Научная статья
Original article
УДК 007.52

ОБЗОР СПОСОБОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ СГЛАЖИВАЮЩЕЙ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В СИСТЕМЕ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

OVERVIEW OF IMAGE RESTORATION METHODS USING SMOOTHING SPATIAL FILTERING FOR USE IN THE TECHNICAL VISION SYSTEM OF A MOBILE ROBOT

Жаров Сергей Игоревич, магистр, Московский государственный технический университет им. Н.Э.Баумана, г. Москва, zhsi16m310@student.bmstu.ru .
Огородник Александр Иванович, ст. преподаватель, Московский государственный технический университет им. Н.Э.Баумана, г. Москва, alexander.ogorodnik@bmstu.ru .

Zharov Sergey Igorevich, Master, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, zhsi16m310@student.bmstu.ru .
Alexander Ivanovich Ogorodnik, Senior lecturer, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, alexander.ogorodnik@bmstu.ru .

Аннотация. В данной статье рассмотрены различные сглаживающие пространственные фильтры, применяемые для подавления шума на изображении. Фильтрация часто используется в задачах предварительной

обработки изображений, в систем технического зрения в составе мобильных роботов. Выполнено сравнение способности различных фильтров восстанавливать зашумленное изображение в контексте системы технического зрения мобильного робота.

Abstract. This article discusses various smoothing spatial filters used to suppress noise in the image. Filtering is often used in image preprocessing tasks, in vision systems as part of mobile robots. The ability of various filters to restore a noisy image in the context of a mobile robot's vision system is compared.

Ключевые слова: пространственная фильтрация, система технического зрения, обработка изображения, восстановление изображения.

Keywords: spatial filtering, technical vision system, image processing, image restoration.

В современном мире, одним из основных направлений развития робототехники стала разработка систем технического зрения. Подобные системы представляют собой совокупность различных камер и дальномеров. С их помощью становиться возможным извлечение информации, которую робот или оператор может использовать для ориентации в пространстве, обнаружения и обхода препятствий, определения состава окружающей среды, обнаружения каких-либо объектов и т.п. С развитием технологий, подобные системы стали непосредственным атрибутом автономных мобильных и коллаборативных роботов, которые в наши дни получают все большее распространение.

В реальных системах технического зрения нередки случаи возникновения различных дефектов видеопотока, цифровых помех на изображении и т.п. Как правило, такие помехи обусловлены несовершенством технологий, а также фотонной природой света [2]. Основном источником такого шума является фотосенсор. Более точное и, как следствие, дорогое оборудование может снизить уровень цифрового шума на изображении, но не гарантирует его полное отсутствие. Более того, иногда использовать на борту мобильного робота крайне

дорогостоящее оборудование не целесообразно или, по ряду причин, невозможно.

Таким образом, одной из актуальных задач обработки изображений является их фильтрация от различного цифрового шума. Решение данной задачи может способствовать повышению качества получаемых данных и устойчивости работы системы технического зрения.

Идея применения сглаживающих фильтров [5] для решения подобной задачи очень проста. Исходные значения пикселей изображения заменяются на средние значения по маске фильтра (под маской фильтра здесь и далее в статье понимается ядро свертки размера NxN, где N - натуральное число, применяемое к пикселям изображения). Таким образом достигается уменьшение резких переходов между различными уровнями яркости. Однако негативной стороной применения сглаживающих фильтров является расфокусировка контуров, информация о которых может быть полезна, например, для решения задач локализации. Также, подобная фильтрация может помочь сгладить ложные контурыв, которые возникают при преобразованиях с недостаточным числом уровней яркости [1].

Как правило, подавление цифрового стохастического шума при обработке проводится усреднением яркости пикселя по некоторой группе пикселей. Шум в пространственной области представляется как некоторые случайные колебания в яркости изображения, т.е. некоторые случайные добавки к яркости каждого пикселя изображения, которые можно трактовать как добавочное изображение. Значения яркостей пикселей этого «случайного» изображения можно рассматривать как случайные величины, характеризующиеся плотностью распределения вероятностей и функцией распределения вероятностей. Если искажение изображения обусловлено исключительно наличием шума, то можно составить математическую модель изображения, описанную уравнением (1)

$$g(x,y) = f(x,y) + \eta(x,y) \quad (1)$$

где “x” и “y” - координаты пикселя на изображении, $f(x,y)$ - исходное изображение, $g(x,y)$ - итоговое (зашумленное) изображение, $\eta(x,y)$ - случайный шум.

Слагаемое, описывающее шум, неизвестно, поэтому вычесть его из функции g(x,y) невозможно. Но можно применить пространственную фильтрацию. Она является основным программным методом восстановления изображений [6].

Линейные фильтры

В данном разделе представлены усредняющие фильтры, которые еще называют линейными. Как правило такие фильтры придают пикселям значение среднего по маске. Здесь и далее в статье: g(s,t) - область искаженного изображения покрытая маской фильтра, f’(x,y) - восстановленное изображение, M и N - размеры маски фильтра, Sxy - прямоугольная окрестность точки (x,y) на изображении, x и y - координаты произвольной точки изображения.

Изображение, восстановленное фильтром среднего арифметического (однородным усредняющим фильтром) описывается формулой (2). Восстановленное изображения f’(x,y) представляет собой среднее арифметическое значений в точках искаженного изображения g(x,y), принадлежащих окрестности Sxy.

$$f'(x,y) = \frac{1}{MN}\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t) \qquad (2)$$

Эта операция может быть легко реализована как свертка с маской, все коэффициенты которой равны 1/ (M*N). Данный фильтр очень популярен, так как его реализация крайне проста, и не требует большого объема вычислений.

Изображение, восстановленное с использованием средне-геометрического фильтра, описывается выражением (3).

$$f'(x,y) = \left[\prod_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)\right]^{\frac{1}{MN}} \quad (3)$$

Для применения среднегеометрического фильтра нужно к логарифму зашумленного изображения применить усредняющий фильтр, а затем применить функцию “exp”.

Тогда

изображение можно описать формулой (4)

$$f'(x,y) = exp\left[\frac{1}{MN}\sum_{(s,t)\in S_{xy}} ln(g(s,t))\right] \quad (4)$$

Очевидно, что применение такого фильтра к изображению зашумленному низкоинтенсивными пикселями (так называемым «перцем») нецелесообразно, т.к. один «нулевой» пиксель делает все произведение нулевым (черным) и на результирующем изображении будет еще больше нулевых/черных пикселей. Обычно применение среднегеометрического фильтра приводит к сглаживанию, сравнимому с применением среднеарифметического фильтра, но данный фильтр требует больше вычислений и не очень хорошо обрабатывает шум типа “соль-перец”.

Результат обработки среднегармоническим фильтром описывается выражением (5):

$$f'(x,y) = \frac{MN}{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} \frac{1}{g(s,t)}} \quad (5)$$

Среднегармонический фильтр плохо работает с шумом “соль-перец” из-за его низкоинтенсивной составляющей, но очень хорошо показывает себя при работе с гауссовым.

Обработка изображения с использованием фильтра среднего контргармонического описывается выражением (6):

$$f'(x,y) = \frac{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)^{Q+1}}{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)^{Q}} \quad (6)$$

где Q называют порядком фильтра. При Q > 0 фильтр устраняет «черную» составляющую импульсного шума, а при Q<0 – «белую». Обе части шума не могут быть устранены одновременно. Но можно одним фильтром вначале удалить «белую» составляющую шума, а затем удалить «черную». Данный фильтр при Q = 0 сводится к среднеарифметическому фильтру, а при Q=-1 сводится к среднегармоническому фильтру.

Гауссовым размытием (или фильтром Гаусса) можно считать свертку, описанную уравнением (7):

$$f'(x,y) = Ae^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}} \quad (7)$$

где A - матрица, обеспечивающая нормирование свертки. Данный фильтр можно считать усредняющим, т.к. усреднение в свертке происходит по закону, заданному нормальным распределением. Данный тип фильтров принято называть гауссианами.

Нелинейные фильтры

Нелинейные фильтры (еще их называют фильтрами порядковых статистик) представляют собой пространственные фильтры, вычисление отклика которых требует предварительного ранжирования значений пикселей, заключенных внутри области изображения, покрываемой маской фильтра. Отклик определяется исключительно результатом упорядочения значений яркостей пикселей.

Фильтрация сводится к замещению значения пикселя в центре маски на значение отклика. Такие фильтры весьма популярны потому, что для определенных типов случайных шумов они демонстрируют отличные возможности подавления шума при значительно меньшем эффекте расфокусировки, чем у сглаживающих фильтров схожих размеров.

Результат применения медианного фильтра описан уравнением (8). Данный фильтр в цифровой обработке изображений является одним из самых популярных [4]. Его действие состоит в замене значения в точке изображения на медиану значений яркости в окрестности этой точки:

$$f'(x,y) = med_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} \quad (8)$$

Медианные фильтры особенно эффективны при подавлении импульсного шума [3]. Однако следует иметь в виду, что многократное применение медианной (и любой другой) фильтрации приводит к постепенному размыванию изображения, поэтому, желательно сократить количество применений к одному и тому же изображению.

Фильтр максимума описывается выражением (9):

$$f'(x,y) = max_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} \quad (9)$$

Поскольку униполярный «черный» импульсный шум принимает минимальные значения, применение этого фильтра приводит к уменьшению такого шума, поскольку в процессе фильтрации из окрестности Sxy выбирается максимальное значение.

Фильтр минимума описывается выражением (10):

$$f'(x,y) = min_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} \quad (10)$$

Применение этого фильтра приводит к уменьшению униполярного «белого» импульсного шума, поскольку в процессе фильтрации из окрестности Sxy выбирается минимальной значение.

В общем случае такие фильтры не используются из за высокой вероятности сильно исказить зашумленное изображение. Так например, если обработать импульсный шум фильтром максимума, то на изображении могут появиться светлые пятна.

Применение этого фильтра “срединной точки” заключается в вычислении среднего между максимальным и минимальным значениями в соответствующей окрестности:

$$f'(x,y) = \frac{1}{2}\left(max_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} + min_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\}\right) \quad (11)$$

Этот фильтр лучше всего работает при наличии таких случайно распределенных шумов, как гауссов или равномерный.

Предположим, что мы удалили d/2 наименьших и d/2 наибольших значений яркости из окрестности Sxy. Пусть g(s, t), представляет собой оставшиеся элементы изображения этой окрестности. Фильтр, действие которого заключается в усреднении оставшихся значений, называется фильтром усеченного среднего (12):

$$f'(x,y) = \frac{1}{mn-d}\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t) \quad (12)$$

Здесь m и n определяют размер окрестности Sxy и значение d может изменяться в диапазоне от 0 до (m·n – 1). В случае d = 0, фильтр усеченного среднего сводится к среднеарифметическому фильтру, а в случае d / 2 = (mn - 1) / 2, превращается в медианный фильтр. Использование фильтра усеченного среднего с другими значениями d полезно в случаях, когда на изображении присутствует несколько видов шума одновременно, например, импульсный и гауссов шумы.

Сравнение пространственных фильтров

В данном эксперименте к исходному изображению был применен по отдельности гауссов, равномерный и импульсный шум с разными параметрами. Затем изображение было восстановлено с помощью описанных выше фильтров. После восстановления было проведено попиксельное сравнение восстановленного изображения с исходным для каждого вида примененного шума. В качестве метрики сходства была выбрана средняя квадратическая ошибка между значениями яркостей соответствующих пикселей на исходном и восстановленном изображениях. В таблице 1 представлены значения ошибки для усредняющих фильтров, а в таблице 2 - для фильтров порядковых статистик.

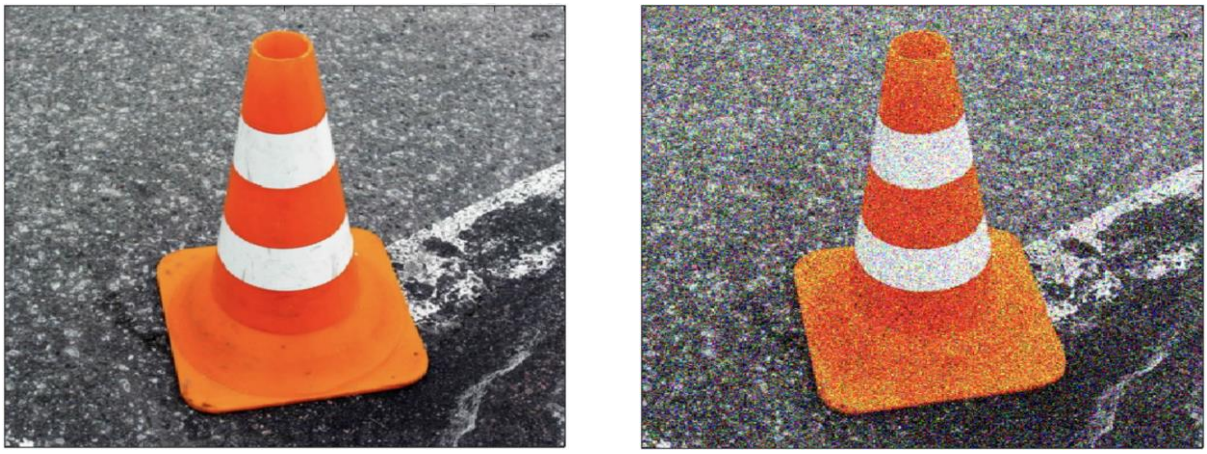

Рис.1 Пример гауссового шума на исходном изображении (исходное слева)

Таблица 1. Средняя квадратическая ошибка восстановления

Название фильтра	Гауссов шум	Импульсный шум	Равномерный шум
Без фильтрации	0.018	0.016	0.013
Среднеарифметический	0.014	0.006	0.014
Среднегеометрический	0.011	0.058	0.012
Среднегармонический	0.009	0.059	0.011
Среднеконтргармонический	0.026	0.036	0.027
Гауссовский	0.013	0.005	0.013

Фильтры Max/Min не рассматривались в данных экспериментах.

Таблица 2. Средняя квадратическая ошибка восстановления

Название фильтра	Гауссов шум	Импульсный шум	Равномерный шум
Без фильтрации	0.018	0.016	0.013

Медианный	0.014	0.004	0.014
Срединная точка	0.016	0.027	0.016
Усеченного среднего	0.014	0.004	0.014

Таким образом, исходя из данных в таблицах 1 и 2 наилучшим усредняющим фильтром является гауссовский. Немного хуже показал себя фильтр среднего арифметического, но оба не смогли восстановить изображение с равномерно распределенным шумом. Среднегеометрический и среднегармонический фильтры имели наилучший эффект на гауссовом и равномерном шуме, но ухудшили изображение при импульсном шуме.

Наилучшими фильтрами порядковых статистик являются медианный и усеченного среднего. Результаты их применения сопоставимы с гауссовским и среднеарифметическим.

Исходя из вышеперечисленного, оптимальным цифровым фильтром для системы технического зрения мобильного робота будет фильтр гаусса, так как восстановленное им изображение показало наименьшую среднеквадратическую ошибку, и его применение не требует сложных вычислений. Если во входных данных будет гарантированно отсутствие импульсного шума, то наилучшим цифровым фильтром будет являться среднегармонический.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений, Издание 3-е, исправленное и дополненное, Москва: Техносфера, 2012. – 1104 с. ISBN 978-5-94836-331-8
2. Монич, Ю.И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2008. – № 4. – С. 376-386.

3. Писаревский А. Н.. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение). Л.:Машиностроение, 1988. 424 с.
4. Сойфер В. А.. Методы компьютерной обработки изображений. М.: Физматлит, 2003. 784 с.
5. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения, Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В., Ососков М.В., Моржин А.В., 2010
6. Шапиро, Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Д. Стокман ; под редакцией С. М. Соколова ; перевод с английского А. А. Богуславского. — 3-е изд. — Москва : Лаборатория знаний, 2015. — 763 с. — ISBN 978-5-9963-3003-4.

References

1. Gonzalez R., Woods R. Digital Image Processing, 3rd Edition, revised and Supplemented, Moscow: Technosphere, 2012. - 1104 p. ISBN 978-5-94836-331-8
2. Monich, Yu.I. Quality assessments for digital image analysis / Yu.I. Monich, V.V. Starovoitov // Artificial Intelligence. – 2008. – No. 4. – pp. 376-386.
3. Pisarevsky A. N. Systems of technical vision (fundamental principles, hardware and mathematical support). L.:Mechanical Engineering, 1988. 424 p.
4. Soifer V. A. Methods of computer image processing. M.: Fizmatlit, 2003. 784 p.
5. Image processing and analysis in machine vision problems, Visilter Yu.V., Zheltov S.Yu., Bondarenko A.V., Asoskov M.V., Morzhin A.V., 2010
6. Shapiro, L. Computer Vision / L. Shapiro, D. Stockman ; edited by S. M. Sokolov; translated from English by A. A. Boguslavsky. — 3rd ed. — Moscow: Laboratory of Knowledge, 2015. — 763 p. — ISBN 978-5-9963-3003-4.

© Жаров С.И., Огородник А.И., 2022 Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet» №5/2022.
Для цитирования: Жаров С.И., Огородник А.И. ОБЗОР СПОСОБОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ СГЛАЖИВАЮЩЕЙ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В СИСТЕМЕ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА// Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet» №5/2022.