УДК 612.172.2 + 519.23/25 10.56564/27825264_2026_2_2

ПАРАМЕТРЫ ВАРИАБЕЛЬНОСТИ РИТМА СЕРДЦА И МЕТАБОЛИЧЕСКИЙ СИНДРОМ: ПОСТРОЕНИЕ ПРЕДИКТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ

В. Г. Панов, Т. А. Маслакова, Е. Д. Константинова

Институт промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия

В работе проведен анализ обезличенной базы данных работников металлургического производства, содержащей индивидуальные показатели и показатели вариабельности ритма сердца (ВРС). Метаболический синдром (МС) диагностирован в соответствии с рекомендациями Международной федерации диабета (МФД). Целью работы было построение и сравнение прогностических логистических моделей для выявления МС на основе параметров ВРС у работников металлургического производства. Анализ важности переменных проведен с помощью вычисления корреляции расстояний и анализа доминирования. Выделены важнейшие переменные для построения прогностических моделей. Использовали три вида логистической регрессии: линейную зависимость логита отклика от переменных ВРС, линейную зависимость с добавлением перекрестных произведений и квадратичную зависимость. На основе выделенных важнейших показателей ВРС, имеющих наиболее выраженную реакцию на наличие МС построены модели логистической регрессии с условием максимизации качества регрессии по показателю псевдо-R2 McFadden'a (pR^2). Наилучшие модели, построенные по важнейшим ВРС-предикторам, обладают таким же качеством, как и лучшие модели такого же типа, построенные по всем переменным.

Ключевые слова: вариабельность ритма сердца; метаболический синдром; коэффициент корреляции расстояний; псевдо-R^2 McFadden'a; логистическая регрессия; прогностические модели; ROC-анализ.

1. Введение

Метаболический синдром представляет собой совокупность взаимосвязанных метаболических нарушений (абдоминальное ожирение, дислипидемия, гипергликемия, артериальная гипертензия), значительно повышающих риск развития сердечно-сосудистых заболеваний. Его распространенность в популяции, особенно среди работников промышленных производств, характеризуемых специфическими условиями труда, делает актуальным поиск надежных и доступных инструментов для раннего выявления и прогнозирования данного состояния [1–3]. В этом контексте особый интерес представляет анализ ВРС – неинвазивный маркер активности автономной нервной системы. Показатели ВРС отражают дисбаланс вегетативной регуляции, характеризующийся снижением парасимпатической и повышением симпатической активности, рассматриваются как один из ключевых патогенетических звеньев формирования МС.

Несмотря на значительное количество исследований, подтверждающих связь между снижением ВРС и компонентами МС, вопрос построения эффективных предиктивных моделей на основе параметров ВРС для комплексной диагностики синдрома остается открытым. Современные исследования активно фокусируются на разработке предиктивных моделей МС с использованием методов машинного обучения и многомерной статистики [4–5]. Однако при построении таких моделей, особенно на основе высокоразмерных физиологических данных, к которым относятся параметры ВРС, критически важным этапом является корректный отбор информативных предикторов. Традиционные подходы, основанные исключительно на статистической значимости (p-значение), могут быть недостаточны для оценки реальной прогностической ценности переменных в контексте сложных взаимосвязей.

Это обуславливает необходимость применения современных подходов к оценке вклада и важности предикторов на этапе селекции переменных.

В данной работе для решения задачи отбора переменных была применена комбинация двух перспективных методов анализа. Коэффициент корреляции расстояний (dCor) расширяет возможности классического корреляционного анализа, позволяя выявлять нелинейные и сложные зависимости между непрерывными показателями ВРС и бинарным откликом, что особенно актуально для физиологических данных [6]. Анализ доминирования при построении логистической модели, оцениваемый через псевдо-R^2 McFadden'a, предоставляет строгий критерий для определения относительной важности предикторов в их совокупном вкладе в объяснение дисперсии отклика, учитывая их взаимные корреляции [7, 8].

Цель исследования: на основе полученных ранее наиболее существенных переменных построить и сравнить прогностические логистические модели для выявления МС на основе параметров ВРС у работников металлургического производства.

2. Материалы и методы

Использованы материалы предыдущего исследования [9].

Определение важности показателей ВРС и их ранжирование проводилось методами машинного обучения (добычи данных, Data Mining): построение случайного леса классификации, методы CART, GCART, CHAID с последующем усреднением полученных разными методами ранжирований и определение списка наиболее существенных переменных. Произведен расчет коэффициентов корреляции расстояний.

Для построения прогнозных моделей состояния МС по заданному множеству ВРС-переменных использовали модели логистической регрессии с линейной зависимостью логита отклика, линейной зависимостью с добавлением перекрестных произведений и квадратичной зависимостью. Качество итоговых моделей оценивали с помощью ROC-анализа и коэффициента псевдо-R^2 McFadden'a. Приведены значения нового и перспективного показателя качества логистической регрессии – коэффициента дискриминации Tjur'a (КД) [10]. Вычисления проводили в среде статистического анализа R (v. 4.3.2), а также в системе Wolfram Research Mathematica (v.11.3).

3. Результаты

В первой части исследования [9] с помощью вычисления коэффициента корреляции расстояний dCor был выделен список наиболее существенных ВРС-переменных в отношении их связи с МС. На рис.1 представлены упорядоченные по убыванию значения коэффициентов dCor.

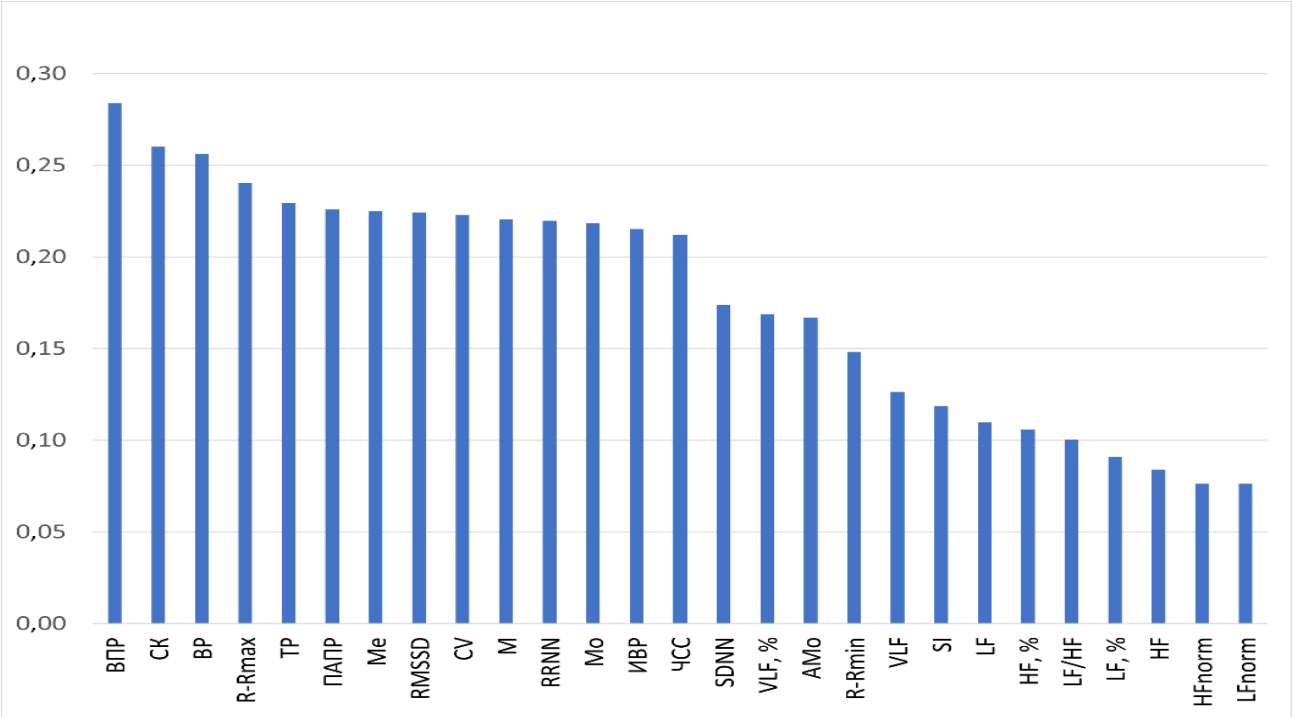

Рис. 1. Ранжированные значения *dCor* для фоновых показателей ВРС, упорядоченные по убыванию

Важнейшие ВРС-переменные, имеющие абсолютные значения больше 0,2: ВПР, СК, ВР, R–R_{max}, ТР, ПАПР, Me, RMSSD, CV, M, RRNN, Mo, ИВР, ЧСС.

Как отмечалось выше, наличие зависимости МС от показателей ВРС твердо установлено для различных исследованных контингентов, что позволяет поставить вопрос о возможности эффективного прогноза наличия МС по показателям ВРС. Заметим, что часто в исследованиях, нацеленных на построение прогностической модели наличия МС, используют разнообразные методы, из которых построение логистической регрессии в качестве естественной прогнозной модели является одним из простейших, но тем не менее широко распространенным. Например, метод логистической регрессии был применен в качестве предсказательного средства для определения МС в работах [4, 11]. В работе [6] на основе нелинейной логистической регрессии с 11 факторами риска была построена номограмма для предсказания появления МС.

Рассматривая возможности построения предсказательных моделей МС, мы не будем ограничиваться ни количеством анализируемых переменных, ни условием линейности уравнения. В качестве кандидатов на предсказательную модель мы будем рассматривать уравнения логистической регрессии с полиномиальной зависимостью логита отклика от фоновых переменных ВРС до второй степени включительно. Коэффициент pR^2, который будем использовать для оценки качества модели, – один из наиболее адекватных, хотя его величина, как правило, не бывает большой (очень близкой к 1). Тем не менее считается, что значения в диапазоне 0,2–0,4 означают хорошее согласование модели с имеющимися данными [12]. Кроме того, для каждой рассматриваемой модели будет приведено значение коэффициента дискриминации КД. Этот показатель качества приближения регрессии с бинарным откликом – интуитивно наиболее простой и естественный аналог коэффициента детерминации R^2, применяемого для линейных регрессионных моделей.

Поиск наилучшей логистической модели в смысле максимума pR^2 производился путем полного перебора (для небольшого числа переменных) или случайного поиска (для 6 и более переменных) среди всех логистических моделей данного типа. А именно это модели, в которых: логит отклика линейно зависит от переменных-предикторов (M_1); логит отклика линейно зависит от предикторов и их

перекрестных произведений (M_2); логит отклика имеет квадратичную зависимость от предикторов (M_3).

Качество наилучшей логистической модели с заданным числом переменных, полученной случайным поиском, проверялось сравнением результатов с теми логистическими моделями, которые получаются при полном переборе всех моделей логистической регрессии с тем же числом переменных. Понятно, что такую проверку можно провести, только если возможен полный перебор моделей данного типа, т. е. для моделей с небольшим числом предикторов. Однако на основании таких вычислений мы можем сделать прогноз качества случайного поиска и при отсутствии возможности полного перебора всех моделей. Например, при поиске наилучшей модели логистической регрессии (в смысле максимизации коэффициента pR^2) среди трехфакторных моделей имеется 2 925 моделей, из которых пять наилучших представлены в табл. 1.

Таблица 1. Модели логистической регрессии от трех переменных для представления МС в зависимости от показателей ВРС

Модель	Набор переменных	pR^2
1	СК, SI, ТР	0,104
2	СК, ВР, ТР	0,102
3	СК, Me, ТР	0,097
4	М, АМо, ПАПР	0,087
5	ЧСС, М, $R–R_{min}$	0,084

Случайный поиск наилучшей модели с тремя переменными также находит все эти модели (при этом время вычислений вдвое меньше времени сплошного поиска).

Полный перебор линейных логистических моделей для четырех переменных (17 550 моделей) требует намного больше времени.

Сопоставим, является ли наилучшая модель данного типа, полученная при полном переборе или при случайном поиске с переменными из числа наиболее важных, близкой к наилучшей модели этого же типа с отбором из числа всех ВРС-переменных. Результаты расчетов значений КД и pR^2 представлены в табл. 2. Для 3–5 переменных все модели находили полным перебором, для шести переменных – случайным поиском (для всех переменных).

Таблица 2. Результаты поиска лучшей модели логистической регрессии по важнейшим и по всем переменным ВРС

Число пере-менных	Тип моде-ли	Модели для важнейших переменных ВРС			Модели для всех переменных ВРС		
		Переменные модели	КД	pR^2	Переменные модели	КД	pR^2
3	M_1	СК, ВР, ТР	0,122	0,102	СК, SI, ТР	0,132	0,104
	M_2	Me, ПАПР, CV	0,166	0,142	Mo, Me, LF_{norm}	0,174	0,155
	M_3	ЧСС, ИВР, ВПР	0,226	0,197	ЧСС, ИВР, ВПР	0,226	0,197
4	M_1	СК, ВР, ВПР, ТР	0,146	0,123	СК, ВР, SI, ТР	0,159	0,133
	M_2	СК, $R–R_{max}$, RMSSD, CV	0,227	0,199	Mo, Me, LF/HF, HF%	0,271	0,237
	M_3	СК, Me, RRNN, ТР	0,285	0,256	Mo, Me, ВР, HF%	0,315	0,293

Окончание табл. 2

5	M_1	СК, ВР, ПАПР, ВПР, ТР	0,174	0,144	Мо, АМо, ВР, ПАПР, ВПР	0,171	0,148
	M_2	М, СК, Ме, RRNN, CV	0,307	0,264	Мо, Ме, ВР, LF/HF, HF%	0,376	0,336
	M_3	СК, Ме, RRNN, CV, ТР	0,390	0,345	ЧСС, Ме, ИВР, ВПР, VLF	0,461	0,430
6	M_1	СК, Ме, ВР, ПАПР, CV, ТР	0,179	0,150	М, АМо, ПАПР, ВР, ВПР, VLF%	0,187	0,160
	M_2	СК, Мо, Ме, R–R_{max}, RMSSD, CV	0,409	0,382	Мо, Ме, ИВР, CV, LF/HF, HF%	0,479	0,448
	M_3	ЧСС, СК, Ме, CV RRNN, RMSSD,	0,538	0,495	ЧСС, М, Ме, SI, SDNN, VLF	0,641	0,605

Переход к модели с перекрестными членами и тем более квадратической значительно улучшает прогностические качества логистической модели. Например, для модели с перекрестными членами при полном переборе моделей с тремя переменными ВРС наиболее высокое значение pR^2 = 0,155 (КД = 0,174), а для квадратической наилучшее pR^2 = 0,197 (КД = 0,226). Для четырех переменных эти величины равны: для линейной модели pR^2 = 0,133 (КД = 0,159); для модели с перекрестными членами pR^2 = 0,237 (КД = 0,271); для квадратической модели pR^2 = 0,293 (КД = 0,315).

Таким образом, можно утверждать, что логистическая модель описания МС как функции от показателей ВРС вполне адекватна и позволяет довольно качественно представить состояние МС в исследуемой выборке даже при небольшом числе переменных. При этом, как показывают приведенные результаты, такая зависимость является существенно нелинейной. К сожалению, полный перебор всех возможных моделей того или иного типа при большом числе переменных оказывается невозможным ввиду экспоненциального роста объема вычислений. Однако проведенные сравнения результатов полного перебора и случайного поиска для малого числа переменных показывает достаточную эффективность метода случайного поиска.

Полезно также сопоставить, является ли наилучшая модель данного типа, полученная при полном переборе или при случайном поиске с переменными из числа наиболее важных, близкой к наилучшей модели этого же типа с отбором из числа всех ВРС-переменных.

Как отмечалось ранее, переход к нелинейной модели значительно улучшает качество модели. Важность нелинейности можно увидеть также из следующего сопоставления: возьмем наборы из четырех переменных, которые имели наибольшее значение pR^2 (табл. 2). Очевидно, что при усложнении модели (от линейной к квадратичной) происходит заметное увеличение коэффициента pR^2 как для важнейших переменных ВРС, так и по всему множеству переменных ВРС (от 0,123 до 0,256 и от 0,133 до 0,293 соответственно). На рис. 2А показаны графики ROC-кривых логистических моделей трех типов (M_1, M_2 и M_3), построенные на четырех переменных (СК, ВР, ВПР, ТР), которым соответствует наилучшая линейная логистическая модель (табл. 2). На рис. 2Б показаны аналогичные ROC-кривые для моделей этих же типов при независимом выборе наилучшего набора (СК, ВР, SI, ТР – модель M_1, Мо, Ме, LF/HF, HF % – модель M_2 и Мо, Ме, ВР, HF % – модель M_3).

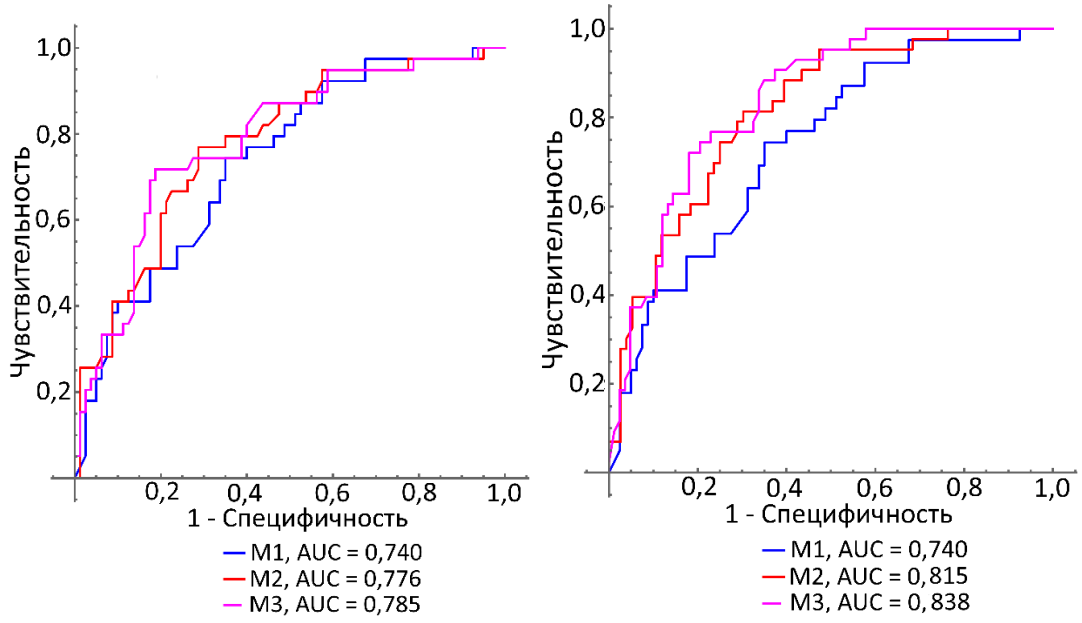

Рис. 2. ROC-кривые и площадь под ними (AUC). (А): модели для набора СК, ВР, ВПР, ТР. (Б): модели для четырех переменных из всех показателей ВРС

Очевидно, что качество модели увеличивается при увеличении сложности модели как для одного и того же набора переменных (рис. 2А), так и для наилучших наборов из табл. 2 (рис. 2Б). Дополнительно к оценке величины AUC в табл. 3 приведены значения обычных метрик для оценки качества бинарного классификатора для набора переменных СК, ВР, SI, ТР, полученных при поиске наилучшей линейной модели из числа всех переменных ВРС.

Для вычисления таких характеристик необходимо определить оптимальное значение вероятности отсечения, по которому будет происходить разделение вероятностей, полученных при вычислении соответствующей логистической модели. Обычный критерий определения такой вероятности состоит в нахождении решения уравнения, Se(p)=Sp(p) т. е. равенства чувствительности (Se) и специфичности (Sp).

Таблица 3. Основные характеристики качества бинарного классификатора для моделей M_1, M_2, M_3 от переменных СК, ВР, SI, ТР

Метрика	M_1	M_2	M_3
Чувствительность (Se)	0,667	0,718	0,718
Специфичность (Sp)	0,663	0,713	0,738
Доля ложноотрицательных прогнозов (FNR)	0,333	0,282	0,282
Доля ложноположительных прогнозов (FPR)	0,338	0,288	0,263
Разрешение	0,491	0,549	0,571
Распространенность	0,328	0,328	0,328
Точность измерения	0,664	0,714	0,731
F_1	0,565	0,622	0,636
Диагностическое ОШ	3,926	6,308	7,152
Индекс Юдена	0,329	0,430	0,455
Сводный прогнозный показатель (PSI)	0,294	0,387	0,414

Вероятности отсечения для этих моделей соответственно равны: 0,316, 0,340, 0,333.

Так как набор переменных для построения логистической регрессии один и тот же, то очевидное улучшение качества модели объясняется именно переходом от линейной модели (M_1) к более сложным нелинейным моделям (M_2 и M_3).

4. Обсуждение

Известное влияние МС на значения показателей ВРС позволяет поставить обратную задачу описания состояния МС как функции от показателей ВРС. При этом, однако, ВРС-показателей слишком много и их использование может привести к модели, которая обладает хорошим качеством, но с трудом поддается трактовке. В этом случае может помочь построение модели только по тем переменным, которые предварительно были оценены как наиболее существенные по параметру dCor. Хотя такая модель не обязательно будет совпадать с наилучшей моделью данного типа, как показывают представленные расчеты, но она, вероятно, будет достаточно близка к ней.

В данной работе рассмотрен вариант построения предиктивной модели по найденным наиболее существенным переменным. Разумеется, этот метод целесообразно применять только в том случае, когда возможных переменных-предикторов слишком много, чтобы можно было осуществить полный перебор всех возможных моделей.

Среди линейных моделей логистической регрессии наилучшие модели имеют коэффициент pR^2 около 0,4, но они содержат все переменные ВРС (которых около 30). Это можно трактовать как возможность достаточно точно предсказывать наличие МС по фоновым переменным ВРС, но сама эта модель содержит слишком много переменных. Линейные модели с перекрестными членами имеют значительно более высокое качество (с смысле величины pR^2) и, кроме того, обходятся меньшим числом переменных. Например, модель такого типа с переменными СК, AMo, Me, ИВР, SI, $R–R_{min}$, $R–R_{max}$, TP, HF, LF_{norm} имеет коэффициент pR^2, равный 1, т. е. полностью описывает состояние МС в данной выборке. Аналогичную картину представляют результаты построения квадратичной логистической регрессии.

5. Выводы

Резюмируя обе части исследования, отметим, что при большом числе переменных-предикторов решение задачи построения предиктивной модели состояния МС в зависимости от показателей ВРС можно провести в два этапа: (1) выделение наиболее существенных переменных и (2) построение предиктивной модели по найденным наиболее существенным переменным.

В данном исследовании мы показали, что при увеличении количества предикторов, включенных в модель и при использовании более сложных моделей, качество прогнозирования заметно улучшается.

Таким образом, предлагаемый подход, сочетающий строгий отбор предикторов на основе современных статистических метрик с построением и валидацией различных типов логистической регрессии, направлен на создание эффективного и обоснованного инструмента для скрининга МС в профессиональных когортах, что может иметь значение для профилактической медицины и оценки профессиональных рисков.

Исследование выполнено за счет субсидий Минобрнауки РФ на выполнение научной темы FUMN-2024-0002.

6. Список литературы

1. *Пилюк, Т. М.* Вариабельность сердечного ритма у пациентов с метаболическим синдромом и хронической сердечной недостаточностью с сохраненной фракцией выброса / Т. М. Пилюк, А. М. Пристром // Журнал Гродненского государственного медицинского университета. – 2022. – Т. 20. – № 5. – С. 512–518. – DOI 10.25298/2221-8785-2022-20-5-512-518.
2. *Кратнов, А. Е.* Вариабельность ритма сердца у мужчин с метаболическим синдромом / А. Е. Кратнов, А. В. Якимова, Е. Е. Силкина // Сахарный диабет. – 2013. – № 1. – С. 15–18.
3. Heart rate variability and the metabolic syndrome: A systematic review of the literature / M. I. Stuckey, M. P. Tulppo, A. M. Kiviniemi, R. J. Petrella // Diabetes Metabolism Research and Reviews. – 2014. – Vol. 30. – № 8. – P. 784–793. – DOI 10.1002/dmrr.2555.
4. *Akbarzadeh, M.* Evaluating machine learning-powered classification algorithms which utilize variants in the GCKR gene to predict metabolic syndrome: Tehran Cardio-metabolic Genetics Study / M. Akbarzadeh, N. Alipour, H. Moheimani [et al.] // Journal of Translational Medicine. – 2022. – Vol. 20. – P. 164. – DOI 10.1186/s12967-022-03349-z.
5. *Shin, M.-S.* Building a Nomogram for Metabolic Syndrome Using Logistic Regression with a Complex Sample – A Study with 39 991 680 Cases / M.-S. Shin, J.-Y. Lee // Healthcare. – 2022. – Vol. 10. – P. 372. – DOI 10.3390/healthcare10020372.
6. *Szekely, G. J.* The Energy of Data and Distance Correlation / G. J. Szekely, M. L. Rizzo // Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics and Applied Probability. – 2023.
7. *Azen, R.* Using Dominance Analysis to Determine Predictor Importance in Logistic Regression / R. Azen, N. Traxel // Journal of Educational and Behavioral Statistics. – 2009. – Vol. 34, № 3. – P. 319–347. – DOI 10.3102/1076998609332754.
8. *Budescu D. V.* Dominance analysis: A new approach to the problem of relative importance of predictors in multiple regression // Psychological Bulletin. – 1993. – Vol. 114. – № 3. – P. 542–551. – DOI 10.1037/0033-2909.114.3.542.
9. *Панов, В. Г.* Параметры вариабельности ритма сердца и метаболический синдром: оценка важности переменных / В. Г. Панов, Т. А. Маслакова, Е. Д. Константинова // Траектория исследований – человек, природа, технологии. – 2026. – Т. 17. – № 1. – С. 2–9. – DOI 10.56564/27825264_2026_1_2.
10. *Tjur, T.* Coefficients of Determination in Logistic Regression Models – A New Proposal: The Coefficient of Discrimination / T. Tjur // The American Statistician. – 2009. – Vol. 63, № 4. – P. 366–372. – DOI: 10.1198/tast.2009.08210.
11. *Jie, W.* Development and internal validation of risk prediction model of metabolic syndrome in oil workers / W. Jie, L. Chao, L. Jing [at al.] // BMC Public Health. – 2020. – Vol. 20. – P. 1828. – DOI 10.1186/s12889-020-09921-w.
12. *McFadden, D.* Conditional logit analysis of qualitative choice behavior / D. McFadden // Frontiers in Econometrics. – 1974. – P. 105–142.

Сведения об авторах:

Панов Владимир Григорьевич, к. ф.-м. н., ведущий научный сотрудник Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия. Эл. Почта: vpanov@ecko.uran.ru.

Маслакова Татьяна Анатольевна, к. ф.-м. н., старший научный сотрудник Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия. Эл. Почта: masta@ecko.uran.ru.

Константинова Екатерина Даниловна, к. ф.-м. н., заведующий лабораторией биостатистики, старший научный сотрудник Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия. Эл. Почта: K_Konst@ecko.uran.ru.

HEART RATE VARIABILITY PARAMETERS AND METABOLIC SYNDROM: CONSTRUCTION OF PREDICTIVE MODELS

V. G. Panov, T. A. Maslakova, E. D. Konstantinova

Institute of Industrial Ecology Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russian Federation

The work analyzes an anonymized database of metallurgical production workers, containing individual indicators and indicators of heart rate variability (HRV). Metabolic syndrome (MS) was diagnosed in accordance with the recommendations of the International Diabetes Federation (IDF). The goal of the work was to build and compare predictive logistic models for identifying MS based on HRV parameters in metallurgical production workers. Variable importance analysis was carried out using distance correlation calculation and dominance analysis. The most important variables for constructing predictive models are identified. Three types of logistic regression were used: linear dependence of the response logit on HRV variables, linear dependence with the addition of cross products, and quadratic dependence. Based on the identified most important HRV indicators that have the most pronounced response to the presence of MS, logistic regression models were built with the condition of maximizing the regression quality according to the McFadden's pseudo-R2 indicator (pR^2). The best models built using the most important HRV predictors have the same quality as the best models of the same type, built using all variables.

Key words: heart rate variability; metabolic syndrome; distance correlation coefficient; McFadden's pseudo-R^2; logistic regression; prognostic models; ROC analysis.

References

1. *Pilyuk, T. M.* Heart rate variability in patients with metabolic syndrome and chronic heart failure with preserved ejection fraction / T. M. Pilyuk, A. M. Pristrom // Journal of the Grodno State Medical University. – 2022. – Vol. 20. – № 5. – P. 512–518. – DOI 10.25298/2221-8785-2022-20-5-512-518. (in Russia).
2. *Kratnov, A. E.* Heart rate variability in men with metabolic syndrome / A. E. Kratnov, A. V. Yakimova, E. E. Silkina // Diabetes mellitus. – 2013. – № 1. – P. 15–18. (in Russia).
3. Heart rate variability and the metabolic syndrome: A systematic review of the literature / M. I. Stuckey, M. P. Tulppo, A. M. Kiviniemi, R. J. Petrella // Diabetes Metabolism Research and Reviews. – 2014. – Vol. 30. – № 8. – P. 784–793. – DOI 10.1002/dmrr.2555.
4. *Akbarzadeh, M.* Evaluating machine learning-powered classification algorithms which utilize variants in the GCKR gene to predict metabolic syndrome: Tehran Cardio-metabolic Genetics Study / M. Akbarzadeh, N. Alipour, H. Moheimani [et al.] // Journal of Translational Medicine. – 2022. – Vol. 20. – P. 164. – DOI 10.1186/s12967-022-03349-z.
5. *Shin, M.-S.* Building a Nomogram for Metabolic Syndrome Using Logistic Regression with a Complex Sample – A Study with 39 991 680 Cases / M.-S. Shin, J.-Y. Lee // Healthcare. – 2022. – Vol. 10. – P. 372. – DOI 10.3390/healthcare10020372.
6. *Szekely, G. J.* The Energy of Data and Distance Correlation / G. J. Szekely, M. L. Rizzo // Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics and Applied Probability. – 2023.
7. *Azen, R.* Using Dominance Analysis to Determine Predictor Importance in Logistic Regression / R. Azen, N. Traxel // Journal of Educational and Behavioral Statistics. – 2009. – Vol. 34, № 3. – P. 319–347. – DOI 10.3102/1076998609332754.
8. *Budescu D. V.* Dominance analysis: A new approach to the problem of relative importance of predictors in multiple regression // Psychological Bulletin. – 1993. – Vol. 114. – № 3. – P. 542–551. – DOI 10.1037/0033-2909.114.3.542.
9. *Panov, V. G.* Heart rate variability parameters and metabolic syndrome: assessing the importance of variables / V. G. Panov, T. A. Maslakova, E. D. Konstantinova // Research trajectory – human, nature, technology. – 2026. – V. 17. – № 1. – P. 2–9 – DOI 10.56564/27825264_2026_1_2 (in Russian).

10. *Tjur, T.* Coefficients of Determination in Logistic Regression Models – A New Proposal: The Coefficient of Discrimination / T. Tjur // The American Statistician. – 2009. – Vol. 63, № 4. – P. 366–372. – DOI: 10.1198/tast.2009.08210.
11. *Jie, W.* Development and internal validation of risk prediction model of metabolic syndrome in oil workers / W. Jie, L. Chao, L. Jing [at al.] // BMC Public Health. – 2020. – Vol. 20. – P. 1828. – DOI 10.1186/s12889-020-09921-w.
12. *McFadden, D.* Conditional logit analysis of qualitative choice behavior / D. McFadden // Frontiers in Econometrics. – 1974. – P. 105–142.

About the authors:

Panov Vladimir Grigorievich – Ph.D., leading researcher, Institute of Industrial Ecology Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russian Federation. E-mail: vpanov@ecko.uran.ru.

Maslakova Tatiana Anatolievna – Ph.D., senior researcher, Institute of Industrial Ecology Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russian Federation. E-mail: masta@ecko.uran.ru.

Konstantinova Ekaterina Danilovna – Ph.D., head of biostatistics laboratory, senior researcher Institute of Industrial Ecology Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russian Federation. E-mail: K_Konst@ecko.uran.ru.