

УДК 004.921

Повышение разрешающей способности изображений на основе метода частотных интервалов

*Алиева М.Г., студент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»*

*Научный руководитель: Филиппов М.В., к.т.н, доцент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
bauman@bmstu.ru*

Введение

На сегодняшний день существует множество научных и технологических задач, для решения которых требуются изображения с высоким разрешением. Именно такие изображения используются для анализа и обработки в большинстве случаев, так как они позволяют увидеть детали, которые не различимы, или плохо различимы на изображениях с низким разрешением.

Задача повышения разрешения изображений является важной для широкого класса практических приложений, таких как обработка и анализ медицинских изображений, обработка аэрокосмических снимков, обработка данных видеонаблюдения, трансляция видеопотока низкого разрешения на современных широкоформатных дисплеях и ряда других задач.

1. Обзор существующих методов

Для решения задачи повышения разрешающей способности изображений часто используют интерполяционные методы. Изменение масштаба цифровых изображений связано с приведением массива информации в соответствие с разрешением и размером иллюстрации. В зависимости от цели этот массив информации необходимо либо увеличить, либо сократить. Простое размножение или сокращение не является сложной задачей для компьютерных систем. Однако при этом возможны существенные искажения геометрии мелких деталей и появление ложных узоров на текстурах. Чтобы потери при трансформации были минимальны, необходимо использовать интерполяционные алгоритмы. Но такие методы требуют больше машинного времени, чем простые [6].

Для того чтобы сделать изображение больше при том же разрешении, в него нужно

добавить новые пиксели. Задача состоит в том, чтобы рассчитать цвет новых пикселей, которые необходимо добавить между существующими. Достаточно просто можно понять смысл интерполяции, если представить его определение. Интерполяция или интерполирование — в вычислительной математике способ нахождения промежуточных значений величины по имеющемуся дискретному набору известных значений. С точки зрения изображения, интерполяция — это прогноз неизвестных значений пикселей между истинными значениями пикселей.

Интерполяция изображений:

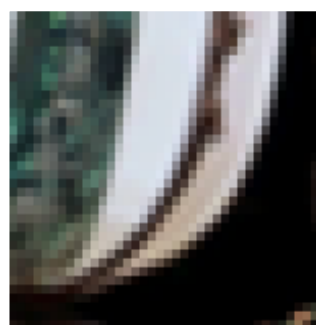
- Изображение представляется в виде функции.
- Пиксели изображений являются точками, в которых значение функции известно.
- Сутью повышения разрешения изображений является нахождение значений функции в промежуточных точках.

1.1 Метод ближайшего соседа

Это наиболее базовый из всех алгоритмов интерполяции, который требует наименьшего времени обработки, поскольку учитывает только один пиксель — ближайший к точке интерполяции. Задача решается не самым лучшим образом — компьютер просчитывает недостающие точки, используя значения пикселя изображения, который находится ближе всего. В результате каждый пиксель просто становится больше. Недостатком данного метода является существенная ступенчатость получившегося изображения. Особенно эффект заметен на границах изображения[4,6]. Пример использования метода можно наблюдать на рисунке 1.



(a) Исходное изображение



(b) Увеличенный фрагмент

Рис. 1. Метод ближайшего соседа

1.2 Билинейная интерполяция

В вычислительной математике билинейной интерполяцией называют расширение линейной интерполяции для функций в двух переменных. Ключевая идея заключается в том, чтобы провести обычную линейную интерполяцию сначала в одном направлении, затем в другом.

Билинейная интерполяция рассматривает квадрат 2×2 известных пикселя, окружающих неизвестный. В качестве интерполированного значения используется взвешенное усреднение этих четырёх пикселей. В результате изображения выглядят значительно более гладко, чем результат работы метода ближайшего соседа. Тем не менее, при увеличении цифровых изображений наблюдается пикселизация изображения [4].

1.3 Бикубическая интерполяция

Бикубическая интерполяция — в вычислительной математике расширение кубической интерполяции на случай функции двух переменных, значения которой заданы на двумерной регулярной сетке. Поверхность, полученная в результате бикубической интерполяции, является гладкой функцией, в отличие от поверхностей, полученных в результате билинейной интерполяции или интерполяции методом ближайшего соседа. Так же бикубическая интерполяция часто используется в обработке изображений, давая более качественное изображение по сравнению с билинейной интерполяцией. В случае бикубической интерполяции значение функции в искомой точке вычисляется через её значения в шестнадцати соседних точках. Бикубическая интерполяция производит значительно более резкие изображения, чем предыдущие два метода, и возможно, является оптимальной по соотношению времени обработки и качества на выходе [7].

1.4 Обучаемый алгоритм на словарях

Предлагается использовать для задачи повышения разрешения одного изображения использовать пару связанных словарей D_x и D_y – словари содержащие патчи из пространства изображений с высоким и низким разрешением.

Алгоритм требует предварительного обучения нейронной сети. Для этого создается база с изображениями.

1.5 Суперразрешение

Рассмотрим один из подходов к технике суперразрешения, а именно суперразрешение из нескольких изображений.

В отличие от интерполяции изображений, повышающей разрешение, но не вносящей в изображение новой информации, суперразрешение использует информацию сразу с нескольких изображений, поэтому результирующее изображение высокого разрешения содержит в себе больше полезной информации. Это положительно влияет на качество методов идентификации.

Основной источник информации для суперразрешения — это изображения одного и того же объекта, незначительно движущегося на последовательных кадрах. Пиксели камеры, получающей изображение, имеют ненулевой размер, поэтому наблюдаемое значение пикселя соответствует не значению в конкретной точке на реальном изображении, а является усреднением по некоторой окрестности точки. Объект смещается, как правило, на нецелое число пикселей, поэтому на разных кадрах усреднение производится по разным окрестностям. Если движение объекта известно, то можно использовать информацию со всех кадров для построения одного изображения высокого разрешения. В реальных ситуациях движение объекта неизвестно, поэтому его необходимо сначала вычислить. Близкие друг к другу точки обычно движутся одинаково, поэтому обычно используется предположение о том, что движение в небольшой окрестности точки, в которой вычисляется движение, является плоскопараллельным. В этом случае повышается точность методов оценки движения и устойчивость к шуму, но в случае резкого изменения движения, например, в случае движущегося объекта на неподвижном фоне, метод будет давать неточные результаты [7].

Техники суперразрешения основываются либо на спектральном, либо на пространственном представлении изображения. Остановимся подробнее на спектральном представлении.

В алгоритмах этого класса используется разложение изображения в некоторый другой базис (примером может являться двумерное дискретное преобразование Фурье, или дискретное косинусное преобразование), и обратное к нему. Этот метод удобен тем, что мелкие детали соответствуют высокочастотным компонентам базиса, и за счет этого становится возможным восстанавливать мелкие детали изображения.

Рассмотрим подробнее преобразование Фурье и связанные с ним действия.

В частотном пространстве (frequency domain) функция времени отображается несколько иначе за счет того, что по оси абсцисс откладывается частота, а по оси ординат – амплитуда гармоник, составляющих функцию. Таким образом, получается разложение исходной функции времени на гармонические составляющие (синусоиды с различными амплитудами и частотами). Таков способ представления функции, предложенный Жаном Фурье, который называется частотным.

2. Описание разработанного алгоритма.

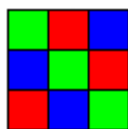
Разработанный метод является алгоритмом суперразрешения из одного изображения. Он основывается на спектральном представлении изображения. В алгоритме используются бикубическая интерполяция изображения, дискретное преобразование Фурье и фильтр Гаусса. Рассмотрим подробнее каждую из частей применяемого метода.

2.1 Бикубическая интерполяция

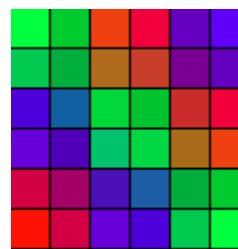
Интерполяция изображений работает в двух измерениях и пытается достичь наилучшего приближения в цвете и яркости пикселя, основываясь на значениях окружающих пикселей.

В случае бикубической интерполяции значение функции в искомой точке вычисляется через её значения в 16-ти соседних точках [4]. Задача состоит в том, чтобы рассчитать цвет новых пикселей, которые необходимо добавить между существующими.

Проиллюстрировать применение бикубической интерполяции к изображению можно рисунком 2.



а) Исходное изображение



б) Интерполированное изображение

Рис. 2. Бикубическая интерполяция

Формула для вычисления нового пикселя:

$$f(y, x) = b_1 f(0,0) + b_2 f(0,1) + b_3 f(1,0) + b_4 f(1,1) + b_5 f(0, -1) + b_6 f(-1,0) + b_7 f(1, -1) + b_8 f(-1,1) + b_9 f(0,2) + b_{10} f(2,0) + b_{11} f(-1, -1) + b_{12} f(1,2) + b_{13} f(2,1) + b_{14} f(-1,2) + b_{15} f(2, -1) + b_{16} f(2,2) \quad (1)$$

Значения коэффициентов вычисляются по следующим формулам:

$$b_1 = \frac{1}{4}(x-1)(x-2)(x-1)(y-1)(y-2)(y+1)$$

$$b_2 = -\frac{1}{4}x(x+1)(x-2)(y-1)(y-2)(y+1)$$

$$b_3 = -\frac{1}{4}(x-1)(x-2)(x+1)(y+1)(y-2)$$

$$b_4 = \frac{1}{4}xy(x+1)(x-2)(y+1)(y-2)$$

$$b_5 = -\left(\frac{1}{12}\right)x(x-1)(x-2)(y-1)(y-2)(y+1)$$

$$b_6 = -\frac{1}{12}y(x-1)(x-2)(x+1)(y-1)(y-2)$$

$$b_7 = \frac{1}{12}xy(x+1)(x-2)(y+1)(y-2)$$

$$b_8 = \frac{1}{12}xy(x-1)(x-2)(y-1)(y-2)$$

$$b_9 = \frac{1}{12}x(x-1)(x+1)(y-1)(y-2)(y+1)$$

$$b_{10} = \frac{1}{12}x(x-1)(x-2)(x+1)(y-1)(y+1)$$

$$b_{11} = \frac{1}{36}xy(x-1)(x-2)(y-1)(y-2)(y-2)$$

$$b_{12} = -\frac{1}{12}xy(x-1)(x+1)(y+1)(y-2)$$

$$b_{13} = -\frac{1}{12}xy(x+1)(x-2)(y-1)(y+1)$$

$$b_{14} = -\frac{1}{36}x(x-1)(x+1)(y-1)(y-2)$$

$$b_{15} = -\frac{1}{36}xy(x-1)(x-2)(y-1)(y+1)$$

$$b_{16} = \frac{1}{36}xy(x-1)(x+1)(y-1)(y+1)$$

2.2. Дискретное преобразование Фурье.

Дискретное преобразование Фурье является одним из основных алгоритмов в цифровой обработке сигналов.

Частотные фильтры выполняют фильтрацию изображений в частотной области. Для этого с помощью преобразования Фурье происходит получение спектра изображения. После применения фильтра к спектру изображения выполняется обратное преобразование Фурье и получается отфильтрованное изображение.

Простота фильтрации в частотной области заключается в простой интерпретации частот:

- низкие частоты – плавное изменение яркости изображения;
- высокие частоты – быстрое изменение яркости изображения (границы объектов).

За счет изменения значений определенных частот можно добиться размытия изображения, повышение резкости и др.

Суть метода обработки изображений в частотной области заключается в представлении изображения как двумерной функции $f(x, y)$, где x и y – координаты в пространстве (конкретно, на плоскости). Значение f в любой точке, заданной парой координат (x, y) , называется интенсивностью в этой точке.

Общеизвестным является утверждение, что любая функция, которая периодически повторяет свои значения, может быть представлена в виде суммы синусов и косинусов разных частот, умноженных на некоторые коэффициенты. Такое представление функции называется представлением в виде ряда Фурье.

Функция, заданная как рядом, так и преобразованием Фурье, может быть полностью без потери информации восстановлена с помощью алгоритма преобразования. Это свойство является чрезвычайно важным, поскольку позволяет работать в «Фурье-пространстве», а затем вернуться в начальную область определения функции без потери какой-либо информации.

Поскольку цифровые изображения описываются двумерными дискретными функциями, то рассмотрим дискретное преобразование Фурье (ДПФ) именно для таких функций.

Пусть $f(x, y)$, при $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ и $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, обозначает изображение $M \times N$. Двухмерное дискретное преобразование Фурье изображения $f(x, y)$, которое отражается $F(u, v)$, задается уравнением

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-i2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2)$$

Координатная система, задавая аргументы $F(u, v)$ частотными переменными u и v , называется частотной областью. В данном случае можно обнаружить аналогию с заданием аргументов $f(x, y)$ пространственными переменными x и y . Прямоугольную область размера $M \times N$ при $u=0, 1, 2, \dots, M-1$ и $v=0, 1, 2, \dots, N-1$, принято называть частотным прямоугольником.

Он имеет те же размеры, что и начальное изображение.

Даже если изображение $f(x, y)$ действительное, его преобразование Фурье является, как правило, комплексным. Основной метод визуального анализа этого преобразования заключается в вычислении его спектра (то есть абсолютной величины $F(u, v)$) и его отображения на дисплее.

Каждый элемент фурье-образа $F(u, v)$ содержит все отсчеты функции $f(x, y)$, умноженные на значение экспоненциальных членов, поэтому обычно невозможно установить прямое соответствие между характерными деталями изображения и его образом. Однако некоторые общие утверждения относительно взаимосвязи частотных составляющих фурье-образа и пространственных характеристик изображения могут быть сделаны. Например, поскольку частота прямо связана со скоростью изменения сигнала, то понятно, что частоты в преобразованиях Фурье связаны с вариацией яркости на изображении. Наиболее медленно изменяемая (постоянная) частотная составляющая ($u=v=0$) совпадает со средней яркостью изображения. Низкие частоты, соответствующие точкам вблизи начала координат Фурье преобразования, соответствуют медленно переменным компонентам изображения. На изображении комнаты, например, они могут соответствовать плавным изменениям яркости стен и пола. По мере отдаления от начала координат высшие частоты начинают соответствовать все большим изменениям яркости деталей изображения и их граней.

Для вычисления дискретного преобразования Фурье используется быстрое преобразование Фурье.

2.2 Фильтр Гаусса

Часто используемым фильтром для устранения проблемы зашумления изображения является фильтр Гаусса.

Фильтр Гаусса основывается на функциях Гаусса одной и двух переменных

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

где σ – стандартное отклонение нормального распределения, которое в данном случае задает «степень размытия» обработанного изображения; x, y – расстояния от исходной точки (пикселя) до точки, для которой подсчитывается значение функции по вертикали и горизонтали соответственно.

Таким образом, на основе функции Гаусса строится матрица свертки, по которой для каждого пикселя изображения вычисляется среднее взвешенное значение соседних пикселей:

$$r_{mn} = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k r_{m+i, n+j} G(i, j) \quad (5)$$

где k – размерность матрицы свертки.

В результате применения фильтра Гаусса все зашумленные пиксели (пиксели, яркость которых сильно отличается от яркости соседних пикселей) принимают усредненное значение, т.е. шум подавляется, а контуры объектов подчеркиваются, что очень полезно при распознавании образов на цифровых изображениях.

2.4 Фильтрация изображений в частотной области

Использование Фурье-образа изображения для выполнения операций фильтрации обусловлено прежде всего более высокой производительностью таких операций. Как правило, выполнение прямого и обратного двумерного преобразования Фурье и умножение на коэффициенты Фурье-образа фильтра занимает меньше времени, чем выполнение двумерной свертки исходного изображения.

Алгоритмы фильтрации в частотной области основываются на теореме о свертке. В двумерном случае преобразование свертки выглядит следующим образом:

$$G(u, v) = H(u, v) F(u, v) \quad (6)$$

где G - Фурье-образ результата свертки, H - Фурье-образ фильтра, а F - Фурье-образ исходного изображения. То есть в частотной области двумерная свертка заменяется поэлементным перемножением образов исходного изображения и соответствующего фильтра.

Для выполнения свертки необходимо выполнить следующие действия:

- 1) Умножить элементы исходного изображения на -1^{m+n} , для центрирования Фурье-образа.
- 2) Вычислить Фурье образ $F(u,v)$, используя БПФ.
- 3) Умножить Фурье образ $F(u,v)$ на частотную функцию фильтра $H(u,v)$.
- 4) Вычислить обратное преобразование Фурье.
- 5) Умножить вещественную часть обратного преобразования на -1^{m+n} .

Как правило, фильтры описываются вещественными функциями, в этом случае каждый компонент H умножается на соответствующие элементы действительной и мнимой части Фурье-образа изображения. Если исходная функция $f(x,y)$ и фильтр H не комплексные, то результат свертки $g(x,y)$ также должен быть вещественной функцией. Однако на практике обратное преобразование содержит паразитную мнимую составляющую, которую надо отбросить [5].

2.4 Схема разработанного алгоритма

Алгоритм повышения разрешающей способности изображения можно описать с помощью IDEF0-диаграммы, изображенной на рисунке 3.

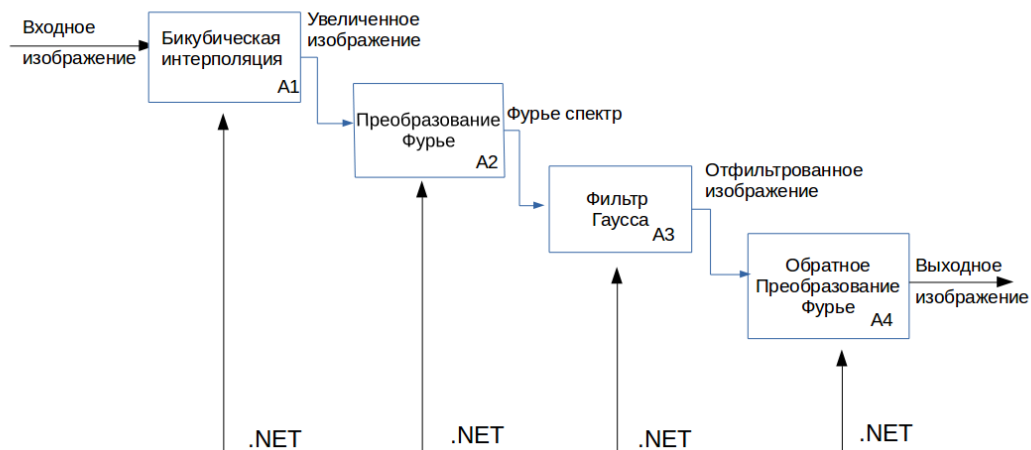


Рис. 3. IDEF0-диаграмма алгоритма

2.5 Примеры работы алгоритма

На рисунке 4 представлены результаты применения разработанного алгоритма к тестовым изображениям.



Рис. 4. Исходное изображение и увеличенное изображение

Заключение

В рамках работы над проектом были выполнены следующие задачи:

- Проведен анализ алгоритмов повышения разрешения изображения;
- Разработан алгоритм повышения разрешающей способности изображения;
- Разработано программное обеспечение, реализующее алгоритм повышения разрешения изображения.

Дальнейшим развитием проекта может стать:

- Повышение изображения высокого разрешения с использованием нескольких изображений низкого разрешения;
- Добавление новых фильтров.

Список литературы

1. Glasner D., Bagon S., Irani, M. Super-resolution from a single image // Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on. Kyoto, 2009, vol., no., pp.349–356.
2. Xue-fen Wan, Yi Yang. Super-resolution image reconstruction // 2010 International «Conference Computer Application and System Modeling (ICCASM)»(Taiyuan, 22-24 Oct. 2010): proceedings. Taiyuan, 2010.Vol.8. P.351–355.
3. Нуссбаумер Г. Быстрое преобразование Фурье и алгоритмы вычисления свертки: пер. с англ. М.: Радио и связь, 1985. 248 с. [Nussbaumer, H.J. Fast Fourier Transform and Convolution Algorithms. 2nd corr. and updated ed., 1982. 276 p.].
Интерполяция цифрового изображения. Учебник цифровой фотографии. Режим доступа: <http://www.cambridgeincolour.com/ru/tutorials/image-interpolation.htm> (дата обращения 14.04.2014).
4. Преобразование Фурье. Линейная фильтрация в частотной области. Режим доступа: http://wiki.technicalvision.ru/index.php/Преобразование_Фурье._Линейная_фильтрация_в_частотной_области (дата обращения 02.06.2014).
5. Крылов А.С. Лекция. Повышение разрешения изображений. Режим доступа: http://esyr.org/wiki/images/a/a6/Imaging_Lecture_1.pdf (дата обращения 25.05.2014).
6. Насонов А. В., Крылов А.С., Урмаев О.С. Развитие методов повышения качества изображений лиц в видеопотоке // Информатика и её применения. Т. 3. Вып. 1. 2009. С. 19–28.