

взаимодействия с цифровыми технологиями. Применение ML в образовательных и мобильных приложениях, а также на платформе Windows, продолжит трансформировать эти области, делая их более интуитивными и адаптивными к потребностям пользователей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Сапрыкин Д.А., Подольский К.В. Возможности применения машинного обучения в мобильных приложениях для персонализированной рекомендации контента // International Journal of Humanities and Natural Sciences. – 2023. – №12-4 (87). – С.80-83. – DOI: 10.24412/2500-1000-2023-12-4-80-83.
2. Жунисов Н.М., Казбекова Г.Н., Баймаханова А.С., Абен А.Б. Использование алгоритмов машинного обучения при разработке образовательных порталов// Вестник ВКТУ. – 2024. – №3. – С.124-132. – DOI HYPERLINK "<https://storage.ektu.kz/nextcloud/index.php/s/an78AoN4Nc9pARf>"10.51885/1561-4212_2024_3_121.
3. Использование алгоритмов машинного обучения в приложениях Windows [Электронный ресурс] // Microsoft Learn. – URL: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/windows/ai/models>.
4. Центр моделей машинного обучения [Электронный ресурс]. – URL: <https://huggingface.co/>.

УДК 004.032.26

К.Э. Воронцов, асп.;
Н.А. Галанина, проф. (ЧувГУ, Чебоксары, Россия)

СОЗДАНИЕ АЛГОРИТМА ВЕКТОРНОЙ БАЗЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ ЛЮДЕЙ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Алгоритмы распознавания лиц позволяют автоматически идентифицировать или верифицировать человека по его изображению. Процесс распознавания включает несколько этапов:

1. Обнаружение лица.
2. Выделение ключевых точек (минимум 68).
3. Нормализация изображения.
4. Построение вектора признаков.
5. Сравнение с базой данных.

Для более сложных задач распознавания лиц в робототехнике, где требуется высокая точность и устойчивость к различным условиям, используются методы на основе глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN). CNN обеспечивают высокую точность

распознавания лиц, но требуют значительных вычислительных ресурсов для обработки изображений, особенно при использовании глубоких архитектур. Высокие вычислительные затраты CNN приводят к увеличенному энергопотреблению, что может быть критичным для автономных роботов с ограниченным энергоресурсом [1]. Однако использование специализированных аппаратных ускорителей, таких как TPU или FPGA, может повысить энергоэффективность [2].

Создание и обработка векторной базы данных лиц являются ключевыми этапами в системах распознавания лиц, где важны точность, скорость и масштабируемость. Для представления лица в виде вектора используются алгоритмы, способные выделять уникальные характеристики лица. Перед векторизацией изображения лиц обычно проходят этапы предобработки, включая выравнивание по ключевым точкам (например, глаза, нос, рот) и нормализацию освещения, чтобы уменьшить влияние внешних факторов.

Метод главных компонент (PCA) используется для снижения размерности данных и выделения наиболее значимых признаков лица. Он преобразует исходные данные в новую систему координат, где первые компоненты содержат наибольшую дисперсию данных. Формально, если X — матрица данных, то PCA находит такие собственные векторы и собственные значения ковариационной матрицы $X^T X$, которые используются для проекции данных в пространство меньшей размерности.

Линейный дискриминантный анализ (LDA) используется для поиска линейных комбинаций признаков, которые лучше всего разделяют классы (различные лица). Он стремится максимизировать межклассовую дисперсию и минимизировать внутриклассовую дисперсию. Формула критерия Фишера для LDA:

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}$$

где: W — матрица проекции; S_B — матрица межклассовой дисперсии; S_W — матрица внутриклассовой дисперсии.

CNN обучаются на больших наборах данных для автоматического извлечения признаков и преобразования изображений лиц в векторы признаков. Функция потерь, такая как тройная потеря (triplet loss), используется для обучения модели, чтобы расстояние между векторами одного лица было меньше, чем между векторами разных лиц.

Для эффективного поиска в большой базе данных лиц используются структуры данных, такие как деревья KD или LSH (Locality-Sensitive Hashing), которые позволяют быстро находить ближайших соседей в векторном пространстве [3]. При увеличении числа лиц в базе

данных важно обеспечивать масштабируемость системы. Распределенные вычисления и параллельная обработка могут быть использованы для ускорения процесса распознавания. Система должна поддерживать динамическое добавление новых лиц и обновление векторов признаков без значительного снижения производительности. Создание и обработка векторной базы данных лиц требуют применения эффективных алгоритмов извлечения признаков, методов снижения размерности и стратегий масштабируемости для обеспечения точного и быстрого распознавания лиц в робототехнических системах.

Этапы машинного обучения в CNN:

1. Обучение модели:

- a. Прямое распространение (forward pass).
- b. Вычисление функции потерь.
- c. Обратное распространение.

2. Архитектура сети:

- a. Сверточные слои (convolutional layers).
- b. Слои подвыборки (pooling layers).
- c. Полносвязные слои (fully connected layers).

3. Формулы:

а. Операция свертки: Для входного изображения I и фильтра K результат свертки S в позиции (i, j) вычисляется как:

$$S(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) \cdot K(m, n).$$

б. Функция активации (например, ReLU): применяется элемент-wise:

$$f(x) = \max(0, x).$$

с. Функция потерь (например, кросс-энтропия): для истинной метки y и предсказанной вероятности p :

$$L = -\sum_i y_i \log(p_i).$$

CNN хорошо масштабируются на больших наборах данных и могут быть адаптированы для работы с высокоразмерными входными данными. Использование современных графических процессоров (GPU) и распределенных вычислительных систем позволяет эффективно обучать глубокие сети с миллионами параметров. Кроме того, существуют предобученные модели, такие как VGG, ResNet и Inception, которые можно дообучать под конкретные задачи, что ускоряет процесс разработки и снижает требования к вычислительным ресурсам.

ЛИТЕРАТУРА

1. ООО «Точка». Эволюция внутренних процессов компаний: как мы внедряли CI/CD и автоматизировали разработку [Электронный ресурс] // Хабр. – URL: <https://habr.com/ru/companies/tochka/articles/>

809493/ (дата обращения: 10.01.2025).

2. Борисов С.В., Беспалов А.Н., Сухов И.А. Сравнение YOLOv5 и Faster R-CNN для обнаружения людей на изображении в потоковом режиме [Электронный ресурс] // Научные исследования и разработки. Современные информационные технологии: научный журнал. – 2022. – № 6 (120). – URL: <https://research-journal.org/archive/6-120-2022-june/sravnenie-yolov5-i-faster-r-cnn-dlya-obnaruzheniya-lyudej-na-izobrazhenii-v-potokovom-rezhime> (дата обращения: 12.01.2025).

3. Рыжов А.А., Рыжова Е.А. Машинное обучение в робототехнике: оптимизация производственных процессов [Электронный ресурс] // КиберЛенинка. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mashinnoe-obuchenie-v-robototekhnike-optimizatsiya-proizvodstvennyh-protsessov/viewer> (дата обращения: 14.01.2025).

УДК 004.

О.А. Новосельская, доц.; Н.А. Савчук, ст. преп.
(БГТУ, г. Минск, РБ)

ОСОБЕННОСТИ ЦВЕТОВОСПРИЯТИЯ БЕЗОПАСНОЙ ГАММЫ

Безопасная цветовая гамма считается хорошо воспроизводимой на любом дисплее и определяет видимые web-цвета с шагом уровня квантования 51, или в 16-ричной системе счисления #33. Теоретической основой такой градации явилось математическое разделение диапазона уровней квантования для глубины цвета 8 бит/канал в цветовой модели RGB. Это было оправдано с точки зрения увеличения разницы между цветами, но не учитывало особенности нашего восприятия.

Если рассматривать определенные диапазоны цветов, то однаковое изменение уровней квантования в них может не приводить к существенному цветовому различию. Есть цвета, хорошо различимые глазом и цвета, для которых даже существенное отклонение не приводит к его изменению. К цветам, являющимся плохо различимыми в первую очередь можно отнести светлые тона зеленого, голубого, пурпурного, некоторые оттенки красного и синего. Это явление известно давно. Исследования М. Аддама, Д. Джадда и Г. Вышэцки доказали, что воспринимаемый и измеренный цвета отличаются [1]. Причем воспринимаемый цвет на диаграмме цветности сводится к форме эллипса, в пределах которого значения носят переменный характер, а цветность неизменна.

Для оценки воспроизводимости безопасной цветовой гаммы в программе Adobe Photoshop было воспроизведено фотометрическое