

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ВОДИТЕЛЕЙ В СИСТЕМАХ ТРАНСПОРТНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

*А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, А.А. Сибгатуллин*

Казанский национальный исследовательский технический университет  
им. А.Н. Туполева-КАИ  
Российская Федерация, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д. 10

**Аннотация.** В работе рассмотрено решение задачи оценки функционального состояния водителей на основе построения и исследования нейросетевой модели. Проанализированы типовые методы оценки функциональных состояний. Для решения задачи обоснована целесообразность использования пупиллометрии, как эффективного метода объективного контроля функционального состояния человека на основе анализа реакции его зрачков на световой импульс. Для анализа значений параметров пупиллограмм, таких как начальный и конечный диаметр зрачка, время его сужения и расширения, предложено использовать нейросетевую модель. В качестве исходных данных для анализа и нейросетевого моделирования использована собственная база пупиллограмм, полученная ранее в результате экспериментальных исследований оценки функционального состояния усталости здорового человека. Число пупиллограмм, соответствующих «норме» (состоянию бодрствования человека), составило 236, а «отклонению» (состоянию сильного переутомления) – 266. Исходные данные были представлены в текстовом виде, как последовательности значений диаметров зрачка человека в течение 3-х секунд после начала зрачковой реакции через каждые 0,04 секунды. По исходным данным рассчитаны значения 12 параметров пупиллограмм с получением единой таблицы данных для анализа. Описан процесс подготовки данных к анализу и моделированию. На базе аналитической платформы Deductor произведена оценка качества данных, редактирование выбросов и экстремальных значений, разбиение данных на обучающее и тестовое множества, а также построение и исследование нейросетевой модели в виде однослойного персептрона, состоящего из 12 входных нейронов, 1 выходного нейрона и 10 нейронов скрытого слоя. Для оценки эффективности построенной модели произведена серия исследований: оценка влияния вариантов разбиения данных для обучения и тестирования, типа функции активации и режима обучения нейросетевой модели на ее точность. Результаты исследований показали, что построенная модель является эффективной и может быть использована в составе интеллектуальной системы оценки функционального состояния усталости водителей транспортных средств.

**Ключевые слова:** нейросетевая модель, функциональное состояние водителя, пупиллометрия, моделирование, транспортная безопасность.

### Введение

Транспорт является неотъемлемой частью нашей жизни. Ни одна профессиональная сфера не обходится без перевозок на транспорте. Вопрос транспортной безопасности является актуальным [1]. Этому вопросу, в частности факторам, по причине которых чаще всего происходят дорожно-транспортные происшествия, посвящено множество публикаций [2-4]. Согласно анализу ряда работ, на вероятность возникновения аварий влияют две группы факторов [5, 6]: объективные (техническое состояние транспорта, общее состояние дорог и их обустроенность средствами регулирования, интенсивность движения транспортных средств и пешеходов, погодные условия и т.д.) и субъективные (нарушение водителями и пешеходами установленных правил, функциональное состояние участников дорожного движения). Одна из причин ошибочных действий водителя – это отклонение его функцио-

нального состояния от нормы, вызванное переутомлением. Такое состояние может привести к дорожно-транспортному происшествию. Поэтому важным компонентом в обеспечении транспортной безопасности является оценка функционального состояния водителей.

Оценка функциональных состояний человека – это сложная и актуальная задача. Она привлекает к себе внимание тем, что функциональные состояния, возникающие в конкретных ситуациях, несмотря на свою общность, всегда уникальны. Но даже при наличии этих особенностей можно в какой-то степени упорядочить функциональные состояния, хоть и не существует их единой классификации.

Все множество функциональных состояний можно разделить на допустимые и недопустимые [7]. Принадлежность к этим классам определяется критериями надежности и цены деятельности. Надежность означает способность человека осуществлять деятельность на заданном уровне эффективности. Цена деятельности характеризует психологические и физиологические затраты на выполнение какой-либо деятельности. Рост цены деятельности и снижение надежности указывают на ухудшение функционального состояния. К допустимым функциональным состояниям, которые сопровождаются повышением цены деятельности и снижением надежности можно отнести состояние легкого утомления, а также некоторые стадии стресса. К недопустимым относится состояние переутомления, при котором происходит критическое снижение надежности и высокая цена деятельности. Рассмотрим типовые методы оценки функционального состояния водителей.

### **Методы оценки функционального состояния водителей**

В последние годы методы оценки функционального состояния водителей становятся популярным направлением исследований. Ввиду уникальности каждого функционального состояния для оценки необходимо использовать показатели, качественно и количественно характеризующие эффективность текущей жизнедеятельности человека и одновременно с этим объективные и достаточно надежные.

В статье [8] предложен подход для обнаружения утомления водителей на основе анализа биологических сигналов в таких системах и органах человека, как сердце, мозг, глаза, кожа. Для определения изменений этих сигналов используются электромиограмма, электроэнцефалография, электроокулография и электрокардиограмма. Данные методы являются весьма точными при обнаружении утомления водителей. Несмотря на высокую точность определения меры утомления водителя, применение данных датчиков в реальном времени осложняется неудобством их использования. Наиболее очевидными симптомами утомления являются особенности, которые проявляются в движениях головы и лице водителя. В работе [9] дано описание методов слежения за основными параметрами, которые влияют на изменение физиологического состояния водителя. В отличие от статьи [8], где представлены различные способы получения биологических сигналов от человека, здесь также рассматривается возможность сбора физиологических показателей с помощью современных технологий видеоаналитики. Данный способ позволяет обнаруживать движения головы, выражение лица и другие показатели.

В статье [10] предложена классификация методов оценки функционального состояния водителей на онлайн и оффлайн методы. К первой группе относятся методы, использующие алгоритмы компьютерного зрения и определяющие состояние водителя в режиме реального времени. Для обработки изображений часто применяются нейронечеткие системы [11-13], имеющие высокую точность и надежность. Однако алгоритмы, реализующие онлайн методы, должны быть производительными. Поэтому их не всегда можно эффективно

использовать при ограниченных вычислительных ресурсах бортового оборудования автомобиля. Ко второй группе относятся методы оценки, которые записывают информацию о состоянии водителя с различных датчиков, удаленно ее обрабатывают и затем возвращают ответ водителю с возможным предупреждением, например, о необходимости остановки и дальнейшего отдыха. Такие системы требуют только периодического наблюдения за водителем и не поддерживают с ним обратную связь в режиме реального времени.

Некоторые авторы при определении утомления человека особое внимание уделяют показателям работы сердца. В статье [14] предлагается использовать данные о вариабельности сердечного ритма. При наступлении утомления данный показатель уменьшается. В работе [15] для исследования состояния водителя применен метод тестирования по параметру частоты сердечных сокращений. В [16] для регистрации состояния водителя использован метод, получивший название беспроводной кардиоритмографии. В статье [17] приведены методы для определения нарушенного функционального состояния водителей, вызванного употреблением спиртных напитков и запрещенных веществ. Авторами статьи выделен также метод для определения функционального расстройства, основанный на зрачковой реакции человека на световое воздействие. Этот метод анализа зрачковой реакции человека называется пупиллометрией [18]. Ввиду эффективности и информативности данного метода рассмотрим его более подробно.

### **Пупиллометрия, как эффективный метод объективного контроля функционального состояния человека**

Пупиллометрия – это метод анализа реакции зрачка на световой импульс. В настоящее время пупиллометрия широко используется для выявления нарушений психологического, эмоционального и функционального состояния человека. Симптомами нарушенного функционального состояния при таком способе оценки являются изменение реакции на увеличение или уменьшение освещенности, отклонение показателя времени расширения или сужения зрачков глаз.

На реакцию зрачка оказывают влияние различные области головного мозга. Например, с помощью пупиллографа можно зарегистрировать изменение размеров зрачка во время речи. Применение пупиллометрии позволяет изучать отклонения, связанные с вегетативной нервной системой, распознавать нейропсихиатрические расстройства, мигрень, расстройства сна, болезнь Паркинсона и Альцгеймера [19]. Изменение реакции зрачка позволяет также судить о наличии сахарного диабета на ранних стадиях.

В работе [20] предложена концепция для бесконтактного определения лиц в состояниях опьянения. Данная концепция находит широкое применение в безопасности жизнедеятельности, транспортной безопасности и других сферах [21-23].

Результат пупиллометрического обследования – это график зависимости размера зрачка от времени. Для анализа и классификации таких графиков существуют различные методы и подходы, подробно рассмотренные в статье [24]. Также актуальным становится использование интеллектуальных методов анализа пупиллограмм [18, 22, 25-32].

Следовательно, пупиллометрия является перспективным методом для оценки функционального состояния водителей в системах транспортной безопасности, позволяя встраивать специальные диагностические устройства в транспортные средства для мониторинга и оценки функционального состояния водителей.

## Параметры пупиллограмм для анализа зрачковых реакций

Рассмотрим пример пупиллограммы и ее параметров [22, 33] (см. рис. 1).

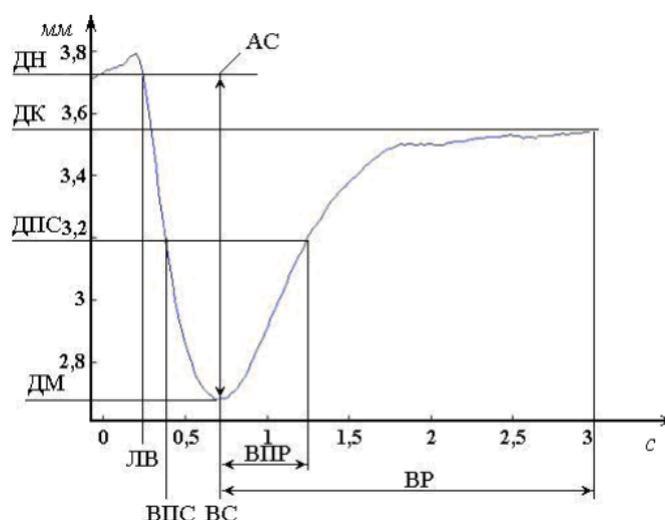


Рис. 1. Параметры пупиллограммы

На рисунке 1 использованы следующие обозначения: ДН (D0) – диаметр начальный, ДК (Dk) – диаметр конечный, ДПС (Dps) – диаметр половинного сужения, ДМ (Dmin) – диаметр минимальный, ЛВ (tl) – латентное время реакции, ВПС (tps) – время половинного сужения, ВС (ts) – время сужения, ВПР (tpr) – время половинного расширения, ВР (tr) – время расширения, АС (As) – амплитуда сужения. Также используются параметры СС (Vs) – скорость сужения и СР (Vr) – скорость расширения.

Рассмотрим вопросы подготовки исходных данных, использованных для анализа и нейросетевого моделирования.

### Подготовка исходных данных к анализу и построению нейросетевой модели

В качестве исходных данных для анализа и моделирования использована собственная база пупиллограмм, полученная ранее в результате экспериментальных исследований оценки функционального состояния усталости здорового человека [34]. Состояние бодрствования человека будем считать «нормой», а состояние сильного переутомления – «отклонением». Число пупиллограмм, соответствующих «норме», составило 236, а «отклонению» – 266. Исходные данные были представлены в текстовом виде, как последовательности значений диаметров зрачка человека в течение 3-х секунд после начала зрачковой реакции через каждые 0,04 секунды.

Все исходные данные были загружены в единый файл. Для автоматизации процесса загрузки использован встроенный в операционную систему Windows скриптовый язык программирования PowerShell. Код на данном языке представлен ниже:

```
Get-ChildItem "C:\test\данные" |
Foreach-object {
get-content $_.fullname >> C:\test\data.txt
}
```

Данные из полученного файла «data.txt» были импортированы в электронную таблицу Microsoft Excel, в которой произведен расчет численных значений 12 параметров

пупиллограмм с получением единой таблицы данных для анализа. На рисунке 2 представлен фрагмент полученной таблицы данных, в последнем столбце которой указан класс функционального состояния человека («норма» или «отклонение»).

№	D0	Dmin	Dps	Dk	As	Vs	Vr	tl	ts	tr	tps	tpr	Class
1	0,38750	0,20143	0,29446	0,38607	0,18607	0,12572	0,12476	0,52000	1,48000	1,48000	1,24000	0,40000	0
2	0,49286	0,28857	0,39071	0,53536	0,20429	0,14187	0,16236	1,16000	1,44000	1,52000	1,24000	0,36000	0
3	0,43214	0,24857	0,34036	0,38464	0,18357	0,13112	0,08723	0,72000	1,40000	1,56000	1,04000	0,52000	0
4	0,35679	0,18714	0,27196	0,33071	0,16964	0,15147	0,07803	0,04000	1,12000	1,84000	0,76000	0,84000	0
5	0,40000	0,23143	0,31571	0,38857	0,16857	0,15051	0,08540	0,04000	1,12000	1,84000	0,76000	0,68000	0
6	0,28847	0,14857	0,21852	0,28143	0,13990	0,12954	0,07067	0,04000	1,08000	1,88000	0,68000	0,60000	0
7	0,25833	0,17333	0,21583	0,33000	0,08500	0,07870	0,08333	0,44000	1,08000	2,48000	0,64000	0,48000	0
8	0,23000	0,14333	0,18667	0,22333	0,08667	0,08667	0,04082	0,04000	1,00000	2,56000	0,68000	0,56000	0
9	0,20667	0,12000	0,16333	0,18000	0,08667	0,09420	0,02273	0,04000	0,92000	2,64000	0,64000	0,64000	0
10	0,23167	0,13000	0,18083	0,21167	0,10167	0,10590	0,03141	0,20000	0,96000	2,60000	0,64000	0,56000	0
11	0,22167	0,13000	0,17583	0,23500	0,09167	0,10913	0,03860	0,40000	0,84000	2,72000	0,68000	0,84000	0
12	0,40833	0,19000	0,29917	0,35667	0,21833	0,19494	0,06831	0,04000	1,12000	2,44000	0,64000	0,92000	0
13	0,50833	0,20000	0,35417	0,40500	0,30833	0,28549	0,08266	0,04000	1,08000	2,48000	0,56000	1,28000	0
14	0,27167	0,12333	0,19750	0,22000	0,14833	0,13244	0,03962	0,04000	1,12000	2,44000	0,64000	0,80000	0
15	0,28833	0,16000	0,22417	0,27167	0,12833	0,13368	0,04295	0,52000	0,96000	2,60000	0,60000	0,64000	0
16	0,46500	0,19000	0,32750	0,36833	0,27500	0,24554	0,07309	0,36000	1,12000	2,44000	0,68000	1,80000	0
17	0,49333	0,18000	0,33667	0,37167	0,31333	0,27011	0,07986	0,04000	1,16000	2,40000	0,60000	1,72000	0
18	0,22167	0,09667	0,15917	0,20833	0,12500	0,13021	0,04295	0,08000	0,96000	2,60000	0,60000	0,76000	0
19	0,37333	0,18333	0,27833	0,34667	0,19000	0,19000	0,06380	0,32000	1,00000	2,56000	0,48000	0,80000	0
20	0,34667	0,16000	0,25333	0,36833	0,18667	0,22222	0,07659	0,08000	0,84000	2,72000	0,48000	0,92000	0

Рис. 2. Фрагмент таблицы данных для анализа

### Построение нейросетевой модели

Для построения нейросетевой модели оценки функционального состояния водителей использована аналитическая программная платформа Deductor [35], в которую были загружены подготовленные для анализа данные (см. рис. 3).

D0	Dmin	Dps	Dk	As	Vs	Vr	tl	ts	tr	tps	tpr	Class
0,295	0,19667	0,24583	0,27833	0,09833	0,24583	0,02584	0,12	0,4	3,16	0,2	3,16	0
0,43667	0,24	0,33833	0,385	0,19667	0,40972	0,04708	0,04	0,48	3,08	0,2	3,08	0
0,27333	0,16333	0,21833	0,21833	0,11	0,22917	0,01786	2,88	0,48	3,08	0,2	3,08	1
0,37667	0,37	0,37333	0,37333	0,00667	0,01282	0,0011	0,08	0,52	3,04	0,36	3,04	1
0,43	0,26333	0,34667	0,36333	0,16667	0,2451	0,03472	0,04	0,68	2,88	0,12	2,88	0
0,32893	0,32571	0,32732	0,32929	0,00321	0,02679	0,00126	2,96	0,12	2,84	0,32	2,84	1
0,1	0,08	0,09	0,1	0,02	0,02381	0,00735	0,28	0,84	2,72	0,08	2,72	1
0,09167	0,05333	0,0725	0,07333	0,03833	0,04356	0,00746	0,28	0,88	2,68	0,08	2,68	1
0,20333	0,132	0,16767	0,18	0,07133	0,09907	0,0169	0,08	0,72	2,84	0,16	2,68	1
0,09167	0,045	0,06833	0,06833	0,04667	0,04861	0,00897	2,96	0,96	2,6	0,08	2,6	1
0,12667	0,10667	0,11667	0,12833	0,02	0,02941	0,00752	1	0,68	2,88	0,12	2,52	1
0,3	0,22111	0,26056	0,3	0,07889	0,1038	0,02817	0,08	0,76	2,8	0,24	2,48	1
0,22333	0,19667	0,21	0,21833	0,02667	0,09524	0,00661	1,8	0,28	3,28	0,2	2,48	1
0,10667	0,064	0,08533	0,12	0,04267	0,04638	0,02121	0,08	0,92	2,64	0,08	2,36	1
0,26667	0,16	0,21333	0,28833	0,10667	0,24242	0,04113	0,04	0,44	3,12	0,16	2,36	0
0,19333	0,12278	0,15806	0,21667	0,07056	0,11024	0,03215	2,44	0,64	2,92	0,16	2,32	1
0,28	0,16667	0,22333	0,30833	0,11333	0,23611	0,046	0,04	0,48	3,08	0,12	2,28	0
0,15833	0,10667	0,1325	0,18	0,05167	0,12917	0,02321	1,24	0,4	3,16	0,12	2,28	1
0,39833	0,26333	0,33083	0,30333	0,135	0,30682	0,01282	0,04	0,44	3,12	0,12	2,12	0
0,345	0,21333	0,27917	0,32833	0,13167	0,20573	0,03938	0,08	0,64	2,92	0,2	2,08	0
0,19643	0,15	0,17321	0,21964	0,04643	0,16582	0,03348	0,72	0,28	2,08	0,16	2,08	1
0,19857	0,15714	0,17786	0,23357	0,04143	0,12946	0,03746	0,68	0,32	2,04	0,16	2,04	1
0,21	0,19	0,2	0,21167	0,02	0,08333	0,00653	1,4	0,24	3,32	0,2	2	1
0,32667	0,17	0,24833	0,28	0,15667	0,21759	0,03873	0,08	0,72	2,84	0,24	1,92	1
0,26	0,2	0,23	0,27833	0,06	0,16667	0,02448	1,04	0,36	3,2	0,24	1,92	1
0,29536	0,28857	0,29196	0,30607	0,00679	0,00998	0,00768	0,28	0,68	2,28	0,28	1,92	1
0,50167	0,31667	0,40917	0,34333	0,185	0,38542	0,00866	0,04	0,48	3,08	0,12	1,88	0

Рис. 3. Фрагмент загруженных данных в Deductor

Далее с использованием встроенных механизмов Deductor произведена преобработка загруженных данных в следующей последовательности:

- 1) оценка качества данных;
- 2) редактирование выбросов и экстремальных значений;
- 3) разбиение на обучающее и тестовое множества.

После выполнения указанных процедур произведено построение нейросетевой модели в виде однослойного персептрона [36], структура которого представлена на рисунке 4.

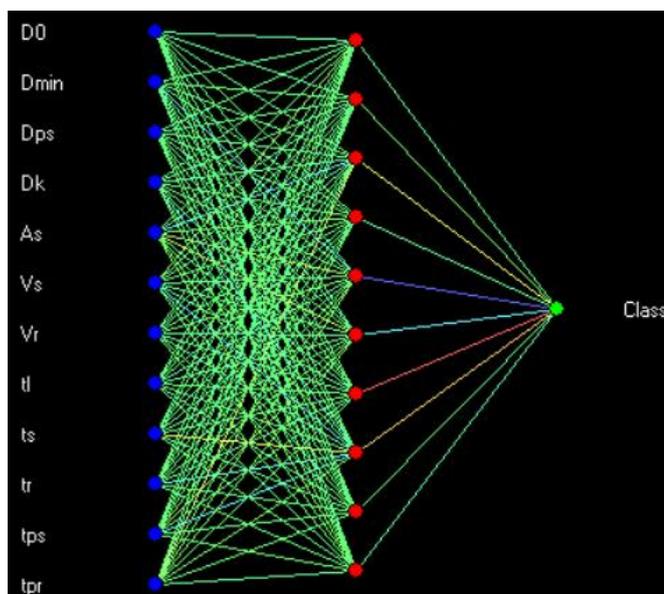


Рис. 4. Структура построенной нейросетевой модели

Нейронная сеть состоит из 12 входных нейронов, 1 выходного нейрона и 10 нейронов скрытого слоя. Для оценки эффективности построенной модели произведена серия экспериментальных исследований. Рассмотрим их результаты более подробно.

### Экспериментальные исследования нейросетевой модели

На начальном этапе исследований произведена оценка влияния вариантов разбиения данных для обучения и тестирования нейросетевой модели на ее точность. Для сравнения точности использованы таблицы сопряженности [37], сформированные в Deductor.

В таблице 1 представлены результаты сравнения количества ошибок 1-го, 2-го рода и точности классификации в зависимости от соотношения размеров обучающего и тестового множеств.

Таблица 1. Влияние размеров обучающего и тестового множеств на число ошибок 1-го, 2-го рода и точность нейросетевой модели

Размеры обучающего и тестового множеств	Обучающая выборка			Тестовая выборка		
	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации
95% и 5%	0	1	99,32%	0	5	96,62%
90% и 10%	2	0	98,65%	0	3	97,97%
80% и 20%	0	2	98,65%	0	4	97,3%
70% и 30%	1	1	98,65%	1	3	97,3%
60% и 40%	0	3	97,97%	0	7	95,27%

Из таблицы видно, что наилучший результат тестирования модели достигнут при разбиении данных на обучающее и тестовое множества в соотношении 90% и 10%.

Следующий параметр, влияние которого исследовалось на точность обучения и тестирования нейросетевой модели – это тип активационной функции. В аналитической платформе Dedustog при построении нейросетевых моделей можно выбрать одну из трех функций активации нейронов: сигмоиду (логистическую функцию), гипертангенс и арктангенс. На рисунке 5 показан пример выбора указанных функций активации.



Рис. 5. Выбор функции активации при построении нейросетевой модели

Результаты нейросетевого моделирования, полученные при выборе указанных типов функций активации, представлены в таблице 2.

Таблица 2. Влияние типа функции активации на число ошибок 1-го, 2-го рода и точность нейросетевой модели

Тип активационной функции	Обучающая выборка			Тестовая выборка		
	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации
Сигмоида	2	0	98,65%	0	3	97,97%
Гипертангенс	1	0	99,32%	0	4	97,3%
Арктангенс	0	0	100%	1	6	95,27%

Из таблицы видно, что наилучший результат тестирования модели достигнут при использовании сигмоидальной функции активации.

Последний параметр, влияние которого исследовалось на точность обучения и тестирования нейросетевой модели – это режим обучения («онлайн» и «оффлайн»). На рисунке 6 показан пример выбора режима обучения.

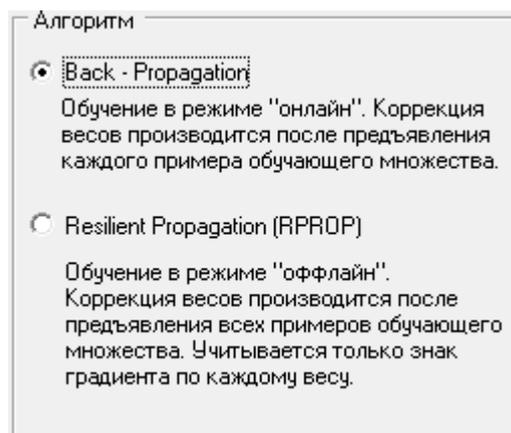


Рис. 6. Выбор режима обучения нейросетевой модели

Как видно из рисунка, в режиме «онлайн» коррекция весовых коэффициентов в нейронной сети производится после предъявления каждого примера из обучающей выборки данных, а в режиме «оффлайн» – однократно, после предъявления всех примеров. В таблице 3 представлены результаты этого исследования.

Таблица 3. Влияние алгоритма обучения на число ошибок 1-го, 2-го рода и точность нейросетевой модели

Режим обучения	Обучающая выборка			Тестовая выборка		
	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации	Число ошибок 1-го рода	Число ошибок 2-го рода	Точность классификации
«Онлайн»	0	0	100	0	3	97,97
«Оффлайн»	1	0	99,32	0	4	97,3

Из таблицы видно, что наилучший результат тестирования нейросетевой модели достигнут при ее обучении в режиме «онлайн».

Таким образом, в результате проведенных исследований удалось достигнуть точности нейросетевой модели в 97,97%. На ее точность оказывали влияние разбиение исходного множества данных на обучающее и тестовое подмножества, тип активационной функции, а также выбранный режим обучения. Оптимальным соотношением обучающего и тестового подмножеств для нейронной сети является 90% для первого подмножества и 10% для второго. В качестве типа активационной функции следует выбирать сигмоиду. Для обучения нейронной сети целесообразно использовать режим «онлайн».

### Заключение

Результаты проведенных исследований показали, что построенная нейросетевая модель является эффективной с точки зрения цели моделирования – с высокой точностью определять функциональное состояние усталости человека. Такая модель может быть эффективно использована в составе интеллектуальной системы оценки функционального состояния усталости водителя [38-40], управляющего транспортным средством. Это позволит снизить риски возникновения дорожно-транспортных происшествий, происходящих по вине водителей, что в целом отразится на повышении транспортной безопасности. В перспективе с целью развития этого направления планируется построение других интеллекту-

альных моделей, сравнение полученных результатов с результатами нейросетевого моделирования, а также создание прототипа интеллектуального устройства, позволяющего в автоматическом режиме оценивать функциональное состояние водителей.

### Список литературы

1. Лаврухин М.В. Укрепление роли транспортной безопасности в системе национальной безопасности / М.В. Лаврухин // Транспортное право и безопасность. – 2022. - №3 (43). – С. 109–116.
2. Скороходов Д.А. Функционально-психодинамический подход к оптимизации влияния человеческого фактора на безопасность транспортной деятельности / Д.А. Скороходов, М.Л. Маринов // Транспорт: наука, техника, управление. Научный информационный сборник. - 2009. – №7. - С.18–22.
3. Капустина Е.Г. Организация применения наиболее эффективных форм пропаганды безопасности дорожного движения - путь к снижению дорожно-транспортных происшествий / Е.Г. Капустина // Управление деятельностью по обеспечению безопасности дорожного движения: состояние, проблемы, пути совершенствования. – 2019. - 1 (2). – С. 229–234.
4. Чижков Ю.В. Интеллектуальные транспортные системы и обеспечение безопасности на транспорте / Ю.В. Чижков // Автотранспортное предприятие. – 2013. – 5. – С. 10–12.
5. Пеньшин Н.В. Методология обеспечения безопасности дорожного движения на автомобильном транспорте: учебное пособие / Н.В. Пеньшин. – Тамбов: ТГТУ, 2013. – 456с.
6. Булатов С.В. Анализ факторов, влияющих на вероятность возникновения дорожно-транспортных происшествий / С.В. Булатов // Транспортное машиностроение. – 2022. - №6 (6). - С. 42–47.
7. Корытов Л.И. Физиология функциональных состояний: учебное пособие / Л.И. Корытов, О.М. Буйкова. – Иркутск: ИГМУ, 2015. – 72 с.
8. Sikander G. Driver fatigue detection systems: a review / G. Sikander, S. Anwar // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019. – V.20. - Iss.4. – P. 2339–2351.
9. Elamrani Z. The application of machine learning techniques for driving behavior analysis: a conceptual framework and a systematic literature review/ Z. Elamrani, H. Mousannif, H. Moatassime // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2020. - 87, 5. – P. 336–352.
10. Chhabra R. A survey on driver behavior detection techniques for intelligent transportation systems / R. Chhabra, S. Verma, C. Krishna // Proceedings of the 7th International Conference Confluence 2017 on Cloud Computing, Data Science and Engineering, 2017. –P. 36–41.
11. Катасёва Д.В. Нейронечеткая модель и программный комплекс формирования баз знаний для оценки состояния объектов / Д.В. Катасёва // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2022. - №1 (57). – С. 65–76.
12. Катасёв А.С. Спам-фильтрация электронных почтовых сообщений на основе нейросетевой и нейронечеткой моделей / А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, А.П. Кирпичников, Я.Е. Семёнов // Вестник Технологического университета. – 2015. – Т.18, N15. – С. 217–220.
13. Громов Ю.Ю. Распознавание лиц с использованием нейросетевых технологий при построении систем информационной безопасности / Ю.Ю. Громов, П.И. Карасев, Ю.А. Губсков // Информация и безопасность. – 2022. - 25, 1.- С. 53–62.
14. Khan M. A comprehensive survey of driving monitoring and assistance systems / M. Khan, S. Lee // 2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP), 2020. - P. 125–159.
15. Титаренко А.В. Оценка функционального состояния водителя легкового автомобиля / А.В. Титаренко, В.П. Шумляковский // Автотракторостроение и автомобильный

транспорт: Сборник научных трудов Международной научно-практической конференции. – Минск: Белорусский национальный технический университет, 2021. – С 66–69.

16. Федотова И.В. Оценка функционального состояния водителей по параметрам вегетативной регуляции сердечного ритма методом беспроводной кардиоритмографии / И.В. Федотова, М.М. Некрасова, Е.В. Рунова // Гигиена и санитария. – 2014. – Т. 93. – N1. – С. 73–77.

17. Желтушкина Е.В. Актуальные проблемы физической культуры и спорта в высших учебных заведениях / Е.В. Желтушкина, А.А. Желтов, Ю.В. Соболев и др. // Ученые записки университета им. П.Ф. Лесгафта. – 2022. – №9 (211). – С. 123–125.

18. 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.

19. Merritt S.L. Pupil staging and EEG measurement of sleepiness / S.L. Merritt // International Journal of psychophysiology. – 2004. – V.52, 1. – P. 97–112.

20. 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.

21. Цимбал М.В. Изменение показателей бинокулярной пупиллометрии после высокой физической нагрузки у лиц, занимающихся спортом / М.В. Цимбал, Н.В. Штейнберг, Д.С. Хомич и др. // Человек. Спорт. Медицина. – 2019. – Т.19, S1. – С. 30–35.

22. Ахметвалеев А.М. Модель коллектива нейронных сетей и программный комплекс для определения функционального состояния человека / А.М. Ахметвалеев, А.С. Катасёв, М.А. Подольская // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2018. – №1 (41). – С. 69–85.

23. Баринаова А.О. Формирование и использование базы знаний для оценки функционального состояния водителей автотранспортных средств / А.М. Ахметвалеев, А.С. Катасёв, М.А. Подольская // Вестник Технологического университета. – 2020. – Т.23, № 10. – С. 75–78.

24. Куприянов А.С. Методы обработки и анализа пупиллограмм / А.С. Куприянов // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2009. – Т. 52, №8. – С. 58–63.

25. Дагаева М.В. Технология построения отказоустойчивых нейросетевых моделей распознавания рукописных символов в системах биометрической аутентификации / М.В. Дагаева, М.А. Сулейманов, Д.В. Катасёва и др. // Вестник Технологического университета. – 2018. – Т.21, №2. – С. 133–138.

26. Кашапов Н.Р. Методы обнаружения скрытых каналов в протоколе http с помощью нейронных сетей / Н.Р. Кашапов, Катасёв А.С., Катасёва Д.В. // Информация и безопасность. – 2016. – Т.19, № 4. – С. 555–558.

27. Катасёв А.С. Разработка нейросетевой системы классификации электронных почтовых сообщений / А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва // Вестник Казанского государственного энергетического университета. – 2015. – №1 (25). – С. 68–78.

28. Катасёв А.С. Распознавание рукописных символов на базе искусственной нейронной сети / А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, А.П. Кирпичников // Вестник Технологического университета. – 2015. – Т.18, №11. – С. 173–176.

29. Евсеева А.О. Идентификация ботов в социальных сетях на основе нейросетевой модели / А.О. Евсеева, А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва // Информация и безопасность. – 2016. – Т.19, №4. – С. 535–538.

30. Emaletdinova L.Yu. Algorithms of constructing a neural network model for a dynamic object of control and adjustment of PID controller parameters / L.Yu. Emaletdinova, E.D. Tsaregorodtseva // Russian Aeronautics. – 2013. – T56, №3. – С. 247–256.

31. Emaletdinova L.Yu. Method of constructing a neural regulator for the automatic one-dimensional control of a technical object / L.Yu. Emaletdinova, I.V. Matveev, A.N. Kabirova // Russian Aeronautics. – 2015. - 58 (2). – С.227–232.

32. Михайлов А.С. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей для идентификации и диагностики технических объектов / А.С. Михайлов, Б.А. Староверов // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. – 2013. – Вып.3. – С. 64–68.

33. Колесников В.В. Особенности зрачкового рефлекса у больных наркоманией в период острой абстиненции / Колесников В.В., Кальницкая В.Е., Погребной А.И. и др. / Вопросы наркологии. – 2004. – №4. – С. 39–46.

34. Петросянц Д.Г. Технология сбора исходных данных для построения моделей оценки функционального состояния человека по зрачковой реакции на изменение освещенности в решении отдельных задач обеспечения транспортной безопасности / Д.Г. Петросянц, А.М. Ахметвалеев, А.С. Катасёв // Компьютерные исследования и моделирование. – 2021. – Т.13, № 2. - С. 417–427.

35. Михайлов А.С. Синтез нейроэмуляторов технологических объектов управления с использованием аналитической платформы Deductor / Михайлов А.С., Нехорошкина М.С. // Научно-исследовательские публикации. – 2014. - №3 (7). - С 5–10.

36. Мишанов Р.О. Использование однослойного персептрона для решения задачи классификации электрорадиоизделий с целью повышения качества и надежности бортовой аппаратуры / Р.О. Мишанов // Надежность и качество сложных систем. – 2020. - №2 (30). - С. 106–114.

37. Толстова Ю.Н., Рыжова А.В. Анализ таблиц сопряженности: использование отношения преобладаний и логлинейных моделей / Толстова Ю.Н., Рыжова А.В. // Социология: Методология, методы, математические модели. – 2003. – Вып.16. - С.150–164.

38. Кожогулова А.К. Разработка мобильной интеллектуальной системы мониторинга состояния усталости водителей / А.К. Кожогулова // Проблемы автоматизации и управления. – 2019. - №2 (37). – С. 57–63.

39. Ахметвалеев А.М. Интеллектуальная система оценки функционального состояния человека по данным пупиллографии / А.М. Ахметвалеев, М.А. Подольская, А.С. Катасёв и др. // Российский кардиологический журнал. – 2022. – Т.27, S5. - С. 14–15.

40. Савченко В.В. Концептуальное развитие систем помощи водителю: перспективы мониторинга функционального состояния водителя / В.В. Савченко // Механика машин, механизмов и материалов. – 2018. - 1 (42). - С. 14–20.

## NEURAL NETWORK MODEL FOR ASSESSING THE FUNCTIONAL STATE OF DRIVERS IN TRANSPORT SAFETY SYSTEMS

*A.S. Katasev, D.V. Kataseva, A.A. Sibgatullin*

Kazan National Research Technical University named after A. N. Tupolev-KAI  
10, st. Karl Marx, Kazan, 420111, Russian Federation

**Annotation.** The paper considers the solution of the problem of assessing the functional state of drivers based on the construction and study of a neural network model. Typical methods for assessing functional states are analyzed. To solve the problem, the expediency of using pupillometry as an effective method of objective control of the functional state of a person based on the analysis of the reaction of his pupils to a light pulse is substantiated. To analyze the values of the pupillogram parameters, such as the initial and final pupillary diameter, the time of its constriction and expansion, it is proposed to use a neural network model. As initial data for analysis and neural network modeling, we used our own database of pupillograms, obtained earlier as a result of experimental studies of assessing the functional state of fatigue in a healthy person. The number of pupillograms corresponding to the "norm" (a state of wakefulness of a person) was 236, and "deviation" (a state of severe overwork) - 266. The initial data were presented in text form as a sequence of values of the diameters of a person's pupil within 3 seconds after the onset pupillary response every 0.04 seconds. According to the initial data, the values of 12 pupillogram parameters were calculated to obtain a single data table for analysis. The process of preparing data for analysis and modeling is described. On the basis of the Deductor analytical platform, data quality was assessed, outliers and extreme values were edited, data was split into training and test sets, as well as the construction and study of a neural network model in the form of a single-layer perceptron, consisting of 12 input neurons, 1 output neuron and 10 hidden layer neurons. To evaluate the effectiveness of the constructed model, a series of studies was carried out: an assessment of the influence of data partitioning options for training and testing, the type of activation function and the learning mode of the neural network model on its accuracy. The results of the research showed that the constructed model is effective and can be used as part of an intelligent system for assessing the functional state of fatigue of vehicle drivers.

**Keywords:** neural network model, functional state of the driver, pupillometry, modeling, transport security.

Статья представлена в редакцию 28 марта 2023 г.