

Прогнозирование ишемических рисков в многоканальной системе с дублированием решений и ассоциативным выбором

Аннотация

Рассмотрен метод дублирования решений с ассоциативным выбором, предназначенный для автоматизированной системы прогнозирования ишемической болезни сердца, включающий в себя: математические модели для определения ишемических рисков по трем группам информативных признаков; алгоритмическое обеспечение для синтеза нейросетевых моделей и для моделей нечеткого логического вывода; алгоритм ассоциативного выбора решений, позволяющий синтезировать классификатор дублирующих каналов; классификатор дублирующих каналов, позволяющий осуществлять ассоциативный выбор дублирующих решений.

Экспериментальные исследования показали, что диагностическая эффективность модели с ассоциативным выбором превосходит известные модели на 10...16 %, а использование ассоциативного выбора и дублирующих каналов позволяет повысить диагностическую эффективность на 8 % по сравнению с диагностической эффективностью в отдельных каналах.

Современные средства поддержки принятия решений на различных этапах оказания кардиологической помощи реализуют алгоритмический подход обработки и анализа регистрируемых данных, согласно которому все процессы в сердце происходят по строгим правилам и для получения диагностических сведений о его состоянии необходимо выполнить ряд последовательных преобразований над факторами риска (ФР) сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ). Такой подход не учитывает вероятностные и хаотические закономерности, свойственные сложным динамическим системам. Поэтому существующие методы требуют совершенствования учета латентных связей между факторами ишемического риска (ИР) при диагностике состояния сердца в условиях свободной двигательной активности. Следовательно, для решения одной из важнейших проблем современного здравоохранения – повышения качества прогнозирования заболеваний сердца актуально создание методов поиска новых предикторов ССЗ и новых моделей принятия решений.

Для построения моделей риска ишемической болезни сердца (ИБС) с учетом структуры данных в качестве базового математического аппарата была выбрана нечеткая логика принятия решений. На первом этапе исследований экспертами было отобрано более 100 признаков, состав которых был минимизирован с использованием методов экспертного оценивания, статистической меры Кульбака в сочетании с моделью

Г. Раши и метода группового учета аргументов [1]. В ходе минимизации было сформировано пространство информативных признаков (ИП), которое эксперты разбили на три блока, позволяющих описывать различные аспекты риска ИБС: 1) данные опросов, осмотров, лабораторных инструментальных исследований; 2) параметры компьютерных электрокардиологических исследований; 3) параметры, характеризующие энергетические характеристики меридианных структур организма, «связанных» с ССЗ.

В первый блок признаков вошли такие показатели, как: степень тяжести развития ишемического процесса в центральной гемодинамической системе (ЦГС); показатель степени риска развития ИБС по группе гемодинамических показателей (SR); показатель перекисного окисления липидов (ПОЛ); показатель антиокислительной активности (АОА); показатель степени риска появления и развития ИБС по энергетическому разбалансу биологически активных точек (БАТ), «связанных» с ССЗ; уровень психоэмоционального напряжения (УР); уровень функционального резерва (УФ); интенсивность болевого синдрома сердца (баллы), амплитуда Т-зубца; смещение сегмента ST относительно изолинии; концентрация креатинфосфокиназы; концентрация тропанина [2]. Аналогично сформированы два других блока информативных признаков [3]-[5].

Структурная схема автономных интеллектуальных агентов (АИА) нижнего иерархического уровня, предназначенных для

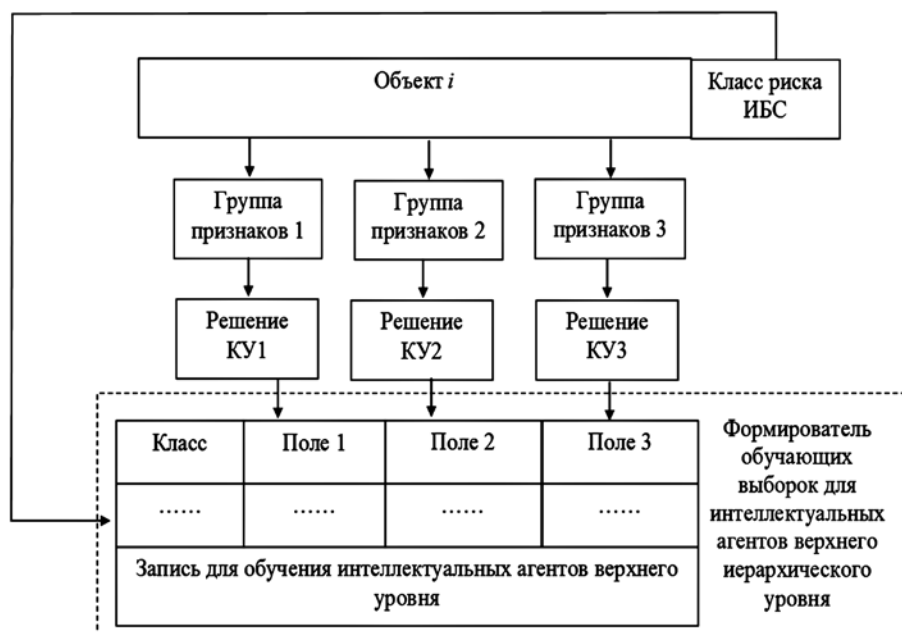


Рис. 1. Структурная схема интеллектуальных агентов нижнего иерархического уровня

организации автоматизированной системы прогнозирования ИБС и построенных на основе выбранных ИП, представлена на рис. 1.

Схема включает в себя три решающих модуля, на входы которых подаются ИП из соответствующих групп, полученные от объектов с известным риском ИБС в режиме обучения или от неизвестного образца в режиме классификации. Используя формирователь обучающих выборок для АИА верхнего иерархического уровня, строят таблицу объект-признак для обучения классификаторов верхнего иерархического уровня. Сущность метода дублирования решений с ассоциативным выбором состоит в том, что решение принимается на базе анализа решений двух независимых экспертов, построенных на основе парадигм нейросетевого моделирования и нечеткого логического вывода. Структурно функциональная схема модели принятия решений по прогнозу рецидива ИБС представлена на рис. 2.

Метод принятия решений, реализуемый представленной моделью, отличается тем, что анализ решений классификаторов нижнего иерархического уровня осуществляется при помощи двух каналов, реализованных на нейросетевой модели (NET), и блока нечеткого логического вывода (БНЛВ). Эти решения поступают на схему квазинечеткого «ИЛИ», которая выбирает наиболее подходящее решение. «Решение 1» принимает NET. На ее входы подаются девять лингвистических переменных, поступающих с трех фуззификаторов. Фуззификаторы преобразуют четкие числа триады {КУ1, КУ2, КУ3} в соответствующие лингвистические переменные. Значения этих лингвистических переменных определяются по соответствующим функциям принадлежности. Построив фуззификаторы для трех моделей, настраивают NET на обучающей выборке, представленной соответствующим множеством.

«Решение 2» принимается БНЛВ, построенном на основе схемы Е. Шортлиффа [6]. БНЛВ для принятия решения использует те же самые информативные признаки, что и модуль NET.

Алгоритм ассоциативного выбора решений, который используется в блоке управления бустингом (БУБ), заключается в следующем:

- 1) формируется обучаемый классификатор, желательно, построенный на парадигме, отличной от парадигм, используемых в классификаторах, применяемых в каналах «Решение 1» и «Решение 2»;

- 2) формируется контрольная выборка для классификаторов «Решение 1» и «Решение 2»;
- 3) по результатам классификации по контрольной выборке формируется множество целей переменной ass :

$$ass_i = \begin{cases} 0 & \text{при } d1_i \geq d2_i; \\ 1 & \text{при } d2_i > d1_i, \end{cases} \quad (1)$$

где $d1_i = |D_i - Y1_i|$; $d2_i = |D_i - Y2_i|$; D_i – цель для i -го образца; $Y1_i$ – выход канала 1 для i -го образца; $Y2_i$ – выход канала 2 для i -го образца;

- 4) формируем новую обучающую выборку для классификатора дублирующих каналов путем объединения множества $\{KV1_i, KV2_i, KV3_i\}$ и множества $\{ass_i\}$, где элементы первого множества являются независимыми переменными, а элементы второго множества являются множеством элементов цели;
- 5) настраиваем классификатор дублирующих каналов по обучающей выборке $\{KV1_i, KV2_i, KV3_i\} \cup \{ass_i\}$ при $i = 1, M$, где M – число образцов в контрольной выборке, используемой для формирования множества (1).

Классификатор дублирующих каналов формирует базовые элементы в пространстве $\{KV1, KV2, KV3\} + 1$, где «1» – элемент множества цели, с последующим его альтернативным наращиванием посредством использования линейного дискриминантного анализа Фишера, что позволяет осуществить альтернативный выбор дублирующих решений.

Для аппроксимации пространства $\{KV1, KV2, KV3, Y\}$ используется аппроксимирующая функция

$$Y = F \cdot (KV1, KV2, KV3), \quad (2)$$

состоящая из суперпозиции функции вида

$$\{Z_i = a_0^i + a_1^i KV1 + a_2^i KV2 + a_3^i KV3\}. \quad (3)$$

В силу нелинейности (2) зависимости (3) строятся для некоторой области i аргументов $\{KV1^i, KV2^i, KV3^i\}$, в которой с заранее установленной погрешностью выражение (2) может быть адекватно приближению линейной зависимости (3). Таким образом, задача построения БУБ сводится к построению алгоритма кусочно-линейной аппроксимации нелинейной зависимости в четырехмерном пространстве.

Набор аппроксимирующих функций строится последовательно для обучающих образцов, образующих в многомерном

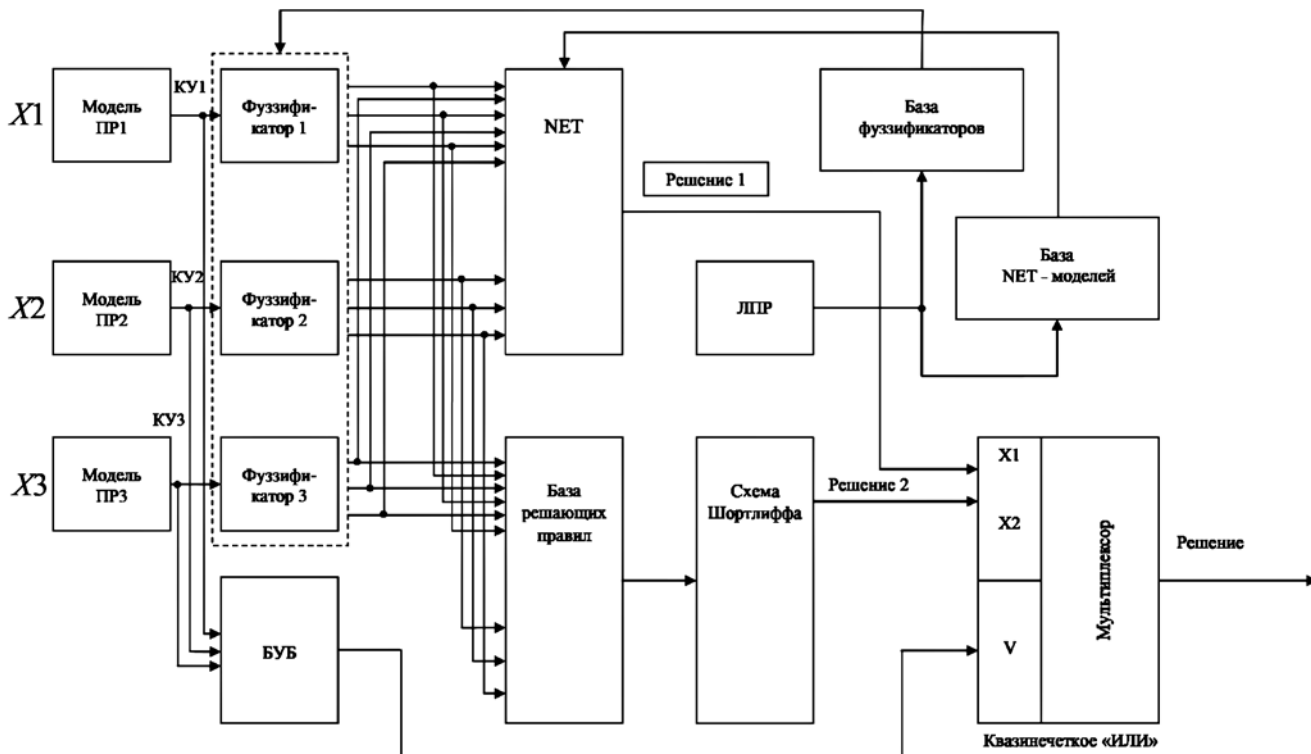


Рис. 2. Структурно-функциональная схема модели принятия решений по прогнозу ишемического риска

пространстве выпуклые области (базовые элементы), а с поступлением новых наблюдений корректируется в соответствии с алгоритмом, приведенным в [7].

Экспериментальные данные представляют собой точки в четырехмерном пространстве, поэтому для построения моделей (3) необходимо не менее четырех таких точек. Для определения уравнения гиперплоскости используем одно из уравнений множества (3). Из этого множества образуем базовые элементы, которые назовем гиперчетырёхугольниками, покрывающие область построения модели (область, определяемую тремя первыми и последним столбцами таблицы экспериментальных данных). При добавлении нового образца из таблицы экспериментальных данных необходимо проверить его попадание в область базовых элементов, уже созданных на основе предшествующих данных таблицы. Существует несколько решений такой задачи (методы трассировки луча; суммирование углов; подсчет числа оборотов границы и др.).

Проведены экспериментальные исследования показателей предложенных моделей принятия решений в автоматизированной системе по прогнозированию ИБС. Для оценки качества прогноза ИП определялись диагностические показатели автоматизированной системы при работе в следующих режимах: канал «Решение 1», канал «Решение 2», работа системы с ассоциативным выбором каналов. В качестве известного метода прогноза ИП, с которым осуществлялось сравнение показателей качества прогнозирования, выбрана шкала SCORE [8].

Для оценки эффективности принимаемых решений сравнивали результаты прогнозирования ИБС посредством разработанных методов: «Решение 1», «Решение 2» и ассоциативный выбор решений – и двух известных методов: шкалой SCORE и системой прогнозирования на основе метода миннесотского кодирования и нечеткой логики принятия решений [9] – для одних и тех же контрольных выборок.

Интегральные показатели качества прогнозирования ИБС посредством разработанных и известных методов приведены на диаграммах, представленных рис. 3.

Анализ диаграмм на рис. 3 показывает, что качество принятия решений решающих правил, основанных на предложенных методах, близки к экспертным оценкам. При этом показатели качества классификатора с ассоциативным выбором выше на 8 % показателей качества классификаторов в каналах «Решение 1» и «Решение 2». При этом по основным показателям качества классификации – диагностической чувствительности, диагностической специфичности и диагностической эффективности – предложенные методы превосходят известные на 10...16 %.

Таким образом, в результате проведенных исследований выбрано и обосновано пространство информативных призна-

ков для прогнозирования ИБС, включающее в себя три информационных блока, построенных на традиционных факторах риска – предикторах, характеризующих энергетические характеристики биоактивных точек, и на основе анализа ишемических окон и ишемических эпизодов в электрокардиосигнале, что позволило синтезировать математические модели автономных интеллектуальных агентов нижнего иерархического уровня, предназначенных для построения классификаторов верхнего иерархического уровня автоматизированной системы прогнозирования ишемических рисков. Разработаны метод дублирования решений с ассоциативным выбором, предназначенный для автоматизированной системы прогнозирования ишемической болезни сердца, и структурно-функциональная модель принятия решений по прогнозу ишемического риска, которая включает в себя два канала дублирующих решений и третий канал – ассоциативного выбора решений, позволяющая выбрать лучший вариант из двух классификаторов риска, построенных на различных парадигмах. Проведены экспериментальные исследования показателей качества принятия решений в автоматизированной системе прогнозирования ишемических рисков. Сравнение результатов прогнозирования решающего модуля с дублирующими решениями и ассоциативным выбором с известными прогностическими моделями показало, что по показателям диагностической эффективности модели с ассоциативным выбором превосходят известные модели на 10...16 %, а использование ассоциативного выбора и дублирующих каналов позволяет повысить диагностическую эффективность на 8 % по сравнению с диагностической эффективностью в отдельных дублирующих каналах.

Сравнительные характеристики экспертных оценок риска ИБС и предлагаемых моделей интеллектуальных систем позволяют рекомендовать полученные технические и алгоритмические решения для практического использования в системах прогнозирования ИБС.

Acknowledgments: The reported study was funded by RFBR, project number 19-38-90116.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-38-90116.

Список литературы:

1. Комлев И.А., Шаталова О.В., Дегтярев С.В. и др. Прогнозирование и оценка степени тяжести ишемии сердца на основе гибридных нечетких моделей // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2019. Т. 9. № 1 (30). С. 133-145.

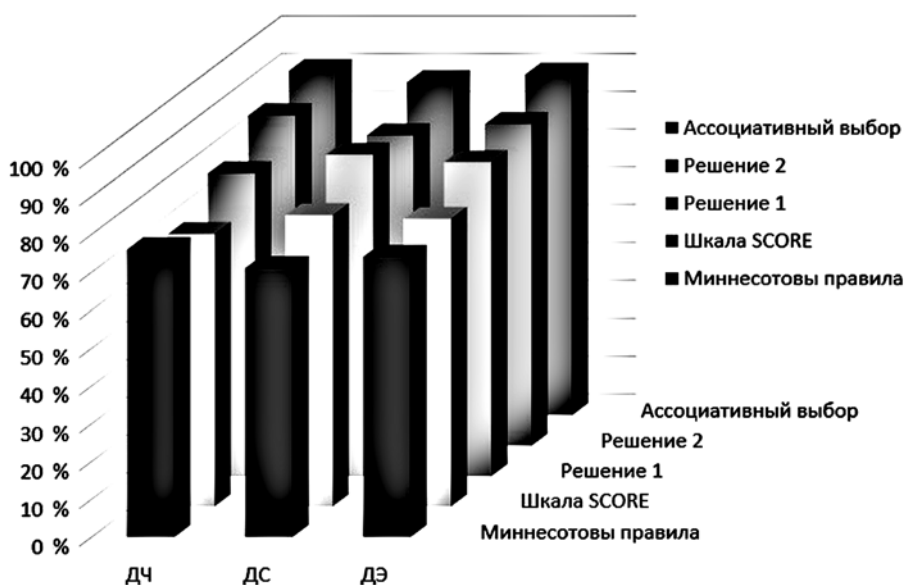


Рис. 3. Сравнительная характеристика показателей качества предложенных и известных методов принятия решений

2. *Быков А.В., Корневская С.Н., Комлев И.А. и др.* Прогнозирование развития критического состояния кровообращения сердца на основе нечетких моделей // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2018. Т. 8. № 1 (26). С. 74-87.
3. *Филист С.А., Шаталова О.В., Ефремов М.А.* Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение. 2014. № 6. С. 35-39.
4. *Томакова Р.А., Филист С.А., Яа Зар До* Универсальные сетевые модели для задач классификации биомедицинских данных // Известия Юго-Западного государственного университета. 2012. № 4 (43). С. 44-50.
5. *Филист С.А., Емельянов С.Г., Рыбочкин А.Ф.* Нейросетевой решающий модуль для исследования живых систем // Известия Курского государственного технического университета. 2008. № 2 (23). С. 77-82.
6. *Моросанова Н.А., Соловьев С.Ю.* Формальные свойства схемы Шортлифа / Управление большими системами. Сборник трудов. 2012. Вып. 36. С. 5-38.
7. *Пашкевич В.М.* Автоматизация построения сложных эмпирических зависимостей при исследованиях технологических объектов // Вестник ГГТУ им. П.О. Сухого. 2019. № 1. С. 10-17.
8. *Смирнова М.Д., Фофанова Т.В., Агеев Ф.Т. и др.* Прогностические факторы развития сердечно-сосудистых осложнений во время аномальной жары 2010 г. (когортное наблюдательное исследование) // Кардиологический вестник. 2016. № 11 (1). С. 43-51.
9. *Зо Зо Тун, Филист С.А., Шаталова О.В.* Способы и алгоритмы морфологического анализа в задачах распознавания QRS-комплексов // Научные ведомости БелГУ. Серия: Экономика. Информатика. 2011. № 7 (102). Вып. 18/1. С. 50-60.

Елена Валерьевна Петрунина,
канд. техн. наук, доцент,
декан факультета прикладной
математики и информатики,
ФГБОУ ИВО «Московский государственный
гуманитарно-экономический университет»,
г. Москва,
Ольга Владимировна Шаталова,
канд. техн. наук, доцент,
Зейнаб Усама Протасова,
аспирант,
кафедра биомедицинской инженерии,
Анатолий Федорович Рыбочкин,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра космического приборостроения,
Вадим Владимирович Серебровский,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра программной инженерии,
ФГБОУ ВО «Юго-Западный
государственный университет»,
г. Курск,
e-mail: shatolg@mail.ru

С.В. Ульянов, А.А. Мамаева, А.В. Шевченко

Интеллектуальная система оценки эмоций оператора – инструментарий обработки ЭЭГ

Аннотация

Описывается применение оптимизатора баз знаний на мягких вычислениях, который структурно реализован на трех генетических алгоритмах. С точки зрения теории искусственного интеллекта и нечетких систем, оптимизатор баз знаний выполняет роль универсального аппроксиматора обучающего сигнала с требуемой точностью, а с точки зрения теории интеллектуальных систем управления – осуществляет глубокое машинное обучение.

Введение

Включение человека-оператора в интеллектуальные системы управления (далее – ИСУ) для принятия решения в сложных ситуациях создает информационный ресурс, который позволяет повысить эффективность разработки и применения ИСУ, но из-за наличия непредсказуемого человеческого фактора часто связан с повышением количества ситуаций информационного риска [1]. Экспериментальные исследования коры головного мозга и поведенческих реакций человека-оператора подтвердили гипотезу о взаимосвязи электрического возбуждения отдельных участков коры головного мозга (нейронов или группы нейронов) с определением и прогнозом поведения человека-оператора. Именно поэтому необходимо иметь количественные и качественные показатели, которые не зависели бы от индивидуальных характеристик человека-оператора и при этом гарантировалась объективность полученных показателей [2].

Одной из основных проблем применения когнитивных технологий управления в системе «мозг – компьютер» является проблема, связанная с психофизиологическими особенностями состояния человека-оператора.

В ряде исследований [3], [4] показана возможность построения упрощенных математических моделей эмоций. Но, помимо физических ограничений, на корректность описания и достоверность извлеченных знаний из математической моде-

ли существенное влияние оказывают также и информационные границы на применимость разработанной модели.

Утомление, возбужденность, отвлекающие шумы и прочие факторы влияют на физическое состояние, что, естественно, сказывается на качестве распознавания команд и качестве управления конечным устройством. Но такие технологии не обладают механизмом адаптации к особенностям оператора. В свою очередь, зарекомендовавшие себя в широком классе областей мягкие вычисления (генетические алгоритмы, нечеткая логика и нечеткие нейронные сети) и технология интеллектуальных вычислений в виде интеллектуального инструментария позволяют спроектировать интеллектуальную когнитивную систему управления, обладающую требуемыми качествами.

Целью рассматриваемой работы является описание интеллектуального инструментария обработки сигнала электроэнцефалограммы (далее – ЭЭГ) для классификации ментальных состояний человека-оператора в когнитивных интеллектуальных системах управления. Выявление объективных показателей психофизиологического состояния исследуемого лица достигается применением технологий интеллектуальных вычислений типа мягкие вычисления.

Данная работа является продолжением и развитием разработки медицинских экспертных систем 2-го поколения с глубоким представлением знаний [5]-[7], построенных на извлечении знаний из экспериментальных данных на основе технологий интеллектуальных вычислений.