

УДК 004.89

МОДЕЛЬ КОЛЛЕКТИВА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА

Статья поступила в редакцию 18.04.2018, в окончательном варианте – 08.06.2018.

Ахметвалеев Амир Муратович, Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ, 420111, Российская Федерация, г. Казань, ул. К. Маркса, 10, аспирант, e-mail: amir.akhmetvaleev@gmail.com

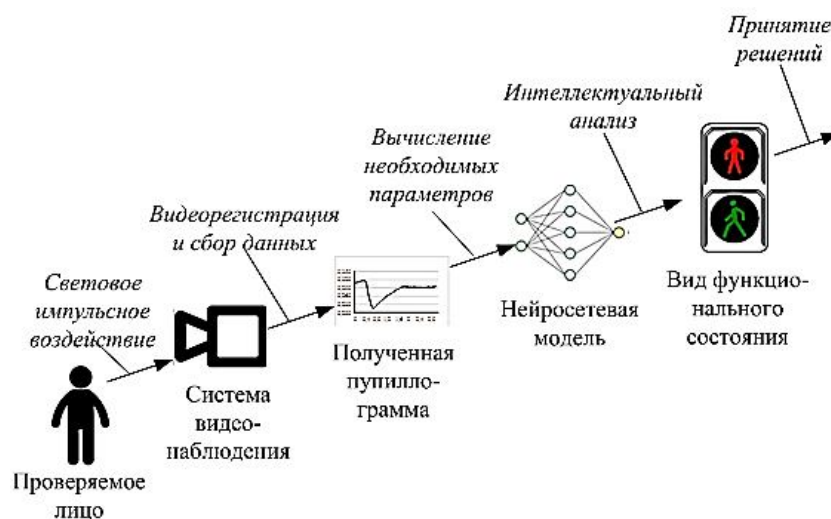
Катасёв Алексей Сергеевич, Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ, 420111, Российская Федерация, г. Казань, ул. К. Маркса, 10, кандидат технических наук, доцент, e-mail: kat_726@mail.ru

Подольская Марина Алексеевна, Казанская государственная медицинская академия, 420012, Российская Федерация, г. Казань, ул. Бутлерова, 36, кандидат медицинских наук, доцент, e-mail: maro7@mail.ru

Показана актуальность решения задачи определения функционального состояния человека на примере диагностики состояния опьянения. Обоснована целесообразность использования подхода, основанного на применении метода пупиллометрии, который позволяет судить о состоянии человека по его зрачковой реакции на изменение освещенности. Представлена задача исследования – определение состояния опьянения человека по результатам анализа значений параметров пупиллограммы – временного ряда, характеризующего изменение размеров зрачка при воздействии кратковременного светового импульса. Для анализа пупиллограмм предлагается использовать математический аппарат искусственных нейронных сетей. Приведены характеристики исходных данных для построения нейросетевой модели. Описаны этапы сбора и подготовки данных для анализа; разработки начальной структуры нейронных сетей (НС); определения оптимальной точки отсечения классов решений для модели; применение метода бутстрэпирования для построения исходной НС-модели в виде коллектива нейронных сетей; структурной оптимизации модели на основе разработки и использования двухэтапного генетического алгоритма. Для автоматизации определения функционального состояния человека разработан инструментальный комплекс программ. Приводится его структура, состав, характеристики компонентов, а также результаты проведенных исследований. На базе разработанного математического и программного обеспечения предложена общая схема определения функционального состояния человека. Показана эффективность применения методики, основанной на этой схеме, при выполнении процедуры предрейсового медицинского осмотра водителей.

Ключевые слова: функциональное состояние, пупиллометрия, модель коллектива нейронных сетей, ROC-анализ, бутстрэпирование, редукция, генетический алгоритм, предрейсовый медицинский осмотр.

Графическая аннотация (Graphical annotation)



NEURAL NETWORKS COLLECTIVE MODEL AND SOFTWARE PACKAGE TO DETERMINE PERSON'S FUNCTIONAL STATE

The article was received by editorial board on 18.04.2018, in the final version – 08.06.2018

Akhmetvaleev Amir M., Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI, 10 K. Marx St., Kazan, 420111, Russian Federation,

postgraduate student, e-mail: amir.akhmetvaleev@gmail.com

Katasev Alexey S., Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI, 10 K. Marx St., Kazan, 420111, Russian Federation,

Cand.Sci. (Engineering), Associate Professor, e-mail: kat_726@mail.ru

Podolskaya Marina A., Associate Professor, Kazan State Medical Academy, 36, Butlerova St., Kazan, 420012, Russian Federation,

Cand.Sci. (Medicine), e-mail: maro7@mail.ru

The paper presents the urgency of solving the problem of determining person's functional state (on the example of diagnostics of the state of intoxication). Relevance of using an approach based on application of the method of pupillometry is proved. It allows to evaluate person's state by his pupillary response to changing illumination. There is the statement of the problem of determining whether person is in the state of intoxication by the results of pupillogramm parameter values analysis for time series, characterizing changing in the size of a pupil when it is exposed by a short-term light impulse. It is proposed to use mathematical tool of artificial neural networks to analyze pupillogramms. Characteristics of the source data for neural network model construction are given. Stages of collecting and preparing data for analysis; developing a primary neural network structure; determining optimal point of cutting-off sets of decisions for the model; using bootstrap service to construct the original neural network model as a set of neural networks; structural model optimization on the base of developing and using two-stage genetic algorithm are described. Instrumental set of programs is developed to automate process of determining person's functional state. Its structure, composition, component characteristics, as well as the results of the research are presented. On the basis of the developed mathematic and software a general scheme of determining person's functional state is proposed. The efficiency of using methods based on this scheme, when performing pre-trip medical examination of drivers, is proved.

Keywords: functional state, pupillometry, collective neural network model, ROC analysis, bootstrapping, reduction, genetic algorithm, pre-trip medical examination.

Введение. В настоящее время в различных областях деятельности (медицинская диагностика, охрана труда, общественная и транспортная безопасность) очень актуальна задача выявления функционального состояния опьянения (ФСО) человека [8, 9, 14, 15, 22], т.е. степени его опьянения. Человек, находящийся в состоянии опьянения, несет в себе потенциальную угрозу возникновения чрезвычайных ситуаций, в том числе необратимого характера. С точки зрения действующего российского законодательства нахождение людей в общественных местах, на рабочем месте, при управлении автотранспортом в состоянии алкогольного опьянения является недопустимым.

В большинстве случаев опьянение, наряду с другими последствиями, приводит к функциональному расстройству зрительной системы человека, выраженному в патологическом изменении процесса его зрачково-двигательной реакции. Исследования на основе такой рефлекторной реакции относятся к области пупиллометрии [2, 20, 21].

Анализ данной реакции позволяет с высокой степенью точности выявлять различные виды функциональных состояний (ФС) человека в рамках использования систем медицинской диагностики с помощью специальных приборов – пупиллометров. Пупиллометрия является неинвазивным (не связанным с вмешательством в организм) методом, причем этот метод обладает относительно высокой пропускной способностью (время диагностики с учетом подготовки и постановки диагноза составляет примерно 2–3 мин). Поэтому применение пупиллометрии для проведения экспресс-диагностики является весьма перспективным способом определения состояния опьянения [30]. Важным преимуществом использования зрачковых реакций при выявлении состояния опьянения является их наружность, невозможность скрыть такие реакции или повлиять на их результаты.

Исследованиям в области пупиллометрии занимались многие российские и зарубежные ученые [15, 20, 21, 27, 35, 36, 38]. Однако несмотря на достигнутые результаты системы диагностики ФС, основанные на методах оценки зрачковой реакции человека, требуют специальных лабораторных условий; существенных материально-технических и временных затрат; участия в проведении исследований высококвалифицированных специалистов. При этом не исключается влияние человеческого фактора на принятие решений при оценке результатов диагностики. Указанные особенности применения метода пупиллометрии ограничивают возможности его практического использования для решения задач диагностики в различных предметных областях.

Пупиллометрия позволяет получать исходные данные, по результатам анализа которых можно оперативно классифицировать ФСО человека. Однако ручная интерпретация этих данных по избыточ-

ному составу параметров пупиллограмм носит, как правило, субъективный и приближенный характер. Это затрудняет точное определение (выявление) ФСО человека. Для автоматизации решения этой задачи актуально использование современных методов анализа данных, в частности, нейронных сетей (НС). Они доказали свою эффективность [3, 16] в различных системах диагностики, прогнозирования, поддержки принятия решений. Нейросетевым моделированием и построением систем поддержки принятия решений на основе использования НС занимались многие ученые [17, 19, 28, 33, 34]. Однако вопросы применения НС для определения ФСО человека, в том числе оценка точности результатов использования НС-моделей, построенных на основе анализа пупиллограмм, в настоящее время остаются не до конца исследованными. Поэтому актуальными являются следующие задачи:

1. Разработка адекватных НС-моделей, методов и алгоритмов их построения.
2. Создание программных комплексов для реализации НС-моделей.

Успешное решение этих задач позволит эффективно определять ФСО человека по анализу его зрачковой реакции на световое импульсное воздействие в видимом диапазоне длин волн. Целью настоящей статьи является представление используемых нами подходов к решению этих задач, а также результатов проведенных исследований.

Общая характеристика используемых подходов к решению задачи. Различают три основные группы признаков опьянения человека [25]: психические, нервно-мышечные и соматовегетативные. Эти признаки широко используются в задачах выявления состояния и характера (степени) опьянения человека на основе вербально-коммуникативных, химико-биологических и инструментальных методов диагностики [13, 24]. Наибольшее распространение получили методы клинического осмотра, анализа биологических сред и исследования выдыхаемого человеком воздуха. В частности, эффективным методом постоянного контроля работников опасных профессий является стабилографический анализ [10, 11, 18], позволяющий объективно оценить «качество» управления ими своим телом. Однако перечисленные методы, как правило, не обладают высокой точностью при определении (выявлении) ФСО [13] и в большинстве случаев требуют существенных материально-технических и временных затрат.

Одним из наиболее эффективных инструментальных методов диагностики ФС человека считается метод пупиллометрии, основанный на анализе изменений размеров зрачка человека при изменении освещенности с использованием средств видеорегистрации. Размеры зрачка в условиях различной освещенности изменяются в силу физиологических особенностей здорового человека (см. рис. 1).

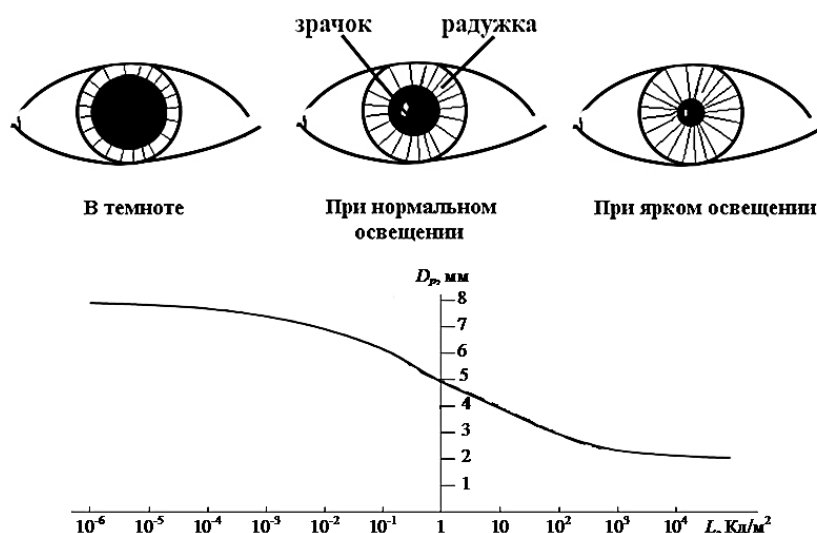


Рисунок 1 – Пример зависимости диаметра зрачка от освещенности

Как видно из рисунка 1, при увеличении яркости света зрачки сужаются, а при уменьшении – расширяются. В состоянии опьянения скорость зрачковой реакции (скоростные и временные характеристики изменения размера зрачка) уменьшается, а сами зрачки максимально сужены или расширены [8, 12, 21].

В пупиллометрической диагностике динамика изменений размера зрачка во времени представляется в виде пупиллограммы – временного ряда, характеризующегося различными параметрами. На рисунке 2 показаны основные (базовые) пупиллографические параметры зрачковой реакции. Кроме того, принято использовать такие дополнительные параметры, как скорость сужения (СС) и скорость расширения (СР), которые вычисляются по значениям базовых параметров. Таким образом, каждому набору значений базовых и дополнительных параметров можно сопоставить ФС: норма или отклонение (следовательно, в данном случае речь идет о «бинарной» классификации состояний). Совокупность (набор) таких значений представляет собой таблицу исходных данных. На основе их анализа возможно

построение аппроксимирующей зависимости ФС человека от его зрачковой реакции на световое импульсное воздействие в видимом диапазоне длин волн.

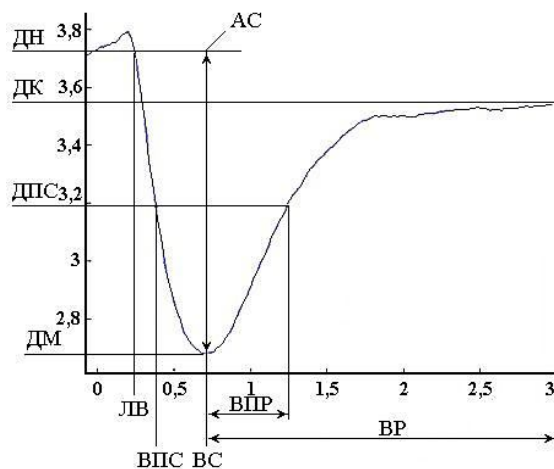


Рисунок 2 – Пример пупиллограммы и ее основные параметры: диаметр начальный (ДН); диаметр конечный (ДК); диаметр половинного сужения (ДПС); диаметр минимальный (ДМ); латентное время реакции (ЛВ); время половинного сужения (ВПС); время половинного расширения (ВПР); время сужения (ВС); амплитуда сужения (АС) и время расширения (ВР)

В настоящее время для решения задачи определения ФСО используются различные статистические методы [20, 21]: параметрический, линейно-дискриминантный, кластеризационный и др. Однако они не являются универсальными с точки зрения построения требуемой аппроксимирующей зависимости, а эффективность их использования зависит от качества анализируемых данных. При недостаточно высокой детализации видеоизображения, на основе которого строится пупиллограмма, точность определения ФС человека снижается. Поэтому для построения модели определения ФСО на основе анализа значений параметров пупиллограмм при указанных условиях целесообразно использовать нейронные сети. Эффективность их применения обусловлена универсальной аппроксимирующей способностью. Это позволяет на основе НС решать практические задачи с высокой степенью точности. Кроме того, использование НС позволяет автоматизировать процесс принятия решений по определению ФСО человека, исключает необходимость экспертной интерпретации имеющихся данных.

При построении НС-моделей возникает задача выбора архитектуры НС: числа слоев сети и количества нейронов в каждом слое. Как правило, изначально выбирается избыточная структура НС-модели, а затем ее параметры уточняются. Для этого традиционно используется редукция НС на основе генетических алгоритмов (ГА) [32, 37, 39, 40].

Таким образом, для повышения эффективности определения ФСО человека на базе НС-подхода потребовалась разработка:

- 1) методики сбора и подготовки исходных данных для анализа;
- 2) НС-модели определения ФСО человека, методики ее построения, а также численного метода и алгоритма редукции для оптимизации структуры НС;
- 3) инструментального комплекса программ для определения ФСО человека по его зрачковой реакции на световое импульсное воздействие в видимом диапазоне длин волн. Это комплекс реализует предложенные методики, модель, метод и алгоритм.

Общая характеристика состава данных, использованных для проведения исследований. Согласно Международной классификации болезней (МКБ-10) принято различать следующие виды опьянения [23]: алкогольная интоксикация различной степени опьянения (коды Y91.0–Y91.3) и острая интоксикация с применением одного или более психоактивных веществ (коды F10.0–F19.0). Кроме того, наиболее значимые признаки состояний алкогольной и наркотической интоксикации приводятся в Приказе Министерства здравоохранения РФ от 18 декабря 2015 г. № 933н [25]. Указанные классификации содержат широкий спектр различных по тяжести и клиническим проявлениям расстройств, развитие которых всегда связано с употреблением одного или более психоактивных веществ.

Анализ источников [13, 21, 23, 25] показывает, что расстройства зрачковой реакции достоверно наблюдаются в состояниях интоксикации или абстиненции психоактивными веществами, а также при алкогольной интоксикации средней и тяжелой степени тяжести. Таким образом, при подготовке данных для анализа следует сравнивать результаты для группы лиц, которые находятся в указанных состояниях, а также лица из контрольной группы (нормальное функциональное состояние).

В общем случае патологическая реакция зрачка на изменение освещенности может быть вызвана не только эндогенной интоксикацией, но и неврологическими и офтальмологическими заболеваниями, приемом медицинских препаратов и другими факторами [21, 29]. Учитывая малочисленность проявлений, изменяющих зрачковый рефлекс, поставленная нами задача заключается в определении лиц, входящих в «группу риска» по состоянию зрачковой реакции, характерной для интоксикации алкоголем и другими психоактивными веществами.

В работе для построения и оценки НС-модели использовались следующие виды информации: 1) данные, полученные в ходе опытного пупиллометрического обследования людей на базе разработанного лабораторного стенда; 2) данные из открытых источников; 3) данные предоставленные компанией ОАО «Самбон Пресижен & Электроникс» и другими научными коллективами.

Часть исходной выборки данных подвергалась аугментации – генерации новых наборов данных путем внесения различных искажений в существующие наборы. Результирующая выборка составила 1200 записей по 600 записей каждого класса («норма» и «отклонение от нормы»). Оба класса были представлены мужчинами и женщинами в возрасте от 18 до 40 лет. При этом отсутствует необходимость учета индивидуальных различий зрачковых реакций, поскольку учитывается не количественный, а качественный характер таких реакций (только два вида определяемых функциональных состояний).

Запись пупиллограмм производилась в условиях подачи светового импульса длительностью не более 0,5 с, при этом обеспечивалась яркость вспышки в 300 кд/м². Фоновая освещенность при этом не превышала среднюю норму искусственного освещения.

Сбор исходных данных для построения нейросетевой модели. Для сбора и подготовки исходных данных к анализу была разработана методика, включающая следующие этапы:

1. Сбор исходных данных (получение пупиллограмм).
2. Оценка качества и сглаживание пупиллограмм.
3. Вычисление значений параметров пупиллограмм с построением исходной таблицы данных.
4. Оценка качества, очистка и получение готовой таблицы данных для анализа.

На первом этапе выполняется трехсекундная видеозапись (с подачей в начале записи кратковременного светового импульса на глаз человека). Компьютерный анализ изображений глаз человека обеспечивает получение пупиллограмм в виде временных рядов (ВР) для параметра «диаметр зрачка». Полученные ВР данных включают шумы, аномальные и пропущенные значения [6]. Поэтому на втором этапе использования методики производится оценка качества и сглаживание ВР пупиллограмм с целью устранения в них указанных недостатков [3, 7, 26].

Для сглаживания пупиллограммы использовано вейвлет-преобразование с глубиной разложения 3 ед. и порядком вейвлета 6 ед. Эти параметры были подобраны экспериментально. На рисунке 3 представлен пример исходной и сглаженной пупиллограмм.

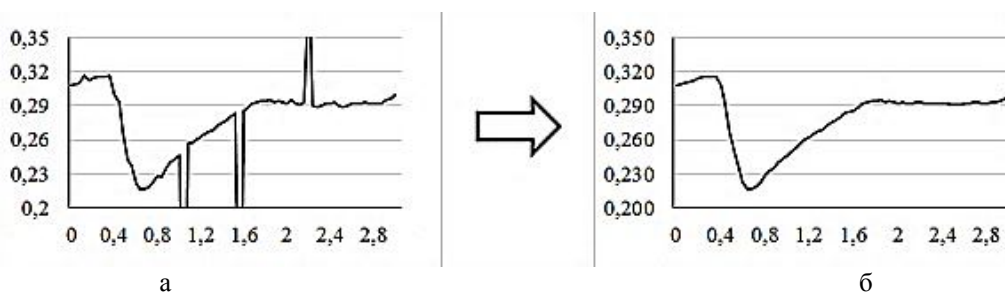


Рисунок 3 – Пример исходной (а) и сглаженной (б) пупиллограмм

Очищенная пупиллограмма (рис. 3б) является более гладкой за счет устранения шумов, аномалий и пропущенных значений, по сравнению с исходной (рис. 3а).

На третьем этапе по каждой пупиллограмме вычисляются значения ее параметров (общепринятых пупиллографических показателей).

Пусть имеем пупиллограмму:

$$P = \{(t_0, D_0), \dots, (t_i, D_i), \dots, (t_k, D_k)\}$$

где

- t_0 – начальный момент времени (0 с);
- t_i – i -ый момент времени;
- t_k – конечный момент времени (3 с);
- D_0 – начальный диаметр зрачка (ДН);
- D_i – диаметр зрачка в момент t_i ;
- D_k – конечный диаметр зрачка (ДК).

Тогда значения параметров пупиллограммы будут вычисляться по следующим формулам:

$$D_{\min} = \min(D_i), i = 0, k - \text{ДМ},$$

$$t_s = t_i \mid D_i = D_{\min} - \text{ВС},$$

$$D_{ps} = \frac{D_0 + D_{\min}}{2} - \text{ДПС},$$

$$t_{ps} = t_i < t_s \mid D_i = D_{ps} - \text{ВПС},$$

$$t_{pr} = t_i - t_s \mid D_i = D_{ps}, t_i > t_s - \text{ВПр},$$

$$t_r = t_k - t_s - \text{ВР},$$

$$A_s = D_0 - D_{\min} - \text{АС},$$

$$V_s = \frac{A_s}{t_s} - \text{СС},$$

$$V_r = \frac{D_k - D_{\min}}{t_r} - \text{СР},$$

$$t_l = \min(t_i) \mid D_i < D_0 - \text{ЛВ}.$$

Далее полученные значения параметров пупиллограмм сводятся в таблицу с указанием класса ФС человека.

На четвертом этапе производится оценка качества, очистка и получение готовой таблицы (табл. 1) данных для построения НС-модели.

Таблица 1 – Фрагмент данных для построения нейросетевой модели

№	D_0	$D_{\min}$	D_{ps}	D_k	A_s	V_s	V_r	t_l	t_s	t_r	t_{ps}	t_{pr}	Класс
1	5,368	3,993	4,68	5,176	1,375	2,551	0,524	0,205	0,538	2,256	0,228	1,047	0
2	5,538	4,01	4,769	5,393	1,538	2,837	0,62	0,21	0,541	2,245	0,233	1,044	0
3	5,37	4,136	4,753	5,192	1,234	2,233	0,473	0,216	0,552	2,231	0,238	1,035	0
4	2,64	2,615	2,627	2,6	0,025	0,074	0,006	0,247	0,336	2,415	0,13	1,115	1
5	2,61	2,556	2,583	2,565	0,054	0,152	0,003	0,237	0,353	2,409	0,141	1,124	1
6	7,05	6,728	6,889	6,857	0,322	0,624	0,057	0,252	0,515	2,231	0,212	1,039	1

При построении НС-модели из полученных данных случайным образом формировались обучающие и тестовые выборки на основе подхода, используемого в методе бутстрэпирования [26, 31].

Разработка нейросетевой модели. Поскольку разделение данных на обучающее и тестовое подмножества носит случайный характер, то необходимо строить несколько моделей в виде коллектива НС. Это позволяет получать более точные оценки классификации на основе агрегирования выходных значений каждой НС, входящей в коллектив НС (КНС). Эффективная реализация такого подхода возможна на основе метода бутстрэпирования. Кроме того, точность НС-модели зависит от выбора порога принятия решений (точки отсечения классов решений) на выходе НС. При увеличении порога повышается число ошибок первого рода, а при уменьшении – второго рода. Задачу выбора оптимальной точки отсечения актуально решать на основе метода ROC-анализа [26].

Для построения НС-модели разработана следующая методика:

1. Для всего множества входных параметров сформировать избыточную структуру НС на основе теоремы Арнольда – Колмогорова – Хехт-Нильсена [33].

2. Найти оптимальную точку отсечения классов решений в НС заданной структуры методом ROC-анализа [26].

3. На основе метода бутстрэпирования [26, 31] построить исходную модель КНС, определить ее бутстрэп-ошибку, точность и ошибку классификации.

4. Для повышения точности и сокращения размерности структуры исходной модели КНС произвести ее редукцию путем определения оптимального состава входных и числа скрытых нейронов на основе ГА (будем считать данную КНС искомой).

На первом этапе строится персептронная НС-модель. Число ее скрытых нейронов определяется как следствие из теоремы Арнольда – Колмогорова – Хехт-Нильсена на основе следующего выражения [33]:

$$N_h \leq 2 \cdot N_{in} + 1, \quad (1)$$

где N_h – число скрытых нейронов, а N_{in} – число входных нейронов.

Таким образом, с учетом выражения (1) НС состоит из 12 входных нейронов (равного числу пупиллографических параметров, представленных в табл. 1), 25 скрытых нейронов и одного выходного нейрона (см. рис. 4).

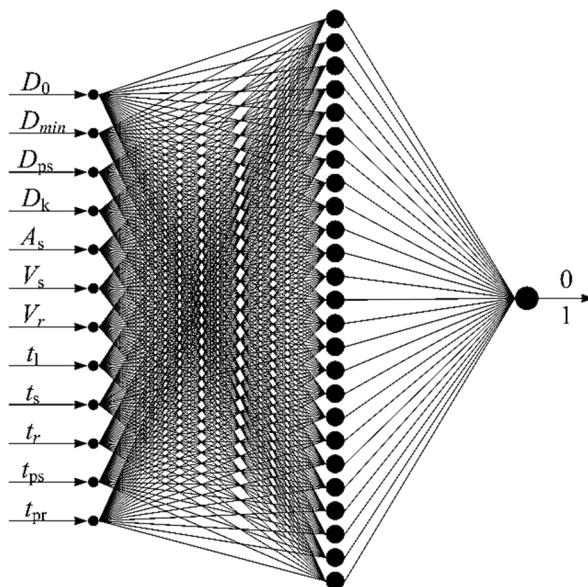


Рисунок 4 – Структура исходной нейронной сети в виде персептрона с одним скрытым слоем

Для выбора оптимальной точки отсечения классов решений в работе, как уже отмечалось, использовался ROC-анализ [26]. Он позволяет выбирать такую оптимальную точку отсечения классов решений, которая будет соответствовать определенному в задаче критерию. Исходя из специфики решаемой задачи определения ФСО человека, важным является максимально точно выявлять людей в состоянии опьянения, т.е. не допускать ошибок I-го рода. Поэтому в качестве такого критерия выбрана минимизация величины данных ошибок для повышения точности выявления лиц находящихся в ФСО.

Алгоритм поиска данной точки реализуется в несколько этапов:

1. Построение исходной НС-модели на обучающей выборке.

2. Тестирование построенной модели на тестовой выборке K раз, задавая точку отсечения $Cutt_off_k$ от 0 до 1 с шагом 0,01 ($k = 1, K$). На каждой итерации тестирования:

2.1. Рассчитать значения специфичности Sp и чувствительности Se модели по формулам:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP},$$

где TN – число верно классифицированных примеров класса 0; FP – число неверно классифицированных примеров класса 0 (ошибка II рода);

$$Se = \frac{TP}{TP + FN},$$

где TP – число верно классифицированных примеров класса 1; FN – число неверно классифицированных примеров класса 1 (ошибка I рода).

2.2. Для точки отсечения $Cutt_off_k$ запомнить значения Sp_k и Se_k .

3. Построение графиков зависимостей Sp и Se от $Cutt_off_k$ (см. рис. 5).

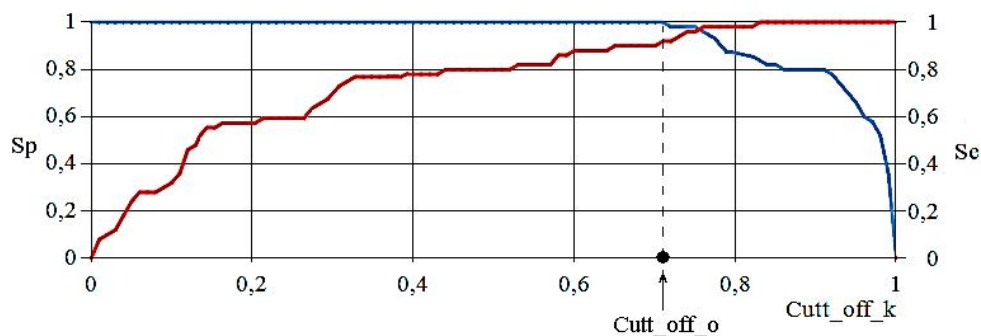


Рисунок 5 – Пример выбора точки отсечения

4. Выбор оптимальной точки отсечения классов решений $Cutt_off_o$, при которой модель обеспечивает минимизацию ошибок I-го рода (правая граница диапазона максимальной чувствительности). Таким образом, оптимальная точка отсечения выбирается по правилу:

$$Cutt_off_o = Cutt_off_k \left| Se = \max_{k=1, K} (Se_k) \& k = \max[1, K]. \right.$$

Следовательно, на множестве точек K оптимальная точка отсечения находится в правой части границы диапазона максимальной чувствительности (Se) модели, при которой ее специфичность (Sp) будет максимальной.

Для построения исходной модели КНС и оценки ее ошибки использован метод 0.632-бутстрэпа, предназначенный для формирования N случайных наборов обучающих и тестовых выборок с вычислением следующих ошибок [26, 31]:

$$\varepsilon_{train} = \frac{n_{train}}{N_{train}} - \text{ошибка обучения модели,}$$

где n_{train} – число верно классифицированных обучающих примеров; N_{train} – объем обучающей выборки;

$$\varepsilon_{test} = \frac{n_{test}}{N_{test}} - \text{ошибка тестирования модели,}$$

где n_{test} – число верно классифицированных тестовых примеров; N_{test} – объем тестовой выборки.

После обучения и тестирования модели на i -ом наборе обучающего и тестового множества ($i=1..N$) вычисляется общая ошибка:

$$\varepsilon_i = 0,632 \cdot \varepsilon_{test_i} + 0,368 \cdot \varepsilon_{train_i}.$$

Окончательная оценка ошибки модели определяется выражением:

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i}{N} \cdot 100\%.$$

Таким образом, при бутстрэпировании строится модель КНС, состоящая из N различных НС одинаковой архитектуры, но с различной ошибкой ε_i . Результатом классификации является агрегация решений отдельных НС на основе простого голосования (см. рис. 6).

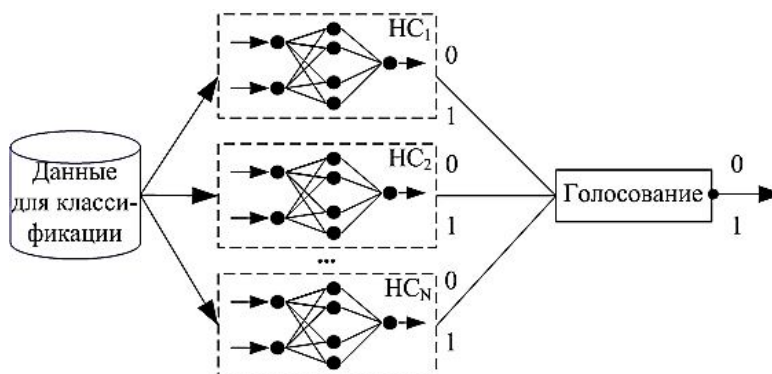


Рисунок 6 – Схема применения модели КНС

Результаты бутстрэпирования при $N = 7$ представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Результаты бутстрэпирования

№ п/п	ε_{train}	ε_{test}	ε_i	Бутстрэп-ошибка ε , %	Точность / ошибка модели, %
1	0,042	0,09	0,072	6,8	91 / 9
2	0,059	0,047	0,051		
3	0,025	0,023	0,024		
4	0,042	0,11	0,085		
5	0,084	0,089	0,087		
6	0,025	0,115	0,082		
7	0,042	0,093	0,074		

Согласно представленным в таблице 2 результатам адекватность исходной модели КНС относительно невысокая (ошибка модели более 5 %). При этом точность модели может быть повышена за счет устранения избыточности структуры составляющих ее НС путем редукции [5, 28].

Оптимизацию НС принято производить с использованием ГА [32, 37, 39, 40]. Для решения данной задачи разработаны метод и алгоритм двухэтапной генетической оптимизации (ДГО) [1, 5]. Они позволяют сокращать число нейронов во входном и скрытом слоях НС без потери точности классификации.

Пусть имеется множество:

$$N^{in} = \{N_1^{in}, N_2^{in}, \dots, N_{m_1}^{in}\},$$

содержащее нейроны входного слоя $N_j^{in}, j = \overline{1, m_1}$ (m_1 – число входных нейронов), и множество

$$N^{hid} = \{N_1^{hid}, N_2^{hid}, \dots, N_{m_2}^{hid}\},$$

содержащее нейроны скрытого слоя $N_l^{hid}, l = \overline{1, m_2}$ (m_2 – число скрытых нейронов). Закодируем входной

слой НС в виде соответствующей хромосомы $H_i^{in} = \{h_{ij}^{in}\}$, где единичный ген h_{ij}^{in} в хромосоме означает наличие соответствующего нейрона входного слоя, а нулевой ген – его отсутствие:

$$h_{ij}^{in} = \begin{cases} 0, & \text{if } N_j^{in} \notin \text{НС}, \\ 1, & \text{if } N_j^{in} \in \text{НС}. \end{cases}$$

Скрытый слой НС кодируется в виде хромосомы $H_k^{hid} = \{h_{kl}^{hid}\}$, где единичный ген h_{kl}^{hid} означает наличие соответствующего нейрона скрытого слоя, а нулевой ген – его отсутствие:

$$h_{kl}^{hid} = \begin{cases} 0, & \text{if } N_l^{hid} \notin \text{НС}, \\ 1, & \text{if } N_l^{hid} \in \text{НС}. \end{cases}$$

На рисунке 7 представлены примеры кодирования хромосом входного и скрытого слоев.

H_i^{in}	1	0	1	1	0	1	0	...	1
	N_1^{in}	N_2^{in}	N_3^{in}	N_4^{in}	N_5^{in}	N_6^{in}	N_7^{in}	...	$N_{m_1}^{in}$
а									
H_k^{hid}	0	1	1	1	0	0	1	...	1
	N_1^{hid}	N_2^{hid}	N_3^{hid}	N_4^{hid}	N_5^{hid}	N_6^{hid}	N_7^{hid}	...	$N_{m_2}^{hid}$
б									

Рисунок 7 – Примеры кодирования хромосом: а) кодирование хромосомы входного слоя; б) кодирование хромосомы скрытого слоя

Создание начальной популяции хромосом входного слоя (объемом m_1) выполняется путем включения в нее родительской хромосомы и набора потомков, полученных при мутации ее генов с вероятностью 0,5. Это обеспечивает равновероятное появление нулевых и единичных генов в хромосомах-потомках.

Оптимизация структуры НС сводится к двухэтапному поиску хромосом входного и скрытого слоев, при которых достигается минимизация итоговой ошибки модели и числа элементов ее структуры. Таким образом, используемая в ГА фитнес-функция имеет вид:

$$F(H_{ik}) = \frac{\sum_{b=1}^N 0,632 \cdot \varepsilon_{test_b}^{ik} + 0,368 \cdot \varepsilon_{train_b}^{ik}}{N} \rightarrow \min_{\forall H_{ik}}, \quad (2)$$

где $H_{ik} = H_i^{in} + H_k^{hid}$ – хромосома для кодирования структуры НС.

Рассмотрим подробнее реализацию генетических операторов. На первом этапе метода ДГО по формуле (1) производится генерация НС, соответствующих начальным хромосомам входного слоя. Для каждой сети выполняется следующее:

1.1. Создание начальной популяции хромосом скрытого слоя (объемом m_2) в составе «родительская хромосома и набор потомков», полученных в результате случайной мутации ее генов с вероятностью 0,5.

1.2. Оценка приспособленности всех хромосом по формуле (2).

1.3. Селекция двух хромосом на основе метода рулетки (см. рис. 8).

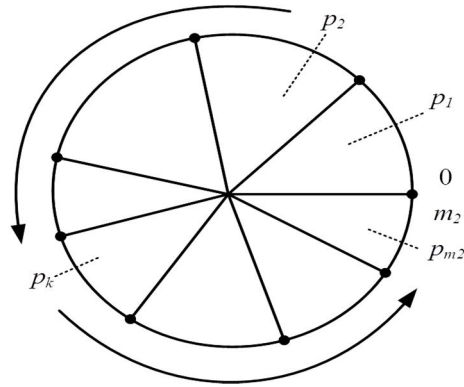


Рисунок 8 – Операция вращения колеса рулетки, используемая для селекции двух хромосом

На рисунке 8 через p_i обозначен сектор, соответствующий i -ой хромосоме. Площадь этого сектора устанавливается пропорциональной значению ее функции приспособленности. Вероятность выбора хромосомы H_k^{hid} для скрещивания определяется следующим образом:

$$p_k(H_k^{hid}) = \frac{1}{m_2} \left(1 - \frac{F(H_{ik})}{\sum_k F(H_{ik})} \right);$$

1.4. Скрещивание родительских хромосом для получения двух потомков (дочерних хромосом) на основе кроссинговера;

1.5. Мутация потомков путем инверсии их генов с вероятностью 0,02;

1.6. Оценка приспособленности потомков по формуле (2);

1.7. Выполняется операция редукции. В результате происходит удаление двух худших хромосом из текущего хромосомного набора для формирования новой популяции.

Шаги с 1.3 по 1.7 выполняются до тех пор, пока не перестанут появляться хромосомы с лучшей функцией приспособленности в течение определенного (заданного) числа поколений.

После окончания первого этапа работы метода ДГО отбирается одна хромосома с лучшей приспособленностью, т.е. $H_i \Leftrightarrow \min F(H_k^{hid})$. При этом за оценки приспособленности хромосом входного слоя следует принять $F(H_i^{in}) = F(H_i) = \min F(H_k^{hid})$.

Второй этап метода ДГО заключается в поиске лучшего хромосомного набора, соответствующего комбинации хромосом входного и скрытого слоев искомой НС с минимальной ошибкой классификации. Для этого выполняется следующая последовательность шагов:

2.1. Селекция двух родительских хромосом входного слоя. Вероятность выбора хромосомы H_i^{in} для скрещивания:

$$p_i(H_i^{in}) = \frac{1}{m_1} \left(1 - \frac{F(H_{ik})}{\sum_i F(H_{ik})} \right);$$

2.2. Скрещивание родительских хромосом для получения двух потомков (дочерних хромосом) на основе кроссинговера.

2.3. Мутация потомков путем инверсии их генов с вероятностью 0,02.

2.4. Создание соответствующих потомкам НС по формуле (1).

2.5. Повторение первого этапа ДГО для потомков с целью редукции числа нейронов скрытого слоя.

2.6. Выполняется операция редукции для удаления двух худших хромосом из текущей популяции хромосом входного слоя НС.

Второй этап повторяется до тех пор, пока не перестанут появляться хромосомы с лучшей приспособленностью в течение определенного числа поколений. Из итогового набора хромосом входного слоя выбирается лучшая хромосома, которая определяет набор нейронов входного и скрытого слоев искомой (редуцированной) НС.

На рисунке 8 представлена искомая модель КНС, полученная в результате редукции составляющих ее НС.

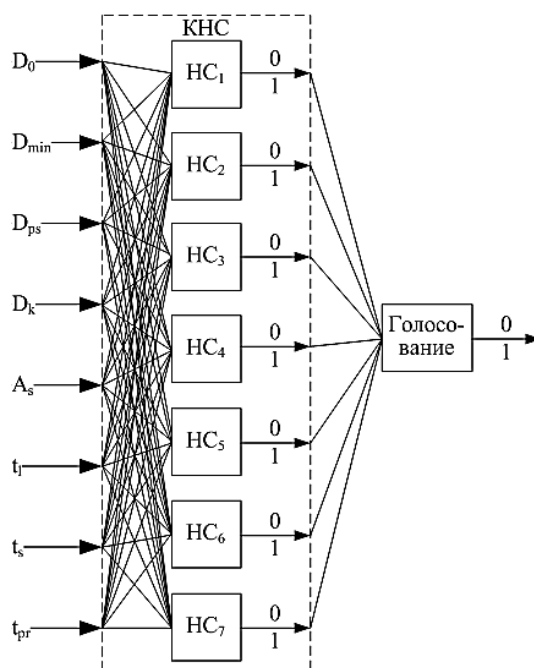


Рисунок 8 – Искомая модель коллектива нейронных сетей

Искомая модель КНС состоит из семи редуцированных НС с десятью скрытыми и восемью входными нейронами, состав которых определяется параметрами D_0 , $D_{\min}$, D_k , D_{ps} , A_s , t_1 , t_s , и t_{pr} . В результате редукции точность модели составила 96,7 %, что соответствует ошибке 3,3 %. Поскольку ошибка составляет не более 5 %, то модель КНС адекватна.

Инструментальный комплекс программ для определения состояния опьянения человека. На базе предложенных методик, метода и алгоритма реализован инструментальный комплекс программ, предназначенный для построения модели КНС и определения ФСО человека по его зрачковой реакции на световое импульсное воздействие. В качестве средств реализации выбран язык программирования C# и среда разработки "Microsoft Visual Studio". Кроме того, в отдельных модулях использовался язык Java и среда разработки "IntelliJ IDEA". Разработанный программный комплекс имеет модульную структуру и состоит из трех программ (см. рис. 9).



Рисунок 9 – Структура инструментального комплекса программ

Программа анализа изображений и формирования данных состоит из двух модулей, отвечающих за получение и анализ видеоизображений (локализация и выделение глаз, определение размеров зрачков) и формирование данных зрачковой реакции (оценка качества и сглаживание пупиллограмм, вычисление значений их параметров, формирование таблицы данных).

Программа для построения НС-моделей состоит из модулей построения моделей, оценки их адекватности, редукции и проведения численно-параметрических исследований. Программа определения ФС человека служит для формирования готовых решений.

В качестве средства получения видеоизображений использовался специально разработанный лабораторный стенд. В его состав входит цифровая ИК-чувствительная видеокамера разрешением не менее 1920×1080 пикселей; два источника освещения (инфракрасная и белая подсветка); сетевое коммутационное устройство типа "Ethernet Switch".

Обсуждение результатов вычислительных экспериментов. Рассмотрим результаты проведенных исследований по оценке эффективности метода и алгоритма редукции НС, составляющих модель КНС (см. табл. 3).

Таблица 3 – Результаты редукции нейронных сетей

№ экс.	Входные параметры, вошедшие в редуцированную НС	Кол-во входных нейронов	Кол-во скрытых нейронов	Точность модели КНС, %	Число этапов $\Gamma A_1 / \Gamma A_2$	Время редукции, мин
1	$D_0, D_{min}, D_{ps}, V_s, t_l, t_s, t_{ps}, t_{pr}$	8	11	96,2	20 / 492	40
2	$D_{min}, D_{ps}, A_s, t_l, t_s, t_r, t_{pr}$	7	4	94	20 / 490	36
3	$D_0, D_{min}, D_{ps}, V_s, t_l, t_s, t_{ps}, t_{pr}$	8	8	96,2	28 / 716	71
4	$D_0, D_{min}, D_{ps}, D_k, t_l, t_s, t_{pr}$	7	7	94,2	20 / 480	30
5	$D_0, D_{min}, D_{ps}, D_k, A_s, t_l, t_s, t_{pr}$	8	10	96,7	24 / 758	59
6	$D_0, D_{ps}, D_k, A_s, t_l, t_s, t_r, t_{pr}$	8	7	94,7	21 / 505	49
7	$D_{ps}, D_k, V_s, t_l, t_s, t_r, t_{pr}$	7	5	95,6	20 / 438	38
8	$D_0, D_{min}, t_l, t_s, t_r, t_{pr}$	6	3	96,4	24 / 660	59
9	$D_{min}, D_{ps}, D_k, A_s, t_l, t_s, t_r, t_{pr}$	8	5	95,3	24 / 726	67
10	$D_0, D_{ps}, D_k, A_s, t_s, t_{ps}, t_{pr}$	7	5	96,1	24 / 682	69

В пятом эксперименте (табл. 3) получен набор параметров модели КНС, при котором достигается ее максимальная точность, равная 96,7 %.

Таким образом, каждая НС в структуре модели КНС состоит из восьми нейронов входного слоя с соответствующим набором параметров и десяти нейронов скрытого слоя. Для данной модели КНС произведены расчеты долей ошибок I-го и II-го родов (результаты составили, соответственно, 0 и 3,3 %).

Для выбора оптимального числа этапов бутстрэпирования НС, входящих в состав модели КНС, был произведен анализ влияния данного параметра на точность модели. На рисунке 10 представлена типовая зависимость, полученная в ходе проведенных исследований.



Рисунок 10 – Влияние числа этапов бутстрэпирования на точность модели КНС

На основании полученной зависимости сделан вывод, что для построения максимально точной исходной модели КНС необходимо и достаточно проведения семи этапов бутстрэпирования. При этом достигается точность классификации, соответствующая асимптотически предельной точности исходной модели КНС. Это существенно превышает точность классификации на базе одной НС-модели. Дальнейшее увеличение количества НС-моделей в составе КНС не имеет смысла, так как это не увеличивает точность, но существенно увеличивает временные и вычислительные затраты на построение модели КНС.

Использование нейросетевой модели и программного комплекса. На основе описанного математического и программного обеспечения предложена схема определения ФС человека [4], которая представлена в виде графической аннотации к данной статье. Эта схема включает этапы регистрации зрачковой реакции, получения пупиллограммы в виде ВР, вычисления значений параметров пупиллограммы, анализ полученных данных на основе модели КНС, оценку ФС человека (в частности, принятие решения о наличии или отсутствии ФОС). Согласно представленной схеме разработанный программный комплекс может использоваться при решении различных практических задач определения ФС человека. Одной из таких задач, причем решаемой систематически, является прохождение водителями процедуры предрейсового медицинского осмотра [1] (см. рис. 11).

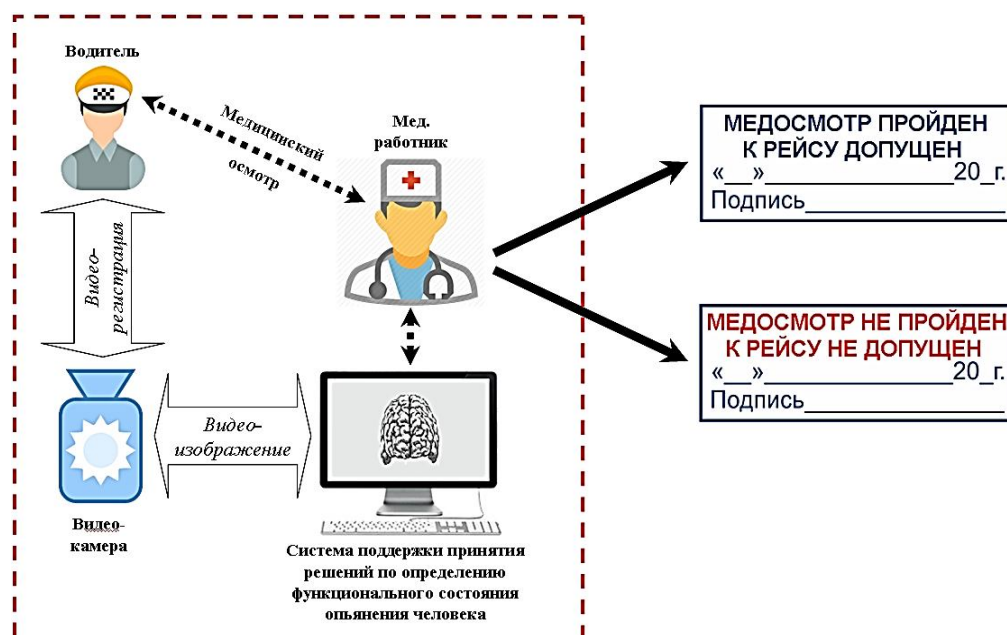


Рисунок 11 – Схема прохождения водителем предрейсового медицинского осмотра с использованием предлагаемой методики и программно-аппаратного комплекса

В рамках предрейсового медицинского контроля аппаратно-программный комплекс может применяться для определения наличия у водителей медицинских ограничений к управлению служебным автотранспортом. Заключение медицинского работника основано на нейросетевой оценке ФС водителя. Это исключает человеческий фактор при принятии решений, а также повышает объективность и точность проведения обследования (контроля).

При опытной эксплуатации в одном из автотранспортных хозяйств г. Казани была произведена оценка эффективности использования схемы по рисунку 11. При этом было показано, что внедрение предлагаемых средств поддержки принятия решений действительно обеспечивает снижение материально-технических и временных затрат на контроль персонала (см. табл. 4).

Таблица 4 – Результаты оценки эффективности использования системы поддержки принятия решения

№ п/п	Показатели затрат (на одного обследуемого)	Затраты	
		до внедрения	после внедрения
1	Материально-технические затраты (на расходные материалы)	Проведение тестов на алкоголь (~20 руб. за тест) и наличие психоактивных веществ (~195 руб. за тест)	Проведение тестов на алкоголь (~20 руб. за тест)
2	Временные затраты	Не менее 10–15 мин	Не более 1 мин

По результатам исследований и полученных оценок, усредненных за период эксплуатации системы, можно сделать выводы об эффективности использования разработанных методики и программно-аппаратного обеспечения. Эта эффективность обусловливается высокой точностью определения ФСО человека (96,7 %), а также снижением материально-технических (не менее чем на 90 %) и временных затрат (не менее чем в 10 раз) на решение поставленной задачи. Дополнительно отметим, что возможность обязательного выполнения инструментального контроля всех водителей может также иметь важное профилактическое значение в отношении предотвращения случаев употребления ими алкоголя в период, непосредственно предшествующий выполнению производственных функций.

Еще одним перспективным направлением использования описанной в статье разработки может являться задача массового обследования людей для выявления среди них лиц, входящих в группу риска по имеющимся признакам состояния опьянения. С этой точки зрения применение описанной разработки может быть перспективным в задачах обеспечения транспортной и общественной безопасности. Как пример приведем проведение досмотра граждан на объектах повышенной опасности и стратегического значения (аэропорты, железнодорожные вокзалы, станции метрополитена и др.).

Заключение. На основе разработанных модели, метода и алгоритма реализован инструментальный аппаратно-программный комплекс, позволяющий определять (выявлять) ФСО человека по его зрачковой реакции на световое импульсное воздействие. На основе описанного инструментального комплекса были проведены исследования по оценке эффективности разработанной модели КНС, метода и алго-

ритма ее редукции. Результаты исследования показали, что модель определения ФСО человека является адекватной, а ее точность составляет 96,7 %.

Проведенные исследования продемонстрировали высокую эффективность выполненной разработки и, в частности, использования модели КНС. Эта модель может быть потенциально применена для решения широкого круга задач в различных сферах человеческой деятельности.

Выполнено внедрение описанной разработки в состав процедуры прохождения предрейсового медицинского осмотра водителей служебного автотранспорта для определения (выявления) ФСО. При этом в ходе опытной эксплуатации разработки было обеспечено снижение материально-технических (не менее чем на 90 %) и временных (не менее чем в 10 раз) затрат.

Таким образом, апробация описанной разработки показала, что ее внедрение позволит эффективно автоматизировать процесс определения ФСО человека. При этом будет обеспечиваться снижение затрат, высокая точность результатов, исключение влияния факторов субъективного характера при оценке ФСО.

Список литературы

1. Ахметвалеев А. М. Нейросетевая модель определения функционального состояния опьянения человека в решении отдельных задач обеспечения транспортной безопасности / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв // Современные проблемы безопасности жизнедеятельности: интеллектуальные транспортные системы и ситуационные центры : мат-лы V Междунар. науч.-практич. конф. – Казань : Центр инновационных технологий, 2018. – С. 212–218.
2. Ахметвалеев А. М. Концепция бесконтактной идентификации лиц, представляющих угрозу общественной безопасности / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв // Вестник НЦБЖД. – 2016. – № 3 (29). – С. 83–88.
3. Ахметвалеев А. М. Нейросетевая модель и программный комплекс определения функционального состояния человека / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв // Автоматизация процессов управления. – 2017. – № 3 (49). – С. 88–95.
4. Ахметвалеев А. М. Схема бесконтактной идентификации лиц, находящихся в состоянии опьянения / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв // Информация и безопасность. – 2015. – Т. 18, № 3. – С. 360–365.
5. Ахметвалеев А. М. Редукция нейросетевых моделей на основе метода двухэтапной генетической оптимизации / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв, А. П. Кирпичников // Вестник Казанского технологического университета. – 2017. – Т. 20, № 9. – С. 71–75.
6. Ахметвалеев А. М. Повышение эффективности обнаружения лица и глаз человека на видеоизображении в задачах бесконтактного выявления потенциально опасных лиц / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв, М. П. Шлеймович // Информация и безопасность. – 2016. – Т. 19, № 4 (4). – С. 519–522.
7. Ахметвалеев А. М. Анализ зрачковых реакций человека на световое импульсное воздействие / А. М. Ахметвалеев // XXIII Туполевские чтения (школа молодых ученых) : мат-лы докл. Междунар. молодежной науч. конф. – Казань : АН РТ, 2017. – Т. 3. – С. 21–29.
8. Ахметвалеев А. М. К вопросу о бесконтактном определении физиологического состояния человека / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв, М. П. Шлеймович // Вестник НЦБЖД. – 2015. – № 1 (23). – С. 13–21.
9. Ахметвалеев А. М. Повышение эффективности деятельности правоохранительных органов по обеспечению общественной безопасности на основе интеллектуальных технологий / А. М. Ахметвалеев, А. С. Катасёв // Информация и безопасность. – 2017. – Т. 20, № 4 (4). – С. 610–613.
10. Белевитин А. Б. Компьютерная стабильграфия в системе медико-физиологического обеспечения профессиональной деятельности авиационных специалистов / А. Б. Белевитин, В. Н. Цыган, А. А. Благинин, О. В. Котов, И. И. Жильцова, В. Ю. Таяновский // Вестник Российской военно-медицинской академии. – 2010. – № 3 (31). – С. 108–111.
11. Брумштейн Ю. М. Компьютеризованные методы исследования скорости реакций и точности моторики пальцев рук / Ю. М. Брумштейн, Ю. Ю. Аксенова // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 9. – С. 77–83.
12. Вельховер Е. С. Введение в иридологи. Пупиллодиагностика / Е. С. Вельховер. – М., 1990. – 140 с.
13. Зеренин А. Г. Пособие для врачей психиатров-наркологов и врачей общей практики по вопросам медицинского освидетельствования на состояние опьянения / А. Г. Зеренин, С. М. Мостовой. – Москва : ННЦ наркологии Росздрава, 2007. – 160 с.
14. Ильин Е. П. Психофизиология состояний человека / Е. П. Ильин. – Санкт-Петербург : Питер, 2005. – 412 с.
15. Кальницкая В. Е. Особенности реакции организма подростков, употребляющих психоактивные вещества (по данным пупиллометрии) / В. Е. Кальницкая, А. И. Погребной // Актуальные вопросы физической культуры и спорта. – 2008. – Т. 10. – С. 124–128.
16. Кашапов Н. Р. Методы обнаружения скрытых каналов в протоколе HTTP с помощью нейронных сетей / Н. Р. Кашапов, А. С. Катасёв, Д. В. Катасёва // Информация и безопасность. – 2016. – Т. 19, № 4 (4). – С. 555–558.
17. Комарцова Л. Г. Нейрокомпьютеры : учеб. пос. для вузов / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов. – 2-е изд., перераб. и доп. – Москва : МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2004. – 400 с.
18. Косачев В. Е. Стабильграфия в системе психофизиологического мониторинга / В. Е. Косачев // Известия ТРТУ. – 2000. – № 4 (18). – С. 22–24.
19. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры : учеб. пос. по курсу «Микропроцессоры» / П. Г. Круг. – Москва : МЭИ, 2002. – 176 с.
20. Куприянов А. С. Моделирование реакции сложной адаптивной системы на импульсное воздействие : дис. ... канд. тех. наук / А. С. Куприянов. – Санкт-Петербург, 2012. – 103 с.
21. Куцало А. Л. Пупиллометрия в качестве метода экспресс-диагностики наркотической интоксикации : дис. ... канд. мед. наук / А. Л. Куцало. – Санкт-Петербург, 2004. – 118 с.
22. Леонова А. Б. Психодиагностика функциональных состояний человека / А. Б. Леонова. – Москва : Московский ун-т, 1984. – 200 с.

23. Международная классификация болезней десятого пересмотра МКБ-10 (принята 43-ей Всемирной Ассамблеей Здравоохранения) – Москва : Медицина, 1995. – 593 с.
24. Наркология. Национальное руководство / под ред. Н. Н. Иванца и др. – Москва : Гэотар-Медиа, 2008. – 720 с.
25. О порядке проведения медицинского освидетельствования на состояние опьянения (алкогольного, наркотического или иного токсического) : Приказ Минздрава России от 18.12.2015 N 933н (Зарегистрировано в Минюсте России 11.03.2016 N 41390).
26. Паклин Н. Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям / Н. Б. Паклин, В. И. Орешков. – Санкт-Петербург : Питер, 2009. – 624 с.
27. Роженов В. В. Методы и средства контроля функционального состояния человека на основе временных характеристик зрительного анализатора : дис. ... д-ра тех. наук / В. В. Роженов. – Казань, 2007. – 293 с.
28. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский ; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М., 2006. – 276 с.
29. Хацевич Т. Н. Медицинские оптические приборы. Физиологическая оптика : учеб. пос. / Т. Н. Хацевич. – 3-е изд., испр. и доп. – Новосибирск : СГГА, 2010. – 135 с.
30. Цимбал Ф. А. Исследование порога чувствительности метода пупиллометрии при интоксикации фосфорорганическими соединениями / Ф. А. Цимбал, М. В. Цимбал, С. Н. Субботина, Н. В. Гончаров, Л. М. Глашкина // Токсикологический вестник. – 2007. – № 1. – С. 26–28.
31. Efron B. Improvements on Cross-Validation: The .632+ Bootstrap Method / B. Efron, R. Tibshirani // Journal of the American Statistical Association. – Jun., 1997. – Vol. 92, № 438. – P. 548–560.
32. Guo Z. Use of genetic algorithms to select inputs for neural networks / Z. Guo, R. E. Uhrig // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. – 1992. – P. 223–234.
33. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem / R. Hecht-Nielsen // IEEE First Annual International Conference on Neural Networks. – San Diego, 1987. – Vol. 3. – P. 11–13.
34. Kohonen T. Self-Organizing Maps / T. Kohonen. 2nd ed. – Springer, 1997. – P. 734.
35. McLaren J. W. Computerized analysis of pupillograms in studies of alertness / J. W. McLaren, J. C. Erie, R. F. Brubaker // Invest. Ophthalmol. Vis. Sci. – 1992. – Vol. 33, № 3. – P. 671–676.
36. Risto F. Pupillometry. The Psychology of the Pupillary Response (Book) / F. Risto // Journal of Personality Assessment. – 1980. – Vol. 44, № 4. – P. 441–444.
37. Schaffer J. D. Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks / J. D. Schaffer, L. Whitley, J. Eshelman // A Survey of the State of the Art, Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. – 1992. – P. 1–37.
38. Steffen S. Merkmale und Hintergründe der pathologischen Internetnutzung : дис. ... канд. физ.-мат. наук / S. Steffen. – Тюбинген (Германия), 2012. – 131 с.
39. Whitley D. Applying genetic algorithms to neural network learning, Proceedings of the Seventh Conference of the Society of Artificial Intelligence and Simulation of Behavior, Sussex / D. Whitley. – England : Pitman Publ., 1989. – P. 137–144.
40. Whitley D. Genetic algorithms and neural networks / D. Whitley, T. Starkweather, C. Bogart // Optimizing connections and connectivity, Parallel Computing. – 1990. – № 14. – P. 347–361.

References

1. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S. Neyrosetevaya model opredeleniya funktsionalnogo sostoyaniya opyaneniya cheloveka v reshenii otdelnykh zadach obespecheniya transportnoy bezopasnosti [Neural network model for the determination of the functional state of intoxication of a person in the solution of individual tasks of ensuring transport safety]. *Sovremennye problemy bezopasnosti zhiznedeyatel'nosti: intellektualnye transportnye sistemy i situatsionnye tsentry: materialy V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Modern problems of life safety: intellectual transport systems and situation centers: materials of the V International Scientific and Practical Conference]. Kazan, 2018, pp. 212–218.
2. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S. Kontseptsiya beskontaktnoy identifikatsii lits, predstavlyayushchikh ugrozu obshchestvennoy bezopasnosti [The concept of non-contact identification of persons posing a threat to public security]. *Vestnik NCBZhD* [Bulletin of NCBT], 2016, no. 3 (29), pp. 83–88.
3. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S. Neyrosetevaya model i programmy kompleks opredeleniya funktsionalnogo sostoyaniya cheloveka [Neural network model and software complex for determining a person's functional state]. *Avtomatizatsiya protsessov upravleniya* [Automation of control processes], 2017, no. 3 (49), pp. 88–95.
4. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S. Shema beskontaktnoy identifikatsii lits, nakhodyashchikhsya v sostoyanii opyaneniya [Scheme of contactless identification of persons in intoxicated state]. *Informatsiya i bezopasnost* [Information and security], 2015, vol. 18, no. 3, pp. 360–365.
5. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S., Kirpichnikov A. P. Reduktsiya neyrosetevykh modeley na osnove metoda dvukhetapnoy geneticheskoy optimizatsii [Reduction of neural network models based on the method of two-stage genetic optimization]. *Vestnik Kazanskogo tekhnologicheskogo universiteta* [Bulletin of Kazan Technological University], 2017, vol. 20, no. 9, pp. 71–75.
6. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S., Shleymovich M. P. Povyshenie effektivnosti obnaruzheniya litsa i glaz cheloveka na videoizobrazhenii v zadachakh beskontaktnogo vyavleniya potentsialno opasnykh lits [MP Improving the efficiency of detecting a person's face and eyes on a video image in tasks of contactless detection of potentially dangerous persons]. *Informatsiya i bezopasnost* [Information and security], 2016, vol. 19, no. 4 (4), pp. 519–522.
7. Akhmetvaleev A. M. Analiz zrachkovykh reaktsiy cheloveka na svetovoe impulsnoe vozdeystvie [Analysis of pupillary responses of a person to a light impulse effect]. *XXIII Tupolevskie chteniya (shkola molodykh uchenykh): materialy dokladov Mezhdunarodnoy molodezhnoy nauchnoy konferentsii* [XXIII Tupolev readings (school of young scientists): materials of the reports of the International Youth Scientific Conference], Kazan, 2017, vol. 3, pp. 21–29.

8. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S., Shleymovich M. P. K voprosu o beskontaktnom opredelenii fiziologicheskogo sostoyaniya cheloveka [On the question of contactless determination of the physiological state of a person]. *Vestnik NCBZhD* [Bulletin of the NCBT], 2015, no. 1 (23), pp. 13–21.
9. Akhmetvaleev A. M., Katasev A. S. Povyshenie effektivnosti deyatelnosti pravookhranitelnykh organov po obespecheniyu obshchestvennoy bezopasnosti na osnove intellektualnykh tekhnologiy [Improving the effectiveness of law enforcement agencies to ensure public security based on intellectual technology]. *Informatsiya i bezopasnost* [Information and security], 2017, vol. 20, no. 4 (4), pp. 610–613.
10. Belevitin A. B., Tsygan V. N., Blagin A. A., Kotov O. V., Zhilkova I. I., Tayanovskiy V. Yu. Kompyuternaya stabilografiya v sisteme mediko-fiziologicheskogo obespecheniya professionalnoy deyatelnosti aviatsionnykh spetsialistov [Computer Stabilography in the System of Medical and Physiological Support of the Professional Activity of Aviation Professionals]. *Vestnik Rossiyskoy voenno-meditsinskoy akademii* [Bulletin of the Russian Military Medical Academy], 2010, no. 3 (31), pp. 108–111.
11. Brumshteyn Yu. M., Aksenova Yu. Yu. Kompyuterizovannyye metody issledovaniya skorosti reaktsii i tochnosti motoriki paltsev ruk [Computerized methods of investigating the rate of reactions and the accuracy of the mechanics of the fingers]. *Izvestiya YuFU. Tehnicheskie nauki* [Bulletin of SFedU. Technical science], 2012, no. 9, pp. 77–83.
12. Velkhover E. S. *Vvedenie v iridologiyu. Pupillodiagnostika* [Introduction to Iridology. Pupillodiagnosis]. Moscow, 1990, 140 p.
13. Zerenin A. G., Mostovoy S. M. *Posobie dlya vrachey psikiatrov-narkologov i vrachey obshchey praktiki po voprosam meditsinskogo osvidetstvovaniya na sostoyanie opyaneniya* [A manual for doctors of psychiatrists-narcologists and general practitioners on medical examination for intoxication]. Moscow, 2007, 160 p.
14. Ilin E. P. *Psikhofiziologiya sostoyaniy cheloveka* [Psychophysiology of human states]. St. Petersburg, 2005, 412 p.
15. Kalnickaya V. E., Pogrebnoy A. I. Osobennosti reaktsii organizma podrostkov, upotrebyayushchikh psikoaktivnye veshchestva (po dannym pupillometrii) [Features of the reaction of the body of adolescents who use psychoactive substances (according to the data of pupillometry)]. *Aktualnye voprosy fizicheskoy kultury i sporta* [Actual questions of physical culture and sports], 2008, vol. 10, pp. 124–128.
16. Kashapov N. R., Katasev A. S., Kataseva D. V. Metody obnaruzheniya skrytykh kanalov v protokole HTTP c pomoshchyu neyronnykh setey [Methods for detecting hidden channels in the HTTP protocol using neural networks]. *Informatsiya i bezopasnost* [Information and Security], 2016, vol. 19, no. 4 (4), pp. 555–558.
17. Komartsova L. G., Maksimov A. V. *Neyrokompyutery: uchebnoe posobie dlya vuzov* [Neurocomputers: Textbook. manual for universities]. Moscow, 2004, 2nd ed., 400 p.
18. Kosachev V. E. Stabilografiya v sisteme psikhofiziologicheskogo monitoringa [Stabilography in the psychophysiological monitoring system]. *Izvestiya TRTU* [Bulletin of TRSTU], 2000, no. 4 (18), pp. 22–24.
19. Krug P. G. *Neyronnye seti i neyrokomp'yutery: uchebnoe posobie po kursu "Mikroprotsessory"* [Neural networks and neurocomputers]. Moscow, 2002, 176 p.
20. Kupriyanov A. S. *Modelirovanie reaktsii slozhnoy adaptivnoy sistemy na impulsnoe vozdeystvie: dissertatsiya* [Modeling the reaction of a complex adaptive system to impulse action: Dissertation]. St. Petersburg, 2012, 103 p.
21. Kutsalo A. L. *Pupillometriya v kachestve metoda ekspress-diagnosticski narkoticheskoy intoksikatsii: dissertatsiya* [Pupillometry as a method of express diagnostics of narcotic intoxication: Dissertation]. St. Petersburg, 2004, 118 p.
22. Leonova A. B. *Psikhodiagnostika funktsionalnykh sostoyaniy cheloveka* [Psychodiagnosis of human functional states]. Moscow, 1984, 200 p.
23. *International Classification of Diseases of the Tenth Revision of ICD-10 (adopted by the 43rd World Health Assembly)*. Moscow, 1995, 593 p.
24. *Narkologiya. Natsionalnoe rukovodstvo* [Narcology. National leadership]. Moscow, 2008, 720 p.
25. *On the procedure for conducting medical examination for intoxication (alcohol, narcotic or other toxic): Order of the Ministry of Health of Russia from 18.12.2015 N 933n (Registered in the Ministry of Justice of Russia on 03/11/2016 No.41390)*.
26. Paklin N. B., Oreshkov V. I. *Biznes-analitika: ot dannykh k znaniyam* [Business Intelligence: from data to knowledge]. St. Petersburg, 2009, 624 p.
27. Rozhencov V. V. *Metody i sredstva kontrolya funktsionalnogo sostoyaniya cheloveka na osnove vremennykh kharakteristik zritel'nogo analizatora: dissertatsiya* [Methods and means of monitoring the functional state of a person based on the temporal characteristics of the visual analyzer: Dissertation]. Kazan, 2007, 293 p.
28. Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovskiy L. *Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy* [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. Moscow, 2006, 276 p.
29. Khatsevich T. N. *Meditsinskie opticheskie pribory. Fiziologicheskaya optika: uchebnoe posobie* [Medical optical devices. Physiological optics]. Novosibirsk, 2010, 3rd ed., 135 p.
30. Tsimbal F. A., Tsimbal M. V., Subbotina S. N., Goncharov N. V., Glashkina L. M. *Issledovanie poroga chuvstvitelnosti metoda pupillometrii pri intoksikatsii fosfororganicheskimi soedineniyami* [Investigation of the sensitivity threshold of the pupillometry method in case of intoxication with organophosphorus compounds]. *Toksikologicheskiiy vestnik* [Toxicological Bulletin], 2007, no. 1, pp. 26–28.
31. Efron B., Tibshirani R. Improvements on Cross-Validation: The .632+ Bootstrap Method. *Journal of the American Statistical Association*, Jun., 1997, vol. 92, no. 438, pp. 548–560.
32. Guo Z., Uhrig R.E. Use of genetic algorithms to select inputs for neural networks. *Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92*. 1992, pp. 223–234.
33. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *IEEE First Annual International Conference on Neural Networks*. San Diego, 1987, vol. 3, pp. 11–13.
34. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. Springer, 1997, 2nd ed., p. 734.
35. McLaren J. W., Erie J. C., Brubaker R. F. Computerized analysis of pupillograms in studies of alertness. *Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, 1992, vol. 33, no. 3, pp. 671–676.

36. Risto F., Pupillometry. The Psychology of the Pupillary Response (Book). *Journal of Personality Assessment*, 1980, vol. 44, no. 4, pp. 441–444.
37. Schaffer J. D., Whitley L., Eshelman J. Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art. *Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks. COGANN-92*. 1992, pp. 1–37.
38. Steffen S. *Merkmale und Hintergründe der pathologischen Internetnutzung: Dissertation* [Features and Background of Pathological Internet Use: Dissertation]. Tübingen (Germany), 2012, 131 с.
39. Whitley D. Applying genetic algorithms to neural network learning. *Proceedings of the Seventh Conference of the Society of Artificial Intelligence and Simulation of Behavior*. Sussex, England, Pitman Publ., 1989, pp. 137–144.
40. Whitley D., Starkweather T., Bogart C. Genetic algorithms and neural networks. *Optimizing connections and connectivity, Parallel Computing*. 1990, no. 14, pp. 347–361.

УДК 515.162.8+004.942

АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВА КОМПОНЕНТ НЕКОТОРЫХ КЛАССОВ УЗЛОВ, ИСПОЛЪЗУЕМЫХ ПРИ МАТЕМАТИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ РАЗЛИЧНЫХ ПРОЦЕССОВ

Статья поступила в редакцию 27.03.2018, в окончательном варианте – 12.06.2018.

Сячина Евгения Ильинична, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а,
ассистент, e-mail: eanyushina@yandex.ru

Теория узлов применяется для решения задач в различных науках, в том числе нематематических. При этом узел может быть математической моделью многих объектов и явлений окружающего мира. В свою очередь для моделей, использующих связанные тем или иным образом узлы (включая графовые модели), может осуществляться компьютерное моделирование. В настоящее время некоторые вопросы теории узлов требуют дополнительного исследования (анализа). В данной работе подробно изложен разработанный нами метод определения количества компонент для произвольного рационального зацепления с помощью движений Рейдемейстера для d-диаграмм. Введено понятие свободных рациональных зацеплений. Сформулированы определения основных понятий. Доказано утверждение, на котором основан предлагаемый метод. При использовании этого метода нет необходимости строить не только обычную диаграмму зацепления, но и соответствующую ему d-диаграмму. Достаточно знать лишь, как задается свободное рациональное зацепление в виде $R^*(n_1, n_2, n_3, \dots, n_k, \dots)$. Рассмотрены некоторые частные вопросы реализации предлагаемых алгоритмов при проведении компьютерного моделирования.

Ключевые слова: узел, свойства узла, зацепление, математическая модель, компьютерное моделирование, диаграмма, четырехвалентный граф, хорда, рациональные узлы, рациональные зацепления, свободное рациональное зацепление, компоненты узлов

ALGORITHM TO IDENTIFY THE NUMBER OF COMPONENTS OF SOME KINDS OF KNOTS IN MATHEMATICAL MODELING OF VARIOUS PROCESSES

The article was received by editorial board on 27.03.2018, in the final version – 12.06.2018.

Syachina Evgeniya I., Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,
Assistant Professor, e-mail: eanyushina@yandex.ru

Theory of knots serves to solve problems of various sciences, including non-mathematical ones, as knot can be a mathematical model of numerous objects and phenomena of the World around. In its turn, computer modeling can be carried out for models employing knots (including graph models) interrelated in one way or another. Nowadays some issues of the theory of knots require additional research (analysis). This work in detail shows the method worked out by the author that is aimed to identify the number of components for an optional rational linkage with the help of Reidemeister move for d-diagrams. The notion of free rational linkages has been introduced. Definitions of basic terms have been formulated. The statement that is a ground for the method in question has been proved. This method employed, there is need to make up neither a regular linkage diagram, nor a corresponding d-diagram. The only thing required is to know how to set a free rational linkage of the type $R^*(n_1, n_2, n_3, \dots, n_k, \dots)$. Some particular issues of realization of the algorithms suggested in computer modeling have been considered.

Keywords: knot, knot properties, linkage, mathematical model, computer modeling, diagram, quadrivalent graph, chord, rational knots, rational linkages, free rational linkage, components of knots