

Алгоритм построения 3d сцен распознанных объектов по картам глубин

М.В. Бобырь¹ ✉, С.Г. Емельянов¹, Н.А. Милостная¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: maxbobyry@gmail.com

Резюме

Цель исследования. Разработка алгоритма построения 3d сцен распознанных объектов по синтезируемым картам глубин, с целью повышения быстродействия обработки изображений в режиме реального времени.

Методы. Алгоритм построения 3d сцен основывается на методе построения стереоизображений с помощью трехуровневой нечеткой модели построения карт глубин. На первом уровне этой модели определяются границы объектов с помощью модифицированного алгоритма Канни, на втором уровне вычисляются значения диспарантности на основе модифицированного методами нечеткой логики алгоритма суммы абсолютных разностей, и на заключительном уровне вначале вычисляются градиенты расстояний от границ изображений до краев распознанных объектов и затем по полученным значениям диспарантности на втором и третьем уровне нечеткой иерархической модели вычисляются уточненные значения диспаритета, по которым осуществляется построение карты глубин и 3d сцен распознанных объектов.

Результаты. Разработан алгоритм построения 3d сцен распознанных объектов по синтезируемым картам глубин. Определено, что предложенный алгоритм имеет лучшее быстродействие по сравнению с существующими алгоритмами построения карт глубин, такими как алгоритм сопряженных точек и пирамидальный алгоритм.

Заключение. Результаты экспериментальных исследований показали, что предложенный алгоритм имеет меньшую сложность по сравнению с анализируемыми алгоритмами (сопряженных точек и пирамидальный). Минимальное среднее время выполнения операции построения 3d сцен составило порядка 1-2 минуты, что почти в 120 раз лучше по сравнению с алгоритмом сопряженных точек.

Ключевые слова: 3d сцена; стереозрение; карта глубин; нечеткая логика; выделение контуров объектов.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Финансирование: Работа выполнена при поддержке гранта РНФ 23-21-00071 – «Разработка модели компьютерного зрения для интеллектуальной навигации робототехнических систем, основанной на построении трехмерных сцен по картам глубин».

Для цитирования: Бобырь М.В., Емельянов С.Г., Милостная Н.А. Алгоритм построения 3d сцен распознанных объектов по картам глубин // Известия Юго-Западного государственного университета. 2023; 27(2): 90-104. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2023-27-2-90-104>.

Поступила в редакцию 27.04.2023

Подписана в печать 18.05.2023

Опубликована 02.08.2023

Algorithm for Creating 3d Scenes of Recognized Objects from Depth Maps

Maksim V. Bobyr ¹ ✉, Sergey G. Emelyanov ¹, Natalia A. Milostnaya ¹

¹ Southwest State University

50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: maxbobyr@gmail.com

Abstract

Purpose of research. Development of an algorithm for constructing 3d scenes of recognized objects from synthesized depth maps in order to improve the speed of real-time image processing.

Methods. The 3d scene construction algorithm is based on the method of stereo image construction using a three-level fuzzy depth map construction model. At the first level of this model the boundaries of objects are determined using a modified Canny algorithm, at the second level the values of disparity are calculated on the basis of the sum of absolute differences algorithm modified by fuzzy logic methods, and at the final level the gradients of distances from the boundaries of images to the edges of recognized objects are calculated first and then according to the obtained values of disparity at the second and third levels of the fuzzy hierarchical model, the refined values of disparity are calculated, which are used to carry out the analysis of the depth map.

Results. An algorithm for constructing 3d scenes of recognized objects using synthesized depth maps has been developed. It was determined that the proposed algorithm has better performance compared to existing depth map algorithms such as conjugate point algorithm and pyramidal algorithm.

Conclusion. The experimental results showed that the proposed algorithm has a lower complexity compared to the analyzed algorithms (conjugate points and pyramidal). The minimum average execution time of the 3d scene construction operation was about 1-2 minutes, which is almost 120 times better compared to the conjugate point algorithms.

Keywords: 3d scene; stereo vision; depth map; fuzzy logic; object contour extraction.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Funding. The work was carried out within the framework of the Russian Science Foundation grant No. 23-21-00071 "Development of a computer vision model for intelligent navigation of robotic systems based on the construction of three-dimensional scenes based on depth maps".

For citation: Bobyr M. V., Emelyanov S. G., Milostnaya N. A. Algorithm for Creating 3d Scenes of Recognized Objects from Depth Maps. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2023; 27(2): 90-104 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2023-27-2-90-104>.

Received 27.04.2023

Accepted 18.05.2023

Published 02.08.2023

Введение

При работе над новыми моделями машинного обучения для систем технического зрения возникают определенные задачи. Одна из них связана с созданием трехмерных сцен на основе вычисленных карт глубин стереоизображений и определением взаимного расположения объектов на них. Это необходимо для разработки маршрутов движения роботизированных комплексов. Решением данной проблемы является использование систем технического зрения с применением: лазерных дальнометров (лидары), использующих SLAM-модели [1], и/или системы стереозрения [2, 3]. Лидары являются активными устройствами и поэтому излучают сигналы в окружающую среду, при перехвате данного сигнала не трудно вычислить их местоположение в пространстве. Системы зрения, использующие видеокамеры, являются пассивными устройствами, то есть не излучают сигналы во внешнюю среду и поэтому определение их положения затруднительно. Для формирования 3d сцен подобные системы, используя видеоданные, полученные от двух и более видеокамер, формируют карты глубин, представляющие собой изображение с градациями серого цвета. Яркость элементов указывает на расстояние от видеокамеры до объектов. К основным моделям обработки стереоинформации относятся пирамидальный алгоритм и алгоритм сопряженных точек [4, 5, 6].

Алгоритм сопряженных точек (ConjugateGradientMethod) является наиболее применяемым методом построения стереоизображений [4]. Суть алгоритма сводится к выбору одной из точки на левом изображении вместе с ее малой окрестностью и её корреляции с соответствующей точкой на правом стереоизображении. Когда корреляция достигает максимума на правом изображении, то на левом изображении фиксируется соответствующая сопряженная точка, которая определяет дальнейшее направление работы алгоритма. Таким образом, выбор нового направления позволяет избегать повторного прохода по уже пройденным направлениям. Этот процесс итеративно выполняется для каждого пикселя левого стереоизображения, в начале устанавливается соответствие пиксель-к-пикселю, а затем находится величина диспарантности.

Эффективность алгоритма при размере изображения ($W \times H$) оценивается как количество операций, необходимых для формирования карты глубин, и составляет $(W \times H)^2$. При обработке квадратной матрицы пропорционально W^4 . Так, для матрицы 128×128 , составит $16384 \times 14 = 0.1$ секунды, а при обработке в формате HighDefinition ($W=1024$) составит порядка 4 часов¹ [4].

¹ Милостная Н. А. Методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейронечетких систем технического зрения»: дис. ... д-ра техн. наук. Курск, 2023. 350 с.

Пирамидальный алгоритм построения карт глубин является методом обработки изображений, который используется для оценки глубины 3d сцены. Он основан на идее построения пирамиды изображений разного разрешения для эффективного анализа глубины.

Основными этапами данного метода являются следующие шаги:

1. Построение пирамиды изображений: Исходное изображение разделяется на несколько уровней разрешения (от низкого разрешения до высокого), создавая так называемую пирамиду изображений. Эта операция позволяет уменьшить вычислительную сложность алгоритма.

2. Вычисление карт глубин для каждого уровня пирамиды: для каждого уровня пирамиды изображений вычисляются карты глубин, например, с помощью алгоритма SAD [7] или других известных алгоритмов компьютерного зрения.

3. Объединение результатов: результаты обработки на разных уровнях пирамиды объединяются с учетом разрешения, чтобы получить итоговую карту глубин с высоким разрешением и последующим определением диспаратности на ней.

Пирамидальные алгоритмы позволяют эффективно обрабатывать изображения разного разрешения и получать более точные карты глубин. Показатель $O(W^2)$ немного лучше, чем у предыдущего метода и составляет примерно 1-1.5 часа.

Однако общим недостатком этих методов является то, что не каждой точке

левого стереоизображения будет сопоставлена сопряженная точка на правом стереоизображении, что приводит к неравномерным разрывам в итоговой карте глубин, а также обработки стереоизображений в несколько проходов.

Таким образом, вопросы, связанные с повышением быстродействия обработки стереоизображений на основе нейро-нечеткого подхода являются актуальной задачей. При этом данный подход позволяет обеспечить увеличение быстродействия процесса обработки стереоинформации при достижении заданной точности вычислений. Под быстродействием понимается выполнение одного нейро-нечеткого вывода в единицу времени. Для успешной реализации данной проблемы необходимо выполнить следующие действия: сократить количество этапов обработки каждого пикселя на стереокартине; уменьшить число степеней свободы нейро-нечеткой модели за счет унификации количества переменных в модели дефазификации. Другое направление увеличения быстродействия систем стереозрения связано с применением вычислительных методов параллельной обработки данных [8, 9, 10, 11].

Материалы и методы

Вычислительный процесс в системах технического зрения (СТЗ) представляет собой математическую модель, которая позволяет в режиме реального времени осуществлять оценку взаимного расположения объектов по получен-

ным данным от сенсоров. СТЗ могут использоваться в качестве измерительных устройств или управляющих систем для роботизированных комплексов, для реализации различных технологических операций, таких, как складирования объектов, контроль перемещения объектов на гибких производственных линиях и других операциях производственных процессов [12, 7, 13]. СТЗ эффективно и последовательно выполняет сложные и повторяющиеся задачи с высокой скоростью.

Основными этапами вычислительного процесса обработки информации в СТЗ и определения координат объектов по ним являются следующие:

1. Загрузка изображения, на котором требуется распознать объект и определить расстояние до него.

2. Преобразование цветовой модели изображения. Например, трансформирование RGB-изображения (полученного от КМОП-видеокамеры) в цветовую модель HSV (оттенок, насыщенность, значение).

3. Сегментация изображения на основе распознавания контуров объектов с использованием алгоритмов Канни [14, 15, 16] или Оцу [17]).

4. Фильтрация обнаруженных контуров объектов [18].

5. Выбор объекта, соответствующего заданным требованиям.

6. Определение координат центра масс распознанного объекта по детектируемым границам [19, 20].

Классификация СТЗ и её архитектура¹ представлена на рис. 1.

Обобщенная методология построения карт глубин состоит из следующей последовательности действий. Вычисления осуществляются над правым и левым стереоизображениями.

1. Трансформация RGB изображения и определение яркости I черно-белого изображения с градациями уровня серого:

$$I = 0,299R + 0,587G + 0,114B,$$

где R , G , B – значение интенсивности красного, зеленого и синего цветов в пикселе, соответственно.

2. Размытие полутонового изображения в рамке 5×5 :

$$K = \sum_{x=-2}^2 \sum_{y=-2}^2 \frac{1}{b} G_m \cdot I,$$

где b – нормировочный коэффициент; G_m – матрица Гаусса.

3. Свертка изображения матрицей Собеля (окно 3×3) и вычисление градиента яркости G изображения по формулам:

$$GX = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 S_x \cdot K = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot K,$$

$$GY = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 S_y \cdot K = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \cdot K,$$

$$G = \sqrt{GX^2 + GY^2},$$

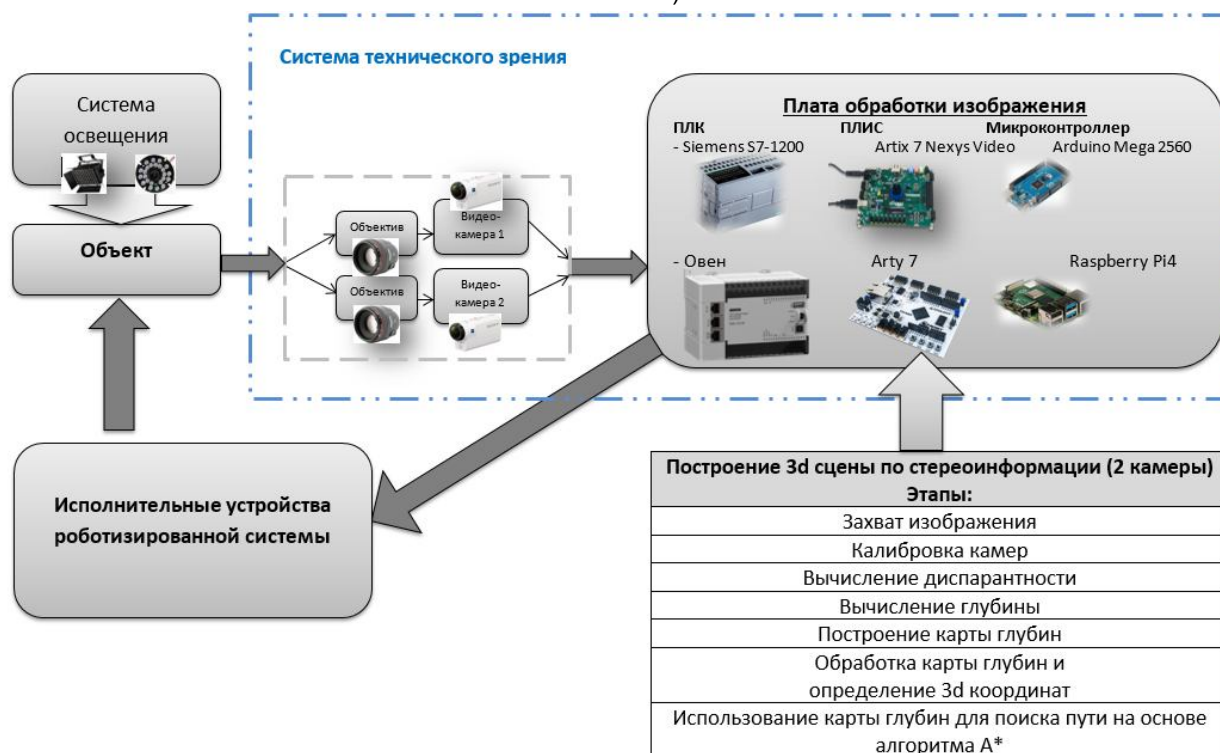
где S_x , S_y – матрицы Собеля в вертикальном и горизонтальном направлениях.

¹ Милостная Н. А. Методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейронных систем технического зрения»: дис. ... д-ра техн. наук. Курск, 2023. 350 с.

4. Расчет угла градиента: $\Theta = \text{round} \left(\frac{\text{atan} \left(\frac{GY}{GX} \right)}{\frac{\pi}{4}} \right) \Rightarrow \begin{cases} 0^\circ, & \text{если } \Theta = 4, \Theta = -4, \Theta = 0 \\ 45^\circ, & \text{если } \Theta = 1, \Theta = -3 \\ 90^\circ, & \text{если } \Theta = 2, \Theta = -2 \\ 135^\circ, & \text{если } \Theta = 3, \Theta = -1. \end{cases}$



а)



б)

Рис. 1. Система технического зрения: а – классификация; б – архитектура

Fig. 1. Technical vision system: а – classification; б – architecture

5. Фаззификация градиентов яркости по уравнению:

$$\Delta G_i = G - G_i.$$

6. Вычисление степеней принадлежности входных переменных:

$$\mu(\Delta G_i) = \begin{cases} \frac{\Delta G_i - a}{b - a}, & \text{if } \Delta G_i > a \ \& \ \Delta G_i \leq b \\ 1, & \text{if } \Delta G_i > b \ \& \ \Delta G_i \leq c \\ \frac{d - \Delta G_i}{d - c}, & \text{if } \Delta G_i > c \ \& \ \Delta G_i \leq d \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

7. Создание базы нечетких правил по обобщенному нечеткому правилу¹:

$$R_{i=1...16} = \min[\mu(\Delta G_i), \mu(\Delta G_j), \mu(\Delta G_k)].$$

8. Вычисление границ детектируемого объекта:

$$DeFuzzy = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^4 R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=1}^4 R_i}, & \text{if } \Theta = 4, \Theta = -4, \Theta = 0 \\ \frac{\sum_{i=5}^8 R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=5}^8 R_i}, & \text{if } \Theta = 1, \Theta = -3, \\ \frac{\sum_{i=9}^{12} R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=9}^{12} R_i}, & \text{if } \Theta = 2, \Theta = -2, \\ \frac{\sum_{i=13}^{16} R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=13}^{16} R_i}, & \text{if } \Theta = 3, \Theta = -1. \end{cases}$$

9. Бинаризация изображения:

$$edge = \begin{cases} 1, & \text{if } DeFuzzy > Threshold \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

10. Удаление концевых точек и объединение разрывов на границах детектируемых объектов¹.

11. Расчет уровней интенсивности на стереоизображениях в окне с рамкой $m \times n$:

$$SAD(x, y, d) = \sum_{m=-n}^{m=n} R \sum_{m=-n}^{m=n} G \sum_{m=-n}^{m=n} B |I_l(x+m, y+n) - I_r(x+m+d, y+n)|,$$

где I_l, I_r – интенсивность цвета на левом и правом стереоизображениях; x, y – координаты обрабатываемого пикселя на стереоизображениях; d – порог $d = 0 \dots d_{max}$

12. Фаззификация разницы уровней яркости (см. п.6).

13. Формирование базы нечетких правил по зависимости:

$$\begin{aligned} R_{i=1...27} &= IF \ SAD_i \ Is \ \mu(A_{1i}), \\ SAD_i \ Is \ \mu(A_{2i}), \\ SAD_i \ Is \ \mu(A_{3i}), \\ &Then \ d \ Is \ Y_h. \end{aligned}$$

14. Вычисление смещения каждого пикселя с помощью композиционного правила и мягких формул нахождения экстремумов функций:

$$N_i = \Theta(\mu(A_{1i}), \mu(A_{2i}), \mu(A_{3i})).$$

$$Y_i = \Psi(N_i, N_k, N_l),$$

где Θ, Ψ – операции нахождения экстремумов функций: Θ – одна из операций нахождения t-норм; Ψ – одна из операций нахождения s-норм.

15. Расчет четкого значения на выходе нечетко-логической системы на основе метода отношения площадей [21]

¹ Милостная Н. А. Методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейронечетких систем технического зрения»: дис. ... д-ра техн. наук. Курск, 2023. 350 с.

$$D = \frac{S_{11}}{S_{12}} (Y_{11} - Y_1) + Y_1.$$

где S_{11} , S_{12} – площади общей фигуры и усеченных функций принадлежности, соответственно.

16. Вычисление диспаратета:

$$DIS = \arg \min_{d \in [0 \dots d_{\max}]} \left(D \right).$$

17. Вычисление распределения яркости по изображению:

$$CountL_{Li}^w = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountL_{Li} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases},$$

$$CountL_{Ri}^0 = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountL_{Ri} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases}.$$

18. Вычисление разницы градиентов от границ стереоизображений:

$$DifL_{x=1, y=1, d=1}^{w, h, 128} = |CountL_L(x, y) - CountL_R(x + d, y)|,$$

19. Фаззификация входных переменных и создание базы нечетких правил (см. п.п. 13 и 15).

20. Определение диспаритера (см. п. 16).

В дальнейшем предложенная методология может использоваться для перемещения мобильных роботов, на основе предложенного в научном исследовании [22, 23, 24] модифицированного алгоритма A^* .

Для построения 3d сцен по вычисленной карте глубин используется следующий алгоритм (рис. 2).

На каждом из этапов вышеуказанного алгоритма (рис. 2) делаются следующие операции. На первом шаге алгоритма осуществляется считывание

данных о величине диспарантности из карты глубин, и они записываются в массив данных для последующей обработки. Затем на втором шаге значения диспарантности преобразуются в значения глубины до порогового значения $d_{\max}$. После этого на третьем шаге осуществляется преобразование глубины в трехмерную модель. При реализации данной вычислительной операции создается облако точек, формирующих поверхность распознанных объектов на карте глубин.

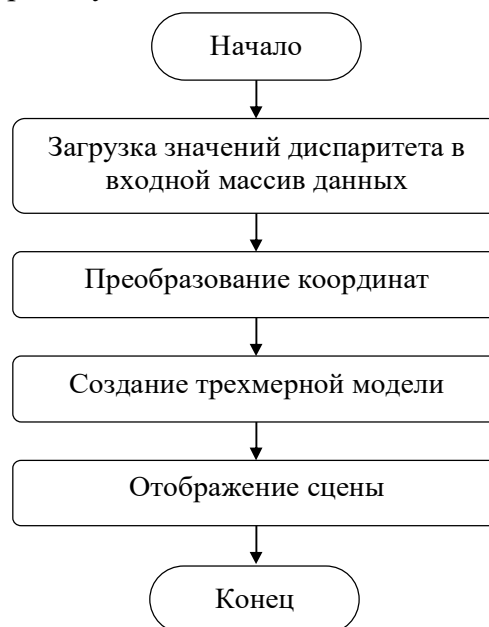


Рис. 2. Алгоритм построения 3d сцены

Fig. 2. Algorithm for constructing the 3D scene

На заключительном шаге полученная трехмерная модель визуализируется с помощью классических методов компьютерной графики, где трехмерные объекты и их геометрия закрашиваются. Эти этапы позволяют преобразовать данные о расстоянии до объектов из карты глубин в трехмерную модель сцены.

Результаты и их обсуждение

Алгоритмы распознавание контуров трехмерных объектов на основе информации, извлеченной из пар стереоизображений, были реализованы в виде специализированного программного обеспечения, разработанного на языке C# в среде MVS 2019. Программное обеспечение было установлено на ПК IntelCore i5-

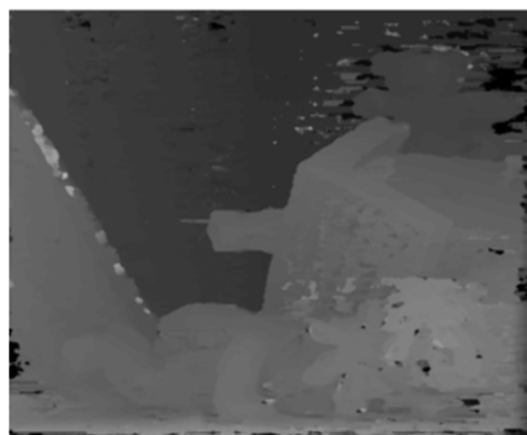
8600K (3,60 ГГц), ОЗУ 16 ГБ, Win10. Эксперименты повторялись 100 раз для каждого стереоизображения.

Визуализация построения 3d сцены по вычисленной карте глубин представлена на рис. 3.

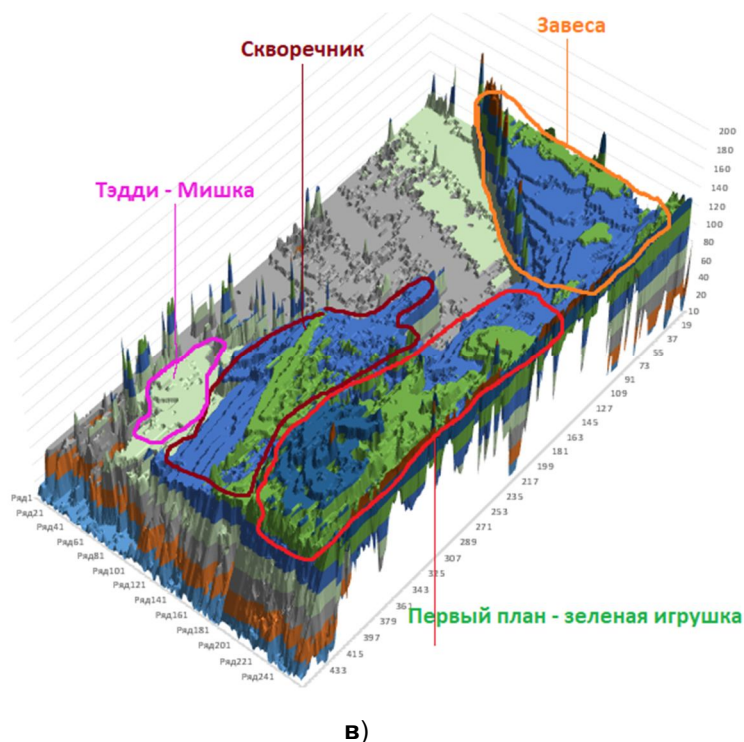
Оценка производительности алгоритма построения 3d сцен для разных моделей сведена в табл. 1.



а)



б)



в)

Рис. 3. 3d сцена для изображения Тэдди-мишка: **а** – исходное изображение; **б** – карта глубин; **в** – 3d сцена

Fig. 3. 3D scene for the Teddy bear image: **a** – original image; **b** – depth map; **v** – 3D scene

Таблица 1. Производительность моделей построения 3d сцен**Table 1.** Performance of 3D scene construction models

Алгоритм / Algorithm	Изображение / Image	Сложность / Difficulty	Время, мин / Time, min
Сопряженных точек	128×128	N^4	≈ 240
Пирамидальный	128×128	N^3	$\approx 60 \div 80$
Предложенный метод	1130×1616	N	$\approx 1 \div 2$

Анализ результатов, представленных в табл. 1, показал что предложенная методика построения 3d сцен имеет временную сложность $O(N)$, которая прямо зависит от количества пикселей в начальном изображении. Это определение основано на суммировании степеней временной сложности каждой процедуры предложенной методики.

Выводы

В представленной работе описана методика построения 3d сцен на основе

значений диспарантности вычисленных по карте глубин обработанных стереоизображений. Проведены экспериментальные исследования, в результате которых было определено, что предложенная методика обладает наилучшими характеристиками по сравнению с пирамидальным методом и алгоритмом сопряженных точек. Также представлен процесс визуализации 3d сцены по вычисленной карте глубин.

Список литературы

1. Elhashash M., Qin R. Cross-view SLAM solver: Global pose estimation of monocular ground-level video frames for 3D reconstruction using a reference 3D model from satellite images // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 188, 62–74. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.03.018>
2. Bobyr M., Arkhipov A., Emelyanov S., Milostnaya N. A method for creating a depth map based on a three-level fuzzy model// Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105629>
3. Аврашков П. П., Коськин Н. А., Константинов И. С. Оценка эффективности различных моделей конвертации изображений в стереоформат с помощью карт глубины // Научно-технический вестник Поволжья. 2020. № 12. С. 165-168.
4. Потапов А. А., Гуляев Ю. В., Никитов С. А. Новейшие методы обработки изображений. М.: Физико-математическая литература, 2008. 496 с.
5. Гусев В. В. Оценка точности алгоритмов корреляционного совмещения и алгоритмов получения пирамидального представления изображений // Сфера знаний:

структурные преобразования и перспективные направления развития научной мысли. Казань, 2018. С. 308-311.

6. Никитин С. В., Грузман И. С. Алгоритм поиска сопряженных точек // Электронные средства и системы управления. Материалы докладов Международной научно-практической конференции. 2007. № 1. С. 51-54.

7. Бобырь М. В., Архипов А. Е., Якушев А. С. Распознавание оттенка цветовой метки на основе нечёткой кластеризации // Информатика и автоматизация. 2021. № 20(2). С. 407-434.

8. Реализация одного метода цифровой обработки изображений на параллельном компьютере / В. А. Франц, В. В. Воронин, В. И. Марчук, Д. С. Гавриленко // Информационные технологии. Радиоэлектроника. Телекоммуникации. 2011. № 1. С. 312-317.

9. Белова О. П. Параллельная цифровая обработка изображений на базе ПЛИС на примере реализации медианного фильтра // Передовые инновационные разработки. Перспективы и опыт использования, проблемы внедрения в производство: сборник научных статей по итогам четвертой международной научной конференции. Казань: ООО «Конверт», 2019. Ч. 2. С. 105-110.

10. Баев А. А., Роженов А. А. Применение параллельных вычислений в задачах обработки изображений флуоресцентных точечных излучателей // Известия Российской академии наук. Серия физическая. 2018. Т. 82, № 12. С. 1666-1670. DOI 10.1134/S0367676518120037.

11. Кий К. И., Анохин Д. А., Подопросветов А. В. Программная система обработки изображений с параллельными вычислениями // Программирование. 2020. № 6. С. 41-54. DOI 10.31857/S0132347420060047.

12. Бобырь М.В., Дородных А.А., Якушев А.С. Устройство и программная модель управления пневматическим мехатронным комплексом // Мехатроника, автоматизация, управление. 2018;19(9):612-617. <https://doi.org/10.17587/mau.19.612-617>

13. Daeef F. Application of the computer vision system for controlling a mobile robot in a dynamic environment // Computing, Telecommunications and Control. 2020. Vol. 13. No. 1. P. 19-30. DOI 10.18721/JCSTCS.13102.

14. Построение карты глубины с использованием модернизированного фильтра Канни. Часть 1 / М. В. Бобырь, А. Е. Архипов, А. С. Якушев, Ц. Цао // Промышленные АСУ и контроллеры. 2021. № 4. С. 12-20. DOI 10.25791/asu.4.2021.1271.

15. Построение карты глубины с использованием модернизированного фильтра Канни. Часть 2 / М. В. Бобырь, А. Е. Архипов, А. С. Якушев, С. Бхаттачарья // Промышленные АСУ и контроллеры. 2021. № 5. С. 3-15. DOI 10.25791/asu.5.2021.1277.

16. Костюхина Г. В., Шлеймович М. П. Настройка модифицированного детектора Канни на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования // Южно-

Сибирский научный вестник. 2019. № 2(26). С. 123-128. DOI 10.25699/SSSB.2019.2(26).32536.

17. Ракова В. В., Болсуновская М. В., Звягин П. Н. Точность распознавания контуров моделированных льдин // Полярная механика. 2018. № 4. С. 185-193.

18. Нечетко-логические методы в задаче детектирования границ объектов / М. В. Бобырь, А. Е. Архипов, С. В. Горбачев, Ц. Цао, С. Б. Бхаттачарья // Информатика и автоматизация. 2022. Вып. 21, том 2, с. 376–404.

19. Прикладные нейро-нечеткие вычислительные системы и устройства / М. В. Бобырь, С. Г. Емельянов, А. Е. Архипов, Н. А. Милостная. М.: Издательский Дом "Инфра-М", 2023. 263 с. (Научная мысль). DOI 10.12737/1900641.

20. Емельянов С. Г., Бобырь М. В., Бондаренко Б. А. Нечетко-логическая система распознавания цвета с помощью быстродействующего дефаззификатора // Известия Юго-Западного государственного университета. 2022; 27(4): 103-116. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-103-116>.

21. Bobyr M. V., Milostnaya N. A., Bulatnikov V. A. The fuzzy filter based on the method of areas' ratio // Applied Soft Computing. 2022. Vol. 117. P. 108449. DOI 10.1016/j.asoc.2022.108449.

22. Емельянов С. Г., Бобырь М. В., Крюков А. Г. Исследование свойств алгоритма поиска в ширину для нахождения маршрута передвижения роботов // Известия Юго-Западного государственного университета. 2022; 26(4): 39-56. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-39-56>.

23. Bobyr M. V., Emelyanov S. G. A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems // Applied Soft Computing. 2020. Vol. 88. P. 106030. DOI 10.1016/j.asoc.2019.106030.

24. Bobyr M. V., Yakushev A. S., Dorodnykh A. A. Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA // Measurement. 2020. Vol. 152. P. 107378. DOI 10.1016/j.measurement.2019.107378.

References

1. Elhashash M., Qin R. Cross-view SLAM solver: Global pose estimation of monocular ground-level video frames for 3D reconstruction using a reference 3D model from satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 188, 62–74. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.03.018>

2. Bobyr M., Arkhipov A., Emelyanov S., Milostnaya N. A method for creating a depth map based on a three-level fuzzy model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 117. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105629>

3. Avrashkov P. P., Kos'kin N. A., Konstantinov I. S. Otsenka effektivnosti raz-lichnykh modelei konvertatsii izobrazhenii v stereoformat s pomoshch'yu kart glubiny. *Nauchno-*

4. Potapov A. A., Gulyaev Yu. V., Nikitov S. A. *Noveishie metody obrabotki izobrazhenii* [Latest Image Processing Techniques]. Moscow, Fiziko-matematicheskaya literatura Publ., 2008, 496 p.

5. Gusev V. V. [Assessment of the accuracy of correlation matching algorithms and algorithms for obtaining pyramidal representation of images]. *Sfera znanii: strukturnye preobrazovaniya i perspektivnye napravleniya razvitiya nauchnoi mysli* [Field of knowledge: structural transformations and promising directions for the development of scientific thought]. Kazan', OOO "SitIvent" Publ., 2018, pp. 308-311 (In Russ.).

6. Nikitin S. V., Gruzman I. S. Algoritm poiska sopryazhennykh toчек [Algorithm for searching conjugate points]. *Elektronnye sredstva i sistemy upravleniya. Materialy dokladov Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii = Electronics and control systems. Materials of reports of the International Scientific and Practical Conference*, 2007, no. 1, pp. 51-54.

7. Bobyr' M. V., Arkhipov A. E., Yakushev A. S. Raspoznavanie ottenka tsvetovoi metki na osnove nechetkoi klasterizatsii [Color mark shade recognition based on fuzzy clustering]. *Informatika i avtomatizatsiya = Computer Science and Automation*, 2021, no. 20(2), pp. 407-434.

8. Frants V. A., Voronin V. V., Marchuk V. I., Gavrilenko D. S. Realizatsiya odnogo metoda tsifrovoy obrabotki izobrazhenii na parallel'nom komp'yutere [Implementation of one method of digital image processing on a parallel computer]. *Informatsionnye tekhnologii. Radioelektronika. Telekommunikatsii = Information Technology. Radioelectronics. Telecommunications*, 2011, no. 1, pp. 312-317.

9. Belova O. P. [Parallel digital image processing based on FPGA using the example of a median filter implementation]. *Peredovye innovatsionnye razrabotki. Perspektivy i opyt ispol'zovaniya, problemy vnedreniya v proizvodstvo. Sbornik nauchnykh statei po itogam chetvertoi mezhdunarodnoi nauchnoi konferentsii* [Advanced innovative developments. Prospects and experience of use, problems of implementation in production. Collection of scientific articles based on the results of the fourth international scientific conference]. Kazan', 2019, pp. 105-110 (In Russ.).

10. Baev A. A., Rozhentsov A. A. Primenenie parallel'nykh vychislenii v zadachakh obrabotki izobrazhenii fluorestantsnykh tochechnykh izluchatelei [Application of parallel computing in problems of image processing of fluorescent point emitters]. *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Seriya fizicheskaya = Proceedings of the Russian Academy of Sciences. Physical Series*, 2018, vol. 82, no. 12, pp. 1666-1670. DOI 10.1134/S0367676518120037.

11. Kii K. I., Anokhin D. A., Podoprosvetov A. V. Programmnaya sistema obrabotki izobrazhenii s parallel'nymi vychisleniyami [Parallel image processing software system]. *Programmirovaniye = Programming*, 2020, no. 6, pp. 41-54. DOI 10.31857/S0132347420060047.

12. Bobyr' M.V., Dorodnykh A.A., Yakushev A.S. Ustroistvo i programmaya model' upravleniya pnevmaticheskim mekhatronnym kompleksom [Device and software model for controlling a pneumatic mechatronic complex]. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie = Mechatronics, Automation, Control*. 2018; 19(9): 612-617. <https://doi.org/10.17587/mau.19.612-617>
13. Daeef F. Application of the computer vision system for controlling a mobile robot in a dynamic environment. *Computing, Telecommunications and Control*, 2020, vol. 13, no. 1, pp. 19-3. DOI 10.18721/JCSTCS.13102.
14. Bobyr'M. V., Arkhipov A. E., Yakushev A. S., Tsao Ts. Postroenie karty glubiny s ispol'zovaniem modernizirovannogo fil'tra Kanni [Constructing a depth map using a modernized Canny filter. Chast' 1]. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery = Industrial Automated Control Systems and Controllers*, 2021, no. 4, pp. 12-20. DOI 10.25791/asu.4.2021.1271.
15. Bobyr'M. V., Arkhipov A. E., Yakushev A. S., Tsao Ts. Postroenie karty glubiny s ispol'zovaniem modernizirovannogo fil'tra Kanni [Constructing a depth map using a modernized Canny filter. Chast' 2.]. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery = Industrial Automated Control Systems and Controllers*, 2021, no. 5, pp. 3-15. DOI 10.25791/asu.5.2021.1277.
16. Kostyukhina G. V., Shleimovich M. P. Nastroika modifitsirovannogo detektora Kanni na osnove modeli energeticheskikh priznakov veivlet-preobrazovaniya [Setting up a modified Canny detector based on the wavelet transform energy signature model]. *Yuzhno-Sibirskii nauchnyi vestnik = South Siberian Scientific Bulletin*, 2019, no. 2(26), pp. 123-128. DOI 10.25699/SSSB.2019.2(26).32536.
17. Rakova V. V., Bolsunovskaya M. V., Zvyagin P. N. Tochnost' raspoznavaniya konturov modelirovannykh l'din [Accuracy of recognition of contours of simulated ice floes]. *Polyarnaya mekhanika = Polar Mechanics*, 2018, no. 4, pp. 185-193.
18. Bobyr' M. V., Arkhipov A. E., Gorbachev S. V., Tsao Ts., Bkhattachar'ya S. B. Nechetko-logicheskie metody v zadache detektirovaniya granits ob'ektov [Fuzzy logical methods in the problem of detecting object boundaries]. *Informatika i avtomatizatsiya = Informatics and Automation*, 2022, vyp. 21, vol. 2, pp. 376-404.
19. Bobyr'M. V., Emel'yanov S. G., Arkhipov A. E., Milostnaya N. A. *Prikladnye neuro-nechetkie vychislitel'nye sistemy i ustroystva* [Applied neuro-fuzzy computing systems and devices]. Moscow, Infra-M Publ., 2023. 263 p. (Nauchnaya mysl'). ISBN 978-5-16-017976-6. DOI 10.12737/1900641.
20. Emelianov S. G., Bobyr M. V., Bondarenko B. A. Fuzzy-logic Color Recognition System Using a Fast Defuzzifier. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2022; 26(4): 103-116 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-103-116>.
21. Bobyr M. V., Milostnaya N. A., Bulatnikov V. A. The fuzzy filter based on the method of areas' ratio. *Applied Soft Computing*, 2022, vol. 117, pp. 108449. DOI 10.1016/j.asoc.2022.108449.

22. Emelianov S. G., Bobyr M. V., Kryukov A. G. Research of the Properties of the Breadth-First Search Algorithm for Finding the Movement Route of Robots. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2022; 26(4): 39-56 (In Russ.). [https://doi.org/ 10.21869/2223-1560-2022-26-4-39-56](https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-39-56).

23. Bobyr M. V., Emelyanov S. G. A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems. *Applied Soft Computing*, 2020, vol. 88, pp. 106030. DOI 10.1016/j.asoc.2019.106030.

24. Bobyr M. V., Yakushev A. S., Dorodnykh A. A. Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA. *Measurement*, 2020, vol. 152, pp. 107378. DOI 10.1016/j.measurement.2019.107378.

Информация об авторах / Information about the Authors

Бобырь Максим Владимирович, доктор технических наук, профессор кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: fregat_mn@rambler.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5400-6817>, Researcher ID: G-2604-2013

Maxim V. Bobyr, Dr. of Sci. (Engineering), Professor of the Computer Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: fregat_mn@rambler.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5400-6817>, Researcher ID: G-2604-2013

Емельянов Сергей Геннадьевич, доктор технических наук, профессор, ректор, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: rector@swsu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3012-0383>, Researcher ID: E-3511-2013

Sergei G. Emelianov, Dr. of Sci. (Engineering), Professor, Rector, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: rector@swsu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3012-0383>, Researcher ID: E-3511-2013

Милостная Наталья Анатольевна, кандидат технических наук, доцент, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: nat_mil@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3779-9165>

Natalya A. Milostnaya, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: nat_mil@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3779-9165>