прикладная программа статистического анализа и обработки данных Statistica 5.1.

Для проведения корреляционного анализа, факторного анализа и построения нейросетей проведено нормирование данных, так как в отличие от исходных показателей нормированные величины не зависят от единиц измерения, они колеблются относительно средней величины,

что значительно упрощает анализ. Мы использовали единый способ нормирования: центрирование по отношению к математическому ожиданию (выборочной средней) и масштабирование в долях среднеквадратического отклонения (выборочного среднеквадратического отклонения).

Корреляционный анализ проводился отдельно для каждого элемента кластера, по каждому подкластеру и по их совокупности.

Для построения нейросетевой модели должно выполняться условие наличия значимой корреляционной связи между Y и всеми входными факторами X .

Проверка гипотезы об отсутствии корреляционной связи проводится по критерию Фишера [10].

Известно, что корреляционное отношение ρ_{yx} не может быть меньше абсолютной величины коэффициента корреляции r_{yx} . Поэтому коэффициент корреляции использован в данной работе как грубая оценка корреляционного отношения [11].

Что касается корреляционной связи между факторами X , то есть мультиколлинеарности, то она допустима, хотя и снижает обобщающие ассоциативные свойства нейросети, что увеличивает погрешность оценки Y за пределами обучающего множества.

В классическом регрессионном анализе предполагается, что между независимыми переменными отсутствует линейная связь, то есть считается, что множество независимых переменных является ортогональным. В экономической практике такая ситуация встречается достаточно редко. Поэтому на практике считают, что два аргумента коллинеарны, если парный коэффициент корреляции между ними по абсолютной величине больше 0.8 [12, с.78–79].

Анализ коэффициентов парной корреляции входных факторов X , полученных как по данным всего кластера, так и по отдельным подкластерам и странам (регионам), показывает наличие мультиколлинеарности между факторами. Однако на основании таблиц коэффициентов парной корреляции трудно сделать вывод об исключении из модели тех или иных факторов. Поэтому был проведен анализ показателей частной корреляции, который широко используется при решении проблемы отбора факторов, поскольку целесообразность включения того или иного фактора в модель доказывается величиной показателя частной корреляции.

Главным результатом по корреляционному анализу является определение набора входных факторов, имеющих влияние на выходные показатели Y_i ($i = 1, \overline{M}$), для каждого подкластера и всей совокупности.

Для всей рассматриваемой совокупности (стран, регионов) все входные факторы коррелированы с выходными переменными Y , то есть все факторы информативны, и исходные статистические данные пригодны для построения нейросетевой модели.

В то же время некоторые факторы для отдельных систем оказались некоррелированными с Y , что указывает на аномальность этих точек, следовательно, они должны быть удалены из исходной таблицы либо дополнительно проверены. В этом проявляется эффект усреднения искаженной входной информации и получения объективно обусловленной оценки, если в ее алгоритме содержится операция статистической обработки по группе примерно однородных объектов в кластере.

Система уравнений при заданном числе факторов имеет бесконечно много эквивалентных решений, дающих одинаковую степень воспроизведения дисперсии каждого показателя. Различные решения получаются при вращении системы координат вокруг ее центра. Вращая систему координат, необходимо искать наиболее просто интерпретируемое решение.

Первый фактор обуславливает в основном дисперсию факторов, зависящих от внешних условий, которые не поддаются регулированию. Обобщая, можно сказать, что этот фактор отражает активность элементов системы, а также зависимость от макро-индикаторов.

Второй фактор обуславливает, главным образом, дисперсию факторов, которые моделируются самой системой. Этот фактор характеризует активность системы в направлении нестандартных подходов в развитии форм медицинского обеспечения, разнообразии услуг, разнообразии структуры системы.

Третий фактор выражает качество системы управления рисками при различных системах медицинского обеспечения.

При моделировании экономического процесса необходимо учесть его зависимость не только от текущего состояния, но и от состояний в предыдущие моменты времени. Автокорреляция возникает, когда в модели не учитываются несколько факторов, влияние каждого из которых в отдельности несущественно, но при совпадении изменения этих факторов по направлению и по фазе может возникнуть автокорреляция [12]. Поэтому рассматриваемая эконометрическая модель должна быть динамической, то есть в данный момент времени t она должна учитывать значения входящих в нее переменных, относящихся как к текущему, так и к предыдущим моментам времени, то есть модель должна отражать динамику исследуемых переменных в каждый момент времени. Для этого в модель вводятся так называемые лаговые (задержанные) переменные. В разрабатываемой модели для учета динамики объекта и сглаживания временного ряда наблюдений к входным факторам X предлагается добавить дополнительные входные лаговые переменные по методу скользящей средней.

Вид функций f_i ($i = \overline{1, M}$) будем аппроксимировать нейросетью, предварительно настроиваемой на большом количестве исходных данных соответствующего подкластера.

Для нашей модели выберем тип сети многослойный *perceptron* – наиболее известную и распространенную конфигурацию нейронных сетей.

Настройка заключается в автоматическом подборе весовых коэффициентов синаптических связей. Заключительный этап моделирования – проверка полученной модели объекта с помощью тестирующей выборки.

Настроенная сеть испытана на 76 тестовых примерах, которые не были известны сети в момент ее настройки.

В результате испытаний была получена нормализованная средняя ошибка 0.0759, что составляет 7.59 %. Коэффициент корреляции между прогнозируемой кривой и реальными данными составляет от 0.92 до 0.97, что говорит о высокой линейной зависимости между ними.

Настроив нейросеть, получив прогноз значений выбранных нами показателей состояния медицинского обеспечения при существующем уровне экономического развития, возможно, во-первых, реализовать принцип риск-надзора через выявление областей, способных привести к различным угрозам, связанным с недостаточным уровнем оказания медицинских услуг населению, во-вторых, использовать для выработки адекватных упреждающих мер надзорного реагирования.

ЗАДАЧА 2

Еще одна задача в системе медицинского обеспечения, которая может быть решена с помощью нейронных сетей, которая актуализируется дефицитом кадров – это помощь медицинскому персоналу в диагностике состояния пациентов. Исследования показывают, что диагностические ошибки допускаются в 10–20 % случаев, и 30 % из них представляют угрозу для жизни [13]. Снижаются как объем предлагаемой медицинской помощи с учетом роста населения, так и качество, несмотря на обилие технического и информационного обеспечения.

Актуальность данной задачи подтверждается статистическими данными по состоянию здравоохранения. Сравним показатели, используя данные Росстата, по Москве (в 2000 г. – 9 млн человек; в 2022 г. – 13.5 млн человек) и по Республике Башкортостан (4.1 млн человек в 2000 г. и 4.0 млн человек – в 2022 г.).

Так, число больничных коек (тыс. шт.) в 2000 г. составляло: в Республике Башкортостан – 49.6; в Москве – 104.3; в 2022 г. в Москве – 74.9; в Республике Башкортостан – 32.4.

Численность врачей всех специальностей по годам, тыс. чел. (в 2000–2022 гг.): 16.9 – 17.8 (Республика Башкортостан); 73.5 – 94.0 (Москва) [13].

В 2023 г. число коек в больничных организациях Башкирии снизилось до 30 тыс., что является самым низким значением, по крайней мере, с 2014 г. Данные за 2011–2013 гг. не представлены, а в 2005 и 2010 гг. коечный фонд составлял 39.2 тыс. и 36.4 тыс. соответственно.

В пересчете на 10 тыс. человек населения значение тоже достигло минимума. Так, если в 2005 г. обеспеченность составляла 96,4 койки на 10 тыс. населения, то в 2022 г. – 79,6 койки, а в 2023 г. – 73,6 койки [13].

При этом численность населения на одного врача (2000–2022 гг.): 244,1 – 228,9 (Республика Башкортостан); 137,6 – 139,5 (Москва), изменилась незначительно, но с учетом применения современных технологий в медицине (в Москве выше) эффективность этого показателя однозначно оценить сложно.

Таким образом, снижение уровня оказания медицинских услуг, резкое уменьшение количества медицинского персонала требуют пересмотра и регламентации всей системы здравоохранения, в том числе с использованием ИИ.

В медицинских системах развитых западных стран существуют протоколы и стандарты как диагностики, так и оказания медицинской помощи. Именно поэтому на Западе удалось так быстро создать обучаемые системы в здравоохранении.

В нашей стране ИИ используется в рамках одного класса болезней: ишемическая болезнь, диабет и пр. Из стандартов на оказание медицинской помощи можно отметить приказ Министерства здравоохранения Российской Федерации от 24.12.2012 г. № 1554н «Об утверждении стандарта на оказание медицинской помощи при сердечной недостаточности». Приняты и утверждены «Клинические рекомендации» – систематически разработанные документы, описывающие действия врача по диагностике, лечению и профилактике заболеваний и помогающие ему принимать правильные клинические решения.

Таким образом, состояние пациента принято оценивать множеством характеристик на основе клинического анализа и клинических рекомендаций. В свою очередь, каждая из этих характеристик определяется рядом показателей (коэффициентами), определяемых в результате обследования.

Часть из этих показателей оказывается малоинформативной, а другая часть содержит взаимосвязанные величины. Кроме того, некоторые показатели удовлетворяют нормальным ограничениям, а другие показатели могут им не удовлетворять. В итоге оценка каждой из упомянутых выше характеристик оказывается расплывчатой и неоднозначной. Поэтому для устранения неоднозначности приходится переходить к обобщенным показателям – рейтинговым числам, а в качестве основного средства исследования использовать теорию экспертных систем.

Характерной особенностью современной теории экспертных систем следует считать применение интеллектуальных способов обработки данных data mining – совокупность методов обнаружения во множестве данных, ранее неизвестных, нетривиальных и доступных интерпретации знаний, необходимых для принятия решений в различных сферах человеческой деятельности [11–14].

Предлагаемая нами процедура может быть реализована в несколько этапов.

Первый этап. Ко множеству сравниваемых объектов применяется общий принцип теории экспертных систем – принцип выделения наиболее информативных признаков и разделения признаков на количественные, качественные, наличия определенных свойств, признаки общей клинической картины, признаки критической оценки [15]. В зависимости от влияния на обобщенный показатель качества объекта выделяют признаки положительного эффекта (ППЭ) и признаки отрицательного эффекта (ПОЭ). Для обоих видов этих признаков применяют различные нормировки. Сформированное множество данных (здесь можно использовать и нечеткие множества) образует признаковое (факторное) пространство, которое в задачах многомерного статистического анализа часто называют множеством референтных данных [16, 17].

Второй этап. Следующим этапом является применение к полученному референтному множеству методов интеллектуального анализа (Data Mining): метода анализа иерархий, теории нечетких множеств, метода ассоциативного обучения нейронной сети и др.

Назовем исходную задачу сравнения различных диагнозов на основе размытых параметров, к которой мы собираемся применить методы интеллектуального анализа, *базовой задачей*. Погружение в экспертную оболочку предполагает, во-первых, подготовку входных данных для базовой задачи (метод анализа иерархий, метод главных компонент, нечетко-множественные представления и др.).

Во-вторых, необходимо представить итоговые результаты базовой задачи в наиболее полном и качественно интерпретируемом виде (метод ассоциативного обучения, классификация объектов экспертизы и др.).

Третий этап. Реализация большинства из перечисленных выше методов интеллектуального анализа осуществляется на основе теории нейронных сетей. Так, для реализации ассоциативного обучения может использоваться нейронная сеть с функцией активации *softmax*. Для решения задачи классификации – нейронная сеть *perceptron*, а для кластеризации объектов экспертизы – самоорганизующаяся сеть Кохонена с функцией активации *competlayer*.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлены рекомендации по использованию нейронных сетей при поддержке управленческих решений в сфере оказания медицинских услуг с целью обеспечения своевременной и точной диагностики, и как следствие – финансовой устойчивости медицинского учреждения.

Для использования обучающих нейронных сетей необходимо наличие обширной базы данных по симптоматике различных болезней, разработке стандартов оказания медицинской помощи по всему перечню не только наиболее часто встречающихся заболеваний в регионе, но и достаточно редких, поскольку туризм, миграция населения, климатические изменения стали причинами появления абсолютно неизвестных ранее заболеваний.

В целом предлагаемый метод погружения задачи диагностики в экспертную оболочку в классе программ реализации методов искусственного интеллекта представляется эффективным средством повышения надежности принимаемых решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- [1] Как искусственный интеллект меняет будущее медицины. [Электронный ресурс]: URL: <https://www.forbes.ru/mneniya/488597-kak-iskusstvennyj-intellekt-menaet-budusee-mediciny> (дата обращения 22.09.2024). [[Internet resource: URL: <https://www.forbes.ru/mneniya/488597-kak-iskusstvennyj-intellekt-menaet-budusee-mediciny>. (In Russian).]]
- [2] Официальный сайт FirstVDS. [Электронный ресурс]: URL: <https://habr.com/ru/companies/first/articles/682516/> (дата обращения 22.09.2024). [[Official website of FirstVDS. [Electronic resource]: URL: <https://habr.com/ru/companies/first/articles/682516/> (date of access 09.22.2024). (In Russian).]]
- [3] Иванюта С. О., Терехова И. Ю., Сергеев Ю. А. Роль здравоохранения в экономике страны // Международный журнал прикладных наук и технологий «Integral». 2018. № 4. С. 15–19. EDN [YTUXKH](#). [[Ivanyuta S. O., Terekhova I. Yu., Sergeev Yu. A. "The role of health care in the country's economy" // International Journal of Applied Sciences and Technologies "Integral". 2018. No. 4, pp. 15–19. EDN [YTUXKH](#). (In Russian).]]
- [4] Ларин С. Н., Богомолова Н. В. Особенности российской инновационной экономики как объекта управления // Теория и практика инновационных преобразований в России: Сб. науч. тр. под ред. Б. А. Ерзнкяна. Вып. 6. М.: ЦЭМИ РАН, 2006. [[Larin S. N., Bogomolova N. V. "Features of the Russian innovative economy as an object of management" // Theory and Practice of Innovative Transformations in Russia: Collection of scientific papers edited by B. A. Erznkyan. Issue 6. Moscow: Central Economics and Mathematics Institute of the Russian Academy of Sciences, 2006. (In Russian).]]
- [5] Строков С. Кластерный подход: почему одни регионы успешнее других. [Электронный ресурс]: URL: <https://www.hse.ru/news/expertise/341444086.html> (дата обращения 23.09.2024). [[Strokov S. Cluster approach: why some regions are more successful than others. [Electronic resource]: URL: <https://www.hse.ru/news/expertise/341444086.html> (date of access 09/23/2024). (In Russian).]]
- [6] Родионова Л. Н., Кидрачев Р. Н., Можаяев А. Ю. Проблемы обеспечения функционирования системы здравоохранения в системе макроэкономических индикаторов // Финансовый бизнес. 2022. № 12. С. 9–14. EDN [IARTMO](#). [[Rodionova L. N., Kidrachev R. N., Mozhaev A. Yu. "Problems of ensuring the functioning of the healthcare system in the system of macroeconomic indicators" // Financial Business. 2022. No. 12, pp. 9–14. EDN [IARTMO](#). (In Russian).]]
- [7] Growth Lab. Country & Product Complexity Rankings (Website): URL: <https://atlas.cid.harvard.edu/rankings>
- [8] Официальный сайт Всемирного банка. [Электронный ресурс]: URL: <https://data.worldbank.org/indicator?tab=featured> (дата обращения 22.09.2024). [[Official website of the World Bank. [Electronic resource]: URL: <https://data.worldbank.org/indicator?tab=featured> (date of access 09/22/2024). (In Russian).]]

- [9] Букаев Г. И., Бублик Н. Д., Горбатов С. А., Сатаров Р. Ф. Модернизация системы налогового контроля на основе нейросетевых информационных технологий. М.: Наука, 2001. 344 с. [[Bukaev G. I., Bublik N. D., Gorbakov S. A., Satarov R. F. Modernization of the Tax Control System Based on Neural Network Information Technologies. Moscow: Nauka, 2001. (In Russian).]]
- [10] Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов. М.: ЮНИТИ, 1998. [[Ayvazyan S. A., Mkhitarian V. S. Applied Statistics and Fundamentals of Econometrics: Textbook for universities. Moscow: UNITY, 1998. (In Russian).]]
- [11] Барсегян А. А. и др. Технология анализа данных: Data Mining, Text Mining, OLAP. СПб.: БХВ – Петербург, 2007. 384 с. [[Barsegyan A. A. et al. Data Analysis Technology: Data Mining, Text Mining, OLAP. SPb.: BHV – Petersburg, 2007. (In Russian).]]
- [12] Кильдишев Г. С., Френкель А. А. Анализ временных рядов и прогнозирование. М.: Статистика, 1973. EDN [TLDJMF](#). [[Kildishev G. S., Frenkel A. A. Time Series Analysis and Forecasting. Moscow: Statistics, 1973. EDN [TLDJMF](#). (In Russian).]]
- [13] Официальный сайт Федеральной службы государственной статистики [Электронный ресурс]: URL: www.gks.ru (дата обращения 22.09.2024). [[Official website of the Federal State Statistics Service [Electronic resource]: URL: www.gks.ru (date of access 09.22.2024). (In Russian).]]
- [14] Witten I., Frank E., Hall M. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. N.Y.: Morgan Kaufmann, 2011.
- [15] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.–СПб.–К.: Вильямс, 2006. 1104 с. [[Khaikin S. Neural Networks: A Complete Course. Moscow–SPb.–Kiev: Williams, 2006. (In Russian).]]
- [16] Юсупова Н. И., Нургаянова О. С., Зулкарнеев Р. Х. Формализация этапов риск-анализа в СППР с учетом оценок клинических рисков при бронхолегочных заболеваниях // СИИТ. 2023. Т. 5. № 1(10). С. 11–24. EDN [KHIIHT](#). [[Yusupova N. I., Nurgayanova O. S., Zulkarneev R. Kh. Formalization of risk analysis stages in decision support system considering clinical risk assessments for bronchopulmonary diseases // SIIT. 2023. Vol. 5, No. 1(10), pp. 11–24. EDN [KHIIHT](#). (In Russian).]]
- [17] Шахмамбетова Г. Р., Христовуло А. Д., Береговая С. П. Анализ эндокринологических данных на основе моделей классификации // СИИТ. 2022. Т. 4. № 2(9). С. 30–36. EDN [LBZVZL](#). [[Shakhmametova G. R., Khristodullo A. D., Beregovaya S. P. "Analysis of endocrinological data based on classification models" // SIIT. 2022. Vol. 4, No. 2(9), pp. 30–36. EDN [LBZVZL](#). (In Russian).]]

Поступила в редакцию 12 декабря 2024 г.

МЕТАДАННЫЕ / METADATA

Title: Intelligent decision-making methods in the healthcare system of the territory.

Abstract: The article proposes the use of expert systems as an auxiliary tool for diagnostics in the provision of medical services, the use of intelligent data processing methods like data mining or intelligent data analysis. A method of embedding the task of comparing examined symptoms into an expert shell in the class of artificial intelligence systems using fuzzy logic has been proposed. A neural network with associative learning is applied for further smoothing of the indicator spread. The methodology of using neural networks in decision support in the field of medical services to ensure reliable diagnostics is presented. For the implementation of the task, Data Mining sampling of nomenclature values is proposed. The article demonstrates how conducting cluster analysis helps in justifying the medical provision system of the territory.

Key words: fuzzy logic, analytic hierarchy process, neural networks, associative learning.

Язык статьи / Language: Русский / Russian.

Об авторах / About the authors:

РОДИОНОВА Людмила Николаевна

Уфимский университет науки и технологий, Россия.
Профессор каф. экономики предпринимательства. Дипл. инж.-экономист (Уфимск. авиац. ин-т, 1980). Д-р экон. наук (С.-Петербург. гос. ун-т экон. и финансов, 1998), проф. Иссл. в обл. надежности пром., фин., соц. систем.
E-mail: rodion@ufanet.ru

МОЖАЕВ Анатолий Юрьевич

Уфимский университет науки и технологий, Россия.
Каф. экономики предпринимательства. Дипл. экономист (Российск. гос. социал. ун-т, 2015). Иссл. в обл. экономики здравоохранения, региональной экономики.
E-mail: mozhaevanatolii@yandex.ru

RODIONOVA Lyudmila Nikolayevna

Ufa University of Science and Technology, Russia.
Prof., Dept of Business Economics. Dipl. engineer-economist (Ufa Aviation Institute, 1980). Dr of Economics (St. Petersburg State University of Economics and Finance, 1998). Research in the field of reliability of industrial, financial, social systems.
E-mail: rodion@ufanet.ru

MOZHAYEV Anatoliy Yuryevich

Ufa University of Science and Technology, Russia.
Dept of Business Economics. Dipl. economist (Russian State Social University, 2015). Research in the field of health care economics, regional economics.
E-mail: mozhaevanatolii@yandex.ru