

## МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ЦИФРОВЫХ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ

<sup>1</sup>Львов П.А. зав. лаб., к.т.н.; <sup>2</sup>Львова Е.В. преп.

<sup>1</sup>(Энгельское ОКБ «Сигнал», г. Энгельс);

<sup>2</sup>(ГБОУ Лицей № 1524, г. Москва, Российская федерация)

Цифровые видеоизображения, полученные с помощью неподвижных фотоаппаратов, любительских видеокамер или даже профессиональных телевизионных камер, обычно получаются несколько размытыми и зашумленными. Кроме того, большинство электронных камер имеют ограниченное пространственное разрешение, определяемое характеристиками их светочувствительных матриц. Размытость изображения обычно возникает из-за отсутствия фокусировки изображения, движения объекта съемки относительно камеры и атмосферных турбулентностей. Источниками шума в изображениях являются зернистость фотопленки, тепловой и дробовой шум, а также погрешности квантования. Более того, многие чувствительные элементы камер обладают известными нелинейными передаточными характеристиками от входа к выходу, которые могут рассматриваться как точечные нелинейности. Поэтому задачей восстановления цифровых видеоизображений является оценивание каждого изображения (всего кадра или отдельного фрагмента) каким оно должно быть без какого-либо искажения путем моделирования процесса искажения и последующего обратного восстановления изображения. Эта процедура отличается от простого улучшения изображения путем различных манипуляций, применяемых для улучшения визуального эффекта у наблюдателя, но не использующего моделей деградации изображения. Фильтрация последовательности изображений (восстановление со сверхвысоким разрешением) особенно актуальна, когда необходимо выделить стоп-кадр из видеоизображения. В этом случае размытость и шум изображения могут оказать нежелательный эффект на стоп-кадре, который обычно незаметен при просмотре видео с нормальной скоростью смены кадров. Так как большинство используемых на практике видеосигналов являются чересстрочными, то в работе рассматриваются чересстрочные и последовательные изображения.

За последние 20-30 лет задача восстановления изображения заинтересовала широкий круг исследователей, занимающихся цифровой обработкой. Этой проблеме посвящен огромный поток литературы, поскольку задача восстановления изображения по существу является некорректной обратной задачей, которая имеет большой спектр приложений в таких областях как геофизика, астрономия, медицина, компьютерное зрение и т.д. Краткий обзор ранних работ можно найти в [1]. Результаты более поздних исследований обобщены в [2]. В недавнем прошлом печатание высококачественных изображений, полученных различной видеоаппаратурой, становится важной сферой приложения методов многокадрового восстановления со сверхвысоким разрешением. Подробный анализ методов фильтрации изображений можно найти в [3]. Данная работа посвящена описанию основных результатов, полученных в области разработки алгоритмов моделирования восстановления цифровых видеоизображений.

Любой алгоритм восстановления со сверхвысоким разрешением основывается на модели наблюдения, которая связывает имеющееся искаженное изображение с «идеальным» неискаженным изображением и, возможно, моделью регуляризации, которая предоставляет доступную априорную информацию об «идеальном» изображении. Степень успешности восстановления и/или сверхразрешения зависит от того, насколько принятые математические модели соответствуют реальным процессам.

Пусть наблюдаемое и идеальное изображения представлены на одной двухмерной решетке  $A$ . Тогда наблюдаемое размытое и зашумленное изображение можно моделировать как

$$\mathbf{g} = s(\mathbf{D}\mathbf{f}) + \mathbf{v} \quad (1)$$

где  $\mathbf{g}$ ,  $\mathbf{f}$  и  $\mathbf{v}$  обозначают векторы, которые в лексикографическом порядке обозначают наблюдаемое изображение, «идеальное» изображение и данную реализацию аддитивного случайного шумового процесса соответственно. Оператор называется оператором размытия. Реакция чувствительного элемента на интенсивность света представляется отображением без памяти  $s(\bullet)$ , которое, вообще говоря, является нелинейным. В литературе по разработке алгоритмов данная нелинейность обычно не учитывается.

Размытие может быть пространственно-инвариантным или неинвариантным. Для пространственно-инвариантных размытий, становится оператором конволюции, который имеет блочно-Теплицеву структуру; и уравнение (1) в скалярной форме может быть записано в виде

$$g(n_1, n_2) = s\left(\sum_{(m_1, m_2) \in S_d} d(m_1, m_2) f(n_1 - m_1, n_2 - m_2)\right) + v(n_1, n_2), \quad (2)$$

где  $d(m_1, m_2)$  и  $S_d$  обозначают ядро и носитель оператора  $\mathbf{D}$  соответственно. Ядро  $d(m_1, m_2)$  – импульсный отклик системы размытия, также называемой функцией размытия точки (ФРТ). В случае не пространственно-постоянных размытий, оператор  $\mathbf{D}$  не имеет какой-либо определенной структуры, и рассматриваемое уравнение может быть записано в виде суперпозиции

$$g(n_1, n_2) = s\left(\sum_{(m_1, m_2) \in S_d(n_1, n_2)} d(n_1, n_2; m_1, m_2) f(m_1, m_2)\right) + v(n_1, n_2), \quad (3)$$

где  $S_d(n_1, n_2)$  обозначает носитель ФРТ в точке  $(n_1, n_2)$ .

Шум обычно представляется аддитивным независимым белым гауссовским полем с нулевым средним. В действительности, было принято, что применение более специфических моделей шума не приводит к сколько-нибудь заметному улучшению результатов восстановления.

Многоспектральные изображения относятся к графическим данным с несколькими спектральными полосами, которые отображают корреляции между различными полосами. Важным классом многоспектральных изображений являются цветные изображения с тремя спектральными полосами. Предположим, что имеется  $K$  спектральных полос, размытие каждой из которых осуществляется некоторой (возможно, отличной) ФРТ. Тогда матрично-векторная модель (1) может быть распространена на многоспектральное моделирование следующим образом

$$\mathbf{g} = \mathbf{D}\mathbf{f} + \mathbf{v}, \quad (4)$$

где  $\mathbf{g} = [g_1, \dots, g_K]^T$ ,  $\mathbf{f} = [f_1, \dots, f_K]^T$ ,  $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_K]^T$  обозначают векторы размерности  $N^2K \times 1$  наблюдаемого многоспектральных, идеальных и шумовых данных, составленных в комбинированные векторы, а

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} D_{11} & \cdots & D_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{K1} & \cdots & D_{KK} \end{bmatrix}$$

это матрица размерности  $N^2K \times N^2K$ , соответствующая оператору размытия. В большинстве приложений  $\mathbf{D}$  – блочно диагональная матрица для исключения межспектрального размытия.

Предположим, у нас имеется последовательность размытых и зашумленных кадров  $g_k(n_1, n_2)$ ,  $k = 1, \dots, L$ , соответствующую нескольким снимкам (под разными углами) неподвижного объекта, запечатленную на 2-мерной пленке, или последовательность кадров видеосъемки (снятых в разные моменты времени) на 3-мерной прогрессивной (чересстрочной) плен-

ке. Тогда может быть возможным оценивание более высокоразрешенного (ВР) «идеального» неподвижного изображения  $f(m_1, m_2)$  (соответствующего одному из наблюдаемых кадров), снятого на пленку с более высоким разрешением, нежели «входная» пленка. Основное отличие между многоспектральной и многокадровой моделями наблюдения состоит в том, что при многокадровой модели наблюдаемые изображения подвергаются сдвигам (движениям) на расстояния меньше 1 пикселя, возможно, различным от точки к точке, что делает возможным получение сверхразрешения. В случае видео, мы также можем моделировать размытие во временной развертке для последующего уточнения кадров.

Благодаря данному эффекту, каждое наблюдаемое изображение (кадровое или пространственное) может быть сопоставлено с требуемым ВР статическим изображением с помощью сверхразрешающего суммирования [3]

$$g(n_1, n_2) = s \left( \sum_{(m_1, m_2) \in S_d(n_1, n_2; k)} d_k(n_1, n_2; m_1, m_2) f(m_1, m_2) \right) + v_k(n_1, n_2), \quad (5)$$

где носитель суммы на сетке высокого разрешения  $(m_1, m_2)$  в конкретном рассматриваемом пикселе  $(n_1, n_2; k)$  зависит от траектории движения, связывающей пиксель  $(n_1, n_2; k)$  с ВР-изображением, размера носителя ФРТ устройства низкого разрешения  $h_a(x_1, x_2)$  соответствующего сетке высокого разрешения, а также от того, имеется ли дополнительное (из-за плохой фокусировки, движения и т. д.) размытие. Поскольку относительные положения высоко- и низкоразрешенных (НР) пикселей обычно отличаются от точки к точке, дискретная ФРТ прибора также не является пространственно-инвариантной. Носитель пространственно-переменной ФРТ – штрихованная область Рис., а прямоугольник, нарисованный сплошными линиями, показывает носитель НР-пикселя на ВР-матрице устройства. Штрихованная зона соответствует области, которую вычерчивает НР-пиксель при движении в течение времени развертки [3].

Следует отметить, что модель (5) становится неверной в случае окклюзии. Иными словами, каждый рассматриваемый пиксель  $(n_1, n_2; k)$  может быть выражен через линейную комбинацию ВР-пикселей  $(m_1, m_2)$ , что является возможным благодаря связи  $(n_1, n_2; k)$  и  $(m_1, m_2)$  траекторией движения. Мы полагаем, что области окклюзии могут быть априорно оценены с помощью надлежащего алгоритма оценивания/выделения движений.

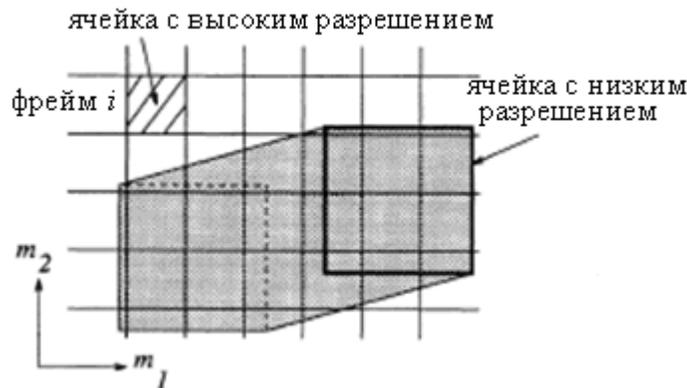


Рисунок - Иллюстрация дискретной системы, реализующей ФРТ

Восстановление – это плохо обусловленная задача, которая может быть регуляризована при помощи моделирования определенных аспектов требуемого «идеального» изображения. Изображения могут быть смоделированы либо как 2D - детерминированные последовательности, либо как случайные поля. Априорная информация об идеальном изображении может быть

использована для построения жестких или нежестких ограничений на получаемое решение. В детерминированном случае, изображения полагаются элементами соответствующего Гильбертова пространства, такого как Евклидово пространство с соответствующим скалярным произведением и нормой. Например, в контексте теоретического восстановления, может быть поставлено ограничение на вхождение решения в множество изображений, удовлетворяющих данному критерию гладкости [4]. С другой стороны, методы наименьших квадратов с ограничениями и регуляризации Тихонова-Миллера используют квадратичные функционалы для наложения ограничений по гладкости в структуре оптимизации.

В произвольном случае, были разработаны модели для функций распределения (ФР) идеального изображения в смысле максимального апостериорного восстановления изображения. Например, [5] предлагает Гауссовское распределение с пространственно-переменным средним значением и стационарной ковариационной функцией в качестве модели ФР изображения. В [6] в качестве ФР изображения предложено распределение Гиббса. С другой стороны, если изображение полагается реализацией некоторого гомогенного гауссово-марковского случайного процесса, тогда оно может быть статистически моделировано в виде авторегрессионного дифференциального уравнения

$$f(n_1, n_2) = s \left( \sum_{(m_1, m_2) \in S_c} c(m_1, m_2) f(n_1 - m_1, n_2 - m_2) \right) + w(n_1, n_2) \quad (6)$$

где  $\{c(m_1, m_2) : (m_1, m_2) \in S_c\}$  обозначает коэффициенты модели,  $S_c$  – носитель модели (который может быть каузальным, полукаузальным или некаузальным), а  $w(n_1, n_2)$  обозначает ошибку модели с Гауссовским распределением. Коэффициенты модели могут быть определены так, чтобы ошибка модели имела минимальную дисперсию. Обобщение (6) на случай негомогенных гауссово-марковских полей было предложено в [6].

Теперь рассмотрим методы оценки параметров, входящих в модели наблюдения и оценивания, для их последующего использования в алгоритмах восстановления.

Определение размытости относится к задаче оценивания и носителя и параметров ФРТ  $\{d(n_1, n_2) : (n_1, n_2) \in S_d\}$ . Это критический момент восстановления изображения, поскольку качество восстановления сильно зависит от ошибок в ФРТ [2]. В ранних работах предполагалось, что исходное изображение содержит идеальный точечный источник, и его размытие (а значит, и ФРТ) может быть определено из наблюдаемого изображения. В [3] показано, что ФРТ также может быть определена по идеальному линейному источнику. Данные подходы имеют ограниченное применение на практике, поскольку изображение, как правило, не содержит идеальных точечных или линейных источников, а шумы могут не позволить произвести измерение «хорошего» размытия.

Модели для определенных типов ФРТ могут быть построены с использованием законов оптики [2], если известен источник размытия. Например, ФРТ расфокусировки и размытия на движение могут быть параметризованы небольшим количеством параметров. Далее, они полностью характеризуются нулями в их частотной области. Для определения этих нулей были успешно применены методы анализа спектра мощности и кепстра (преобразование Фурье логарифма спектра мощности) [4]. С другой стороны, в [5] было предложено использовать биспектральный анализ, применение которого основывается на том, что в принципе, биспектр не подвержен влиянию шумов при наблюдения. Однако, биспектральный подход требует намного больше данных, нежели мощностной. Отметим, что ФРТ, которые не имеют нулей в частотной области (например, Гауссовская ФРТ, моделирующая атмосферную турбулентность), не могут быть проанализированы этими методами.

Тем не менее, еще один подход для определения размытий основан на методе максимального правдоподобия (ММП). ММП находит такие значения параметров (включая, в принципе, и дисперсию шума), которые наиболее вероятно дали наблюдаемый результат. Различные применения ММП для оценивания изображений и размытий обсуждаются в [6], где предложен практический метод нахождения оценок параметров ФРТ по ММП на основе модели непрерывного формирования изображения. При многокадровом восстановлении изображений, становится возможной оценка размытия с использованием одновременно нескольких кадров. Например, ФРТ размытия на движении (возможно с пространственной неоднородностью), может быть вычислена для каждого пикселя из оценки вектора перемещения данного пикселя от кадра к кадру, если скорость затвора камеры известна [6].

Модельные параметры регуляризации требуются для сведения баланса между достоверностью построенного изображения и его гладкостью. Существуют различные методы для определения параметров регуляризации, среди них выделим методы параметрических ФР, параметрических ограничений по гладкости, АР моделей изображения. Некоторые методы восстановления требуют знания спектра мощности идеального изображения, который может быть оценен, например, из АР модели изображения. АР параметры, в свою очередь, могут быть оценены по наблюдаемому изображению с помощью метода наименьших квадратов или ММП [4]. С другой стороны, также возможно непараметрическое спектральное оценивание, которое основано на применении периодограммных методов к моделируемому изображению [5]. В смысле максимально апостериорных (МАП) методов, априорная ФР обычно моделируется параметрической ФР, например, гауссовской [5] или гиббсовской [6]. Стандартных методов оценивания этих параметров не существует. Методы для оценивания параметров регуляризации в формулировках ОМНК, Тихонова-Миллера, и других сходных формулировках обсуждены в [6].

Почти все алгоритмы восстановления предполагают, что шумы наблюдения - белые случайные процессы с нулевым средним, некоррелированные с изображением. Тогда, шумовое поле полностью характеризуется его дисперсией, которая обычно оценивается по выборке дисперсии с участка наблюдаемого изображения с низким контрастом. Дисперсия шума играет важную роль в построении ограничений для некоторых алгоритмов восстановления.

В настоящий момент, факторы, которые ограничивают успешность цифрового восстановления – недостаточность надежных (1) методов распознавания размытий, особенно пространственно-переменных, (2) методов идентификации нелинейностей в системы и (3) методов подавления искажений в восстановленном изображении. Наш опыт восстановления реальных размытых изображений показывает, что выбор определенной стратегии регуляризации (фильтра) оказывает небольшое влияние на качество восстановления, также как и параметры модели искажения, то есть, ФРТ и отношение сигнал-шум, и любая нелинейность системы получения изображений хорошо компенсируется. Надлежащая компенсация нелинейностей системы также играет значительную роль в идентификации размытий.

#### Перечень ссылок

1. Gonzales R.C., Woods R.E., Digital Image Processing, Addison-Wesley, MA, 1992.
2. Kaufman H., Tekalp A.M., Survey of estimation techniques in image restoration, IEEE Control Systems Magazine, 11, 16–24, 2001.
3. Tekalp A.M. Digital Video Processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2005.
4. Sezan M.I., Tekalp A.M. Adaptive image restoration with artifact suppression using the theory of convex projections, IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc., 38(1), 181-185, 1990.
5. Trussell, H.J. Hunt, B.R. Improved methods of maximum a posteriori restoration, IEEE Trans. Comput., C-27(1), 57–62, 1999.
6. Tekalp A.M. Image and Video Restoration.- 2000 CRC Press LLC.  
<<http://www.engnetbase.com>>.