МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ 🛛 =====

Аналитическое решение для интерполяции разреженных данных с использованием пространства близости геодезического расстояния: применение к задаче оптического потока и 3D реконструкции

В.Н. Карнаухов*, В.И. Кобер*, М.Г. Мозеров*

* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия Поступила в редколлегию 04.06.2020

Аннотация—В данной работе мы выведем аналитическую форму решения для интерполяции разреженных данных, используя геодезическое пространство близости опорного изображения, связанного с интерполируемыми разреженными данными. Мы сравниваем наш метод с алгоритмом EpicFlow [1], который интуитивно мотивирован практически тем же принципом геодезического расстояния. Однако, мы обнаружили, что наш подход более общий, более быстрый и с более четкой теоретической мотивацией. Для проверки точности нашего подхода мы применили метод интерполяции к разреженным данным оптического потока, полученным методом сверточной нейронной сети: DCflow [2], и сравнили с результатом интерполяции EpicFlow на том же разреженном наборе данных. Сравнение показывает, что наш алгоритм более точный, чем метод EpicFlow.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: фильтр на основе геодезического расстояния, интерполяция разреженных данных, оптический поток.

ВВЕДЕНИЕ

Масштабирование изображения играет важную роль в обработке изображений. Особенно при использовании перехода от грубых оценок к точным. Основным недостатком схемы перехода от грубых оценок к точным является наследование ошибки на менее высокий уровень масштабирования. По этой причине были разработаны различные методы интерполяции, от простых и популярных алгоритмов билинейной и бикубической интерполяции до широкого класса полиномиальных и sink-интерполяций [3]. Как правило, масштабирование ухудшает качество восстановленного изображения из-за различных артефактов интерполяции, связанных с потерей высокочастотной информации в восстановленном изображении. Сложности проблемы интерполяции разреженных данных сильно возрастают в том случае, когда разреженность данных нерегулярна и, кроме того, имеет значительные пробелы, которые необходимо заполнить. Существует два основных способа решения этой специфической вариации задачи интерполяции разреженных данных. Один из них заключается в сочетании триангуляции Делоне [4] и барицентрическая интерполяция [5]. Другой метод называется так: оценка Надарая-Ватсона [6], когда желаемое значение в любой неопределенной точке выражается суммой совпадений, взвешенных по их близости, с гауссовым ядром для расстояния между точкой значения интерполяции и ее известными соседними точками значений. Однако все эти методы не восстанавливают высокочастотную информацию или в пространстве изображения приводят к артефактам сглаживания краев. К счастью, если разреженные данные имеют дополнительную информацию, коррелированную с восстановленной функцией, то мы можем

более точно решить интерполяцию разреженных данных с классом фильтров с предохраняющих границы на изображении. Широкий класс фильтров сглаживания с сохранением границ [7–9] в последнее время привлек значительное внимание в обработке изображений, компьютерной графике и компьютерном зрении. В этом случае окрестность усреднения определяется не только пространственной близостью к восстанавливаемому пикселу, но и близостью в области значений. Такие фильтры широко используются в задачах обработки изображения и компьютерного зрения, таких как стерео |10, 11|, стерео в движении |12, 13|, оценка оптического потока [14], улучшение изображений и контрастирование [15, 16], видео абстракция и устранение мозаичного эффекта demosaicing [17,18]. Однако существенным недостатком фильтров с билатеральным ядром является квадратичная зависимость вычислительной сложности от числа пикселей на изображении. И хотя были предложены быстрые методы [19–22], они достаточно сложны в реализации, выход фильтра является неточной аппроксимацией истинного билатерального фильтра, и вычислительная сложность зависит от параметров фильтра. В данной статье мы выбрали подкласс билатеральных фильтров, который использует ядро свертки на основе геодезического расстояния. Основанием для такого выбора является то, что такое ядро свертки допускает рекурсивное вычисление, а следовательно, быструю обработку изображений. В основу данной работы положена работа [1], в которой был предложен метод EpicFlow для интерполяции оптического потока. Основная идея заключается в использовании геодезического расстояния для оценки влияния известных значений пикселей в окрестности восстановленного значения пикселя. Следовательно, был предложен и применен метод интерполяции к задаче оценки оптического потока. Подход EpicFlow до сих пор демонстрирует высокий уровень интерполяции в терминах ошибки реконструкции. Однако эта методика состоит из трех алгоритмических шагов: извлечение основных границ сегментов изображения с помощью структурированного детектора границ (SED) [23]; сегментация ячеек Вороного; аппроксимация поля геодезических расстояний с помощью алгоритма Скиена-Дийкстра [24]. И каждый шаг включает в себя свой набор параметров, слабо связанных между собой. Более того, полный схема этой интерполяции все еще требует значительных вычислительных затрат. Напротив, мы предлагаем простую и быструю геодезическую интерполяцию, основанную на использовании билатерального фильтра с ядром геодезических расстояний.

Кроме того, в этой статье мы выводим аналитическое решение для интерполяции разреженных данных, используя пространство геодезических расстояний известного изображения, связанного с интерполируемыми разреженными данными. Затем решаем задачу методами [13,25], где предлагается быстрое и точное приближение к истинному фильтру с геодезическим ядром. Теоретическая основа сохранения краевой фильтрации с геодезическим расстоянием предложена в [21]. Последний подход [25] улучшает аппроксимацию фильтра в смысле точности фильтрации с геодезическим расстоянием и подавления артефактов боковых артефактов. Предлагаемый подход является более общим, быстрым и с более четкой теоретической мотивацией, чем базовый алгоритм [1]. Мы применили наш метод интерполяции к разреженным данным оптического потока, полученным методом DCflow [2], и сравнили с результатом интерполяции ЕрісFlow на том же разреженном наборе данных. Сравнение показывает, что наш алгоритм более точный, чем метод ЕріcFlow, и при этом более быстрый.

Статья организована следующим образом: в разделе 2 ставится задача интерполяции и выводится аналитическое решение данной задачи, в разделе 3 приведены экспериментальные результаты и наконец, раздел Заключение суммирует наши выводы.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Проблема интерполяции может быть определена с помощью более общего аналитического решения доверительного функционала. В этом случае ставится цель минимизировать глобаль-

ную квадратичную ошибку между известными входными данными y и желаемым выходным решением x следующим образом:

$$x = \arg\min_{x} \sum_{p \in \mathcal{V}} \sum_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q (x_p - y_q)^2,$$
(1)

где $p, q \in \mathcal{V}$ соответствует множеству вершин (пикселей) $(p,q) \in \mathcal{E}$ и ребрам графа изображения $\mathcal{G} = \{\mathcal{V}, \mathcal{E}\}$. Переменная y_q определяется на всех известных значениях входных разреженных данных с ненулевой достоверностью, а x_p – функция, которую необходимо восстановить. Обычно веса достоверности c_q относятся к интервалу c_q . $\in [0, 1]$. В случае разреженных данных интерполяционные веса c_q точно равны 1 (известные значения) и 0 в другом месте, или формально:

$$c_q = \begin{cases} 1 & \text{если } y_q \text{ известна} \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Веса $w_{p,q}$ в уравнении (1) определяют влияние известного входного значения y_q на результативное значение x_p . Для обычной интерполяции, где единственной известной информацией являются значения y_q , это влияние обычно зависит только от евклидового или барицентрического расстояния между пикселами q и p в плоскости изображения. Однако в случае оптического потока или стереосопоставления мы можем использовать изображение соответствующее входным данным, т.е. сильно коррелирующее со значениями оптического потока или карты диспаратности. В этом случае разумно определить билатеральное пространство сходства, если внутреннее расстояние этого пространства зависит также от значений I_q и I_p на изображении пространства.

Минимизация функционала в уравнении (1) эквивалентна следующей системе линейных уравнений:

$$\frac{\partial}{\partial x_p} \sum_{p \in \mathcal{V}} \sum_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q (x_p - y_q)^2 = 0 \tag{2}$$

или после дифференцирования:

$$\sum_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q \left(x_p - y_q \right) = 0.$$
(3)

Наконец, мы получаем аналитическое решение задачи:

$$x_p = \frac{\sum\limits_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q y_q}{\sum\limits_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q}.$$
(4)

Если мы расширим множество разреженных данных y до полного домена графа изображения \mathcal{V} в сочетании с доверительными коэффициентами в форме:

$$\hat{y}_p = \begin{cases} y_q & \text{если } y_q & \text{известна} \\ 0 & \text{в противном случае} \end{cases}$$

то решение в уравнении (4) можно переписать как часть двух стандартных ненормализованных билатеральных фильтров:

$$x_p = \frac{\sum\limits_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} \hat{y}_q}{\sum\limits_{q \in \mathcal{V}} w_{p,q} c_q}$$
(5)

Вес $w_{p,q}$ определяет сходство пространства фильтра, что для классической билатеральной фильтрации с Гауссовым ядром выглядит следующим образом:

$$w_{p,q} = e^{\frac{\|I_p - I_q\|^2}{2\sigma_r^2}} e^{\frac{\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|^2}{2\sigma_s^2}},$$
(6)

где σ_r^2 и σ_s^2 – диапазон и дисперсия пространства изображения и цветности соответственно.

Как мы отметили во введении, применение классических фильтров имеет несколько недостатков. Даже быстрые фильтры все еще требуют больших вычислительных затрат, но что более важно, применение к оценке оптического потока и проблемам со стереосопоставлением может привести к появлению артефактов, из-за топологии пространства сродства фильтров; и это потенциально снижает точность интерполяции данных. Например, рассмотрим две окрестности пикселя q с известным значением y и p с неизвестным. Предположим, что $I_p \approx I_q$, но пикселы p и q разделены в плоскости изображения тонкой линией, которая совпадает с краем между передним и задним отрезками оптического потока. В этом случае влияние между пикселами должно быть минимальным (или $w_{p,q} = 0$), чтобы избежать искажения между значениями переднего плана оптического потока и значениями фона. Однако, поскольку $I_p \approx I_q$ за счет влияния уравнения (6) между рассматриваемыми пикселями увеличивается до весового максимума $w_{p,q} = 1$. Напротив, если учесть тот же вес $w_{p,q}$ для пространства аффинности геодезических расстояний, то можно увидеть, что этот вес минимален за счет тонкой линии между рассматриваемыми пикселями. Следовательно, мы предлагаем метод интерполяции, основанный на пространстве сходства геодезического расстояния, предполагая, что такое аффинное пространство более релевантно задачам оптического потока.

Метрика геодезического расстояния популярна в приложениях для обработки изображений и компьютерного зрения. Первоначально геодезический маршрут – это кратчайший путь между двумя точками земной поверхности. Геодезическое расстояние – это обобщение расстояния по прямой в Евклидовом пространстве до измерения расстояния в криволинейном пространстве. В случае изображений геодезическое расстояние определяется как кратчайший путь по поверхности между двумя точками. Здесь поверхность формируется функцией значения изображения, определенной на двухмерной пространственной области.

Для фильтров, основанных на геодезических расстояниях, обычно выбираются веса $w_{p,q}$ в следующем виде $w_{p,q} = e^{-ad_{p,q}}$ что делает фильтр рекурсивным. Таким образом, вес $e^{-ad_{p,q}}$ определяет геодезическое расстояние, основанное на сходстве между любыми двумя пикселами изображения, а переменная $d_{p,q}$ – геодезическое расстояние между пикселами изображения (p,q), которое для изображения I_p может быть определено на дискретном графе сетки как

$$d_{q,p} = \min_{P_{p,q}} \sum_{\varepsilon \in P_{p,q}} u_{\varepsilon},$$

$$u_{\varepsilon} = \|I_p - I_{p+1}\| + \delta,$$
(7)

где $P_{q,p}$ – путь между двумя вершинами графа (p,q) и δ – коэффициент при расстоянии.

Обратите внимание, что собственные параметры фильтра a и δ в уравнении (7)) приблизительно соответствуют параметрам классического билатерального фильтра с гауссовым ядром как

$$a = \frac{2}{\sigma_r^2}, \delta = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_s^2},\tag{8}$$

где параметры σ_r^2 и σ_s^2 имеют те же значение, что и диапазон и дисперсия пространства в уравнении (6). Также из уравнения (7) можно вывести следующее полезное соотношение

$$w_{p,q} = \min_{P_{p,q}} \sum_{p \in \mathcal{V}} e^{-ad_{p,q}} = \max_{P_{q,p}} \prod_{\varepsilon \in P_{p,q}} e^{-au_{\varepsilon}}.$$
(9)



Рис. 1. Схема предложенной интерполяции.

В [13] показано, что обе суммы фильтров в уравнении (5) могут быть быстро вычислены рекурсивно с использованием специфических деревьев вычислений (в статье оптимальное дерево). Полное дерево вычислений, соответствующее этому быстрому алгоритму [13], состоит из четырех квадрантных доменов (или ветвей дерева).

Наконец, суммируем наш алгоритм в схеме, представленной на Рис. 1.

2. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Эксперименты были разработаны для проверки основных возможностей предлагаемого подхода. Они разделены на две части, где:

- Были проведены два модельных эксперимента для качественного сравнения предложенной интерполяции с традиционным методом интерполяции.
- Преимущество использования интерполяции на основе геодезических расстояний над алгоритмом EpicFlow [1], применяемым к задаче оптического потока.

В наших экспериментах мы используем набор данных MPI Sintel [26] и разреженные результаты полученные методом DCflow [2].

2.1. Сравнение интерполяции с сохранением границ и традиционной оценки Надарая-Ватсона

Для модельного эксперимента по интерполяции мы используем два набора синтетических разреженных данных. Первый набор данных получается путем сохранения значений пикселей цветного изображения вблизи визуальных краев этих изображений. Другими словами, мы отображаем пиксел p как известный, если ближайший градиент изображения равен ∇I_p . > T и как неизвестный в другом месте. Порог T выбирается таким образом, что плотность известных пикселей равна выбранной константе. Два таких разреженных изображения данных, полученных с помощью тестового изображения Lena, показаны на Puc. 2(a)&(d) с плотностью, равной 0.1 и 0.03 соответственно. Затем эти разреженные данные интерполируются предложенным алгоритмом сохранения краев, используя исходное изображение для расчета пространства сродства. Мы также интерполируем эти же разреженные данные с оценкой Надарая–Ватсона. Плотность известных пикселей в первом наборе данных распределена достаточно неравномерно из-за распределения краев изображения. Таким образом, стандартные методы (например, оценка Надарая–Ватсона) после интерполяции теряют практически всю информацию о краях изображения: Puc. 2(c)&(f). Наш метод, напротив, сохраняет границы изображения, что



Рис. 2. Визуальное сравнение предложенной интерполяции для тестового изображения "Lena"с оценкой "Надарая-Ватсон"в случае неравномерного распределения известных значений пикселей: (a) – разреженные данные (с плотностью 0,2 известных значений пикселей) исходного тестового изображения Lena; (b) – результат интерполяции с методом сохранения границ (предлагается); (c) – результат интерполяции с оценкой Надарая-Ватсона; (d) – разреженные данные с плотностью 0,07 известных значений пикселей плюс исходное изображение; (e) – результат интерполяции с методом сохранения границ; (f) – результат интерполяции с оценкой Надарая-Ватсона.

показано на Рис. 2(b)&(e). Второй набор данных для нашего модельного эксперимента получается путем сохранения значений пикселей цветного изображения практически равномерно. Позже мы разбиваем полное исходное изображение на равные квадратные участки, а значение пиксела p как известную считаем, если значение шкалы серого этого пиксела достигает минимального или максимального значения внутри текущего окна, и как неизвестное вне этого пиксела. Два таких разреженных изображения, полученные с помощью тестового изображения Саг, показаны на Рис. 3(a)&(d), где базовое окно равно 5 на 5 и 15 на 15 соответственно. Затем эти разреженные данные интерполируются по предложенному алгоритму сохранения границ, используя исходное изображение для вычисления пространства сходства и с оценкой Надарая-Ватсона. Плотность известных пикселей во втором наборе данных распределена практически равномерно благодаря описанному выше алгоритму. В этом случае стандартный метод не теряет базовую информацию об изображении, как для первого набора данных, однако результат значительно размыт по сравнению с сохраненной интерполяцией по границе, и этот факт проиллюстрирован на Рис. 3.

Модельные эксперименты в этом подразделе только иллюстрируют способность краевой сохраненной интерполяции с сохранением границ для визуального сравнения, однако мы можем представить, как будут выглядеть результаты нашей интерполяции в случае, когда разреженные данные являются картами диспропорций при стереосопоставлении или картами векторов движения при оценке оптического потока.



Рис. 3. Визуальное сравнение предлагаемого метода интерполяции для тестового изображения автомобиля с оценкой Надарая-Ватсона при практически равномерном распределении известных значений пикселей: (a) – разреженные данные (с плотностью 2/25 известных значений пикселей) исходного тестового изображения автомобиля; (b) – результат интерполяции с методом сохранения границ (предлагается); (c) – результат интерполяции с оценкой Надарая-Ватсона; (d) – разреженные данные с плотностью 2/25 известных значений пикселей; с) – результат интерполяции с методом сохранения границ (предлагается); (c) – результат интерполяции с оценкой Надарая-Ватсона; (d) – разреженные данные с плотностью 2/25 известных значений пикселей; (e) – результат интерполяции с методом сохранения границ; (f) – результат интерполяции с оценкой Надарая-Ватсона.



Рис. 4. Визуальное сравнение предложенной интерполяции с сохранением границ для тестового изображения Ambush по сравнению с методом EpicFlow: (a) – разреженные данные, полученные методом DCFlow 12-го кадра последовательности MPI Ambush-6; (b) – соответствующее 12-кадровое изображение; (в) – результат интерполяции методом EpicFlow; (d) – результат интерполяции с предложенным алгоритмом; (e) – истинное значение оптического потока.

2.2. Интерполяция разреженных данных оптического потока

Данный эксперимент демонстрирует преимущество использования предлагаемой интерполяции на основе геодезических расстояний, применяемой к задаче оптического потока, по сравнению с современным методом интерполяции [1]. Разреженный набор данных для этих экспериментов является результатом оценки оптического потока, полученной другим современным алгоритмом [2] с использованием обучающего набора данных MPI Sintel [26]. Одна из



Рис. 5. Здесь мы сравниваем наш метод с интерполяцией Epicflow с использованием MPI данных для метрики Endpoint error.

таких разреженных карт векторов движения проиллюстрирована на Рис. 4(а). Тренировочный набор данных MPI включает в себя 23 различные видео-последовательности, каждая из которых, в свою очередь, состоит из 50 кадров с известным оптическим потоком. Рис. 4 иллюстрирует результат интерполяции разреженных данных Рис. 4(а) двумя методами: Рис. 4(с) – EpicFlow [1]; Рис. 4(d) – предлагаемый алгоритм; Рис. 4(е) – известный оптический поток. Рис. 4(b) – иллюстрирует изображение или текущий кадр, соответствующий предполагаемой карте векторов движения. Видно, что метод EpicFlow производит ложную сегментацию на фоне сцены изображения, тем самым снижая точность.

Количественное сравнение нашего метода и метода EpicFlow приведено на Рис. 4, где сравнение выполнено для каждой последовательности во всем наборе обучающих данных MPI. Наш метод превосходит интерполяцию EpicFlow по точности интерполяции для выбранной метрики ошибки для всех последовательностей, как 9.86 : 9.95 (маска всех пикселей), и 6.92 : 7.25 (маска всех пикселей).

Обратите внимание, что исходный алгоритм EpicFlow использует несколько шагов, которые не имеют прямого отношения к интерполяции разреженных данных. Например, пропуски оптического потока в левом нижнем углу Рис. 4(а) подавляются методом медианного фильтра. Таким образом, мы считаем, что один и тот же шаг пост-обработки мог бы улучшить конечный результат нашей интерполяции в сравнении с методом EpicFlow.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой работе рассматриваются два основных достижения. Первое – новый теоретический вклад: мы вывели аналитическое решение для интерполяции разреженных данных в случае произвольного билатерального пространства близости и произвольной разреженности данных. Во-вторых, мы разработали быстрый и гибкий алгоритм, использующий сходство геодезического расстояния, и применили полученную схему к задаче оценки оптического потока. Мы обнаружили, что наш подход является более общим, более быстрым и с более четкой теоретической мотивацией по сравнению с современным подходом EpicFlow.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Revaud J., Weinzaepfel P., Harchaoui Z., Schmid C. Epicflow: Edge-preserving interpolation of correspondences for optical flow // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015. P. 1164–1172.
- Xu J., Ranftl R., Koltun V. Accurate optical flow via direct cost volume processing // CVPR2017: arXiv preprint arXiv:1704.07325. 2017.
- 3. Yaroslavsky L. Digital holography and digital image processing: principles, methods, algorithms. Springer Science & Business Media, 2013.
- Lee D.-T., Schachter B. J. Two algorithms for constructing a delaunay triangulation // International Journal of Computer & Information Sciences. 1980. Vol. 9, no. 3. P. 219–242.
- Berrut J.-P., Trefethen L. N. Barycentric lagrange interpolation // SIAM review. 2004. Vol. 46, no. 3. P. 501–517.
- Weber O., Devir Y. S., Bronstein A. M. et al. Parallel algorithms for approximation of distance maps on parametric surfaces // ACM Transactions on Graphics (TOG). 2008. Vol. 27, no. 4. P. 104.
- Aurich V., Weule J. Non-linear gaussian filters performing edge preserving diffusion // Mustererkennung 1995. Springer, 1995. P. 538–545.
- Smith S. M., Brady J. M. Susana new approach to low level image processing // International journal of computer vision. 1997. Vol. 23, no. 1. P. 45–78.
- 9. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // In CVPR. 1998. P. 839-846.
- Mozerov M., van de Weijer J. Accurate stereo matching by two-step energy minimization // IEEE Transactions on Image Processing. 2015. Vol. 24, no. 3. P. 1153–1163.
- Mozerov M. G., van de Weijer J. One-view occlusion detection for stereo matching with a fully connected crf model // IEEE Transactions on Image Processing. 2019. Vol. 28, no. 6. P. 2936–2947.
- Ershov E., Karnaukhov V., Mozerov M. Probabilistic choice between symmetric disparities in motion stereo matching for a lateral navigation system // Optical Engineering. 2016. Vol. 55, no. 2. P. 023101– 023101.
- Mozerov M., van de Weijer J. Improved recursive geodesic distance computation for edge preserving filter // IEEE Transactions on Image Processing. 2017. Vol. 26, no. 8. P. 3696–3706.
- Mozerov M. Constrained optical flow estimation as a matching problem // IEEE Transactions on Image Processing. 2013. Vol. 22, no. 5. P. 2044–2055.
- Fattal R., Agrawala M., Rusinkiewicz S. Multiscale shape and detail enhancement from multi-light image collections // ACM Transactions on Graphics (TOG) / ACM. Vol. 26. 2007. P. 51.
- Farbman Z., Fattal R., Lischinski D., Szeliski R. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation // ACM Transactions on Graphics (TOG) / ACM. Vol. 27. 2008. P. 67.
- Ramanath R., Snyder W. E. Adaptive demosaicking // J. Electron. Imag. 2003. Vol. 12, no. 4. P. 633–642.
- Winnemöller H., Olsen S., Gooch B. Real-time video abstraction // ACM Transactions on Graphics. 2006. Vol. 25, no. 3. P. 1221–1226.
- Paris S., Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach // Proc. European Conf. on Computer Vision. 2006. P. 568–580.
- Adams A., Baek J., Davis M. Fast high-dimensional filtering using the permutohedral lattice // Computer Graphics Forum. 2010. Vol. 29, no. 2. P. 753–762.
- Gastal E., Oliveira M. Domain transform for edge-aware image and video processing // ACM Transactions on Graphics. 2011. Vol. 30, no. 4. P. 69.

- Mozerov M. G., van de Weijer J. Global color sparseness and a local statistics prior for fast bilateral filtering // Image Processing, IEEE Transactions on. 2015. Vol. 24, no. 12. P. 5842–5853.
- Dollár P., Zitnick C. L. Structured forests for fast edge detection // Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on / IEEE. 2013. P. 1841–1848.
- Skiena S. Dijkstra's algorithm // Implementing Discrete Mathematics: Combinatorics and Graph Theory with Mathematica, Reading, MA: Addison-Wesley. 1990. P. 225–227.
- Karnaukhov V., Mozerov M. Restoration of noisy multispectral images with a geodetic distance filter // Journal of Communications Technology and Electronics. 2018. Vol. 63, no. 6. P. 612–615.
- Butler D. J., Wulff J., Stanley G. B., Black M. J. A naturalistic open source movie for optical flow evaluation // European Conf. on Computer Vision (ECCV) / Ed. by A. Fitzgibbon et al. (Eds.). Part IV, LNCS 7577. Springer-Verlag, 2012. P. 611–625.

A closed form for sparse data interpolation using geodesic distance affinity space: application to the optical flow problem and 3D reconstruction

Karnaukhov V., Kober V., Mozerov M.

In this paper, we derive a closed form for sparse data interpolation using geodesic distance affinity space of a known cover image associated with the sparse data to be interpolated. We compare our method with the EpicFlow [1] algorithm that is intuitively motivated by almost the same geodesic distance principle. Consequently, we found that our approach is more general, faster and with clearer theoretical motivation. To test accuracy of our approach we applied our interpolation method to the sparse optical flow data obtained by the DCflow [2] method and compare with the interpolation result of the EpicFlow interpolation on the same sparse data set. The comparison shows that our algorithm is more accurate than the EpicFlow technique.

KEYWORDS: Geodesic distance filter, multispectral image restoration, edge-aware detail enhancement. english