

## РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ СИСТЕМЫ ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ ЛОБОВОГО СТОЛКНОВЕНИЯ НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННЫМ МЕТОДОМ

Д. Д. Япаров<sup>1,a</sup>, С. В. Бессмертный<sup>2,b</sup>, Ю. Д. Данилова<sup>2,c</sup>

<sup>1</sup> Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет), г. Челябинск, Российская Федерация

<sup>2</sup> Московский физико-технический институт, г. Москва, Российская Федерация

<sup>a</sup> ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9106-2773>, ✉ [iaparovdd@susu.ru](mailto:iaparovdd@susu.ru)

<sup>b</sup> [bessmerntyi.sv@phystech.edu](mailto:bessmerntyi.sv@phystech.edu), <sup>c</sup> [danilova.iud@phystech.edu](mailto:danilova.iud@phystech.edu)

*Аннотация:* в статье рассматривается разработка системы предотвращения фронтальных столкновений на основе искусственных нейронных сетей. Обучение нейронной сети проводилось с использованием эволюционных алгоритмов, позволяющих оптимизировать структуру сети и гиперпараметры, включая функции активации и количество скрытых слоев. Качество моделей оценивалось по функции потерь и времени обработки данных. В ходе вычислительных экспериментов были отобраны лучшие модели, которые затем прошли верификацию на реальных данных с автомобилем и различными режимами реакции водителя.

Результаты испытаний показали, что предложенная модель демонстрирует высокую точность и эффективность, что подтверждается как на обучающих выборках, так и в реальных условиях эксплуатации, что делает ее перспективным решением для повышения безопасности дорожного движения.

*Ключевые слова:* нейронные сети, обработка информации, системы предотвращения фронтальных столкновений, эволюционные алгоритмы, стратегии обучения.

*Для цитирования:* Япаров Д. Д., Бессмертный С. В., Данилова Ю. Д. Разработка модели системы предотвращения лобового столкновения нейроэволюционным методом. *Успехи кибернетики*. 2025;6(4):134–139.

*Поступила в редакцию:* 15.10.2025.

*В окончательном варианте:* 07.11.2025.

## DEVELOPMENT OF A FRONTAL COLLISION AVOIDANCE SYSTEM USING A NEUROEVOLUTIONARY APPROACH

D. D. Yaparov<sup>1,a</sup>, S. V. Bessmertnyi<sup>2,b</sup>, Iu. D. Danilova<sup>2,c</sup>

<sup>1</sup> South Ural State University (National Research University), Chelyabinsk, Russian Federation

<sup>2</sup> Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow, Russian Federation

<sup>a</sup> ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9106-2773>, ✉ [iaparovdd@susu.ru](mailto:iaparovdd@susu.ru)

<sup>b</sup> [bessmerntyi.sv@phystech.edu](mailto:bessmerntyi.sv@phystech.edu), <sup>c</sup> [danilova.iud@phystech.edu](mailto:danilova.iud@phystech.edu)

*Abstract:* we developed a frontal collision avoidance system based on artificial neural networks. We trained the network using evolutionary algorithms, which optimized the network structure and hyperparameters, including activation functions and the number of hidden layers. We evaluated model quality using the loss function and data processing time.

During computational experiments, we selected the best-performing models and verified them on real-world data with a car under various driver response scenarios. The test results showed that the proposed model achieves high accuracy and efficiency, both on training data and in real operating conditions, making it a promising solution for enhancing road safety.

*Keywords:* neural networks, information processing, frontal collision avoidance systems, evolutionary algorithms, learning strategies.

*Cite this article:* Yaparov D. D., Bessmertnyi S. V., Danilova Iu. D. Development of a Frontal Collision Avoidance System Using a Neuroevolutionary Approach. *Russian Journal of Cybernetics*. 2025;6(4):134–139.

*Original article submitted:* 15.10.2025.

*Revision submitted:* 07.11.2025.

### Введение

Фронтальные столкновения считаются самыми опасными из всех аварийных ситуаций на дороге. Здесь влияет множество факторов: состояние дорожного покрытия, погодные условия, состояние

автомобиля и другие. Самый страшный фактор – человеческий. Несмотря на различные меры предотвращения столкновений на дороге (например, барьеры), водители прибегают к необдуманным действиям. Многие из них совершают обгоны на трассе, что приводит к движению по встречной полосе, а это, в свою очередь, иногда заканчивается столкновением с движущимся транспортным средством [1]. В связи с этим ставится задача разработки системы для предотвращения фронтальных столкновений на основе нейронных сетей. Перспективным направлением для решения этой задачи является разработка системы с помощью искусственных нейронных сетей. Преимущество нейронных сетей заключается в возможности самообучения, что позволяет системе подстраиваться под изменяющуюся ситуацию на дороге [2].

### **Входные данные**

В рамках данного исследования на основе имитационного моделирования был создан набор данных для обучения со следующей структурой. Входные параметры: скорость автомобиля, дистанция до препятствия, температура окружающей среды (если  $< 5^{\circ}\text{C}$ , то гололед), сработала ли антиблокировочная система (ABS), которая оценивает покрытие (если включена, то покрытие сухое, если нет – мокрое), реакция водителя (нажал ли водитель на педаль тормоза); выходной параметр: отклик системы.

Выходные данные, то есть отклик системы, формировались на основе имитационного моделирования и могут принимать значения от 0 до 3.

Значение «0» принимается, если дистанция до препятствия в 2 раза больше предположительного тормозного пути при данной скорости и погодных условиях. Запас в длину предположительного тормозного пути был взят с учетом времени на реакцию водителя, которое составляет от 0,5 до 2 секунд [1].

Значение «0» означает, что дорога свободна, никаких оповещений не происходит. Из значения «0» система может перейти в значение «1», если дистанция станет меньше двойной длины предполагаемого тормозного пути.

Значение «1» принимается, если дистанция до препятствия больше предположительного тормозного пути при данной скорости и погодных условиях, но меньше его двойной длины и при отсутствии реакции водителя, то есть значение реакции водителя равно 0.

Значение «1» означает, что есть опасность столкновения, о чем система оповещает водителя. Из значения «1» система может перейти в значение «0», если дистанция станет больше двойной длины предполагаемого тормозного пути, или в значение «2», если будет реакция водителя.

Значение «2» принимается, если дистанция до препятствия больше предположительного тормозного пути при данной скорости и погодных условиях, но меньше его двойной длины и наличии реакции водителя, то есть значение реакции водителя равно 1.

Значение «2» означает, что есть опасность столкновения, о чем система оповещает водителя. Из значения «2» система может перейти в значение «0», если дистанция станет больше двойной длины предполагаемого тормозного пути, или в значение «1», если не будет реакция водителя, или в значение «3», если дистанция станет меньше длины предполагаемого тормозного пути.

Значение «3» означает, что столкновение неизбежно, о чем система оповещает водителя.

Таким образом было сгенерировано 100 000 записей данных для обучения разрабатываемой модели. Созданный набор стал обучающей выборкой для нейросетевой модели системы, являющейся основой для разрабатываемого программного обеспечения.

### **Построение и обучение нейронной сети**

Выборка делилась на 3 компонента в следующем соотношении данных: обучающая – 70 %, тестовая – 20 % и валидационная – 10 %. Валидационная выборка используется для оценки качества работы сети.

Как правило, качество разрабатываемой нейросетевой модели оценивается значением соответствующей среднеквадратической ошибки ее выходов, что характерно также и для эволюционных моделей [3]. Однако при обучении с подкреплением данная метрика не может быть объективно оценена, т. к. точно неизвестно заранее, какое именно поведение должна проявить система для распознавания конкретного стимула, и в то же время множество различных комбинаций действий могут предшествовать итоговому верному отклику системы [4].

Таким образом, чтобы оценить ее качество, нужно определить и проанализировать следующие выходные динамические параметры модели, получаемые в результате итеративной работы эволюционного алгоритма, такие как функция потерь — для проверки правильности предсказаний, и скорость обработки данных — для уменьшения времени задержки отклика системы [5].

В качестве нейрона был рассмотрен персептрон, представленный следующими уравнениями:

$$u_k = \sum_{m=1}^n w_{km} x_m, \quad Y_k = \varphi(u_k + b_k),$$

где  $x_1, x_2, \dots, x_m$  — входные сигналы;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$  — синаптические веса нейрона  $k$ -го слоя;  $u_k$  — линейная комбинация входных воздействий;  $b_k$  — порог;  $\varphi$  — функция активации;  $Y_k$  — выходной сигнал нейрона.

В процессе формирования структуры сети рассматривались различные комбинации значений гиперпараметров, были рассмотрены 8 функций активации, такие как ReLu, Sigmoid, eLu, SeLu Linear, Softmax, exp. Также рассматривалось различное количество скрытых слоев с разным количеством нейронов. Каждый из гиперпараметров рассматривался как ген, а отдельная нейронная сеть — как совокупность генов, то есть особь [6].

Разработка структуры искусственной нейронной сети осуществлялась на основе эволюционных процессов и механизмов, имеющих место в живой природе [7]. Выражения для операторов кроссинговера и мутации представлены в формулах (1) и (2) соответственно.

$$C_{i+1} = P_i + \xi \cdot (M_i - P_i), \quad (1)$$

где  $C_{i+1}$  — потомок в поколении  $i + 1$ ,  $M_i$  и  $P_i$  — родители в поколении  $i$ ,  $\xi \in (0..1)$  — случайная величина.

$$B_j = A_j + R_t (2\xi - 1), \quad (2)$$

где  $B_j$  — мутировавшая хромосома,  $A_j$  — мутирующая хромосома,  $R_t$  — радиус мутации. Для стабилизации радиуса мутации применялся метод отжига:

$$R_t = \frac{R_b}{t}, \quad (3)$$

где  $R_b$  — базовый радиус мутации,  $t$  — время.

### Вычислительные эксперименты

Цель вычислительных экспериментов заключалась в построении нейросетевой модели с определенным набором гиперпараметров, позволяющим минимизировать значение функции потерь и времени обработки данных [8–10]. Первый этап экспериментов проводился на основе сгенерированного набора данных. Лучшие модели с минимальными значениями функции потерь и временем обработки данных для первых 5 поколений приведены в таблице 1.

Таблица 1

Результаты экспериментов на основе сгенерированного набора данных

Модель	Значения функции потерь/время (с)
Individual 14 Generation 1 Hyperparameters: activation: relu num_layers: 10 units_0: 5 units_1: 25 units_2: 37 units_3: 41 units_4: 35 units_5: 53 units_6: 19 units_7: 45 units_8: 21 units_9: 45 optimizer: RMSProp	0.056238699704408646 / 0.189

Модель	Значения функции потерь/время (с)
Individual 22 Generation 2 Hyperparameters: activation: tanh num_layers: 9 units_0: 35 units_1: 9 units_2: 51 units_3: 41 units_4: 27 units_5: 37 units_6: 51 units_7: 55 units_8: 43 optimizer: RMSProp	0.034732114523649216 / 0.156
Individual 5 Generation 3 Hyperparameters: activation: relu num_layers: 7 units_0: 43 units_1: 9 units_2: 15 units_3: 51 units_4: 53 units_5: 35 units_6: 39 optimizer: Adam	0.028571775183081627 / 0.142
Individual 32 Generation 4 Hyperparameters: activation: relu num_layers: 10 units_0: 43 units_1: 35 units_2: 35 units_3: 15 units_4: 11 units_5: 23 units_6: 13 units_7: 35 units_8: 5 units_9: 11 optimizer: Adam	0.024999937042593956 / 0.152
Individual 11 Generation 5 Hyperparameters: activation: relu num_layers: 10 units_0: 35 units_1: 55 units_2: 15 units_3: 43 units_4: 35 units_5: 17 units_6: 17 units_7: 11 units_8: 47 units_9: 31 optimizer: Adam	0.020685754716396332 / 0.112

В результате экспериментальных исследований были отобраны лучшие модели из 5 поколений для участия во втором этапе экспериментов.

Второй этап экспериментальных исследований предусматривал верификацию результатов работы отобранных моделей на основе реальных данных [11, 12]. Для проверки системы предотвращения фронтального столкновения был взят автомобиль Kia Cerato со стандартной системой Kia FCA и характеристиками, приведенными в таблице 2, а также неподвижный объект – картонная коробка. Испытания проводились на скоростях: 40, 45, 50, 55, 60 км/ч; в 3 режимах реакции водителя: своевременная реакция водителя (как только подается сигнал, водитель начинает процесс торможения); реакция водителя с задержкой в 1 секунду и реакция водителя с трехсекундной задержкой.

Таблица 2

## Характеристики автомобиля

Характеристика	Значение
Двигатель	2.0 MPI
Диаметр цилиндра x ход поршня, мм	77 x 85.4
Мощность, л.с.	150
Степень сжатия	10,3
Крутящий момент, Н·м	192
Тип привода	Электроусилитель; «шестерня–рейка»
Тип топлива	Бензин, АИ 92–95
Рабочий объем, л	2.0
Рабочий объем, см <sup>3</sup>	1999,4
Экологический класс	Евро–5
Коробка передач	Автомат (6АТ)
Топливная система	MPI (распределенный впрыск топлива с электронным управлением)
Привод	Передний
Объем топливного бака, л	50

Характеристика	Значение
Время разгона 0–100 км/ч, с	9,8
Расход топлива комбинированный, л/100 км	7,4
Объем масла в трансмиссии, л	6,7
Тип кузова	Седан
Габариты (длина/ширина/высота), мм	4640 / 1800 / 1450
Колесная база, мм	2700
Дорожный просвет, мм	150
Генератор	120А
Стартер	1.2 KW
Размер передних тормозных дисков	Вентилируемые дисковые / 280 x 23
Размер задних тормозных дисков	Дисковые / 262 x 10 (284 x 10 в версиях с электромеханическим стояночным тормозом)
Передняя подвеска	Независимая, пружинная, типа Макферсон, со стабилизатором поперечной устойчивости
Задняя подвеска	Полузависимая, пружинная, с телескопическими амортизаторами
Передаточное число рулевого управления	12,7
Число оборотов руля между крайними положениями	2,44
Минимальный радиус разворота, м	5,3
Максимальная скорость, км/ч	203
Ускорение (сек) 80->120 км/ч	7
ABS	Есть
EPS	Есть
Круиз-контроль	Есть

После испытаний был проведен сравнительный анализ результатов работы стандартной системой FCA с разработанным решением. Результаты проведенных испытаний приведены в таблице 3.

Таблица 3

#### Результаты проведенных испытаний

Система	Среднее расстояние до объекта при FCA, м			Среднее расстояние до объекта при разработанной системе, м		
	0 с	1 с	3 с	0 с	1 с	3 с
Задержка реакции водителя						
40 км/ч	4.5	2.2	1.2	4.5	2.4	1.5
45 км/ч	4	1.6	0.8	4	1.8	1.1
50 км/ч	3.4	1.1	0.3	3.5	1.3	0.6
55 км/ч	2.6	0.6	-0.7	2.7	0.9	0.25
60 км/ч	1.4	0.1	-1.3	1.5	0.5	0.03

По результатам сравнительного анализа было установлено, что нейросетевая модель справляется лучше, чем стандартная система FCA, в случаях, когда задержка реакции водителя выходит за регламентированные пределы в 2 с.

#### Заключение

В работе предложена нейросетевая модель для системы предотвращения фронтальных столкновений. Найдена оптимальная архитектура нейронной сети для задачи предотвращения фронтальных столкновений. Полученная модель показала высокую точность как на обучающей и тестовой выборках, так и на валидационной. Также были проведены полевые испытания, показавшие, что система предотвращения фронтальных столкновений, основанная на нейронной сети, в ряде случаев справляется лучше, чем стандартная система FCA.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Кадиленко Е. С., Тимофеева О. П. Определение оптимальной траектории движения транспортного средства на определенном участке карты. *Будущее технической науки: материалы XI Международной молодежной конференции*. 2012:45–46.
2. Тимофеева О. П., Ермаков О. П., Туманова Д. Н. Модель системы «умных светофоров» на базе AnyLogic. *Будущее технической науки: материалы XV Международной молодежной конференции*. Н. Новгород; 2016:115–116.
3. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*. 2017;606:84–90. DOI: 10.1145/3065386.
4. Russakovsky O., Deng J., Su H. et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *Int. J. of Computer Vision*. 2015;1153:211–252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y.
5. Круглов В. В., Борисов В. В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. М.: Горячая линия–Телеком; 2002. 382 с.
6. Каллан Р. *Основные концепции нейронных сетей* / пер. с англ. А. Г. Сивака. М.: Издательский дом «Вильямс»; 2001. 287 с.
7. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. *Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы* / пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.
8. Kingma D. P., Ba J. *Adam: A Method for Stochastic Optimization*. 2014. *arXiv:1412.6980*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>.
9. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. *Genetic Programming and Evolvable Machines*. 2018;19:305–307. DOI: 10.1007/s10710-017-9314-z.
10. Sutton R. S., Barto A. G. *Reinforcement Learning: An Introduction*. Cambridge: The MIT Press; 2014. 338 p.
11. Silver D., Huang A., Maddison C. J. et al. Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search. *Nature*. 2016;529:484–489. DOI: 10.1038/nature16961.
12. Kohavi R. A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 1995:1137–1143.