**ВВЕДЕНИЕ**

В настоящее время на предприятиях существует потребность в учете рабочего времени персонала в рабочих помещениях на предприятии для контроля рабочего времени и передвижения сотрудников и не идентифицированных лиц.

Системы учета рабочего времени позволяют проанализировать занятость персонала при выполнении рабочих функций в течение рабочего времени, результаты анализа помогают руководству предприятия оптимизировать некоторые рабочие процессы, что повышает производительность труда сотрудников. Контроль передвижений персонала позволяет проанализировать внутреннюю логистика, что приводит к сокращению времени на перемещение как продукции в процессе изготовления на территории предприятия, так и самого персонала, дополнительно система позволит контролировать доступ персонала в различные помещения объекты предприятия.

Целью дипломного проекта является разработка автоматической системы учёта персонала в помещении с использованием технологии распознавания лиц.

Для достижения поставленной цели дипломного проекта необходимо решить следующие задачи:

- изучить методы распознавания лиц, а также их достоинства и недостатки;

- выбрать язык программирования, библиотеки и базы данных, подходящие для разработки системы;

- выбрать оборудование и программное обеспечение для развёртывания системы;

- разработать программный код, для обработки лиц и веб-интерфейса системы;

- сконфигурировать параметры безопасности системы;

- спроектировать варианты масштабируемости и интеграции системы;

- рассчитать экономические затраты на разработку, а также отпускную цену продажи системы.

Дипломный проект выполнен самостоятельно, проверен в системе «Антиплагиат». Процент оригинальности соответствует норме, установленной кафедрой.

**1. ТЕОРИЯ НЕЙОРННЫХ СЕТЕЙ И ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ В РАСПОЗНАВАНИИ ЛИЦ**

* 1. Искусственный нейрон

Искусственный нейрон являются упрощённой моделью естественного нейрона, а математически обычно представляют как некоторую нелинейную функцию от единственного аргумента — линейной комбинации всех входных сигналов. Данную функцию называют функцией активации или функцией срабатывания, передаточной функцией. Полученный результат посылается на единственный выход.

Математически нейрон представляет собой взвешенный сумматор, единственный выход которого определяется через его входы и матрицу весов следующим образом:

Здесь  и   — соответственно сигналы на входах нейрона и веса входов, функция  называется индуцированным локальным полем, а  — передаточной функцией. Возможные значения сигналов на входах нейрона считают заданными в интервале [0,1]. Они могут быть либо дискретными (0 или 1), либо аналоговыми. Дополнительный вход    и соответствующий ему вес  используются для инициализации нейрона. Под инициализацией подразумевается смещение активационной функции нейрона по горизонтальной оси, то есть формирование порога чувствительности нейрона. Кроме того, иногда к выходу нейрона специально добавляют некую случайную величину, называемую сдвигом. Сдвиг можно рассматривать как сигнал на дополнительном, всегда нагруженном, синапсе.

Передаточная функция определяет зависимость сигнала на выходе нейрона от взвешенной суммы сигналов на его входах. В большинстве случаев она является монотонно возрастающей и имеет область значений [−1,1] или [0,1], однако существуют исключения. Также для некоторых алгоритмов обучения сети необходимо, чтобы она была непрерывно дифференцируемой на всей числовой оси. Искусственный нейрон полностью характеризуется своей передаточной функцией. Использование различных передаточных функций позволяет вносить нелинейность в работу нейрона и в целом нейронной сети.

Связи, по которым выходные сигналы одних нейронов поступают на входы других, часто называют [синапсами](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B8%D0%BD%D0%B0%D0%BF%D1%81) по аналогии со связями между биологическими нейронами. Каждая связь характеризуется своим весом. Связи с положительным весом называются возбуждающими, а с отрицательным — тормозящими. Нейрон имеет один выход, часто называемый [аксоном](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BA%D1%81%D0%BE%D0%BD) по аналогии с биологическим прототипом. С единственного выхода нейрона сигнал может поступать на произвольное число входов других нейронов.

На рисунке 1 представлена схема искусственного нейрона, состоящая из следующих частей: 1 – нейроны, выходные сигналы которых поступают на вход; 2 – сумматор входных сигналов; 3 – вычислитель передаточной функции; 4 – нейроны, на входы которых подаётся выходной сигнал; – веса входных сигналов.

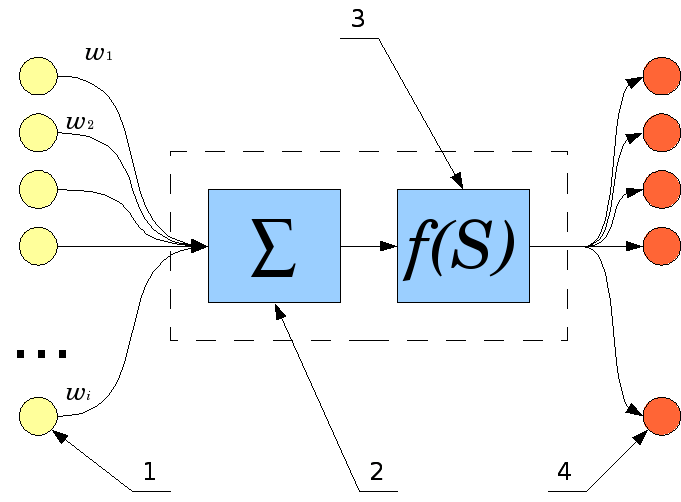


Рисунок 1 – Схема искусственного нейрона

В основном нейроны классифицируют на основе их положения в топологии сети. Разделяют:

* Входные нейроны — принимают исходный вектор, кодирующий входной сигнал;
* Выходные нейроны — представляют собой выходы сети. В выходных нейронах могут производиться какие-либо вычислительные операции;
* Промежуточные нейроны — выполняют основные вычислительные операции.
  1. Нейронные сети и их виды

Нейронная сеть - математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей - сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой были нейронные сети У.Маккалока и У.Питтса. После разработки алгоритмов обучения получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др. Она представляет собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров - искусственных нейронов.

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и/или «зашумленных», частично искажённых данных.

* 1. Свёрточные нейронные сети

Свёрточная нейронная сеть специальная архитектура искусственных нейронных сетей, предложенная Яном Лекуном в 1988 году и нацеленная на эффективное распознавание образов, входит в состав технологий глубокого обучения. Структура сети — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная.

Название архитектура сети получила из-за наличия операции свёртки, суть которой в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свёртки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения.

Работа свёрточной нейронной сети обычно интерпретируется как переход от конкретных особенностей изображения к более абстрактным деталям, и далее к ещё более абстрактным деталям вплоть до выделения понятий высокого уровня. При этом сеть самонастраивается и вырабатывает сама необходимую иерархию абстрактных признаков (последовательности карт признаков), фильтруя маловажные детали и выделяя существенное.

Подобная интерпретация носит скорее метафорический или иллюстративный характер. Фактически «признаки», вырабатываемые сложной сетью, малопонятны и трудны для интерпретации настолько, что на практике суть этих признаков даже не пытаются понять, тем более «подправлять», а вместо этого для улучшения результатов распознавания меняют структуру и архитектуру сети. Так, игнорирование системой каких-то существенных явлений может говорить о том, что либо не хватает данных для обучения, либо структура сети обладает недостатками, и система не может выработать эффективных признаков для данных явлений.

В обычном перцептроне, который представляет собой полносвязную нейронную сеть, каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя, причём каждая связь имеет свой персональный весовой коэффициент. В свёрточной нейронной сети в операции свёртки используется лишь ограниченная матрица весов небольшого размера, которую «двигают» по всему обрабатываемому слою (в самом начале — непосредственно по входному изображению), формируя после каждого сдвига сигнал активации для нейрона следующего слоя с аналогичной позицией. То есть для различных нейронов выходного слоя используется одна и та же матрица весов, которую также называют ядром свёртки. Её интерпретируют как графическое кодирование какого-либо признака, например, наличие наклонной линии под определённым углом. Тогда следующий слой, получившийся в результате операции свёртки такой матрицей весов, показывает наличие данного признака в обрабатываемом слое и её координаты, формируя так называемую карту признаков (англ. feature map). Естественно, в свёрточной нейронной сети набор весов не один, а целая гамма, кодирующая элементы изображения (например линии и дуги под разными углами). При этом такие ядра свёртки не закладываются исследователем заранее, а формируются самостоятельно путём обучения сети классическим методом обратного распространения ошибки. Проход каждым набором весов формирует свой собственный экземпляр карты признаков, делая нейронную сеть многоканальной (много независимых карт признаков на одном слое). При переборе слоя матрицей весов её передвигают обычно не на полный шаг (размер этой матрицы), а на небольшое расстояние. Так, например, при размерности матрицы весов 5×5 её сдвигают на один или два нейрона (пикселя) вместо пяти, чтобы не «перешагнуть» искомый признак.

Операция субдискретизации (англ. subsampling, англ. pooling, также переводимая как «операция подвыборки» или операция объединения), выполняет уменьшение размерности сформированных карт признаков. В данной архитектуре сети считается, что информация о факте наличия искомого признака важнее точного знания его координат, поэтому из нескольких соседних нейронов карты признаков выбирается максимальный и принимается за один нейрон уплотнённой карты признаков меньшей размерности. За счёт такой операции, помимо ускорения дальнейших вычислений, сеть становится более инвариантной к масштабу входного изображения.

Типовая сеть состоит из большого количества слоёв. После начального слоя (входного изображения) сигнал проходит серию свёрточных слоёв, в которых чередуется свёртка и субдискретизация (пулинг). Чередование слоёв позволяет составлять «карты признаков», на каждом следующем слое карта уменьшается в размере, но увеличивается количество каналов. На практике это означает способность распознавания сложных иерархий признаков. Обычно после прохождения нескольких слоёв карта признаков вырождается в вектор или даже скаляр, но таких карт признаков возникают сотни. На выходе свёрточных слоёв сети дополнительно устанавливают несколько слоёв полносвязной нейронной сети (перцептрон), на вход которых подаются оконечные карты признаков.

Слой свёртки - это основной блок свёрточной нейронной сети. Слой свёртки включает в себя для каждого канала свой фильтр, ядро свёртки которого обрабатывает предыдущий слой по фрагментам (суммируя результаты поэлементного произведения для каждого фрагмента). Весовые коэффициенты ядра свёртки (небольшой матрицы) неизвестны и устанавливаются в процессе обучения.

Особенностью свёрточного слоя является сравнительно небольшое количество параметров, устанавливаемое при обучении. Так например, если исходное изображение имеет размерность 100×100 пикселей по трём каналам (это значит 30 000 входных нейронов), а свёрточный слой использует фильтры c ядром 3×3 пикселя с выходом на 6 каналов, тогда в процессе обучения определяется только 9 весов ядра, однако по всем сочетаниям каналов, то есть 9×3×6=162, в таком случае данный слой требует нахождения только 162 параметров, что существенно меньше количества искомых параметров полносвязной нейронной сети.

Слой пулинга (иначе подвыборки, субдискретизации) представляет собой нелинейное уплотнение карты признаков, при этом группа пикселей (обычно размера 2×2) уплотняется до одного пикселя, проходя нелинейное преобразование. Наиболее употребительна при этом функция максимума. Преобразования затрагивают непересекающиеся прямоугольники или квадраты, каждый из которых ужимается в один пиксель, при этом выбирается пиксель, имеющий максимальное значение. Операция пулинга позволяет существенно уменьшить пространственный объём изображения. Пулинг интерпретируется так: если на предыдущей операции свёртки уже были выявлены некоторые признаки, то для дальнейшей обработки настолько подробное изображение уже не нужно, и оно уплотняется до менее подробного. К тому же фильтрация уже ненужных деталей помогает не переобучаться. Слой пулинга, как правило, вставляется после слоя свёртки перед слоем следующей свёртки.

Кроме пулинга с функцией максимума можно использовать и другие функции — например, среднего значения или L2-нормирования. Однако практика показала преимущества именно пулинга с функцией максимума, который включается в типовые системы.

В целях более агрессивного уменьшения размера получаемых представлений, всё чаще находят распространение идеи использования меньших фильтров или полный отказ от слоёв пулинга.



Рисунок - Пулинг с функцией максимума и фильтром 2×2 с шагом 2