

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ОЦЕНКИ КАНДИДАТОВ ПО ФОТОИЗОБРАЖЕНИЮ

Малащук М. Ю.

Кафедра информационных технологий автоматизированных систем
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: maximopolnate@gmail.com

В статье приведен обзор подходов к построению интеллектуальных алгоритмов, позволяющих проводить автоматизированную оценку кандидатов по фотоизображениям. Рассматриваются методы извлечения признаков лица, применения регрессионных моделей и методов машинного обучения, а также перспективы интеграции данных технологий.

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире искусственный интеллект все больше находит свое применение в различных сферах и способен решать новые задачи. Одна из них – необходимость автоматизировать оценку кандидатов. Помимо традиционных методов анализа резюме и интервью, активно исследуются технологии компьютерного зрения и искусственного интеллекта. Одним из актуальных направлений является автоматизированная оценка характеристик человека по фотоизображению, в частности уровня интеллекта или профессиональной пригодности.

I. Методы извлечения признаков

Для оценки кандидатов по фотоизображению необходимо выделить признаки, которые отражают ключевые особенности лица и могут быть связаны с когнитивными характеристиками. От качества выделенных признаков напрямую зависит точность последующего анализа и надежность предсказаний. На сегодняшний день можно выделить три основные группы признаков.

В первую очередь выделяются геометрические признаки лица. Этот подход основывается на анализе формы и пропорций лица. Ключевыми параметрами выступают расстояния между глазами, длина и форма носа, контуры подбородка, соотношение ширины и высоты лица, а также степень симметрии [1]. Геометрические характеристики позволяют формализовать структуру лица и выявить особенности, которые традиционно ассоциируются с восприятием интеллекта и других личностных качеств. Дополнительно могут использоваться методы антропометрического анализа и алгоритмы для построения «каркаса лица».

Далее необходимо выделить текстурные признаки. Данный подход направлен на исследование текстуры кожи, наличия и характера морщин, микровыражений, а также других деталей поверхности лица. Текстурированный анализ помогает зафиксировать устойчивые визуальные паттерны, кото-

рые отражают эмоциональные и поведенческие особенности. Для извлечения таких признаков часто применяются методы фильтрации (например, фильтры Габора, локальные бинарные паттерны) и вейвлет-преобразование, которые позволяют учитывать как локальные, так и глобальные особенности текстур.

Завершающую группу образуют глубинные признаки. Современный уровень анализа изображений в значительной степени связан с применением глубокого обучения. Сверточные нейронные сети, обученные на больших выборках лицевых изображений, способны автоматически извлекать сложные и высокоуровневые представления. Такие признаки учитывают не только геометрию и текстуру, но и скрытые взаимосвязи между ними. Использование предобученных моделей (например, FaceNet, ResNet) позволяет ускорить процесс разработки и повысить точность анализа, а настройка этих моделей под конкретную задачу делает систему более специализированной.

Поэтому выделение признаков является первым ключевым этапом построения интеллектуального алгоритма оценки кандидатов. Комбинация различных категорий признаков позволит повысить точность анализа и сделать систему более устойчивой к внешним факторам, таким как освещенность, ракурс и качество изображения.

II. Модели анализа

После того как признаки были выделены и представлены в числовом виде, следующим этапом является их анализ с помощью математических моделей. На данном этапе необходимо выявить зависимости между признаками и когнитивными характеристиками кандидата, а также построить алгоритм, способный выдавать групповые оценки. В зависимости от поставленной задачи и характера данных могут применяться различные группы моделей.

В первую очередь применяются регрессионные модели. Регрессия используется для предсказания числового показателя, например уровня интеллекта по определенной шкале. Наиболее

распространенными подходами являются Support Vector Regression (SVR), линейная и полиномиальная регрессия. Эти методы позволяют установить зависимость между набором признаков и целевой переменной, а также давать количественную оценку когнитивных характеристик. Преимуществом регрессионных моделей является их интерпретируемость и возможность выдавать конкретный результат, а не только категориальное суждение. Однако они требуют корректной подготовки данных и чувствительны к шумам в признаках.

Далее используются классификационные модели. Классификация применяется для разделения кандидатов на группы, например: «выше среднего», «средний», «ниже среднего». Эти подходы удобны в ситуациях, когда требуется обобщенное решение. Среди наиболее часто используемых алгоритмов можно выделить логистическую регрессию, решающие деревья и методы градиентного бустинга. Такие модели хорошо работают при наличии достаточно больших и хорошо сбалансированных выборок, позволяя выявлять закономерности в данных и использовать для принятия решений.

Интегрированные модели позволяют объединять результаты нескольких алгоритмов для повышения общей точности и устойчивости системы. Наиболее известные методы включают бустинг, стекнинг и различные схемы голосования. Использование интеграции позволяет снизить риск переобучения и делает систему более надежной при работе с разнородными данными. Такой подход особенно актуален при анализе больших массивов изображений, когда отдельная модель может быть недостаточно универсальной. Кроме того, интегрированные модели позволяют комбинировать как простые алгоритмы, так и более сложные, усиливая их сильные стороны.

Поэтому выбор модели анализа зависит от поставленной задачи. Если требуется числовая оценка, то используется регрессия. Если нужно группировать кандидатов, то применяются классификационные модели. Для максимальной точности и устойчивости системы применяются интегрированные модели.

III. ЭТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ

Применение интеллектуальных алгоритмов для оценки кандидатов по фотографиям связано с рядом этических вопросов. Во-первых, существует риск предвзятого отношения алгоритма: система может некорректно интерпретировать особенности внешности, что приведет к дискри-

минации отдельных групп. Во-вторых, обработка фотографий затрагивает вопросы конфиденциальности и права на личную неприкосновенность. Поэтому, согласно законодательству, требуется согласие кандидатов, а также высокий уровень защиты информации [2].

Отдельное внимание следует уделить прозрачности решений алгоритма. Если система автоматически формирует оценку интеллекта или профессиональной пригодности, кандидат имеет право знать, на каких признаках был сделан вывод. Это повышает доверие и снижает вероятность необоснованного отказа.

В перспективе особое значение приобретает формирование единых этических стандартов и нормативных регламентов использования подобных технологий. Их разработка предполагает междисциплинарное взаимодействие специалистов в области искусственного интеллекта, юриспруденции и социальной психологии, что позволит обеспечить баланс между инновационностью решений и необходимостью соблюдения принципов справедливости, прозрачности и недискриминации.

Таким образом, при внедрении подобных систем необходимо сочетать техническую эффективность с этическими нормами, чтобы избежать ошибок, несправедливости и снижения доверия со стороны общества.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интеллектуальные алгоритмы анализа кандидатов по фотоизображениям представляют собой перспективное направление исследований. Они могут стать вспомогательным инструментом в HR-практиках. Однако их применение требует осторожности из-за вопросов этики, приватности и законодательства. Дальнейшие исследования будут направлены на повышение интерпретируемости моделей и расширение набора признаков для оценки.

V. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Wei X., Stillwel D. How smart does your profile image look? Estimating intelligence from social network profile images. / Psychomeytics Centre, University of Cambridge, School of Management6 University of Bath, June 2016, [Electronic resource]. – Mode of access: <https://www.researchgate.net/publication/304642532>. – Date of access: 20.09.2025.
2. Floridi L., Cowls J. A unified framework of Five Principles for AI in Society. Harvard Data Science Review, 2019, [Electronic resource]. – Mode of access: <https://hdsr.mitpress.mit.edu/pub/10jsh9d1/release/8>. – Date of access: 30.09.2025.