Департамент образования администрации г. Перми

МБОУ «Лицей №1» г. Перми

информатика и информационные технологии

**Использование нейронных сетей**

**для обеспечения безопасности на производстве**

Лобастова Марина Антоновна,

ученица 202 класса, Лицея №1 г. Перми

Герасимов Роман Михайлович,

Аспирант ФПММ ПНИПУ, г. Пермь



Пермь 2020

# Оглавление

[Оглавление 2](#_heading=h.30j0zll)

[Введение 3](#_heading=h.1fob9te)

[Актуальность 4](#_heading=h.3znysh7)

[Цель и задачи 5](#_heading=h.2et92p0)

[Глава 1. Основы нейронных сетей 7](#_heading=h.tyjcwt)

[1.1. Основные идеи 7](#_heading=h.3dy6vkm)

[1.2. Связи в нейронных сетях 8](#_heading=h.1t3h5sf)

[1.3. Математические принципы работы нейронных сетей 9](#_heading=h.4d34og8)

[1.4. Топология нейросетей 12](#_heading=h.26in1rg)

[Глава 2. Компьютерное зрение 15](#_heading=h.lnxbz9)

[2.1. Основные идеи компьютерного зрения 15](#_heading=h.35nkun2)

[2.2. Задачи компьютерного зрения 17](#_heading=h.1ksv4uv)

[Глава 3. Создание нейросети 21](#_heading=h.44sinio)

[3.1. Выбор языка программирования 21](#_heading=h.2jxsxqh)

[3.2. Python 23](#_heading=h.z337ya)

[3.3. Keras 24](#_heading=h.1y810tw)

[3.4. Tensorflow 24](#_heading=h.4i7ojhp)

[3.5 Выбор параметров сети 25](#_heading=h.2xcytpi)

[3. 6 Создание и обучение архитектуры сети 26](#_heading=h.1ci93xb)

[Заключение 30](#_heading=h.2bn6wsx)

[Список литературы 31](#_heading=h.qsh70q)

[Abstract 33](#_heading=h.3as4poj)

# Введение

Компьютерное зрение (иначе техническое, машинное зрение) — теория и технология создания машин, которые могут производить обнаружение, отслеживание и классификацию объектов. Как научная дисциплина, компьютерное зрение относится к теории и технологии создания искусственных систем, которые получают информацию из изображений. Для работы с компьютерным зрением требуются цифровые или аналоговые устройства ввода-вывода, а также вычислительные сети, предназначенные для контроля процесса и подготовки информации для обработки.

Нейронные сети — это модели биологических нейронных сетей мозга, в которых нейроны имитируются относительно простыми, часто однотипными, элементами (искусственными нейронами). Нейронная сеть представляет собой совокупность нейронов, которые составляют слои. В каждом слое нейроны между собой никак не связаны, но связаны с нейронами предыдущего и следующего слоев. Информация поступает с первого на второй слой, со второго — на третий и т.д. Количество слоев и нейронов в них определяют точность и достоверность получаемых результатов при решении задач. Обработку информации обеспечивают не нейроны., а связи между ними - синапсы, определение строения и весовых коэффициентов которых является отдельной задачей.

Машинное зрение — это научное направление в области искусственного интеллекта, в частности робототехники, и связанные с ним технологии получения изображений объектов реального мира, их обработки и использования полученных данных для решения разного рода прикладных задач лишь с частичным вмешательством человека. Машинное зрение может являться областью прикладного применения нейросетей, как, например, в данной работе. При решении задачи распознавания и классификации образов на основе анализа выходных данных нейросети возможно как определять значимые свойства образа, так и приписывать образ к конкретному классу.

В то время как человек может лучше делать выводы на основе полученных данных, чем нейросеть, компьютерные системы имеют привилегию более полного сбора входных данных. Однако формирование изображений составляет самостоятельную область, а методы работы с изображениями, полученными с использованием систем видеонаблюдения, представляют большой интерес в контексте данной работы.

## Актуальность

Заинтересованность современных ученых в изучении различных аспектов нейросетей в целом и компьютерного зрения в частности не вызывает сомнений, но может ли компьютерное зрение принести действительную пользу? В какой сфере компьютерное зрение может стать незаменимым спутником человека?

Одним из вариантов прикладного применения технологий машинного зрения является обеспечение безопасности на производстве. Существующие решения вопроса охраны труда становятся все менее и менее эффективными по мере внедрения новых технологий и увеличения объемов производства, и компьютерное зрение в скором времени может стать действенным инструментом организации контроля безопасности. Нельзя недооценивать важность вопроса безопасности на производстве. По оценкам Международной Организации Труда около 2,3 млн. мужчин и женщин ежегодно погибают в результате несчастных случаев на рабочем месте или связанных с работой заболеваний – в среднем 6 000 человек ежедневно, причиной подавляющего числа которых является несоблюдение мер безопасности. Также исследования показали, что меры по охране здоровья на рабочих местах помогают сократить на 27% продолжительность пребывания в отпуске по болезни и на 26% расходы компаний на медико-санитарное обслуживание. Таким образом, контроль соблюдения мер производственной безопасности является одним из важнейших факторов при организации производственного процесса, и компании заинтересованы в обеспечении и удешевлении этого аспекта производства.

Для решения задач обеспечения комплексной безопасности в настоящее время требуется системная организация контроля текущего состояния объектов. Одними из наиболее перспективных способов контроля являются оптические и оптико-электронные методы, основанные на технологиях обработки видеоизображений, полученных с камер видеонаблюдения. К ним относятся: программы по работе с изображениями; новейшие способы обработки изображений; оборудования для получения, анализа и обработки изображений, т.е. комплекс средств и методов, относящихся к области компьютерного и машинного зрения, в основе которых лежат нейронные сети. В настоящее время нейронные сети являются одним из самых эффективных методов анализа данных. Они применяются при решении большого круга задач, в том числе при прогнозировании качественных и количественных характеристик разрабатываемых информационных систем.

Актуальность исследований, связанных с нейронными сетями обуславливается тем, что машинное обучение является полезным, но малоизученным инструментом устранения негативных факторов на производстве. Хотя решения, полученные на основе нейронных сетей, могут выглядеть и вести себя как обычное программное обеспечение, они различаются по своей сути, поскольку большинство реализаций на основе нейронных сетей «обучается», а «не программируется»: сеть учиться выполнять задачу, а не программируется непосредственно.

## Цель и задачи

Целью работы является исследование, разработка и численная реализация алгоритма распознавания объектов на фото с помощью методов машинного зрения для обеспечения контроля безопасности жизнедеятельности на производстве. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. провести анализ существующих методов распознавания предметов на видео;
2. проанализировать влияние второстепенных факторов, а также различных параметров изображения на качество анализа видео;
3. разработать математическую модель программы;
4. разработать алгоритм обнаружения нейросетью заданных пользователем объектов на фото;
5. протестировать программу в условиях лабораторного эксперимента, с полной подготовкой и проведением эксперимента;
6. исследовать возможности применения программы в смежных областях.

# Глава 1. Основы нейронных сетей

## 1.1. Основные идеи

Термин «нейронная сеть» появился в середине XX века. Первые работы, в которых были получены первичные результаты в данном направлении, были проделаны Мак-Каллоком и Питтсом. В 1943 году ими была разработана компьютерная модель нейронной сети на основе математических алгоритмов и теории деятельности головного мозга. Данная модель заложила основы двух различных подходов исследований нейронных сетей. Один подход был ориентирован собственно на изучение биологических процессов в головном мозге, другой – на применение нейронных сетей как метода искусственного интеллекта для решения различных прикладных задач.

Нейронные сети (искусственная нейронная сеть) — это система соединенных и взаимодействующих между собой простых «процессоров» (искусственных нейронов). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим. Будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, эти процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи, поскольку нейронные сети «обучаются» в процессе работы.

 Настройка параметров нейронной сети называется обучением. Процесс обучения представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма.

Существует ряд базовых понятий, которые описывают составляющие архитектуры любой нейросети. Нейроны располагаются слоями*,* и значения выходов нейронов одного слоя подаются на входы всех нейронов следующего слоя. Входы сети называются входными нейронами, выходы - выходными. Слои нейронов, располагающихся между входным и выходным слоями, называют скрытыми.

Искусственный нейрон (математический нейрон [Маккаллока](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D0%BA%D0%BA%D0%B0%D0%BB%D0%BE%D0%BA,_%D0%A3%D0%BE%D1%80%D1%80%D0%B5%D0%BD) — [Питтса](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%B8%D1%82%D1%82%D1%81,_%D0%A3%D0%BE%D0%BB%D1%82%D0%B5%D1%80), формальный нейрон)  — узел [искусственной нейронной сети](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%98%D1%81%D0%BA%D1%83%D1%81%D1%81%D1%82%D0%B2%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%81%D0%B5%D1%82%D1%8C), являющийся упрощённой моделью [естественного нейрона](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD). Искусственный нейрон имитирует свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Значение каждого входного сигнала умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. Хотя сети бывают довольно разные, их структуры довольно схожи. Множество входных сигналов поступают на искусственный нейрон. Эти входные сигналы отвечают сигналам, которые приходят в точки соединения нейронов - синапсы. Каждый сигнал множится на соответствующий вес и поступает на суммирующий блок. Каждый вес отвечает «силе» одной биологической синаптической связи. Суммирующий блок, который соответствует телу биологического элемента*,* объединяет взвешенные входы, создавая выход. Важно помнить, что нейроны оперируют числами в диапазоне [0,1] или [-1,1]. Для обработки чисел, выходящих из этого диапазона, используется метод нормализации, который представляет собой выражение этого числа через десятичную дробь путем деления 1 на это число.

## 1.2. Связи в нейронных сетях

Хотя нейрон всегда имеет только один выходной канал, его значение может сообщаться на входы различных нейронов. Аналогично в живых нейронах аксон расщепляется на отдельные отростки, каждый их которых воздействует на синапсы ("точки соединения") дендридов других нейронов. Если нейрон возбудился, то это возбуждение передаётся по аксону (выходному каналу) к дендридам (входным каналам) его соседей. Математически возбуждение нейрона моделируется при помощи так называемой функции активации, которая и может зависеть не только от весовых коэффициентов связей, но и от времени передачи импульса (сигнала) по каналам связи. Время передачи каждой связи между элементами в пределах одной сети может быть либо фиксированной постоянной, либо уникальным для каждого объекта.

Связи – самая важная часть нейронных сетей. У синапсов есть 1 параметр — вес. Благодаря ему входные данные изменяются, когда передаются от одного нейрона к другому. Информация, переданная нейроном с большим весом, будет доминирующей в следующем нейроне. Таким образом, совокупность весов нейронной сети или матрица весов — это своеобразный «мозг» всей системы. Именно благодаря этим весам, входная информация обрабатывается и превращается в результат.

## **1.3.** Математические принципы работы нейронных сетей

Математически, искусственный нейрон обычно представляют как некоторую нелинейную функцию от единственного аргумента — [линейной комбинации](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9B%D0%B8%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B1%D0%B8%D0%BD%D0%B0%D1%86%D0%B8%D1%8F) всех входных сигналов. Состояние нейрона определяется по формуле:

,



где *n* – число входов нейрона, *xi* – значение *i*-го входа нейрона, *wi* – вес *i*-го синапса.

Данную функцию называют [функцией активации](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A4%D1%83%D0%BD%D0%BA%D1%86%D0%B8%D1%8F_%D0%B0%D0%BA%D1%82%D0%B8%D0%B2%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8) или функцией срабатывания, передаточной функцией. Наиболее часто в качестве активационной функции используется так называемая сигмоида, которая имеет следующий вид:

.



Основное достоинство этой функции в том, что она дифференцируема на всей оси абсцисс и имеет очень простую производную:



При уменьшении параметра α сигмоида становится более пологой, вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0,5 при α=0. При увеличении α сигмоида все больше приближается к функции единичного скачка. Полученный результат посылается на выход. Такие искусственные нейроны объединяют в сети — соединяют выходы одних нейронов с входами других.

Полный алгоритм обучения нейросети представляет собой следующее:

1. подать на вход НС один из требуемых образов и определить значения выходов нейронов нейросети;
2. рассчитать для выходного слоя НС и рассчитать изменения весов выходного слоя N;
3. рассчитать соответственно для остальных слоев НС;



1. скорректировать все веса НС;
2. для повышения аккуратности работы нейросети перейти а шаг 1

Рассмотрим алгоритм чуть подробнее: нейронная сеть состоит из нескольких слоев нейронов, причем каждый нейрон слоя *i* связан с каждым нейроном слоя *i+1*, т.е. речь идет о полносвязной НС.

В общем случае задача обучения НС сводится к нахождению некой функциональной зависимости ***y****=f(****x****)*, где ***x*** – входной, а ***y*** – выходной векторы.

В общем случае такая задача, при ограниченном наборе входных данных, имеет бесконечное множество решений. Для ограничения пространства поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки НС, которая находится по методу наименьших квадратов:

,



где *yi* – значение *i*-го выхода нейросети, *di*– целевое значение *i*-го выхода, *p* – число нейронов в выходном слое.

Подор коэффициентов нейросети может производиться методом градиентного спуска, т. е. на каждой итерации изменение веса производится по формуле:

,



где *h* – параметр, определяющий скорость оптимизации.

,



*yi*– значение выхода *i*-го нейрона, *Sj*– взвешенная сумма входных сигналов, определяемая по формуле . При этом множитель



где *xi* – значение *i*-го входа нейрона.

Далее рассмотрим определение первого множителя формулы :

,



где k – число нейронов в слое *n+1*.

Введем вспомогательную переменную

,



Тогда мы сможем определить рекурсивную формулу для определения *n*-го слоя, если нам известно следующего (*n+1*)-го слоя.

.



Нахождение же для последнего слоя НС не представляет трудности, так как нам известен целевой вектор, т. е. вектор тех значений, которые должна выдавать НС при данном наборе входных значений.

.



И наконец*,* запишем формулу в раскрытом виде:

.



Внутри нейросетей все входные и выходные параметры представлены в виде чисел с плавающей точкой обычно в диапазоне [0..1]. В то же время данные прикладной области, для которой применяется нейросеть, часто имеют другое кодирование. Так, это могут быть числа в произвольном диапазоне, даты, символьные строки. Таким образом данные о проблеме могут быть как количественными, так и качественными. Рассмотрим сначала преобразование качественных данных в числовые, а затем рассмотрим способ преобразования входных данных в требуемый диапазон.

Помимо упомянутых подходов к проблемам компьютерного зрения, многие из исследуемых вопросов могут быть изучены с чисто математической точки зрения. Например, многие методы основываются на статистике, методах оптимизации или геометрии.

## 1.4. Топология нейросетей

Выбирать тип нейронной сети следует, исходя из постановки задачи и имеющихся данных для обучения. При обучении с учителем требуется наличие для каждого элемента выборки «экспертной» оценки. Иногда получение такой оценки для большого массива данных просто невозможно. В этих случаях естественным выбором является сеть, обучающаяся без учителя, например, самоорганизующаяся карта Кохонена или нейронная сеть Хопфилда. При решении других задач, таких как прогнозирование временных рядов, экспертная оценка уже содержится в исходных данных и может быть выделена при их обработке. В этом случае можно использовать многослойный персептрон или сеть Ворда.

Топологией нейронной сети называют ее структуру межнейронных связей и выбранный вид функций активации нейронов. Для однозначного задания нейронной сети необходимо указать ее топологию (число слоев, число нейронов) и значения настроечных параметров (веса синапсов, коэффициенты функций активации нейронов). В качестве критерия оптимальности топологии принимают способность обученной сети заданной топологии к обобщению, т.е. к правильному функционированию на примерах, не вошедших в обучающую выборку. Выбор топологии и настройка весов связей искусственной нейронной сети являются одними из важнейших этапов при использовании нейросетевых технологий для решения практических задач. От этих этапов напрямую зависит качество (адекватность) полученной нейросетевой модели, системы управления и т.д.

Свойства нейронной сети практически полностью задаются выбором ее топологии. Существует порядка 25 известных на данный момент эффективных структур нейросетей. При распознавании изображений лучший результат дает сверхточная нейронная сеть, в которой отсутствуют обратные связи, но за счет сверточного суммирования простых сигналов в «карты признаков» удалось сократить количество настраиваемых весов с отдельного коэффициента для каждого входного пикселя, до небольшого «ядра свертки», что позволяет производить быструю классификацию. Вид входных значений зависит от структуры нейросети. Используемые для обучения данные должны быть:

* репрезентативными, то есть всесторонне освещать моделируемый объект, при этом допустима избыточность;
* качественно перемешаны алгоритмом, использующим нормальное распределение случайных величин.

Как правило, при обучении нейросетей используется метод обратного распространения ошибки, но существуют более эффективные алгоритмы обучения, к примеру, BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) или Conjugate Gradients.

Метод обратного распространения ошибки — метод вычисления градиента, который используется при обновлении весов многослойного перцептрона. Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации ошибки работы многослойного перцептрона и получения желаемого выхода. Основная идея этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к её входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Для возможности применения метода обратного распространения ошибки передаточная функция нейронов должна быть дифференцируема. Метод является модификацией классического метода градиентного спуска.

# Глава 2. Компьютерное зрение

## 2.1. Основные идеи компьютерного зрения

Рассматривая машинное зрение с позиции практического применения, можно дать следующее определение: машинное зрение — это применение технологий анализа фото- и видео материалов для автоматического анализа и проверки объектов производства на соответствие тем или иным требованиям. Полученные таким способом данные могут быть впоследствии использованы для управления производственным или технологическим процессом, или в системе управления деятельностью предприятия.

Для анализа изображения с целью получения информации о нем могут быть использованы следующие операции:

1. подсчет пикселей: подсчитывает количество светлых или темных пикселей в объекте.
2. обнаружение краев (граней): поиск краев (граней) объекта.
3. измерение размеров: измерение размеров объекта в таких единицах, как пиксели, дюймы или миллиметры.
4. распознавание образов объектов или сопоставление их с шаблоном: поиск, сопоставление и/или подсчет определенных образцов целевых объектов. Это может включать определение местоположения объектов различного размера.
5. оптическое распознавание символов (*Optical Сharacter Recognition*, OCR): автоматическое считывание текста, такого как, например, серийные номера.
6. считывание штрихкода, матричного и «двумерного»: сбор данных, содержащихся в различных стандартных штрихкодах.
7. обнаружение и извлечение blob-объектов: проверка изображения на наличие отдельных областей на цифровом изображении, которые отличаются по своим свойствам, таким как яркость или цвет, по сравнению с окружающими областями.
8. цветовой анализ: идентификация деталей, продуктов и предметов путем использования цвета, а также оценка их качества и выявление особенностей.

Конечной целью сбора данных в системах оценки качества зачастую является их использование для сравнения с целевыми значениями и определения результата.

Реализация систем компьютерного зрения сильно зависит от области их применения, аппаратной платформы и требований по производительности. Однако, существуют функции, типичные для многих систем компьютерного зрения:

1. Получение изображений: цифровые изображения получаются от одного или нескольких датчиков изображения, которые помимо различных типов светочувствительных камер включают датчики расстояния, радары, ультразвуковые камеры и т. д. В зависимости от типа датчика, получающиеся данные могут быть обычным 2D изображением, 3D изображением или последовательностью изображений. Значения пикселей обычно соответствуют интенсивности света в одной или нескольких спектральных полосах (цветные или изображения в оттенках серого), но могут быть связаны с различными физическими измерениями, такими как глубина, поглощение или отражение звуковых или электромагнитных волн, или ядерным магнитным резонансом.
2. Предварительная обработка: перед тем, как методы компьютерного зрения могут быть применены к видеоданным с тем, чтобы извлечь определённую долю информации, необходимо обработать видеоданные, с тем чтобы они удовлетворяли некоторым условиям, в зависимости от используемого метода. Например, удаление шума; улучшение контрастности, масштабирование, выделение линии, границ и кромок)
3. Детектирование/Сегментация: на определённом этапе обработки принимается решение о том, какие точки или участки изображения являются важными для дальнейшей обработки. Примерами являются выделение определённого набора интересующих точек, сегментация одного или нескольких участков изображения, которые содержат характерный объект.
4. Высокоуровневая обработка: на этом шаге входные данные обычно представляют небольшой набор данных, например, набор точек или участок изображения, в котором предположительно находится определённый объект. Например, проверка того, что данные удовлетворяют условиям, зависящим от метода и применения; оценка характерных параметров, таких как положение или размер объекта; классификация обнаруженного объекта по различным категориям.

## 2.2. Задачи компьютерного зрения

На основе анализа существующих методов обработки нейросетью фото- и видео- материалов можно прийти к выводу, что основными задачами машинного зрения являются следующие:

1. Распознавание

Распознание – определение на факт содержания в данных некоторый характерный объект, особенность или активность. Эта задача до сих пор не решена удовлетворительно в компьютерном зрении в общем случае: случайные объекты в случайных ситуациях. Существующие методы решения этой задачи эффективны только для отдельных объектов, таких как простые геометрические объекты (например, многогранники), человеческие лица, печатные или рукописные символы, автомобили и только в определённых условиях, обычно это определённое освещение, фон и положение объекта относительно камеры.

Данная задача включает в себя следующие подзадачи:

* Нахождение: один или несколько предварительно заданных или изученных объектов, или классов объектов могут быть распознаны, обычно вместе с их двухмерным положением на изображении или трехмерным положением в сцене.
* Идентификация: распознается индивидуальный экземпляр объекта.
* Обнаружение: данные проверяются на наличие определённого условия. Обнаружение, основанное на относительно простых и быстрых вычислениях, иногда используется для нахождения небольших участков в анализируемом изображении, которые затем анализируются с помощью приемов, более требовательных к ресурсам, для получения правильной интерпретации.

1. Движение

Несколько задач, связанных с оценкой движения, в которых последовательность изображений (видеоданные) обрабатываются для нахождения оценки скорости каждой точки изображения или 3D сцены. Возможно как определение трехмерного движения камеры, так и слежение (следование) за перемещением объекта.

1. Восстановление сцены

Даны два или больше изображения сцены, или видеоданные. Восстановление сцены имеет задачей воссоздать трехмерную модель сцены. В простейшем случае, моделью может быть набор точек трехмерного пространства. Более сложные методы воспроизводят полную трехмерную модель.

1. Восстановление изображений

Задача восстановления изображений включает в себя удаление шума (шум датчика, размытость движущегося объекта и т. д.). Наиболее простым подходом к решению этой задачи являются различные типы фильтров, таких как фильтры нижних или средних частот. Более сложные методы используют представления того, как должны выглядеть те или иные участки изображения, и на основе этого их изменение. Более высокий уровень удаления шумов достигается в ходе первоначального анализа видеоданных на наличие различных структур, таких как линии или границы, а затем управления процессом фильтрации на основе этих данных.

С помощью решения подзадач, описанных выше, на практике могут быть решены следующие задачи:

1. контроль качества;
2. управление роботом/машиной, станком или инструментом;
3. тестирование и калибровку;
4. управление производственным или технологическим процессом в режиме реального времени;
5. сбор информации;
6. мониторинг оборудования;
7. сортировка/подсчет объектов.

Таким образом, применение машинного зрения охватывает различные области деятельности, включая:

1. крупное промышленное производство;
2. ускоренное производство уникальных продуктов;
3. системы безопасности в промышленных условиях;
4. контроль предварительно изготовленных объектов (например, контроль качества, исследование допущенных ошибок);
5. системы визуального контроля и управления, видеонаблюдения (учет, считывание штрихкодов);
6. контроль автоматизированных транспортных средств;
7. контроль качества и инспекция продуктов питания;
8. системы организации информации (например, для индексации баз данных изображений);
9. системы моделирования объектов или окружающей среды (анализ медицинских изображений, топографическое моделирование);
10. системы взаимодействия (например, устройства ввода для системы человеко-машинного взаимодействия);
11. системы дополненной реальности;
12. вычислительная фотография, например, для мобильных устройств с камерами.

Настолько широкий диапазон применимости компьютерного зрения обуславливает его широкое использование в прикладных отраслях:

- медицина (получение информации из видеоданных для постановки медицинского диагноза пациентам с помощью методов микроскопии, рентгенографии, ангиографии, ультразвуковых исследований и томографии);

- промышленность (информация для поддержки производственного процесса: контроль качества, проверки на наличие дефектов, измерение положения и ориентации деталей);

- военное дело (обнаружение вражеских солдат и транспортных средств, управление ракетами, решение сопутствующих задач);

- автономные транспортные средства, включая подводные, наземные (роботы, машины), воздушные (навигация, получение информации о месте своего нахождения, создание карты окружающей обстановки, обнаружение препятствий);

- дизайн и графика (поддержка создания видеоэффектов для кино и телевидения).

# Глава 3. Создание нейросети

## 3.1. Выбор языка программирования

Нейросеть может быть реализована на разных языках программирования. Однако по-прежнему трудно определить, какой из многих языков следует использовать для разработки.

1. Julia – это высокоуровневый язык программирования общего назначения. Он разработан с нацеленностью на высокопроизводительный численный анализ и вычислительную науку, поэтому он не включает необходимость отдельной компиляции по скорости. Простой синтаксис и глубокие математические корни делают Julia дружественным языком программирования для аналитиков данных. Он также включает Flux, основу для машинного обучения и ИИ. В сочетании с математическим синтаксисом Julia предлагает идеальный способ выражения алгоритмов. Julia также поддерживает другие платформы машинного обучения, такие как TensorFlow и MXNet.
2. Haskell – стандартизированный, универсальный язык программирования, разработанный с нестрогой семантикой и сильной статической типизацией. Haskell в основном используется в академических кругах, хотя есть и некоторые примеры его использования в промышленности и коммерции для проектов в AT&T, Facebook, Google и других. Haskell основан на семантике языка программирования Miranda и позволяет эффективным библиотекам реализовывать алгоритмы ИИ.
3. R – уникальный язык программирования, а также бесплатная программная среда с открытым исходным кодом для статистических вычислений и графики. R широко используется среди аналитиков данных для разработки статистического программного обеспечения и анализа данных. Он также используется в искусственном интеллекте нового стиля и общем машинном обучении. R предоставляет несколько парадигм программирования, таких как векторное вычисление, функциональное программирование и объектно-ориентированное программирование и рассматривается как один из основных стандартных языков для таких областей, как финансы, биология и медицина.
4. C++ был разработан с учетом производительности, эффективности и гибкости, что делает его идеальным выбором для многих проектов программирования нейросетей, которым необходима скорость. По сравнению с другими языками программирования, C++ имеет более быстрое выполнение и более низкую задержку, что делает его полезным для поиска решений сложных проблем. Он также позволяет широко использовать алгоритмы и является эффективным средством написания статистических методов.
5. Matlab является патентованным языком программирования, разработанным MathWorks. Он широко используется многими разработчиками программного обеспечения и разработчиками для анализа краевых систем и проектов. Это простой в использовании язык со встроенной графикой, которая позволяет разработчикам визуализировать данные и получать от них значимую информацию. Matlab – хороший выбор для машинного обучения и проектов при задачах визуализации и выполнения матриц.
6. LISP является одним из самых старых доступных языков программирования, но все же остается одним из предпочтительных вариантов разработки нейросетей из-за его уникальных функций. Это, по сути, практическая математическая нотация для компьютерных программ. Разработчики склонны идти на Lisp в машинном обучении его гибкости приспосабливаться к проблеме, которая нуждается в решении. Помимо этого, Lisp также предлагает быстрые возможности прототипирования, библиотеку типов коллекций, поддержку символических выражений и другое.
7. Java, чрезвычайно популярный язык программирования, также может рассматриваться как хороший выбор для программирования нейросетей, поскольку он обеспечивает алгоритмы поиска и нейронные сети. Это простой для понимания язык, который предлагает графическое представление, отладку и масштабируемость. Его портативность делает его предпочтительной реализацией для различных приложений на основе наличия различных встроенных типов.

## 3.2. Python

Несмотря на все преимущества всех перечисленных выше языков программирования, для именно Python является лидером в сфере разработки алгоритмов машинного зрения. Python – широко применяемый язык программирования, который является лидером в сфере реализации нейросетей из-за простой и бесшовной структуры, которую он предлагает. Синтаксис Python позволяет легко реализовать различные алгоритмы и сократить время разработки по сравнению с другими доступными языками программирования. Применение Python позволяет пользователям создавать нейронные сети с набором полезных библиотек, которые могут использоваться для разработки искусственного интеллекта. Другие функции включают возможность тестирования алгоритмов без необходимости их реализации. Он также поддерживает объектно-ориентированные, функциональные и процедурно-ориентированные стили программирования. Среди его особенностей популярность для разработчиков нейросетей обуславливают наличие четкой и понятной структуры, хорошая читабельность и возможность подключения обширных библиотек для машинного обучения. Именно благодаря всем вышеперечисленным преимуществам Python, именно он был выбран для реализации алгоритма машинного зрения в данной работе.

## 3.3. Keras

Keras - это высокоуровневый API нейронных сетей, написанный на Python и способный работать поверх TensorFlow, CNTK или Theano. Он был разработан с упором на возможность быстрого экспериментирования. Способность идти от идеи к результату с наименьшей возможной задержкой является ключом к проведению хороших исследований. Основными преимуществами Keras является то, что Keras позволяет легко и быстро создавать прототипы (благодаря удобству, модульности и расширяемости), поддерживает как сверточные сети, так и повторяющиеся сети, а также комбинации этих двух и легко работает на процессоре и графическом процессоре

## 3.4. Tensorflow

TensorFlow — открытая программная библиотека для машинного обучения, разработанная компанией Google для решения задач построения и тренировки нейронной сети с целью автоматического нахождения и классификации образов, достигая качества человеческого восприятия. Применяется как для исследований, так и для разработки собственных продуктов Google. Основной API для работы с библиотекой реализован для Python, также существуют реализации для C Sharp, C++, Haskell, Java, Go и Swift.

TensorFlow считается стандартом для исследователей и профессионалов из индустрии. Фреймворк отлично задокументирован, а, если что-то упущено из виду, в интернете есть большое количество подробно написанных обучающих статей. TensorFlow работает с тензорами и рассматривает любую модель, как направленный ациклический граф, который определяется статически перед запуском модели. Связь с внешним миром осуществляется с помощью тензоров, которые во время выполнения программы будут заменены внешними данными. (Тензор — объект линейной алгебры, линейно преобразующий элементы одного линейного пространства в элементы другого. Частными случаями тензоров являются скаляры, векторы, билинейные формы и т. п. Часто тензор представляют как многомерную таблицу, заполненную числами — компонентами тензора)

## 3.5 Выбор параметров сети

Это очень важный этап в создании нейросети, от которого зависит, будет ли решена задача или нет. В настоящее время нет никаких жестких правил ни для выбора количества скрытых слоев, ни для выбора количества нейронов в них. Хотя существуют ограничения, помогающие принимать решения.

1. Если функция определена на конечном множестве точек, то 3-ехслойный перцептрон способен ее апроксимировать.

2. Если функция непрерывна и определена на компактной области, то 3-ехслойный перцептрон способен ее апроксимировать.

3. Остальные функции, которым могут быть обучены нейронные сети, могут быть апроксимированы 4-ехслойным перцетроном.

Таким образом, теоретически максимальное количество слоев, которое необходимо – четыре, или два скрытых слоя. Хотя при решении реальных задач может использоваться большее количество слоев.

Выбор правильного количества нейронов в скрытых слоях является очень важным. При слишком маленьком количестве сеть не сможет обучиться. Слишком большое повлечет за собой увеличение времени обучения сети до фактически нереального значения. Также это может привести к переобученности сети, проявляющейся в том, что сеть будет прекрасно работать на обучающей выборке, но очень плохо на входных примерах не входящих в нее.

Это происходит из-за того, что сеть будет обладать избыточными способностями к обучению и наряду со значительными для данной задачи факторами будет учитывать черты, характерные лишь для данной обучающей выборки.

Наиболее точный, но и более долгий способ подбора количества нейронов для скрытых слоев состоит в том, что сначала используется сеть с одним скрытым слоем с одним, двумя нейронами. Если она смогла достигнуть необходимого уровня ошибки, то процесс обучения закончен, иначе добавляем еще один нейрон и так до тех пор, пока ошибка сети не станет приемлемо малой, или до тех пор пока увеличение числа нейронов не сможет значительно улучшить характеристики сети.

## 3. 6 Создание и обучение архитектуры сети

На основе анализа литературы, а также примеров схожих программ нами была создана трехслойная сверточная нейросеть, топология которой представлена на Схеме 1.

Для объективной оценки аккуратности работы нейросети обучающий датасет должен был быть:

- подходящим для задачи бинарной классификации изображений (например, не подошли популярные датасеты, как Fashion MNIST и Cifar 9);

- достаточно большим, что позволило бы объективно проанализировать эффективность нейросети.

Поскольку подходящего датасета для решения задачи обнаружения касок на фото не существовало, он был создан вручную из 1 000 изображений людей в касках и без, размеченных соответственно (ключ для обучения нейросети содержится в названии файла – helmetXXX.jpg).

Для обучения нейросети изображения были разбиты на три части: изображения для обучения (700 изображений), проверки (150 изображений) и тестирования (150 изображений). Все изображения преобразованы в размер 150 на 150 и разбиты на мини-выборки по 20 штук. Обучение нейросети проходило в течение 120 эпох и заняло около 8 часов.

Схема 1. Топология созданной нейросети















В процессе обучения нейросеть показала следующие результаты:

Таблица 1. Результаты обучения нейросети

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Epoch | loss | acc | val\_loss | val\_acc |
| 1 | 0.6350 | 0.6297 | 0.5564 | 0.7168 |
| 2 | 0.5333 | 0.7389 | 0.4778 | 0.7706 |
| 3 | 0.4734 | 0.7813 | 0.4360 | 0.8032 |
| 4 | 0.4222 | 0.8129 | 0.4224 | 0.8048 |
| 5 | 0.3794 | 0.8336 | 0.3872 | 0.8257 |
| 6 | 0.3309 | 0.8555 | 0.3847 | 0.8353 |
| 7 | 0.2903 | 0.8745 | 0.3938 | 0.8412 |
| 8 | 0.2515 | 0.8933 | 0.3979 | 0.8439 |
| 9 | 0.2208 | 0.9058 | 0.4128 | 0.8334 |
| 10 | 0.1938 | 0.9192 | 0.5599 | 0.8316 |
| 11 | 0.1650 | 0.9288 | 0.5620 | 0.8358 |
| 12 | 0.1573 | 0.9332 | 0.5427 | 0.8404 |
| 13 | 0.1346 | 0.9427 | 0.5668 | 0.8332 |
| 14 | 0.1291 | 0.9467 | 0.6252 | 0.8377 |
| 15 | 0.1190 | 0.9479 | 0.6183 | 0.8495 |
| 16 | 0.1143 | 0.9524 | 0.6530 | 0.8409 |
| 17 | 0.0992 | 0.9560 | 0.6993 | 0.8398 |
| 18 | 0.1030 | 0.9563 | 0.6975 | 0.8409 |
| 19 | 0.1011 | 0.9570 | 0.7890 | 0.8382 |
| 20 | 0.0953 | 0.9586 | 1.0335 | 0.8374 |
| 21 | 0.1007 | 0.9597 | 0.8085 | 0.8374 |
| 22 | 0.0814 | 0.9639 | 0.7120 | 0.8369 |
| 23 | 0.0822 | 0.9659 | 0.6804 | 0.8428 |
| 24 | 0.0794 | 0.9660 | 0.8185 | 0.8441 |
| 25 | 0.0833 | 0.9655 | 0.7838 | 0.8294 |
| 26 | 0.0778 | 0.9664 | 0.8032 | 0.8404 |
| 27 | 0.0768 | 0.9679 | 0.8488 | 0.8233 |
| 28 | 0.0790 | 0.9677 | 0.8128 | 0.8417 |
| 29 | 0.0751 | 0.9682 | 0.9123 | 0.8326 |
| 30 | 0.0688 | 0.9705 | 0.8517 | 0.8396 |
| Точность на тестовых данных: 81.40% | | | | |

Такой показатель точности программы является достаточно высоким для сверточной нейросети. Цель исследования – создание эффективной нейросети – бинарного классификатора изображений – можно считать выполненной.

# Заключение

В рамках исследования был проведен анализ актуальности проблемы обеспечения безопасности жизнедеятельности на производстве, на основе которого был сделан вывод о высокой востребованности решений этой проблемы путем применения технологий машинного обучения и компьютерного зрения. Были проанализированы литературные источники о нейросетях, их основных идеях. Большое внимание при анализе было уделено математическим принципам работы, а также видам топологий нейронных сетей. Были изучены основные идеи компьютерного зрения как метода решения прикладных задач, его принципы, задачи и возможности. В целях обеспечения эффективной реализации алгоритма был изучен рынок предложений программного обеспечения для создания нейросетей, выделены преимущества и недостатки каждого варианта. Были изучены методы подбора параметров и принципы построения архитектур нейронных сетей. На основе анализа литературы по построению и организации нейросетей была создана модель бинарного классификатора изображений на основе сверточной трехслойной нейронной сети, которая позже была обучена на вручную созданном наборе изображений, состоящем из 1 000 примеров изображений с ответами. Был проведен анализ эффективности программы; она показала высокий показатель точности работы для тестовых данных (81,4%). Такая нейросеть достаточно эффективна для решения поставленной задачи – контролю соблюдения техники безопасности на производстве, поэтому цель исследования можно считать выполненной.

Данная работа имеет множество перспектив развития: повышение точности нейросети модернизацией архитектуры программы или методами тонкой настройки, увеличение разнообразия типов входных данных (фото и видео материалы различного качества; возможность анализа данных, полученных трансляцией с камер видеонаблюдения на производстве), поиск возможностей применения созданного алгоритма в смежных областях.

# Список литературы

1. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. — М.: Финансы и статистика. 1989. 608 с.
2. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. — М.: [Наука](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B0%D1%83%D0%BA%D0%B0_(%D0%B8%D0%B7%D0%B4%D0%B0%D1%82%D0%B5%D0%BB%D1%8C%D1%81%D1%82%D0%B2%D0%BE)). 1979. 448 с.
3. [Желтов С.Ю.](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%96%D0%B5%D0%BB%D1%82%D0%BE%D0%B2,_%D0%A1%D0%B5%D1%80%D0%B3%D0%B5%D0%B9_%D0%AE%D1%80%D1%8C%D0%B5%D0%B2%D0%B8%D1%87) Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. — М.: Физматкнига. 2010. 672 с.
4. Журавлев Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В. «Распознавание». Математические методы. Программная система. Практические применения. — М.: Фазис. 2006. 300 с.
5. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. — Новосибирск: ИМ СО РАН. 1999. 270 с.
6. Кириллов В. Ф. О средствах индивидуальной защиты органов дыхания работающих. // Медицина труда и промышленная экология. 2013. № 4. С. 25-31.
7. Лукьяница А. А. , Шишкин А. Г. Цифровая обработка видеоизображений. — М.: Ай-Эс-Эс Пресс. 2009. 507 с.
8. Пасяда А. В. Поляризационный метод распознавания формы поверхности: Автореф... дис. кан. техн. наук. - СПб.: 2007. 20 с.
9. Флах П. Машинное обучение. — М.: ДМК Пресс. 2015. 400 с.
10. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. — М.: Вильямс. 2004. 928 с.
11. Чиркин А. В. [Работа в беззащитных условиях, или почему сегодня используются заведомо неэффективные СИЗ?](http://www.profiz.ru/sec/4_2016/) // Санэпидемконтроль. 2016. № 4. С.14-17.
12. Шапиро Л., Стокман Дж.  Компьютерное зрение. — М.: Бином. 2006.  717 с.
13. Шлезингер М., Главач В. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. — Киев: [Наукова думка](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B0%D1%83%D0%BA%D0%BE%D0%B2%D0%B0_%D0%B4%D1%83%D0%BC%D0%BA%D0%B0). 2004. 554 с.
14. Юревич Е. И. Основы робототехники. - СПб.: Машиностроение. 1985. 252 с.

# Abstract

According to a research made by International Labour Organization, about 2.3 million people perish because of accidents at their work place every year. The most part of these deaths could be avoided if only safety measured would be complied. Such violation causes also around 26 % loss of resources of an average factory. Thus, monitoring of industrial safety measures compliance is one of the most important factors in the organization of the production process. The solution of the problem of ensuring complex security at the time being requires a systematic organization of constant current state facility control. One of the latest and most budding methods of monitoring are those, which are based on optoelectronic. This group of methods includes a set of computer vision tools, most of which are based on neural networks. This study is devoted to creating a neural network – binary image classifier. It can be useful in safety control organization As part of the study, an analysis of the literature on mathematical and software algorithms for neural networks, the history and prospects of the development of machine learning was conducted, modern tools for the implementation of computer vision algorithms are studied. According to the analysis of the literature on the constructing and organizing of neural networks, a binary image classifier model was constructed on the basis of a convolutional three-layer neural network, which was later trained and showed a high accuracy rate for test data (83.4%).