

## **АЛГОРИТМЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ: ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ В КАРДИОЛОГИИ**

*УО «Белорусский государственный медицинский университет»<sup>1</sup>,  
ГНУ «Институт физики имени Б. И. Степанова  
Национальной академии наук Беларуси»<sup>2</sup>*

---

*Приведены примеры приложения некоторых компьютерных алгоритмов интеллектуального анализа данных (Data Mining) к параметрам сердечно-сосудистой системы (артериальное давление, вариабельность сердечного ритма), которые открывают новые диагностические возможности этих известных показателей в кардиологической функциональной диагностике. Так линейная регрессия индивидуальных рядов артериального давления пациентов и применение алгоритма Data Mining к коэффициентам регрессии позволило создать диагностическую номограмму, с помощью которой дифференцируются 10 гемодинамических классов, в том числе патологические классы у нормотензивных лиц, как проявление скрытых гемодинамических нарушений.*

*Применение Data Mining к параметрам ВСП показало отличие регуляции кровообращения у нормотензивных лиц и у пациентов с АГ по характеристикам связей параметров ВСП.*

**Ключевые слова:** *интеллектуальный анализ данных (Data Mining), артериальное давление, линейная регрессия, гемодинамика, диагностическая номограмма, вариабельность сердечного ритма.*

***R. V. Khursa, M. V. Voitikova***

### ***DATA MINING ALGORITHMS APPLICATION EXPERIENCE IN CARDIOLOGY***

*The samples of own using of Data Mining algorithms in cardiologic functional diagnostics are given. Data Mining application to the parameters of the cardiovascular system such as blood pressure (BP) and heart rate variability (HRV) reveals new diagnostic possibilities in the cardiologic practice. Thus, the diagnostic classification nomogram has been created by applying the Data Mining algorithm «Support vector machine» to the regression coefficients received on the personal patient's BP parameters. This nomogram allowed diagnosing 10 hemodynamic classes, including abnormal classes in normotensive persons. These classes are the manifestation of latent hemodynamic disturbances, which need dynamic clinical observation of such patients.*

*Data Mining algorithms application to HRV parameters revealed the important differences in regulation of blood circulation in normotensive patients and in hypertensive ones.*

*The samples of the using Data Mining algorithms show the new possibilities of the “old” diagnostic methods.*

**Keywords:** *Data Mining, blood pressure, linear regression, hemodynamics, diagnostic nomogram, heart rate variability.*

Термин *Data Mining* (в русскоязычной литературе – «интеллектуальный анализ данных») введен в научный оборот в 1989 г. для обозначения совокупности методов обнаружения в базах данных ранее неизвестных, нетривиальных, полезных и доступных интерпретации знаний, необходимых для принятия решений в разных сферах человеческой деятельности [10]. Таким образом, *Data Mining* представляет собой процесс анализа, обобщения и классификации данных с целью извлечения из них новой информации при помощи различных алгоритмов. В настоящее время алгоритмы интеллектуального анализа данных успешно применяются в различных областях, включая медицину. Тем не менее, существует огромный разрыв между достижениями в области информационных технологий и решением конкретных клинических задач, которые реально осуществляет врач «у постели больного», исходя из своих знаний и опыта. Прикладная статистика пополнилась новыми вычислительными методами *Data Mining*, потенциал которых в практической медицине почти не использован.

Цель настоящего сообщения – показать некоторые возможности применения методов *Data Mining* в кардиологической функциональной диагностике на собственном опыте.

1. Применение компьютерного алгоритма «Машина опорных векторов» (*Support Vector Machine – SVM*)

В наших предыдущих исследованиях было предложено в качестве способа функциональной диагностики построение статистической модели индивидуального кровообращения по временному ряду величин артериального давления (АД) пациента в виде линейной регрессии систолического (S) и диастолического (D) давлений по пульсовому давлению W (где  $W = S - D$ ). Регрессионная модель кровообращения в общем аналитическом виде выглядит сопряженными линейными уравнениями:

$$\begin{aligned} S &= Q + aW, \\ D &= Q + (a - 1)W, \end{aligned}$$

где коэффициенты  $a$  и  $Q$  имеют индивидуальные числовые значения и характеризуют кровообращение пациента в интервале времени наблюдения. Каждый из коэффициентов имеет свой биофизический смысл: величина  $Q$  характеризует давление потока крови в области затухающей пульсовой волны (беспульсовое давление), которое имеет место в конечной части артериол, значение коэффициента  $a$  отражает соотношение систолической и диастолической составляющих процесса кровообращения, т. е. отражает участие собственно пропульсивной работы сердца в период систолы и участие «периферии» (главным образом, сосудов, благодаря их упруго-эластическим свойствам, и мышц) в дальнейшем продвижении крови в период диастолы. Установлены граничные значения параметра  $a$ , разделяющие гемодинамические типы [3, 4, 6, 9].

Гармонический тип означает нормальное сердечно-сосудистое взаимодействие в процессе продвижения крови, при котором сердце пациента выполняет боль-

шую часть работы в продвижении крови при меньшем участии «периферии», и предполагает справедливость неравенств  $D < Q < S$  и  $0 < a < 1$ . Значение коэффициента  $a > 1$  указывает на нарушение диастолической составляющей процесса кровообращения, которое осуществляется только силой сокращения миокарда, а «периферия» не помогает кровотоку (диастолический дисфункциональный тип кровообращения). При этом справедливо неравенство  $Q < D < S$ , т. е. давление беспульсового тока крови становится ниже диастолического, что предполагает ухудшение обмена веществ между кровью и тканями [3]. При  $a \leq 0$  справедливо неравенство  $D < S < Q$ , что также представляет нарушение гемодинамики сердечно-сосудистой системы за счет систолической составляющей процесса кровообращения, которое осуществляется, главным образом, за счет «периферического сердца» (систолический дисфункциональный тип кровообращения) [4].

Линейная регрессия параметров АД пациента дает характеристику кровообращения как процесса взаимодействия сердца и сосудов в продвижении крови, и названа способом КАСПАД (количественный анализ связей параметров АД). Формирование рассмотренных выше гемодинамических типов является результатом процесса адаптации организма [9]. Все типы по КАСПАД – гармонический (нормальный) или дисфункциональные (патологические), могут наблюдаться при любой величине измеряемого АД (нормальное, гипертензия, гипотензия), но, естественно, с разной частотой в зависимости от состояния здоровья человека. При этом типы сопровождаются разной величиной давления  $Q$ : по нашим данным, полученным у 556 практически здоровых людей молодого возраста (до 30 лет), среднее значение  $Q$  составило 86,4 мм рт. ст. (95 % ДИ 85,1–87,7). Однако его величина значимо различалась в зависимости от типа: при гармоническом (354 чел.) – 90,2 мм рт. ст. (95 % ДИ 88,8–91,6), при диастолическом дисфункциональном (102 чел.) – 61,9 мм рт. ст. (95 % ДИ 59,3–64,5), при систолическом дисфункциональном (34 чел.) – 123,9 мм рт. ст. (95 % ДИ 115,9–131,9) [8]. При артериальной гипертензии (АГ) в начальных стадиях чаще всего отмечается гармонический КАСПАД-тип, но с высоким  $Q$  (более 100 мм рт. ст.). На фоне лечения обычно формируется диастолический дисфункциональный тип (у 60–70 %), сопровождающийся разной степенью снижения его величины, причем порой чрезмерной (менее 50 мм рт. ст.) [6, 7].

Такой значительный разброс значений  $Q$  при явной связи между параметрами регрессии  $a$  и  $Q$  вызывает ряд вопросов. В частности, на какой «норматив» величины  $Q$  ориентироваться врачу при работе с конкретным пациентом? К чему стремиться при лечении АГ – к оптимизации давления  $Q$  (как косвенному показателю уровня обмена веществ) или к «гармонизации» кровообращения? Таким образом, для использования метода КАСПАД в реальной клинической практике становится

## Новые технологии

очевидной потребность совместного учета обоих параметров регрессии, что определило цель исследования.

**Цель:** дальнейшее развитие регрессионного моделирования параметров АД с помощью Data Mining для применения в кардиологической функциональной диагностике – классификации гемодинамических состояний пациентов на основе совокупного учета обоих коэффициентов регрессии.

Изучались ряды величин АД 3-х групп пациентов при суточном мониторинге АД (СМАД) в течение стандартных периодов наблюдения (день, ночь, сутки). Собственная база данных получена при помощи мониторов серии VPLab (Россия). Группу нормотензивных лиц представляли практически здоровые люди (группы диспансерного наблюдения ДI и ДII) – 121 человек (57 мужчин и 64 женщины) в возрасте  $23,8 \pm 5,1$  лет. Группу лиц с впервые выявленной АГ до начала лечения составили 50 пациентов (24 женщины и 26 мужчин) в возрасте  $32,7 \pm 9,8$  лет, у которых диагностирована АГ 1–2 степени, риск 1–3. В качестве образцов кровообращения при артериальной гипотензии использована электронная база данных СМАД [16], представленная рядами АД 43-х пациентов с вторичной гипотонией, переживших хотя бы один эпизод острой гипотонии: 21 мужчина и 22 женщины в возрасте  $69,6 \pm 16,4$  лет.

Для каждого пациента проводилось регрессионное моделирование его параметров АД с нахождением индивидуальных коэффициентов  $a$  и  $Q$ , которые служили координатами векторов для использования алгоритма SVM. Этот машинный алгоритм проводит обучение на примерах (библиотеке образцов) и предполагает разделение объектов (их классификацию) в пространстве признаков с помощью гиперплоскости, максимально разделяющей векторы характерных признаков объектов из разных классов. Общая база данных автоматически разбивается случайным образом на обучающую и контрольную выборки в соотношении 75%/25% и строится классифицирующая функция при непрерывном уменьшении эмпирической ошибки классификации объектов. Обучение SVM-классификатора завершается при достижении максимального качества разделения образцов, в данном случае на гемодинамические состояния (классы). Уравнения разделяющих прямых получены методом наименьших квадратов и использованы для построения диагностических номограмм (карт) отдельно за дневной, за ночной и за суточный периоды СМАД [2, 5, 7].

Рисунок 1 демонстрирует основную идею SVM-классификатора в плоскости вектора атрибутов  $x = \{Q, a\}$  для дневного периода СМАД: в двумерной системе координат изображены значения  $a$  и  $Q$  пациентов: лица с гипотензией обозначены звездочками, с нормотензией – кружками, с АГ – треугольниками.

На этой номограмме уже нанесены линейные разделяющие функции (наклонные косые, уравнения которых приведены в таблице), отграничивающие эти три кли-

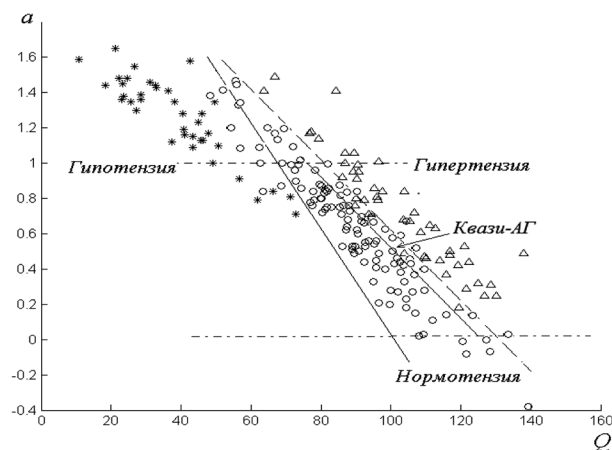


Рис. 1. Индивидуальные коэффициенты линейной регрессии параметров АД (векторы  $a$  и  $Q$ ) пациентов 3-х групп на номограмме гемодинамических состояний за дневной период СМАД (пояснения в тексте)

нически разных гемодинамических состояний, и горизонтальные пунктирные линии раздела КАСПАД-типов: между гармоническим и систолическим дисфункциональным типами на уровне  $a = 0$ , гармоническим и диастолическим дисфункциональным на уровне  $a = 1$ . Наличие циркадных ритмов в динамике АД предполагает анализ показателей СМАД за дневной, ночной и суточный периоды наблюдения, поэтому уравнения границ раздела (разделяющие функции) областей Гипотензия / Нормотензия / Гипертензия получены для каждого из этих периодов (таблица).

На рис. 1 видны особенности КАСПАД-моделей гемодинамики пациентов разных клинических классов. У лиц с гипотензией – низкое давление  $Q$  при больших значениях  $a$  (уклон влево от центральной области, где располагаются большинство нормотензивных лиц), у лиц с АГ – высокое давление  $Q$  (уклон вправо от центральной области). При этом у одной части пациентов с АГ – гармоничное кровообращение, а у другой – диастолическое дисфункциональное ( $1 < a < 2$ ). Такая гемодинамика наиболее характерна для длительно существующей АГ, особенно на фоне лечения [6, 7], что позволяет заподозрить позднюю диагностику заболевания у некоторых пациентов в данном исследовании.

Наиболее важные различия касаются области Нормотензия: зона с диастолическим дисфункциональным типом невелика и значительно сужается по мере увеличения коэффициента  $a$ , максимально приближаясь к двум противоположным патологическим гемодинамическим состояниям – к гипотензии и к АГ (рис. 1). Эти гемодинамические состояния с принципиально разными измеряемыми величинами АД объединены общностью механизмов адаптации сердечно-сосудистой системы: «гипертрофированной» ролью работы сердца в процессе продвижения крови при недостаточном участии «сосу-

Таблица. Разделяющие функции между состояниями артериальной нормотензии/гипотензии/гипертензия на диагностической номограмме

Период наблюдения	Разграничиваемые состояния		
	нормотензия/гипотензия	нормотензия/АГ	нормотензия/скрытая АГ
День	$a = -0,03Q + 3,03$	$a = -0,02Q + 2,62$	$a^* = -0,02Q + 2,52$
Ночь	$a = -0,03Q + 2,60$	$a = -0,02Q + 2,52$	нет
Сутки	$a = -0,03Q + 2,70$	$a = -0,02Q + 2,52$	нет

дистой» составляющей этого процесса, о чем свидетельствует диастолический дисфункциональный КАСПАД-тип. Данный тип всегда сопровождается снижением  $Q$ , что, видимо, является признаком адаптационной гемодинамической реакции организма [9].

Ранее мы показали, что практически здоровые молодые лица с таким типом гемодинамики имеют функциональные сосудистые нарушения в виде ухудшения эндотелий-зависимой вазодилатации и увеличения скорости распространения пульсовой волны [8]. Изложенные обстоятельства подтверждают патологический характер дисфункционального диастолического типа и дают основания предполагать, что нормотензивные пациенты с таким кровообращением имеют латентные гемодинамические нарушения с возможной (в долгосрочной перспективе) манифестацией сердечно-сосудистой патологии, в первую очередь, АГ, и нуждаются в дальнейшем медицинском наблюдении.

SVM-анализ АД за дневной период выделил в зоне гармонического типа нормотензивных лиц узкую область, названную Квази-АГ («подобный АГ»), куда равновероятно попали некоторые лица с гипертензией и с нормотензией (рис. 1). т. е. гемодинамика лиц, попавших в эту область, хоть и характеризуется гармоническим кровообращением ( $0 < a < 1$ ), но по каким-то скрытым характеристикам сходна с гемодинамикой пациентов с АГ, также оказавшихся в этой области. Мы показали, что по другим (традиционным) параметрам СМАД эта подгруппа нормотензивных лиц действительно представляет переходное к АГ гемодинамическое состояние [7].

Готовая номограмма (дневной период) для использования в функциональной диагностике представлена на рис. 2, а процедура диагностики (классификация гемодинамического состояния пациента) состоит в наложении на эту номограмму его индивидуальных регрессионных коэффициентов ( $Q$ ,  $a$ ), полученных на основе ряда величин АД: по оси ординат –  $a$  по оси абсцисс –  $Q$ , точка пересечения попадает в зону определенного гемодинамического класса.

Таким образом, созданная с помощью алгоритма SVM диагностическая номограмма позволяет дифференцировать 10 гемодинамических классов: артериальная гипертензия гармонического (H3) или дисфункциональных типов (диастолического – D3, систолического – S3); артериальная гипотензия гармонического (H1) или дисфункциональных типов (диастолического – D1, систолического – S1); гемодинамика гармонического типа

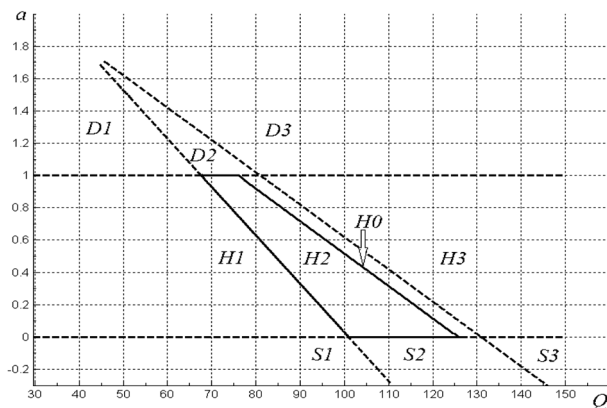


Рис. 2. Диагностическая номограмма классификации гемодинамики по данным АД за дневной период

у нормотензивных лиц (H2), латентные гемодинамические нарушения у нормотензивных лиц в виде дисфункциональных (диастолического – D2 или систолического – S2) типов и квази-гипертензия у нормотензивных лиц (H0) – впервые обнаруженный класс, который определяется на номограмме только дневного периода и является исключительно важным в диагностическом плане.

## 2. Применение Data Mining для анализа variability сердечного ритма (BCP)

Анализ BCP – неинвазивный инструмент исследования сердечно-сосудистой системы и регуляторных систем организма, прежде всего, вегетативной нервной системы (ВНС), так как сердечный ритм это совокупный результат автоматизма клеток синусового узла, влияния ВНС и центральной нервной системы, гуморальных и рефлекторных воздействий. Основная информация о состоянии этих регулирующих систем заключена в «функциях разброса» длительностей кардиоинтервалов, поэтому анализ BCP основан на измерении RR-интервалов ЭКГ. Целями исследования BCP в клинической практике являются выделение и количественное определение влияния на ритм сердца каждого из звеньев регуляции – центральной и автономного контуров, а также оценка на этой основе функционального состояния организма и его адаптационных резервов, влияющих, в свою очередь, на прогноз различных заболеваний. Прогностическая значимость спектральных, нелинейных и статистических показателей BCP была доказана для прогноза сердечно-сосудистых заболеваний. Известно, что снижение определенных показателей BCP связано с риском сердечно-сосудистых осложнений и нарушением сердечной деятельности (например, при ишемической болезни сердца), в то время как высокие показатели BCP характерны для здоровых лиц молодого возраста и спортсменов [13–15, 17].

Однако в реальной клинической практике исследование BCP пока не нашло широкого применения в силу ряда причин: метод отличается низкой воспроизводимостью, получаемые показатели зависят от времени суток и длительности исследования, от величины АД и др. Кроме того, дискутируются границы параметров BCP в норме. Несомненная клиническая значимость метода при наличии методологических проблемных моментов и нерешенных вопросов анализа вызывает живой интерес исследователей. Более того, гемодинамическая неоднородность людей, заключенная в параметрах АД и отражающая адаптацию организма (по данным КАСПАД), несомненно, каким-то образом связана с BCP. Этот вопрос абсолютно не исследован. Начальным этапом такого исследования является выбор наиболее значимых параметров BCP и определение характера связей между ними для последующего построения статистической модели, что и послужило нашей целью.

Для анализа использована электронная база данных PhysioBank Database в виде набора многомерных векторов характеристик BCP, полученных из 24-часовых ЭКГ: 40 пациентов с АГ [13] и 41 пациент с нормальным АД [12]. Длительность ряда BCP составляла 30 мин, ряд содержал не менее 600 интервалов, анализировались пять последовательных 5 мин интервалов.

На первом этапе проведена предварительная обработка кардиосигналов, выделение вектора характеристик (предикторов) с помощью линейного (статисти-



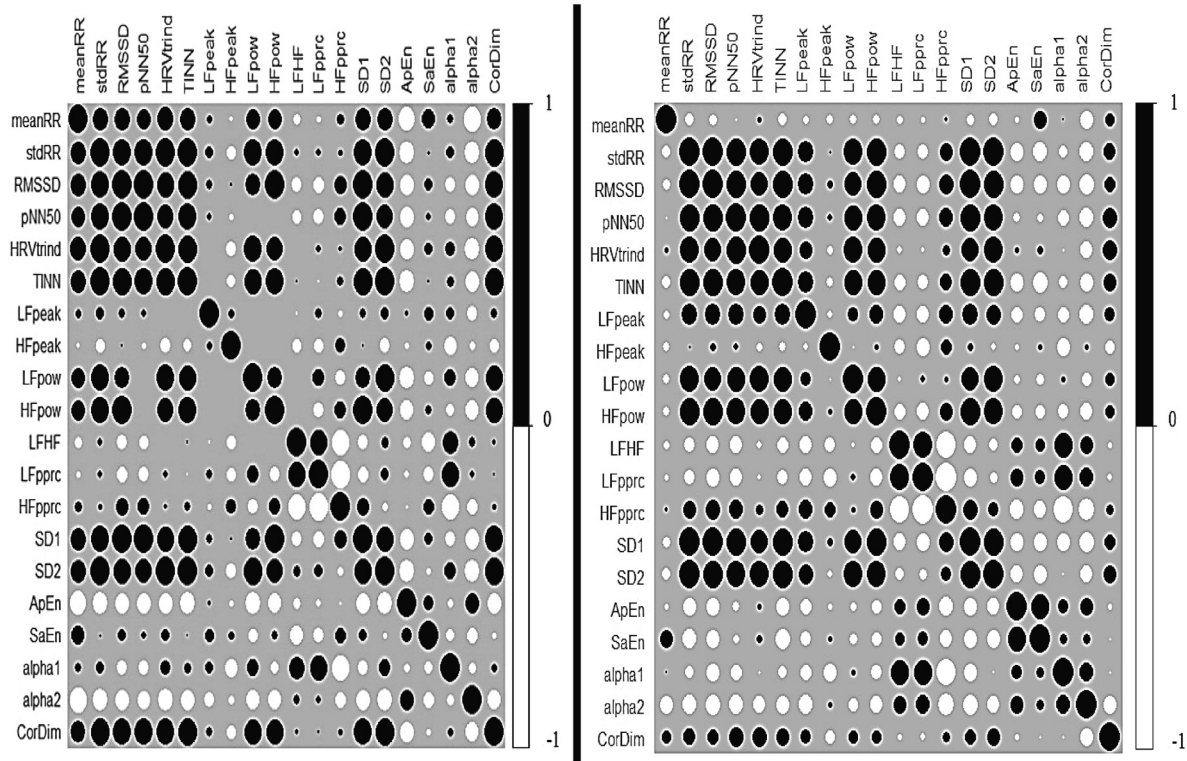


Рис. 3. Корреляционная матрица 20 параметров ВСП для группы нормотензивных лиц (слева) и пациентов с АГ (справа)

Примечание – черным цветом отмечена прямая (положительная) корреляционная связь, белым – обратная (отрицательная) корреляционная связь; размер окружности задается величиной коэффициента корреляции.

ческий и спектральный) и нелинейного анализов ВСП в соответствии с рекомендациями [14, 16]. Стандартные спектральные показатели ВСП определялись методом Welch; рассматривались частотные показатели (абсолютные, относительные мощности спектра в ультранизких, низких и высоких областях, максимум частот для каждой полосы, коэффициент отношения мощностей низкой и высокой частот). Нелинейные показатели ВСП определялись с помощью методов сечения Пуанкаре, вычисления энтропии подобия, энтропии шаблонов, корреляционной размерности. На втором этапе были использованы алгоритмы Data Mining – обобщенные линейные модели (Generalized Linear Models – GLM) и обобщенные аддитивные модели (Generalized Additive Models – GAM).

Основные параметры ВСП, характерные для здорового человека, включают следующие признаки: нерегулярный (вариабельный) синусовый ритм; мономодальная гистограмма распределения с величиной размаха более 0,1 с; скаттерограмма RR-интервалов в виде эллипса, вытянутого вдоль биссектрисы (без дополнительных точек вне основного облака, характерных для аритмий); статистические и спектральные характеристики ВСП – в границах принятых нормативов [1, 15].

По итогам первого этапа исследования установлено, что ни один из параметров (6 статистических, 7 спектральных, 7 нелинейных) не имеет однозначного распределения для группы пациентов с АГ и группы нормотензивных лиц. Т. е. ни один из этих параметров сам по себе не информативен для разделения данных клинических групп, поэтому для классификации (распознавания) потребовалось применение Data Mining.

На втором этапе модель ВСП для каждого пациента описывалась по 21 признаку, первый из которых (класс) –

номинальная переменная с 2 уровнями: нормотензия/артериальная гипертензия. Вектор характеристик ВСП включал 20 численных переменных-предикторов из числа общепринятых вычисляемых параметров ВСП [17]: 6 статистических (meanRR, stdRR, RMSSD, pNN50, HRVtrind, TINN); 7 спектральных (LFpeak, HFpeak, LFPower, HFPower, LFHFpower, LFPower\_prc, HFpower\_prc) и 7 нелинейных (SD1, SD2, ApEn, SampEn, alpha1, alpha2, CorDim).

Все анализируемые параметры ВСП отличались наличием «выбросов», неоднородностью дисперсии и распределением, отличным от нормального. При таких характеристиках неправомерно использовать данные параметры в традиционных статистических моделях. Применение GLM и GAM к параметрам ВСП показало также наличие мультиколлинеарности (т. е. наличие линейной зависимости между 20 параметрами-предикторами), что может привести к ошибкам при вычислении регрессионных коэффициентов и делает невозможным анализ вклада каждого параметра в задачах классификации и регрессии.

Характер связи между переменными можно определить, используя наглядность корреляционной матрицы всех этих 20 параметров, представленной графически на рис. 3 – слева для нормотензивных лиц, справа – для пациентов с АГ, где степень корреляции сравниваемых параметров отображена размером круга; черным цветом отмечена корреляция положительная (прямая), белым – обратная (отрицательная).

На рис. 3 четко выделяются блоки коррелированных параметров ВСП с наибольшей линейной зависимостью между предикторами: для групп нормотензивных лиц (слева) все 6 статистических показателей высоко коррелированы между собой (meanRR, stdRR, RMSSD, pNN50, HRVtrind, TINN), а для лиц с АГ (справа), коррелируют все

эти параметры, исключая meanRR. Кроме того, корреляционная размерность параметра CorDim высоко коррелирована с шестью статистическими показателями только в группе нормотоников, но не в группе АГ.

Эти данные показывают, что для состояния нормотензии характерна сильная линейная зависимость (мультиколлинеарность) между показателями статистическими, спектральными (LFpower и HFpower) и корреляционной размерностью ряда ВСР. Наличие значимой линейной корреляции основных параметров для этой группы лиц согласуется с представлением о том, что регуляция кровообращения при нормотензии представляется упрощенной двухконтурной системой с центральным (недыхательная аритмия) и автономным (дыхательная аритмия) уровнями регуляции с прямой и обратной связями [17].

Основным признаком группы лиц с АГ оказалось отсутствие линейной корреляции (невысокий коэффициент корреляции Пирсона) между параметрами meanRR и CorDim со всеми остальными числовыми параметрами ВСР. Это обстоятельство может свидетельствовать о нелинейном характере связей. Нами была проведена количественная оценка степени нелинейности связей параметров при помощи критерия EDF (effective degrees of freedom – эффективные степени свободы). По результатам применения обобщенной аддитивной модели GAM к параметрам ВСР можно предположить, что показатель meanRR линейно связан с RMSSD (EDF = 1,0) и слабо нелинейно – с CorDim (EDF = 2,2) для нормотензивных лиц. При этом в группе пациентов с АГ картина была иная: параметр meanRR нелинейно связан с RMSSD (EDF = 5,2) и с CorDim (EDF = 5,7).

Это означает, что в отличие от нормотензивных лиц, при АГ отсутствует линейная зависимость между указанными параметрами при наличии выраженной нелинейной связи. Данное обстоятельство, в свою очередь, указывает на многоконтурную систему регуляции при АГ, в которой преобладает один из отделов ВНС и/или существует временной разрыв в активации симпатической и парасимпатической систем. Такая особенность регуляции кровообращения свидетельствует об истощении регуляторных систем, что демонстрирует выраженная нелинейная связь симпатического и парасимпатического отделов вегетативной нервной системы, при этом для достижения полезного приспособительного результата (адаптации) изменение активности одного отдела не согласуется с изменением в другом.

Таким образом, вычислительные методы, использованные при исследовании ВСР в группах пациентов с АГ и нормотензивных лиц – алгоритмы GAM и GLM (обобщенные линейные и аддитивные модели), позволили сделать важные заключения относительно выбора показателей для дальнейшего анализа и определения характера связей между ними с целью последующего построения статистической модели ВСР. Было установлено, что стандартные параметры ВСР отличаются наличием выбросов, неоднородностью дисперсии, «ненормальным» распределением и мультиколлинеарностью, поэтому не подходят для построения традиционных статистических моделей, а требуют использования других методов выражения зависимостей. Кроме того, по характеристикам связей параметров ВСР показано отличие регуляции кровообращения у нормотензивных лиц и у пациентов с АГ, у которых система регуляции многоконтурная, с преобладанием одного из отделов ВНС

и/или существованием несогласованности в активации симпатического и парасимпатического ее отделов. Такая особенность регуляции кровообращения при АГ свидетельствует об истощении регуляторных систем.

Таким образом, приведенные выше примеры приложения некоторых компьютерных алгоритмов интеллектуального анализа данных к параметрам функционирования организма человека (артериальное давление, вариабельность сердечного ритма) демонстрируют принципиально новые диагностические возможности этих известных (и даже «рутинных») показателей и открывают для профилактической медицины перспективы выявления доклинических нарушений кровообращения (с помощью диагностической номограммы).

### Литература

1. Ардашев, А. В. Практические аспекты современных методов анализа вариабельности сердечного ритма / А. В. Ардашев, А. Ю. Лоскутов. – М.: ИД «МЕДПРАКТИКА-М», 2010. – 156 с.
2. Войтикова, М. В., Хурса Р. В. Номограмма гемодинамических состояний по параметрам артериального давления // Технологии живых систем. – 2014. – № 2. – С. 45–53.
3. Способ диагностики диастолической дисфункции кровообращения: Патент ВУ №6950 / В. М. Чеботарев, Р. В. Хурса. – Заявка № а20010017; приор. 09.01.2001.
4. Способ диагностики систолической дисфункции кровообращения: Патент ВУ №6952 / В. М. Чеботарев, Р. В. Хурса. – Заявка № а20011059; приор. 11.12.2001.
5. Способ диагностики типа гемодинамического состояния сердечно-сосудистой системы: Патент ВУ №19976 / М. В. Войтикова, Р. В. Хурса. – Заявка № а20130215; приор. 19.02.2013.
6. Хурса, Р. В. Пульсовое давление крови: роль в гемодинамике и прикладные возможности в функциональной диагностике / Р. В. Хурса // Мед. новости. – 2013. – № 4. – С. 13–19.
7. Хурса, Р. В. Суточное мониторирование артериального давления с использованием интеллектуального анализа данных: новые диагностические возможности / Р. В. Хурса, М. В. Войтикова // Артериальная гипертензия. – 2015. – № 2(40). – С. 34–42.
8. Хурса, Р. В. Функциональное состояние сосудов у практически здоровых лиц с патологическими гемодинамическими типами (по данным линейной регрессии параметров артериального давления) / Р. В. Хурса // Мед. Панорама. – 2014. – № 7(151). – С. 5–9; Артериальная гипертензия. – 2014. – № 6 (39). – С. 39–45.
9. Хурса, Р. В. Гемодинамические детерминанты гомеостаза и адаптации / Р. В. Хурса, В. М. Чеботарев // Клиническая физиология кровообращения. – 2007. – № 4. – С. 71–77.
10. Чубукова, И. А. Data Mining: учебное пособие / И. А. Чубукова. – М.: Интернет-университет информационных технологий; БИНОМ: Лаборатория знаний, 2006. – 382 с.
11. [Электронный ресурс]: <https://physionet.org/physiobank/database/nsr2db/>.
12. [Электронный ресурс]: <https://physionet.org/pn6/shareedb/>.
13. Acharya, R. Heart rate variability: a review / R. Acharya, P. Joseph, N. Kannathal et al // Med. Biol. Eng. Comput. – 2006. – № 44 (12). – P. 1031–1051.
14. Boveda, S. Prognostic value of heart rate variability in time domain analysis in congestive heart failure // J. Interv. Card. Electrophysiol. – 2001. – Vol. 5. – P. 181–187.
15. Malik, M. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use / M. Malik, J. T. Bigger, A. J. Camm [et al.] // Eur. Heart J. – 1996. – № 17 (3). – P. 354–381.
16. The MIMIC II Project database. URL: <http://physionet.org/physiobank/database/mimic2db>.
17. Voss, A. REVIEW: Methods derived from nonlinear dynamics for analyzing heart rate variability / A. Voss, S. Schulz, R. Schroeder, M. Baumert, P. Caminal // Phil. Trans. R. Soc. A. – 2009. – Vol. 367. – P. 277–296, doi: 10.1098.

Поступила 27.12.2016 г.