

НЕЙРОСЕТЬ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РУССКОЙ ЖЕСТОВОЙ АЗБУКИ

С. Г. Еловой^а, Д. К. Берестин^б

Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация

^а ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1860-9303>, s.elovoy@yandex.ru

^б ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3977-3281>, Bdk072089@yandex.ru

Аннотация: в статье представлена реализация нейронной сети для распознавания жестов русской дактильной азбуки и описан процесс ее обучения. Особое внимание уделено разработке алгоритмов автоматического распознавания жестов, основанных на обработке изображений. Кадры видеосъемки жестов подаются на вход нейросети в виде выходных векторов. Нейросеть распознает буквы русского алфавита. Разработанный комплекс предусматривает балльную оценку навыков обучаемых жестовому языку, мотивируя их продолжать обучение. В работе приводится детальное описание математических моделей, используемых для оценки результатов, и механизмов взаимодействия с пользователями. Цель исследования — повышение доступности и эффективности обучения русскому жестовому языку. Разработанная система значительно улучшает процесс обучения языку глухонемых, обеспечивая автоматическое распознавание жестов и эффективную мотивацию обучающихся через игровую механику и четкую оценку результатов.

Ключевые слова: нейронная сеть, обучение нейронной сети, трехмерные структуры нейронной сети.

Для цитирования: Еловой С. Г., Берестин Д. К. Нейросеть для распознавания русской жестовой азбуки. *Успехи кибернетики*. 2026;7(1):33–38.

Поступила в редакцию: 17.08.2025.

В окончательном варианте: 26.03.2026.

A NEURAL NETWORK FOR THE RUSSIAN SIGN LANGUAGE RECOGNITION

S. G. Elovoy^а, D. K. Berestin^б

Surgut State University, Surgut, Russian Federation

^а ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1860-9303>, s.elovoy@yandex.ru

^б ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3977-3281>, Bdk072089@yandex.ru

Abstract: we implemented a neural network to recognize Russian finger-spelling gestures and described the training process. We developed image-processing procedures for gesture recognition. We used video frames as input vectors for the neural network. The network recognizes Russian finger-spelling. The system provides a scoring method to assess the skills of students learning sign language and motivates them to continue training. We described the mathematical models used to evaluate results and the mechanisms for user interaction. The study aims to improve the accessibility and effectiveness of Russian sign language instruction. The system improves the learning process for deaf and hard-of-hearing users by providing automatic gesture recognition, game-based motivation, and a clear assessment of results.

Keywords: neural network, neural network training, 3D neural network structure.

Cite this article: Elovoy S. G., Berestin D. K. A Neural Network for the Russian Sign Language Recognition. *Russian Journal of Cybernetics*. 2026;7(1):33–38.

Original article submitted: 17.08.2025.

Revision submitted: 26.03.2026.

Введение

В настоящее время существует множество видов обучения языку глухонемых, таких как коллективное, дистанционное и индивидуальное. Все виды обучения имеют свои сильные и слабые стороны.

К коллективным видам обучения отнесем посещение ряда различных секций, кружков и образовательных учреждений. Главными достоинствами такого вида обучения являются быстрота и качество обучения. Преподаватель и обучающиеся в значительной степени влияют на быстроту и качество обучения. К преимуществам также можно отнести положительное моральное и психологическое влияние на обучающегося. Все обучающиеся заняты одним общим делом — обучением, что повышает интерес к данному занятию. Во время обучения они ощущают моральную поддержку со стороны коллектива. Например, напарник, с которым идет обучение, может увидеть ошибки обучающегося, остающиеся

для него самого незамеченным. Самое важное при этом — практические навыки общения с другими людьми, которые получают обучающиеся.

Недостатками данного вида обучения являются зависимость от территориального расположения места занятий и дороговизна [1]. Обучение должно проходить в одном месте в одно и то же время по выбору организаторов или самих учащихся. В результате появляется зависимость от установленного времени и расположения места обучения, что не всегда удобно как самому обучающемуся, так и организаторам [2].

Материалы и методы

Для облегчения организации обучения предлагаем проектирование системы, основной функцией которой будет распознавание с кадра жеста и сопоставление ему символа [3]. Кадр жеста подается как вектор входных значений для нейросети, которая распознает жест из русского алфавита языка глухонемых [4]. Вторичные функции модуля связаны с управлением видеопотоком. Видео подается на отдельный поток приложением и выводится на экран. Для подачи входной информации реализована функция сохранения кадра.

Основные функции системы — это расчет числовых характеристик пользователей и разграничение достижений. Функция расчета характеристики «баллы» рассчитывает целочисленное значение по математической модели для каждой тренировки. После расчета характеристики «баллы» функция расчета характеристики «навык» рассчитывает целочисленное значение по своей математической модели, эталонной для всех систем тренировок. Процедура разграничения достижений работает после выполнения нескольких условий, связанных с получением определенной характеристики «навыка» и доступа к новым системам тренировки. Также система имеет процедуру считывания характеристик для их обновления и записи обновленных характеристик. При получении нового достижения, увеличенного «навыка» и прохождении тренировки активируется процедура «уведомление на экране» [5, 6].

Математические модели используются для вычисления пользовательских характеристик, накопления статистической информации, анализа численных характеристик пользователя, работы нейросети [7, 8].

Для систем тренировки знания алфавита и тренировки жестов характеристика «баллы» рассчитывается как удвоенное количество правильных ответов:

$$B_T = 2 \cdot K_T, \quad (1)$$

где B_T — характеристика «баллы», полученная за тренировку, K_T — количество правильных ответов за тренировку.

Для системы тренировки перевода предложений характеристика «баллы» рассчитывается как удвоенное количество правильных ответов минус количество неправильных ответов:

$$B_T = 2 \cdot K_T - N_T, \quad (2)$$

где B_T — характеристика «баллы», полученная за тренировку, K_T — количество правильных ответов за тренировку, N_T — количество неправильных ответов за тренировку.

При расчете статистики характеристики «баллы» берется имеющаяся характеристика, записанная в базу данных (БД), и складывается с вычисленной за тренировку:

$$B = B + B_T, \quad (3)$$

где B — характеристика «баллы», B_T — характеристика «баллы», полученная за тренировку.

При расчете статистики характеристики «навык» берется характеристика «баллы» из БД и делится на сто, целая часть частного равна характеристике «навык»:

$$S = B/100, \quad (4)$$

где B — характеристика «баллы», S — характеристика «навык».

При расчете средних значений правильных ответов по тренировкам и жестам вычисляется среднее геометрическое значение правильных ответов для каждой тренировки и жеста:

$$K_{\text{ср}} = \sqrt{K_{\text{тр}} \cdot K_T}, \quad (5)$$

где $K_{тр}$ — количество правильных ответов за тренировки, K_T — количество ответов после тренировки;

$$K_{жср} = \sqrt{K_{ж} \cdot K_{тж}}, \quad (6)$$

где $K_{ж}$ — количество правильных ответов по жестам, $K_{тж}$ — количество ответов после тренировки по жесту.

На вход нейросети будет подаваться вектор значений, отражающий каждый пиксель фото:

$$n_i = x_i \cdot \omega_i, \quad (7)$$

где n_i — нейрон, x_i — значение пикселя, ω_i — вес нейрона.

Для активации нейронной сети будем использовать сигмоидную функцию.

Сумматор считает комбинированный вход нейрона:

$$V = \sum x_j \cdot \omega_j, \quad (8)$$

где x_j — состояние j -го нейрона, ω_j — вес j -го нейрона.

Обучение проходит по методу обратного распространения ошибки.

Нахождение ошибки j -го нейрона:

$$e_j = \sum_k e_k \cdot \omega_{jk} \cdot \sigma(v_j) \cdot (1 - \sigma(v_j)), \quad (9)$$

где e — ошибка нейрона, k — индекс, соответствующий слою, v — вывод сумматора, $\sigma(v)$ — функция активации, w — вес нейрона.

Для нахождения величины, на которую необходимо изменить вес j -го нейрона, используется формула:

$$d\omega_j = x_{j-1} \cdot e_j \cdot n, \quad (10)$$

где $d\omega$ — величина изменения веса j -го нейрона, x — величина сигнала нейрона, e — величина ошибки j -го нейрона, n — норма обучения.

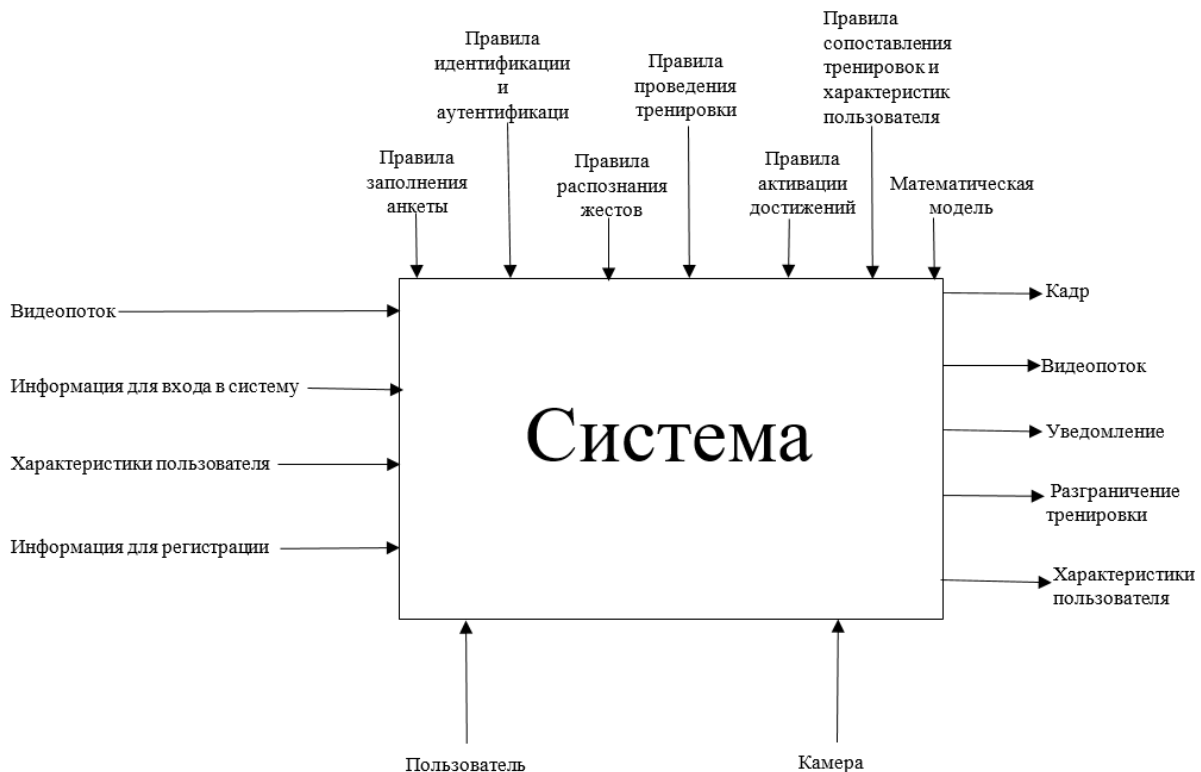


Рис. 1. Контекстная диаграмма «Система»



Рис. 2. Контекстная диаграмма «Система личного кабинета»

Результаты и их обсуждение

На контекстной диаграмме отражены все входные данные в систему, правила их обработки, механизмы, манипулирующие данными, и выходные данные системы (рис. 1).

Далее проведем декомпозицию системы на процессы и покажем их взаимосвязь. На рис. 2 представлена контекстная диаграмма «Система личного кабинета». В рассматриваемой системе при регистрации пользователь заполняет анкету, указывая персональную и идентифицирующую информацию о себе. Далее для идентификации и аутентификации используются логин и пароль соответственно. Анкета составляется по шаблону, генерируемому каждый раз при регистрации. Идентификация происходит по сопоставлению логина пользователя с логином, записанным в БД при регистрации. Далее происходит аутентификация по тому же принципу. Пользователь может пройти регистрацию или аутентификацию. После регистрации данные из анкеты записываются и хранятся в БД. После аутентификации данные пользователя загружаются из БД в систему личного кабинета.



Рис. 3. Контекстная диаграмма «Система перевода языка»

На рис. 3 представлена «Система перевода языка», в данной системе камера генерирует видеопоток, выделяет кадр. Видеопоток передается с камеры устройства в режиме реального времени. Кадр сохраняется при фотографировании жеста пользователем. Видеопоток выводится на экран устройства [7].

На рис. 4 показана «Система тренировок», в данной системе правила представляют собой модель поведения нейросети при переводе жеста на дактильную азбуку. Жест, переведенный в символ дактильной азбуки, выводится на экран. Пользователь проходит тренировку. Каждый вид тренировки имеет свои правила, по которым происходит тренировка и подводятся ее итоги [8].

Количество правильных ответов рассчитывается по количеству правильно распознанных символов. Символом является буква дактильной азбуки, переведенная с кадра жеста пользователя. При

достижении определенной характеристики «баллы» пользователю будет предоставляться доступ к специальным тестам. После успешного прохождения теста сообщение отправляется в процесс «Получение достижения и расчет характеристик», а информация о доступных тренировках записывается в таблицу разрешенных тренировок пользователя БД.

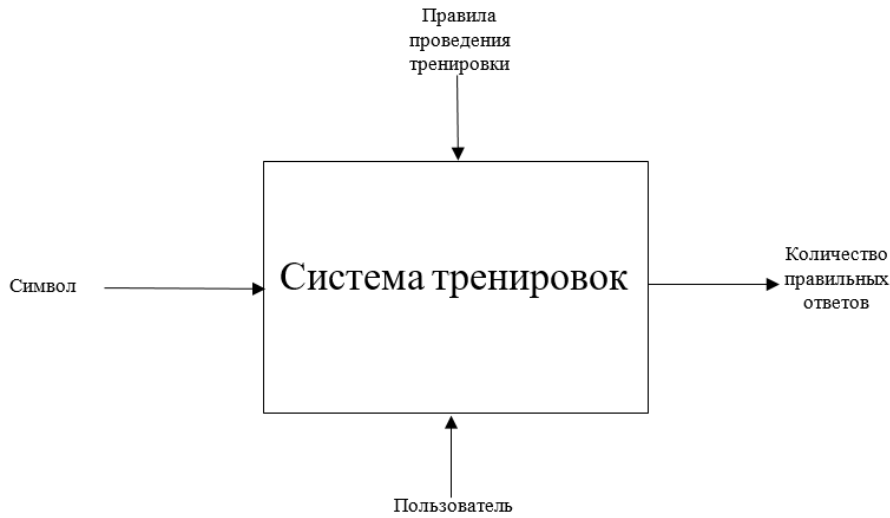


Рис. 4. Контекстная диаграмма «Система тренировок»

Отражение различных состояний в процессе начисления характеристик и достижений после прохождения тренировок представлено на рис. 5 ниже. Процесс начинается с включения сервера и перехода системы в состояние «Ожидание получения данных».

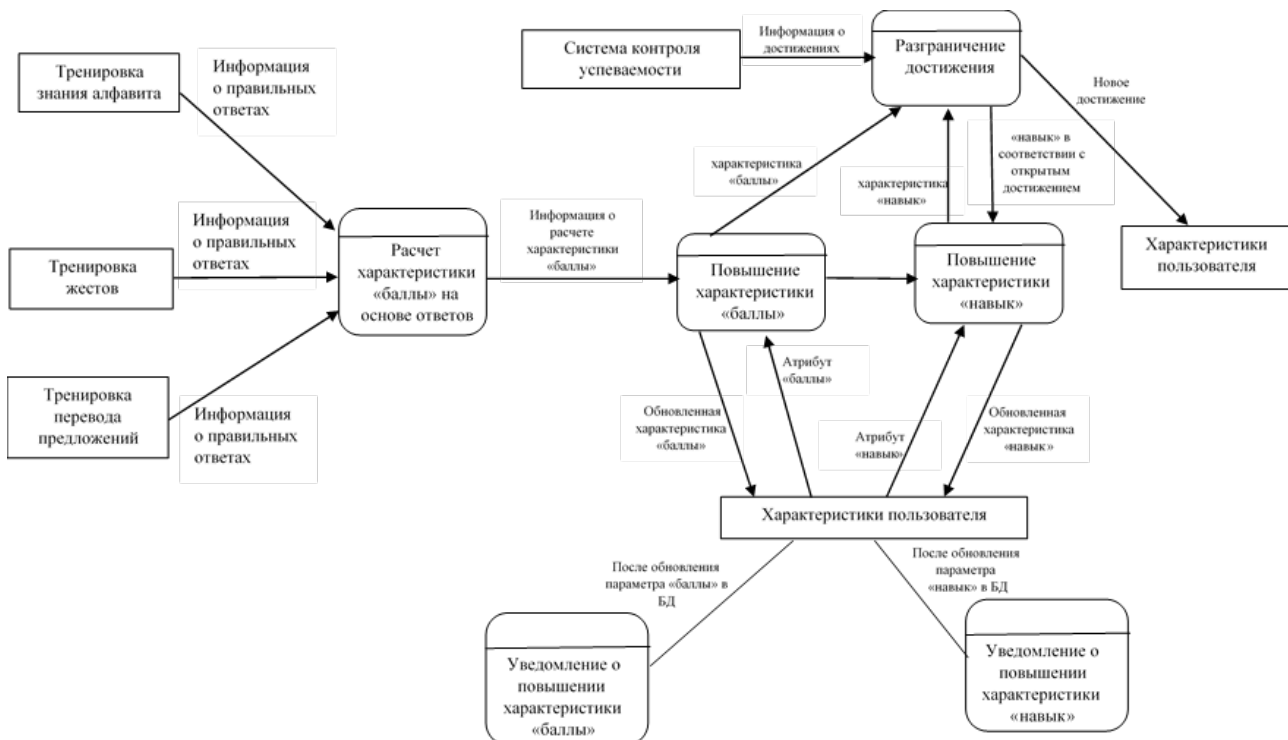


Рис. 5. Процесс «Получение достижения и расчет характеристик» в нотации DFD

Далее происходит расчет характеристики «баллы» за пройденную тренировку, система переходит в режим «Расчет баллов». На основании рассчитанных характеристик рассчитывается характеристика «навык», система переходит в режим «Расчет навыка». Из состояния «Расчет навыка» можно перейти в состояние «Открытие достижения».

После этого должны быть рассчитаны характеристики пользователя «баллы» и «навык», система переходит в состояние «Расчет характеристики “баллы”» затем «Расчет характеристики “навык”». После всех расчетов обновляются имеющиеся данные в БД, система в состоянии «Обновление данных», процесс переходит в первоначальное состояние «Ожидание получения данных» либо завершается отключением сервера. На узле «Смартфон пользователя» находится компонент «OS Android 7.0» — это операционная система узла, в которой будут функционировать все остальные его компоненты. Компонент приложение «Client.apk» использует компонент «Java.net» для общения с компонентом «Netty» узла «Сервер приложений» с помощью протокола SOAP, компонент «Java.swing» — для отображения GUI, компонент «XML» — для хранения переменных и промежуточной информации, компонент «Java.sql» — для использования функционала работы с БД. Компонент «Java.sql» используется для абстрагирования от физической модели СУБД и предоставляет интерфейс доступа к базе данных. Компонент «DataBase» управляется СУБД «SQLite». Компоненты «Java.sql» и «Java.net» используют компонент «Java.Thread» для параллельного выполнения своих функций.

Заключение

Представлены структуры информационных систем: «Система», «Система перевода языка», «Система тренировок», «Система достижений», «Система личного кабинета», а также их входные и выходные данные, правила и механизмы для каждой подсистемы. Показаны изменения данных при прохождении процессов. Описаны сценарии поведения системы с внешней средой: расчет характеристик и получение достижения, накопление и отображение информации об обучении, прохождении тренировки, переводов жестов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Комарова А. А. Русский жестовый язык: основные проблемы изучения лексики. *Учен. зап. Казан. ун-та. Сер. Гуманит. науки.* 2022;164(1–2):116–134. DOI: 10.26907/2541-7738.2022.1-2.116-134.
2. Королькова О. О. Русский жестовый язык: актуальные проблемы изучения, состояние, перспектива. *Вестник НГУ. Серия: История, филология.* 2020;19(9):64–73. DOI: 10.25205/1818-7919-2020-19-9-64-73.
3. Сафонова А. В. Роль машинного обучения и искусственного интеллекта в оптимизации информационных систем. *Научный аспект.* 2024;44(6):5604–5608.
4. Маралов А. А., Серимбетов Б. А. Современные методы распознавания образов подходы алгоритмы и реализация в информационных системах. *Вестник науки.* 2025;2(2):697–703.
5. Буч Г., Рамбо Дж., Якобсон И. *Язык UML: руководство пользователя* / пер. с англ. Н. Мухина. 3-е изд. М.: ДМК Пресс; 2022. 495 с.
6. Гома Х. *UML. Проектирование систем реального времени, параллельных и распределенных приложений: практическое руководство* / пер. с англ. А. А. Слинкина. 2-е изд. М.: ДМК Пресс; 2023. 701 с.
7. Дружинина О. В., Масина О. Н., Игонина Е. В. Применение методов искусственного интеллекта и когнитивных технологий в задачах моделирования динамических систем. *Современные информационные технологии и ИТ-образование.* 2022;18(1):83–97. DOI: 10.25559/SITITO.18.202201.83-97.
8. Прошина М. В. Современные методы обработки естественного языка: нейронные сети. *Экономика строительства.* 2022;5:27–42.