

Достоверность основных научных положений и выводов работы подтверждается применением современной метрологически аттестованной экспериментальной техники и технологического оборудования для вакуумного напыления, воспроизводимостью результатов градуировочных экспериментов тонкопленочных датчиков тепловых потоков и анализом их погрешностей.

Выполнено тестирование тонкопленочных датчиков теплового потока на ряде классических задач теплообмена. Оно было проведено в лабораторных условиях с целью определения плотностей тепловых потоков, эффективности тепловой изоляции и коэффициентов теплоотдачи на элементах теплогидравлического стенда, а также на действующем теплоэнергетическом оборудовании теплового пункта. Тестовые эксперименты подтвердили работоспособность датчиков и корректность теплотрических измерений, осуществляемых с их помощью.

### **Список литературы**

1. В.Е.Фортов, О.С.Попель, Энергетика в современном мире, ИД «Интеллект», М., 2011, 167 с.
2. Энергетическая стратегия России на период до 2030 года: <http://minenergo.gov.ru/activitv/energostategy/pr4.php>.
3. О.Л.Данилов, А.Б.Гаряев, И.В.Яковлев и др., Энергосбережение в теплоэнергетике и теплотехнологиях (под ред. А.В.Клименко), М., ИД МЭИ, 2010, 423 с.
4. С.З.Сапожников, В.Ю.Митяков, А.В.Митяков, Градиентные датчики теплового потока, СПб., Изд. СПбГПУ, 2003, 168 с.
5. Теория тепломассообмена // Под ред. А.И.Леонтьева, М., Изд. МГТУ им. Н.Э.Баумана, 1997, 683 с.
6. Ф.Ф.Цветков, Б.А.Григорьев, Тепломассообмен, М., Изд. МЭИ, 2001, 549 с.
7. О.А.Герашенко, В.Г.Федоров, Тепловые и температурные измерения, Киев, Наукова думка, 1965, 304 с.

### **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ В ПОВСЕДНЕВНОЙ ЖИЗНИ: РАСПОЗНАВАНИЕ И ДЕТЕКЦИЯ ЛИЦ**

**Кулик А.Д., Мухачева Е.Г.**

Брестский государственный технический университет, Брест, Беларусь,  
[anastasiakulick33@gmail.com](mailto:anastasiakulick33@gmail.com)

*This article describes the mechanism of neural networks, and in particular the mechanism of facial recognition. The basic principle of face recognition with such stages as detection, normalization, extraction is highlighted.*

Современные графические процессоры позволили развивать «глубокое обучение», то есть повышать глубину слоев нейросети. Именно благодаря глубокому обучению появились самообучаемые нейросети, которые не нуждаются в специальной настройке, а самостоятельно обрабатывают входящую информацию.

Каждая нейронная сеть состоит из искусственных нейронов, которые имитируют работу человеческих. Это программные модули или узлы, которые взаимодействуют и обмениваются информацией для решения задачи.

Базовая нейронная сеть содержит три слоя искусственных нейронов: входной — обрабатывает информацию извне, анализирует или классифицирует ее и передает на следующий слой; скрытый (их может быть несколько) — анализирует выходные данные предыдущего слоя, обрабатывает их и передает на следующий; выходной — выдает окончательный результат после обработки всех данных.

Глубокие нейронные сети отличаются тем, что искусственные нейроны в них связаны друг с другом, а каждой такой связи присваивается определенный вес, который отражает ее значимость. Кроме того, связь между нейронами может быть «упреждающей». Это означает, что данные проходят через них только в одном направлении. Такое происходит, если значение «веса» соединения ниже заданного.

Каждому входящему соединению узел присваивает число, известное как «вес». Когда сеть активна, узел получает другой элемент данных — другое число — по каждому из своих соединений и умножает его на соответствующий вес. Затем он складывает полученные продукты вместе, получая одно число. Если это число ниже порогового значения, узел не передает данные на следующий уровень. Если число превышает пороговое значение, узел «срабатывает», что в современных нейронных сетях обычно означает отправку числа — суммы взвешенных входных данных — по всем его исходящим соединениям [1].

Эти «веса» помогают определить важность той или иной переменной во входных данных. При прохождении каждого слоя входные данные умножаются на их «веса», а затем суммируются. Если получившееся значение выше заданного порога, то нейрон активируется и передает данные на следующий уровень.

Нейросети представляют собой мощный инструмент, способный обрабатывать и анализировать огромные объемы данных, имитируя при этом работу человеческого мозга. Их гибкость и способность к самообучению открывают новые горизонты в решении сложных задач. Однако, несмотря на все теоретические аспекты и принципы работы, важно понять, как эти технологии влияют на нашу жизнь уже сегодня.

В повседневной практике нейросети находят применение в самых разных сферах — от медицины, где они помогают диагностировать заболевания, до развлечений, где создают уникальный контент. Также они играют ключевую роль в транспортной отрасли, оптимизируя маршруты и обеспечивая безопасность.

За последнее десятилетие технологии распознавания лиц значительно продвинулись вперёд, но одновременно стали предметом множества споров и обсуждений. В интернете можно найти множество статей и заметок о том, как работает распознавание лиц, зачем его внедряют и насколько эффективно оно функционирует. Однако в этом обильном потоке информации сложно разобраться и отделить факты от слухов, особенно без соответствующего фона знаний. Например, один автор может утверждать, что современные нейросети способны безошибочно идентифицировать человека в большой толпе, другой будет приводить примеры неудач искусственного интеллекта, а третий раскроет секретные методы, позволяющие обмануть алгоритмы распознавания.

Для ознакомления с технологией нам будет проще всего представлять её чёрным ящиком, который на вход принимает изображение (кадр из видео или фотография), а на выходе возвращает некоторый набор вещественных чисел, который «кодирует» лицо. Этот набор часто ещё называют «вектором признаков» или «биометрическим шаблоном».

Размерность этого вектора у каждой системы может быть своя, обычно это некоторая степень двойки: 128, 256 или 512. Какой бы ни была размерность, норма вектора равна единице.

Эти векторы обладают следующим свойством: если мы попробуем дважды закодировать одно и то же изображение лица, мы получим два одинаковых вектора — угол между ними будет равен нулю, а чем сильнее будут различаться лица, тем дальше друг от друга они будут лежать на сфере и тем больше будет угол между ними. Это означает, что для определения «похожести» двух лиц нам достаточно измерить угол между их векторами; удобнее всего в качестве меры схожести использовать косинус угла, а не сам угол.

Система распознавания лиц не может нам сказать, что на некоторой фотографии изображён конкретный человек. (или наоборот, что на фото совсем не он). Мы можем взять реальное фото этого человека и при помощи системы построить для него вектор признаков. В дальнейшем этот вектор можно будет сопоставить с вектором исследуемого изображения и узнать меру их схожести.

Погружаясь в механизм обработки изображений, поговорим о детекторе. Первым делом, получив на вход картинку, алгоритму нужно отыскать на ней лиц. За это отвечает компонент, называемый детектором, его задача — выделить области, в которых содержится нечто, напоминающее лицо.

До недавнего времени эту задачу решали с помощью метода Виолы — Джонса или HOG-детекторов. Однако сегодня нейронные сети практически полностью заменили эти методы. Они обеспечивают более высокую точность, меньше подвержены влиянию углов съёмки (наклонам, поворотам и т.д.) и демонстрируют большую стабильность в своих предсказаниях по сравнению с классическими подходами. Даже скорость работы, традиционно считающаяся ключевым преимуществом, больше не является проблемой для нейросетей. Благодаря большому объёму доступных данных для обучения и

развитию вычислительных ресурсов можно легко подобрать размер нейросети, который удовлетворит ваши требования.

Лица, которые возвращает детектор, всё ещё пребывают в своём естественном положении: повёрнуты, наклонены, разного размера. Чтобы на следующих этапах нам было проще их обрабатывать и сравнивать, нужно привести их к некоторому универсальному виду. Эту задачу решает компонент системы, который называется нормализатором.

В идеале, мы хотели бы работать только с фронтальными изображениями лица, для чего, в свою очередь, необходимо уметь преобразовывать любое полученное системой, изображение к фронтальному типу, причём преобразовывать просто и быстро, не прибегая к 3D-реконструкции и прочему «ракетостроению». Разумеется, магии не существует, и легко привести любое лицо к фронтальному невозможно, однако мы всё ещё можем попытаться получить изображение, максимально приближённое к фронтальному, — насколько это возможно для имеющейся картинки. В нашем распоряжении имеются три инструмента:

- scale: мы можем «приблизить» или «отдалить» лицо;
- rotation: мы можем повернуть лицо на любой угол в плоскости изображения;
- shift: мы можем сместить лицо на несколько пикселей влево или вправо, вверх или вниз.

Каждое из этих преобразований описывается матрицей  $3 \times 3$ . Перемножив все три матрицы, мы также получим матрицу  $3 \times 3$  для суммарного преобразования — его необходимо применить к лицу для приведения к нужному нам виду:

Одним из способов определения преобразования может быть следующий: найти ключевые точки лица (центры глаз, кончик носа) и вычислить такую матрицу, в результате применения которой кончик носа окажется по центру изображения, а глаза выровняются на одном горизонтальном уровне. Способ довольно простой, однако, во-первых, он сильно зависит от качества детектирования ключевых точек, а во-вторых, нет гарантии, что описанные выше эвристики являются оптимальными для распознавания.

Альтернатива, как вы уже, вероятно, догадались — снова нейросеть. С её помощью мы можем предсказать итоговую матрицу преобразования напрямую, не отыскивая ключевые точки и не делая каких-либо предположений о расположении носа и глаз.

Теперь, когда у нас есть нормализованное лицо, настало время строить вектор — этим занимается компонент, называемый экстрактором, основной элемент всей системы. Он принимает на вход картинку фиксированного разрешения — обычно 90–130 пикселей, такой размер позволяет соблюсти баланс между точностью работы алгоритма и его скоростью (картинка большего разрешения могла бы содержать больше полезной для распознавания информации, но и обработка её выполнялась бы дольше).

Экстракция вектора — завершающий этап пайплайна обработки лица. Главное, чего мы ждём от хорошего экстрактора — чтобы он строил как можно более «близкие» векторы для схожих лиц и как можно более «далёкие» — для непохожих. Для этого экстрактор нужно обучить, а для обучения первым делом нам понадобится датасет — набор размеченных данных. Выглядеть он может примерно так:

То есть, у нас есть некоторое множество уникальных людей — «персон» (персона  $k$  и персона  $m$  — это разные люди, если  $m \neq k$ ), и для каждой из них есть некоторое множество картинок. При этом мы точно знаем, на какой картинке какая персона. Самые передовые системы обучаются на датасетах в миллионы, а то и в десятки миллионов персон, а вот фотографий на каждую из них нам будет достаточно пяти–десяти (персона с единственной фотографией может оказаться полезной для обучения), но опять же: больше — лучше. В наши дни в интернете можно найти большое количество публичных датасетов, а иные исследователи собирают для обучения фотографии знаменитостей [2].

При формировании обучающей выборки следует принимать во внимание тот факт, что экстрактор (на самом деле, это справедливо для любой нейросети) всегда будет лучше работать на данных, похожих на те, на которых он учился.

В последние годы технологии распознавания лиц, основанные на искусственном интеллекте, стали важным направлением в области компьютерного зрения и машинного обучения. Их применение охватывает множество сфер, включая безопасность, маркетинг, здравоохранение и управление ресурсами. В условиях быстрого развития технологий и растущих объемов данных, анализ и совершенствование методов распознавания лиц становятся особенно актуальными. Данная технология пользуется большим спросом на рынке и наличие локальных решений значительно упрощает использование и дальнейшую работу с информацией на собственных базах данных. Именно потому данная тема находит большое распространение на рынке и актуальна в настоящем, а также будет актуальна еще долгое время.

### **Список использованной литературы**

1. Нейронные сети. Популярная сейчас технология «глубокого обучения» идет от идей 70 летней давности [электронный ресурс] – Режим доступа: <https://vc.ru/tech/672836-neironnye-seti-populyarnaya-seichas-tehnologiya-glubokogo-obucheniya-idet-ot-idei-70-letnei-davnosti> - дата доступа: 09.09.2024.
2. Как на самом деле работает распознавание лиц [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/ntechlab/articles/586770/> - Дата доступа: 10.09.2024.