



О.В. Тихонова, В.В. Мокшин

## ОБНАРУЖЕНИЕ И ОТСЛЕЖИВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ В ЗАШУМЛЕННОЙ СРЕДЕ НА ОСНОВЕ ПРОСТРАНСТВЕННО- ВРЕМЕННОГО АНАЛИЗА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

(Казанский национальный исследовательский технический университет  
имени А. Н. Туполева)

Задача обнаружения и отслеживания динамических объектов широко используется для анализа дорожного трафика, в системах видеонаблюдения, [1-3] и ряде других задач. Актуальность задачи определения движущихся объектов обусловлена необходимостью анализа сложных сцен. Возникает необходимость поиска объектов в условиях зашумления сцены, при слабо меняющемся фоне. В результате необходимо осуществлять поиск движущихся объектов с высокой скоростью и достоверностью. Видео рассматривается как последовательность монохромных кадров. Таким образом, видеопоследовательность можно представить как тензор третьего ранга. В [4] представлена реализация алгоритмов таких как устойчивый метод главных компонент (RPCA) [5-7], низко ранговое представление (Low-Rank Representation) [8, 9], тензорное разложение (Tensor Decomposition) [10], пространственное отслеживание (Subspace Tracking), факторизация неотрицательной матрицы (Non-negative Matrix Factorization) [11], неотрицательное тензорное приближение (Non-negative Tensor Factorization) [11], использующие как матричное, так и тензорное исчисление, для обнаружения и отслеживания объектов. В процессе анализа работы алгоритмов из [4], сформировались следующие направления исследований: выявление зависимости времени работы алгоритмов от размерности файла, ошибки распознавания от качества видео и сравнительный анализ метода вычитания фона и метода прогнозирования фона. Все эксперименты проводились на Intel Core i5-3210M CPU 2.50GHz с 6Gb of RAM при помощи MATLAB R2015a на Windows 7 Professional.

Зависимость времени работы алгоритмов от размерности файла.

Исследования проводились при помощи [4]. Выбиралась отрезки одной записи дорожного движения с камеры видеонаблюдения разной длины. Поскольку в [2] используются 5 групп методов, то для исследования из каждой группы выбирался самый быстрый и самый медленный по времени исполнения метод. Полученные результаты изображены на Рис. 1 и на Рис. 2. Методы не показали существенного различия: при увеличении числа кадров время работы программы увеличивается.

Для анализа методы выбираются аналогично предыдущему пункту. Ошибка распознавания для каждого файла считается как отношение распознанных объектов к общему числу объектов. Изначально дано видео – запись дорожного движения с камеры видео наблюдения. Качество видео изменяется при



помощи программы Format Factory. Результаты приведены на Рис. 3 и Рис. 4. Из этого можно сделать вывод, что методы, время работы которых больше, распознают объекты с более высокой точностью, при улучшении качества видео методы распознают объекты на видео с меньшей ошибкой.

Сравнительный анализ метода вычитания фона и метода прогнозирования фона.

При выполнении данного эксперимента были рассмотрены два известных метода: метод вычитания фона и метод прогнозирования фона. Реализация этих методов базируется при помощи работы с матрицами. Поставленный эксперимент поможет оценить эффективность алгоритмов, необходимость улучшения их. Основными недостатками метода вычитания фона является нестабильность его работы при изменении освещения или нестабильном фоне. Метод прогнозирования фона справлялся с этими недостатками значительно лучше. В Табл.1 приведены данные обозначающие среднее значение распознавания для различных видео.

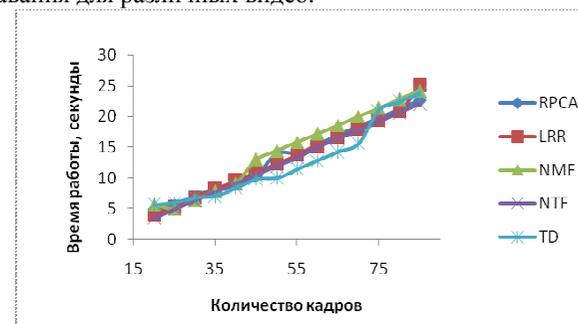


Рис. 1. Зависимость времени работы (в секундах) от количества кадров для быстрых методов

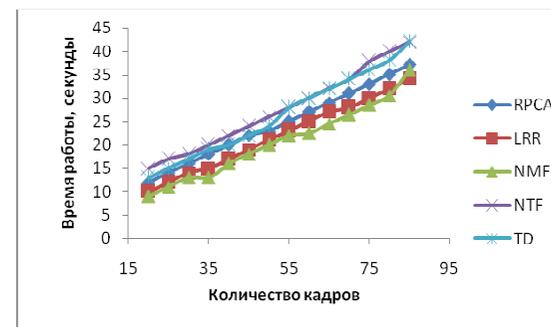


Рис. 2. Зависимость времени работы (в секундах) от количества кадров для медленных методов. Зависимость ошибки распознавания от качества видео

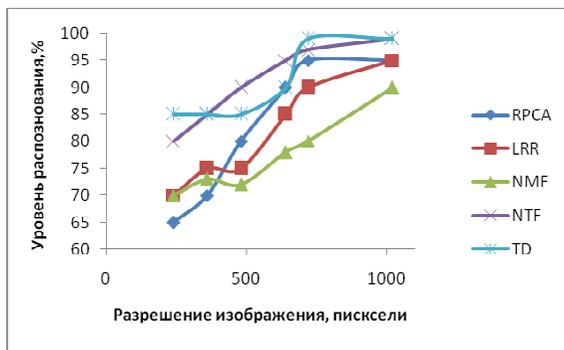


Рис. 3. Зависимость ошибки распознавания от качества видео для быстрых методов

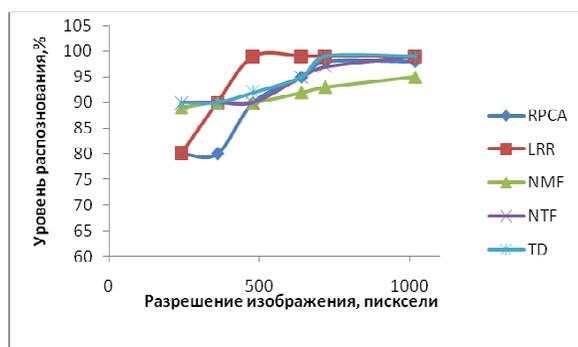


Рис. 4. Зависимость ошибки распознавания от качества видео для медленных методов

Таблица 1 – Результаты работы алгоритмов

Названия метода	Статичное видео	Видео с изменением освещения	Видео с изменением фона
Метод вычитания фона	90%	70%	65%
Метод прогнозирования фона	90%	85%	80%

После постановки экспериментов, выявив недостатки существующих методов, мы пришли к выводу, что методы, которые работают при помощи матриц, можно модернизировать, применив к ним тензорное исчисление. Данный подход позволит уменьшить ошибку распознавания, улучшить работу алгоритмов. Основываясь на результатах из [4], можно заметить, что алгоритмы, основанные на тензорном исчислении, такие как NTF и TD, показывают наивысшую точность распознавания, поэтому применив тензорное исчисление к изу-



ченному методу вычитания фона и методу прогнозирования фона, что позволит улучшить данные алгоритмы. Применение к ним тензорного исчисления должно уменьшить ошибку распознавания, как для статичных видео, так и для видео с нестабильным фоном.

### Литература

1. Отслеживание объектов в видеопотоке по значимым признакам на основе фильтрации частиц. Мокшин В.В., Кирпичников А.П., Шарнин Л.М. Вестник Казанского технологического университета. 2013. Т. 16. № 18. С. 297-303.
2. Методы интеллектуальной системы навигации мобильных объектов Мокшин В.В., Урманчев Р.А. В сборнике: Международная молодежная научная конференция «XXI Туполевские чтения (школа молодых ученых)» Материалы конференции. Казань, 2013. С. 344-346.
3. Применение фильтра частиц к задаче сопровождения транспортных средств в видеопоследовательности кадров. Сайфулинов И.Р., Мокшин В.В. Инновационные технологии: теория, инструменты, практика. 2014. Т. 2. С. 306-310.
4. <https://github.com/andrewssobral/lrslibrary>
5. A framework for robust subspace learning, De la Torre, F. and Black, M. J., International Journal of Computer Vision. Vol. 54, Issue 1-3, pp. 117-142, Aug.-Oct. 2003.
6. Robust parameterized component analysis: Theory and applications to 2D facial appearance models, De la Torre, F., and Black, M. J., Computer Vision and Image Understanding. Vol. 91, Issues 1-2, pp. 53-71, (July-August) 2003.
7. Robust principal component analysis for computer vision, De la Torre, F. and Black, M. J., Int. Conf. on Computer Vision, ICCV-2001, Vancouver, BC, Vol. I, pp. 362-369.
8. Jolliffe, IT (1986). Principal Component Analysis. New York: Springer-Verlag.
9. Turk, M & Pentland, A (1991). Eigenfaces for recognition. J. Cogn. Neurosci. 3, 71- 86.
10. Gersho, A & Gray, RM (1992). Vector Quantization and Signal Compression. Kluwer Acad. Press.
11. Catral, M., Han, L., Neumann, M., & Plemmons, R. (2004). On reduced rank for symmetric nonnegative matrices. Linear Algebra and its Applications, 393, 107–126. Chu, M., Diele, F., [10]Plemmons, R., & Ragni, S. (2004). Optimality, computation and interpretation of nonnegative matrix factorizations. SIAM Journal on Matrix Analysis