

А. А. Зеленский¹, канд. техн. наук, доц., zelenskyaa@gmail.com,

Н. В. Гапон^{1,2}, мл. науч. сотр., nikolay-rt@mail.ru, **М. М. Жданова¹**, мл. науч. сотр., mpismenskova@mail.ru,

В. В. Воронин¹, канд. техн. наук, доц., voronin_sl@mail.ru,

Ю. В. Илюхин¹, д-р техн. наук, проф., u.ilyukhin@stankin.ru,

¹Московский государственный технологический университет "СТАНКИН",

²Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону

Метод восстановления карты глубины в задачах управления роботами и мехатронными системами*

В современных робототехнических и мехатронных системах востребованы технологии, позволяющие строить оптимальную траекторию движения их исполнительных механизмов. Такие технологии формируются при сочетании методов навигации и построения карты окружающего пространства на основе данных систем технического зрения и успешно применяются в робототехнике и мехатронике. Но есть проблема, состоящая в уменьшении точности планирования траектории движения, вызванная наличием некорректных участков на карте (карте глубины) из-за неправильного определения расстояния до объектов. Такие дефекты появляются в результате плохого освещения, зеркальной или мелкозернистой поверхности объектов. Это приводит к невозможности получения достоверной информации о глубине. В результате появляется эффект увеличения границ объектов (препятствий), а перекрытие объектов приводит к невозможности отличить один объект от другого.

Решить данную проблему можно с помощью методов реконструкции изображений. В статье представлен подход на основе модифицированного алгоритма поиска похожих блоков, использующего концепцию кватернионов и анизотропного градиента. Анализ результатов исследования показывает, что предложенный метод позволяет корректно восстанавливать границы объектов на изображении карты глубины при восстановлении трехмерных сцен, что способствует повышению точности планирования траектории движения исполнительных механизмов робототехнических и мехатронных систем.

Ключевые слова: планирование траектории, навигация робототехнических комплексов, реконструкция видеопоследовательности, пространство кватернионов, анизотропный градиент, нейронная сеть

Введение

При решении множества задач возникает необходимость получения трехмерных моделей, которые могут использоваться во многих областях науки и техники: при бесконтактном измерении геометрических параметров объектов для решения задач технического контроля; в робототехнике для определения структуры сцены и навигации роботов в пространстве и т. д. [1, 2] В современных робототехнических и мехатронных системах используются технологии, позволяющие строить наиболее оптимальные траектории движения его исполнительных механизмов [3]. Для этого используется методика одновременной навигации и построения карты (SLAM) [4].

Наличие потерянных участков (областей с неизвестными значениями) и искажений (неверная информация) на карте глубины, которые появляются из-за пло-

хого освещения, зеркальной поверхности объектов, наличия плохо отражающих/поглощающих свет поверхностей сканируемых объектов или мелкозернистой поверхности материалов, приводит к потере части информации и снижению точности оценки параметров сцены для планирования траектории движения [4]. В результате появляется эффект перекрытия и увеличения границ объектов (препятствий), что приводит к невозможности отличить один объект от другого (рис. 1). Решить данную проблему возможно с помощью восстановления карты глубины методами реконструкции изображений.

В настоящее время существуют различные методы восстановления частично утраченных

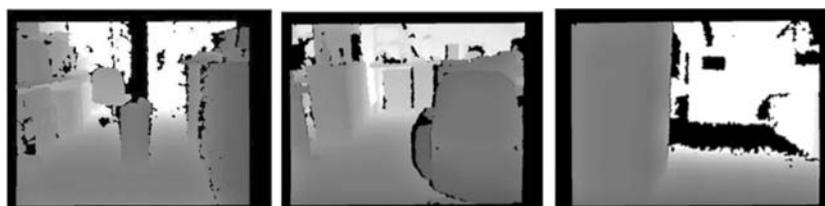


Рис. 1. Примеры карты глубины с потерянными участками
Fig. 1. Examples of depth map with damaged areas

*Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда No 21-79-10392, <https://rscf.ru/project/21-79-10392/>.

областей изображений, но для их эффективного использования требуется значительный объем априорной информации о локальных особенностях изображения [5–8]. Большинство методов восстановления изображений можно разделить на следующие группы: расчетные [5, 6], на основе обучения [9, 10] и комбинированные методы [7, 8, 11] (рис. 2). К недостаткам расчетных методов следует отнести тот факт, что они восстанавливают лишь примерную структуру изображения и не способны реконструировать линейные или текстурные области. При реконструкции карт глубины это приводит к искажениям формы трехмерных объектов и потере мелких деталей. Методы, основанные на решении дифференциальных уравнений в частных производных, при восстановлении больших областей приводят к появлению значительного уровня размытия границ объектов [5]. В результате этого объекты

на трехмерной сцене искажаются вдоль оптической оси сканера. К недостаткам методов на основе обучения стоит отнести необходимость повторного обучения для каждого типа данных, а также наличие большой базы данных с похожим классом изображений. Комбинированные методы могут вызывать искажения и артефакты на границах объектов и подвержены ошибкам при восстановлении криволинейных структур. Соответственно, объекты восстановленной трехмерной сцены будут иметь четкие границы, но при этом на них могут присутствовать артефакты.

Большинство существующих методов реконструкции изображений вызывают эффект размытия или приводят к появлению артефактов на границах объектов на карте глубины. В связи с этим актуальной является задача восстановления карты глубины при оценке геометрических параметров трехмерных сцен

и планирования траектории движения исполнительных механизмов робототехнических и мехатронных систем.

Целью работы является решение задачи повышения точности планирования траектории движения робототехнических комплексов (РТК) в результате восстановления карты глубины в задачах трехмерной реконструкции и оценки геометрии сцены на основе концепции кватернионов и анизотропного градиента.

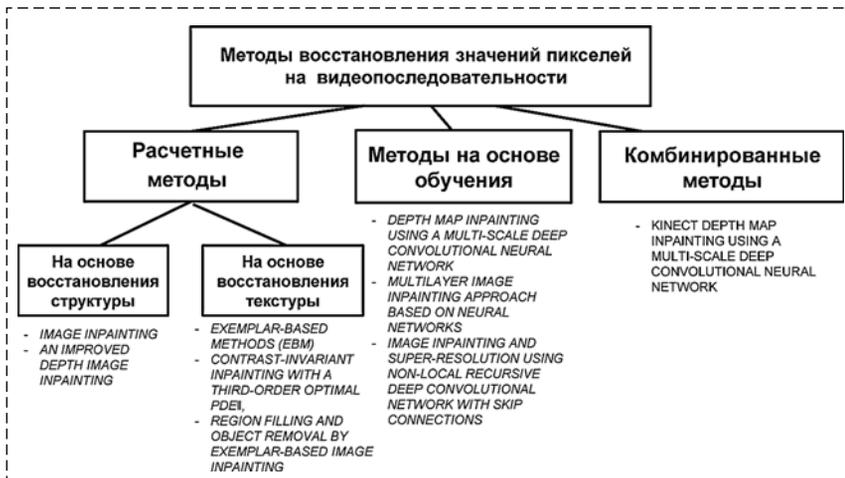


Рис. 2. Классификация методов реконструкции карты глубины
Fig. 2. Classification of methods for the reconstruction of the depth map

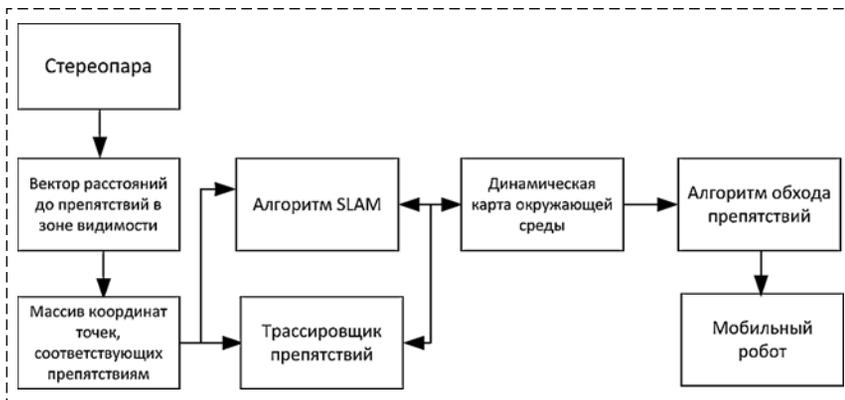


Рис. 3. Структурная схема навигации и планирования траектории движения робототехнических комплексов
Fig. 3. Block diagram of navigation and planning of the trajectory of movement of robotic complexes

Метод восстановления карты глубины на основе поиска похожих блоков в пространстве кватернионов

Структурная схема навигации и планирования траектории движения робототехнических комплексов представлена на рис. 3. В основе лежит метод одновременной навигации и построения карты (SLAM) для построения карты в неизвестном пространстве и ее обновления с одновременным контролем текущего местоположения и пройденного пути [4].

Один из этапов данной схемы — это получение данных с визуальных сенсоров и вычисление карты глубины окружающего пространства. При этом эффективность определения текущего местоположения и построения карты значительно снижается из-за низкой точности сенсоров и ограничений технологий восстановления трехмерных сцен.

При оценке трехмерной структуры сцены актуальной задачей является разработка методов, направленных на повышение ее точности, где сцена — совокупность сканируемых объектов. В качестве оценки выступает карта глубины — двумерный сигнал $S_{i,j}$, $i = \overline{1, N}$; $j = \overline{1, M}$, где интенсивность пикселя соответствует расстоянию до точки сцены. Информация о цвете сцены представлена трехканальным двумерным сигналом $I_{q,i,j}$, $i = \overline{1, N}$; $j = \overline{1, M}$; $q = \overline{0, 2}$, где N , M — высота и ширина цветного изображения и карты глубины; q — канал изображения в соответствии с цветовой моделью RGB (0 — красный, 1 — зеленый, 2 — синий). Поскольку расстояние до точки сцены может выражаться в яркости пикселя на карте глубины, следовательно, ее можно представить в виде двумерного изображения, что позволяет применять методы цифровой обработки и восстановления изображений к картам глубины. Поэтому далее в работе понятия "карта глубины" и "изображение" взаимозаменяемы.

Упрощенная математическая модель карты глубины представляет собой двумерную дискретную последовательность $S_{i,j}$, $i = \overline{1, N}$; $j = \overline{1, M}$, вида

$$S_{i,j} = F_{i,j}Y_{i,j} + \mu_{i,j}, \quad i = \overline{1, N}; \quad j = \overline{1, M}, \quad (1)$$

где $Y_{i,j}$ — неискаженная карта глубины; $\mu_{i,j}$ — аддитивная шумовая составляющая; $F_{i,j}$ — массив, который принимает значения из набора $\{0, 1\}$: 0 в случае дефектного пикселя карты глубины, 1 — в случае достоверного значения.

Блок-схема предлагаемого метода реконструкции карты глубины представлена на рис. 4. Восстановление недостающих областей карты глубины и искаженных границ объектов достигается с помощью алгоритма комбинирования данных RGB и глубины. Использование традиционного метода реконструкции на основе поиска похожих блоков для восстановления недостающих областей при использовании данных только карты глубины может вызвать различные артефакты и ошибки, связанные с низким качеством восстановления [7]. В предлагаемом методе учитывается информация для вычисления коэффициента приоритета и поиска похожих блоков с RGB-камеры, что позволяет более точно восстанавливать границы объектов [11].

На рис. 5 показана модель изображения карты глубины, где η — целевая область недостающих данных с границей δS ; S — исходная область для синтеза; пиксель $p \in (i, j)$ определяется как пиксель с максимальным приоритетом $\max P(p)$ на границе δS и фрагменте $\Psi_{\delta S}$.

На первом шаге для каждого пикселя границы $\delta S_{i,j}$ с помощью метода инверсий адаптивно определяется форма области для поиска подобия, которая формируется путем объединения двух смежных однородных подобластей в направлении максимума градиента [12]. В основе лежит способ разбиения исходного изображения на области, которые формируются между восемью направлениями. Длина каждого интервала

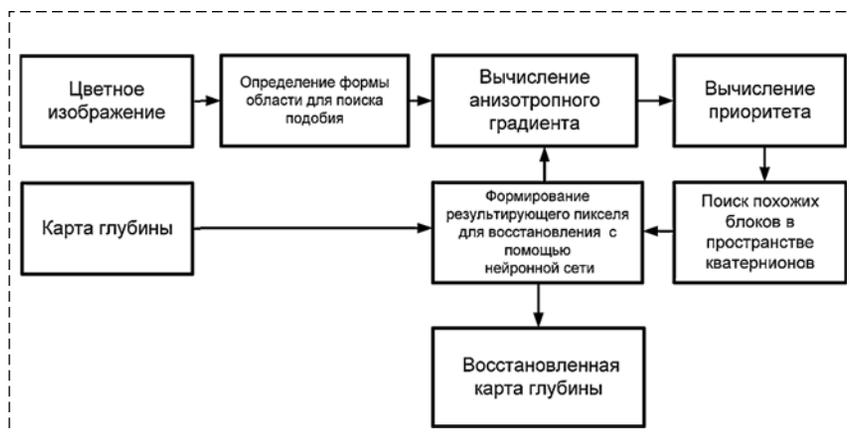


Рис. 4. Блок-схема метода реконструкции карты глубины
Fig. 4. Block diagram of the depth map reconstruction method

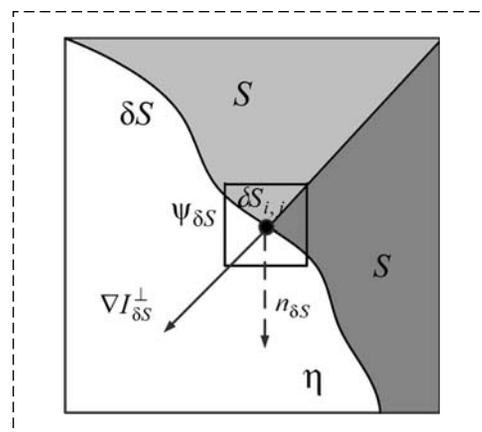


Рис. 5. Модель изображения
Fig. 5. Image model

квазистационарности определяется на основе вычисления случайной величины, равной сумме числа инверсий значений пикселей [12].

На втором шаге по данным RGB вычисляется значение приоритета $P(\delta S)$ для каждого значения пикселя границы, который состоит из двух множителей [13]:

$$P(\delta S) = C(\delta S)D(\delta S), \quad (2)$$

$$C(\delta S) = \frac{\sum_{l \in \Psi_{\delta S}} C(l)}{|\Psi_{\delta S}|}, \quad D(\delta S) = \frac{|\nabla I_{\delta S}^\perp n_{\delta S}|}{\alpha}, \quad (3)$$

где δS — текущий пиксель на границе доступных пикселей; $C(\delta S)$ — коэффициент доверия; $D(\delta S)$ — коэффициент градиента; $\Psi(\delta S)$ — адаптивный блок пикселей с центром в пикселе; $|\Psi_{\delta S}|$ — число пикселей адаптивного блока, $\nabla I_{\delta S}^\perp$ — вектор, ортогональный градиенту в точке; $n_{\delta S}$ — вектор, ортогональный границе δS в точке. Вначале предполагается, что значение коэффициента доверия C для пикселей из области S равно 1, а для пикселей из области η равно 0.

Вычисление приоритета позволяет придавать больший вес пикселям, которые находятся на перепадах яркости (границах), таким образом восстанавливая их в первую очередь [13]. Учет коэффициента доверия $C(\delta S)$ позволяет присваивать меньший вес восстановленным пикселям при увеличении расстояния от доступных пикселей из области S . Расчет приоритета предлагается осуществлять по данным RGB-изображений в целях анализа линейной структуры и резких перепадов яркости, которые более выражены на цветном изображении. Такое определение порядка заполнения позволяет сохранить линейные структуры на карте глубины и уменьшить вероятность появления артефактов на границах объектов.

Предлагается новый подход к вычислению анизотропного градиента, который основан на локальной полиномиальной оценке (LPA-ICI) [14]. Метод LPA-ICI объединяет две независимые идеи: аппроксимация локальным полиномом (LPA, выполняет попиксельную аппроксимацию полиномом определенной окрестности с использованием банка линейных фильтров различной ширины полосы) и правило пересечения доверительных интервалов (ICI, алгоритм адаптации, определяющий наиболее подходящую окрестность на полиномиальной поверхности) [15].

Концепция анизотропного градиента допускает существование нескольких окрестностей V_l пикселя p . При этом вместо локальной аппроксимации вычисляется анизотропное дифференцирование для одновременной оценки как градиентов, так и окрестностей V_l . Для получения результирующего анизотропного градиента все частные направленные градиенты усредняются с помощью весовой функции [14].

Далее определяется пиксель $p \in (i, j)$ с максимальным значением приоритета $\max(P(\delta S_{i,j}))$ на границе δS и выбирается адаптивная область Ψ_p , принадлежащая данному пикселю (рис. 6) [16]. Использование Ψ_p позволяет корректно учитывать форму области восстановления и не захватывать лишние границы, которые могут привести к неправильной реконструкции изображения.

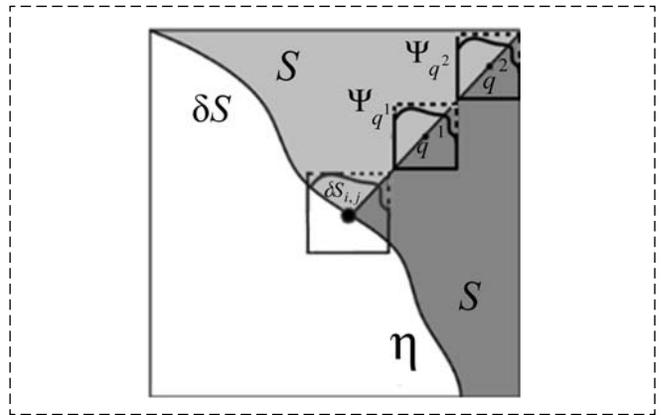


Рис. 6. Адаптивный выбор формы области
Fig. 6. Adaptive selection of the area shape

Обработка цветowych компонент по отдельности приводит к потере межканальной корреляционной связи, что в свою очередь приводит к искажению цветов при реконструкции. В связи с этим предлагается преобразование цветного изображения RGB в пространство кватернионов (рис. 7, см. четвертую сторону обложки).

Цветные изображения типа RGB хранят три цвета в каждом пикселе (красный, зеленый и синий). При реконструкции изображение обычно преобразуется в оттенки серого, что приводит к потере важной информации о цвете, насыщенности и другой важной информации, связанной с цветом. Компоненты цветного изображения могут быть представлены как кватернион Q :

$$Q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k, \quad (4)$$

где $q_0, q_1, q_2, q_3 \in \mathbb{R}$, \mathbb{R} — поле действительных чисел; i, j, k — три мнимых числа [17]; q_0 — это изображение в градациях серого; q_1, q_2, q_3 — это компоненты цветного RGB. После упрощения выражение для кватерниона можно представить в следующем виде [17]:

$$Q = Ri + Gj + Bk. \quad (5)$$

В данной работе методология кватернионов используется для более точного определения похожих блоков в цветовом пространстве RGB за счет совместного поиска, а не по отдельности для каждой цветовой компоненты. Для этого для каждой адаптивной области вычисляется дискретное преобразование Фурье (DQFT) в пространстве кватернионов [17].

Для цветного изображения $z(n, m)$ размера N на M пара двусторонних прямого и обратного кватернионных преобразований Фурье (DQFT) определяется как

$$\begin{aligned} Z_{p,s} &= \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} W_j^{np} z_{n,m} W_k^{ms} = \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} W_j^{np} \left(\sum_{m=0}^{M-1} z_{n,m} W_k^{ms} \right); \\ z_{n,m} &= \frac{1}{NM} \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{s=0}^{M-1} W_j^{-np} Z_{p,s} W_k^{-ms} = \\ &= \frac{1}{NM} \sum_{p=0}^{N-1} W_j^{-np} \left(\sum_{s=0}^{M-1} Z_{p,s} W_k^{-ms} \right), \end{aligned} \quad (6)$$

где $p, n = \overline{0, N-1}$ и $s, m = \overline{0, M-1}$.

Базисные функции определяются экспоненциальными коэффициентами:

$$\begin{aligned} W_j &= \cos\left(\frac{2\pi}{N}\right) - j \sin\left(\frac{2\pi}{N}\right) \text{ и} \\ W_k &= \cos\left(\frac{2\pi}{M}\right) - k \sin\left(\frac{2\pi}{M}\right). \end{aligned} \quad (7)$$

Компоненты $Z_{p,s}$ преобразования представляют собой кватернионные числа с действительной и мнимой частями [18]:

$$Z_{p,s} = (Z_{p,s})_1 + (Z_{p,s})_2 i + (Z_{p,s})_3 j + (Z_{p,s})_4 k. \quad (8)$$

Каждое умножение $Q = W_j^{np} z_{n,m} W_k^{ms}$ вычисляется следующим образом:

$$Q = Q_r + iQ_i + jQ_j + kQ_k = (\cos \varphi - j \sin \varphi) \times (0 + ib + jc + kd)(\cos \psi - k \sin \psi), \quad (9)$$

где углы $\varphi = \frac{2\pi}{Nnp}$ и $\psi = \frac{2\pi}{Mms}$.

Для дальнейшего повышения эффективности DQFT предлагается выравнивать коэффициенты, полученные после первого одномерного преобразования, в строках, чтобы максимизировать их вертикальную корреляцию перед применением второго преобразования в столбцах [19].

Модуль преобразования DQFT вычисляется следующим образом:

$$|Z_{p,s}| = \sqrt{(Z_{p,s})_1^2 + (Z_{p,s})_2^2 + (Z_{p,s})_3^2 + (Z_{p,s})_4^2}. \quad (10)$$

Далее находятся блоки $\Psi_{q^{(h)}}$, $h = \overline{1, R}$, в области доступных пикселей S , для которых евклидова метрика по спектру минимальна:

$$\sqrt{\sum_{h=1}^R (\Psi_{p^{(h)}} - \Psi_{q^{(h)}})^2} \rightarrow \min. \quad (11)$$

Значения пикселей в области η , смежные к пикселю с максимальным приоритетом p , восстанавливаются путем усреднения соответствующих пикселей из найденных областей $\Psi_{q^{(h)}}$ в области доступных пикселей S с помощью нейронной сети, в качестве которой выбран многослойный персептрон. Коэффициент доверия C для восстановленных пикселей присваивается равным текущему значению $C(p)$. После этого процедура пересчета приоритета и поиска похожих областей с последующей заменой повторяется.

В данном алгоритме используется нейронная сеть прямого распространения сигнала для формирования наиболее похожего блока, обученная с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (рис. 8, см. четвертую сторону обложки).

В качестве функции активации используется сигмоидальная нелинейная функция гиперболического тангенса. Данная сеть содержит три слоя и один выходной: первый и второй слой содержат 20 нейронов, а третий слой — 10 нейронов. В сети используется 10 входов. На пять из них в качестве входных данных подаются значения центральных пикселей в найденных похожих блоках, а на пять других входов — значения среднеквадратической ошибки (англ. Mean Squared Error, MSE) этих блоков ($MSE_{\Psi_{q_1}}, MSE_{\Psi_{q_2}}, MSE_{\Psi_{q_3}}, MSE_{\Psi_{q_4}}, MSE_{\Psi_{q_5}}$).

Исследование предлагаемого метода на тестовых данных

Исследование метода реконструкции изображений проводится на разных типах изображений. На рис. 9 представлен пример обработки изображения предложенным методом: *a* — исходное изображение; *b* — изображение с маской искаженных пикселей (размер каждого блока составляет 32×32 пикселя); *в* — изображение, восстановленное предложенным методом. Особенностью тестового изображения является тот факт, что области с искаженными пикселями находятся на участках со сложной структурой с пересечением нескольких границ. Предлагаемый метод позволяет "визуально правильно" восстановить границы изображения. Все границы объектов интерполированы без искажений и размытия фона.

Для исследования эффективности метода на изображениях карт глубин была выбрана тестовая база данных, разработанная Digital

Image Media Laboratory (Yonsei University, Seoul, South Korea) [20]. В табл. 1 представлены значения погрешностей обработки предложенным методом и известными методами EBM [13], Navier Stokes [5] и Telea [6] для рассмотренных тестовых изображений. Примеры изображений карт глубин из тестовой базы показаны на рис. 10 (*a* — изображение № 1; *b* — изображение № 2; *в* — изображение № 3). В качестве погрешностей использовали пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR, дБ), среднеквадратичную ошибку (RMSE), среднюю абсолютную ошибку (MAE). Значения RMSE и MAE выражаются в значениях градаций яркости пикселей для 8-битовых изображений. Анализ результатов показывает, что использование разработанного метода реконструкции изображений позволяет получить значения погрешностей в среднем на 15...25 % меньше, чем при обработке известными методами.

На рис. 11 (см. четвертую сторону обложки) представлен пример построения траектории

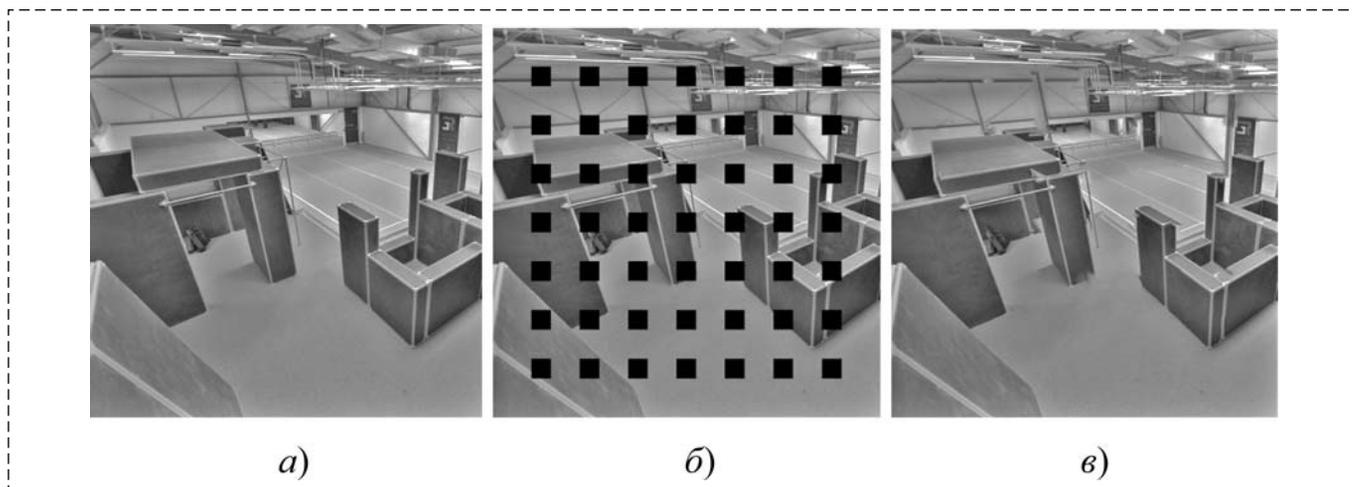


Рис. 9. Результат реконструкции изображения
Fig. 9. Result of image reconstruction

Таблица 1
Table 1

Погрешности обработки тестовых изображений
The processing error for different images

Карта глубины	PSNR, дБ				RMSE				MAE			
	EBM	Navier Stokes	Telea	Предложенный метод	EBM	Navier Stokes	Telea	Предложенный метод	EBM	Navier Stokes	Telea	Предложенный метод
№ 1	14,91	16,91	16,93	15,87	34,37	26,90	26,83	30,57	19,34	14,45	14,50	16,67
№ 2	15,73	14,53	14,41	19,65	18,18	18,73	18,99	7,80	3,01	3,99	3,85	1,57
№ 3	12,26	13,11	13,17	14,01	39,19	35,67	35,07	32,14	17,48	18,01	17,39	13,49
Среднее	15,45	16,5	16,6	17,04	32,65	28,7	28,43	27,26	15,53	13,96	13,76	11,10

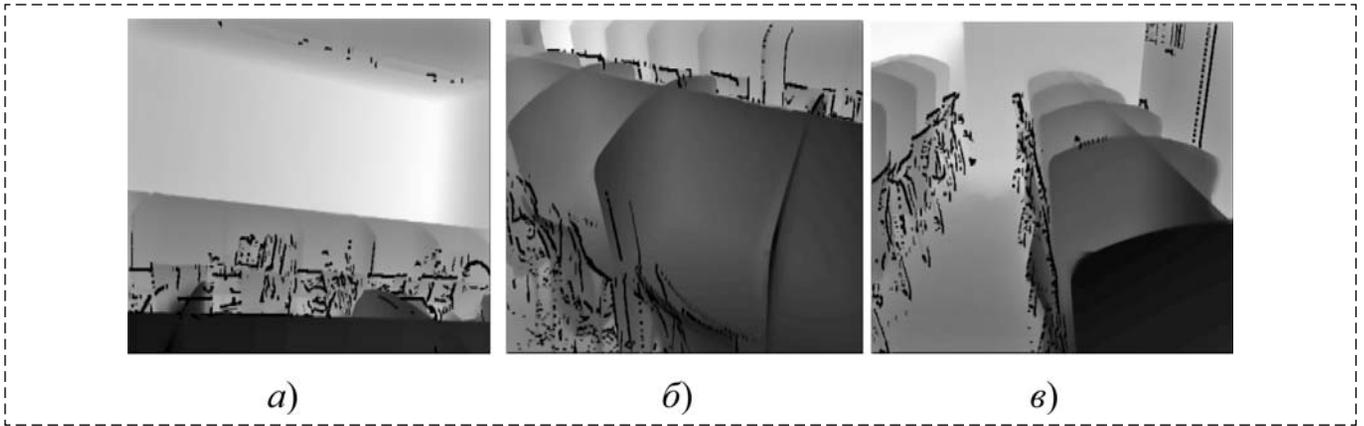


Рис. 10. Примеры тестовых изображений
 Fig. 10. Depth map examples from dataset

методом SLAM из данных стереопары: *a* — левый кадр; *б* — правый кадр; *в* — необработанная карта глубины; *г* — восстановленная карта глубины предложенным методом; *д* — карта окружающей среды, полученная из необработанной карты глубины; *е* — карта окружающей среды, полученная из обработанной карты глубины. Как показывает анализ, при использовании данных о трехмерной сцене, полученной из необработанной карты глубины, траектория робота значительно длиннее траектории, построенной при использовании восстановленной карты глубины.

Для исследования предлагаемого метода восстановления карты глубины в составе метода SLAM выбрана база тестовых данных, разработанная Computer Vision Group Мюн-

хенского технического университета [21]. Анализ результатов показывает, что при использовании обработанных данных время прохождения и расстояние сокращаются в среднем в три раза (табл. 2).

Заключение

Результаты исследования свидетельствуют о целесообразности применения в робототехнике и мехатронике предлагаемого подхода к восстановлению трехмерных сцен на основе модифицированного алгоритма поиска похожих блоков.

Высокая эффективность предложенного метода обусловлена использованием концепции кватернионов и анизотропного градиента для вычисления функции приоритета, а также применением предварительно обученной нейронной сети для формирования наиболее похожего блока.

Разработанный метод восстановления трехмерных сцен может быть использован как для реконструкции RGB-изображений, так и карты глубины. Это позволяет использовать его совместно с алгоритмом SLAM для повышения точности планирования траектории движения исполнительных механизмов робототехнических и мехатронных систем.

Список литературы

1. Зеленский А. А., Франц В. А., Семенищев Е. А. Алгоритм планирования траектории рабочего органа манипулятора для привязки базисных систем координат с использованием технического зрения // Вестник машиностроения. 2019. № 10. С. 3–7.
2. Зеленский А. А., Стебулянин М. М., Абдуллин Т. Х., Харьков М. А. Реализация ускоренных вычислений прямой задачи кинематики для промышленных роботов // Вестник машиностроения. 2019. № 11. С. 28–31.

Таблица 2
 Table 2

Время прохождения и расстояние при использовании обработанной и необработанной карты глубины
Time and distance using processed and raw depth map

№ изображения	Время прохождения, с		Расстояние, м	
	Исходная карта глубины	Восстановленная карта глубины	Исходная карта глубины	Восстановленная карта глубины
1	6	3	2,2	1
2	9	4	2,8	1,3
3	11	5	3,2	1,7
4	14	6	4,5	2,1
Среднее значение по базе данных	10	4,5	3,1	1,5

3. Gharatappeh S., Ghorbanian M., Keshmiri M., Taghirad H. D. Modified fast-SLAM for 2D mapping and 3D localization // 3rd RSI International Conference on Robotics and Mechatronics (ICROM). 2015. P. 108–113.
4. Dissanayake G., Newman P. Durrant-Whyte H. F., Clark S., Csorba M. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem // IEEE transaction robotic automation. 2001. N. 17(3). P. 229–241.
5. Bertalmio M., Bertozzi A. L., Sapiro G. Navier–Stokes, uid dynamics, and image and video inpainting // Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition. 2001. P. 355–362.
6. Telea A. An image inpainting technique based on the fast marching method // Journal of graphics tools. 2004. Vol. 9, N.1. P. 23–34.
7. Voronin V. V., Marchuk V. I., Egiazarian K. O., Sherstobitov A. I. Image inpainting using cubic spline-based edge reconstruction // Proceedings of SPIE Image Processing: Algorithms and Systems X. 2012. Vol. 8295. P. 82950I.
8. Chaudhury S., Roy H. Can fully convolutional networks perform well for general image restoration problems? // IEEE: Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA). 2017. P. 254–257.
9. Liu M. Image inpainting and super-resolution using non-local recursive deep convolutional network with skip connections // Ninth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2017). 2017. N. 10420. P. 104203A.
10. Jiang L., Xiao S., He C. Kinect depth map inpainting using a multi-scale deep convolutional neural network // Proceedings of the 2018 International Conference on Image and Graphics Processing. 2018. P. 91–95.
11. Voronin V. V., Marchuk V. I., Fisunov A. V., Tokareva S. V., Egiazarian K. O. Depth map occlusion filling and scene reconstruction using modified exemplar-based inpainting // Proc. SPIE 9399, Image Processing: Algorithms and Systems XIII. 2015. P. 93990S.
12. Marchuk V. I., Voronin V. V., Frantz V. A. Development of 2D adaptive method of estimation reproduction for

- image reconstruction in incomplete a priori information // Telecommunications and Radio Engineering. 2013. Vol. 72, N. 13. P. 1255–1262.
13. Criminisi A., Perez P., Toyama K. Region lling and object removal by exemplar-based image inpainting // IEEE Transactions on Image Processing. 2004. N. 13. P. 1200–1212.
14. Katkovnik V., Egiazarian K., Astola J. Local Approximation Techniques in Signal and Image Processing // SPIE Press, Bellingham. USA. Vol. PM157 2006.
15. Voronin V., Zelensky A., Agaian S. The quaternion-based anisotropic gradient for the color images // Electronic Imaging, Image Processing: Algorithms and Systems XVII. 2019. P. 277-1–277-6.
16. Voronin V. V., Marchuk V. I., Egiazarian K. O. Images reconstruction using modied exemplar based method // SPIE Electronic Imaging. 2011. Vol. 7870. P. 78700N.
17. Grigoryan A. M., Agaian S. S. Retooling of color imaging in the quaternion algebra // Applied Mathematics and Sciences: An International Journal (MathSJ). 2014. Vol. 1, N. 3. P. 23–39.
18. Voronin V., Gapon N., Khamidullin I., Tokareva O., Cen Y., Zelensky A. Infrared image inpainting using hypercomplex analysis // Proc. SPIE 11537, SPIE Security + Defence, Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications XVII. 2020. P. 115370U.
19. Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Pointwise shape-adaptive DCT for high-quality denoising and deblocking of grayscale and color images // IEEE transactions on image processing. 2007. Vol. 16, N. 5. P. 1395–1411.
20. Kim Y., Ham B., Oh C., Sohn K. Structure selective depth super-resolution for RGB-D cameras // IEEE Trans. on Image Processing. 2016. Vol. 25, N. 11. P. 5527–38
21. Sturm J., Engelhard N., Endres F., Burgard W., Cremers D. A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems // Proc. of the International Conference on Intelligent Robot Systems (IROS). 2012. P. 573–580.

Depth Map Reconstruction Method in Control Problems for Robots and Mechatronic Systems

A. A. Zelensky¹, zelenskyaa@gmail.com, N. V. Gapon^{1,2}, nikolay-rt@mail.ru,
M. M. Zhdanova¹, mpismenskova@mail.ru, V. V. Voronin¹, voronin_sl@mail.ru,
Y. V. Ilyukhin¹, y.ilyukhin@stankin.ru,

¹ Center for Cognitive Technology and Machine Vision, Moscow State University of Technology "STANKIN"
Moscow, 115432, Russian Federation

² Don State Technical University, Rostov-on-Don, 344000, Russian Federation

*Corresponding author: Voronin Viacheslav V., Ph.D., Associate Professor,
Center for Cognitive Technology and Machine Vision, Moscow State University of Technology "STANKIN",
Moscow, 115432, Russian Federation, e-mail: voronin_sl@mail.ru*

Accepted on November 3, 2021

Abstract

In modern robotic and mechatronic systems, technologies are in demand that makes it possible to build an optimal trajectory of movement of their actuators. Such technologies are formed by combining navigation methods and building a 3-D map of the surrounding space based on vision systems and are successfully used in robotics and mechatronics. But there is a problem, consisting of a decrease in the accuracy of planning the trajectory of movement, caused by incorrect sections on the map (depth map) due to incorrect determination of the distance to objects. Such defects appear as a result of poor lighting, specular or fine-grained surfaces of objects. This leads to the impossibility of obtaining reliable information about the depth. As a result, the effect of increasing the boundaries of objects (obstacles) appears, and the overlapping of objects makes it impossible to distinguish one object from another. This problem can be solved using image reconstruction methods. The article presents an approach based on a modified algorithm for searching for similar blocks using the concept of quaternions and anisotropic gradient. The analysis of the research results shows that the proposed method allows you to correctly restore the boundaries of objects on the depth map image when reconstructing 3-D scenes, which contributes to an increase in the accuracy of planning the trajectory of motion of the actuators robotic and mechatronic systems.

Keywords: trajectory planning, RTC navigation, video sequence reconstruction, quaternion space, anisotropic gradient, neural network

Acknowledgements: The study was supported by a grant from the Russian Science Foundation No. 21-79-10392, <https://rscf.ru/project/21-79-10392/>.

For citation:

Zelensky A. A., Gapon N. V., Zhdanova M. M., Voronin V. V., Ilyukhin Y. V. Depth Map Reconstruction Method in Control Problems for Robots and Mechatronic Systems, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2022, vol.23, no.2, pp. 104–112.

DOI: 10.17587/mau.23.104-112

References

1. Zelensky A. A., Franz V. A., Semenishchev E. A. Algorithm for planning the trajectory of the working body of the manipulator for binding the basic coordinate systems using technical vision, *Vestnik Mashinostroeniya*, 2019, no. 10, pp. 3–7 (in Russian)
2. Zelensky A. A., Stebulyanin M. M., Abdullin T. Kh., Kharkov M. A. Implementation of accelerated computations of the direct problem of kinematics for industrial robots, *Vestnik Mashinostroeniya*, 2019, no. 11, pp. 28–31 (in Russian)
3. Gharatappeh S., Ghorbanian M., Keshmiri M., Taghirad H. D. Modified fast-SLAM for 2D mapping and 3D localization, *3rd RSI International Conference on Robotics and Mechatronics (ICROM)*, 2015, pp. 108–113.
4. Dissanayake G., Newman P. Durrant-Whyte H. F., Clark S., Csorba M. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem, *IEEE transaction robotic automation*, 2001, no. 17(3), pp. 229–241.
5. Bertalmio M., Bertozzi A. L., Sapiro G. Navier–Stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting, *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition*, 2001, pp. 355–362.
6. Telea A. An image inpainting technique based on the fast marching method, *Journal of graphics tools*, 2004, vol. 9, no. 1, pp. 23–34.
7. Voronin V. V., Marchuk V. I., Egiazarian K. O., Sherstobitov A. I. Image inpainting using cubic spline-based edge reconstruction, *Proceedings of SPIE Image Processing: Algorithms and Systems X*, 2012, vol. 8295, pp. 829501.
8. Chaudhury S., Roy H. Can fully convolutional networks perform well for general image restoration problems? *IEEE: Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*, 2017, pp. 254–257.
9. Liu M. Image inpainting and super-resolution using non-local recursive deep convolutional network with skip connections, *Ninth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2017)*, 2017, no. 10420, pp. 104203A.
10. Jiang L., Xiao S., He C. Kinect depth map inpainting using a multi-scale deep convolutional neural network, *Proceedings of the 2018 International Conference on Image and Graphics Processing*, 2018, pp. 91–95.
11. Voronin V. V., Marchuk V. I., Fisunov A. V., Tokareva S. V., Egiazarian K. O. Depth map occlusion filling and scene reconstruction using modified exemplar-based inpainting, *Proc. SPIE 9399, Image Processing: Algorithms and Systems XIII*, 2015, pp. 93990S.
12. Marchuk V. I., Voronin V. V., Frantz V. A. Development of 2D adaptive method of estimation reproduction for image reconstruction in incomplete a priori information, *Telecommunications and Radio Engineering*, 2013, vol. 72(13), pp. 1255–1262.
13. Criminisi A., Perez P., Toyama K. Region lling and object removal by exemplar-based image inpainting, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, no. 13, pp. 1200–1212.
14. Katkovnik V., Egiazarian K., Astola J. Local Approximation Techniques in Signal and Image Processing, *SPIE Press, Bellingham, USA*, 2006, vol. PM157
15. Voronin V., Zelensky A., Agaian S. The quaternion-based anisotropic gradient for the color images, *Electronic Imaging, Image Processing: Algorithms and Systems XVII*, 2019, pp. 277-1–277-6.
16. Voronin V. V., Marchuk V. I., Egiazarian K. O. Images reconstruction using modied exemplar based method, *SPIE Electronic Imaging*, 2011, vol. 7870, pp. 78700N.
17. Grigoryan A. M., Agaian S. S. Retooling of color imaging in the quaternion algebra, *Applied Mathematics and Sciences: An International Journal (MathSJ)*, 2014, vol. 1, no. 3, pp. 23–39.
18. Voronin V., Gapon N., Khamidullin I., Tokareva O., Cen Y., Zelensky A. Infrared image inpainting using hypercomplex analysis, *Proc. SPIE 11537, SPIE Security + Defence, Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications XVII*, 2020, pp. 115370U.
19. Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Pointwise shape-adaptive DCT for high-quality denoising and deblocking of grayscale and color images, *IEEE transactions on image processing*, 2007, vol. 16, no. 5, pp. 1395–1411.
20. Kim Y., Ham B., Oh C., Sohn K. Structure selective depth super-resolution for RGB-D cameras, *IEEE Trans. on Image Processing*, 2016, vol. 25, no. 11, pp. 5527–38.
21. Sturm J., Engelhard N., Endres F., Burgard W., Cremers D. A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems, *Proc. of the International Conference on Intelligent Robot Systems (IROS)*, 2012, pp. 573–580.

Издательство "НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ"

107076, Москва, Матросская тишина, 23с2

Телефон редакции журнала: +7(499) 270 16 52

Технический редактор Е. В. Конова. Корректор М. Ю. Безменова.

Сдано в набор 25.11.2021. Подписано в печать 11.01.2022. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.
Усл. печ. л. 8,86. Заказ МН222. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Комитете Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-11648 от 21.01.02

Учредитель: Издательство "Новые технологии"

Оригинал-макет ООО "Авансед солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансед солюшнз".
119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1. Сайт: www.aov.ru