

17. Dr. Wei-Bin Zhang. Synergetic Economics. - Berlin: Springer, 1991. - 246 p.
18. Prigogin I., Stengers Is. Order out of chaos. Man's new dialogue with nature. – London: Heinemann.- 1984. – 349 p.
19. Акаев А.А., Садовничий В.А. Математическая модель демографической динамики со стабилизацией численности населения мира вокруг стационарного уровня// Доклады академии наук. – 2010. – Т.435. - № 3. - С. 320–324.
20. Капица С.П., Курдюмов С.П., Малинецкий Г.Г. Синергетика и прогнозы будущего. - М.: Едиториал УРСС. - 2003. - 288 с.
21. Растрингин Л.А. Адаптация сложных систем. – Рига: Зинатне, 1981. - 376 с.
22. Хайек Ф.А. Пагубная самонадеянность. Ошибки социализма. - М.: Новости, 1992. - 304 с.
23. Weidlich W. The Master Equation Approach to Nonlinear// Economics Journal of Evolutionary Economics. - 1992. - Т.2. - № 3. С. 233–265.
24. Моисеев Н.Н. Избранные труды в 2-х томах. Т.1. Гидродинамика и механика. Оптимизация, исследование операций и теория управления. - М.: Тайдекс Ко, 2003.- 376 с.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ЭМОЦИИ НА ИЗОБРАЖЕНИИ ПО КЛЮЧЕВЫМ ТОЧКАМ

В.А. Коровкин

(г. Томск, Национальный исследовательский Томский политехнический университет)

alcasar@tpu.ru

THE USING OF MACHINE LEARNING FOR CLASSIFICATION OF EMOTIONS IN THE IMAGE BY FACIAL LANDMARK

V.A. Korovkin

(Tomsk, National Research Tomsk Polytechnic University)

Abstract: In this paper, was considered the application of the three most popular methods of machine learning, which are used to classify images (support vector method, artificial neural network, and convolutional neural network). These methods were used to solve the problem of recognition and classification of emotions on image the face of a person. Emotions were recognized using facial landmarks (78), which were determined using the Active Appearance Model algorithm. For training and testing, the Extended Cohn-Kanade Database (CK+) was used. The algorithm developed using convolution layers (mean about 91%) showed the best accuracy. It was also revealed that the use of convolution layers reduces the network error for the same number of training eras.

Keywords: facial expressions, emotional state, convolutional neural networks, emotion recognition, computer vision, facial points

Введение

В современной науке и техники благодаря усилиям множества ученых активно развиваются исследования в области машинного зрения. Их результаты успешно применяются практически во всех видах человеческой деятельности.

Сегодня одними их самых интересных и востребованных в области компьютерного зрения являются задачи, связанные с распознаванием лиц, а также разработкой автоматических систем, которые способны проводить анализ эмоционально-психического состояния человека. Данные программные продукты нашли широкое применение на рынке. Сегодня они активно эксплуатируются, например, в медицине и психологии для проведения научных изысканий состояния и поведения человека или в маркетинговых исследованиях для определения правдивых реакций на товары. Стоит отметить возрастающий интерес использования технологий определения эмоционально-психического состояния в различных системах без-

опасности (транспортной, общественной и т.д.). Кроме этого, особый интерес вызывает использование таких систем в робототехнике для решения задач поддержки речевого общения операторов с сервисными антропоморфными роботами [2,3-4].

Эмоция представляет собой сильный психологический процесс средней продолжительности, который отражает субъективное оценочное отношение к текущей или к гипотетической ситуации [15]. Эмоции играют значительную роль в жизни человека и в межличностном общении. Они могут быть выражены различными способами: мимикой, позой, двигательными реакциями, голосом и вегетативными реакциями (частота сердечных сокращений, артериальное давление, частота дыхания). Основаниями наиболее известных классификаций эмоциональных явлений выступают их формально-динамические характеристики, уровни эмоционального реагирования, модальность [5]. Основываясь на работах профессора Калифорнийского университета П. Экмана, можно утверждать, что ряд эмоций является универсальным, и их восприятие людьми не зависит от культурных и других факторов [6].

Стоит отметить, что при распознавании эмоций человек активно использует контекстную информацию: голос, поза, мимика и т.д. [9] Следовательно, для повышения точности классификации эмоций у человека необходимо увеличивать количество анализируемых модальностей, участвующих в ситуации (видео, аудио и т.п.).

Задача распознавания эмоций по изображению лица

В данной работе для классификации эмоции используется только одна модальность - изображение лица человека. Была поставлена задача разработать и реализовать алгоритм распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица, а также провести сравнение эффективности наиболее популярных методов (подходов) машинного обучения, которые выбираются для решения данной задачи.

Для решения данной задачи был разработан алгоритм со следующим этапами работы:

- предобработка изображения;
- детектирование лица на изображении;
- поиск ключевых точек (facial landmarks);
- распознавание и классификации эмоции.

Для детектирования лица был использован популярный алгоритм Виолы-Джонса. Обучение алгоритма осуществлялось на основе бустинга, при котором классификаторы (признаки Хаара) комбинируются таким образом, чтобы получить более сложный классификатор. Данный метод показывает высокую точность обнаружения и неплохую устойчивость к поворотам головы.

Существует несколько способов обнаружения эмоции на изображении: по ключевым точкам, текстурный метод и т.д. В рамках данной работы был выбран способ определения эмоций по изображению лица, основанный на классификации ключевых точек (facial landmarks). Координаты данных точек были получены через алгоритм Active Appearance Model. Для решения было выделено 78 ключевых точек.

Сегодня к наиболее популярным методам распознавания и классификации можно отнести следующие: метод опорных векторов (SVM), полносвязанная искусственная нейронная сеть (ANN) и сверточная нейронная сеть (CNN).

Подготовка обучающей выборки

В данной работе в качестве наборов данных для обучения и тестирования была использована база Extended Cohn-Kanade Database (CK+), содержащая 11061 фотографию в формате *.png. Все фотографии имеют разрешение 640 на 490 пикселей. Всего в наборе данных выделено 8 классов эмоций: злость (1), презрение (2), отвращение (3), страх (4), счастье (5), грусть (6), удивление (7) и нейтральное (8) выражение лица [13].

В ходе работы с выбранным набором данных было замечено, что набор изображений эмоций для каждого класса различен. Классы 5, 7 и 8 имеют намного больше наборов изображений, чем остальные. Для решения возникшей проблемы было принято следующее решение: выполнение зеркального отображения каждого изображения.

Перед непосредственно обучением выборка была нормализована. После выполнения нормализации к изображениям был применен алгоритм Active Appearance Model для детектирования 78 ключевых точек (facial landmarks).

Размер полученного нормализованного изображения фиксирован и составляет 80x80 пикселей.

Обучение системы

Для реализации метода опорных векторов (SVM), искусственной нейронной сети (ANN) и сверточной нейронной сети (CNN) был выбран язык программирования Python, который позволяет работать с библиотекой машинного обучения Keras и Theano. Данные нейросетевые библиотеки легки в освоении, а также довольно просто могут быть встроены в рабочие проекты.

Для обучения подготовленная база изображений была разбита на две части: обучающую и тестовую. Тестовая выборка составила 20 % от общего объема изображений.

Архитектура искусственной нейронной сети (ANN) включает в себя 4 слоя. Входной слой составляет 6400 нейронов, выходной – 8 нейронов. В сети присутствует 2 промежуточных слоя по 160 нейронов. В качестве функции активации используется сигмоидальная. Обучение сети производится классическим методом обратного распространения ошибки.

Входной слой сверточной нейронной сети используется только для передачи входного образа и не несет какой-либо специальной функциональной нагрузки. Одна из главных архитектурных особенностей сетей данного вида является последовательное применение следующей последовательности слоев – свертки, активации, субдискретизации. Слой свертки использует ядро размерностью 5 для свертки входного изображения. После слоя свертки следует слой активации, которые использует сигмоидальную функцию активации. Слой субдискретизации применяется для сокращения изображения с использованием ядра свертки 3. Сеть содержит три таких повторяющихся блока. Выходной слой соединяется со слоем функции потерь и слоем точности, который работает только при тестировании (показывает процент верно классифицированных изображений).

Подбор параметров нейронных сетей проводится эмпирическим методом. Обучение останавливалось при достижении 400 эпох, так как в дальнейшем происходило переобучение ANN, что увеличивало ошибку.

Результаты эксперимента

Результаты работы на тестовых данных трех самых популярных методов обучения представлены в таблицах 1-3. В таблицах представлены данные по точности распознавания каждого класса эмоции.

Таблица 1. Результат тестирования метода SVM

Распознанная эмоция							
1	2	3	4	5	6	7	8
76.64	72.31	69.45	70.24	75.27	71.46	76.17	78.23

Таблица 2. Результат тестирование метода ANN

Распознанная эмоция							
1	2	3	4	5	6	7	8
81.14	80.28	77.24	78.74	81.59	79.46	83.68	80.37

Таблица 3. Результат тестирования метода CNN

Распознанная эмоция							
1	2	3	4	5	6	7	8
92.61	94.14	88.94	89.53	90.41	91.71	92.40	89.17

В таблице 4 представлен сравнительный анализ полученных опытных результатов. В качестве точности используется значение средней точности каждого метода.

Таблица 4. Сравнительный результат работы методов

Используемый метод	Точность распознавания, %
Метод опорных векторов (SVM)	73.30
Искусственная нейронная сеть (ANN)	80.19
Сверточная нейронная сеть (CNN)	90.9

Данные результаты показывают, что при классификации на ключевых точках (facial landmark) самыми эффективными из классических методов распознавания на изображении являются нейронные сети, особенно сверточные нейронные сети (CNN). Также было выявлено, что применение слоев свертки и субдискретизации уменьшает ошибку сети при одном и том же количестве эпох обучения.

Заключение

В работе была реализован алгоритм классификации эмоций на 8 классов по ключевым лицевым точкам (facial landmark) на изображении с помощью методом машинного обучения. Для решения задачи распознавания и классификации были применены три наиболее популярных метода: метод опорных векторов, ИНС, сверточные нейронные сети. Наиболее лучший результат (точность) показал алгоритм, разработанный с использованием сверточных слоев.

Дальнейшее развитие работы будет проводится в двух направлениях:

- классификация и распознавания эмоций на видеопотоке в режиме реального времени;
- добавление второй модальности (например, анализ позы и жестов) для совместного анализа.

ЛИТЕРАТУРА

1. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие. – Новосибирск.: Изд-во НГТУ, 2003 – 352 с.
2. Заболеева-Зотова А. В. Задача создания системы автоматизированного распознавания эмоций / Заболеева-Зотова А. – Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем: материалы Междунар. науч.-техн. конф. OSTIS-2012.– Минск : БГУИР, 2012, с. 347-350.
3. Заболеева-Зотова А. В. Развитие системы автоматизированного определения эмоций и возможные сферы применения / А. В. Заболеева-Зотова, Ю. А. Орлова, А. С. Бобков.– Открытое образование, 2011. – т. 2. – с. 59 – 62.
4. Конышев Д.В., Воротников С.А., Выборнов Н.А. Управление мимическим аппаратом сервисных роботов при синтезе эмоций. Прикаспийский журнал «Управление и высокие технологии», 2014, № 3, с. 216–229.
5. Коровкин В.А. Современные методы распознавания эмоций / Коровкин В.А.– Молодежь и современные информационные технологии, 2018. – 76 -78 с.
6. Экман П. Психология эмоций / П Экман.– Спб.: Питер, 2010.– 336 с.
7. Bishop Chr. Pattern Recognition and Machine Learning / Chr. M. Bishop, M. Jordan, J. Kleinberg, B. Scholkopf. – Springer, 2006. – p. 738.
8. Breazeal P. Robot Emotion: a functional perspective. Who Needs Emotions: The Brain Meets the Robot. The MIT Press Publ., 2004, pp. 137–168
9. Dhall A. From individual to group-level emotion recognition: EmotiW 5.0 / A. Dhall, R. Goecke, S. Ghosh, J. Joshi, J. Hoey, T. Gedeon. – ACM ICMI 2017. – p. 5.

10. Feldman L. Context in Emotion Perception / L. Feldman, B. Mesquita, M. Gendron. Association for psychological science, 2011. – p. 286-290
11. Goodfellow I. Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning) / I. Goodfellow, Y Bengio, A.Courville. – The MIT Press, 2017. – p 777.
12. Kosti R. Emotion recognition in context / R. Kosti, J. M. Alvarez, A. Recasens, A. Lapedri-za. – IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. – p. 1-9.
13. Lucey P. The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+) : A complete dataset for action unit and emotion-specified expression / P. Lucey. – Proceedings of IEEE CVPR Workshop on Biometrics, 13–18 Jun 2010, San Francisco, CA, USA / IEEE Computer Society. – San Francisco, 2010. – p. 94–101.
14. Perakis P., Passalis G., Theoharis Th., Kakadiaris I. 3D Facial Landmark Detection & Face Registration / P. Perakis, G. Passalis, Th. Theoharis, I. Kakadiaris. – Department of Informatics and Telecommunications University of Athens, 2010.– p. 55.
15. Yi J. Compare: Facial expression recognition considering individual differences in facial structure and texture / J. Yi, X. Mao, L. Chen, Y. Xue. – IET Computer Vision 2014, Vol. 8. The

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ФИЛЬТРАЦИЯ МНОГОМЕРНЫХ КОРРЕЛИРОВАННЫХ ВОЗМУЩЕНИЙ В ДИСКРЕТНЫХ СТОХАСТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

А.А.Кочешков

*(г. Нижний Новгород, Нижегородский государственный технический университет)
e-mail: kocheshkov@nntu.ru*

MODELING AND FILTRATION OF MULTIDIMENSIONAL CORRELATED PERTURBATIONS IN DISCRETE STOCHASTIC SYSTEMS

A.A.Kocheshkov

(Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod State Technical University)

Abstract. The problems of estimating stochastic processes of external correlated perturbations in discrete control systems are analyzed with particular attention to the efficiency of the algorithms. A theoretical framework is proposed based on discrete-time control theory methods and stochastic processes correlation theory. In contrast to the state space expansion method, separate design of the state filter and perturbation filter is implemented. The cases of multidimensional systems with constant and variable parameters are considered. Algorithms for the synthesis of optimal and suboptimal filters under various assumptions are presented.

Key words: modeling, stochastic system, state-space, correlated perturbations, estimation.

Введение. Классическая модель стохастической системы в пространстве состояний подразумевает наличие входных возмущений в виде некоррелированных белых шумов [1]. В реальных системах управления такое предположение о некоррелированности во времени и пространстве внешних случайных возмущений часто не является адекватным. Если интервал корреляции возмущения превышает период съема измерений, то учет корреляционных свойств внешних процессов в алгоритмах фильтрации может дать определенный выигрыш в точности. В данном случае требуется формировать оценки мгновенных значений не измеряемых возмущающих процессов и шумов, которые участвуют в алгоритмах оценивания состояния системы и выработки управлений. Но итоговая многомерность и многосвязность модели системы приводит к существенным осложнениям алгоритмов.

Линейная дискретная система описывается разностными уравнениями состояния объекта и измерителя