

Таким образом, предложенный алгоритм позволяет повысить точность оценки эмоционального состояния человека и спрогнозировать его поведение в различных ситуациях при принятии необходимых управленческих решений.

### *Литература*

1. К. Изард. Эмоции человека. — М.: МГУ, 1980. — 440 с.
2. Экман, Пол, Фризен, Уоллес. Узнай лжеца по выражению лица. Книга-тренажёр = Unmasking the face. A guide to recognizing emotions from facial clues. — 1-е издание. — Санкт-Петербург: Питер, 2010. — 272 с. — (Сам себе психолог). — ISBN 978-5-49807-643-0.
3. Р. Д. Синельников, Я. Р. Синельников. Мышцы головы // Атлас анатомии человека. — 2-е. — М.: Медицина, 1996. — Т. 1. — С. 240. — 344 с. — 10 000 экз. — ISBN 5-225-02721-0.
4. P. Viola and M.J. Jones, «Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features», proceedings IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), 2001
5. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. — М.: СССР-США СП «Параграф», 1990. — 160 с.

УДК 002.6:004.3; 002.6:022.9; 510

## **АЛГОРИТМЫ ОЦЕНКИ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ЕГО ЖЕСТАМ**

студент Якушев И.Ю.

*Научный руководитель – к.т.н. Садов В.С.*

Белорусский государственный университет  
Минск, Беларусь

Довольно большое количество программного обеспечения на сегодняшний день позволяет анализировать эмоциональное состояние человека, однако значительная часть современных разработок основывается на исследовании мимики человека, которые не позволяют в полной мере оценить истинность проявления эмоции. В то же время большое количество полезной информации для определения истинного эмоционального состояния человека несет невербальная информация, которая выражается посредством жестов.

Изучение языка тела для распознавания эмоций было проведено Рэем Бердвистелом, который обнаружил, что окончательный смысл высказывания только на 35% выражается словами и на 65% невербально. В той же работе анализ тысяч записей переговоров показал, что язык жестов определяет исход этих переговоров в 60–80% случаев.

Для определения характера жеста активно применяется машинный анализ, который в данной области имеет два направления (Рис. 1). Первый – детектирование отдельных частей тела, например – руки, ноги. И второй – детектирование скелета человека при помощи опорных точек. В этой работе мы остановились на втором способе, так как он может быть более полезным в нашем случае и, возможно, более простым.

В ансамбле частей тела различные части тела обнаруживаются независимо, и могут быть установлены мягкие ограничения для уточнения этих обнаружений.

Другим способом моделирования человеческого тела является определение совокупности взаимосвязанных соединений, также известных как модели кинематических цепей. Обычно это упрощение человеческого скелета и его механики. Общим математическим представлением таких моделей являются циклические древовидные графы, которые также дают преимущество в удобстве вычислений.

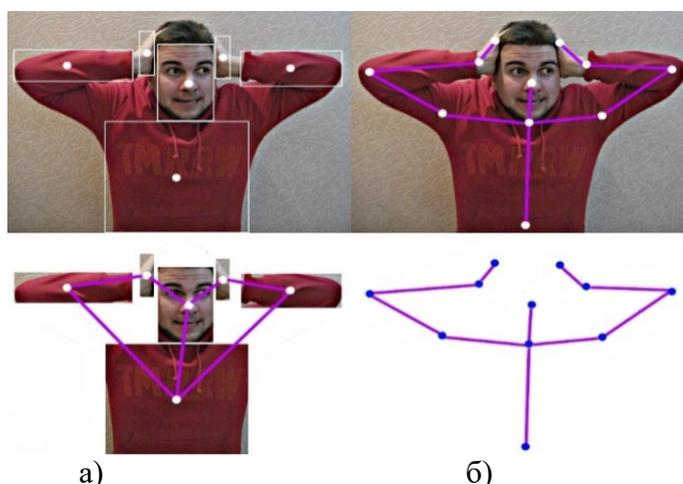


Рис 1. Два наиболее распространенных способа моделирования человеческого тела при автоматической обработке - это либо ансамбль частей тела (а), либо кинематическая модель (б).

В отличие от подхода, основанного на деталях, узлы структурных деревьев представляют собой соединения, каждый из которых параметризован со своими степенями свободы. Кинематические модели могут быть плоскими, и в этом случае они представляют собой проекцию на плоскость изображения или информацию о глубине. Более богатые, более реалистичные варианты можно определить, например, как совокупность соединенных цилиндров или сфероидов или трехмерных сеток.

Алгоритм обработки жестов состоит из нескольких шагов: детектирование тела человека при помощи метода Виолы-Джонса, расстановка опорных точек для определения скелета человека, подготовка изображения для анализа жестов, их анализ с последующей оценкой общих выходных данных после всех этапов.

Для реализации алгоритма необходимо составить, так называемую, таблицу эмоций. В ней содержатся описание жеста и выражаемая им соответствующая эмоция, как показано в таблице 1.

Таблица 1.1

Взаимосвязь статических положений человека и эмоций	
Эмоция	Статическое положение
Радость	Голова назад, передняя поверхность грудной клетки опущена, руки подняты над плечом и прямо в локте, плечи подняты
Печаль	Голова вперед, передняя поверхность грудной клетки поднята, руки на стороне туловища, рухнула осанка
Удивление	Голова назад, задняя поверхность грудной клетки опущена, руки, поднятые с прямыми предплечьями
Гордость	Голова назад, слегка наклон, расширенная осанка, руки на бедрах или поднятые над головой
Страх	Голова назад, руки подняты вперед, плечи

	вперед
Отвращение	Плечи вперед, голова вниз
Скука	Сложенная поза, голова назад, не обращенная к собеседнику
Гнев	Голова назад, задняя поверхность грудной клетки опущена, руки подняты вперед и вверх, плечи подняты

Для успешной работы самого алгоритма требуется наличие видеопоследовательности, так как большинство жестов все-таки выражаются в динамике. При помощи обученной достаточной выборкой, свёрточной нейронной сети определяются координаты необходимых опорных точек скелета. Далее с помощью «таблицы эмоций» определяются сами эмоции.

### *Литература*

1. Argyle, Michael. 1975. Bodily Communication. Vol. 581. Methuen London.
2. Atkinson, Anthony P., Winand H. Dittrich, Andrew J. Gemmell, and Andrew W. Young. 2004. "Emotion Perception from Dynamic and Static Body Expressions in Point-light and Full-light Displays." Perception-London 33: 717–746.

УДК 004.627

## **СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНОГО АВТОЭНКОДЕРА**

студент Щасный К.А.

*Научный руководитель - Головатая Е.А.*

Белорусский государственный университет  
Минск, БГУ

Новые форматы медиа, достижения в аппаратной области, а также разнообразные требования и типы контента создают потребность в алгоритмах сжатия более гибких, чем существующие кодеки. Нейронные сети (и конкретно автоэнкодеры [1]) имеют значительный потенциал в этом отношении, но присутствуют и некоторые недостатки, в частности, проблемы с составлением обучающей выборки, а также трудности с оптимизацией в силу недифференцируемости некоторых этапов сжатия (в частности, квантования).

В качестве исследуемой сети был выбран автоэнкодер, благодаря его способности выделять во входных данных только наиболее характерные для них признаки за счёт сокращения нейронов в скрытом слое.

В данной работе рассматривается свёрточный автоэнкодер (CAE), который основан на использовании свёрточных нейронных сетей в качестве кодера и декодера. Это позволяет использовать все преимущества свёрточных сетей, а именно: разреженность коэффициентов, что позволяет сети более эффективно описывать сложные взаимоотношения между большим количеством переменных; разделение параметров, позволяющее сократить количество хранимых параметров; эквивариантность представления, позволяющую сети успешно обрабатывать одни и те же объекты, которые находящиеся на ряде изображений в разных местах или имеющих переменный масштаб.

В качестве обучающей выборки использовался набор изображений MNIST. Сеть состоит из кодера и декодера, включающих в себя 2 сжимающие (разжимающие) единицы, состоящие из свёрточного слоя и слоя субдискретизации.

В процессе обучения подбирались количество фильтров, наиболее оптимальные результаты дали значения  $N_1 = 8$  и  $N_2 = 4$ . Эти параметры позволяют получить