



уровень ошибок уменьшается, что свидетельствует о способности алгоритма к обучению.

Таблица 1. Равный уровень ошибок для максимума относительной невязки для видео «Работа и ремонт», «Оставленная вещь» и видеозаписей лаборатории УКСД при разном количестве обучающих примеров

| Название видео | Количество обучающих примеров | Равный уровень ошибок |
|------------------|-------------------------------|-----------------------|
| Работа и ремонт | 3 | 21 % |
| Работа и ремонт | 7 | 19 % |
| Оставленная вещь | 5 | 32 % |
| Оставленная вещь | 15 | 31 % |
| UCSD | 5 | 46 % |
| UCSD | 25 | 42 % |

Результаты экспериментов показывают, что предложенный алгоритм позволяет различить разные типы поведения на основе траекторий движения. Метод, основанный на анализе главных компонент, позволяет обнаружить отклонения от характеристик нормального поведения и принять решение о наличии в сцене нештатной ситуации. С увеличением количества обучающих примеров равный уровень ошибок уменьшается, что свидетельствует о способности алгоритма к обучению. При этом модель «нормального» поведения строится на основе образцов, указанных оператором, что позволяет гибко использовать предложенную систему.

Литература

1. Wang H., Klaser A., Schmid C., Liu C. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition. // International Journal of Computer Vision, Springer Verlag, 2013, V. 103, № 1, P. 60-79.
2. Овчинников П., Шаталин Р. Алгоритм обнаружения нештатных ситуаций в задачах видеонаблюдения на основе метода главных компонент // В докладах Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии», Самара, Том 1, 2015, стр. 240-243.
3. Maddalena L., Petrosino A. A Self-Organizing Approach to Background Subtraction for Visual Surveillance Application. // IEEE Transactions on Image Processing, 2008. V. 17, № 7. – P. 1168 – 1177.
4. Овчинников П., Шаталин Р. Критерия качества выделения фона с использованием морфологических операторов для задач обнаружения нештатных ситуаций // Системы управления и информационные технологии, №2.1(56), 2014, стр. 190-194.
5. Lowe D. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision, 2004, V. 60, № 2, P. 91-110
6. Morris B., Trivedi M. A Survey of Vision-Based Trajectory Learning and Analysis for Surveillance // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, V. 18, № 8, P. 1114-1127.



7. Овчинников П., Шаталин Р. Адаптивный метод принятия решений в задачах видеонаблюдения // Системы управления и информационные технологии, №3(61), 2015, стр. 45-48.

8. Mahadevan V., Li W., Bhalodia V., Vasconcelos N. Anomaly Detection in Crowded Scenes // In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, CA, 2010.

М.П. Шлеймович, С.А. Ляшева

СОПОСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ- ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

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

В настоящее время широко применяются интеллектуальные информационные системы анализа изображений. В таких системах решаются задачи получения, преобразования, выделения признаков и анализа признаков изображений. Методы решения данных задач базируются на моделях, которые должны обеспечить оптимальное представление изображений согласно заданным критериям качества. Определение таких моделей является актуальной и практически значимой задачей.

Классические подходы к анализу изображений основаны на применении моделей, которые используют признаки цвета, текстуры, формы и структуры [1]. Признаки цвета предназначены для представления изображений с точки зрения их цветового содержания. Признаки текстуры определяют пространственное распределение цветов (или яркостей) пикселей изображений. Признаки формы относятся к областям изображений. Признаки структуры позволяют учесть наличие на изображениях определенных объектов и их взаимного расположения. В настоящее время также активно разрабатываются модели, основанные на применении относительно новых подходов.

Ряд перспективных подходов связан с применением вейвлет-преобразований, которые позволяют выполнить многомасштабный анализ сигналов, представленных в виде некоторых функций. Для дискретных сигналов можно применить дискретные вейвлет-преобразования [2]. В их основе лежит представление дискретной функции $f(x)$ в виде суммы аппроксимирующей $f_a(x)$ и детализирующей $f_d(x)$ частей:

$$f(x) = f_a(x) + f_d(x), \quad (1)$$

$$f_a(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(x), \quad (2)$$

$$f_d(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{j=j_0}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(x), \quad (3)$$



где N – число значений дискретной последовательности, представляющей исходную функцию; j_0 – уровень разложения; $a_{j,k}$ и $d_{j,k}$ – коэффициенты аппроксимации и детализации соответственно; $\varphi_{j,k}(x)$ и $\psi_{j,k}(x)$ – базисные функции.

Одномерное дискретное вейвлет-преобразование можно обобщить на двумерный случай для изображений. Обычно применяют разделимые преобразования, которые последовательно выполняются сначала для строк, а затем – для столбцов либо наоборот. Пусть изображение представляет собой квадратную матрицу скалярных значений $[f_{k,l}]_{k,l=0}^{N-1}$, размер которой есть степень 2, а результаты преобразования на j -м уровне группируются в матрицу аппроксимирующих коэффициентов $[LL_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^{j-1}}$ и матрицы детализирующих горизонтальных $[LH_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^{j-1}}$, вертикальных $[HL_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^{j-1}}$, диагональных $[HH_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^{j-1}}$ коэффициентов. Уровни нумеруются следующим образом: $j_0 \geq 0, j_0 + 1, \dots, J = \log_2 N$.

Устойчивое к шуму представление изображений можно получить на основе энергетических признаков. Для одномерного дискретного вейвлет-преобразования с ортонормированными базисными функциями и дискретного сигнала $\{f_0, f_1, \dots, f_{N-1}\}$ справедливо равенство:

$$\sum_{k=0}^{N-1} f_k^2 = \sum_{l=0}^{2^{j_0}-1} a_{j_0,l}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} \sum_{l=0}^{2^j-1} d_{j,l}^2, \quad (4)$$

представляющее собой аналог известного равенства Парсеваля. В случае изображений равенство (4) принимает следующий вид:

$$\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} f_{k,l}^2 = \sum_{m=0}^{2^{j_0}-1} \sum_{n=0}^{2^{j_0}-1} LL_{j_0,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} LH_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HL_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HH_{j,m,n}^2. \quad (5)$$

Наиболее быстрым и простым вейвлет-преобразованием изображений является двумерное преобразование Хаара, которое выполняется по формулам:

$$LL_{j-1,m,n} = \frac{1}{4} [LL_{j,2m,2n} + LL_{j,2m+1,2n} + LL_{j,2m,2n+1} + LL_{j,2m+1,2n+1}], \quad (6)$$

$$LH_{j-1,m,n} = \frac{1}{4} [LL_{j,2m,2n} + LL_{j,2m+1,2n} - LL_{j,2m,2n+1} - LL_{j,2m+1,2n+1}], \quad (7)$$

$$HL_{j-1,m,n} = \frac{1}{4} [LL_{j,2m,2n} - LL_{j,2m+1,2n} + LL_{j,2m,2n+1} - LL_{j,2m+1,2n+1}], \quad (8)$$

$$HH_{j-1,m,n} = \frac{1}{4} [LL_{j,2m,2n} - LL_{j,2m+1,2n} - LL_{j,2m,2n+1} + LL_{j,2m+1,2n+1}], \quad (9)$$

где $j = J, \dots, j_0 + 1; m, n = 0, 1, \dots, 2^{j-1}$; $LL_{j,m,n}$ – пиксели изображения. Однако базисные функции данного преобразования не являются ортонормированными (хотя они и являются ортогональными). Поэтому необходимо включить в равенство (5) нормировочные коэффициенты:



$$\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} f_{k,l}^2 = 2^{2(J-j_0)} \sum_{m=0}^{2^{j_0}-1} \sum_{n=0}^{2^{j_0}-1} LL_{j_0,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} 2^{2(J-j)} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} LH_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} 2^{2(J-j)} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HL_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0+1}^{J-1} 2^{2(J-j)} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HH_{j,m,n}^2. \quad (10)$$

На основе равенства (10) можно получить оценки энергии для каждой точки изображения посредством выполнения следующего алгоритма [3]:

1. Выполнить вейвлет-преобразование Хаара (6) – (9) до уровня j_0 ;
2. Положить:

$$w_{j_0-1,m,n}^2 = 2^J LL_{j_0,m,n}^2; \quad (11)$$

3. Последовательно для $j = j_0, \dots, J - 1$ вычислить оценки энергии:

$$w_{j,m,n}^2 = \frac{1}{4} w_{j-1,m,n}^2 + 2^{2(J-j)} [LH_{j,m/2,n/2}^2 + HL_{j,m/2,n/2}^2 + HH_{j,m/2,n/2}^2], \quad (12)$$

где $m, n = 0, 1, \dots, 2^{j-1} - 1$.

Можно убедиться в том, что полученные значения сохраняют энергетическое равенство (10):

$$\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} f_{k,l}^2 = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_{k,l}^2, \quad (13)$$

где

$$w_{k,l}^2 = w_{J-1,k,l}^2. \quad (14)$$

Каждое из множества значений $\{w_{k,l}^2\}_{k,l=0}^{N-1}$ может служить весом соответствующей точки, характеризующим ее вклад в полную энергию изображения. Также можно использовать в качестве весов значения $\{w_{k,l}^2\}_{k,l=0}^{N-1}$ либо величины, зависящие от них.

При текстурном и контурном анализе часто необходимо получить распределение интенсивности без учета средней яркости или энергии изображений. В этом случае на первом шаге алгоритма можно положить

$$w_{j_0-1,m,n}^2 = 0. \quad (15)$$

Кроме того, значения нормировочных коэффициентов можно считать настройными параметрами, специфичными для конкретной задачи, решаемой в конкретных условиях.

Отметим, что выше предполагалось, что изображение является одноканальным. В случае многоканальных изображений приведенный алгоритм выполняется независимо для каждого канала, а точки характеризуются вектором весов.

Рассмотрим применение энергетических признаков, полученных на основе приведенного подхода, к сопоставлению изображений в интеллектуальных информационных системах. Для этого воспользуемся следующим алгоритмом:

1. Для изображений вычислить множество весов точек $\{w_{k,l}\}$;
2. Разбить изображения на блоки размерами 8×8 элементов;



3. Определить векторы главных компонент случайных процессов, реализациями которых являются блоки изображений;

4. Вычислить евклидовы расстояния между векторами главных компонент изображений;

5. Определить изображения с наименьшими расстояниями.

В качестве примера рассмотрим сопоставление стандартных тестовых изображений, показанных на рис. 1, с их зашумленными версиями (шум имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием и средне-квадратическим отклонением, равным 10). Расстояния между ними приведены в таблице 1. По таблице видно, что, несмотря на действие шума, алгоритм дает наименьшие расстояния при правильных соответствиях.



а)



б)



в)



г)

Рис. 1



Таблица 1. Расстояния между изображениями

| Зашумленные изображения | Тестовые изображения | | | |
|-------------------------|----------------------|---------|---------|--------|
| | Рис. 1а | Рис. 1б | Рис. 1в | Рис.1г |
| Рис. 1а | 215,9 | 5300,3 | 5510,2 | 5026,9 |
| Рис. 1б | 5501,1 | 15,3 | 225,1 | 248,3 |
| Рис. 1в | 5734,9 | 218,8 | 9,2 | 482,2 |
| Рис. 1г | 5317,6 | 198,9 | 408,8 | 64,9 |

Литература

1. Шапиро, Л. Компьютерное зрение: пер. с англ. / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
2. Малла, С. Вэйвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. / С. Малла. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
3. Шлеймович, М.П. Вычисление признаков изображений на основе вейвлет-преобразования / М.П. Шлеймович, С.А. Ляшева, А.П. Кирпичников // Вестник технологического университета. 2015. Т.18, №18. С.223-228.

А.М. Шуваева, Т.И. Москвичева, А.В. Яковлев

ХРАНЕНИЕ ЦИФРОВЫХ КАРТ МЕСТНОСТИ НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОГО МЕТОДА ИХ РАЗМЕЩЕНИЯ В ФИЗИЧЕСКОЙ ПАМЯТИ ЭВМ

(Тамбовский государственный технический университет)

Современные геоинформационные системы (ГИС) используются в различных областях деятельности человека, имеют различные функциональные возможности и различный охват территорий. При этом каждая геоинформационная система содержит ряд необходимых для работы компонентов. ГИС включает техническое обеспечение, программное обеспечение и пространственные данные [1,2].

ГИС можно использовать для поиска объекта по его характеристикам, поиска справочной информации об объекте, отображения навигационной информации, поиска наилучшего маршрута, а также для отображения цифровой карты местности.

Рассмотрим современные способы представления цифровых карт местности. ЦКМ могут быть маршрутизируемыми и не маршрутизируемыми, могут содержать справочную информацию об объектах на отображаемой местности. Большинство ЦКМ состоят, как правило, из нескольких слоев. Первый – растровый слой, второй – векторный слой, третий – семантические данные.

Перейдем к рассмотрению особенностей хранения цифровых карт местности с высокой степенью детализации. При работе с информационными системами, использующими цифровые карты местности возможны случаи, когда на карте важны некоторые участки местности, а остальная часть карты не представляет особой значимости. При этом для отображения важных участков