

Дата поступления рукописи в редакцию: 15.05.2026 г.
Дата принятия рукописи в печать: 27.05.2026 г.

DOI: 10.24412/2076-1503-2026-5-696-703

СЕМЕНОВ Александр Александрович,
научный сотрудник ФКУ НПО «СТУС» МВД России,
e-mail: mail@law-books.ru

ГОНЧАР Владимир Владимирович,
Доцент кафедры информационных технологий и
организации расследования киберпреступлений
Московская академия Следственного комитета
Российской Федерации имени А.Я. Сухарева,
e-mail: vg0778@bk.ru

СОВРЕМЕННОЕ ПОНИМАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ЭВОЛЮЦИЯ, СУЩНОСТЬ И ОСОБЕННОСТИ РАЗВИТИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация. Описана эволюция представлений об искусственном интеллекте и показано отсутствие его строгого определения. Подчеркивается, что современный искусственный интеллект фактически сводится к методам машинного обучения и нейронным сетям. Рассмотрены принципы их функционирования, различие между обучением и инференсом, а также ключевая роль данных в процессе обучения. Отмечены экспериментальный и децентрализованный характер развития машинного обучения и влияние роста вычислительных мощностей. Сделан вывод о преимущественно эмпирической природе современного этапа развития искусственного интеллекта.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, инференс, датасет, алгоритмы, математическое моделирование, обучение моделей, искусственные нейросети, вычислительные технологии, экспериментальный подход, обработка данных.

SEменов Alexander Alexandrovich,
Chief Researcher, Federal State Budgetary Institution "STIS"
of the Ministry of Internal Affairs of Russia

GONCHAR Vladimir Vladimirovich,
Associate Professor, Department of Information
Technology and Cybercrime Investigation
Moscow Academy of the Investigative Committee
of the Russian Federation named after A. Ya. Sukharev

A CONTEMPORARY UNDERSTANDING OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE: THE EVOLUTION, NATURE, AND DEVELOPMENT OF MACHINE LEARNING

Annotation. The evolution of concepts around artificial intelligence is described, demonstrating the lack of a strict definition. It is emphasized that modern artificial intelligence essentially boils down to machine learning methods and neural networks. The principles of their operation, the distinction between learning and inference, and the key role of data in the learning process are examined. The experimental and decentralized nature of machine learning development and the impact of increasing computing power are highlighted. A conclusion is drawn regarding the predominantly empirical nature of the current stage of artificial intelligence development.

Key words: artificial intelligence, machine learning, neural networks, inference, dataset, algorithms, mathematical modeling, model training, artificial neural networks, computational technologies, experimental approach, data processing.

Технологии искусственного интеллекта стремительно развиваются начиная с 2010-х гг. Практически каждый месяц появляются новые подходы и решения, позволяющие на порядки улучшить качество решения компьютером различных задач или даже решать новые задачи, которые никогда раньше не удавалось автоматизировать и поручить ему. Автоматическое распознавание лица человека среди миллионов других, обнаружение и точная классификация практически любых объектов, умные чат-боты, быстрое выстраивание маршрутов для путешествий с учетом возможностей транспорта и

пробок на дорогах и др. – лишь немногие задачи, решаемые с помощью технологий искусственного интеллекта.

Важно понимать: несмотря на то, что термин «искусственный интеллект» широко распространен, употребляется повсеместно и даже упоминается в нормативных и законодательных актах Российской Федерации, ни в математике, ни в компьютерных науках четкого определения этого понятия не существует. Разные поколения математиков и программистов под искусственным интеллектом понимали разные вещи, чаще всего – просто наиболее передовые алгоритмы и программы своего времени.

Искусственный интеллект/ИИ/artificial intelligence/AI – научно-популярное понятие, обозначающее передовые разработки в области математики и информатики на момент времени.

Так, например, в свое время к искусственному интеллекту относили динамическое программирование, всю математическую логику, компиляторы и т. д. В связи с этим характерна ситуация, когда специалисты и ученые старших возрастных категорий говорят о том, что хорошо разбираются в искусственном интеллекте, но при этом мало знакомы с решениями, относящимися к нему в настоящий момент.

В середине XX в. среди математиков появилась идея сделать машину, которая смогла бы производить вычисления быстрее человека. Казалось необходимым, что для этого нужно сначала научиться математически воспроизводить мышление человека. Так появилась идея «искусственной нейронной сети» (или просто «нейросети»), т. е. математического алгоритма, выстроенного по образу и подобию устройства человеческого мозга (так, как его себе приблизительно представляли математики). Подражание человеческому мозгу выражалось в названии элементов алгоритма «нейронами», «синапсами», «аксонами», «активациями» и т. д., хотя по сути нейросети были

очень примитивными алгоритмами, состоящими из сложений, делений и тригонометрических функций. Предполагалось, что эти алгоритмы можно применять для разных задач, и для решения конкретной задачи нужно их как-то настроить, или «обучить», подражая тому, как можно обучить человека. Соответственно, в данных алгоритмах предусматривались параметры, которые можно настроить в соответствии с конкретной задачей. Математически выражаясь, нейросеть представляли как некоторую функцию f , принимающую на вход входные данные x , выполняющую над ними вычисления с использованием параметров w , в результате чего выдающую значение y , при чем параметры w можно настроить под конкретную задачу (рис. 1). Далее по тексту любые буквенные обозначения переменных могут в зависимости от контекста подразумевать под собой одно число, вектор чисел, матрицу, какой-нибудь сложный объект и т. д. Процесс определения значений параметров w , подходящих для конкретной задачи, со временем стали называть «машинным обучением».

$$y = f(w, x)$$

Рисунок 1. Формула машинного обучения (формула № 1)

Математики долгое время развивали эту идею: доказывали различные теоремы, выявляли пределы применения нейросетей и т. д., однако

никакого практического развития нейросети долгое время не получали.

Ситуация изменилась в начале XXI в., когда в результате стремительного роста вычислительной мощности процессоров выполнение большого объема вычислений стало доступно практически любому человеку, обладающему персональным компьютером. Раньше программная реализация алгоритма и попытка его применения для решения реальной задачи были мало доступны, в связи с чем возникала необходимость долгого и подробного теоретического исследования. Сейчас же любой математик, разработавший некоторый алгоритм, почти всегда может на своем компьютере написать простую программу для его тестирования. Другими словами, в современной математике практика начала стремительно вытеснять теорию. Также и с нейросетями, люди просто начали пробовать их модифицировать, обучать и смотреть, что из этого получится. Любой положительный опыт благодаря существованию интернета моментально становится достоянием мирового сообщества, в связи с чем развитие нейросетей приобрело лавинообразный характер. Приме-

чательно, что для определенной области применения нейросетей сначала появляются одна или несколько удачных нейросетей, решающих задачу с достаточным уровнем качества, после чего в течение нескольких лет происходит стремительное развитие все новых и новых подходов в этой области, которое по мере исчерпания новых идей постепенно останавливается. Так, в 2010-х гг. с появлением так называемых сверточных нейронных сетей произошла почти полная замена технологий компьютерного зрения, а в 2020-х гг. с появлением нейросетей-трансформеров начала происходить революция в области анализа и генерации текстов. Фактически в наше время именно машинное обучение является технологией, обеспечивающей большую часть прорывов в развитии науки и техники.

И, напротив, под машинным обучением следует понимать именно получившие развитие в наше время технологии и алгоритмы, которые унаследовали от машинного обучения XX в. лишь терминологию.

Машинное обучение (как область знаний)/machine learning/ML – область математики, развившаяся в XXI в., объединяющая подходы к автоматическому созданию алгоритмов, при которых человек разрабатывает структуру алгоритма

и настраивает процесс подбора параметров алгоритма, а сам подбор параметров алгоритма, придающих ему наилучшие свойства, происходит программно.

Машинное обучение (как процесс) – процесс подбора программой на компьютере оптимальных параметров некоторого алгоритма. Слово «машинное» часто опускают и говорят просто «обучение».

Искусственная нейронная сеть/ИНС/нейросеть – алгоритм, получающийся в результате машинного обучения.

Весы нейросети – параметры нейросети, подбираемые в процессе машинного обучения.

Таким образом, под искусственным интеллектом в наше время понимается именно машинное обучение и алгоритмы, получающиеся в его результате, которые чаще всего называют нейросетями.

Следует отличать процесс машинного обучения алгоритмов от процесса применения математических алгоритмов, которые по своей природе являются итерационными. Среди традиционных математических алгоритмов много удобных и полезных, все еще применяемых повсеместно, в том числе совместно с нейросетями. Про те из них, которые являются итерационными, иногда

небрежно говорят, что они «учатся», хотя в действительности в большинстве даже нет никаких параметров, только входные значения. Эта небрежность в терминологии породила путаницу с определением понятия машинного обучения настолько большого масштаба, что появилось даже понятие «классического машинного обучения», к которому относят алгоритмы, разработанные за десятки и сотни лет до появления компьютеров и никакого отношения к машинному обучению, конечно, не имеющие. Справедливости ради надо сказать, что среди них все же есть алгоритмы, попадающие под данное выше определе-

ние машинного обучения и появившиеся до бума искусственного интеллекта в XXI в., однако они немногочисленны и представляют собой скорее исключение из общей массы.

Характерный пример алгоритма, который иногда считают алгоритмом классического машинного обучения – метод наименьших квадратов. Он представляет собой раз и навсегда записанную математическую матричную формулу, однако, чтобы минимизировать погрешность вычислений на компьютере, вычисления по формуле иногда осуществляют не в один шаг, а итерационно, в связи чем создается ложная аналогия с машинным обучением.

Вернемся к нейросетям. Обратим внимание на то, что процесс использования нейросети f для решения задачи и процесс машинного обучения этой же нейросети с целью определения значений ее весов w – разные процессы. При этом часто в процессе машинного обучения нейросети выполняют ее тестирование с некоторыми текущими значениями весов. Чтобы отличать применение алгоритма в практической задаче от действий с алгоритмом в процессе машинного обучения, используют термин «инференс».

Мы недаром указали, что машинное обучение выполняется именно программой на компьютере. Самые примитивные нейросети могут содержать всего несколько десятков весов, которые при желании подбираются вручную. Чаще используют нейросети, обладающие миллионами и миллиардами весов. В общем случае никакой человеческой жизни не хватит для того, чтобы выполнить хотя бы тысячную часть процесса подбора такого числа весов, и тем более для того, чтобы изучить все мыслимые комбинации и структуры, которые могут быть построены с таким числом элементов, в связи с чем доскональное теоретическое изучение нейросетей и машинного обучения невозможно. Как следствие, вопреки тому, как обычно в математике происходит развитие новых подходов, т. е. научным путем (введение четких определений и аксиом, доказательство теорем, переход к практике только после обоснования применимости и т. д.), машинное обучение развивается не научным, а экспериментальным путем, можно сказать, «методом тыка». При этом машинное обучение остается областью математики, именно знания в области математики позволяют правильно конструировать нейросети и направлять в нужную сторону процесс их обучения.

Машинное обучение развивается не научным, а экспериментальным путем.

Как следствие экспериментального способа развития машинного обучения, совершенно нормальна ситуация, при которой в один момент времени крупная компания с огромным штатом высококвалифицированных специалистов достигает некоторого передового результата в обучении нейросетей, а в следующий момент времени этот передовой результат оказывается превзойденным никому не известным студентом. Другими словами, развитие машинного обучения происходит хаотично совместными усилиями мирового сообщества. Вследствие этого направлять исследования и разработку новых подходов в области

машинного обучения (например, финансировать исследования с привлечением большого числа ученых) в широком масштабе почти бессмысленно. Другое дело, что при решении некоторой узкой практической задачи с помощью машинного обучения может возникнуть исследовательский процесс, который в свою очередь уже до некоторой степени подчиняется научному подходу. Внедрение же машинного обучения на инженерном уровне в тех областях, где применяемые нейросети и приемы обучения уже более или менее устаканились, является вполне направляемым инженерным процессом.

Машинное обучение развивается хаотично и децентрализовано, овладеть этим процессом и направить его невозможно, возможно лишь направить освоение и адаптацию уже разработанных подходов.

Поскольку целенаправленное развитие машинного обучения невозможно, основной движущей силой, развивающей новые горизонты применения машинного обучения и нейросетей, является научная любознательность. Как следствие, новые подходы зачастую рождаются не в процессе поиска решения каких-то серьезных

задач, а скорее забавы ради, и только потом для появившегося решения находится практически значимое применение. Это резко контрастирует с историей человечества, в которой главными подстрекателями научно-технического прогресса чаще всего являлись войны и стремление к лучшей жизни.

Главным двигателем развития искусственного интеллекта в наше время являются развлечения и коммерческая выгода, а не потребности государства или каких-то отраслей хозяйства.

В связи с последним указанным свойством машинного обучения можно отметить, что в нем есть своего рода мода и тренды, т. е. популярность одних направлений по сравнению с другими. При этом границы применения машинного обучения расширяются с такой скоростью, что человечество не успевает внедрять его результаты. Из-за чего как в России, так и во всех других странах наблюдается дефицит специалистов в

области машинного обучения, и нет никаких предпосылок к тому, чтобы этот дефицит перестал расти в обозримом будущем. Кроме того, поскольку машинное обучение как область знаний фактически появилось только в XXI в., среди специалистов почти отсутствуют представители старших возрастных категорий, во время обучения и начала карьеры которых машинное обучение фактически не существовало.

Специалистом по искусственному интеллекту (по машинному обучению) в наше время можно считать человека с математическим образованием и некоторым опытом в машинном обучении.

Специалист по машинному обучению, способный правильно формализовать решаемую задачу, подобрать или разработать нейросеть и запустить процесс ее машинного обучения, все еще нуждается в данных, на которых нейросеть будет учиться, т. е. попросту в примерах, точно также же, как если бы он учил человека. Однако ум человека способен ухватывать суть и отбрасывать лишние детали, будь то пример изображения, песни, текста, таблицы и т. д. Например, если человеку впервые показать, как выглядит штангенциркуль, он без труда сможет впредь распознать этот инструмент, даже если тот будет из другого материала, другого цвета, размера и т. д. Никакой математический алгоритм и, следовательно, никакая программа не обладает подобной обобщающей способностью. Чтобы в процессе машинного обучения определить математически оптимальные значения весов нейросети, необходимо использовать множество разнообразных примеров типовых данных, над которыми предполагается выполнять инференс нейросети. По сути дела, в процессе машинного обучения нейросеть

«усредняет» эти данные и запоминает все общие детали. Однако любые возможные особенности данных, знания о которых при машинном обучении не были каким-то образом переданы нейросети, она не в состоянии корректно проигнорировать или, наоборот, учесть. Как следствие, поведение нейросети на инференсе в этой ситуации непредсказуемо. Например, если при обучении нейросети, предназначенной для распознавания автомобилей на видео, ей показывали только автомобили марок «Жигули», «Рено» и «Опель», то она вполне вероятно сможет на инференсе распознать «Хонду», поскольку в целом все автомобили имеют примерно одну и ту же форму; но если при обучении использовались только фотографии автомобилей, покрашенных в зеленый цвет, то почти наверняка нейросеть не распознает автомобиль черного или белого цвета.

Таким образом, результат машинного обучения зависит не только от квалификации специалиста, но и от качества и количества данных, используемых при обучении. Как правило, набор данных для обучения нейросети называют датасетом.

Датасет – набор данных, используемый для обучения нейросетей.

Хороший датасет должен обладать определенными свойствами для того, чтобы с его помощью можно было успешно обучить нейросеть (характеристики будут рассмотрены далее). В некоторых случаях собрать и подготовить хороший датасет оказывается затруднительно или вовсе невозможно.

Важно помнить, что любая нейросеть представляет собой просто большую формулу, придуманную все же человеком, а программа лишь подставляет в нее числа. Напротив, если человек не может себе даже структурно представить формулу, которая бы решала задачу, то и никакую нейросеть он для решения этой задачи обучить не

сможет и, следовательно, не нужно пытаться (например, не нужно пытаться создать нейросеть, которая умеет расшифровать зашифрованное сообщение без ключа шифра). В противоположной ситуации, когда человек может себе представить и структуру алгоритма, и то, какие следует заложить значения параметров этого алгоритма, применять машинное обучение также бессмысленно, ведь путь, уже известный человеку, скорее всего гораздо оптимальнее (например, если нужно расшифровывать зашифрованное сообщение, имея на руках ключ шифра, то никакая нейросеть не сделает это лучше, чем уже предусмотренный для этого случая алгоритм).

Если для некоторой практической задачи специалист может придумать строение нейросети, решающей эту задачу, и собрать хороший датасет, то задача решается, в противном случае – не решается. Если для некоторой задачи человек знает или может представить себе алгоритм, получающийся не в результате машинного обучения и решающий целевую задачу, то применение машинного обучения нецелесообразно.

Список литературы:

- [1] Chen Zhang, Joohee Kim Video object detection with two-path convolutional LSTM pyramid. 2016. – URL: https://www.researchgate.net/publication/343702579_Video_Object_Detection_With_Two-Path_Convolutional_LSTM_Pyramid/fulltext/5f3b265892851cd302013482/Video-Object-Detection-With-Two-Path-Convolutional-LSTM-Pyramid.pdf (дата обращения: 16.01.2026).
- [2] Hanson A., Koutilya PNVR, Sanjukta Krishnagopal, Larry Davis Bidirectional Convolutional LSTM for the Detection of Violence in Videos. 2018. – URL: https://openaccess.thecvf.com/content_eccv_2018_workshops/w10/html/Hanson_Bidirectional_Convolutional_LSTM_or_the_Detection_of_Violence_in_Videos_ECCVW_2018_paper.html (дата обращения: 15.01.2026).
- [3] Howard A.G., Menglong Zhu, Bo Chen, Kalenichenko D. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. 2017. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1704.04861/> (дата обращения: 11.01.2026).
- [4] Iandola F.N., Han S., Moskewicz M.W., Ashraf K., Dally W.J., Keutzer K. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and

<0.5MB model size Recognition. 2016. Published as a conference paper at ICLR. 2015. – URL: https://www.researchgate.net/publication/301878495_SqueezeNet_AlexNet-level_accuracy_with_50x_fewer_parameters_and_05MB_model_size (дата обращения: 10.01.2026).

[5] Ioffe S., Szegedy C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1502.03167/> (дата обращения: 13.01.2026).

[6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun Deep Residual Learning for Image Recognition. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385> (дата обращения: 11.01.2026).

[7] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1406.4729/> (дата обращения: 11.01.2026).

[8] Krizhevsky I., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. 2012. – URL: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/file/c399862d3b9de6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf (дата обращения: 12.01.2026).

[9] Lavin A., Scott Gray Fast Algorithms for Convolutional Neural Networks. 2015. – URL: <https://arxiv.org/abs/1509.09308> (дата обращения: 11.01.2026).

[10] Mikolov T., Kai Chen, Corrado G., Jeffrey Dean Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. 2013. – URL: <https://arxiv.org/abs/1301.3781> (дата обращения: 15.01.2026).

[11] Norman P. Jouppi, Cliff Young, Nishant Patil and others In-Datcenter Performance Analysis of a Tensor Processing Unit. 2017. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1704.04760> (дата обращения: 11.01.2026).

[12] Ronneberger O., Fischer Ph., Brox Th. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1505.04597/> (дата обращения: 13.01.2026).

[13] Szegedy C., Wei Liu, Chapel Hill, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich Going Deeper with Convolutions. 2014. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.4842> (дата обращения: 12.01.2026)

[14] Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. 2015. Published as a conference paper at ICLR 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556> (дата обращения: 10.01.2026).

[15] Wei Liu, Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Cheng-Yang Fu, Berg A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. 2016. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.02325> (дата обращения: 11.01.2026).

[16] Официальный сайт ONNX. – URL: <https://onnx.ai/>.

[17] Основы технологий искусственного интеллекта: учебное пособие/ А.А. Семенов, В.В. Гончар, А.С. Эрдниев. – Московский университет МВД России имени В.Я. Кикотя, 2025. – 190с.

[18] Финансовый мониторинг: учебное пособие / В.И. Глотов, А.У. Альбеков, О.Н. Тисен и др. – КноРус, 2022. – 198 с.

[19] Тисен О.Н. Противодействие современным приемам и способам вербовки в международные террористические организации // Российская юстиция. 2018, №9. С. 51-54.

[20] Овчинский А.С., Аветисян К.Р. Аудитальные воздействия на участников массовых мероприятий как объект административно-правового регулирования// Вестник Московского университета МВД. 2015. № 1-. С. 293-297.

[21] Зиборов О.В., Аветисян К.Р. Комплексный подход при противостоянии организации массовых беспорядков// Вестник Московского университета МВД. 2023. № 7. С. 100-104.

References:

[1] Chen Zhang, Joohee Kim Video object detection with two-path convolutional LSTM pyramid. 2016. – URL: https://www.researchgate.net/publication/343702579_Video_Object_Detection_With_Two-Path_Convolutional_LSTM_Pyramid/fulltext/5f3b265892851cd302013482/Video-Object-Detection-With-Two-Path-Convolutional-LSTM-Pyramid.pdf (дата обращения: 16.01.2026).

[2] Hanson A., Koutilya PNVR, Sanjukta Krishnagopal, Larry Davis Bidirectional Convolutional LSTM for the Detection of Violence in Videos. 2018. – URL: https://openaccess.thecvf.com/content_eccv_2018_workshops/w10/html/Hanson_Bidirectional_Convolutional_LSTM_or_the_Detection_of_Violence_in_Videos_ECCVW_2018_paper.html (дата обращения: 15.01.2026).

[3] Howard A.G., Menglong Zhu, Bo Chen, Kalenichenko D. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. 2017. - URL: <https://arxiv.org/pdf/1704.04861/> (access date: 11.01.2026).

[4] Iandola F.N., Han S., Moskewicz M.W., Ashraf K., Dally W.J.,

Keutzer K. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size Recognition. 2016. Published as a conference paper at ICLR. 2015. – URL: https://www.researchgate.net/publication/301878495_SqueezeNet_AlexNet-level_accuracy_with_50x_fewer_parameters_and_05MB_model_size (дата обращения: 10.01.2026).

[5] Ioffe S., Szegedy C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1502.03167/> (access date: 13.01.2026).

[6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun Deep Residual Learning for Image Recognition. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385> (access date: 11.01.2026).

[7] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. 2015. - URL: <https://arxiv.org/pdf/1406.4729/> (access date: 11.01.2026).

[8] Krizhevsky I., Sutskever I., Hinton G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. 2012. - URL: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf (accessed on: 12.01.2026).

[9] Lavin A., Scott Gray Fast Algorithms for Convolutional Neural Networks. 2015. - URL: <https://arxiv.org/abs/1509.09308> (access date: 11.01.2026).

[10] Mikolov T., Kai Chen, Corrado G., Jeffrey Dean Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. 2013. – URL: <https://arxiv.org/abs/1301.3781> (access date: 15.01.2026).

[11] Norman P. Jouppi, Cliff Young, Nishant Patil and others In-Datacenter Performance Analysis of a Tensor Processing Unit. 2017. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1704.04760> (access date: 11.01.2026).

[12] Ronneberger O., Fischer Ph., Brox Th. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. 2015. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1505.04597/> (access date: 13.01.2026).

[13] Szegedy C., Wei Liu, Chapel Hill, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich Going Deeper with Convolutions. 2014. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.4842> (accessed on: 12.01.2026)

[14] Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. 2015. Published as a conference paper at ICLR 2015. - URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556> (access date: 10.01.2026).

[15] Wei Liu, Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Cheng-Yang Fu, Berg A.C. SSD: Single

Shot MultiBox Detector. 2016. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.02325> (access date: 11.01.2026).

[16] ONNX official website. – URL: <https://onnx.ai/>.

[17] Fundamentals of artificial intelligence technologies: a textbook/A.A. Semenov, V.V. Gonchar, A.S. Erdniev. - Moscow University of the Ministry of Internal Affairs of Russia named after V.Ya. Kikotya, 2025. - 190s.

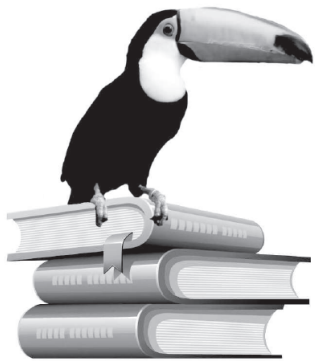
[18] Financial monitoring: training manual/V.I. Glotov, A.U. Albekov, O.N. Tisen et al. - KnoRus, 2022. - 198 s.

[19] Tisen O.N. Countering modern methods and methods of recruitment to international terrorist organizations//Russian Justice. 2018, №9. S. 51-54.

[20] Ovchinsky A.S., Avetisyan K.R. Audio effects on participants of mass events as an object of administrative and legal regulation//Bulletin of the Moscow University of the Ministry of Internal Affairs. 2015. № 1-. S. 293-297.

[21] Ziborov O.V., Avetisyan K.R. An integrated approach to confronting the organization of mass riots//Bulletin of the Moscow University of the Ministry of Internal Affairs. 2023. № 7. S. 100-104.





Юридическое издательство

«ЮРКОМПАНИ»

Издание учебников,
учебных и методических
пособий, монографий,
научных статей.

Профессионально.

В максимально
короткие сроки.

Размещаем
в РИНЦ, E-Library.

ЮРКОМПАНИ

www.law-books.ru