



УДК 004.8.032.26; 57.089

NEURAL NETWORK MODELING OF THE PROCESS OF NON-INVASIVE SCREENING-ANALYSIS OF OXYGEN SATURATION PROVIDING THE INVARIANCE TO THE IMPACT OF MASKING FACTORS
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА НЕИНВАЗИВНОГО СКРИНИНГ-АНАЛИЗА САТУРАЦИИ КИСЛОРОДА В КРОВИ С ОБЕСПЕЧЕНИЕМ ИНВАРИАНТНОСТИ К ВОЗДЕЙСТВИЮ МАСКИРУЮЩИХ ФАКТОРОВ

Alyoshin S.P. / Алешин С.П.

с.т.с., as.prof. / к.т.н., доц.

Haitan O.M. / Гайтан Е.Н.

ORCID: 0000-0002-7228-9937

National University «Yuri Kondratyuk Poltava Polytechnic»,

Poltava, Pershotravnevyj Ave. 24, 36011

Национальный университет «Полтавская политехника имени Юрия Кондратюка»,

Полтава, Первомайский проспект 24, 36011

Аннотация. Сатурация кислорода в крови – параметр, указывающий на уровень насыщения кислородом артериальной крови в процентном отношении и являющийся индикатором наличия или отсутствия патологических изменений в функционировании организма. Пациентам с низким показателем кислорода в крови требуется срочное медицинское вмешательство. Однако работа пульсоксиметра (прибора, измеряющего уровень сатурации кислорода в крови) требует соблюдения ряда условий по подготовке к замеру и чувствительна к ряду факторов, таких как яркий свет, наличие красящих веществ, перепад температуры, концентрация угарного газа, точность позиционирования датчиков, эмоциональное и физическое состояние пациента. Для обеспечения инвариантности результатов сатурации кислорода в крови пациента к перечисленным негативным факторам был синтезирован ансамбль нейросетевых моделей распознавания уровней оксигемоглобина по совокупности сопутствующих симптомов. Задача определения функциональной зависимости степени сатурации крови субъекта от наличия симптомов-признаков решена применением технологии принудительного обучения нейросетей на репрезентативной выборке ретроспективных прецедентов из предыстории обслуживания пациентов в существующей базе данных и реализована моделями многослойных перцептронов как задача распознавания. Практическая значимость результатов исследования состоит в создании программного инструментария для разработки систем скрининг-анализа сатурации, инвариантных к мешающим факторам, в домашних условиях при минимальных тратах. Предлагаемая технология, реализуемая на базе практической реализации возможностей искусственного интеллекта в нейросетевом формате, позволяет повысить доступность более эффективного и оперативного контроля здоровья граждан, сократить время и затраты на диагностику, обеспечить контроль здоровья субъекта в домашних условиях без учета мешающих факторов.

Ключевые слова: сатурация кислорода в крови, неинвазивные признаки сатурации, пульсоксиметрия, нейросетевые модели, ансамбль моделей, алгоритм обратного распространения ошибки.

Вступление.

Актуальность. Сатурация кислорода в крови – параметр, указывающий на уровень насыщения кислородом артериальной крови (гемоглобина) в процентном отношении. Это индикатор, который указывает на наличие или отсутствие патологических изменений в функционировании организма [1,2]. В составе крови здорового человека уровень сатурации должен быть в пределах



95-99% для того, чтобы организм в полной мере насыщал ткани кислородом. У пациентов с хроническими болезнями дыхательной системы ввиду имеющихся проблем нормой считается показатель 92-95%. Человеку с низким показателем кислорода в крови (92% и меньше) требуется срочное медицинское вмешательство. Это объективно требует высокой точности замеров. Но для этого необходимо соблюсти ряд условий. Для обеспечения достоверности диагностики пациенты должны перед исследованием отказаться от курения, употребления спиртных, тонизирующих напитков (энергетики, кофе, крепкий чай), отказаться от приема пищи за 2 часа до исследования, не принимать успокоительные препараты, медикаменты, влияющие на функцию дыхательной и сердечной систем. Кроме того, работа прибора (пульсоксиметра) [3] чувствительна к яркому свету, наличию красящих веществ (например, лак на ногтях), перепаду температуры, наличию концентрации угарного газа, точности позиционирования датчиков, эмоциональному и физическому состоянию пациента и др.

Цель исследования.

Для обеспечения инвариантности результатов сатурации кислорода в крови пациента от перечисленных негативных факторов, предлагается синтезировать нейросетевую модель распознавания уровней оксигемоглобина по совокупности сопутствующих симптомов. К таким признакам относятся: головокружение, сопровождаемое головными болями; вялость; сонливость; слабость; тахикардия; частое и глубокое дыхание; бледность кожных покровов; синдром хронической усталости; нарушение сна; психоэмоциональная неадекватность (тревожность, апатия, агрессивность); тремор; отечность; нарушение координации и др. Имеющийся алфавит признаков при существующем множестве прецедентов предыстории [3] позволяет свести задачу пульсоксиметрии к распознаванию классов в пространстве номинальных признаков [4-7], если удастся установить строгие аналитические зависимости между перечисленными симптомами и степенью насыщенности крови кислородом. С учетом существующей практики обслуживания пациентов, богатой предыстории сбора данных и сформированной базы прецедентов [1,2], целесообразно решать эту задачу на основе принудительного обучения ансамбля нейросетевых моделей различной архитектуры, выбрать лучшую и использовать ее как дополнительный канал диагностики, независимый от мешающих факторов.

Таким образом, конечной целью исследования является синтез продуктивного ансамбля нейросетевых моделей неинвазивного анализа сатурации кислорода в крови пациента без учета мешающих факторов с целью оперативного и надежного диагностирования состояния пациента.

Постановка задачи.

Поиск аналитических связей признаков-симптомов со степенью насыщенности крови кислородом необходимо свести на первом этапе к отображению пространства факторов на пространство состояний с заданной надежностью и точностью:



$$F : X \rightarrow Y_{opt}, X \subset \mathfrak{R}^m, Y_{opt} \subset \mathfrak{R}, \quad (1)$$

где X – вектор зафиксированных симптомов-признаков состояния субъекта; Y_{opt} – выходное значение класса анализируемой функции.

На втором этапе формализуем задачу распознавания классов состояний в пространстве установленных признаков выражением:

$$\sup P(S, X) \text{ при } \delta \leq \delta_0, \quad (2)$$

где $P(S, X)$ – решающее правило распознавания классов S в пространстве признаков X ; $s \in S, S$ – множество распознаваемых (ситуаций) состояний пациента; $x \in X, X$ – множество входных факторов-симптомов субъекта; δ – степень адекватности модели; δ_0 – допустимые ошибки обучения моделей.

Совокупность входных факторов $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$ совместно с алфавитом классов обеспечивают реализацию известного правила распознавания образов [3]:

$$\omega_g \in \Omega_k, \text{ если } L(\omega, \{\omega_g\}) = \sup_i L(\omega, \{\omega_i\}), \quad (3)$$

$$L(\omega, \{\omega_g\}) \rightarrow \omega_g \in \Omega_k,$$

где $\vec{X} = (x_1, \dots, x_n) \in X$; $L(\omega, \{\omega_g\})$ – правило отнесения степени сатурации ω_g к соответствующему классу; $\{\omega\}$ – множество состояний степени сатурации (p, g) в пространстве признаков (k, l) при всех их возможных сочетаниях (ω_{pk}, ω_{gl}).

Аппроксимация функции состояний субъекта в пространстве признаков-симптомов.

Конструктивное применение нейросетевого подхода к анализу сатурации крови субъекта опирается на теорему Колмогорова-Арнольда о представлении функции нескольких аргументов через сумму композиций функций одной переменной и ее адаптации к нейросетевому формату Хехт-Нильсена [4]:

$$y(x) = \alpha \sum_{i=1}^H v_i (w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{in}x_n + u_i), \quad (4)$$

где H – мощность обучающей выборки, α, v – параметры нейросети, n – количество нейронов, $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ – весовые коэффициенты нейронов.

При этом можно утверждать, что существует такой набор чисел H, n, α, v_i, u_i , при которых функция y аппроксимируется рядом (4) на всей области ее определения и может быть реализована с помощью трехслойной нейронной сети с любой наперед заданной погрешностью. Это фундаментальное положение, ибо является основой всех последующих процедур. Действительно, если удастся установить детерминированную аналитическую связь всей совокупности симптомов со степенью сатурации крови пациента, то все последующие опции являются производными от этой ключевой процедуры.

Формирование обучающей выборки.

Неинвазивные признаки сатурации зафиксированы в базе ретроспективных данных и представляют состоятельное множество обучающих примеров:



головная боль, головокружение; вялость; сонливость; слабость; тахикардия; бледность кожных покровов; синдром хронической усталости; нарушение сна; психоэмоциональная неадекватность (апатия, агрессивность); тремор; отечность; нарушение координации; частое и глубокое дыхание.

Функцию состояния сатурации можно описать классами:

- 1 (норма);
- 2 (отклонение от нормы).

При этом наличие или отсутствие симптомов фиксируется в номинальном выражении (символами) и представлено таблично, как показано на фрагменте обучающей выборки (рис. 1):

	1 Var1	2 Var2	3 Var3	4 Var4	5 Var5	6 Var6	7 Var7	8 Var8	9 Var9	10 Var10	11 NewVar
1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	1	1
2	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
3	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1
4	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
5	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0
6	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1
7	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0
8	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1
9	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0

Рис. 1. Фрагмент обучающей выборки

Принудительное обучение с модификацией весовых коэффициентов нейронов.

Модификация синаптического множества нейросети базируется на переборе всевозможных вариантов сочетаний весов синапсов по алгоритму обратного распространения ошибки [4]:

$$w_{hq}^{(n)}(t) = w_{hq}(t-1) + \Delta w_{hq}^{(n)}(t), \quad w_{hq}(t-1) = w_{hq}(t) + \alpha \frac{\partial E(k)}{\partial w_{hq}(t)}, \quad (5)$$

где w – массив синаптических коэффициентов; q – номер выхода нейрона в n -м слое; h – номер входа нейрона в n -м слое; n – номер слоя сети.

Процесс обучения сети продолжается до тех пор, пока не будет выполнено условие:

$$\frac{1}{mn} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (y_{ij} - d_{ij})^2 \Rightarrow \min(\delta - \delta_0), \quad (6)$$

где y_{ij} – текущее состояние степени сатурации; d_{ij} – результат обучения (отклик) сети на j -выходе, при i -м примере обучающей выборки; $j=1, n$ – номер выхода сети; $i=1, m$ – номер примера; m, n – размерность массива примеров и числа выходных элементов сети.

Таким образом, в результате синтеза ансамбля моделей с принудительным обучением на репрезентативной выборке примеров из ретроспективного множества базы данных были получены ключевые аналитические выражения, описывающие процесс синтеза моделей сатурации, инвариантных к мешающим факторам, отмеченным выше.

Экспериментальные исследования показали устойчивую сходимость



процесса обучения к минимальным ошибкам при доминировании числа симптомов в строках наблюдений для каждого класса состояний субъектов (рис. 2). В этом случае экспериментально достигались приемлемые для практики производительность и точность, что позволяет говорить о целесообразности использования дополнительного, независимого канала диагностирования, инвариантного к мешающим факторам.

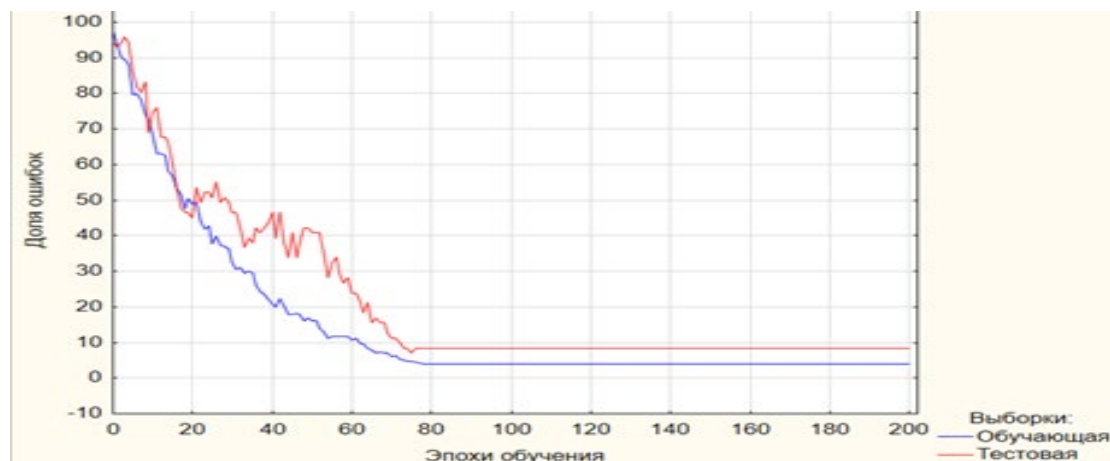


Рис. 2. Динамика итерационного процесса модификации весовых коэффициентов

Инструментально задача решена на платформе существующего пакета технического анализа данных и не требует дополнительных материальных и финансовых затрат.

Таким образом, нейросетевая поддержка пульсоксиметрии в условиях наличия мешающих факторов решена на основе применения интеллектуальных технологий в базисе искусственных нейронных сетей в среде известных пакетов нейроэмуляторов и реализуется как самостоятельное приложение в основном программном коде пакета технического анализа. Инвариантность результата диагностики к мешающим факторам достигается обучением модели на репрезентативной выборке ретроспективных прецедентов из предыстории обслуживания пациентов из существующей базы данных.

Заключение и выводы.

Для автоматизации определения степени сатурации крови субъекта необходимо найти функциональную зависимость её от наличия симптомов. Эта задача решена применением технологии принудительного обучения нейросетей и реализована моделями многослойных персептронов как задача распознавания.

Практическая значимость результатов исследования состоит в создании программного инструментария для перехода к инвариантным к мешающим факторам системам скрининг-анализа сатурации в домашних условиях при минимальных тратах. Разработанная технология, методический, алгоритмический и программный инструментарий позволяют расширить применение и упростить измерение данного параметра контроля состояния здоровья субъекта в домашних условиях без учета мешающих факторов.



Функционально программа обученных моделей может быть реализована как самостоятельное приложение в основном коде пакета технического анализа данных в формате базовой подсистемы распознавания.

Предлагаемая технология, реализуемая на базе практической реализации возможностей искусственного интеллекта в нейросетевом формате, позволяет повысить доступность широкого круга пользователей к более эффективному и оперативному контролю здоровья граждан, сократить время и затраты на диагностику.

Литература:

1. Патологическая физиология экстремальных состояний / под ред. П.Д. Горизонтова, Н.Н. Сиротина. – М.: «Медицина», 1973. – 383 с.
2. Дыхательная недостаточность: перевод с английского / М. К. Сайкс, М.У. Мак Никол, Э. Дж. М. Кэмпбелл; пер. с англ. В. А. Гологорского. – М.: Медицина, 1974. – 344 с.
3. Диагностические возможности неинвазивного мониторинга насыщения гемоглобина артериальной крови кислородом в клинике внутренних болезней / Д.В. Лапицкий [и др.]. – Минск: БГМУ, 2015. – 71 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс [2-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
5. Алешин С.П. Интеллектуальные технологии стратегического менеджмента предприятия в базисе искусственных нейронных сетей / Е.Н. Гайтан, С.П. Алешин // Modern engineering and innovative technologies. – 2020. – Issue 14. Part 2. – Pp. 24 – 29.
6. Alyoshin S.P. Neural network support for introscopy of internal structure and properties of the building constructions / S.P. Alyoshin, E.A. Borodina, O.M. Haitan, O.E. Zuma // Системы управления, навигации и связи. – 2020. – Т. 3 (61). – С. 69 – 74.
7. Alyoshin S.P. Neural network technology of recognition of hacker applications for traffic interception and analysis / S. Alyoshin, O. Haitan // Математичне та імітаційне моделювання систем. МОДС 2020: тези П'ятнадцятої міжнар. н.- практ. конф. – Чернігів: ЧНТУ, 2020. – С. 162 – 164.

Abstract. Oxygen saturation in the blood is a parameter indicating the level of oxygen saturation of arterial blood in percentage. It is an indicator of the presence or absence of pathological changes in the body functioning. Patients with low blood oxygen levels require urgent medical intervention. However, the operation of a pulse oximeter (device that measures the level of oxygen saturation in the blood) requires preparation for the measurement and is sensitive to a number of factors, such as bright light, presence of dyes, temperature differences, carbon monoxide concentration, sensor positioning accuracy, emotional and physical patient's health. In order to ensure the invariance of the results of oxygen saturation in the patient's blood to the listed negative factors, an ensemble of neural network models for recognizing of oxyhemoglobin levels based on a set of concomitant symptoms was synthesized. The problem of determining the functional dependence of the blood saturation on the symptoms presence was solved by using the technology of forced learning of neural networks on a representative sample of retrospective precedents from the history of patient care in an existing database and implemented by models of multilayer perceptrons as a recognition problem. The practical significance of the research results is the



creation of software tools for the development of saturation screening systems, invariant to interfering factors. The proposed technology, implemented on the basis of the practical implementation of the capabilities of artificial intelligence in a neural network format, makes it possible to increase the availability of more effective and efficient control of the citizen health, to reduce the time and cost of diagnostics, and ensure control of the subject's health at home without taking into account interfering factors.

Key words: blood oxygen level (SATs), non-invasive saturation features, pulse oximetry, neural networks, ensemble of models, backpropagation.

Статья отправлена: 06.04.2021 г.

© Алешин С.П., Гайтан Е.Н.