

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

Применение технологии машинного обучения для прогнозирования оптической силы интраокулярных линз: генерализация диагностических данных

А.А. Арзамасцев^{1, 2}, О.Л. Фабрикантов², Н.А. Зенкова³, С.В. Беликов²¹ Воронежский государственный университет, Воронеж, Россия;² Национальный медицинский исследовательский центр «Межотраслевой научно-технический комплекс «Микрохирургия глаза» имени академика С.Н. Федорова», Тамбов, Россия;³ Тамбовский государственный университет имени Г.Р. Державина, Тамбов, Россия

АННОТАЦИЯ

Обоснование. Имплантация современных интраокулярных линз позволяет офтальмологам эффективно решать задачи хирургической реабилитации пациентов с катарактой. Степень улучшения зрительных функций пациента напрямую связана с точностью предоперационного расчёта оптической силы интраокулярных линз. Для расчёта этого показателя используются такие формулы, как SRK II, SRK/T, Hoffer-Q, Holladay II, Haigis, Barrett. Все они хорошо работают для «среднего пациента», однако не являются в достаточной степени адекватными на границах диапазонов входных переменных.

Цель — изучение возможности использования математических моделей, полученных в результате глубокого обучения искусственных нейронных сетей, для генерализации данных и прогнозирования оптической силы современных интраокулярных линз.

Материалы и методы. Обучение моделей, основанных на искусственных нейронных сетях, проводилось на масштабных выборках, в том числе на обезличенных данных пациентов офтальмологической клиники. Данные, предоставленные в 2021 году врачом-офтальмологом К.К. Сырых, отражают результаты как предоперационных, так и послеоперационных наблюдений за пациентами. Исходный файл, использованный для построения модели, основанной на искусственной нейронной сети, включал 455 записей (26 столбцов входных факторов и один столбец выходного фактора) при расчёте интраокулярных линз (дтпр). Для удобного построения моделей использовали программу-симулятор, ранее разработанную авторами.

Результаты. Полученные модели, в отличие от традиционно используемых формул, в гораздо большей степени отражают региональную специфику пациентов. Они также позволяют переобучать и оптимизировать структуру модели на основе вновь поступающих данных, что позволяет учитывать нестационарность объекта. Отличительной особенностью таких моделей, основанных на искусственных нейронных сетях, по сравнению с известными формулами, широко используемыми в хирургическом лечении катаракты, является возможность учёта значительного числа регистрируемых входных величин. Это позволило снизить среднюю относительную погрешность расчётов оптической силы интраокулярных линз с 10–12% до 3,5%.

Заключение. Данное исследование показывает принципиальную возможность генерализации значительного количества эмпирических данных по расчёту оптической силы интраокулярных линз с использованием глубокого обучения моделей искусственных нейронных сетей, которые имеют значительно большее количество входных переменных, чем при использовании традиционных формул и методов. Полученные результаты позволяют построить интеллектуальную экспертную систему с динамическим поступлением новых данных и поэтапным переобучением моделей.

Ключевые слова: искусственный интеллект; медицинские данные; выборка; машинное обучение; интраокулярные линзы.

Как цитировать:

Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л., Зенкова Н.А., Беликов С.В. Применение технологии машинного обучения для прогнозирования оптической силы интраокулярных линз: генерализация диагностических данных // Digital Diagnostics. 2024. Т. 5, № 1. С. 53–63. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

Machine-learning technology for predicting intraocular lens power: Diagnostic data generalization

Alexander A. Arzamastsev^{1, 2}, Oleg L. Fabrikantov², Natalia A. Zenkova³, Sergey V. Belikov²

¹ Voronezh State University, Voronezh, Russia;

² The S. Fyodorov Eye Microsurgery Federal State Institution, Tambov, Russia;

³ Derzhavin Tambov State University, Tambov, Russia

ABSTRACT

BACKGROUND: The implantation of recent intraocular lens (IOLs) allows ophthalmologists to effectively solve the surgical rehabilitation problems of patients with cataracts. The degree of improvement in the patient's visual function is directly dependent on the accuracy of the preoperative calculation of the optical IOL power. The most famous formulas used to calculate this indicator include SRK II, SRK/T, Hoffer-Q, Holladay II, Haigis, and Barrett. All these work well for an "average patient"; however, they are not adequate at the boundaries of input variable ranges.

AIM: To examine the possibility of using mathematical models obtained by deep learning of artificial neural network (ANN) models to generalize data and predict the optical power of modern IOLs.

MATERIALS AND METHODS: ANN models were trained on large-scale samples, including depersonalized data for patients in the ophthalmology clinic. Data provided in 2021 by ophthalmologist K.K. Syrykh reflect the results of both preoperative and postoperative observations of patients. The source file used to build the ANN model included 455 records (26 columns of input factors and one column for the output factor) for calculating IOL (diopters). To conveniently build ANN models, a simulator program previously developed by the authors was used.

RESULTS: The resulting models, in contrast to the traditionally used formulas, reflect the regional specificity of patients to a much greater extent. They also make it possible to retrain and optimize the structure based on newly received data, which allows us to consider the nonstationarity of objects. A distinctive feature of such ANN models in comparison with the well-known formulas SRK II, SRK/T, Hoffer-Q, Holladay II, Haigis, and Barrett, which are widely used in surgical cataract treatment, is their ability to consider a significant number of recorded input quantities, which reduces the mean relative error in calculating the optical IOL power from 10%–12% to 3.5%.

CONCLUSIONS: This study reveals the fundamental possibility of generalizing a significant amount of empirical data on calculating the optical IOL power using training ANN models that have a significantly larger number of input variables than those obtained using traditional formulas and methods. The results obtained allow the construction of an intelligent expert system with a continuous flow of new data from a source and a step-by-step retraining of ANN models.

Keywords: artificial intelligence; medical data; dataset; machine learning; intraocular lenses.

To cite this article:

Arzamastsev AA, Fabrikantov OL, Zenkova NA, Belikov SV. Machine-learning technology for predicting intraocular lens power: Diagnostic data generalization. *Digital Diagnostics*. 2024;5(1):53–63. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

将机器学习技术应用于眼内镜片光学倍率的预测：诊断数据的归纳

Alexander A. Arzamastsev^{1,2}, Oleg L. Fabrikantov², Natalia A. Zenkova³, Sergey V. Belikov²¹ Voronezh State University, Voronezh, Russia;² The S. Fyodorov Eye Microsurgery Federal State Institution, Tambov, Russia;³ Derzhavin Tambov State University, Tambov, Russia

摘要

论证。现代眼内镜片的植入使眼科医生能够有效解决白内障患者的手术康复难题。患者视觉功能的改善程度与术前计算眼内镜片光学倍率的准确性直接相关。SRK II、SRK/T、Hoffer-Q、Holladay II、Haigis、Barrett等公式都被用来计算这一指数。所有这些公式对于“中等症患者”来说都很有效。但是，在输入变量范围的极端情况下，它们就不够充分。

目的。本研究的目的是探索使用人工神经网络深度学习衍生的数学模型来归纳数据并预测现代眼内镜片光学倍率的可能性。

材料与方法。基于人工神经网络的模型训练是在大规模样本上进行的，包括来自眼科诊所患者的匿名数据。这些数据由眼科医生K. K. 谢雷赫于2021年提供。这些数据反映了患者术前和术后的观察结果。用于建立基于人工神经网络模型的源文件包括455条记录（26列输入因子和1列输出因子），被用于计算眼内镜片（屈光度）。为了方便地建立模型，使用了先前开发的一个模拟程序。

结果。与传统的公式相比，所获得的模型更能反映患者的区域特性。它们还可以根据新获得的数据重新训练和优化模型结构。这样就有可能考虑到对象的非稳定性。与白内障手术中广泛使用的已知公式相比，这种基于人工神经网络模型的一个显著特点是可以考虑大量记录的输入值。这使得计算眼内镜片光学倍率的平均相对误差可以从10–12%降低到3.5%。

结论。本项研究表明，使用人工神经网络模型的深度学习来归纳大量经验数据来计算人工晶状体的光学强度是基本可行的。与使用传统公式和方法相比，这种网络的输入变量数量要大得多。所得结果使得构建新数据动态输入、模型逐步再训练的智能专家系统成为可能。

关键词：人工智能；医疗数据；样本；机器学习；眼内镜片。

引用本文：

Arzamastsev AA, Fabrikantov OL, Zenkova NA, Belikov SV. 将机器学习技术应用于眼内镜片光学倍率的预测：诊断数据的归纳. *Digital Diagnostics*. 2024;5(1):53–63. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

收到: 28.11.2023

接受: 24.01.2024

发布日期: 13.03.2024

ОБОСНОВАНИЕ

Имплантация современных интраокулярных линз (ИОЛ) позволяет офтальмологам эффективно решать задачи хирургической реабилитации пациентов с катарактой. Однако степень улучшения зрительных функций пациента напрямую связана с точностью предоперационного расчёта оптической силы ИОЛ. В связи с этим в офтальмологии используются различные формулы для расчёта этого показателя. К наиболее известным относятся формулы SRK II, SRK/T, Hoffer-Q, Holladay II, Haigis, Barrett [1–7]. Все они хорошо работают для «среднего пациента», но не являются в достаточной степени адекватными на границах диапазонов входных переменных. Есть у них и другие недостатки: во-первых, они не учитывают нестационарность объектов и не позволяют менять настройки при вводе новых эмпирических данных, как, например, при локализации модели; во-вторых, количество учитываемых входных факторов оказывается явно недостаточным. Эти обстоятельства приводят к множеству локальных поправок к приведённым формулам и их постоянной адаптации [2, 8].

Одна из первых формул для расчёта оптической силы ИОЛ, основанная на законах оптики и данных схематического глаза, принадлежит выдающемуся российскому офтальмологу С.Н. Фёдорову (1967) [1, 2]. В последующие годы, вплоть до настоящего времени, наиболее часто для расчёта оптической силы ИОЛ в офтальмологической практике использовались формулы SRK/T, SRK II, Hoffer-Q, Holladay II, Haigis и Barrett [3–7]. Самые ранние формулы для расчёта оптической силы ИОЛ за рубежом появились в конце 1970-х — начале 1980-х гг. Они были либо теоретическими, либо регрессионными. В предпочтениях хирургов преобладали регрессионные формулы, одна из самых успешных — SRK, разработанная D.R. Sanders, J.A. Retzlaff и M.C. Kraff [3–5].

В настоящее время наблюдается беспрецедентное развитие систем искусственного интеллекта на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), которые путём глубокого обучения с использованием значительных по объёмам массивов эмпирических данных позволяют строить адекватные модели практически в любой предметной области, в том числе в биологии и медицине [9–12]. Кроме того, современные офтальмологические центры за последние десятилетия создали хранилища данных о пациентах, включающие десятки и сотни тысяч записей оцифрованных показателей.

В этой ситуации можно предполагать, что радикальным методом решения проблемы предоперационного расчёта ИОЛ стало бы построение интеллектуальной экспертной системы, ядром которой была бы математическая модель, построенная с помощью ИНС (ИНС-модель). Такая модель могла бы обучаться на основе поступающих из хранилища данных, что позволило бы учесть значительно большее число значимых входных факторов

и региональную специфику пациентов, по сравнению с известными формулами. Поэтапное переучивание ИНС-модели на вновь поступающих из хранилища данных, а при необходимости и модификация её структуры обеспечили бы её адаптивность и сняли проблему учёта нестационарности объекта и локализации модели.

Первым этапом построения такой интеллектуальной экспертной системы является решение принципиального вопроса о генерализации (возможности обобщения) эмпирических данных значительного числа пациентов с помощью ИНС-модели, выявление значимых наблюдаемых входных факторов и сравнение адекватности такой модели с известными формулами [1–7].

ЦЕЛИ

Изучить возможности генерализации значительного количества эмпирических данных по расчёту ИОЛ, полученных в одном из офтальмологических центров России в результате лечения пациентов, с использованием глубокого обучения ИНС-моделей; выявить наиболее значимые наблюдаемые входные факторы, оказывающие существенное влияние на погрешность предоперационного расчёта ИОЛ; сравнить погрешности расчётов по ИНС-моделям с известными формулами.

Погрешности расчёта оптической силы интраокулярных линз

Ранее мы сравнивали погрешности в использовании некоторых формул на основе значительного количества эмпирических данных, предоставленных в обезличенном виде Тамбовским филиалом Федерального государственного автономного учреждения «Национальный медицинский исследовательский центр “Межотраслевой научно-технический комплекс “Микрохирургия глаза» имени академика С.Н. Фёдорова”» Министерства здравоохранения Российской Федерации [13]. Исходные данные были получены в конце 2014 года. Первоначальное количество записей составило 28 940. Каждая запись содержала следующие параметры:

- анонимный номер пациента;
- дата операции;
- торговая марка и оптическая сила имплантированной ИОЛ;
- возраст пациента;
- длина глаза;
- требуемая оптическая сила ИОЛ для коррекции аномалий рефракции и астигматизма (сфера и цилиндр);
- дополнительная информация, связанная с положением ИОЛ в глазу.

Количество обработанных записей составило 11 701. При этом 17 239 записей не были обработаны в связи с отсутствием параметров линзы или некорректностью данных в полях.

Формулы Haigis, Holladay, SRK II и SRK/T рассматривались как наиболее близкие к эмпирическим данным.

Значения средних относительных погрешностей при расчёте ИОЛ представлены в табл. 1. На рис. 1 показана корреляционная зависимость требуемой и рассчитанной оптической силы ИОЛ по данным формулам. При вычислении средней оптической силы ИОЛ все формулы дают результаты, близкие к требуемым, однако при крайних значениях наблюдается значительный разброс относительно требуемых величин.

Так, существенное расхождение значений наблюдается в угле наклона зависимости относительно диагонали, соответствующей точным расчётам (рис. 1, *a, b, d*). Во всех исследованных формулах в качестве входных величин используются три параметра: длина глаза в мм (*L*), среднее арифметическое меридианов в мм (*K*) и глубина передней

камеры как параметр линзы. Это обстоятельство неизбежно предполагает наличие других факторов (возможно, ненаблюдаемых). Их воздействие на оптическую силу ИОЛ обусловило перечисленные особенности расчётов.

Таблица 1. Сравнение погрешностей расчёта оптической силы интраокулярных линз, полученных при использовании различных формул

Формула	Средняя относительная погрешность расчёта интраокулярных линз, %
Формула Haigis	15,6
Формула Holladay	13,4
Формула SRK II	11,7
Формула SRK/T	12,5

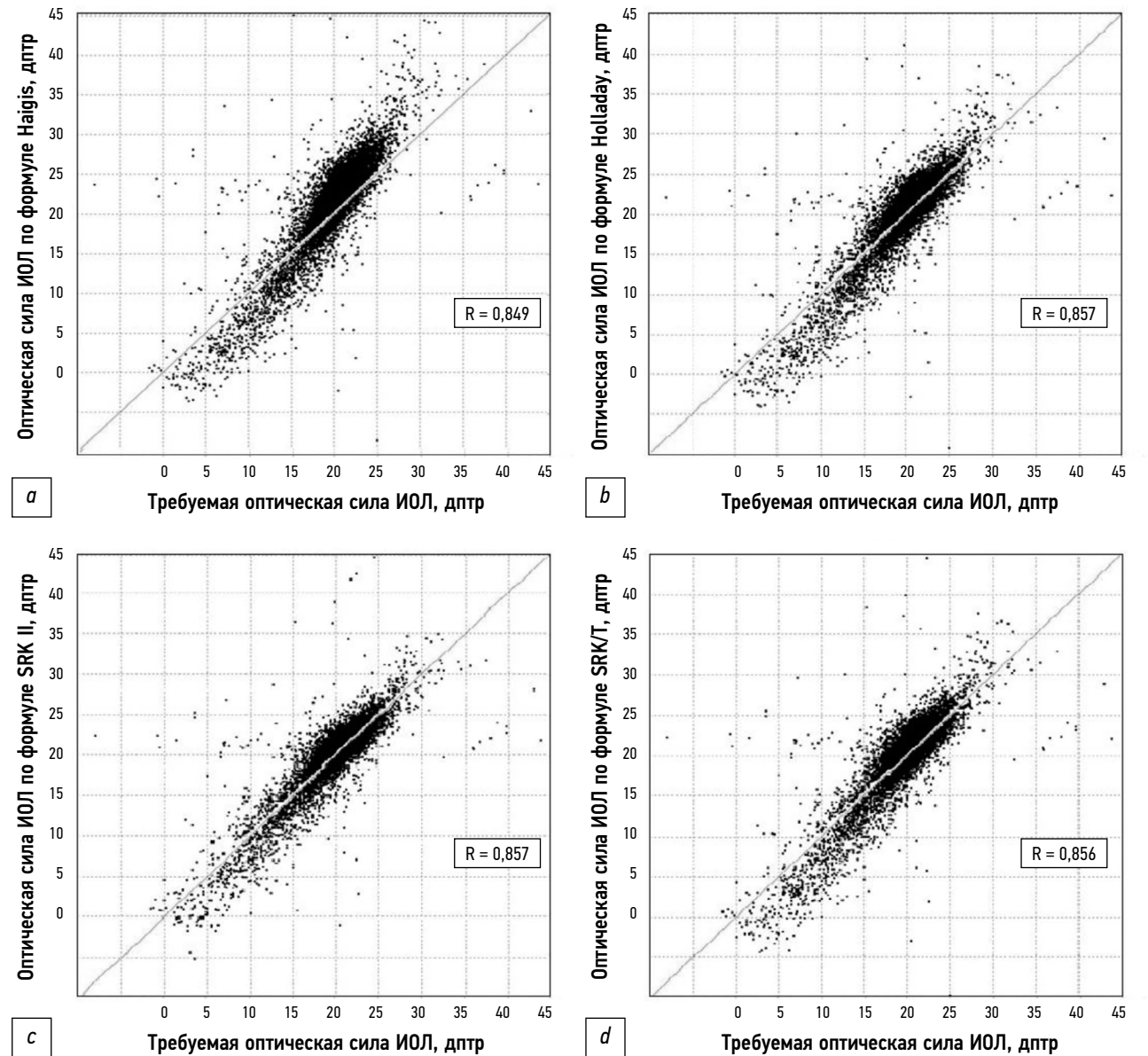


Рис. 1. Корреляционная зависимость требуемой оптической силы интраокулярных линз (по горизонтальной оси) и их рассчитанной оптической силы (по вертикальной оси согласно формулам) для 11 701 пациента: *a* — Haigis; *b* — Holladay; *c* — SRK II; *d* — SRK/T. ИОЛ — интраокулярные линзы. Коэффициенты корреляции представлены на графиках.

В том же исследовании [13] мы представили оптимизированную регрессионную формулу, полученную путём минимизации средней квадратичной погрешности с помощью методов нелинейного программирования для 11 701 пациента. Нам удалось снизить среднюю относительную погрешность до 10,6% за счёт введения четвертой переменной. Это означает, что нужно учитывать дополнительные входные переменные и, в идеале, всю необходимую информацию о пациенте. В этом случае оптимальным инструментом для прогнозирования оптической силы ИОЛ будет использование ИНС-моделей.

Наиболее близким к нашей работе является исследование Т. Yamauchi и соавт. [14], направленное на описание использования машинного обучения для прогнозирования послеоперационной рефракции при удалении катаракты и сравнения точности модели с традиционными формулами при расчёте оптической силы ИОЛ. Обучающая выборка включала данные 2010 пациентов (3331 глаза). Коэффициенты модели оптимизировались с помощью обучения по данным. Затем возникновение послеоперационной рефракции авторы прогнозировали с использованием общепринятых формул: SRK/T, Haigis, Holladay II, Hoffer-Q и Barrett Universal II formula (BU-II). Абсолютные погрешности некоторых методов машинного обучения были ниже, чем при вычислении по формулам. Однако статистически значимой разницы не наблюдалось.

Полученные результаты являются, на наш взгляд, ожидаемыми, так как авторы не использовали дополнительных входных параметров, а машинное обучение и метод наименьших квадратов, обычно используемый

при параметрической идентификации формул, как правило, приводят к сопоставимым результатам. В настоящем исследовании мы анализируем возможности использования ИНС-моделей для прогнозирования оптической силы ИОЛ с использованием гораздо большего числа входных параметров.

Работа над расчётами ИОЛ продолжается в связи с:

- необходимостью уменьшения погрешностей;
- появлением данных о новых факторах, которые не учитывались в предыдущих расчётах (ранее учитывались только 4 входных фактора по сравнению с нынешними 26);
- желанием разработать адаптивную модель расчёта ИОЛ, которая могла бы учитывать возможную нестационарность при поступлении новых данных;
- стремлением создать экспертную систему с динамическим поступлением данных и её поэтапным обучением с использованием ИНС-моделей.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В 2021 году офтальмолог К.К. Сырых представил первичные данные в виде обезличенных результатов предоперационных и послеоперационных обследований пациентов. Исходный файл данных, использованный для построения ИНС-модели, включал 455 записей: 26 столбцов входных факторов и один столбец — выходной фактор — расчёт ИОЛ (дптр). Для удобства работы входные параметры обозначены через x_1-x_{26} , выходной параметр — через Y . Входные переменные представлены в табл. 2.

Таблица 2. Входные параметры для построения модели, основанной на искусственной нейронной сети

Параметр	Значение	Параметр	Значение
x_1	пол	x_{14}	длина глаза (оптическая биометрия, мм)
x_2	острота зрения без коррекции до операции	x_{15}	острота зрения без коррекции после операции
x_3	сферический компонент рефракции по данным визометрии до операции	x_{16}	сферический компонент рефракции по данным визометрии после операции
x_4	цилиндрический компонент рефракции по данным визометрии до операции	x_{17}	цилиндрический компонент рефракции по данным визометрии после операции
x_5	ось цилиндра по данным визометрии до операции	x_{18}	ось цилиндра по данным визометрии после операции
x_6	острота зрения с коррекцией до операции	x_{19}	острота зрения с коррекцией после операции
x_7	ось сильного меридиана роговицы до операции	x_{20}	ось сильного меридиана роговицы после операции
x_8	рефракция сильного меридиана роговицы до операции	x_{21}	рефракция сильного меридиана роговицы после операции
x_9	ось слабого меридиана роговицы до операции	x_{22}	ось слабого меридиана роговицы после операции
x_{10}	рефракция слабого меридиана роговицы до операции	x_{23}	рефракция слабого меридиана роговицы после операции
x_{11}	сферический компонент рефракции по данным рефрактометрии до операции	x_{24}	сферический компонент рефракции по данным рефрактометрии после операции
x_{12}	цилиндрический компонент рефракции по данным рефрактометрии до операции	x_{25}	цилиндрический компонент рефракции по данным рефрактометрии после операции
x_{13}	ось цилиндра по данным рефрактометрии до операции	x_{26}	ось цилиндра по данным рефрактометрии после операции

Для удобства построения ИНС-моделей использовалась программа-симулятор, ранее разработанная авторами [15].

РЕЗУЛЬТАТЫ

Одним из наиболее сложных вопросов при разработке ИНС-моделей является принятие гипотезы о структуре (архитектуре) сети.

Известно, что при использовании теорем А.Н. Колмогорова [16, 17] часто получается структура ИНС-модели, являющейся избыточной. Как правило, такая модель хорошо представляет выходную переменную в узловых точках, но обладает слабой прогностической способностью.

В работе [18] мы предложили конструктивный алгоритм, позволяющий увеличивать количество нейронов в скрытом слое и число скрытых слоёв до достижения определённых условий. При этом используются линейные, квадратичные, кубические и другие передаточные функции нейронов, а не общепринятые сигмоидальные. Наш подход основан на разложении функции нескольких переменных в ряд Тейлора (1)–(2). При разложении функции большого числа переменных необходимо сначала ввести дифференциальный оператор:

$$T^k = \sum_{m=1}^n (x^{(m)} - x_0^{(m)})^k \frac{\partial^k}{\partial x_k^{(m)}} \quad (1)$$

Разложение функции $f(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)})$ в ряд Тейлора имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} f(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)}) = \\ = f(x_0^{(1)}, x_0^{(2)}, \dots, x_0^{(n)}) + \\ + \sum_k^p \frac{T^k(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)})}{k!} + \\ + R_p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)}) \end{aligned} \quad (2)$$

Такой подход позволяет получать нейронные сети с относительно простой архитектурой, обладающие хорошими аппроксимирующими (генерализующими) и прогностическими способностями.

ИНС-модель, построенная в соответствии с формулами (1) и (2), имеет 4 слоя:

- 1) слой входных нейронов;
- 2) функциональный скрытый слой, соответствующий нескольким членам ряда Тейлора;
- 3) суммирующий скрытый слой;
- 4) выходной слой.

Функциональный скрытый слой содержит нейроны с передаточными функциями, соответствующими членам

ряда Тейлора: линейными (первый порядок), квадратичными (второй порядок) и кубическими (третий порядок). Суммирующий скрытый слой содержит один линейный нейрон, его основная функция — вычисление суммы нескольких членов ряда и прибавление к ним постоянного значения. Такая архитектура позволила добиться приемлемой точности ИНС-модели.

В качестве функции потерь использовали сумму квадратов отклонений модельных и эмпирических значений.

При обучении моделей на основе эмпирических данных были выбраны следующие методы оптимизации: метод стохастического градиента, простой градиентный метод и безградиентные методы покоординатного спуска Гаусса–Зейделя и Монте-Карло, которые использовались в интерактивном режиме.

Обучение ИНС-модели на основе данных по ИОЛ начали с сети, представляющей собой 26 входных нейронов и один линейный нейрон в скрытом слое. Такая конструкция соответствовала свободному и первому членам в формулах (1) и (2). Учитывая рекомендации предыдущих исследований [8–11], процесс обучения модели проводили на 70% всей выборки, прогностическую способность ИНС-модели оценивали на оставшихся 30% выборки. Данные для обучения и проверки адекватности модели выбирали из общей таблицы в произвольном порядке с равномерным распределением случайных величин.

Результаты обучения этой простой модели показаны на рис. 2. Истинную оптическую силу данного типа ИОЛ для получения эметропии в каждом случае определяли как сумму оптической силы имплантированной ИОЛ

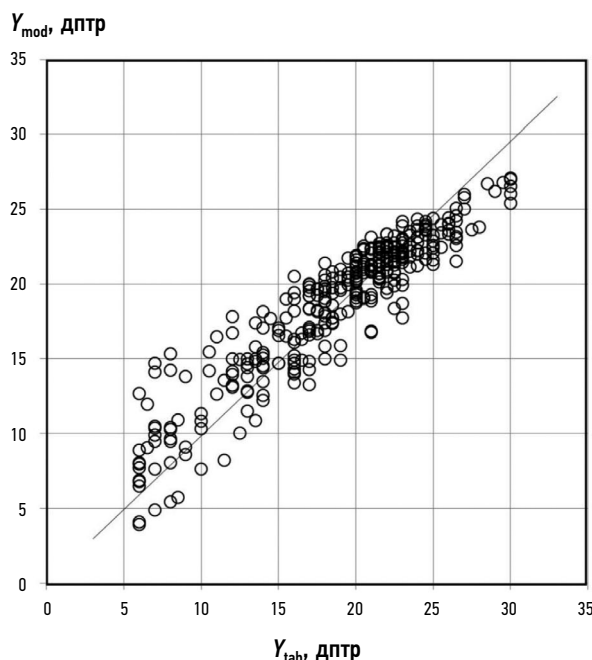


Рис. 2. Корреляция расчётных (Y_{mod}) и эмпирических данных (Y_{tab}) для модели первого порядка. Коэффициент парной корреляции — 0,84; средняя относительная погрешность — 11,9%.

и результирующей рефракционной погрешности. Погрешность рефракции рассчитывали с помощью ретроспективного анализа в период от 1 до 6 месяцев после операции.

По уровню средней относительной погрешности полученные результаты сопоставимы с классическими формулами, однако в данном случае для прогнозирования оптической силы ИОЛ мы использовали линейную функцию 26 переменных. При этом коэффициент парной корреляции расчётных и эмпирических данных составил 0,71, а средняя относительная погрешность — 11,9%.

Коэффициенты синаптических связей для каналов линейной модели представляют собой чувствительность каналов, значения которых могут быть использованы для оценки степени их влияния на выходную переменную. Численные эксперименты показали, что не менее 12–15 входных факторов (доступных офтальмологу) существенно влияют на предоперационные расчёты оптической силы ИОЛ. Следовательно, наши предположения относительно необходимости учёта большего числа входных величин для снижения погрешности расчёта полностью подтвердились. Ясно также, что значительные погрешности классических формул [3–7] тоже могут быть связаны с наличием большего числа входных факторов, которые в этих формулах являются ненаблюдаемыми.

Значения некоторых факторов (например, x_{16} , x_{21} , x_{23} и x_{24}) становятся известны только после операции. Однако они хорошо коррелируют с аналогичными факторами до операции, их значения поэтому хорошо предсказуемы.

Следуя нашему алгоритму [18], мы изменили структуру ИНС-модели таким образом, чтобы наряду с линейным

нейроном в скрытом слое присутствовал и квадратичный нейрон. Обучение такой ИНС-модели аналогичными численными методами нелинейного программирования позволило снизить среднюю относительную погрешность до 5%. Таким образом, предыдущие результаты удалось улучшить в 2 раза. При этом коэффициент парной корреляции составил 0,97, а средняя относительная погрешность — 4,8% (рис. 3).

Следуя указанной логике, мы также построили ИНС-модель третьего порядка, содержащую в скрытом слое нейроны с линейной, квадратичной и кубической передаточными функциями. Обучение такой ИНС-модели аналогичными численными методами нелинейного программирования позволило снизить среднюю относительную погрешность до уровня 3,5%, при коэффициенте парной корреляции 0,98 (рис. 4).

Необходимо отметить, что число степеней свободы данной ИНС-модели, равное количеству синаптических связей ($26 \times 3 + 3 = 81$), существенно меньше, чем количество записей в обучающей выборке. Это обстоятельство указывает на хорошую генерализуемость эмпирических данных по расчёту оптической силы ИОЛ с использованием ИНС-моделей.

В табл. 3 приведены результаты сравнения различных методов расчёта оптической силы ИОЛ. Таким образом, при использовании ИНС-моделей и значительно большего числа входных переменных средняя относительная погрешность расчётов может быть снижена более чем в два раза по сравнению с традиционными методами.

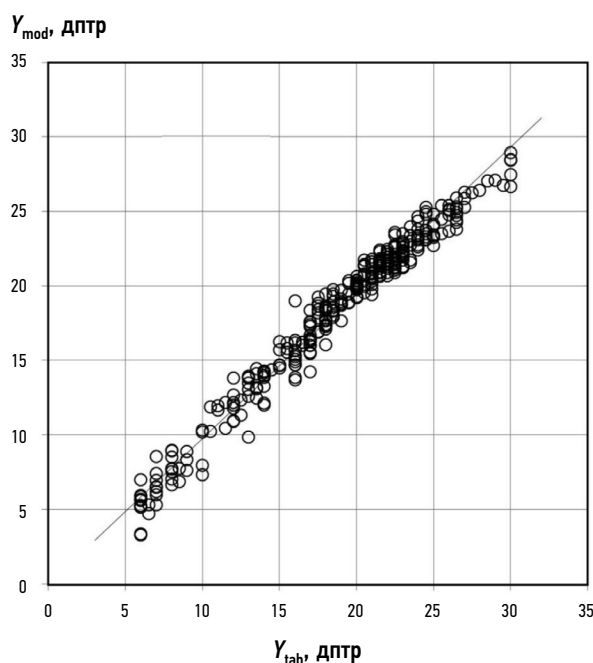


Рис. 3. Корреляция расчётных (Y_{mod}) и эмпирических данных (Y_{tab}) модели второго порядка. Коэффициент парной корреляции — 0,97; средняя относительная погрешность — 4,8%.

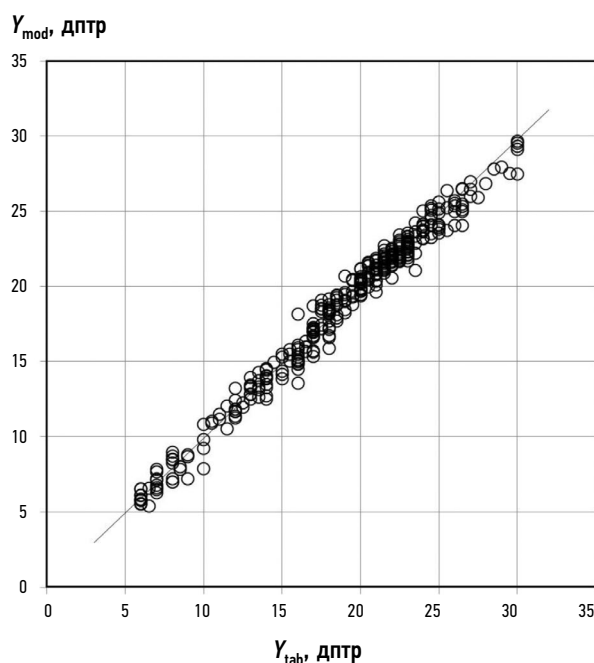


Рис. 4. Корреляция расчётных (Y_{mod}) и эмпирических данных (Y_{tab}) для модели третьего порядка. Коэффициент парной корреляции — 0,98; средняя относительная погрешность — 3,5%.

Таблица 3. Результаты сравнения средних относительных погрешностей расчётов оптической силы интраокулярных линз и коэффициентов корреляции расчётных и эмпирических данных для различных методов

Формула или ИНС-модель	Средняя относительная погрешность, %	Коэффициент корреляции расчётных и эмпирических данных
Формула Haigis	15,6	0,85
Формула Holladay	13,4	0,86
Формула SRK II	11,7	0,86
Формула SRK/T	12,5	0,86
Линейная ИНС-модель	11,9	0,84
Нелинейная ИНС-модель второго порядка	4,8	0,98
Нелинейная ИНС-модель третьего порядка	3,5	0,99

Примечание. ИНС — искусственная нейронная сеть.

ОБСУЖДЕНИЕ

Следующим этапом исследований в этом направлении должен быть сбор значительно большего числа обезличенных данных пред- и послеоперационного обследования пациентов, так как методы глубокого машинного обучения нуждаются в существенных по объёму обучающих выборках, после чего модели должны проходить процедуру валидации на тестовых выборках [11–14]. Если в системе имеются ещё и гиперпараметры (параметры, которые должны быть заданы «сверху», и от удачного введения которых существенно зависит решение задачи), то должна использоваться и третья, дополнительная проверочная выборка данных. Наличие таких данных позволит построить интеллектуальную экспертную систему предоперационного расчёта ИОЛ. Некоторые принципы построения такой системы мы уже описывали [19].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Показана принципиальная возможность генерализации значительного количества эмпирических данных по расчёту оптической силы ИОЛ с использованием глубокого обучения ИНС-моделей, имеющих значительно большее количество входных переменных, чем при использовании традиционных формул и методов. Выявление наиболее значимых наблюдаемых факторов, оказывающих существенное влияние на целевой показатель, и их включение в ИНС-модель позволяют снизить погрешность расчётов более чем в 2 раза. Способность моделей на основе ИНС к хорошей генерализации данных открывает возможности создания интеллектуальной экспертной системы с динамическим поступлением новых данных и поэтапным глубоким машинным обучением интеллектуального ядра. Основной особенностью такой системы по сравнению с использованием традиционных формул расчёта является её адаптивность, позволяющая решать проблемы нестационарности объекта и локализации вследствие наличия в ней обратной связи. В настоящее время разработанная ИНС-модель используется

в режиме ассистента офтальмолога в сочетании с другими инструментами для предоперационного расчёта оптической силы ИОЛ.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Источник финансирования. Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования.

Конфликт интересов. Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Вклад авторов. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией).

Наибольший вклад распределён следующим образом: А.А. Арзамасцев — концепция исследования, обработка данных, расчёты на основе ИНС-моделей, написание рукописи, редактирование рукописи; О.Л. Фабрикантов — концепция исследования, анализ литературы, редактирование рукописи; Н.А. Зенкова — обработка данных, анализ литературы, редактирование рукописи; С.В. Беликов — подготовка датасета, поиск публикаций.

ADDITIONAL INFO

Funding source. This study was not supported by any external sources of funding.

Competing interests. The authors declare that they have no competing interests.

Authors' contribution. All authors made a substantial contribution to the conception of the work, acquisition, analysis, interpretation of data for the work, drafting and revising the work, final approval of the version to be published and agree to be accountable for all aspects of the work.

A.A. Arzamastsev — research concept, data processing, writing the manuscript, editing the manuscript; O.L. Fabrikantov — research concept, literature analysis, editing the manuscript; N.A. Zenkova — data processing, literature analysis, editing the manuscript; S.V. Belikov — preparing the dataset, searching for publications.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Фёдоров С.Н., Колинко А.И. Методика расчета оптической силы интраокулярной линзы // Вестник офтальмологии. 1967. № 4. С. 27–31.
2. Балашевич Л.И., Даниленко Е.В. Результаты использования формулы С.Н. Фёдорова для расчёта силы заднекамерных интраокулярных линз // Офтальмохирургия. 2011. № 1. С. 34–38. EDN: PXRASV
3. Sanders D.R., Kraff M.C. Improvement of intraocular lens power calculation using empirical data // American Intra-Ocular Implant Society Journal. 1980. Vol. 6. P. 263–267. doi: 10.1016/s0146-2776(80)80075-9
4. Sanders D.R., Retzlaff J.A., Kraff M.C. Comparison of the SRK II formula and other second-generation formulas // Journal of Cataract & Refractive Surgery. 1988. Vol. 14, N 2. P. 136–141. doi: 10.1016/s0886-3350(88)80087-7
5. Sanders D.R., Retzlaff J.A., Kraff M.C. Development of the SRK/T IOL power calculation formula // Journal of Cataract & Refractive Surgery. 1990. Vol. 16, N 3. P. 333–340. doi: 10.1016/s0886-3350(13)80705-5
6. Hoffer K.J. The Hoffer Q formula: a comparison of theoretic and regression formulas // Journal of Cataract & Refractive Surgery. 1993. Vol. 19, N 6. P. 700–712. doi: 10.1016/s0886-3350(13)80338-0
7. Holladay J.T., Prager T.C., Ruiz R.S., et al. A three-part system for refining intraocular lens power calculation // Journal of Cataract & Refractive Surgery. 1988. Vol. 14, N 1. P. 17–24. doi: 10.1016/S0886-3350(88)80059-2
8. Першин К.Б., Пашинова Н.Ф., Цыганков А.Ю., Легких С.Л. Алгоритм выбора формулы для расчета оптической силы ИОЛ при экстремальной миопии // Точка зрения. Восток – Запад. 2016. № 1. С. 64–67. EDN: WHCNPF
9. Будума Н., Локашо Н. Основы глубокого обучения. Создание алгоритмов для искусственного интеллекта следующего поколения. Москва : Манн, Иванов и Фербер, 2020.
10. Фостер Д. Генеративное глубокое обучение. Творческий потенциал нейронных сетей. Санкт-Петербург : Питер, 2020.
11. Рамсундар Б., Истман П., Уолтерс П., Панде В. Глубокое обучение в биологии и медицине. Москва : ДМК Пресс, 2020.
12. Харрисон М. Машинное обучение: карманный справочник. Краткое руководство по методам структурированного машинного обучения на Python. Санкт-Петербург : ООО «Диалектика», 2020.
13. Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л., Зенкова Н.А., Белосусов Н.К. Оптимизация формул для расчета ИОЛ // Вестник Тамбовского университета. Серия Естественные и технические науки. 2016. Т. 21, № 1. С. 208–213. EDN: VNWHVZ doi: 10.20310/1810-0198-2016-21-1-208-213
14. Yamauchi T., Tabuchi T., Takase K., Masumoto H. Use of a machine learning method in predicting refraction after cataract surgery // Journal of Clinical Medicine. 2021. Vol. 10, N 5. P. 1103. doi: 10.3390/jcm10051103
15. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2012618141/ 07.09.2012. Арзамасцев А.А., Рыков В.П., Крючин О.В. Симулятор искусственной нейронной сети с реализацией модульного принципа обучения.
16. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных // Доклады Академии наук СССР. 1956. Т. 108, № 2. С. 179–182.
17. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного // Доклады Академии наук СССР. 1957. Т. 114, № 5. С. 953–956.
18. Арзамасцев А.А., Крючин О.В., Азарова П.А., Зенкова Н.А. Универсальный программный комплекс для компьютерного моделирования на основе искусственной нейронной сети с самоорганизацией структуры // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2006. Т. 11, № 4. С. 564–570. EDN: IRMPYX
19. Arzamastsev A.A., Zenkova N.A., Kazakov N.A. Algorithms and methods for extracting knowledge about objects defined by arrays of empirical data using ANN models // Journal of Physics: Conference Series. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1902/1/012097

REFERENCES

1. Fyodorov SN, Kolinko AI. Method of calculating the optical power of an intraocular lens. *The Russian Annals of Ophthalmology*. 1967;(4):27–31. (In Russ).
2. Balashevich LI, Danilenko EV. Results in application of the fyodorov's iol power formula for posterior chamber lenses calculation. *Fyodorov Journal of Ophthalmic Surgery*. 2011;(1):34–38. EDN: PXRASV
3. Sanders DR, Kraff MC. Improvement of intraocular lens power calculation using empirical data. *American Intra-Ocular Implant Society Journal*. 1980;6:263–267. doi: 10.1016/s0146-2776(80)80075-9
4. Sanders DR, Retzlaff JA, Kraff MC. Comparison of the SRK II formula and other second-generation formulas. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*. 1988;14(2):136–141. doi: 10.1016/s0886-3350(88)80087-7
5. Sanders DR, Retzlaff JA, Kraff MC. Development of the SRK/T IOL power calculation formula. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*. 1990;16(3):333–340. doi: 10.1016/s0886-3350(13)80705-5
6. Hoffer KJ. The Hoffer Q formula: a comparison of theoretic and regression formulas. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*. 1993;19(6):700–712. doi: 10.1016/s0886-3350(13)80338-0
7. Holladay JT, Prager TC, Ruiz RS, et al. A three-part system for refining intraocular lens power calculation. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*. 1988;14(1):17–24. doi: 10.1016/S0886-3350(88)80059-2
8. Pershin KB, Pashinova NF, Tsygankov AY, Legkhih SL. Choice of IOL Optic Power Calculation Formula in Extremely High Myopia Patients “Excimer” Ophthalmology Centre, Moscow. *Point of view. East - West*. 2016;(1):64–67. EDN: WHCNPF
9. Buduma N, Lokasho N. *Foundations of deep learning. Creating Algorithms for Next Generation Artificial Intelligence*. Moscow: Mann, Ivanov i Ferber; 2020. (In Russ).
10. Foster D. *Generative deep learning. Creative potential of neural networks*. Saint Petersburg: Piter; 2020. (In Russ).
11. Ramsundar B, Istman P, Uolters P, Pande V. *Deep learning in biology and medicine*. Moscow: DMK Press; 2020. (In Russ).
12. Kharrison M. *Machine learning: a pocket guide. A quick guide to structured machine learning methods in Python*. Saint Petersburg: Dialektika LLC; 2020. (In Russ).

13. Arzamastsev AA, Fabrikantov OL, Zenkova NA, Belousov NK. Optimization of Formulae for Intraocular Lenses Calculating. *Tambov University Reports. Series: Natural and Technical Sciences*. 2016;21(1):208–213. EDN: VNWHVZ doi: 10.20310/1810-0198-2016-21-1-208-213
14. Yamauchi T, Tabuchi T, Takase K, Masumoto H. Use of a machine learning method in predicting refraction after cataract surgery. *Journal of Clinical Medicine*. 2021;10(5):1103. doi: 10.3390/jcm10051103
15. Certificate of state registration of the computer program № 2012618141/ 07.09.2012. Arzamastsev AA, Rykov VP, Kryuchin OV. *Artificial neural network simulator with implementation of modular learning principle*. (In Russ).
16. Kolmogorov AN. On the representation of continuous functions of several variables by superpositions of continuous functions of

- fewer variables. *Doklady Akademii nauk SSSR*. 1956;108(2):179–182. (In Russ).
17. Kolmogorov AN. On the representation of continuous functions of several variables as a superposition of continuous functions of one variable. *Doklady Akademii nauk SSSR*. 1957;114(5):953–956. (In Russ).
18. Arzamastsev AA, Kryuchin OV, Azarova PA, Zenkova NA. The universal program complex for computer simulation on the basis of the artificial neuron network with self-organizing structure. *Tambov University Reports. Series: Natural and Technical Sciences*. 2006;11(4):564–570. EDN: IRMPYX
19. Arzamastsev AA, Zenkova NA, Kazakov NA. Algorithms and methods for extracting knowledge about objects defined by arrays of empirical data using ANN models. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1902/1/012097

ОБ АВТОРАХ

* **Арзамасцев Александр Анатольевич**, д-р техн. наук, профессор;
адрес: Россия, 392000, г. Тамбов, ул. Лаврова, д. 24;
ORCID: 0000-0001-6795-2370;
eLibrary SPIN: 4410-6340;
e-mail: arz_sci@mail.ru

Фабрикантов Олег Львович, д-р мед. наук, профессор;
ORCID: 0000-0003-0097-991X;
eLibrary SPIN: 9675-9696;
e-mail: fabr-mntk@yandex.ru

Зенкова Наталья Александровна, канд. психол. наук, доцент;
ORCID: 0000-0002-2325-1924;
eLibrary SPIN: 2266-4168;
e-mail: natulin@mail.ru

Беликов Сергей Вячеславович;
ORCID: 0000-0002-4254-3906;
eLibrary SPIN: 5553-8398;
e-mail: pvt.leopold@gmail.com

AUTHORS' INFO

* **Alexander A. Arzamastsev**, Dr. Sci. (Engineering), Professor;
address: 24 Lavrova street, 392000 Tambov, Russia;
ORCID: 0000-0001-6795-2370;
eLibrary SPIN: 4410-6340;
e-mail: arz_sci@mail.ru

Oleg L. Fabrikantov, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor;
ORCID: 0000-0003-0097-991X;
eLibrary SPIN: 9675-9696;
e-mail: fabr-mntk@yandex.ru

Natalia A. Zenkova, Cand. Sci. (Psychology), Assistant Professor;
ORCID: 0000-0002-2325-1924;
eLibrary SPIN: 2266-4168;
e-mail: natulin@mail.ru

Sergey V. Belikov, MD;
ORCID: 0000-0002-4254-3906;
eLibrary SPIN: 5553-8398;
e-mail: pvt.leopold@gmail.com

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author