

О методах подсчета посетителей при зенитном расположении видеокамеры

Петр Харебов, Рустам Салимзибаров
Кафедра компьютерных систем и телекоммуникаций

Пермский государственный национальный исследовательский университет, Пермь, Россия
kharebov.p@yandex.ru, rustamse@gmail.com

Аннотация

В настоящей работе сравнивается два метода автоматического подсчета посетителей при анализе видеопотока от зенитной камеры (направленной вертикально вниз). Первый метод, основанный на анализе траекторий движения, использует методы вычитания фона для выделения движущихся объектов и поиск максимально вероятного набора траекторий. Второй метод, основанный на анализе оптического потока и пространственно-временной кластеризации с помощью модифицированного алгоритма DBSCAN. Показаны границы применимости и предложен метод совместного использования обоих подходов для улучшения качества подсчета.

Ключевые слова: Подсчет посетителей, трекинг, оптический поток, DBSCAN.

1. ВВЕДЕНИЕ

Автоматический подсчет посетителей пользуется большим практическим и коммерческим интересом [4]. Подсчет посетителей позволяет контролировать посещаемость, производить мониторинг эффективности предприятия, позволяет увеличить безопасность объекта. Системы подсчета посетителей устанавливаются в торговых центрах, футбольных стадионах, метро, автобусных остановках, других местах скопления людей [2]. Модель трафика посетителей позволяет оптимизировать распределение ресурсов предприятия, может являться основанием для проведения маркетинговых мероприятий и для оперативного принятия других управленческих решений.

Существует несколько основных способов автоматического подсчета посетителей [4]: механический способ, на основе датчиков (тепловых и пересечения инфракрасного луча), и на основе анализа видеопотока. По сравнению с другими методами, анализ видеопотока выигрывает за счет того, что не задерживает посетителей как механические турникеты, и может работать при большей плотности людей, по сравнению с тепловыми и инфракрасными датчиками.

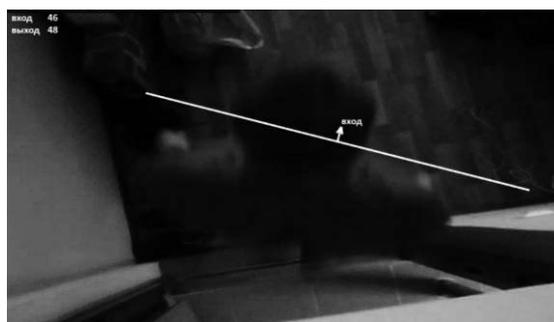


Рис 1: Зенитное расположение видеокамеры.

Задача стоит следующим образом. Видеокамера, расположенная под потолком («в зените»), направлена либо вертикально вниз, либо с достаточно небольшим отклонением от вертикали. Расположение видеокамеры в здании таково, что посетители, отображенные в видеопотоке, движутся в основном параллельно с постоянной скоростью. Необходимо подсчитать каждого посетителя и определить направление его движения – вход или выход.

На рис. 1 показан пример зенитного расположения видеокамеры; показана также заданная оператором линия, которую надо пересечь, чтобы быть зафиксированным системой подсчета и отображено количество зафиксированных посетителей. В данном случае, который является наиболее простым для видеоанализа, видеокамера расположена над входом, в кадре может быть не более одного человека, и движение происходит редко.



Рис 2: Взаимное пересечение посетителей.

Наиболее сложная проблема, которая возникает при решении данной задачи – это учет посетителей, которые перекрывают друг друга, либо движутся в группе и соприкасаются. На рис. 2 показано наклонное положение камеры, в таком случае видеоанализ усложняется из-за частого пересечения посетителями друг друга. В случае же зенитного расположения камеры данная проблема стоит менее остро.

2. СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ

Можно выделить два подхода к решению задачи подсчета прошедших людей – прямой и косвенный [9,14].

При прямом подходе к решению данной задачи люди непосредственно выделяются и отслеживаются, строится траектория их движения. Данный метод применим при небольшом взаимном перекрытии движущихся объектов, когда их можно легко отделить друг от друга.

Косвенные же методы не строят траекторию непосредственно. Они используют вычисление характеристик особенностей изображения (края, углы, особые точки, информация о текстуре и т.д. [9]), или определение характеристик оптического потока. Данные

методы применимы для плотного потока людей, когда традиционные методы отслеживания движущихся объектов (трекинга) неприменимы. Лучший результат достигается, когда плотность потока людей приблизительно однородна, иначе, возникают большие ошибки оценивания.

2.1 Прямой подход

От выбора метода зависит, в каких условиях сможет работать система подсчета посетителей, и как может быть расположена видеочамера. В случае использования зенитных камер, направленных вертикально вниз, можно добиться хорошего отделения людей друг от друга. В таком случае, хорошие результаты будут давать классические методы трекинга, основанные на методе вычитания фона [21,22] и простого связывания ближайших выделенных областей переднего плана на последовательных видеокдрах. Т.к. перекрытия людей в данном случае быть практически не может, можно задать типичные размеры человека, таким образом, решая задачу определения количества людей в группе.

Сегментация группы людей для подсчета каждого посетителя возможно не только с помощью разделения, учитывающего площадь, занимаемую одним человеком [4,7], но и с помощью алгоритмов кластеризации, например, k-means [2].

Авторы [12] показывают, что точность подсчета прошедших людей достигает 99%. В более сложных условиях, когда камера расположена не строго сверху, и люди могут перекрывать друг друга, используются более сложные методы отслеживания. Например: поиск и отслеживание определенных частей человеческого тела (головы и плеч [16,17], головы [15]), отслеживание особых точек [14], и другие методы, используемые для решения задачи трекинга движущихся объектов, ознакомиться с которыми можно в работе [19].

2.2 Косвенный подход

Используя информацию о величине и направлении векторов оптического потока на последовательности видеокдрах, можно определить направление движения и количество посетителей [5, 13].

Определение статистических характеристик особенностей изображения может дополнять анализ оптического потока [1], либо использоваться независимо [3]. Устойчивость данного подхода позволяет приблизительно подсчитать количество людей в толпе [3,14]. При определении статистических характеристик особенностей изображения считается, что количество людей в определенной области зависит от количества выделенных особенностей изображения. Обычно [1,18], хотя и не всегда, количество людей прямо пропорционально количеству особенностей. В работах [9,10] авторы предлагают учет перспективы, учет уменьшения количества детектированных особенностей при увеличении плотности потока людей и др.

В настоящей работе сравнивается два метода подсчета посетителей. Прямой метод, с помощью отслеживания движущихся объектов, основанный на методе «вычитания фона», описывается в главе 3. Косвенный метод, основанный на анализе оптического потока, описывается в главе 4. Показаны границы применимости обоих методов. В главе 5 предложен метод совместного использования обоих подходов для улучшения качества подсчета.

Данные метода были выбраны, т.к. они не требовательны к вычислительным ресурсам и могут давать высокую точность, около 89-99% при зенитном расположении камеры [12,13]. Кроме того, данные методы более

устойчивы в случае зенитного расположения камеры, а для определения особенностей изображения желательнее наклонное расположение.

3. ПОДСЧЕТ ПОСЕТИТЕЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ ТРЕКИНГА

Выделение и отслеживание движущихся объектов с помощью методов вычитания фона является стандартной практикой [21,22]. Методы вычитания фона не позволяют отслеживать перекрывающиеся объекты, для этого существует множество алгоритмов [19], но не существует универсального. В нашем варианте случаи пересечения объектов обрабатываются с помощью поиска максимально вероятного набора траекторий, данная задача сводится к поиску минимального потока в сети [20]. При этом используется информация о размере, положении объектов, направлении движения до и после пересечения.

Особенностью данной задачи, в отличие от общей задачи трекинга, является «стерильность» условий – стабильность заднего плана: искусственное освещение, отсутствие изменения геометрии (нет оставленных и унесенных объектов). Поэтому подсчет на основе трекинга дает точность, близкую к 100% при достаточно редком потоке посетителей, когда они движутся отдельно. Кроме того, учет истории движения (анализ траектории объекта) позволяет отфильтровывать блики и шумы. Анализ траектории также позволяет отфильтровывать ситуации, когда один человек стоит под камерой и пересекает линию несколько раз туда-обратно.

Точность подсчета сильно зависит от положения камеры и величины потока посетителей. Для достижения максимальной точности видеочамера должна быть строго сверху, чтобы минимизировать взаимные перекрытия движущихся объектов друг другом, а поток людей должен быть достаточно редким.

4. АНАЛИЗ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА

Анализ оптического потока позволяет производить подсчет посетителей в условиях плотного движения.

В данной работе используется метода минимизации суммы абсолютной разности блоков для вычисления оптического потока [6]. Оптический поток вычисляется для линии пересечения [5,8,13], как показано на рис. 3.

На рис. 3 показаны вектора перемещения при движении человека снизу вверх.



Рис 3: Вектора перемещения.

Анализ векторов перемещения, расположенных только на линии пересечения, позволяет значительно экономить на

вычислительных ресурсах, т.к. вычисление оптического потока для всего изображения – это вычислительно сложная задача и, как правило, она не может выполняться в режиме реального времени.

Пусть L^t - линия пересечения в момент времени t . Разобьём всю линию на N равноудаленных друг от друга точек и будем производить расчет векторов перемещения оптического потока для каждой точки.

Таким образом, \vec{l}_i^t - вектор перемещения на линии с индексом i , $i \in (1..N)$.

Вычисление векторов перемещения для линии производится для двух соседних видеокадров со временами t и $t-1$.

Рассмотрим упорядоченную по времени последовательность линий $L^t, L^{t+1}, L^{t+2}, L^{t+3}$ и т.д. При пересечении посетителем линии подсчета будет наблюдаться кластер, состоящий из пикселей со сходным направлением векторов перемещения (см. рис. 4).

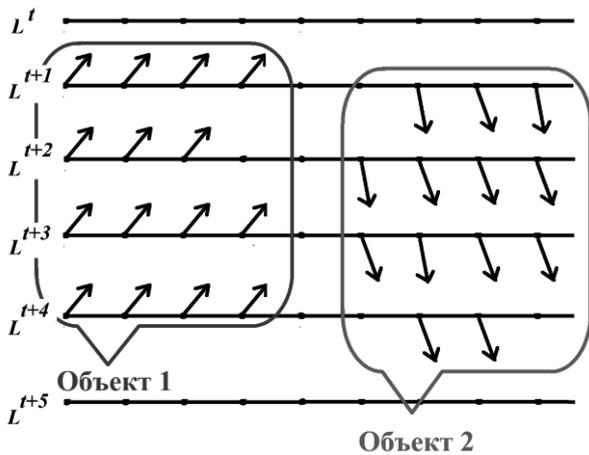


Рис 4: Кластеризация векторов перемещения для последовательности линий пересечения.

Задачу подсчета посетителей сведем к задаче кластеризации векторов перемещения.

Посетители движутся в основном перпендикулярно линии пересечения, и основной интерес представляет проекция на перпендикуляр к линии пересечения $l_{\perp i}^t$ (см. рис. 5).

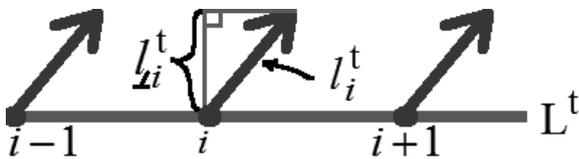


Рис 5: Проекция вектора перемещения.

Площадь кластера будем считать сумму проекций векторов перемещения, составляющих кластер:

$$S = \sum_{i,t} l_{\perp i}^t, \text{ где } i, t - \text{ принадлежат кластеру.}$$

В основу алгоритма кластеризации был положен плотностный алгоритм кластеризации пространственных данных (DBSCAN) [11]. Алгоритм DBSCAN выбран, т.к. он не требует априорного знания количества кластеров и

обладает высокой устойчивостью к шуму [11]. Шум присутствует в значениях векторов перемещения, возникающий из-за неточности алгоритма оптического потока и не строгой направленности векторов перемещения движущегося объекта (не все части движущегося объекта движутся однонаправленно и с одинаковой скоростью в момент пересечения линии).

Использование алгоритма DBSCAN ко всему набору анализируемых данных на каждом кадре невозможно из-за его большой вычислительной сложности. Поэтому он был изменен так, что обрабатывается только небольшая часть новых данных при учете данных уже проанализированных.

4.1 Алгоритм кластеризации

В классическом алгоритме DBSCAN [11] для отнесения рассматриваемой точки к кластеру необходимо сравнить данную точку со всеми другими. Если найдено не менее M близких точек (с расстоянием менее ε), то группа точек считается кластером.

Введем функцию расстояния между двумя векторами перемещения:

$$d(l_{\perp i_1}^{t_1}, l_{\perp i_2}^{t_2}) = \begin{cases} \infty, & \text{если } l_{\perp i_1}^{t_1} l_{\perp i_2}^{t_2} \leq 0 \\ \sqrt{\alpha \cdot (t_1 - t_2)^2 + \beta \cdot (i_1 - i_2)^2}, & \text{если } l_{\perp i_1}^{t_1} l_{\perp i_2}^{t_2} > 0, \end{cases} \quad (1)$$

где α, β - параметры алгоритма. Произведение проекций $l_{\perp i_1}^{t_1} l_{\perp i_2}^{t_2}$ больше нуля, если проекции векторов одного знака.

Вектора $l_{i_1}^{t_1}$ и $l_{i_2}^{t_2}$ будем называть близким, если

$$d(l_{i_1}^{t_1}, l_{i_2}^{t_2}) < \varepsilon, \quad (2)$$

где ε - параметр алгоритма.

Тогда, из (1) и (2):

$$\sqrt{\alpha \cdot (t_1 - t_2)^2 + \beta \cdot (i_1 - i_2)^2} < \varepsilon \quad (3).$$

Заметим, что в неравенстве (3) при любых значениях t_1, t_2, i_1, i_2 всегда выполняются следующие условия:

$$|t_1 - t_2| < \frac{\varepsilon}{\alpha} \text{ и } |i_1 - i_2| < \frac{\varepsilon}{\beta} \quad (4).$$

Из (4) следует, что вектора перемещения могут быть близкими только при достаточно близких значениях t_1, t_2 и i_1, i_2 , а это означает, что можно ограничить область поиска окном размерам $\frac{2\varepsilon}{\alpha}$ на $\frac{2\varepsilon}{\beta}$.

Для каждого вектора перемещения l_i^t на линии L^t будем искать близкие вектора в окне размером $\frac{2\varepsilon}{\alpha}$ на $\frac{2\varepsilon}{\beta}$.

При анализе каждый вектор перемещения может находиться в двух состояниях: не принадлежащий ни одному кластеру и принадлежащий кластеру с индексом C_i . Анализ только части векторов (по сравнению со стандартным алгоритмом DBSCAN) приводит к возможности появления двух близкорасположенных

кластеров, а настоящий модифицированный алгоритм предусматривает их слияние.

Если анализируемый вектор имеет не менее M близких векторов, и анализируемый вектор принадлежит существующему кластеру с индексом C_i , то все близкие вектора так же отмечаются принадлежащими кластеру C_i . Если обнаруживается близкий вектор, принадлежащий кластеру C_j , то производится слияние двух кластеров.

Если анализируемый вектор не принадлежит ни к одному кластеру, то создается новый кластер с индексом C_i и все его близкие вектора так же относим к этому кластеру. Также, если обнаруживается близкий вектор, принадлежащий другому кластеру с индексом C_j , то производится слияние двух кластеров.

5. КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД

При комбинации двух предложенных методов можно увеличить точность подсчета посетителей. При анализе траекторий с помощью трекинга, описанного в 3 главе, используется информация об оптическом потоке следующим образом. Если площадь выделенной области переднего плана превышает заданный порог, то для подсчета посетителей используется анализ оптического потока, а информация о траекториях не используется. Кроме того, анализ траектории используется для определения площади кластера, соответствующей одному посетителю.

6. РЕЗУЛЬТАТЫ

Подсчет посетителей тестировался в двух вариантах – с помощью зенитных камер и с помощью наклонных, как показано на рис. 1 и 2. Для каждого случая было проанализировано 4 видеоролика от разных камер длительностью от 2 до 10 минут.

Для каждого случая была вычислена точность подсчета, равная отношению количества верно подсчитанных посетителей к количеству реально прошедших. Данная величина была усреднена по роликам.

В таблице 1 показаны результаты подсчета с помощью метода, описанного в 3 главе. В зависимости от условий, метод, основанный на анализе траекторий, может иметь точность >99%. Для достижения такой точности пересечения объектов в кадре должны быть исключены. С другой стороны, данный метод дает очень низкую точность при частом появлении групп людей, когда алгоритм трекинга не может корректно найти траектории движения.

Условия	Расположение камеры	Точность
Редкое появление посетителей, групп людей нет.	Зенитная	>99%
	Наклонная	95%
Нечастое появление групп людей.	Зенитная	75%
	Наклонная	60%
Частое появление групп людей.	Зенитная	25%
	Наклонная	15%

Таблица 1: Анализ траекторий.

Результаты подсчета посетителей при анализе оптического потока, показаны в таблице 2. Видно, что в случае редкого прохождения посетителей, данный метод имеет меньшую точность, по сравнению с методом анализа траекторий. Это связано с неточной работой метода нахождения

оптического потока. Но данный метод выигрывает в случае, если посетители ходят группами.

Условия	Расположение камеры	Точность
Редкое появление посетителей, групп людей нет.	Зенитная	85%
	Наклонная	80%
Нечастое появление групп людей.	Зенитная	80%
	Наклонная	70%
Частое появление групп людей.	Зенитная	50%
	Наклонная	30%

Таблица 2: Анализ оптического потока.

Комбинированный метод демонстрирует результаты, превосходящие оба предложенных метода по отдельности. Рост точности подсчета людей в случае появления групп людей связан с тем, что периодически проходили и одиночные посетители, когда подсчет производился с помощью анализа траекторий. В случае же редкого появления посетителей использовался метод анализа траекторий, поэтому точность не изменилась (ср. с таблицей 1).

Условия	Расположение камеры	Точность
Редкое появление посетителей, групп людей нет.	Зенитная	>99%
	Наклонная	95%
Нечастое появление групп людей.	Зенитная	80%
	Наклонная	75%
Частое появление групп людей.	Зенитная	55%
	Наклонная	35%

Таблица 3: Комбинированный метод.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предложен метод подсчета посетителей, объединяющий прямой и косвенный подходы, что позволило добиться улучшения точности подсчета. Предложенный метод позволяет обрабатывать 16 камер с частотой 30 кадров/с на компьютере с процессором Intel i5-2400.

Показано, что метод, основанный на прямом выделении объектов, работает лучше или сопоставимо с анализом оптического потока при небольшом количестве посетителей, движущихся в группах. В иных случаях, анализ оптического потока работает корректнее.

В дальнейшем планируется улучшить анализ траекторий посетителей с помощью поиска и отслеживания головы и плеч людей, как наиболее отличительной части человеческого тела [17], что предположительно, может привести к большей точности подсчета в случае плотных групп посетителей.

8. ССЫЛКИ

- [1] Albiol A., Mar'ia Julia Silla, Alberto Albiol and Jose Manuel Mossi, Video Analysis Using Corner Motion Statistics, *Performance Evaluation of Tracking and Surveillance workshop at CVPR 2009 (2009)*, pp. 31-37, 2009

- [2] Antic, B.; Letic, D.; Culibrk, D.; Crnojevic, V. K-Means Based Segmentation For Real-Time Zenithal People Counting. *Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference*, pp 2565 – 2568, 2009
- [3] Antoni B. Chan Zhang-Sheng John Liang Nuno Vasconcelos, Privacy Preserving Crowd Monitoring: Counting People without People Models or Tracking. *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, 2008*
- [4] Barandiaran, J.; Murguia, B.; Boto, F. Real-Time People Counting Using Multiple Lines. *Image Analysis for Multimedia Interactive Services*, pp. 159 – 162, 2008.
- [5] Benabbas Y., Nacim Ihaddadene, Tarek Yahiaoui, Thierry Urruty and Chabane Djeraba, Spatio-Temporal Optical Flow Analysis for People Counting, *Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2010 Seventh IEEE International Conference* .pp. 212 – 217, 2010
- [6] Catalano G; Alessio Gallace; Bomi Kim; Sergio Pedro; Optical Flow, 2009
- [7] Chao-Ho Chen, Tsong-Yi Chen, Da-Jinn Wang, and Tsang-Jie Chen, A Cost-Eective People-Counter for a Crowd of Moving People Based on Two-Stage Segmentation, *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, Vol. 3, No. 1, pp. 12-23, January 2012
- [8] Cong Y., H. F. Gong, S. C. Zhu, Y. D. Tang Flow Mosaicking: Real-time Pedestrian Counting without Scene-specific Learning, *CVPR 2009*, pp. 1093-1100, 2009
- [9] Conte, D. Foggia, P. Percannella, G.; Tufano, F.; Vento, M. A method for counting people in crowded scenes, *Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2010 Seventh IEEE International Conference*, pp. 225 - 232, 2010
- [10] Conte D., Pasquale Foggia, Gennaro Percannella, Francesco Tufano, Mario Vento, Counting Moving People in Videos by Salient Points Detection, *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference*, pp. 1743-1746, 2010
- [11] Ester M., Hans-Peter Kriegel, Jürg Sander, Xiaowei Xu, A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise, *KDD-96 Proceedings*, pp. 226 - 231, 1996
- [12] Khemlani A, Kester Duncan, and Sudeep Sarkar, People Counter: Counting of Mostly Static People in Indoor Conditions
- [13] Lamovsky D, R. Sadykhov, Method Of Pedestrians Traffic Assessment Based On Analysis Of Video Data In Surveillance Systems, *MIPRO, 2010 Proceedings of the 33rd International Convention*, pp. 704 – 706, 2010
- [14] Rabaud V., S. Belongie, Counting Crowded Moving Objects, *CVPR '06 Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1*, pp. 705 – 711, 2006
- [15] Rodriguez M., I. Laptev J. Sivic JY. Audibert, Density-aware person detection and tracking in crowds, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2011*
- [16] Sidla, O.; Lypetsky, Y.; Brandle, N.; Seer, S. Pedestrian Detection and Tracking for Counting Applications in Crowded Situations, *Video and Signal Based Surveillance, 2006. AVSS '06. IEEE International Conference, 2006*
- [17] Xing J., Haizhou Ai, Liwei Liu, Shihong Lao, Robust Crowd Counting Using Detection Flow, *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, pp. 2061 - 2064, 2011
- [18] Yang T., Yanning Zhang, Dapei Shao, Ying Li, Clustering method for counting passengers getting in a bus with single camera, *Optical Engineering, Volume 49, Issue 3*, pp. 037203-037203-10, 2010
- [19] Yilmaz A, Object Tracking: A Survey, *ACM Computing Surveys, Vol. 38, No. 4, Article 13, Publication, 2006*
- [20] Zhang Li, Yuan Li and Ramakant Nevatia, Global Data Association for Multi-Object Tracking Using Network Flows, *CVPR 2008*
- [21] Салимзибаров Р., Разумков А., Коробков А. Адаптивный метод выделения движущихся объектов. *Труды конференции Графикон, СПб., 2010. 333 с.*
- [22] Харебов П., Новиков С. Проблемы выделения объектов в компрессированном потоке изображений. *Труды конференции Графикон, 2009.*

Об авторах

Петр Харебов – к.ф.-м.н., старший преподаватель ККСиТ ПГНИУ, ведущий разработчик ООО «Сателлит». Его адрес: kharebov.p@yandex.ru.

Рустам Салимзибаров – аспирант ККСиТ ПГНИУ, ведущий разработчик ООО «Сателлит». Его адрес: rustamse@gmail.com.