

7. Ващенко П., Вереникин А., Вереникина А. (Статья) «Generalized modified principal components analysis of Russian universities competitiveness». arXiv, 2022.
8. Вербицкий В. Из идеального реальному 2.0: Доказательное корпоративное управление / В. Вербицкий. — М. : 2020. — 340 с.
9. Волькова М. А., и др. (Статья) «Education Projects for Sustainable Development: Evidence from Ural Federal University». arXiv, 2019.
10. Доказательное управление на основе данных 2025 и 2026 учебного года — Учебные курсы — Магистерская программа «Управление в высшем образовании» — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
<https://www.hse.ru/ma/mannedu/courses/1048965822>.
11. Доказательное управление на основе данных: учебный курс / НИУ ВШЭ. — 2025.
12. Доказательное управление образовательными системами — Учебные курсы — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
<https://www.hse.ru/edu/>.
13. Доказательное управление образовательными системами: учебный курс / Н. И. и др. (Коллектив) — Москва: НИУ ВШЭ, 2022.
14. Е. И. Мазилкина и др. (Коллектив) Маркетинг в отраслях и сферах деятельности /— М.: 2012.
15. Егоршин А. П. Управление российским образованием / А. П. Егоршин. — [М.] : НИМБ, 2015. — 384 с.
16. Захарова И. В. Маркетинг образовательных организаций (магистратура). Учебное пособие / И. В. Захарова. — М. : Кнорус, 2021. — 244 с.
17. Краснова Г. А. Маркетинг образовательных услуг. Монография / Г. А. Краснова. — Москва: Проспект, 2021. — 360 с.
18. Кузьмина Е. Е. Маркетинг образовательных услуг: учеб. пособие для магистров / Е. Е. Кузьмина. — Москва: Юрайт, 2012. — 330 с.
19. Курбанова Д. А. «Методы управления образованием и административные решения» // Journal of New Century Innovations. — 2025.
20. Липсиц И. В. Маркетинг образования: теория и практика. — СПб.: 2021.

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ИНТЕРПОЛЯЦИИ ДЛЯ МЕТОДА ПРЕДВАРИТЕЛЬНОГО МАСШТАБИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Гилемзянов Алмаз Фирдинантович

старший преподаватель, Казанский (Приволжский) федеральный университет
e-mail: almazgilemzyanov@yandex.ru

Умаров Бобуржон Килич угли

старший преподаватель кафедры «Точные науки информационные системы»
Филиал КФУ в г. Джизаке
VKUmarov@kpfu.ru

Аннотация: В данной статье рассматривается проблема снижения артефактов сжатия, возникающих при использовании алгоритма JPEG. В качестве решения предлагается метод предварительного масштабирования, при котором исходное изображение уменьшается перед компрессией и восстанавливается до исходного размера после декомпрессии. Основное внимание уделено сравнительному анализу трех алгоритмов интерполяции, используемых для восстановления: билинейного, Ланцоша и Catmull-Rom. Экспериментальная часть работы включает оценку качества восстановленных изображений с помощью метрик RMS, PSNR и SSIM на специализированном наборе тестовых данных. Ключевым результатом исследования является вывод о том, что билинейная интерполяция, являясь наименее ресурсоемкой, обеспечивает качество восстановления, сравнимое или превосходящее более сложные алгоритмы. На этом основании делается заключение о целесообразности применения метода предварительного масштабирования с использованием билинейной интерполяции для повышения визуального качества сжатых изображений в условиях ограниченных вычислительных ресурсов.

Ключевые слова: сжатие изображений, алгоритм JPEG, интерполяция, предварительное масштабирование, билинейная интерполяция, качество изображения, метрики оценки (SSIM, PSNR, RMS), цифровая обработка изображений, артефакты сжатия, сетевой трафик.

STUDY OF THE EFFICIENCY OF INTERPOLATION ALGORITHMS FOR THE IMAGE PRE-SCALING METHOD

Gilemzyanov Almaz Firdinantovich

Senior Lecturer, Kazan (Volga) Federal University
e-mail: almazgilemzyanov@yandex.ru

Umarov Boburjon Kilich ugli

Senior Lecturer at the Department of Exact Sciences and Information Systems,
KFU Branch in Jizzakh
BUmarov@kpfu.ru

Abstract: This paper addresses the problem of reducing compression artifacts that occur when using the JPEG algorithm. A pre-scaling method is proposed as a solution, in which the original image is reduced in size before compression and restored to its original size after decompression. The main focus is on a comparative analysis of three interpolation algorithms used for restoration: bilinear, Lanczos, and Catmull-Rom. The experimental part of the work includes an assessment of the quality of restored images using the RMS, PSNR, and SSIM metrics on a specialized test dataset. The key result of the study is the conclusion that bilinear interpolation, being the least resource-intensive, provides restoration quality comparable to or superior to more complex algorithms. Based on this, a conclusion is drawn on the feasibility of applying the pre-scaling method using bilinear interpolation to improve the visual quality of compressed images under conditions of limited computing resources.

Keywords: image compression, JPEG algorithm, interpolation, pre-scaling, bilinear interpolation, image quality, evaluation metrics (SSIM, PSNR, RMS), digital image processing, compression artifacts, network traffic.

Введение. В условиях экспоненциального роста объемов передаваемых визуальных данных особую актуальность приобретает задача эффективного сжатия изображений с минимальной потерей качества. Наиболее распространенным алгоритмом сжатия изображений остается JPEG, который обеспечивает приемлемый компромисс между степенью сжатия и визуальным качеством. Однако при низких коэффициентах сжатия на восстановленных изображениях проявляются характерные артефакты блочной структуры, обусловленные особенностью алгоритма, основанного на поблочном дискретном косинусном преобразовании.

Одним из перспективных подходов к минимизации указанных артефактов является метод предварительного масштабирования, заключающийся в уменьшении исходного изображения перед сжатием с последующим восстановлением исходного размера после декомпрессии. Эффективность данного метода напрямую зависит от выбора алгоритма интерполяции, используемого для масштабирования. В связи с этим проведение сравнительного анализа алгоритмов интерполяции представляется важной научно-практической задачей, имеющей значение для оптимизации процессов передачи и хранения визуальных данных в условиях постоянно растущего сетевого трафика.

Теоретические основы интерполяции. Интерполяция в контексте обработки изображений представляет собой процесс оценки значений неизвестных пикселей на основе известных значений соседних пикселей. Математически задача интерполяции формулируется следующим образом: для функции f , заданной в дискретных точках x_i , требуется найти функцию F , принадлежащую заданному классу функций, такую что $F(x_i) = f(x_i)$ для всех i . В случае цифровых изображений, которые представляют собой дискретные двумерные функции интенсивности $I(x, y)$, применяются методы двумерной интерполяции, реализуемые путем последовательного применения одномерной интерполяции сначала по горизонтали, затем по вертикали или наоборот.

Алгоритмы интерполяции. В исследовании были рассмотрены три алгоритма интерполяции, представляющие различные подходы к решению задачи восстановления изображений:

1. Билинейная интерполяция - алгоритм, являющийся обобщением линейной интерполяции для функций двух переменных. Метод использует четыре соседних пикселя для вычисления значения искомого пикселя. Процесс выполняется в два этапа: сначала производится линейная интерполяция вдоль одной оси, затем вдоль другой. Формула билинейной интерполяции для единичного квадрата имеет вид:

$$f(x,y) \approx f(0,0)(1-x)(1-y) + f(1,0)x(1-y) + f(0,1)(1-x)y + f(1,1)xy \quad (1)$$

Основными преимуществами билинейной интерполяции являются низкая вычислительная сложность и приемлемое качество даже при значительных изменениях масштаба. К недостаткам можно отнести нежелательное сглаживание деталей и размытие границ объектов.

2. Алгоритм Ланцоша использует нормированную функцию $\text{sinc}(x) = \sin(\pi x)/\pi x$ с растянутым главным лепестком, умноженную на оконную функцию Ланцоша. Для изображений применяется двумерное ядро Ланцоша: $L(x,y) = L(x)L(y)$. Данный метод обеспечивает высокую четкость изображения, но может приводить к появлению искажений типа "звона" на участках с резкими переходами яркости и требует значительных вычислительных ресурсов.

3. Алгоритм Catmull-Rom представляет собой модификацию кубических сплайнов четвертого порядка. Каждый сегмент кривой описывается полиномом третьей степени: $y = a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0$. Особенностью алгоритма является использование четырех опорных точек для расчета коэффициентов полинома, что позволяет обеспечить гладкость кривой на границах сегментов. Для обработки изображений алгоритм последовательно применяется сначала к строкам, затем к столбцам изображения.

Методология исследования. Обоснование применения метода предварительного масштабирования. Характерным артефактом, возникающим при сжатии изображений по стандарту JPEG, является появление блочной структуры, визуально проявляющейся в виде регулярной сетки. Данный эффект обусловлен особенностью алгоритма, основанного на применении поблочного дискретного косинусного преобразования (ДКП). Для количественной оценки степени деградации изображения был проведен сравнительный анализ исходного и сжатого изображений. В качестве ключевого параметра, регулирующего компромисс между размером файла и качеством, выступает коэффициент сжатия, принимающий значения в диапазоне от 1 до 100.

В рамках эксперимента исходное цветное изображение размером 700×700 пикселей и исходным объемом 506,69 КБ было подвергнуто компрессии с коэффициентом качества 10. Результат, представленный на рис. 1, б, демонстрирует выраженную «квадратную» структуру, а размер файла составил 6,74 КБ. Параллельно было исследовано изображение, предварительно уменьшенное в 2 раза с использованием алгоритма Catmull-Rom, с последующим сжатием с коэффициентом качества 50. Итоговый размер файла оказался сопоставимым (6,15 КБ), однако визуальный анализ (рис. 1, в) показывает, что артефакты блочности становятся менее выраженными.

Объяснение наблюдаемого эффекта заключается в анализе потерь информации на различных этапах работы алгоритма JPEG. Качество изображения снижается дважды: при конвертации из цветового пространства RGB в YCbCr с последующей субдискретизацией компонент Cb и Cr, а также на этапе квантования коэффициентов ДКП. Процедура квантования, регулируемая стандартизированной матрицей, обеспечивает сохранение низкочастотных составляющих сигнала при отбрасывании высокочастотных компонент. В результате в областях изображения со слабо выраженными деталями большинство коэффициентов ДКП, за исключением постоянной составляющей, обнуляются, что и приводит к формированию видимой блочной структуры [10].

Применение предварительного масштабирования «вниз» позволяет нивелировать данный негативный эффект. Уменьшение исходного разрешения перед компрессией способствует конденсации информационного содержания в пределах каждого блока ДКП. Вследствие этого на этапе квантования сохраняется больше ненулевых коэффициентов, что снижает видимость границ между блоками. Последующее масштабирование «вверх» с применением интерполяционных методов приводит к сглаживанию резких перепадов яркости на границах блоков, дополнительно маскируя артефакты сжатия и улучшая визуальное восприятие восстановленного изображения [8].

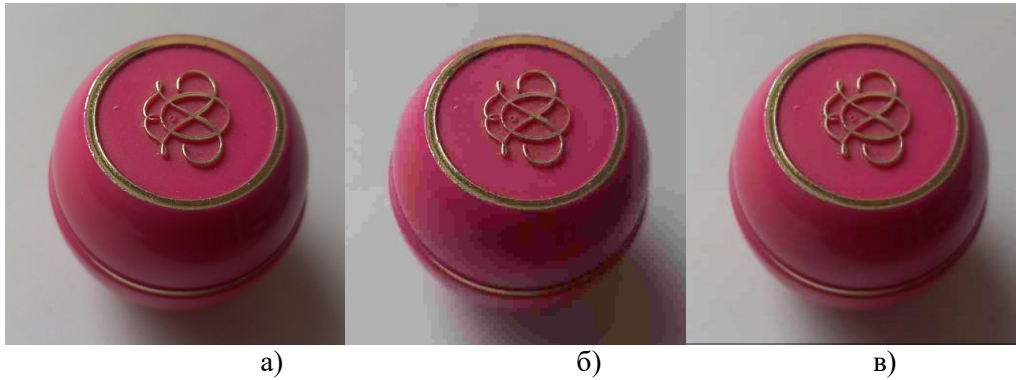


Рисунок 1. Сравнение результатов сжатия изображения: а - исходное изображение; б - результат обработки алгоритмом JPEG без масштабирования; в - результат обработки алгоритмом JPEG с масштабированием

Реализация алгоритмов интерполяции. Эффективность метода предварительного масштабирования в значительной степени определяется выбором алгоритма интерполяции, используемого для восстановления исходного разрешения изображения после декомпрессии. Критериями выбора выступают два ключевых фактора: способность алгоритма максимально сохранять визуальное качество и информативность изображения и его вычислительная эффективность, определяющая временные затраты на обработку [3].

В рамках данного исследования рассматривается реализация трех алгоритмов интерполяции, представляющих различные подходы к решению задачи ресамплинга.

Билинейная интерполяция представляет собой обобщение линейной интерполяции для функций двух переменных. Алгоритм основывается на использовании значений четырех соседних пикселей. Допустим, что искомое значение интенсивности пикселя на изображении в оттенках серого $I(x, y)$ в точке $P = (x, y)$ окружают пиксели $Q_{11} = (x_1, y_1)$, $Q_{12} = (x_1, y_2)$, $Q_{21} = (x_2, y_1)$ и $Q_{22} = (x_2, y_2)$ (Рис. 2). Первым этапом будет нахождение вспомогательных значений в точках $R_1 = (x, y_1)$ и $R_2 = (x, y_2)$ вдоль оси абсцисс, воспользовавшись уравнением прямой. Таким образом, получим:

$$I(R_1) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} I(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} I(Q_{21}) \quad (2)$$

$$I(R_2) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} I(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} I(Q_{22}) \quad (3)$$

На втором этапе производится интерполяция между полученными значениями $I(R_1)$ и $I(R_2)$ вдоль оси ординат для вычисления итогового значения:

$$I(P) = \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} I(R_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} I(R_2) \quad (4)$$

Для обработки цветных изображений, представленных в модели RGB, описанный алгоритм применяется независимо к каждой из трех цветовых компонент.

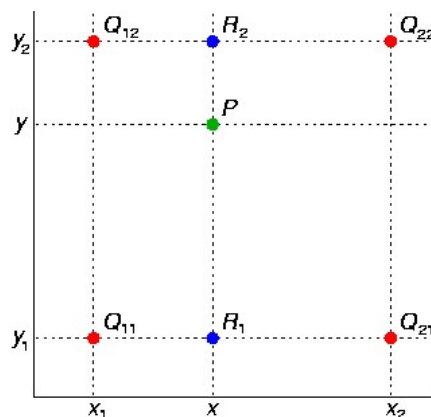


Рисунок 2. Реализация билинейной интерполяции на Python

Практическая реализация билинейной интерполяции была осуществлена с использованием встроенного инструментария языка Python, а именно параметра Image.BILINEAR функции `resize()` из библиотеки PIL (Python Imaging Library) [9].

Алгоритм Ланцоша основывается на применении оконной функции, используемой для ограничения ядра интерполяции, в качестве которой выступает нормированная функция $\text{sinc}(x) = \frac{\sin \pi x}{\pi x}$. Ядро Ланцоша формируется как произведение функции $\text{sinc}(x)$ на ее оконную функцию $L_w(x) = \text{sinc}(x/a)$, где параметр a определяет ширину интервала:

$$L(x) = \begin{cases} \text{sinc}(x) \text{sinc}(x/a), & \text{если } -a < x < a \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Использование оконной функции позволяет минимизировать артефакты типа "звона" (ringing), характерные для усеченной функции $\text{sinc}(x)$, особенно на участках изображения с резкими перепадами яркости. Для обработки двумерных изображений применяется сепарабельное ядро, определяемое как произведение одномерных ядер: $L(x, y) = L(x)L(y)$. Несмотря на потенциально более высокую четкость результата по сравнению с билинейной интерполяцией, данный метод характеризуется значительным увеличением вычислительной сложности. Реализация алгоритма была выполнена с использованием параметра LANCZOS той же функции `resize()` [2].

Алгоритм Catmull-Rom является модификацией кубического сплайна и относится к сплайнам четвертого порядка. Для каждого сегмента между последовательными точками данных строится полином третьей степени:

$$y = a_3 x^3 + a_2 x^2 + a_1 x + a_0 \quad (5)$$

Данный многочлен имеет четыре неизвестных коэффициента. Формулы для их вычисления следующие:

$$a_3 = \frac{1}{2}(-y_a + 3y_b - 3y_c + y_d), \quad a_2 = \frac{1}{2}(2y_a - 5y_b + 4y_c - y_d),$$

$$a_1 = \frac{1}{2}(-y_a + y_c), \quad a_0 = y_b. \quad (6)$$

Рассмотрим сегмент, определённый как промежуток между последовательными значениями выборки (рис. 3).

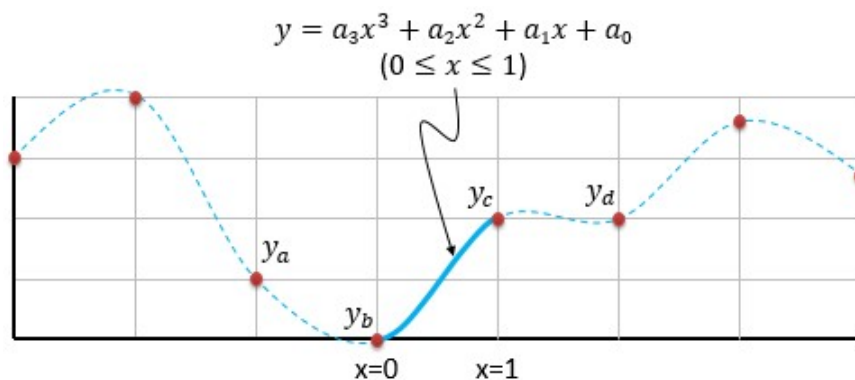


Рисунок 3. Нахождение плавной кривой, проходящей через каждое заданное значение

Полиномиальная аппроксимация для каждого сегмента осуществляется в нормированном диапазоне параметра $[0,1]$ независимо от физического положения сегмента в выборке данных. Указанный подход позволяет унифицировать процедуру вычисления промежуточных значений для всех сегментов посредством генерации уникального набора полиномиальных коэффициентов для каждого интервала [4].

Особенностью реализации является применение специализированного математического аппарата для обработки граничных сегментов, где использование стандартной кубической интерполяции невозможно в силу ограниченности доступных опорных точек [3]. Для данных участков применяется редукция степени аппроксимирующего полинома до квадратичной, что позволяет ограничиться тремя точками выборки вместо четырех, требуемых для кубической интерполяции. Таким образом, для крайних сегментов на рис. 4 уравнение кривой между y_a и y_b

или y_b и y_c имеет следующий вид: $y = a_2x^2 + a_1x + a_0$, где коэффициенты крайнего левого сегмента: $a_2 = 1/2 (y_a - 2y_b + y_c)$, $a_1 = 1/2 (-3y_a + 4y_b - y_c)$, $a_0 = y_a$,

а для крайнего правого: $a_2 = 1/2 (y_a - 2y_b + y_c)$, $a_1 = 1/2 (-y_a + y_c)$, $a_0 = y_b$.

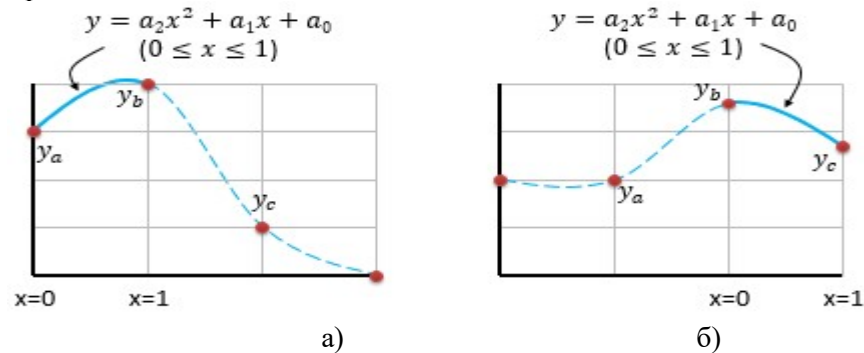


Рисунок 4. Интерполяция крайних сегментов: а - левый крайний сегмент; б - правый крайний сегмент

Аналогично рассмотренным алгоритмам интерполяции, данный метод может быть применен для обработки двумерных изображений с использованием принципа сепарабельности. Процедура вычисления значения целевого пикселя осуществляется в два последовательных этапа. На первом этапе производится горизонтальная интерполяция вдоль строк исходного изображения, в результате чего вычисляются промежуточные значения в узлах вспомогательной сетки, соответствующих координатам искомого пикселя. На втором этапе осуществляется вертикальная интерполяция полученных промежуточных значений вдоль столбцов для окончательного определения интенсивности целевого пикселя [6].

Такой подход, известный как метод разделимой интерполяции, позволяет эффективно применять одномерные алгоритмы интерполяции к обработке двумерных данных, обеспечивая существенное сокращение вычислительной сложности операции без потери точности аппроксимации. (рис. 5).

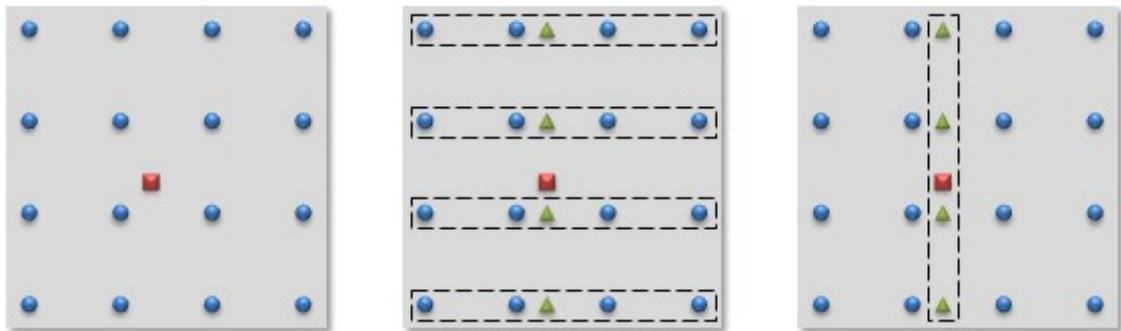


Рисунок 5. Применение одномерной интерполяции на случай двумерного набора данных

Выбор методики сравнения изображений. Для проведения объективного анализа результатов обработки изображений различными алгоритмами интерполяции необходима разработка корректной методики сравнительной оценки качества восстановленных изображений относительно исходного. В современной практике обработки визуальных данных сформировались два принципиально различных подхода к оценке качества: количественный (объективный) и субъективный.

Количественный подход базируется на математическом анализе дискретных характеристик изображения с применением специализированных метрик и алгоритмов. Субъективный подход предполагает проведение психофизиологических экспериментов с последующей статистической обработкой экспертных оценок. Оба подхода дополнительно классифицируются на абсолютные и сравнительные методы. Абсолютные методы позволяют присвоить конкретному изображению коэффициент качества безотносительно других изображений, тогда как сравнительные методы предназначены для ранжирования набора изображений по степени их соответствия эталону.

Учитывая высокую трудоемкость и стоимость организации субъективной экспертной оценки, связанную с необходимостью учета множества психофизиологических факторов, для целей данного исследования признан целесообразным применение методов количественной сравнительной оценки. Данный выбор обеспечивает необходимую точность измерений при существенном сокращении временных и материальных затрат. В дальнейшем рассмотрении представлены наиболее репрезентативные и распространенные в научной практике метрики оценки качества изображений.

Среднеквадратичное отклонение значений пикселей (root mean square - RMS)

$$RMS(X, Y) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1, j=1}^{m, n} (x_{ij} - y_{ij})^2}{mn}}, \quad (7)$$

где x_{ij} , y_{ij} - яркости соответствующих пикселей сравниваемых кадров X и Y одинаковой размерности $m \times n$. Недостаток данной меры в том, что при незначительном понижении яркости, незаметном для человеческого глаза, изображение будет считаться сильно испорченным, а изображения с резким изменением цвета в конкретных точках или муаром будут считаться почти идентичными с исходными.

Отношение полезного сигнала к шуму (peak-to-peak signal-to-noise ratio - PSNR)

$$PSNR(X, Y) = 10 \cdot \log_{10} \frac{mn \cdot MaxErr^2}{\sum_{i=1, j=1}^{m, n} (x_{ij} - y_{ij})^2}, \quad (8)$$

где $MaxErr$ - максимум модуля разности цветовой компоненты. Эту сравнительную меру используют на практике довольно часто, так как её можно вычислить по всем компонентам цветовых пространств. Но несмотря на то, что её легко вычислить, она не даёт гарантию удовлетворённости человеческим глазом восстановленного кадра, а лишь показывает определённый уровень его схожести с исходным изображением.

Мера структурного подобия (measure of structural similarity - SSIM)

$$SSIM = \left(\frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \right) \left(\frac{2\bar{X}\bar{Y}}{(\bar{X})^2 + (\bar{Y})^2} \right) \left(\frac{2\sigma_X \sigma_Y}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2} \right), \quad (9)$$

где $\bar{X} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} x_{ij}$, $\bar{Y} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} y_{ij}$ - средняя яркость пикселей сравниваемых кадров X и Y , $\sigma_X^2 = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} (x_{ij} - \bar{X})^2$, $\sigma_Y^2 = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} (y_{ij} - \bar{Y})^2$ - дисперсия

яркости пикселей, $\sigma_{XY}^2 = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} (x_{ij} - \bar{X})(y_{ij} - \bar{Y})$ - ковариация кадров. Первая составляющая формулы вычисления данной меры - коэффициент корреляции между изображениями X и Y , а вторая и третья являются сходством средних значений яркости и сходством контрастов двух сравниваемых кадров соответственно. Данная мера наиболее приближена к особенностям оценки человеческим взглядом, поэтому довольно широко применяется.

Для сравнения изображений до и после компрессии в работе будут использованы все вышеописанные метрики.



а



б



в

Рисунок 6. Тестовые изображения: а - контрастное; б - в оттенках серого; в – размытое

Сравнение результатов работы алгоритмов посредством вычислительных экспериментов. Для проведения анализа качества работы различных алгоритмов интерполяции были отобраны разные по своей структуре тестовые изображения (рис. 6, а-в). Каждое изображение масштабировалось вниз с коэффициентами 2, 3, 4, ..., 7, 8, а после восстанавливалось до исходного размера каждым из описанных выше алгоритмов интерполяции. Эталонной мерой оценки качества полученных изображений была выбрана мера *SSIM*. Но первым этапом анализа было сравнение результатов оценки качества по всем метрикам: *RSM*, *PSNR*, *SSIM*.

Таблица 1

Метрика	Коэффициент качества сжатия изображения		
	контрастное	черно-белое	размытое
<i>RMS</i>	23	33	23
<i>PSNR</i>	27	31	27
<i>SSIM</i>	27	29	37

Результаты по всем метрикам практически идентичны. Единственное, по результатам эксперимента ошибка у размытого изображения по метрике *SSIM* становится меньше, начиная с коэффициента качества сжатия 37, тогда как по метрике *RMS* это значение составляет 23. Полученные значения по другим тестовым изображениям находятся в табл. 1. Также стоит отметить, что все метрики качества показывали наилучшие результаты для контрастного изображения.

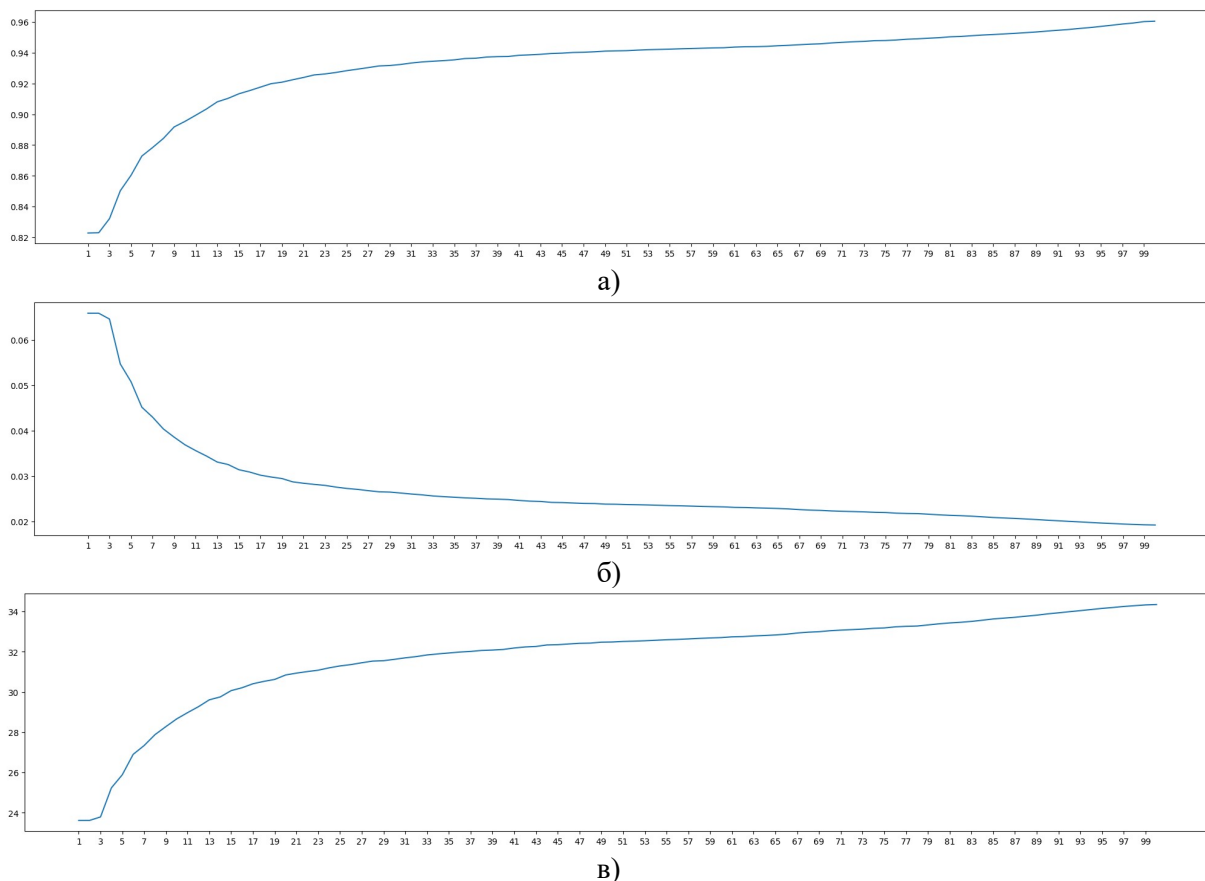


Рисунок 7. График зависимости значений сравнительных метрик от коэффициента качества сжатия для контрастного изображения: а - *SSIM*; б - *RMS*; в – *PSNR*

Для оценки качества работы алгоритмов интерполяции контрастное изображение из тестируемого набора, предварительно уменьшенное, после компрессии масштабировалось до исходного размера каждым из описанных алгоритмов интерполяции. После чего вычислялась мера *SSIM* для исходного и восстановленного изображений. Результаты вычислений показаны на рис. 8.

Как показывает график, большой коэффициент масштабирования вниз совершенно не

требуется, так как это снижает качество получаемого изображения при этом полученное от этого уменьшение размера сжатого файла совершенно не оправдано.

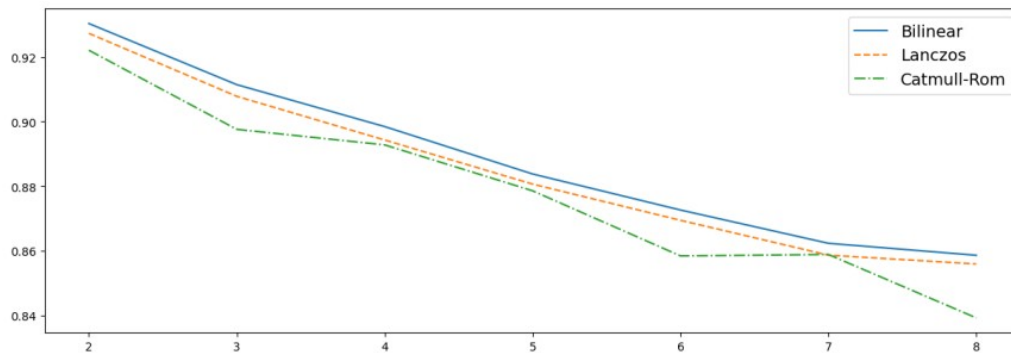


Рисунок 8. Зависимость качества изображения от коэффициента масштабирования

Также для полноты картины проводилась оценка зависимости качества восстановленных изображений по метрике *SSIM* от его типа. Все изображения уменьшались в два раза, после чего восстанавливались до исходного размера с помощью алгоритмов интерполяции. Результаты вычислений представлены на рис. 9.

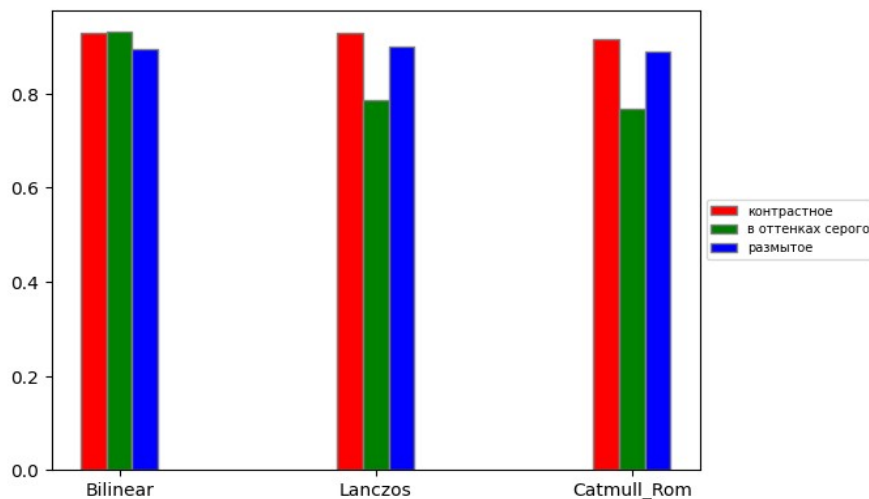


Рисунок 9. Зависимость качества изображения от его типа

Проведенный анализ данных, представленных на гистограмме, демонстрирует статистическую однородность результатов, полученных при применении различных алгоритмов интерполяции для большинства типов тестовых изображений. Наблюдается близкое соответствие значений метрик качества для исследованных алгоритмов, что указывает на их сопоставимую эффективность в стандартных условиях.

Вместе с тем, зафиксировано статистически значимое снижение метрических показателей для изображения в оттенках серого при использовании алгоритмов Ланцоша и Catmull-Rom. Выдвигается гипотеза, что наблюдаемая аномалия обусловлена специфическими характеристиками конкретного тестового изображения, в частности, особенностями распределения яркостных характеристик и пространственных частот. Вероятной причиной является повышенная чувствительность указанных алгоритмов к определенным типам текстур и градиентов, характерных для монохромных изображений, что приводит к генерации артефактов, негативно влияющих на итоговые метрики качества.

Заключение. Проведенное исследование демонстрирует отсутствие прямой корреляции между вычислительной сложностью алгоритма интерполяции и качеством восстановления изображений в контексте метода предварительного масштабирования. Алгоритм Catmull-Rom, характеризующийся наибольшей ресурсоемкостью, не показал статистически значимого превосходства по метрикам качества. Аналогичная ситуация наблюдается для фильтра Ланцоша, который, обладая существенно более высокой вычислительной сложностью по сравнению с билинейной интерполяцией, продемонстрировал сопоставимые или ухудшенные результаты

оценки. Наибольший практический интерес представляет алгоритм билинейной интерполяции, который обеспечивает достижение высоких показателей визуального качества при минимальных вычислительных затратах. Эффективность данного алгоритма делает его предпочтительным выбором для задач, требующих оптимизации соотношения "производительность-качество".

На основании полученных результатов можно заключить, что применение метода предварительного масштабирования с умеренным коэффициентом уменьшения является методически обоснованным подходом для повышения качества восстановленных изображений после компрессии. При этом алгоритм билинейной интерполяции идентифицирован как оптимальное решение для практической реализации данного метода в силу его вычислительной эффективности и способности обеспечивать воспроизводимо высокие результаты при обработке разнотипных изображений.

Список литературы

1. Кудрявцев, Н. Г. Практика применения компьютерного зрения и элементов машинного обучения в учебных проектах: учебное пособие / Н. Г. Кудрявцев, И. Н. Фролов. — Горно-Алтайск: ГАГУ, 2022. — 180 с. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/271100>
2. Белиовская, Л. Г. Основы машинного зрения в среде LabVIEW: учебный курс: учебное пособие / Л. Г. Белиовская, Н. А. Белиовский. — Москва: ДМК Пресс, 2017. — 88 с. — ISBN 978-5-97060-533-2. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/97337>
3. Шапиро, Л. Компьютерное зрение : учебное пособие / Л. Шапиро, Д. Стокман; под редакцией С. М. Соколова ; перевод с английского А. А. Богуславского. — 4-е изд. — Москва: Лаборатория знаний, 2020. — 763 с. — ISBN 978-5-00101-696-0. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/135496>
4. Холопов, И. С. Основы цифровой обработки изображений: учебное пособие / И. С. Холопов, Е. С. Штрунова. — Рязань: РГРТУ, 2023. — 80 с. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/380495>
5. Ненашев, В. А. Компьютерное зрение. Анализ, обработка и моделирование: учебное пособие / В. А. Ненашев. — Санкт-Петербург: ГУАП, 2022. — 78 с. — ISBN 978-5-8088-1806-4. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/341057>
6. Н. В. Соловьев, Г. В. Шифрис. Улучшение качества сжатых изображений предварительным масштабированием // Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения // Информационно-управляющие системы № 3, 2011.
7. Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов, В.А. Князь, А.Н. Ходорев, А.В. Моржин. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision - М. ДМК Пресс. 2007.- 464 с
8. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. Перевод с английского под ред. П.А. Чочиа. М., ТЕХНОСФЕРА, М., 2005.- 1070с
9. Вьюгин В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования / Владимир Вьюгин. - МЦНМО, 2014. - 304 с.
10. Eddison L. Python Machine Learning: A Technical Approach To Python Machine Learning For Beginners / Leonard Eddison - CreateSpace Independent Publishing Platform. – 2018.-Mar. -С. 292.
11. Geron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow / Aurelien Geron – OReilly Media. – 2017.-Mar. -С. 566.
12. Shukla N. Machine Learning with TensorFlow / Nishant Shukla – Manning Publication. – 2018.-Jan. -С. 272.

ГЕНЕРАТИВНЫЕ СПОСОБНОСТИ ИИ. ОБЗОР ГЕНЕРАТИВНЫХ СРЕДСТВ В ОБРАЗОВАНИИ НА ПРИМЕРЕ САЙТА KURAPLAN.COM

Хасанов Зафар Шавкат угли

Джизакский государственный педагогический университет, докторант
zafarhasanov2741@gmail.com