

Научная статья / Research Article
<https://doi.org/10.11621/TEP-24-29>
УДК/UDC 159.9.07, 159.922

Оценка «ошибки» классификации нейросети для анализа социально-психологических особенностей учащихся группы риска по наркотизации

Э.Н. Гилемханова^{1, 2} ✉

¹ Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Российская Федерация

² Федеральный научный центр психологических и междисциплинарных исследований (Казанский филиал), Казань, Российская Федерация

✉ enkazan@mail.ru

Резюме

Актуальность. Исследование показывает потенциал использования нелинейных алгоритмов анализа для более полного изучения социально-психологических особенностей учащихся, попавших и не попавших в группу риска по наркотизации при работе с большими наборами данных.

Цель. Сравнить линейный (традиционный) и нелинейный (нейросеть) алгоритмы отнесения учащихся к группе риска по наркотизации и определить прогностический потенциал представленных алгоритмов на основе лонгитюдного сопоставительного анализа.

Выборка. В исследовании приняло участие 27790 учащихся старших классов из 890 общеобразовательных школ ($M_{\text{возраст}} = 16,2$; $SD = 2,03$). Из них 11786 учащихся диагностировались дважды в рамках лонгитюдного исследования в 2020 и 2021 годах.

Методы. Организационный метод: комплексный. Эмпирический метод: социально-психологическое тестирование. Методы обработки данных: метод нейронных сетей, сравнительный анализ, анализ сопряженности, дискриминантный анализ. Интерпретационный метод: структурный. Программное обеспечение: программный пакет для статистического анализа Statistica 12, аналитическая low-code платформа Loginom 6.

Результаты. На базе модели нейросети выделены ошибки положительного и отрицательного отнесения к группе риска. Установлено, что ошибочное отнесение учащегося к группе риска связано с однородностью сопоставленных групп по всем шкалам факторов риска, тогда как подобная однородность не идентифицируется по факторам защиты. Сравнительный анализ данных учащихся, положительно и отрицательно отнесенных к группам риска, обнаруживает достоверные различия только по шкалам тревожности и фрустрации. Интерес вызывает тот факт, что тревожность и фрустрация также оказываются шкалами, которые, согласно дискриминантному анализу, не обладают различительной способностью при прогнозировании отнесения учащегося к группе риска.



Выводы. Классификация, реализованная на основе модели нейросети, имеет преимущество по сравнению с линейным алгоритмом, связанное с учетом внутришкальных взаимосвязей и большей стабильностью во времени выделенных групп риска и нормы. Корректность решения нейросети подтверждается результатами дискриминантного анализа. Социальная желательность ответов, являющаяся наиболее частой причиной признания ответов респондентов недостоверными, не играет значимой роли при классификации с помощью нейросети. Проблематизированные категории «тревожность» и «фрустрация» требуют дальнейшей аналитики с позиции их роли при формировании выборки учащихся группы риска.

Ключевые слова: учащийся группы риска, социально-психологическое тестирование, фактор риска, фактор защиты, модель, нейросеть

Финансирование. Работа выполнена за счет средств Программы стратегического академического лидерства Казанского (Приволжского) федерального университета (ПРИОРИТЕТ-2030).

Для цитирования: Гилемханова, Э.Н. (2024). Оценка «ошибки» классификации нейросети для анализа социально-психологических особенностей учащихся группы риска по наркотизации. *Теоретическая и экспериментальная психология*, 17(3), 160–184. <https://doi.org/10.11621/TEP-24-29>

“Error” estimation of classification made by means of a neural network for the analysis of socio-psychological characteristics of students at risk for drug addiction

Elvira N. Gilemkanova^{1,2} ✉

¹ Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russian Federation

² Federal Scientific Centre of Psychological and Multidisciplinary Research, Moscow, Russian Federation

✉ enkazan@mail.ru

Abstract

Background. Presented study shows the potential of using nonlinear analysis algorithms as an opportunity for a comprehensive study of the socio-psychological characteristics of students who are and are not assigned to the risk groups for drug addiction when processing the large data sets.

Objectives. The study had its purpose to compare linear and nonlinear algorithms for assigning students to the risk group for narcotic drug use and to determine by longitudinal comparative analysis which of the algorithms has better prognostic potential.

Study Participants. The study involved 27,790 high school students ($M_{age} = 16.2$; $SD = 2.03$), from this sample, 11,786 students participated in the longitudinal study in 2020 and 2021.

Methods. Organizational method: comprehensive. Empirical method: psychodiagnostic — socio-psychological testing (SPT). The study was carried out using the Unified Methodology of Socio-Psychological Testing (EM SPT-19). Data processing methods:

quantitative analysis — neural network method, comparative analysis, contingency analysis, discriminant analysis. Interpretive method: structural. Software: “Statistica” statistical analysis software package, “Loginom” analytical low-code platform.

Results. The study allowed to select errors of positive and negative attribution to the risk group made by using the neural network model. The analysis revealed that erroneous assignment to the risk group is associated with homogeneity of the matched groups on all scales of risk factors, while such homogeneity is not identified by the protection factors. Comparative analysis of data from students positively and negatively assigned to the risk group found significant differences only in anxiety and frustration scales. It is interesting fact that anxiety and frustration also turn out to be the scales that, according to discriminant analysis, do not have a distinguishing ability when predicting the assignment of a student to a risk group.

Conclusions. Classification implemented by means of the neural network model has an advantage over the linear algorithm, associated with consideration of intra-scale relationships and greater stability over time in the identified risk/norm groups. The correctness of the neural network solution is confirmed by the results of discriminant analysis. The study demonstrated that social desirability of answers, which is the most common reason for recognizing respondents’ answers as unreliable, does not play a significant role in classification using a neural network. The problematized categories of “anxiety” and “frustration” require further analysis concerning their role in forming a sample of students at risk.

Keywords: student at risk, socio-psychological testing, risk factor, protective factor, model, neural network

Funding. The work was carried out at the expense of the Strategic Academic Leadership Program of Kazan (Volga Region) Federal University (PRIORITY-2030).

For citation: Gilemkhanova, E.N. (2024). “Error” estimation of classification made by means of neural network for the analysis of socio-psychological characteristics of students at risk for drug addiction. *Theoretical and Experimental Psychology*, 17(3), 160–184. <https://doi.org/10.11621/TEP-24-29>

Введение

В настоящее время широкое распространение и программную поддержку получают методы анализа латентных переменных (Epskamp et al., 2017). Согласно А.Д. Наследову, во многом определяющему фронтиры статистического дискурса в отечественной психологии, в зарубежной психологии уже к 2003 году количество ссылок на методы нелинейного моделирования данных в APA PsycInfo сравнялось с частотой упоминания наиболее популярного до той поры статистического метода ANOVA (MANOVA) (Наследов, 2011, с. 305). Вместе с тем в отечественной науке встречаются лишь единичные случаи нелинейного моделирования, что также отражает меру применения методов интеллектуального анализа данных при выявлении различных категорий учащихся групп риска. Реализация подхода к определению групп риска с позиции традиционной методологии базируется на сравнении эмпирических данных с нормативными значениями выборки стандартизации и обладает рядом недостатков. Ключевым из них является необходимость

обращения к статистическим нормам, в то время как трансформация социокультурных условий требует постоянного их пересмотра. Многоаспектность в понимании и определении критериев группы риска (Беребин, Пашков, 2006; Аптикиева, 2019; Булычева, 2023; Тарасова, 2023) и исходящая из нее сложность применения линейных алгоритмов выявления данной категории учащихся определяют важность поиска альтернативных решений, что можно обозначить как проблему исследования. Результаты ежегодного и обязательного для всех субъектов РФ социально-психологического мониторинга задают актуальный масштаб и объем работы психологов в сфере образования. Учитывая, что работа специалистов системы образования в области профилактики и психокоррекции асоциального поведения учащихся преимущественно основана на данных социально-психологического мониторинга, значимость корректного выявления учащихся группы риска трудно переоценить. Это определяет важность проблематизации алгоритмов отнесения учащихся к психологической группе риска на базе данного инструментария.

В фокусе нашего внимания находится анализ потенциала нейронной сети для выявления учащихся группы риска исходя из социально-психологических условий, формирующих психологическую готовность к аддиктивному поведению. Нейронная сеть — инструмент, основанный на нечеткой логике взаимодействия цифровых нейронов и позволяющий оценить внутрисистемные связи. Применение нейронных сетей является компромиссом между параметрическим и непараметрическими методами, так как они не требуют предположений о вероятностном распределении данных и не используют меры расстояний. Учитывая, что большинство современных исследовательских задач ориентировано на изучение сложных закономерностей, которые не могут быть решены линейными методами, нейронные сети позволяют получать результаты в случаях, когда параметрические классификаторы не обеспечивают приемлемого решения. В этой связи преимущество нейронных сетей обусловлено возможностью оперировать большой группой исходных характеристик независимо от количества респондентов (Борисова, Хачкиев, 2018), однородности данных (Федорова и др., 2018), качества исходных данных (неполнота или наличие искажений) и получать как общегрупповые, так и индивидуальные оценки взаимосвязей признаков (Славутская и др., 2019). В этой связи возможность применения нейронных сетей для системного анализа многомерных данных психодиагностики активно анализируется учеными (Шумков, Поздняков, 2020; Петров и др., 2018; Bityutskaya et al., 2024). Потенциал нейросети показан на примере ее применения для решения прикладных задач педагогики (Дахин и др., 2020; Артищева и др., 2022; Курбанова, Исмаилова, 2023), лингвистики (Сологуб, Пухов, 2023), психодиагностики (Славутская, Вострецова, 2019), медицины (Ахмед, Скородумов, 2020; Газя, Еськов, 2022). Таким образом, нейросети могут найти применение в рамках построения психометрических моделей выявления различных категорий учащихся на основе совокупного анализа разнородных данных. Вместе с тем,

принципиальным вопросом является оценка адекватности нейросетевого моделирования, которая определяется корректностью исходных предпосылок и выбором переменных с учетом ограничений и ресурсов изучаемой системы (Ляхов, Алешин, 2010). Не менее важный аспект оценки нейросети — это ее прогнозная успешность, индикатором которой выступает доля ошибочных выборов (Гусев, Окунев, 2017). На основе вышеизложенного, целью нашего исследования явился анализ адекватности и эффективности решений, полученных на основе модели нейросети, для выявления учащихся группы риска по наркотизации по данным социально-психологического мониторинга.

Методы и ход исследования

В исследовании применялась Единая методика социально-психологического тестирования (ЕМ СПТ-19), которая была разработана в соответствии с поручением Государственного антинаркотического комитета (протокол от 11 декабря 2017 г. № 35). Методика представляет собой стандартизированный опросник для оценки вероятности вовлечения обучающихся в аддиктивное поведение на основе соотношения шкал факторов риска и шкал факторов защиты. Использовалась форма «В-140», которая содержит 140 утверждений для тестирования школьников 10–11-х классов. К шкалам факторов риска формы «В-140» относятся Потребность в одобрении, Подверженность влиянию группы, Принятие асоциальных установок социума, Наркопотребление в социальном окружении, Склонность к риску, Импульсивность, Тревожность, Фрустрация. К шкалам факторов защиты относятся: Принятие родителями, Принятие одноклассниками, Социальная активность, Самоконтроль поведения, Самоэффективность. Методика позволяет выделить 2 группы обучающихся: с повышенной и незначительной вероятностью вовлечения в аддиктивное поведение. Повышенная вероятность вовлечения в аддиктивное поведение обозначает, что учащийся попадает в группу риска, а незначительная вероятность вовлечения позволяет относить его к группе условной нормы.

Исследование построено на применении следующих методов анализа данных: метод нейронных сетей, сравнительный анализ, анализ сопряженности, дискриминантный анализ. В рамках реализации метода нейронных сетей были применены возможности инструмента автоматического нейросетевого поиска STATISTICA Automated Neural Networks (ANS). На основании заданного нами в программе типа задачи «Классификация» были обозначены целевая категориальная зависимая переменная (отнесение к группе риска), входные количественные независимые переменные (шкалы методики), тип сети — многослойный персептрон (все нейроны одного слоя связаны со всеми нейронами следующего слоя). Данный тип сети с прямой связью относится к алгоритму обучения с учителем и использует метод обратного распространения ошибки. Программное обеспечение: программный пакет для статистического анализа Statistica 12, аналитическая low-code платформа Loginom 6.

Исследование состояло из нескольких этапов.

Первый этап: сбор и первичный анализ данных был осуществлен на базе региональной диагностической платформы. Выявление учащихся группы риска на данном этапе осуществлялось согласно традиционной методологии с помощью соотнесения результатов диагностики учащихся с установленными региональными критическими значениями. Итогом данного этапа исследования явилось присвоение каждому учащемуся, закодированному по id, 1 или 0 в зависимости от отнесения его к группе риска (ГР) или группе нормы (ГН). Отдельный параметр, подлежащий вычислению согласно алгоритмам методики — это недостоверность ответов учащихся. Итоговые результаты также были выведены в бинарной шкале: 1 — результат учащегося недостоверен, 0 — результат учащегося достоверен.

Второй этап: выявление учащихся группы риска с помощью нейросети. Алгоритм классификации состоит в определении принадлежности входа, представленного вектором чисел (от 0 до максимального значения по каждой из применяемых шкал), к некому определенному классу бинарной системы (Подзорова и др., 2022). Классификация является результатом обучения нейросети, которое заключается в преобразовании входных данных в выходные в результате определения сложной зависимости между входными данными и выходными (Сорокин и др., 2016). Согласно логике проведения обучения нейросети, выборка была разделена на обучающую и тестовую подвыборки. На базе шкал социально-психологического мониторинга обучающей подвыборки, представляющих входные данные, проводилось глубокое обучение нейросети. По итогам обучения была составлена нейронная сеть, позволившая самостоятельно классифицировать с помощью двоичного классификатора обучающихся по признаку отнесения к группе риска.

Третий этап: сопоставительный анализ данных традиционной и нейросетевой классификации тестовой группы учащихся с помощью программного обеспечения Loginom (Ткаченко, Буриличев, 2021). Платформа Loginom находит широкое применение в области прикладной аналитики благодаря заложенным в ней современным инструментам статистической обработки, интеллектуального анализа и интерактивной визуализации (Дьякова, 2022). В данном исследовании с помощью Loginom был реализован узел отбора тестовой группы учащихся с возможностью сопоставления по id данных, полученных в разные годы.

Четвертый этап: содержательный анализ результатов учащихся, ошибочно попавших и не попавших в группу риска на основе соотнесения их данных с истинной и «ложной» группами риска (Таблица 3).

Выборка

Выборку исследования составили 27 790 учащихся 10–11 классов ($M_{\text{возраст}} = 16,2$; $SD = 2,03$) из 890 общеобразовательных школ Республики Татарстан, 15237 (55%) женского пола, 12553 (45%) мужского пола. Из них 11786 учащихся диагностировались дважды в рамках лонгитюдного исследования в 2020 и 2021 годах.

Результаты исследования

На первом этапе на основании Единой методики социально-психологического тестирования было установлено, что к группе риска из 27790 учащихся отнесено 3750 учащихся, что составляет 13,5%.

На втором этапе был реализован интеллектуальный анализ данных с помощью нейросети. Характеристики построенной нейросети представлены в Таблице 1.

Таблица 1
Сводка по нейросети

Название нейросети	Обучение	Тестирование	Валидация	Алгоритм обучения	Функциональная ошибка	Активация скрытого слоя	Активация в выходном слое
MLP 16-12-2	96,89524	97,14491	96,80902	BFGS 56	Entropy	Tanh	Softmax

Table 1
Neural Network’s report

Title	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
MLP 16-12-2	96.89524	97.14491	96.80902	BFGS 56	Entropy	Tanh	Softmax

Построенная нейросеть для классификации двух категорий учащихся «Группа риска (ГР)» / «Группа нормы (ГН)» на базе многослойного персептрона с использованием обучающей выборки из 8336 примеров представлена на Рисунке 1. Входами сети являются значения показателей факторов риска и факторов защиты.

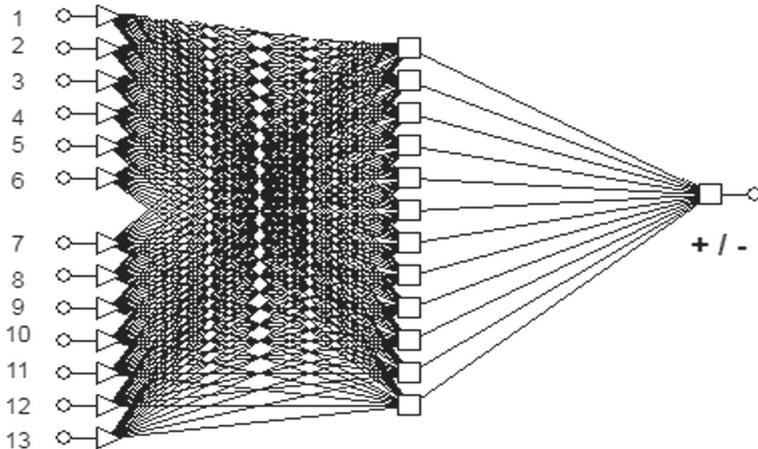


Рисунок 1
Схема многослойного персептрона для оценки отнесения учащегося к категории группы риска

Примечание: «+» ГР; «-» ГН

1 — потребность в одобрении, 2 — подверженность влиянию группы, 3 — принятие асоциальных установок социума, 4 — склонность к риску, 5 — импульсивность, 6 — тревожность,

7 — фрустрация, 8 — наркопотребление в социальном окружении, 9 — принятие родителями, 10 — принятие одноклассниками, 11 — социальная активность, 12 — самоконтроль поведения, 13 — самооффективность.

Figure 1

Multi-Layer perceptron design for assessment of student at risk

Note: “+” risk group (RG); “—” normal group (NG)

1 — need for approval, 2 — exposure to the influence of the group, 3 — adoption of asocial attitudes of society, 4 — risk appetite, 5 — impulsivity, 6 — anxiety, 7 — frustration, 8 — consumption in the social environment, 9 — acceptance by parents, 10 — acceptance by classmates, 11 — social activity, 12 — self-control of behavior, 13 — self-efficacy.

Согласно результатам теста нейросети, для которого использовались данные оставшихся 19454 учащихся (40% проверочный набор данных и 60% собственно тестовый набор данных), доля ошибочных решений, согласно сопоставлению с результатами проверочного набора данных, составила 3,1%, при этом в большей степени система ошибалась при отнесении к группе риска (Таблица 2).

Таблица 2

Соотношение верных и ошибочных решений обученной нейросети

MLP 16-12-2	ГН	ГР	Общая выборка учащихся
Общее	16851	2603	19454
Корректное	16586	2264	18850
Некорректное	265	339	604
Корректное (%)	98,43	86,977	96,90
Некорректное (%)	1,57	13,023	3,10

Table 2

Ratio of correct and erroneous decisions of a trained neural network

MLP 16-12-2	NG	RG	Cumulative sample
Total	16851	2603	19454
Correct	16586	2264	18850
Incorrect	265	339	604
Correct (%)	98.43	86.977	96.90
Incorrect (%)	1.57	13.023	3.10

На третьем этапе был осуществлен сопоставительный анализ данных отнесения учащихся к группе риска согласно двум алгоритмам — традиционному и нейросети. В результате нами было выведено 4 категории соотношения (Таблица 3). Учащиеся, не попавшие в группу риска по двум алгоритмам, составили первую группу — группу нормы истинную (ГН). Вторую группу составили учащиеся, согласно двум алгоритмам отнесенные к истинной группе риска — (ГР).

Наибольший интерес для нас имели две другие группы, с ошибкой положительного отнесения, названные нами группа риска «ложная» (ГР «ложная»), когда нейросеть распознавала учащегося как члена группы риска, однако согласно традиционному алгоритму расчета он к ней не относился, а также группа с ошибкой отрицательного отнесения, группа нормы «ложная» (ГН «ложная»), когда нейросеть не относила учащегося к группе риска, хотя он к ней относился согласно традиционному алгоритму расчета.

Таблица 3

Количественные данные отнесения к группе риска согласно линейному (традиционному) и нелинейному (нейросеть) алгоритмам

Название выборки	Группа по линейному традиционному алгоритму	Группа по нелинейному алгоритму нейросети	Всего	
			Количество	%
ГР «ложная»	ГН	ГР	265	1,4
ГН «ложная»	ГР	ГН	339	1,7
ГР	ГР	ГР	2264	11,6
ГН	ГН	ГН	16586	85,3
Итого			19454	100

Table 3

Quantitative data of assignment to risk group according to linear (traditional) and nonlinear (neural network) algorithms

Sample name	Group according linear traditional algorithm	Group according nonlinear network algorithm	Total	
			Summary	%
RG false	NG	RG	265	1.4
NG false	RG	NG	339	1.7
RG	RG	RG	2264	11.6
NG	NG	NG	16586	85.3
Total			19454	100

На данном этапе первым аспектом анализа была проверка гипотезы о связи ошибок классификации нейросети с недостоверными ответами учащихся. Согласно результатам анализа сопряженности, полученном на выборке 19454 респондентов, данные показатели достоверно не коррелируют между собой: V Крамера = 0,038, коэффициент сопряженности = 0,038. Далее содержательный анализ двух выделенных нами групп на основе сопоставления двух алгоритмов вычисления осуществлялся путем сравнительного анализа истинных и ложных групп риска и нормы (Рисунок 2).

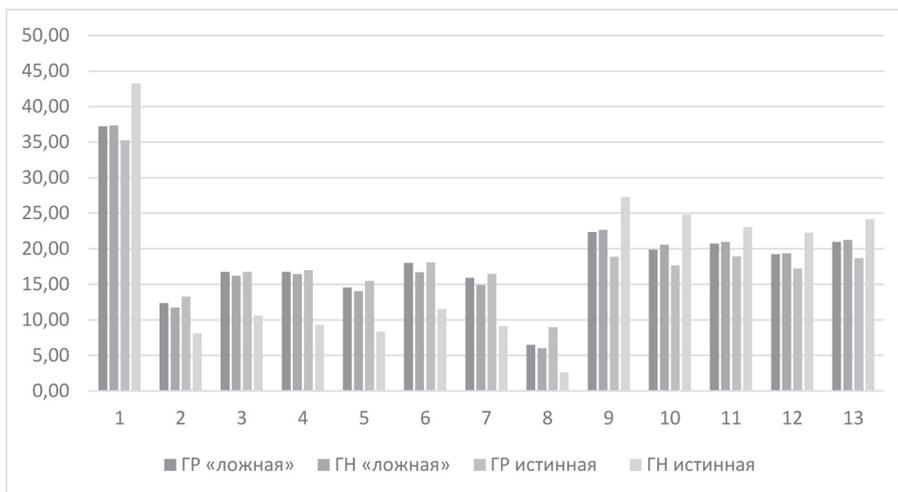


Рисунок 2
Сопоставительный анализ показателей ЕМ СПТ-19 истинных и «ложных» групп риска и нормы

Примечание: 1 — потребность в одобрении, 2 — подверженность влиянию группы, 3 — принятие асоциальных установок социума, 4 — склонность к риску, 5 — импульсивность, 6 — тревожность, 7 — фрустрация, 8 — наркопотребление в социальном окружении, 9 — принятие родителями, 10 — принятие одноклассниками, 11 — социальная активность, 12 — самоконтроль поведения, 13 — самооффективность.

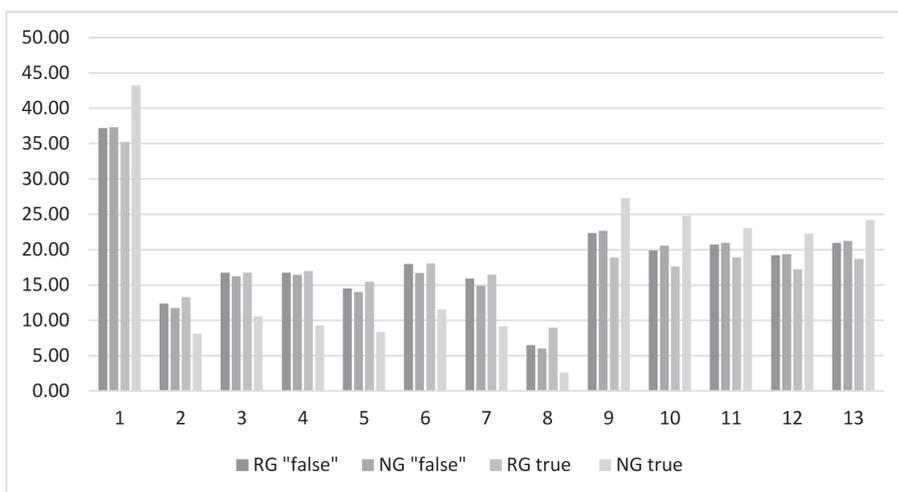


Figure 2
Comparative analysis of the true and “false” risk and normal groups

Note: 1 — need for approval, 2 — exposure to the influence of the group, 3 — adoption of asocial attitudes of society, 4 — risk appetite, 5 — impulsivity, 6 — anxiety, 7 — frustration, 8 — consumption in the social environment, 9 — acceptance by parents, 10 — acceptance by classmates, 11 — social activity, 12 — self-control of behavior, 13 — self-efficacy.

На представленной гистограмме отчетливо видно, что по факторам риска учащиеся «ложной» ГР в большей степени демонстрируют сходство с «истинной» ГР, что и послужило причиной отнесения нейросетью данных учащихся к группе риска, в отличие от традиционного алгоритма расчета, согласно которому учащиеся попали в группу условной нормы. Согласно результатам сравнительного анализа с помощью t-критерия Стьюдента, ГР «ложная» достоверно отличается от ГН по всем шкалам факторов риска и факторов защиты ($p < 0,0001$), показывая значения, в большей степени соответствующие истинной ГР (Таблица 4).

Таблица 4

Сравнительный анализ показателей рискогенности учащихся, «ошибочно» отнесенных нейросетью к группе риска, и группы нормы

Показатель	Среднее значение ГР «ложная»	Среднее значение ГН	t-критерий	Количество наблюдений	p — уровень значимости
Потребность в одобрении	37,20	43,24	-11,15	16849	0,000
Подверженность влиянию группы	12,35	8,11	15,60	16849	0,000
Принятие асоциальных установок социума	16,73	10,56	17,56	16849	0,000
Склонность к риску	16,72	9,28	19,36	16849	0,000
Импульсивность	14,51	8,34	22,10	16849	0,000
Тревожность	17,98	11,54	16,21	16849	0,000
Фрустрация	15,89	9,13	18,41	16849	0,000
Наркопотребление в социальном окружении	6,49	2,62	16,83	16849	0,000
Принятие родителями	22,32	27,28	-22,80	16849	0,000
Принятие одноклассниками	19,87	24,77	-17,44	16849	0,000
Социальная активность	20,72	23,07	-10,17	16849	0,000
Самоконтроль поведения	19,22	22,26	-12,19	16849	0,000
Самозффективность	20,94	24,15	-12,29	16849	0,000

Table 4

Comparative analysis of risk indicators between false risk group and normal group

Variable	Mean RG false	Mean NG	t-value	df	p
Need for approval	37.20	43.24	-11.15	16849	0.000
Exposure to the influence of the group	12.35	8.11	15.60	16849	0.000

Variable	Mean RG false	Mean NG	t-value	df	p
Adoption of asocial attitudes of society	16.73	10.56	17.56	16849	0.000
Risk appetite	16.72	9.28	19.36	16849	0.000
Impulsivity	14.51	8.34	22.10	16849	0.000
Anxiety	17.98	11.54	16.21	16849	0.000
Frustration	15.89	9.13	18.41	16849	0.000
Drug use in the social environment	6.49	2.62	16.83	16849	0.000
Acceptance by parents	22.32	27.28	-22.80	16849	0.000
Acceptance by classmates	19.87	24.77	-17.44	16849	0.000
Social activity	20.72	23.07	-10.17	16849	0.000
Self-control of behavior	19.22	22.26	-12.19	16849	0.000
Self-efficacy	20.94	24.15	-12.29	16849	0.000

При этом сравнительный анализ учащихся ГР «ложной» и ГР «истинной» показывает совпадения по шкалам «Принятие асоциальных установок социума» (средние значения: 16,73; 16,72), «Склонность к риску» (16,72; 16,96), «Тревожность» (17,98; 18,06), «Фрустрация» (15,87; 16,44), что свидетельствует о том, что нейросеть дала более убедительные данные классификации (Таблица 5).

Таблица 5
Сравнительный анализ показателей рискогенности у учащихся с ошибкой положительного отнесения к группе риска и учащихся истинной группы риска

Показатель	Среднее значение ГР «ложная»	Среднее значение ГР	t-критерий	Количество наблюдений	p — уровень значимости
Потребность в одобрении	37,20	35,23	2,90	2527	0,004
Подверженность влиянию группы	12,35	13,27	-2,64	2527	0,008
Принятие асоциальных установок социума	16,73	16,72	0,05	2527	0,963
Склонность к риску	16,72	16,96	-0,52	2527	0,600
Импульсивность	14,51	15,46	-2,95	2527	0,003
Тревожность	17,98	18,06	-0,19	2527	0,848
Фрустрация	15,89	16,44	-1,36	2527	0,174
Наркопотребление в социальном окружении	6,49	8,95	-5,64	2527	0,000
Принятие родителями	22,32	18,86	7,53	2527	0,000

Показатель	Среднее значение ГР «ложная»	Среднее значение ГР	t-критерий	Количество наблюдений	p — уровень значимости
Принятие одноклассниками	19,87	17,63	5,08	2527	0,000
Социальная активность	20,72	18,92	4,56	2527	0,000
Самоконтроль поведения	19,22	17,20	5,15	2527	0,000
Самоэффективность	20,94	18,69	5,32	2527	0,000

Table 5
Comparative analysis of risk indicators between at-risk students with a positive attribution error and risk students

Variable	Mean RG "false"	Mean RG	t-value	df	p
Need for approval	37.20	35.23	2.90	2527	0.004
Exposure to the influence of the group	12.35	13.27	-2.64	2527	0.008
Adoption of asocial attitudes of society	16.73	16.72	0.05	2527	0.963
Risk appetite	16.72	16.96	-0.52	2527	0.600
Impulsivity	14.51	15.46	-2.95	2527	0.003
Anxiety	17.98	18.06	-0.19	2527	0.848
Frustration	15.89	16.44	-1.36	2527	0.174
Drug use in the social environment	6.49	8.95	-5.64	2527	0.000
Acceptance by parents	22.32	18.86	7.53	2527	0.000
Acceptance by classmates	19.87	17.63	5.08	2527	0.000
Social activity	20.72	18.92	4.56	2527	0.000
Self-control of behavior	19.22	17.20	5.15	2527	0.000
Self-efficacy	20.94	18.69	5.32	2527	0.000

Из Рисунка 2 мы также обнаруживаем, что учащиеся, «ошибочно» не отнесенные нейросетью к группе риска, также в большей степени соотносятся с группой риска, по сравнению с учащимися, не относящимися к группе риска. Это подтверждается достоверным отличием по всем шкалам факторов риска и факторов защиты учащихся «ложной» группы нормы от учащихся истинной группы нормы ($p < 0,001$).

Вместе с тем нейросеть не относит данных учащихся к группе риска, поэтому нам важно понять основания, связанные с теми аспектами, по которым данные учащиеся отличаются от группы риска. Сравнительный анализ показывает достоверные различия учащихся «ложной» группы нормы с истинной группой риска

по всем шкалам, кроме показателей «Принятие асоциальных установок социума» (16,2; 16,72) и «Склонность к риску» (16,41; 16,96), которые совпадают по степени выраженности с группой риска (Таблица 6). Важно отметить, что те же шкалы отмечены при анализе ошибок положительной классификации.

Таблица 6
Сравнительный анализ показателей рискогенности у учащихся с ошибкой отрицательного отнесения к группе риска и учащихся истинной группы риска

Показатель	Среднее значение ГН «ложная»	Среднее значение ГР	t-критерий	Количество наблюдений	p — уровень значимости
Потребность в одобрении	37,33	35,23	3,50	2601	0,000
Подверженность влиянию группы	11,74	13,27	-4,94	2601	0,000
Принятие асоциальных установок социума	16,20	16,72	-1,57	2601	0,116
Склонность к риску	16,41	16,96	-1,40	2601	0,163
Импульсивность	13,99	15,46	-5,16	2601	0,000
Тревожность	16,70	18,06	-3,70	2601	0,000
Фрустрация	14,86	16,44	-4,38	2601	0,000
Наркопотребление в социальном окружении	6,00	8,95	-7,60	2601	0,000
Принятие родителями	22,66	18,86	9,40	2601	0,000
Принятие одноклассниками	20,55	17,63	7,52	2601	0,000
Социальная активность	20,94	18,92	5,84	2601	0,000
Самоконтроль поведения	19,35	17,20	6,24	2601	0,000
Самоэффективность	21,24	18,69	6,84	2601	0,000

Table 6
Comparative analysis of risk indicators between at-risk students with a negative attribution error and risk students

Variable	Mean NG "false"	Mean RG	t-value	df	p
Need for approval	37.33	35.23	3.50	2601	0.000
Exposure to the influence of the group	11.74	13.27	-4.94	2601	0.000
Adoption of asocial attitudes of society	16.20	16.72	-1.57	2601	0.116
Risk appetite	16.41	16.96	-1.40	2601	0.163
Impulsivity	13.99	15.46	-5.16	2601	0.000
Anxiety	16.70	18.06	-3.70	2601	0.000

Variable	Mean NG "false"	Mean RG	t-value	df	p
Frustration	14.86	16.44	-4.38	2601	0.000
Drug use in the social environment	6.00	8.95	-7.60	2601	0.000
Acceptance by parents	22.66	18.86	9.40	2601	0.000
Acceptance by classmates	20.55	17.63	7.52	2601	0.000
Social activity	20.94	18.92	5.84	2601	0.000
Self-control of behavior	19.35	17.20	6.24	2601	0.000
Self-efficacy	21.24	18.69	6.84	2601	0.000

При сравнении показателей двух групп, по которым нейросеть ошибочно либо относила, либо не относила учащихся к группе риска, необходимо отметить, что данные группы сходны по степени выраженности показателей шкал факторов риска и факторов защиты. Исключение составляют только шкалы тревожности и фрустрации, по которым группа с положительной ошибкой отнесения показывает достоверно более высокие значения ($p < 0,01$ и $p < 0,03$ соответственно). Исходя из этого, можно предположить, что для нейросети данные показатели являются ошибочно значимыми для дифференциации индикаторами.

Следует также обозначить, что при сравнительном анализе групп, верно и неверно классифицированных нейросетью, имеются выраженные достоверные различия по всем шкалам ($p < 0,0001$).

Результатом анализа на четвертом этапе исследования явилось подтверждение факта неслучайности ошибок нейросети, а также идентификация шкал, оказывающих ключевую роль при ошибках дифференциации учащихся по отношению к группе риска. В фокусе внимания в дальнейшем анализе будут шкалы «Склонность к риску», «Принятие асоциальных установок социума», «Тревожность» и «Фрустрация». Роль последних двух шкал в ошибках классификации нейросетью представляется значимой, что послужило причиной дальнейшего анализа данных показателей с помощью прогностических методов в рамках дискриминантного анализа на той же самой выборке исследования, которая была предоставлена для тестирования нейросети (19454 учащихся). Результаты дискриминантного анализа подтвердили низкую роль участия тревожности и фрустрации в разработанных прогностических моделях (Таблица 7). Это приводит к пониманию того, что ошибки классификации нейросети связаны с невысокой значимостью данных аспектов в формировании групп риска по наркотизации, и требует переосмысления необходимости их включения в алгоритм отнесения к группе риска на общих основаниях линейного анализа.

Таблица 7
Дискриминантный анализ факторов рискогенности

Шкалы	Wilks' Lambda: 0,57316 approx. F (12,19441) = 1206,5 p < 0,0000					
	Wilks'	Partial	F-remove	p-value	Toler.	1-Toler.
Принятие родителями	0,64	0,90	2221,93	0,000	0,64	0,36
Импульсивность	0,59	0,98	426,58	0,000	0,41	0,59
Наркопотребление в социальном окружении	0,59	0,97	592,24	0,000	0,82	0,18
Потребность в одобрении	0,59	0,97	681,57	0,000	0,44	0,56
Склонность к риску	0,59	0,97	512,84	0,000	0,53	0,47
Принятие одноклассниками	0,58	0,99	188,28	0,000	0,58	0,42
Социальная активность	0,58	1,00	63,23	0,000	0,52	0,48
Подверженность влиянию группы	0,58	0,99	106,39	0,000	0,67	0,33
Принятие асоциальных установок социума	0,57	1,00	57,00	0,000	0,47	0,53
Самоконтроль поведения	0,57	1,00	27,04	0,000	0,48	0,52
Фрустрация	0,57	1,00	2,81	0,094	0,23	0,77
Тревожность	0,57	1,00	1,38	0,240	0,27	0,73

Жирный шрифт: p < 0,0001.

Table 7
Discriminant risk factor analysis

Scales	Wilks' Lambda: 0.57316 approx. F (12.19441) = 1206,5 p < 0,0000					
	Wilks'	Partial	F-remove	p-value	Toler.	1-Toler.
Parental acceptance	0.64	0.90	2221.93	0.000	0.64	0.36
Impulsivity	0.59	0.98	426.58	0.000	0.41	0.59
Drug use in the social environment	0.59	0.97	592.24	0.000	0.82	0.18
Need for approval	0.59	0.97	681.57	0.000	0.44	0.56
Risk appetite	0.59	0.97	512.84	0.000	0.53	0.47
Acceptance by classmates	0.58	0.99	188.28	0.000	0.58	0.42
Social activity	0.58	1.00	63.23	0.000	0.52	0.48
Exposure to group influence	0.58	0.99	106.39	0.000	0.67	0.33
Adoption of asocial attitudes of society	0.57	1.00	57.00	0.000	0.47	0.53
Self-control of behavior	0.57	1.00	27.04	0.000	0.48	0.52
Frustration	0.57	1.00	2.81	0.094	0.23	0.77
Anxiety	0.57	1.00	1.38	0.240	0.27	0.73

Black type: p < 0.0001

Согласно анализу роли факторов в дискриминантной модели рискогенности, показатели «Тревожность» и «Фрустрация» не обладают достоверной дифференцирующей характеристикой (Таблица 7).

Для сравнения прогностического потенциала двух алгоритмов — традиционного и на основе нейросети применялись лонгитюдные данные социально-психологического тестирования 11786 учащихся с замерами в 2020 и 2021 годах. Из 11786 учащихся в тестовую выборку для нейросети был отобран в случайном порядке 8251 учащийся. По ним были получены сведения о включенности в группу риска согласно двум алгоритмам (Таблица 8). Согласно представленной выше таблице, в 2020 году по линейному алгоритму было выявлено ГН 6635 учащихся, ГР 1616 учащихся. В следующем, 2021 году по линейному алгоритму из ГР подтвердили свое присутствие в ГР всего 715 учащихся, а 901 учащийся вышел из группы риска. При этом в ГР из ГН перешло 676 учащихся, 5959 остались в ГН.

Из установленных в 2020 году 1595 учащихся ГР, в 2021 году, согласно линейному алгоритму, 702 учащихся осталось в ГР, а 893 перешло в ГН. Из 6656 ГН перешло в ГР 689 учащихся, осталось в ГН 5967. Мы видим, что согласно линейному алгоритму, динамика ротаций ГР и ГН крайне высокая.

Согласно классификации нейросети, из 6635 учащихся ГН (ГН выделена согласно линейному алгоритму) 151 учащийся отнесен к ГР, а 6484 учащихся, согласно нейросети, составляют истинную ГН. Из 1616 учащихся ГР (ГР выделена согласно линейному алгоритму) 1444 учащихся составляют истинную ГР, а 172 учащихся отнесены нейросетью к ГН. Таким образом, результаты классификации нейросети показывают большую стабильность в отношении сохранения ГР и ГН в период с 2020 по 2021 гг. При этом можно отметить, что из 151 учащегося, отнесенного нейросетью к группе риска, 26% (39 учащихся) в следующем году оказались в истинной группе риска согласно традиционному линейному алгоритму расчета.

Таблица 8

Количество учащихся групп риска и нормы, классифицированных разными алгоритмами в 2020 и 2021 годах

Алгоритмы	ГР 1616	Линейный 2020		Нейросеть	
		ГН	ГР	ГН	ГР
Линейный 2021	ГР	715	676	702	689
	ГН	901	5959	893	5967
Нейросеть	ГР	1444	151		
	ГН	172	6484		

Table 8
Number of students in risk and normal groups classified by different algorithms in 2020 and 2021

Algorithms		Linear algorithm 2020		Neural network algorithm	
		NG	RG	NG	RG
RG 1616		6635	1595	6656	
Linear algorithm 2021	RG	715	676	702	689
	NG	901	5959	893	5967
Neural network algorithm	RG	1444	151		
	NG	172	6484		

Обсуждение результатов

Проблема раннего выявления предрасположенности подростков к формированию химической зависимости связана с поиском действенного инструмента по выявлению группы риска. Данный поиск в основном сфокусирован на выборе эмпирического метода (Надеждин и др., 2011; Яковлев и др., 2017) и в гораздо меньшей степени направлен на пересмотр механизмов отнесения к группе риска. Представленная работа вписывается в общую тенденцию данного поиска в попытке приблизиться к пониманию принципов попадания учащихся в группу риска, акцентируя при этом внимание на важности учета внутрисистемных связей факторов рискогенности. Не подлежит сомнению приоритет личностных опросников для выявления учащихся группы риска по сравнению со скрининговой диагностикой маркеров зависимости (Васильева, 2017). Вместе с тем положение о том, что определенный склад характера может являться фактором риска аддикции (Личко, 2010), накладывает определенные методологические ограничения на использование выбранных шкал рискогенности в качестве автономных факторов, поскольку характер — это прежде всего системное образование. Так, согласно А.Е. Личко, к факторам риска относятся такие акцентуации характера, как неустойчивая, эпилептоидная и конформная. Отметим, что соотнесение типа характера с отдельными личностными чертами является самостоятельной исследовательской задачей. Однако в представленном контексте исключение нейросетью шкал тревожности и фрустрации не представляется случайным. К личностным чертам типов, имеющих риск формирования аддикций, А.Е. Личко относит неустойчивое настроение, склонность к риску, конформность и зависимость от внешних обстоятельств, нетерпеливость, крайность во взглядах, поступках, инфантильность, эгоцентризм, стремление избегать ответственности (там же). Обращаясь к неоднозначной роли тревожности и фрустрации в качестве факторов риска наркотизации, необходимо отметить высокую степень генерализации данных шкал относительно заявленной проблемы. Анализ научных статей не позволил нам обнаружить исследования,

которые обосновали бы тревожность и фрустрацию в качестве факторов риска для химической зависимости (Телепова, 2015), несмотря на наличие исследований, описывающих присутствие тревожных расстройств, наряду с агрессией, внутренней конфликтностью, самообвинением и др. у лиц с химической зависимостью (Kranzler, Liebowitz, 1988, Джакобия и др., 2017). Однако данные психологические особенности могут быть результатом эмоционально-личностной деформации лиц с зависимостью, либо сосуществовать как генетически обусловленные характеристики (Hudson, 1990). Это позволяет нам оставить открытым вопрос о мере участия шкал тревожности и фрустрации при отнесении учащихся к группе риска по наркотизации.

Ограничением представленного исследования является то, что нейросеть обучалась с использованием результатов классификации, произведенной согласно традиционной схеме анализа данных СПТ. Использование для обучения нейросети внешнего критерия позволило бы в лучшей степени показать степень эффективности примененных шкал, а также более точно осуществлять классификацию. В предложенном варианте коррекция результатов классификации нейросетью осуществляется за счет учета внутришкальных взаимосвязей. Вместе с тем даже данный вариант позволяет проблематизировать роль обозначенных в данной работе шкал. Получить внешний критерий — фиксацию аддиктивного поведения в рамках мониторинговой методики по исследованию склонности к зависимости, не представляется возможным. Несмотря на то, что согласно Федеральному закону «О наркотических средствах и психотропных веществах», раннее выявление незаконного потребления наркотических средств включает в себя, наряду с социально-психологическим тестированием, профилактические медицинские осмотры, корреляция выявленных согласно данным процедурам обучающихся близка к нулевой.

Выводы

В работе проведен анализ двух алгоритмов отнесения учащихся к группе риска на основе анализа рискогенности социально-психологических условий, формирующих психологическую готовность к аддиктивному поведению учащихся: линейный традиционный, на основе статистических границ нормы, и нелинейный — на основе алгоритмов нейросети. Ошибки классификации нейросети как несовпадение с выделенной согласно традиционному алгоритму расчету группой риска рассматриваются как возможность для более полного анализа социально-психологических особенностей учащихся, попавших и не попавших в группу риска, учитывающего внутрисистемные связи факторов рискогенности. Выделены ошибки нейросети положительного и отрицательного отнесения к группе риска. Установлено, что ошибки классификации нейросети не связаны с недостоверными ответами учащихся. Выявлено, что положительная ошибка классификации нейросети, то есть ошибочное отнесение учащегося к группе риска, связана с однородностью сопоставленных групп по всем шкалам факторов риска, тогда как

подобная однородность не идентифицируется по факторам защиты. При отрицательной ошибке классификации мы наблюдаем, что нейросеть, в отличие от традиционного алгоритма, не относит к группе риска учащихся, достоверно отличающихся от истинной группы риска по всем шкалам, кроме принятия асоциальных установок и склонности к риску. Сравнительный анализ данных учащихся, положительно и отрицательно отнесенных к группам риска, обнаруживает достоверные различия только по шкалам тревожности и фрустрации. Интерес вызывает тот факт, что тревожность и фрустрация оказываются шкалами, которые не обладают различительной способностью при прогнозировании отнесения учащегося к группе риска. Таким образом, можно говорить о необходимости критического анализа линейного алгоритма отнесения учащихся к группе риска. Особенно важно обратить внимание на нестабильность состава групп риска и нормы в течение периода замеров, установленную в результате линейного алгоритма анализа данных СПТ. Выделены ключевые категории — тревожность и фрустрация, требующие дальнейшей аналитики в отношении их роли при формировании группы риска.

Практическое применение

Повышение дифференциальной и прогностической эффективности мониторингов на основе методов психодиагностики для корректного принятия управленческих решений в области профилактических и других психолого-педагогических мероприятий, которые реализуются в образовательных организациях.

Список литературы

Аптикиева, Л.Р. (2019). Различия подростков «группы риска» и типичных подростков: психолого-педагогический аспект. *Вестник Оренбургского государственного университета*, 221(3), 6–14. <https://doi.org/10.25198/1814-6457-221-6>

Артищева, Л.В., Абитов, И.Р., Насибуллов, К.И. (2022). Валидность нейросетевых инструментов измерения состояния вовлеченности студентов в образовательный процесс в цифровой среде. Психология психических состояний: сборник материалов XV Международной научно-практической конференции. Казань: Изд-во «Казанский университет».

Ахмед, С.Х., Скородумов, С.В. (2020). Использование нейросетевых подходов в диагностировании заболеваний. *Моделирование и анализ данных*, 10(2), 49–61.

Беребин, М.А., Пашков, С.В. (2006). Опыт применения искусственных нейронных сетей для целей дифференциальной диагностики и прогноза нарушений психической адаптации. *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*, (14), 41–45.

Борисова, Е.В., Хачкиев, В.В. (2018). Применение аппарата искусственных нейронных сетей для решения задач психодиагностики. Наука, образование, общество: тенденции и перспективы развития: материалы XII Междунар. науч.-практ. конф. (5 декабря, 2018 г.). Чебоксары: Изд-во центра научного сотрудничества «Интерактив плюс».

Булычева, Е.В. (2023). Роль взаимоотношений подростков с социальным окружением как фактор защиты от рискованных форм поведения. *Национальный психологический журнал*, 1(49), 88–101. <https://doi.org/10.11621/npj.2023.0108>

Васильева, Е.В. (2017). Диагностика факторов риска формирования компьютерной зависимости у подростков. *Гаудеамус*, 16(1), 69–75.

Газя, Г.В., Еськов, В.В. (2022). Искусственные нейросети в оценке возрастных изменений. *Вестник новых медицинских технологий*, (1), 101–105.

Гусев, А.Л., Окунев, А.А. (2017). Построение «успешной» прогнозирующей нейросети. Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сборник статей по материалам Второй всерос. науч.-практ. конф. Пермь.

Дахин, А.Н., Семёнов, Н.Г., Ярославцева, Н.В., Ермолаев, С.Ю. (2020). *Педагогические технологии и нейросети. Школьные технологии*, (2), 28–33.

Джакобия, А.З., Куташов, В.А., Хабарова, Т.Ю. (2017). Психологические особенности лиц, склонных к химической зависимости. *Центральный научный вестник*, 2(2), 19.

Дьякова, В.В. (2022). Особенности анализа данных социологического исследования с помощью logit-модели: одномерное распределение. *IN SITU*, (6), 8–11.

Заева, О.В. (2020). Использование результатов единой методики социально-психологического тестирования для организации профилактической работы с обучающимися образовательной организации. *Образование личности*, (3–4), 111–141.

Курбанова, З.С., Исмаилова, Н.П. (2023). Нейросети в контексте цифровизации образования и науки. *Мир науки, культуры, образования*, 100(3), 309–311.

Личко, А.Е. (2010). Психопатии и акцентуации характера у подростков. Санкт-Петербург: Изд-во «Питер».

Ляхов, А.Л., Алешин, С.П. (2010). Искусственная нейронная сеть как измерительный инструмент адекватности модели с адаптивным классом точности. *Математические машины и системы*, (1), 61–66.

Надеждин, А.В., Колгашкин, А.Ю., Тетенова, Е.Ю., Фёдоров, М.В., Ленков, П.Г. (2011). Интерактивный тест для экспресс-диагностики наркотической зависимости. *Наркология*, 111(3), 58–63.

Наследов, А.Д. (2011). Структурное моделирование каузальных гипотез: исследование педагогических стереотипов оценивания младших школьников. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Социология*, (1), 305–313.

Петров, А.Н., Иванова, Г.Ф., Славутская, Е.В. (2018). Обучение нейросети как инструмент системного анализа многомерных данных психодиагностики. *Вестник Чувашского университета*, (1), 162–168.

Подзорова, М.И., Птицына, И.В., Бахтиярова, О.Н. (2022). Нейронная сеть, как одно из перспективных направлений искусственного интеллекта. *Modern European Researches*, (1), 169–176.

Славутская, Е.В., Аbruков, В.С., Славутский, Л.А. (2019). Простые нейросетевые алгоритмы для оценки латентных связей психологических характеристик младших подростков. *Экспериментальная психология*, (2), 131–144.

Славутская, Е.В., Вострецова, Н.С. (2019). Нейросеть, как инструмент анализа интеллектуальной и эмоциональной сферы дошкольников. *Казанский педагогический журнал*, (4), 61–65.

Сологуб, Г.Б., Пухов, В.А. (2023). Проблемы классификации текстов естественного языка методами классического машинного обучения. *Моделирование и анализ данных*, 13(2), 64–76.

Сорокин, А.С., Бондарев, В.Ю., Кротова, Е.Л. (2016). Искусственная нейронная сеть как средство и метод статистической обработки данных. *Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере*, (2), 19–22.

Тарасова, С.Ю. (2023). Психологические риски подростков, обучающихся в условиях повышенной учебной нагрузки. *Вестник Московского Университета. Серия 14. Психология*, 46(1), 280–302. <https://doi.org/10.11621/vsp.2023.01.12>

Телепова, Н.Н. (2015). Диагностика аддиктивного поведения: интегрированный тест. *Вестник Московского городского педагогического университета. Серия: Педагогика и психология*, 1(31), 47–58.

Ткаченко, А.Л., Буриличев, Б.В. (2021). Аналитические решения low-code платформы Logiplot для работы с Big data. *Вестник Калужского университета*, (3), 46–49.

Федорова, П.Н., Иванова, Г.Ф., Славутская, Е.В. (2018). Нейронная сеть: селективная и статистическая оценка внутрисистемных связей неоднородных психодиагностических данных. *Вестник Чувашского университета*, (3), 235–242.

Шумков, Е.А., Поздняков, Е.А. (2020). Обработка тестов с помощью нейронных сетей. *Электронный сетевой политематический журнал «Научные труды КубГТУ»*, (5), 22–32.

Яковлев, А.Н., Пашкевич, Н.В., Пажитных, Д.В., Ткачев, А.А., Бродянский, В.М., Чупрова, Н.А., Витчинкина, В.И. (2017). Поиск генетических и психологических маркеров риска потребления наркотиков подростками с аддиктивным поведением в рамках первичной профилактики: предварительные результаты пилотного исследования в Липецке. *Сибирский вестник психиатрии и наркологии*, (2), 5–11.

Bityutskaya, E.V., Gasanov, E.E., Khazova, K.V., Patrashkin, N.A. (2024). Classifying the Perception of Difficult Life Tasks: Machine Learning and/or Modeling of Logical Processes. *Psychology in Russia: State of the Art*, 17(1), 00–00. <https://doi.org/10.11621/pir.2024.0205>

Epskamp, S., Rhemtulla, M., Borsboom, D. (2017). Generalized network psychometrics: Combining network and latent variable models. *Psychometrika*, (82), 904–927. <https://doi.org/10.1007/s11336-017-9557-x>

Hudson, C.J. (1990). Anxiety disorders and substance abuse. *Journal of Chemical Dependency Treatment*, 3(2), 119–138.

Kranzler, H.R., Liebowitz, N.R. (1988). Anxiety and depression in substance abuse: Clinical implications. *Medical Clinics of North America*, 72(4), 867–885.

References

Aptikieva, L.R. (2019). Differences between “at-risk” adolescents and typical adolescents: psychological and pedagogical aspect. *Vestnik Orenburgskogo gosudarstvennogo universiteta* =

Bulletin of the Orenburg State University, 3(221), 6–14. (In Russ.). <https://doi.org/10.25198/1814-6457-221-6>

Artishcheva, L.V., Abitov, I.R., Nasibullov, K.I. (2022). Validity of neural network tools for measuring the state of students' involvement in the educational process in the digital environment. In *Psychology of mental states: collection of materials of the XV International Scientific and Practical Conference*. (pp. 16–21). Kazan: Kazan University Publishing House Publ. (In Russ.)

Akhmed, S.Kh., Skorodumov, S.V. (2020). Using neural network approaches in diagnosing diseases. *Modelirovaniye i analiz dannykh = Modeling and Data Analysis*, (2), 49–61. (In Russ.)

Berebin, M.A., Pashkov, S.V. (2006). Experience in the use of artificial neural networks for the purposes of differential diagnosis and prognosis of mental adaptation disorders. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternyye tekhnologii, upravleniye, radioelektronika = Bulletin of the South Ural State University. Series: Computer Technologies, Control, Radio Electronics*, (14), 41–45. (In Russ.)

Borisova, E.V., Khachkiev, V.V. (2018). Application of artificial neural networks for solving problems of psychodiagnostics. In *Science, education, society: trends and development prospects: materials of the XII International. scientific-practical conf.* (pp. 124–125). Cheboksary: Center for Scientific Cooperation "Interactive Plus" Publ. (In Russ.)

Bulycheva, E.V. (2023). The role of adolescents' relationships with the social environment as a protective factor against risky behavior. *National Journal of Psychology*, 1(49), 88–101. <https://doi.org/10.11621/npj.2023.0108>

Vasilyeva, E.V. (2017). Diagnosis of risk factors for computer addiction in adolescents. *Gaudeamus*, 16(1), 69–75. (In Russ.)

Gazy, G.V., Eskov, V.V. (2022). Artificial neural networks in assessing age-related changes. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy = Bulletin of New Medical Technologies*, (1), 101–105. (In Russ.)

Gusev, A.L., Okunev, A.A. (2017). Construction of a "successful" predictive neural network. In *Artificial intelligence in solving current social and economic problems of the 21st century: a collection of articles based on materials from the Second All-Russian. scientific-practical conf.* Perm. (In Russ.)

Dakhin, A.N., Semenov, N.G., Yaroslavtseva, N.V., Ermolaev, S.Yu. (2020). Pedagogical technologies and neural networks. *Shkol'nyye tekhnologii = School Technologies*, (2), 28–33. (In Russ.)

Dzhakobia, A.Z., Kutashov, V.A., Khabarova, T.Yu. (2017). Psychological characteristics of persons prone to chemical dependence. *Tsentral'nyy nauchnyy vestnik = Central Scientific Bulletin*, 2(2), 19. (In Russ.)

Dyakova, V.V. (2022). Features of the analysis of sociological research data using lognom: one-dimensional distribution. *IN SITU*, (6), 8–11. (In Russ.)

Kurbanova, Z.S., Ismailova, N.P. (2023). Neural networks in the context of digitalization of education and science. *Mir nauki, kul'tury, obrazovaniya = World of Science, Culture, Education*, 3(100), 309–311. (In Russ.)

Lichko, A.E. (2010). *Psychopathy and character accentuations in adolescents*. St. Petersburg: Peter Publ. (In Russ.)

Lyakhov, A.L., Aleshin, S.P. (2010). Artificial neural network as a measuring tool for model adequacy with an adaptive accuracy class. *Matematicheskiye mashiny i sistemy = Mathematical Machines and Systems*, (1), 61–66. (In Russ.)

Nadezhdin, A.V., Kolgashkin, A.Yu., Tetenova, E.Yu., Phydorof, M.V., Lenkov, P.G. (2011). Interactive test for rapid diagnosis of drug addiction. *Narkologiya = Narcology*, 111(3), 58–63. (In Russ.)

Nasledov, A.D. (2011). Structural modeling of causal hypotheses: a study of pedagogical stereotypes in assessing junior schoolchildren. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Sotsiologiya = Bulletin of St. Petersburg University. Sociology*, (1), 305–313. (In Russ.)

Petrov, A.N., Ivanova, G.F., Slavutskaya, E.V. (2018). Training a neural network as a tool for system analysis of multidimensional psychodiagnostic data. *Vestnik Chuvashskogo universiteta = Bulletin of the Chuvash University*, (1), 162–168. (In Russ.)

Podzorova, M.I., Ptitsyna, I.V., Bakhtiyarova, O.N. (2022). Neural network as one of the promising areas of artificial intelligence. *Modern European Researches*, (1), 169–176. (In Russ.)

Slavutskaya, E.V., Abrukov, V.S., Slavutsky, L.A. (2019). Simple neural network algorithms for assessing latent connections of psychological characteristics of younger adolescents. *Eksperimental'naya psikhologiya = Experimental Psychology*, (2), 131–144. (In Russ.)

Slavutskaya, E.V., Vostretsova, N.S. (2019). A neural network as a tool for analyzing the intellectual and emotional sphere of preschool children. *Kazanskiy pedagogicheskiy zhurnal = Kazan Pedagogical Journal*, (4), 61–65. (In Russ.)

Sologub, G.B., Pukhov, V.A. (2023). Problems of classification of natural language texts using classical machine learning methods. *Modelirovaniye i analiz dannykh = Modeling and Data Analysis*, (2), 64–76. (In Russ.)

Sorokin, A.S., Bondarev, V.Yu., Krotova, E.L. (2016). Artificial neural network as a means and method of statistical data processing. *Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere = Bulletin of the Urals Federal District Security in the Information Sphere*, (2), 19–22. (In Russ.)

Tarasova, S.Yu. (2023). Psychological risks of adolescents studying under conditions of increased academic load. *Bulletin of Moscow University. Series 14. Psychology*, 46(1), 280–302. (In Russ.). <https://doi.org/10.11621/vsp.2023.01.12>

Telepova, N.N. (2015). Diagnosis of addictive behavior: integrated test. *Vestnik Moskovskogo gorodskogo pedagogicheskogo universiteta. Seriya: Pedagogika i psikhologiya = Bulletin of the Moscow City Pedagogical University. Series: Pedagogy and Psychology*, 1(31), 47–58. (In Russ.)

Tkachenko, A.L., Burilichev, B.V. (2021). Analytical solutions of the low-code platform Loginom for working with Big data. *Vestnik Kaluzhskogo universiteta = Bulletin of Kaluga University*, (3), 46–49. (In Russ.)

Fedorova, P.N., Ivanova, G.F., Slavutskaya, E.V. (2018). Neural network: selective and statistical assessment of intrasystem connections of heterogeneous psychodiagnostic data. *Vestnik Chuvashskogo universiteta = Bulletin of the Chuvash University*, (3), 235–242. (In Russ.)

Shumkov, E.A., Pozdnyakov, E.A. (2020). Processing tests using neural networks. *Elektronnyy setevoy politematicheskiy zhurnal "Nauchnyye trudy KubGTU" = Electronic network polythematic journal "Scientific works of KubSTU"*, (5), 22–32. (In Russ.)

Yakovlev, A.N., Pashkevich, N.V., Pajitnykh, D.V., Tkachev, A.A., Brodyansky, V.M., Chuprova, N.A., Vitshinkina, V.I. (2017). Search for genetic and psychological markers of drug use

risk among adolescents with addictive behavior within the framework of primary prevention: preliminary results of a pilot study in Lipetsk. *Sibirskiy vestnik psikhiiatrii i narkologii = Siberian Bulletin of Psychiatry and Narcology*, (2), 5–11. (In Russ.)

Bityutskaya, E.V., Gasanov, E.E., Khazova, K.V., Patrashkin, N.A. (2024). Classifying the Perception of Difficult Life Tasks: Machine Learning and/or Modeling of Logical Processes. *Psychology in Russia: State of the Art*, 17(1), 00–00. <https://doi.org/10.11621/pir.2024.0205>

Epskamp, S., Rhemtulla, M., Borsboom, D. (2017). Generalized network psychometrics: Combining network and latent variable models. *Psychometrika*, (82), 904–927. <https://doi.org/10.1007/s11336-017-9557-x>.

Hudson, C.J. (1990). Anxiety disorders and substance abuse. *Journal of Chemical Dependency Treatment*, 3(2), 119–138.

Kranzler, H.R., Liebowitz, N.R. (1988). Anxiety and depression in substance abuse: Clinical implications. *Medical Clinics of North America*, 72(4), 867–885.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Эльвира Нурахматовна Гилемханова, кандидат психологических наук, доцент кафедры педагогической психологии Казанского (Приволжского) федерального университета, Казань, Российская Федерация, старший научный сотрудник Федерального научного центра психологических и междисциплинарных исследований, Казанский филиал, Казань, Российская Федерация, член координационного научно-методического совета психологов при Министерстве образования и науки Республики Татарстан, enkazan@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7003-4447>

ABOUT THE AUTHOR

Elvira N. Gilemkanova, Cand. Sci. (Psychology), Associate Professor at the Department of Pedagogical Psychology of Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russian Federation, Senior Researcher at the Federal State Budget Scientific Institution "Federal Scientific Center for Psychological and Multidisciplinary Research", Kazan, Russian Federation, the member of the Co-ordinational Scientific and Methodological Council of Psychologists under the Ministry of Education and Science of the Republic of Tatarstan, enkazan@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7003-4447>

Поступила: 07.02.2024; получена после доработки: 27.06.2024; принята в печать: 26.08.2024.
Received: 07.02.2024; revised: 27.06.2024; accepted: 26.08.2024.