



Выполнение команд происходит в исполнительном блоке (3-h). После него микрооперации попадают в буфер восстановления последовательности (3-i) и ожидают выполнения остальных команд. Команда удаляется из буфера, если все предшествующие ей уже выполнены. При этом считается, что она завершена.

Результатом моделирования является общее время выполнения программы и среднее количество тактов на команду.

Литература

1. Таненбаум, Э. Архитектура компьютера: пер. с англ. / Э. Таненбаум.- Изд. 5-е.- СПб., 2010. - 848 с.
2. Организация вычислительных машин и систем/ С.П.Орлов, Н.В. Ефимушкина. – Самара: Самар. гос. техн. ун-т, 2016. – 304 с.
3. Orlov S.P. and Efimushkina N.V., “Simulation models for parallel computing structures”, 2016 XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), IEEE Conference Publications. V.1. P. 231-234. Publisher: IEEE Xplore, 2016.

И.Х.Н. Нааман, С.А. Потемкин, Н.И. Мельникова

СКОРОСТНОЙ АЛГОРИТМ ФОРМИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ВЫСОКИМ РАЗРЕШЕНИЕМ

(Саратовский государственный технический университет
имени Гагарина Ю.А.)

Увеличение разрешения изображений является фундаментальной задачей обработки видеoinформации. Разработчики предъявляют крайне высокие требования к аппаратному обеспечению, но во многих случаях можно воспользоваться альтернативным методом. Значительно экономнее получить несколько изображений невысокого разрешения, и затем восстановить (реконструировать) из них изображение высокого разрешения [1-4].

Под восстановлением будем понимать построение из нескольких изображений низкого разрешения (ИНР) одного изображения с бóльшим разрешением (с меньшими пикселями). Если разрешения ИНР и изображения высокого Разрешения (ИВР) совпадают, то речь идет о повышении четкости изображения, уменьшении размытия (deblurring). Два изображения тогда будут одинакового разрешения, когда одно изображенис может быть получено интерполированием другого или в том случае, когда характерные элементы в обоих изображениях идентичны. В таком понимании «разрешение» изображение не может быть просто соотнесено с размерами пикселей или максимальной частотой в изображении (например, добавление высокочастотного шума не повышает разрешения картинки).

Алгоритмы восстановления основаны на нахождении соответствия между



несколькими изображениями низкого разрешения (ИНР) и изображением высокого разрешения (ИВР). Основное уравнение циклического формирования изображения [5]

$$L(y) = \int B(x, y)H(x)dx + E(y), \quad (1)$$

где $L(y)$ – непрерывная функция цветности изображения низкого разрешения, $B(x, y)$ – ядро размытия (blur) ($B(x, y)$ интегрируется по времени), $H(x)$ – непрерывная функция цветности изображения высокого разрешения, $E(y)$ – шум.

Как правило, предполагается, что ядро размытия инвариантно к оператору сдвига. Это верно для малых перемещений камеры. В таком случае оно представляет собой функцию размытия точки (ФРТ). ФРТ может быть разложена на два множителя:

$$B = \Phi PT_c \times \Phi PT_l,$$

где ΦPT_c – ФРТ чувствительного элемента камеры (сенсора); ΦPT_l – ФРТ линзы. Тогда:

$$L(x) = \Phi PT_c \times U(x), \quad (2)$$

где $U(x) = \Phi PT_l \times H(x)$. ΦPT_c для CCD-матриц матричная функция. ΦPT_l при наличии размытия интегрируема.

Дискретная форма уравнения (1) – это линейная система, где частота дискретизации $L(y)$ ниже, чем у $H(x)$.

$$L = PH + E, \quad (3)$$

где L – вектор-столбец цветности пикселей низкого разрешения, H – векторизованная цветность изображения высокого разрешения, P – весовая матрица, E – шум. Для изображений в оттенках серого, цветность заменяется уровнем серого, т.е. яркостью.

Непосредственно до решения системы (3) проводится операция по устранению шума. Для этого вводится понятия «эквивалентного шума». Для найденного решения H_0 эквивалентный шум определяется следующим образом [6]:

$$E_0 = L - PH_0$$

Эффективность метода восстановления зависит от нескольких факторов: уровень шума, который присутствует в изображениях низкого разрешения, точность приближения ядра размытия, качество камеры и ее геометрические искажения. Решение уравнения (3) базируется на минимизации функционала:

$$\Phi(H) = (L - PH)^T (L - PH) + \lambda H^T \Lambda^{-1} H,$$

где Λ^{-1} – оператор Лапласа, который накладывает условие неразрывности:

$$\Lambda^{-1} = \sum_{m=1}^{N_h^2} d_m d_m^T, \text{ и } d_m - \text{вектор коэффициентов, относящийся к вычислению}$$

Лапласиана для m -го пикселя высокого разрешения (для пикселей на границе вводится незначительная поправка):



$$d_m(n) = \begin{cases} 1, & \text{если } n = m \\ -0,25 & \text{пиксел } n \text{ один из 4 - х соседей } m \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

Решение H_m удовлетворяет условию: $(\lambda \Lambda^{-1} + P^T P) H_m = P^T L$.

При решении задачи принимаются несколько допущений [7]:

1. Повышение разрешения производится локально, на сравнительно небольших участках. Если необходимо обработать большую площадь, она разбивается на маленькие участки, каждая из которых обрабатывается отдельно. Это не только значительно повышает скорость вычислений, и снижает количество требуемой памяти, но и упрощает задачу, поскольку на малых участках ФРТ и геометрические искажения имеют одинаковую природу.

2. Число изображений низкого разрешения бесконечно, но среди них нет повторяющихся. Как следствие, шум не может быть исключен простым усреднением. Проблема выбора оптимального числа изображений низкого разрешения будет рассмотрена ниже.

3. Перемещения камеры малы.

4. Функция размытия точки – матричная функция:

$$\Phi PT(x) = \begin{cases} S^{-2}, & |x| \leq S/2, |y| \leq S/2; \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

где $x = (x, y)$ и S – размер пикселя низкого разрешения. Такая функция ФРТ показывает вес пикселя высокого разрешения в зависимости от его положения внутри пикселя низкого разрешения. Для большинства задач вычисление $U(x) = \Phi PT_{\Delta} \times H(x)$ является проблемным, поскольку приближение ΦTP_{Δ} это не простая задача. Можно вычислить $U(x)$, после чего обратным преобразованием получить $H(x)$. Но, как правило, ΦTP_{Δ} при большом разрешении есть просто интерполяция от изображения малого разрешения. Соответственно решение $H(x)$ будет близко к интерполированному значению. В связи с этим ΦTP_{Δ} может быть исключена из рассмотрения.

Интуитивно понятно, что увеличение числа изображений высокого разрешения повышает качество выходного изображения. Однако достаточно быстро количество исходных изображений перестает сколько-нибудь влиять на конечный результат. Следовательно, нет необходимости делать слишком большое количество снимков.

Рассмотрим пять пикселей с уровнями серого цвета $L_i (i = \overline{1,5})$ $L_i = P_i^T H + E_i$, где P_i^T соответствующие векторы-строки из P , E_i – соответствующие строки E . Поскольку эти области влияют на один и тот же пиксель (Рис.1,а), то векторы $P_i (i = \overline{1,5})$ являются линейно зависимыми.

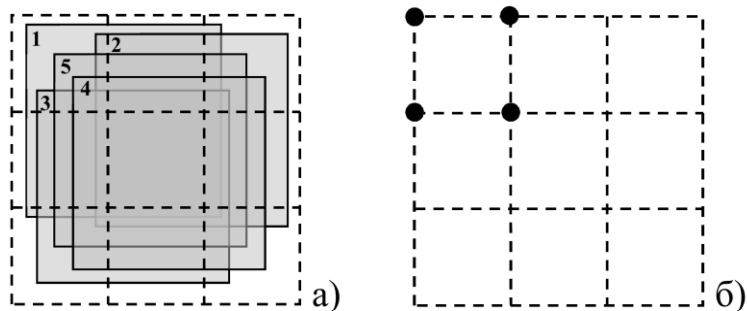


Рис.1. Линейная зависимость пикселей а) пример линейной зависимости, б) простейшее множество при $M=2$

Это означает, что пять пикселей низкого разрешения также являются линейно зависимыми. Предположим, что пятый пиксель, является линейной комбинацией остальных четырех: $P_5 = \sum_{i=1}^4 a_i P_i$, тогда линейная комбинация

$$L_5 = \sum_{i=1}^4 b_i L_i, \text{ как правило, более точная, чем } L_5 \text{ для исходного пикселя, поскольку}$$

операция линейного комбинирования обладает свойством низкочастотного фильтра, и случайный шум подавляется в результате данной процедуры. С другой стороны, известно, что стандартная девиация среднего из N независимых нормально распределенных переменных уменьшается в $1/\sqrt{N}$ раз. Однако, данный коэффициент не меняет своего значения при $N > 4$. Таким образом, улучшение, вносимое пятым пикселем, незаметно. С этой точки зрения, если получено множество пикселей V низкого разрешения такое, что каждый пиксель является линейной комбинацией остальных пикселей из V , то дополнительного улучшения качества за счет дополнительных пикселей получить практически невозможно. Выигрыш возможен только за счет фильтрации шума методом усреднения.

Легко видеть, что если коэффициент M увеличения разрешения не является целым числом, то пиксели с относительным смещением $(0,0)$, $(0,1-\varepsilon)$, $(1-\varepsilon,0)$ и $(1-\varepsilon,1-\varepsilon)$ составляют независимое множество (Рис.1б). Таким образом достаточное число пикселей низкого разрешения составляет: $[2 * \text{ceil}(N_h - M)]^2$. Функция ceil – обозначает округление до ближайшего целого в большую сторону. В реальности, мы не можем делать снимки пиксель за пикселем. Вместо этого, множество пикселей низкого разрешения получается одновременно, и относительное смещение этих пикселей, как правило, отличается. Таким образом для произвольного M невозможно получать массивы пикселей низкого разрешения максимально экономично исходя из теоретических предпосылок, однако выбором M можно оптимизировать задачу. Это происходит, когда дробная часть коэффициента M равна 0,5. Для получения оптимального множества камера должна быть перемещена $(2M)^2$ раз, с шагом, равным половине размера пикселя высокого разрешения. Таким образом, достаточное число изображений низкого



разрешения $4M^2$. Для целого M пиксель низкого разрешения со смещением $(0,0)$ образует эффективное множество. В таком случае необходимо сдвигать камеру M^2 раз, с шагом равным размеру пикселя высокого разрешения. Достаточное число изображений низкого разрешения, таким образом, равняется M^2 .

Пример реализации метода повышения разрешения

На основе теоретических положений, изложенных в статье, была создана программа, которая использует рассмотренный метод повышения качества изображения.

Программа представляет собой систему контроля подвижного состава и может быть использована для упрощения и автоматизации следующих задач, возникающих на железнодорожных контрольных пунктах.

1. Позиционирование вагона на платформе весов
2. Проверка целостности дверей, замков и люков вагонов подвижного состава
3. Считывание и распознавание номерных знаков вагонов быстродвижущегося подвижного состава

Система строится по следующему принципу: вдоль железнодорожных путей установлена штанга, на которой подвижными креплениями крепятся в ряд 4 видеокамеры (Рис.2.). Пятая видеокамера закреплена над путями так, чтобы снимать вагон сверху. Каждая из четырех боковых камер захватывает только часть вагона, поскольку камеры уставлены достаточно близко к вагону.

Сигнал с видеокамер подается на видеомультиплексор, рассчитанный на восемь камер. Из всех входов мультиплексора используются пять по числу камер. Очевидно, что изображения с камер расплываются, соответственно, в областях 1-5, экрана. Однако, при использовании альтернативных входов мультиплексора возможно и другое расположение изображений с камер.

Сигнал, полученный на выходе мультиплексора, подается на вход платы видео захвата, установленной на персональном компьютере. Изображение, и в реальном времени разбивается на области, из которых затем выделяется отдельно изображение камеры установленной над вагоном, а также выстраивается панорамное изображение вагона. Аппаратная схема системы показана на рис. 3.

Мультиплексор формирует изображение, располагая камеры в виде девяти прямоугольников, как показано на рис 4. Поскольку в системе необходимо применять распознавание, а качество камер в совокупности с мультиплексором не отвечает поставленным требованиям, то один из путей решения данной задачи – повышение разрешения изображения.

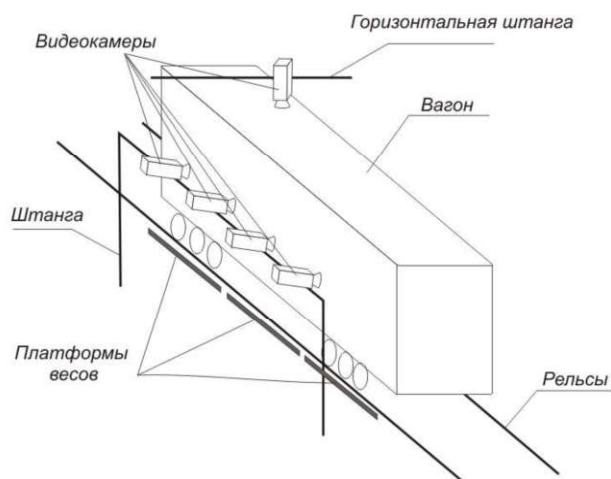


Рис.2. Общий вид аппаратной части системы

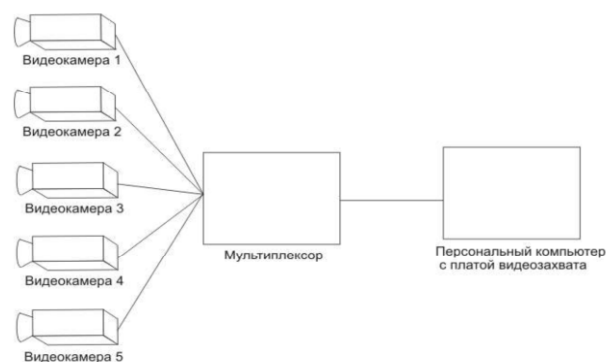


Рис.3. Аппаратная схема системы

Программа написана с использованием технологии Microsoft® DirectShow®. Алгоритмы обработки видеопотока в реальном времени реализованы в виде фильтров DirectShow®. При этом повышение разрешения реализовано в два этапа. Сначала производится операция шумоподавления путем усреднения пяти последовательных кадров с формулой $2h+2v$, затем на накопленном массиве последовательных кадров реализуется операция повышения разрешения. Для упрощения вычислений, и ускорения процесса выбран коэффициент повышения $M=2$. Результат работы программы представлен на Рис.5.

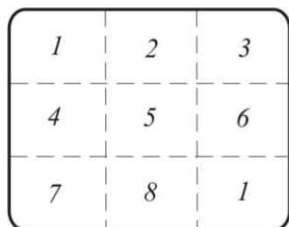


Рис.4. Формирование изображение мультиплексором

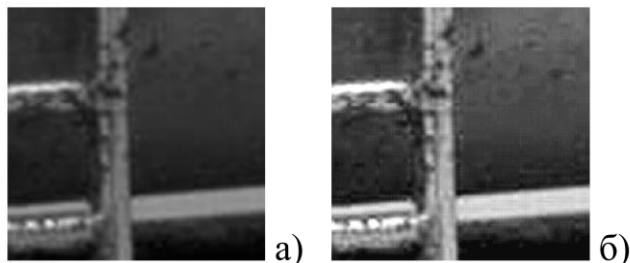


Рис 5. Результат работы программы.
а) изображение интерполированное до размеров большого б) восстановленное изображение

Литература

1. Mann S., Picard R.W. Virtual Bellows: Constructing High Quality Still form Video // Proc. IEEE Conf. Image Processing. – Austin, USA: IEEE, 1994. – P. 363-367.
2. Абакумов А.В., Ермаков Р.В., Лившиц Д.Ю., Львов А.А., Скрипаль Е.Н. Алгоритмы выделения граней в динамических системах искусственного зрения подвижных объектов // Изв. Тульского гос. ун-та. Технические науки, 2018. – Вып. 5. – С. 161-174.



3. Абакумов А.В., Ермаков Р.В., Кузьменко И.К., Львов А.А., Скрипаль Е.Н. Применение функций с ограниченным изменением к анализу сигналов и изображений в системах искусственного зрения // Изв. Тульского гос. ун-та. Технические науки, 2018. – Вып. 5. – С. 175-191.

4. Львов А.А., Буров П.А., Безрядин С.Н., Ильиных Д.Ю. Модели изменения яркости в современном программном обеспечении // Вестник Саратовского гос. техн. ун-та, 2007. – № 4(28). – С.106-110.

5. Irani M., Peleg S. Improving Resolution by Image Restoration // Computer Vision and Image Processing, 1991. – Vol. 1. – P. 231-239.

6. Kim J., Lee J.K., Lee K.M. Deeply-Recursive Convolutional Network for Image Super-Resolution // Proc. 2016 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – Las Vegas, USA: IEEE, 2016. – P. 1637-1645

7. Tիրer T., Giryes R. Image restoration by iterative denoising and backward projections // IEEE Trans. on Image Processing, 2019. – Vol. 28. – No. 3. – P. 1220–1234.

А.Ю. Привалов, А.А. Царёв

ИССЛЕДОВАНИЕ ГИБРИДНОЙ МОДЕЛИ ЧЕЛОВЕЧЕСКОЙ МОБИЛЬНОСТИ ДЛЯ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

(Самарский университет)

Рассматривается улучшение гибридной модели человеческой мобильности, предложенной в [1], предназначенной для использования в имитационном моделировании передвижений людей с целью оценки характеристик их взаимодействия. Например, для определения характеристик протоколов DTN передачи сообщений между носимыми людьми мобильными устройствами. Передвижения рассматриваются на ограниченной площади масштаба части города (университетского кампуса, предприятия, или, например, парка развлечений) и предполагаются в основном пешими перемещениями, или с небольшим использованием наземного транспорта.

Предложенная в [1] модель, во-первых, отражает целый ряд особенностей человеческой мобильности, важных для адекватного моделирования человеческого взаимодействия, таких как:

- кластеризация путевых точек (то есть, точек, в которых происходят остановки движения на заметное время);
- распределение расстояний между соседними путевыми точками и распределение времени остановок в путевых точках, близкие к распределениям Леви;
- приблизительная повторяемость ежедневных маршрутов движения отдельного человека.

Во-вторых, в отличие от других моделей, также отражающих некоторые из этих свойств (см., например, [2-4]), предлагаемая модель не требует наличия