

УДК 004.932

МОДИФИКАЦИЯ АЛГОРИТМА СТЕРЕОСОПОСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ SGM НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОЙ ФУНКЦИИ ШТРАФОВ

И. А. Зинин, аспирант РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0009-0007-6166-677X, e-mail: zia200062@gmail.com

Представлена реализация алгоритма полуглобального сопоставления (SGM, Semi-Global Matching), улучшенного с помощью адаптивных стратегий регуляризации для улучшения оценки диспаратности в стереозрении. Традиционный SGM опирается на фиксированные параметры штрафа для ограничений гладкости, что может привести к неточностям в сложных сценах с различными текстурами, окклюзиями и разрывами глубины. Предлагаемый подход вводит адаптивные функции регуляризации, которые динамически корректируют коэффициенты штрафа на основе локальных характеристик изображения, таких как градиенты интенсивности и меры достоверности диспаратности.

Ключевые слова: диспаратет, динамические штрафы, полуглобальное сопоставление, градиент, связность, гладкость, карта глубины, регуляризация.

DOI: 10.21667/1995-4565-2025-93-120-129

Введение

Стереосопоставление, являясь важной темой исследований в области бинокулярного зрения, широко используется в областях фотограмметрии, 3D-реконструкции и автоматического вождения [1-4]. Несмотря на то, что в последние годы появилось множество высокопроизводительных алгоритмов стереосопоставления, повышение точности стереосопоставления в областях со слабой текстурой по-прежнему остаётся сложной задачей.

Согласно разнице диапазона ограничений функции сопоставления, Шарстейн и Селиски [5] разделили алгоритмы сопоставления стерео на локальное сопоставление стерео и глобальное сопоставление стерео. Алгоритмы локального сопоставления стерео используют только локальную информацию вокруг пикселей, такую как сумма абсолютной разницы [6] и сумма квадратов разности [7], для вычисления диспаратности. Эти локальные алгоритмы могут быть реализованы намного быстрее, но имеют низкую точность сопоставления. Алгоритмы глобального сопоставления стерео интегрируют всю информацию о пикселях на изображении, строя глобальную функцию стоимости сопоставления. Высокоточную карту диспаратности можно получить, минимизируя функцию сопоставления. Обычно используемые методы глобального сопоставления стерео включают метод динамического программирования [8], метод распространения убеждения [9] и метод разрезания графа [10]. Эти глобальные алгоритмы имеют высокую точность сопоставления, но низкую эффективность обработки. В целом трудно сбалансировать точность и эффективность, используя только алгоритмы локального сопоставления стерео или алгоритмы глобального сопоставления стерео. Чтобы повысить эффективность алгоритмов глобального стереосопоставления, обеспечивая при этом точность сопоставления, Хиршмюллер [11] предложил алгоритм SGM. Янг и др. [13] для достижения точной оценки диспаратности предложили вместо стратегии плотного сопоставления использовать стратегию адаптивного блочного сопоставления. Бу и др. [14] представили метод локальной фильтрации с учетом краев в SGM для улучшения взаимодействия соседних строк сопоставления, что эффективно улучшило качество карты диспаратности. В работе [15] предложили новую стратегию SGM (OmniSGM), которая агрегировала стоимости из путей во всех направлениях. Однако общим недостатком этих методов является

то, что они рассматривают только исходное изображение в одном масштабе и игнорируют использование информации в других масштабах. Таким образом, работа с областями с низкой текстурой по-прежнему затруднена. Исследования [16] в области масштабирования карт глубины подчеркивают необходимость адаптации алгоритмов к различным условиям съемки.

Цель работы: разработка модифицированного алгоритма SGM для стереосопоставления изображений с использованием адаптивной функции штрафов, направленной на повышение точности карт диспаратности в сложных условиях (низкочастотные области изображения, перепады освещенности, шумы). Предлагаемый подход предполагает динамическую корректировку штрафных коэффициентов в зависимости от локальных особенностей изображения для минимизации ошибок сопоставления.

Связность изображения

В основе концепции связности изображения лежит идея о том, что соседние пиксели, принадлежащие одной поверхности, должны иметь одинаковые диспаратеты. Если один пиксель p_1 на левом изображении имеет смещение на $d - k$ вдоль эпиполярной линии относительно пикселя q_1 на правом изображении, то пиксель p_2 , лежащий справа от пикселя p_1 , должен быть смещен на $d - k + 1$ вдоль эпиполярной линии относительно пикселя q_2 на правом изображении, как показано на рисунке 1, где k – это координата по оси X пикселя, принадлежащего изображению с левой камеры

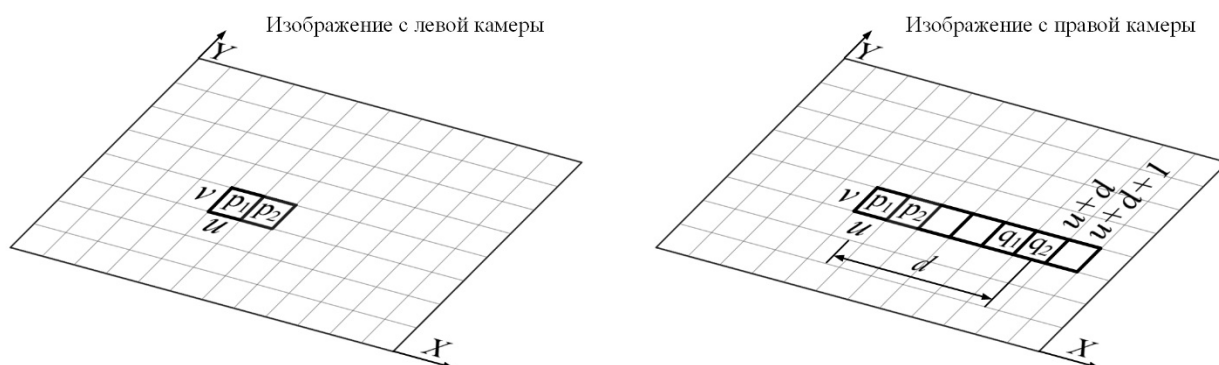


Рисунок 1 – Соседние пиксели и их диспаратеты
Figure 1 – Neighboring pixels and their disparities

Стоит также отметить, что данное условие связности распространяется на все пиксели вокруг q_1 , даже на те, которые находятся слева от него. Лучше рассмотреть связность в пространстве диспаратетов изображения (DSI, Disparity Space Image). На рисунке 2 видно, что если диспаратеты пикселей одинаковы и находятся в одном слое DSI, то одни принадлежат одной поверхности. Верно и обратное утверждение. Если априори известно, что пиксели принадлежат одной поверхности, то тогда можно утверждать, что значения их диспаратетов равны или очень похожи и значения этих диспаратетов находятся в одном слое DSI. Это очень мощный признак для поиска истинного расстояния. Можно также добавить: если известно, что пиксели относятся к разным поверхностям, то слои с одинаковыми значениями диспаратетов не всегда будут соответствовать истинным значениям глубины.

Сами значения диспаратетов внутри столбца DSI могут быть различными, а истинному значению дальности могут соответствовать значения диспаратетов не связанные с минимальным значением в столбце DSI. Связность изображения говорит о том, что разность столбцов DSI будет минимальна в том случае, если пиксели принадлежат одной поверхности, и максимальна при разрыве поверхности.

В основе концепции гладкости лежит важное предположение о яркости изображения. Если пиксели на изображении лежат на одинаковом расстоянии от плоскости камеры, то такие пиксели должны отражать одинаковое количество энергии, попадающее на фоточувствительную матрицу. То есть соседние пиксели принадлежат одной плоскости в том случае, когда их яркости близки. В этом случае гладкой поверхностью является та, которой принадле-

жат пиксели, которые имеют малое значение отклонения по яркости относительно друг друга. Может показаться, что это утверждение неверно в рамках глобального сопоставления, так как разные пиксели принадлежат разным поверхностям с разными отражательными и диффузными свойствами, но в рамках SGM – это допустимое предположение, так как оно справедливо для большинства случаев и поверхностей.

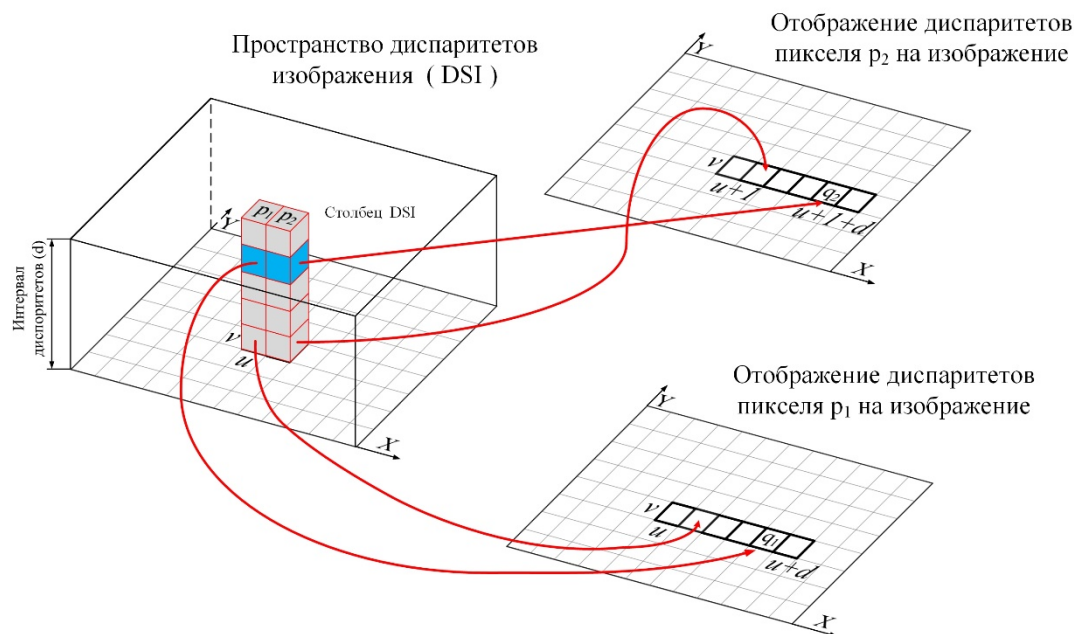


Рисунок 2 – Проявление связности в DSI
Figure 2 – Connectivity manifestation in DSI

Гладкость изображения

Также данное предположение может использоваться для создания динамических окон при поиске диспаритетов. Например, исходя из яркостей, можно произвести сегментацию изображения, что может увеличить качество карты глубины.

В SGM гладкость поверхности проявляется в столбцах DSI. Если пиксели принадлежат гладкой поверхности, то они будут слабо отличаться друг от друга, как и зоны пикселей вокруг, особенно, если они небольшие, то есть диспаритеты будут похожи и не должны отличаться больше чем на 1. Кандидаты – диспаритеты внутри одного столбца должны быть похожи независимо от значений в соседних столбцах, как показано на рисунке 3.

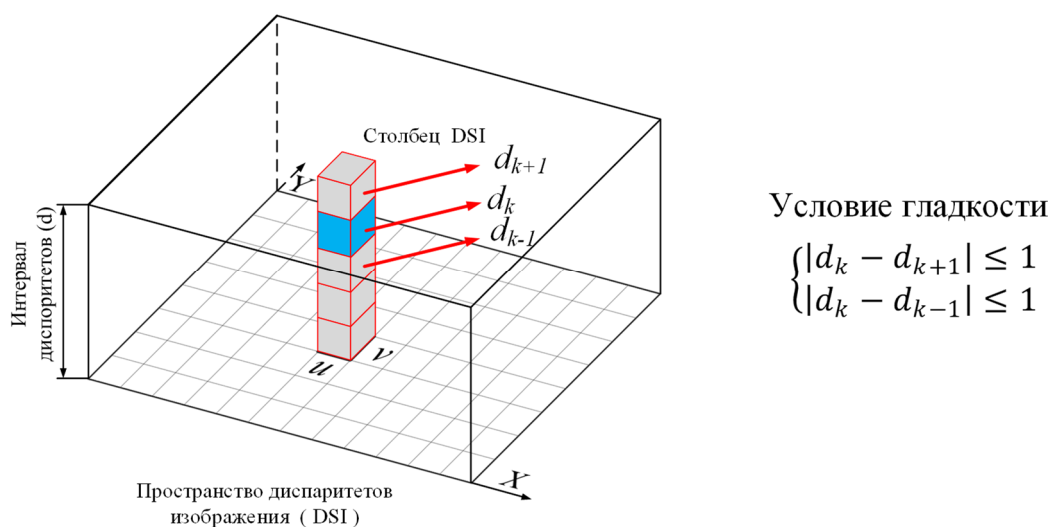


Рисунок 3 – Проявление гладкости в DSI
Figure 3 – Smoothness manifestation in DSI

Условие гладкости является относительной величиной, и отклонение может быть более чем 1, это стоит учитывать при реализации алгоритма SGM. Также для начальных и конечных диспаритетов столбца DSI условия гладкости менее строгие, так как с одной из сторон отсутствуют значения диспаритетов. Конечно, предположение не учитывает окклюзии и заклонения объектов, что будет вызывать ошибки, но такие случаи редки, и существуют методы, которые борются с этими явлениями на стадии постобработки карты глубины.

Как и в случае связности изображения, можно говорить, что, если априори известно, что пиксели принадлежат одной поверхности, то для диспаритетов, которые могут быть связаны с истинной глубиной, должно выполняться условие гладкости.

Регуляризация в SGM

Имея два мощных инструмента описания связности и гладкости поверхности, можно описать дополнительные ограничения с целью минимизации глобальной функции меры соответствия (1). Расчет меры соответствия для пикселей обычно неоднозначен, и неправильные совпадения могут иногда иметь меньшую значимость, чем правильные, из-за шума и т.д. Поэтому добавляется дополнительное ограничение, которое описывает условия гладкости и связности, штрафую пиксели, не соответствующие условиям. Попиксельная значимость и ограничения на гладкость выражаются через определение значимости пикселя $L_R(p, d)$, которая зависит от изображения диспаритетности d :

$$L_R(p, d) = \min(L_R(p-r, d), L_R(p-r, d-1) + P_1, L_R(p-r, d+1) + P_1, \min_i L_R(p-r, i) + P_2) - \min_k L_R(p-r, d)). \quad (1)$$

Связность и гладкость меры соответствия представляют собой разность минимальных значений диспаритетов внутри столбца DSI текущего пикселя и соседнего с ним столбца DSI, где R определяет, в каком направлении идет вычитание столбцов DSI. Если взглянуть на область вокруг пикселя в DSI, можно увидеть, что к одному пикселю прилегают 8 столбцов DSI, а r это координаты смещения вдоль направления R пикселя с координатами p , индекс i это номера пикселей в столбце DSI.

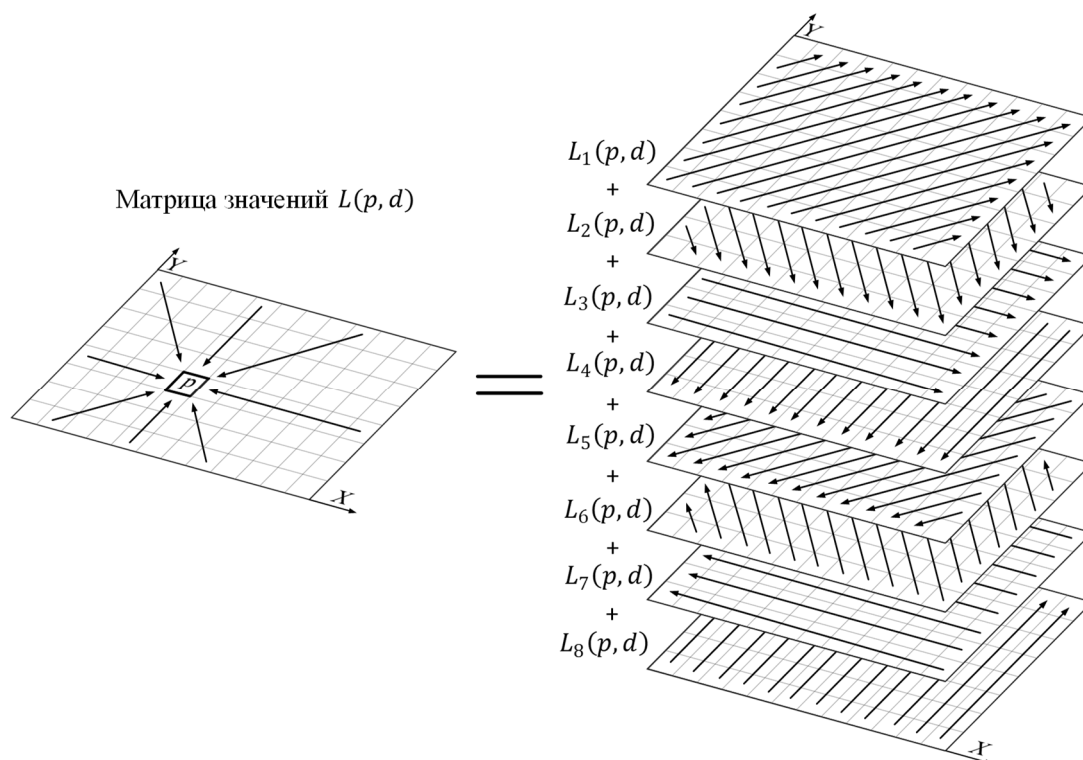


Рисунок 4 – Визуальное представление $L(p, d)$ по 8 направлениям
Figure 4 – Visual representation of $L(p, d)$ in 8 directions

Стоит отметить, что при прохождении DSI в противоположных направлениях, будут получены различные результаты, так как разница столбцов DSI не абсолютная. Поэтому значения двух соседних столбцов DSI могут давать значения разные по знаку, что может как уменьшить глобальную меру соответствия, так и увеличить. В связи с этим меру соответствия $L(p, d)$ можно представить как сумму мер соответствия по всем направлениям:

$$L(p, d) = \sum_R L_R(p, d). \quad (2)$$

Для удобства реализации в реальных системах и более наглядного представления член регуляризации $L(p, d)$ можно представить, как показано на рисунке 4.

В свою очередь, глобальное значение меры соответствия можно записать как:

$$L_{\text{глобал}}(p, d) = L_{\text{локал}}(p, d) + \lambda \cdot L(p, d), \quad (3)$$

где $L_{\text{локал}}(p, d)$ – это мера соответствия для пикселя без учета влияния соседних пикселей, полученная путем локального сопоставления; λ – это весовой коэффициент, который регулирует влияние члена регуляризации на глобальное значение меры соответствия. В проведенных экспериментах λ была равна 1.

Алгоритм SGM

Идея SGM заключается в оптимизации линии сопоставления по нескольким направлениям и вычислении совокупной меры соответствия. Количество направлений влияет на время работы алгоритма, 16 направлений обычно обеспечивают хорошее качество, меньшее количество можно использовать для достижения более быстрого выполнения. Типичная 8-направленная реализация алгоритма может вычислить стоимость за два прохода: прямой проход, накапливающий стоимость слева, сверху слева, сверху и сверху справа, и обратный проход, накапливающий меру соответствия справа. Однопроходный алгоритм может быть реализован только с пятью направлениями.

Локальной мерой несходства изображения обычно являются абсолютная или квадратичная разность интенсивностей (обычно суммируемая по окну вокруг пикселя после применения фильтра верхних частот к изображениям для получения некоторой инвариантности освещения). Также используют несходство Берчфилда – Томази, расстояние Хэмминга, корреляцию Пирсона (нормализованная взаимная корреляция). В данной работе значения дисперсий вычислялись с помощью расстояния Хэмминга. Член регуляризации имеет вид (1). Параметры штрафов можно записать как:

$$R(d_p, d_q) = \begin{cases} 0 & d_p = d_q \\ P_1 & |d_p - d_q| = 1, \\ P_2 & |d_p - d_q| > 1 \end{cases} \quad (4)$$

где P_1 и P_2 – два постоянных параметра штрафа, причем $P_1 < P_2$, но это является строгим или обязательным условием. Такое сравнение позволяет назначать меньший штраф за единичные изменения несоответствия, тем самым обеспечивая плавные переходы, соответствующие, например, наклонным поверхностям, и штрафуя большие скачки, сохраняя при этом разрывы из-за постоянного штрафного члена. Чтобы еще больше сохранить неоднородности, можно использовать градиент интенсивности для адаптации штрафного члена, поскольку разрывы по глубине обычно соответствуют разрывам интенсивности изображения.

Реализация модифицированного SGM и оценка результатов

Для реализации алгоритма SGM был написан код на языке C++ с использованием библиотеки OpenCV. В качестве тестовых изображений были использованы изображения из наборов, предоставляемых «Middlebury dataset 2014» [17]. Также для улучшения качества карты глубины были внесены изменения, связанные с значениями штрафов P_1 и P_2 :

$$P_2 = 0,5 \cdot D_{\text{диапазон}},$$

$$P_1 = D_{\text{диапазон}} \cdot |\text{Grad}(p) - \text{Grad}_r(p)|,$$
(5)

где $\text{Grad}(p)$ – это значение градиента для пикселя, вычисленное с помощью маски оператора Собеля, а $\text{Grad}_r(p)$ – это значение градиента для соседнего пикселя в направлении r . $D_{\text{диапазон}}$ является максимальным количеством кандидатов-диспаритетов, расположенных на линии сопоставления для каждого пикселя. $D_{\text{диапазон}}$ также является высотой DSI.

В итоге вычисляется R наборов штрафов P_1 для каждого из направлений прохода алгоритма и один общий штраф для всех направлений P_2 .

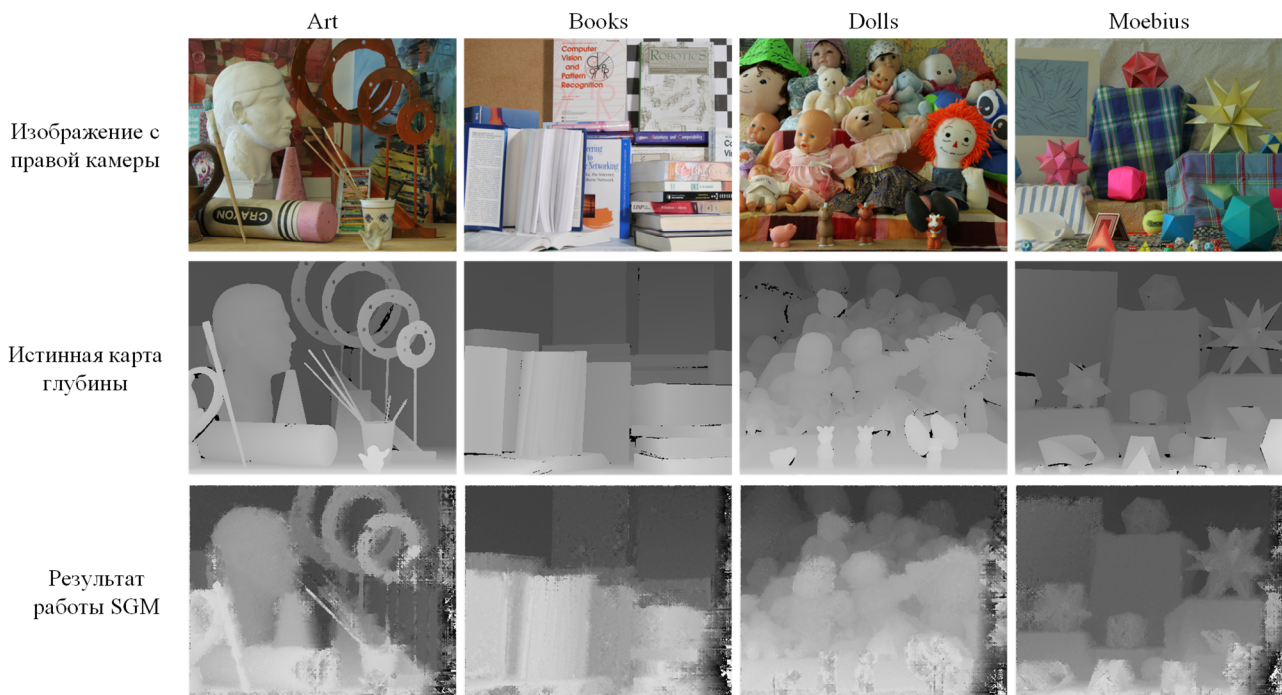


Рисунок 5– Результат работы алгоритма SGM с использованием динамических штрафов

Figure 5 – Result of SGM algorithm using dynamic penalties

Процент ошибочных пикселей (Ошибка) представляет собой процент пикселей с ошибкой несоответствия, превышающей определенный порог. Для этого показателя существует несколько пороговых значений. Например, Ошибка 1.0 учитывает все пиксели с ошибками более 1 пикселя, а Ошибка 2.0 учитывает ошибки более 2 пикселей:

$$\text{Ошибка } \varepsilon = \frac{\sum_{x,y} \text{Err}(x,y)}{N} \cdot 100\%,$$

$$\text{Err} = \begin{cases} 1 & \text{if } |d_{\text{изм}}(x,y) - d_{\text{ист}}(x,y)| > \varepsilon \\ 0 & \text{if } |d_{\text{изм}}(x,y) - d_{\text{ист}}(x,y)| \leq \varepsilon, \end{cases}$$
(6)

где N – количество пикселей в изображении; $d_{\text{изм}}(x,y)$ – измеренное значение глубины, $d_{\text{ист}}(x,y)$ истинное значение карты глубины, соответствующее пикселю с координатами (x,y) . Средняя абсолютная ошибка в пикселях (CAO) вычисляет среднюю ошибку несоответствия для всех ошибочных пикселей:

$$\text{CAO} = \frac{1}{W \times H} \sum_{(x,y)} |d_{\text{изм}}(x,y) - d_{\text{ист}}(x,y)|.$$
(7)

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 5, а оценки качества работы модифицированного алгоритма SGM отображены в таблице 1.

Таблица 1 – Оценка результатов работы модифицированного алгоритма SGM
Table 1 – Evaluation of modified SGM algorithm results

Название тестового набора	Ошибка 1,0, %	Ошибка 2,0, %	Ошибка 4,0, %	САО, пикс.	СКО, пикс.
Art	68,16	37,16	19,98	7,35	18,32
Books	61,60	39,35	20,58	6,21	15,78
Dolls	55,17	35,48	18,51	5,16	11,79
Moebius	53,47	34,84	19,48	4,87	10,26

Результаты работы классического алгоритма SGM без использования адаптивной функции штрафов представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Оценка результатов работы классического алгоритма SGM
Table 2 – Evaluation of classical SGM algorithm results

Название тестового набора	Ошибка 1,0, %	Ошибка 2,0, %	Ошибка 4,0, %	САО, пикс.	СКО, пикс.
Art	81,16	48,54	22,72	8,42	20,02
Books	71,86	52,72	23,82	7,53	17,42
Dolls	69,87	42,12	22,53	6,21	12,89
Moebius	70,25	43,05	21,45	5,76	12,18

Полученные результаты могут быть улучшены с помощью уточнения результатов по карте глубины, полученных для правого изображения, что увеличивает время работы алгоритма в два раза.

Также стоит отметить, что использование штрафов (5) позволяет перейти к использованию динамических штрафов, введение таких штрафов улучшило морфологические свойства карты глубины и её качество, как показано на рисунке 6.

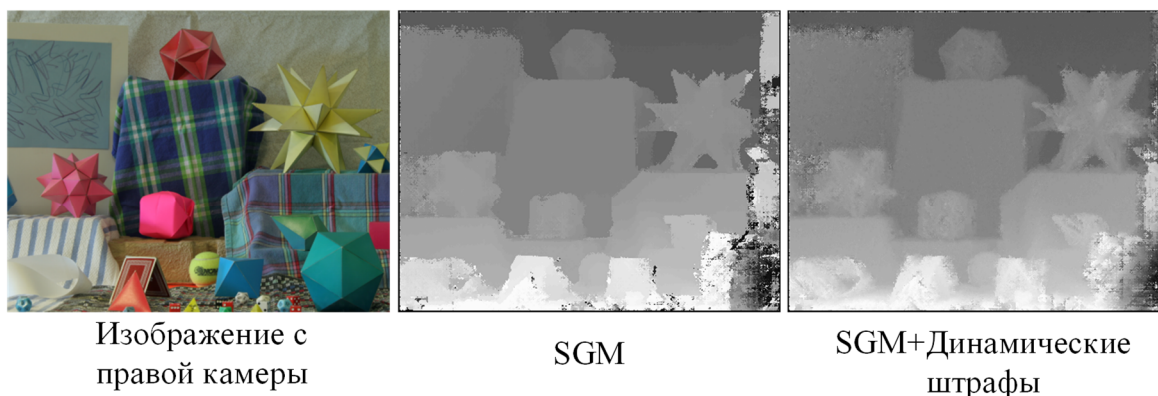


Рисунок 6 – Сравнение результатов работы алгоритмов SGM
Figure 6 – Comparison of SGM algorithms results

Заключение

Реализация алгоритма SGM с использованием адаптивных стратегий функции регуляризации демонстрирует значительный потенциал в повышении точности и устойчивости построения карт диспаратности. Применение адаптивной функции штрафов уменьшило ошибку в среднем на 20 % по сравнению с классическим алгоритмом SGM при одинаковом времени работы алгоритмов, а также позволяет динамически подстраивать параметры регуляризации в зависимости от локальных особенностей изображения, что способствует улучшению качества сопоставления в областях со сложной текстурой, границами объектов и неравномерной освещённостью. Экспериментальные результаты подтверждают, что предложенный метод обеспечивает более точную оценку диспаратитетов по сравнению с классическими вари-

ациями SGM, особенно в условиях высокой вариативности сцены. Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию вычислительной сложности алгоритма, а также на интеграцию более сложных стратегий адаптации для работы в реальном времени. В целом разработанный подход открывает новые возможности для применения полуглобального сопоставления в задачах компьютерного зрения, где требуются высокая точность и надёжность.

Библиографический список

1. **Liu P., Zhang L., Wang M.** Measurement of Large-Sized-Pipe Diameter Based on Stereo Vision. Appl. Sci. 2022, 12, 5277.
2. **Do P.N.B., Nguyen Q.C.** A review of stereo-photogrammetry method for 3-D reconstruction in computer vision. In Proceedings of the 19th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT), Ho Chi Minh City, Vietnam, 25-27 September 2019, pp. 138-143.
3. **Huynh T.H., Yoo M.A. Taillight.** Matching and Pairing Algorithm for Stereo-Vision-Based Nighttime Vehicle-to-Vehicle Positioning. Appl. Sci. 2020, 10, 6800.
4. **Zhou S., Zhang G., Yi R., Xie Z.** Research on Vehicle Adaptive Real-time Positioning Based on Binocular Vision. IEEE Intell. Transp. Syst. Mag. 2021, 14, 47-59.
5. **Scharstein D., Szeliski R.** A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. Int. J. Comput. Vis. 2002, 47, 7-42.
6. **Vázquez-Delgado H.D., Pérez-Patricio M., Aguilar-González A., Arias-Estrada M.O., Palacios-Ramos M.A., Camas-Anzueto J.L., Perez-Cruz A., Velazquez-Trujillo S.** Real-time multi-window stereo matching algorithm with fuzzy logic. IET Comput. Vis. 2021, 15, 208-223.
7. **Nazmi Z.A.M., Hamzah R.A., Zarina M.N., Madih Z. Disparity.** Map from Stereo Images for Three-dimensional Surface Reconstruction. Eng. Sci. 2022, 19, 167-174.
8. **Hallek M., Boukamcha H., Mtibaa A., Atri M.** Dynamic programming with adaptive and self-adjusting penalty for real-time accurate stereo matching. J. Real Time Image Process. 2022, 19, 233-245.
9. **Pan C., Liu Y., Huang D.** Novel belief propagation algorithm for stereo matching with a robust cost computation. IEEE Access 2019, 7, 29699-29708.
10. **Lu B., Sun L., Yu L., Dong X.** An improved graph cut algorithm in stereo matching. Displays 2021, 69, 102052.
11. **Hirschmüller H.** Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2007, 30, 328-341.
12. **Facciolo G., De Franchis C., Meinhardt E. MGM.** A significantly more global matching for stereo vision. In Proceedings of the BMVC 2015, Swansea, UK, 7-10 September 2015.
13. **Yang W., Li X., Yang B., Fu Y.** A novel stereo matching algorithm for digital surface model (DSM) generation in water areas. Remote Sens. 2020, 12, 870.
14. **Bu P., Zhao H., Yan J., Jin Y.** Collaborative semi-global stereo matching. Appl. Opt. 2021, 60, 9757-9768.
15. **Ma Y., Tian A., Bu P., Liu B., Zhao Z.** Omni-Directional Semi-Global Stereo Matching with Reliable Information Propagation. Appl. Sci. 2022, 12, 11934.
16. **Муратов Е.Р.** Масштабирование эталонной карты глубины для задач стереозрения // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2019 № 70. С. 127-135.
17. **2014 Stereo datasets with ground truth.** [Электронный ресурс] middlebury.edu. Режим доступа: <http://vision.middlebury.edu/stereo/data/scenes2014/>, свободный.

UDC 004.932

MODIFICATION OF SGM STEREO IMAGE MATCHING ALGORITHM BASED ON ADAPTIVE PENALTY FUNCTION

I. A. Zinin, post-graduate student, RSREU, Ryazan, Russia;
orcid.org/0009-0007-6166-677X, e-mail: zia200062@gmail.com

The article presents the implementation of semi-global matching (SGM) algorithm, improved with adaptive regularization strategies to enhance disparity estimation in stereo vision. Traditional SGM relies on fixed penalty parameters for smoothness constraints, which can lead to inaccuracies in complex scenes with different textures, occlusions, and depth gaps. The proposed approach introduces adaptive regularization functions that dynamically adjust penalty coefficients based on local image characteristics such as intensity gradients and disparity confidence measures.

Keywords: disparity, dynamic penalties, semi-global matching, gradient, connectivity, smoothness, depth map, regularization.

DOI: 10.21667/1995-4565-2025-93-120-129

References

1. **Liu P., Zhang L., Wang M.** Measurement of Large-Sized-Pipe Diameter Based on Stereo Vision. *Appl. Sci.* 2022, 12, 5277.
2. **Do P.N.B., Nguyen Q.C.** A review of stereo-photogrammetry method for 3-D reconstruction in computer vision. In *Proceedings of the 19th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, Ho Chi Minh City, Vietnam, 25-27 September 2019, pp. 138-143.
3. **Huynh T.H., Yoo M.A. Taillight.** Matching and Pairing Algorithm for Stereo-Vision-Based Nighttime Vehicle-to-Vehicle Positioning. *Appl. Sci.* 2020, 10, 6800.
4. **Zhou S., Zhang G., Yi R., Xie Z.** Research on Vehicle Adaptive Real-time Positioning Based on Binocular Vision. *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.* 2021, 14, 47-59.
5. **Scharstein D., Szeliski R.** A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *Int. J. Comput. Vis.* 2002, 47, 7-42.
6. **Vázquez-Delgado H.D., Pérez-Patricio M., Aguilar-González A., Arias-Estrada M.O., Palacios-Ramos M.A., Camas-Anzueto J.L., Perez-Cruz A., Velazquez-Trujillo S.** Real-time multi-window stereo matching algorithm with fuzzy logic. *IET Comput. Vis.* 2021, 15, 208-223.
7. **Nazmi Z.A.M., Hamzah R.A., Zarina M.N., Madih Z. Disparity.** Map from Stereo Images for Three-dimensional Surface Reconstruction. *Eng. Sci.* 2022, 19, 167-174.
8. **Hallek M., Boukamcha H., Mtibaa A., Atri M.** Dynamic programming with adaptive and self-adjusting penalty for real-time accurate stereo matching. *J. Real Time Image Process.* 2022, 19, 233-245.
9. **Pan C., Liu Y., Huang D.** Novel belief propagation algorithm for stereo matching with a robust cost computation. *IEEE Access* 2019, 7, 29699-29708.
10. **Lu B., Sun L., Yu L., Dong X.** An improved graph cut algorithm in stereo matching. *Displays* 2021, 69, 102052.
11. **Hirschmüller H.** Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2007, 30, 328-341.
12. **Facciolo G., De Franchis C., Meinhardt E. MGM.** A significantly more global matching for stereo vision. In *Proceedings of the BMVC 2015*, Swansea, UK, 7-10 September 2015.
13. **Yang W., Li X., Yang B., Fu Y.** A novel stereo matching algorithm for digital surface model (DSM) generation in water areas. *Remote Sens.* 2020, 12, 870.

14. **Bu P., Zhao H., Yan J., Jin Y.** Collaborative semi-global stereo matching. *Appl. Opt.* 2021, 60, 9757-9768.
15. **Ma Y., Tian A., Bu P., Liu B., Zhao Z.** Omni-Directional Semi-Global Stereo Matching with Reliable Information Propagation. *Appl. Sci.* 2022, 12, 11934.
16. **Muratov E.R.** Masshtabirovanie etalonnoj karty glubiny dlya zadach stereozreniya. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2019, no. 70, pp. 127-135. (in Russian).
17. **2014 Stereo datasets with ground truth.** [Electronic resource] middlebury.edu. Access mode: <http://vision.middlebury.edu/stereo/data/scenes2014/free>.