

УДК 681.3

Н.Б. Парамонов¹, В.В. Воробушков^{1,2}, А.А. Минин³, Т.П. Рыжова³

¹ПАО «ИНЭУМ им. И.С. Брука

²АО «МЦСТ»

³НУЦ МГТУ им. Н.Э. Баумана

N. Paramonov, V. Vorobushkov, A. Minin, T. Ryzhova

БОРТОВЫЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СРЕДСТВА «ЭЛЬБРУС» ДЛЯ СИСТЕМ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ

ONBOARD COMPUTATIONAL MEANS «ELBRUS» FOR THE SYSTEMS OF THE TECHNICAL SIGHT OF THE ROBOTIC COMPLEXES

Развитие наземной робототехники предполагает постепенный переход от дистанционно-управляемых к полуавтономным, а в перспективе – к автономным робототехническим комплексам, обладающим собственной системой датчиков. Показана возможность использования вычислительных средств ряда «Эльбрус» в качестве бортовых вычислителей для систем технического зрения робототехнических комплексов.

The modern trend in the development of ground Robotics is a gradual transition from remotely-managed by semi-autonomous, and in the long term to self-contained robots complexes possessing the own system of sensors. Shows how to use computational tools of several «Elbrus» as airborne systems for machine vision systems, robotic complexes.

Ключевые слова: робототехнические комплексы, системы управления, вычислительные средства

Keywords: robotic systems, control systems, computing facilities.

Введение

Развитие наземной робототехники предполагает использование датчиков, формирующих систему технического зрения робототехнических комплексов (РТК). Важнейшим направлением развития систем технического зрения является цифровая обработка данных для обеспечения управления движением и маневрированием РТК.

В статье предлагаются результаты исследования применимости программно-аппаратной среды «Эльбрус» [1] для решения задач обработки информации от датчиков РТК. Выбор среды «Эльбрус» базируется на необходимости анализа возможного импортозамещения вычислительных средств обработки бортовой информации и обеспечения технологической независимости от иностранных поставщиков вычислительной техники.

Системы технического зрения

Современные системы технического зрения (СТЗ) строятся на базе различных датчиков: цифровых камер, стереопар (сдвоенных камер), тепловизоров, двух- и трехмерных сканирующих лазерных дальномеров [2, 3]. Их общей характеристикой является достаточно большая скорость поступления данных (от 200 Кбайт/с для двухмерного дальномера до 100 Мбайт/с для цифровых камер высокого разрешения), что само по себе предъявляет высокие требования к вычислительным системам РТК, а также к каналам передачи данных.

Основные функции СТЗ в современных автономных РТК – получение и обработка информации об окружающем мире. Как правило, информация, получаемая сенсорами СТЗ, преобразуется в цифровое описание рабочей зоны в виде двух- и трехмерных карт, карт проходимости, карт дорожной сети и т.п. Такое представление информации о рабочей зоне позволяет планировать безопасную траекторию движения РТК в заранее неизвестной среде со статическими и динамическими препятствиями и другими опасными для мобильного робота объектами. Также данные сенсоров могут быть использованы для непосредственного управления движением робота, например, в алгоритмах следования за ведущим транспортным средством при выполнении маневров ухода от столкновения с препятствием (такие алгоритмы называются «реактивным управлением»).

Рассмотрим типовые задачи СТЗ, решаемые при построении карт проходимости. В случае колесного мобильного робота под проходимостью понимаются: профильная проходимость – определение препятствий и преодолимых участков рабочей зоны, имеющих

такой высотный профиль, который может быть преодолен колесным шасси робота, а также опорная проходимость – определение типов поверхности движения в рабочей зоне для правильного выбора скорости движения робота.

Определение профильной проходимости

Решение задачи определения профильной проходимости осуществляется с помощью обработки данных трехмерного лазерного сканирующего дальномера (3D-лидар) HDL32E фирмы Velodyne [4]. Этот прибор позволяет получить трехмерное облако точек (скан), принадлежащих препятствиям и поверхности движения, окружающих робота. Такие измерения могут быть получены с высокой частотой (10 Гц), большим разрешением (700000 точек) и высокой точностью (0,1 м). В цифровом виде облако точек представляет собой массив структур, каждая из которых описывает точку рабочей зоны с её координатами (x , y , z) относительно измерительного устройства. Профильная проходимость определяется, прежде всего, перепадом высот, который не может быть преодолен транспортным средством, поэтому облако точек может быть преобразовано в карту проходимости следующим образом.

Картой проходимости называют представление данных о рельефе рабочей зоны в виде двумерного массива (матрицы), где каждая ячейка с индексами i , j соответствует квадратному участку поверхности рабочей зоны с координатами двух противоположных углов $(X_0 - dx \cdot i, Y_0 - dx \cdot j)$ и $(X_0 + dx \cdot i, Y_0 + dx \cdot j)$, где X_0 , Y_0 – координаты центра карты высот, dx – размер квадрата, или разрешение карты. Для каждой ячейки карты определяется разница между точками скана с максимальной и минимальной высотой, чьи координаты x , y находятся внутри соответствующего участка рабочей зоны. Если перепад высот в ячейке превышает изначально заданное пороговое значение, то в ячейку матрицы записывается значение 100, что соответствует препятствию, иначе в ячейку записывается значение, соответствующее ограничению скорости, выбранному для безопасного преодо-

ния неровности с полученным перепадом высот (например, 0 – движение возможно с максимальной скоростью, 50 – движение с половиной максимальной скорости).

При движении робота в условиях пересеченной местности 3D-дальномер качается на неровностях дорог вместе с роботом. Чтобы учесть эти неровности, проекции точек определяются в соответствии с данными инерциального устройства о текущей ориентации робота. На рисунке 1 представлены скан дальномера и построенная по нему карта перепадов высот.

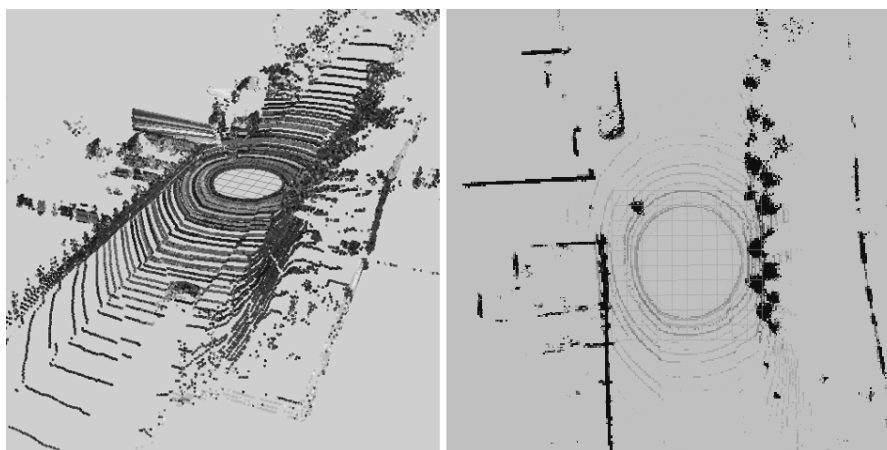


Рисунок 1. Скан 3D-лидара и соответствующая ему карта проходимости

Определение опорной проходимости

Определение типов поверхностей движения в рабочей зоне сводится к задаче распознавания (классификации) участков изображения, полученного видеокамерой. В общем случае системы распознавания имеют следующий принцип работы. Входные данные, подлежащие распознаванию, подаются на вход системы и подвергаются предобработке с целью их преобразования в необходимый для следующего этапа вид, т.е. выполняется выделение необходимых характерных признаков. Затем на этапе принятия решения над обработанным массивом данных производится ряд вычислений и на основе их результатов формируется ответ, содержащий ожидаемые от системы сведения о входных данных. Содержание входных и выходных данных определяется назначением системы.

Кроме того, системы распознавания предусматривают свою настройку на множество

возможных входных данных. Этот этап называют этапом обучения системы. Целью обучения системы является формирование в её памяти набора сведений, необходимых для распознавания предполагаемого класса входных данных.

Для решения задачи распознавания типа поверхности движения изображение, полученное видеокамерой, делится на отдельные прямоугольные участки – регионы, для каждого из которых выполняется классификация. К объектам, которые необходимо распознавать в каждом регионе изображения, относятся объекты внешней окружающей среды, такие как трава, асфальтированная дорога, грунт и т.п. Поэтому применительно к решению поставленной задачи на этапе предобработки и выделения признаков наибольший интерес представляет анализ текстур и цвета. Следовательно, можно выделить два основных типа признаков: текстурные и цветовые.

Наиболее простой способ классификации – это использование только цветовых признаков. Цветовые признаки можно получить, например, путем разложения изображения на три цветовых канала (в данной работе использована цветовая модель RGB). В этом случае каждый канал – это отдельный признак. Такой подход требует наименьших вычислительных затрат, при этом точность классификации невысока. Наилучшие результаты классификации можно получить, комбинируя текстурные и цветовые признаки.

Существует множество различных методов текстурного анализа, среди которых наиболее известными являются: вычисление автокорреляционной функции, анализ спектра Фурье, энергетические текстурные признаки Лавса, фильтр Габора. В данной работе классификация изображения выполнялась как с использованием только цветовых признаков, так и с помощью комплексирования цветовых признаков с текстурными. Формирование текстурных признаков было выполнено двумя способами: с использованием энергетических характеристик Лавса и с помощью банка фильтров Габора. Цветовые признаки получены с помощью модели RGB. Выполнен сравнительный анализ полученных результатов.

Метод Лавса – это энергетический подход, в котором оценивается изменение содержания структуры в пределах окна фиксированного размера. Информация о цветах исходного изображения преобразуется в массив I , каждый элемент которого содержит значение яркости, вычисляемое в соответствии с выражением:

$$I[i, j] = \frac{R[i, j] + G[i, j] + B[i, j]}{3}.$$

Для устранения влияния интенсивности освещения в качестве предварительной обработки к изображению применяется специальный фильтр. После предварительной обработки изображения формируются 16 масок-фильтров путем перемножения векторов $L5$, $E5$, $S5$, $R5$ (под перемножением векторов A и B здесь понимается умножение вектора A на транспонированный вектор B , например, $E5L5 = E5 \times L5^T$, где $L5 = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$, $E5 = [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1]$, $S5 = [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1]$, $R5 = [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]$). Названия векторов описывают их назначение. Вектор $L5$ предназначен для вычисления симметричного взвешенного локального среднего значения. Вектор $E5$ предназначен для обнаружения краев, $S5$ – для обнаружения пятен, а $R5$ – для обнаружения образа в виде ряби.

В результате получаем 16 масок размером 5×5 , каждую из которых необходимо применить с помощью операции свертки к изображению, полученному на предыдущем шаге. Тогда k -ую ($k = 1 \dots 16$) энергетическую характеристику Лавса (k -й признак) для изображения можно вычислить по формуле:

$$F_k = \frac{\sum_{j=0}^H \sum_{i=0}^W F_k[i, j]}{W \cdot H},$$

где $F_k[i, j]$ – результат применения к пикселю $[i, j]$ изображения k -й матрицы; W , H – размеры изображения. В результате для каждого изображения получим 16 текстурных признаков. На рисунке 2б приведен пример использования фильтра Лавса.

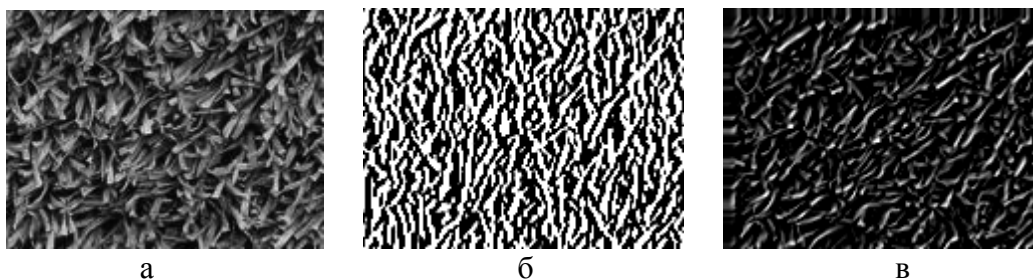


Рисунок 2. Пример использования фильтрации изображения:
 а – исходное изображение; б – фильтрация Лавса; в – фильтрация Габора

Фильтр Габора – линейный электронный фильтр, импульсная переходная характеристика которого определяется в виде гармонической функции, помноженной на гауссиан. Для построения двухмерного фильтра Габора применяется формула:

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left[\frac{x_\varphi^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\varphi^2}{\sigma_y^2} \right]\right) \cos(2\pi\theta x_\varphi),$$

где $x_\varphi = x \cos(\varphi) + y \sin(\varphi)$; $y_\varphi = -x \sin(\varphi) + y \cos(\varphi)$; σ_x, σ_y – стандартные отклонения гауссова ядра по осям x и y , определяющие растянутость фильтра по осям; θ – частотная модуляция фильтра; φ – пространственная направленность фильтра, определяющая его ориентацию относительно главных осей.

Обработка изображения фильтром Габора достигается путем усреднения значений обрабатываемого изображения по некоторой области в каждой точке. Соответственно, наложение фильтра Габора на изображение имеет вид:

$$I'(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I\left(x - \frac{n}{2} + i, y - \frac{n}{2} + j\right) G(i, j),$$

где $I(i, j)$ – интенсивность исходного изображения в точке (x, y) ; $I'(x, y)$ – интенсивность нового изображения в точке (x, y) ; $G(i, j)$ – значение функции Габора; $i \in [0, n]$, $j \in [0, n]$.

Из приведенной формулы видно, что фильтр зависит от масштаба и направления квазипериодической структуры изображения. Поэтому, для того чтобы получить набор текстурных признаков, инвариантный к масштабу и направлению, необходимо построить несколько фильтров Габора. Как правило, используются четыре направления, по каждому

из которых строятся четыре фильтра с различными масштабирующими коэффициентами. В результате получаем так называемый банк фильтров Габора – всего 16 фильтров, применение каждого из которых обеспечивает получение отдельного текстурного признака. Таким образом, применяя банк фильтров Габора с помощью операции свертки, можно получить набор из 16 текстурных признаков для каждого пикселя изображения. На рисунке 2в показан пример использования фильтра Габора.

Классифицировать объект – значит, указать номер (или наименование) класса, к которому относится данный объект. Таким образом, результатом применения алгоритма классификации к какому-либо объекту является номер класса, к которому отнесен данный объект.

Обучение классификатора – процесс построения алгоритма в случае, когда задано конечное множество объектов, для которых известно, к каким классам они относятся. Это множество называется обучающей выборкой.

Наиболее распространенными методами классификации являются: метод опорных векторов (SVM, support vector machine), метод k ближайших соседей (kNN), наивный байесовский классификатор, дерево решений. В данном случае использовался метод опорных векторов, поскольку при относительно небольшом объеме обучающей выборки с помощью SVM можно получить достаточно хорошие результаты классификации.

В рамках данной работы проведено исследование работы SVM-классификатора. Для этого классификатор был обучен трем классам поверхностей: трава, грунт и асфальт. Обучающая выборка содержит 60 изображений-примеров (по 20 изображений для каждого класса). Набор тестов также включает 60 изображений (по 20 для каждого класса), не пересекающихся с изображениями из обучающей выборки.

Программная реализация рассмотренных методов была выполнена на языке C++ с использованием библиотеки компьютерного зрения OpenCV. Результаты, полученные при классификации тестовой выборки с использованием SVM-классификатора, приведены в

таблице 1.

Таблица 1. Точность классификации тестовой выборки

Классы / Методы детектирования признаков	Энергетические признаки Лавса (16 признаков) + цветные RGB-признаки (3 признака), %	Банк фильтров Габора (16 признаков) + цветные RGB-признаки (3 признака), %	Цветовые RGB-признаки (3 признака), %
Трава	95	91	82
Грунт	85	77	57
Асфальт	89	84	63
Вся выборка	89,7	84,0	67,3

С помощью предложенных методов выполнена классификация тестового изображения, содержащего все три рассмотренных класса. Для решения этой задачи изображение разбивается на отдельные регионы, для каждого из которых проводится классификация. Для наглядности результаты классификации приводятся в специальной графической форме: каждый классифицированный регион изображения окрашивается в определенный цвет в зависимости от полученного класса (зеленый – трава, красный – грунт, синий – асфальт). Примеры классификации изображения с использованием рассмотренных методов формирования признаков показаны на рисунке 3.

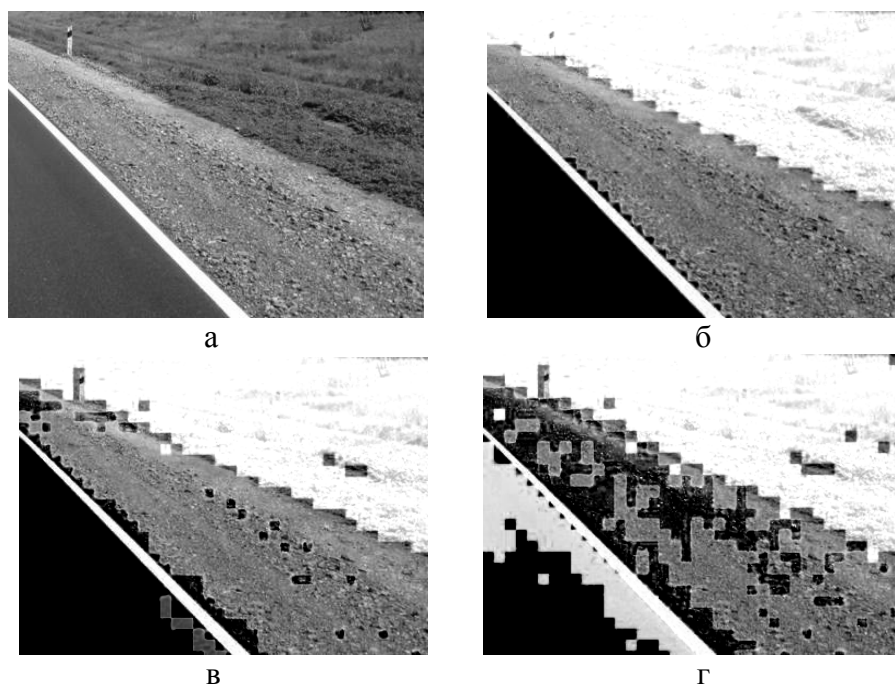


Рисунок 3. Результаты классификации изображения:

а – оригинальное изображение; б – признаки Лавса + RGB-признаки; в – признаки Габора+ RGB-признаки; г – RGB-признаки

Проведенные исследования показали, что при использовании энергетических характеристик Лавса получены наиболее достоверные результаты классификации.

По результатам выполненной классификации строится карта опорной проходимости. Эта задача решается путем проецирования классифицированного изображения на поверхности движения робота. Проецирование выполняется с помощью данных внешней и внутренней калибровки видеокамеры и исходя из предположения, что поверхность движения – это плоскость $z = 0$ в системе координат робота. На рисунке 4 показан пример классифицированного изображения, а на рисунке 5 изображена построенная карта опорной проходимости.

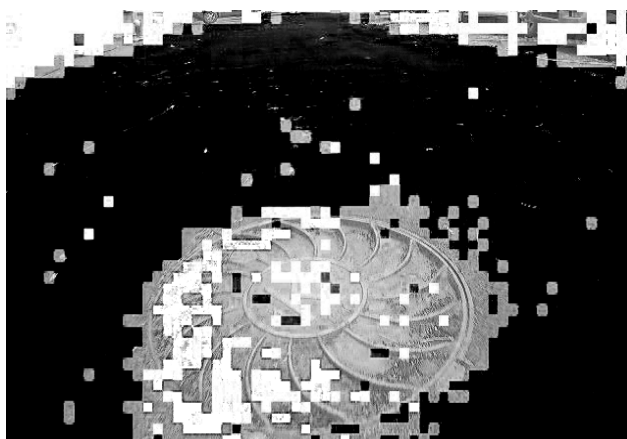


Рисунок 4. Классифицированное изображение

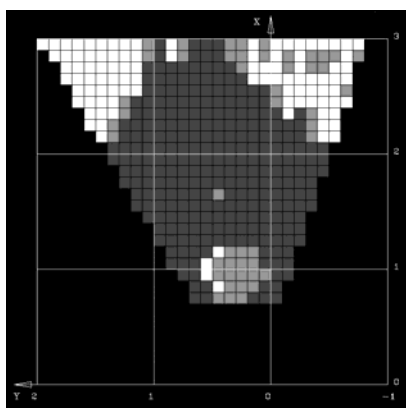


Рисунок 5. Карта опорной проходимости

Суммарная карта проходимости

Локальные карты проходимости, полученные с помощью различных сенсорных систем, рассмотренные выше, недостаточны для управления роботом, т.к. область их построения ограничивается дальностью и углами обзора каждого из датчиков. Поэтому карта суммарной проходимости, используемая для поиска траектории движения в целевую точку, строится путем объединения локальных карт, полученных в различных точках рабочей зоны, путем их совмещения с учетом перемещения робота (данных системы навигации).

Карта суммарной проходимости имеет несколько слоев (рисунок 6), каждый из которых обновляется по данным определенной сенсорной системы (камеры – слой опорной проходимости, 3D-лидара – слой профильной проходимости) в отдельном потоке, что позволяет распределять вычислительную нагрузку по нескольким ядрам процессора.

Определение проходимости для каждого положения робота, необходимое для вычисления траектории движения в целевую точку, осуществляется путем вычисления максимального значения проходимости по всем слоям карты, по всем клеткам, находящимся в границах проекции робота на горизонтальную плоскость.

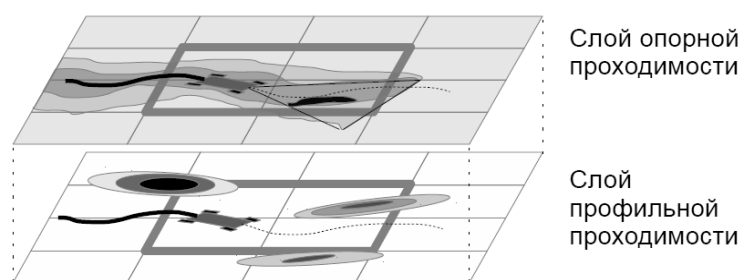


Рисунок 6. Многослойная карта проходимости

Структурная схема программного обеспечения (ПО) СТЗ, реализующего описанные алгоритмы, изображена на рисунке 7.

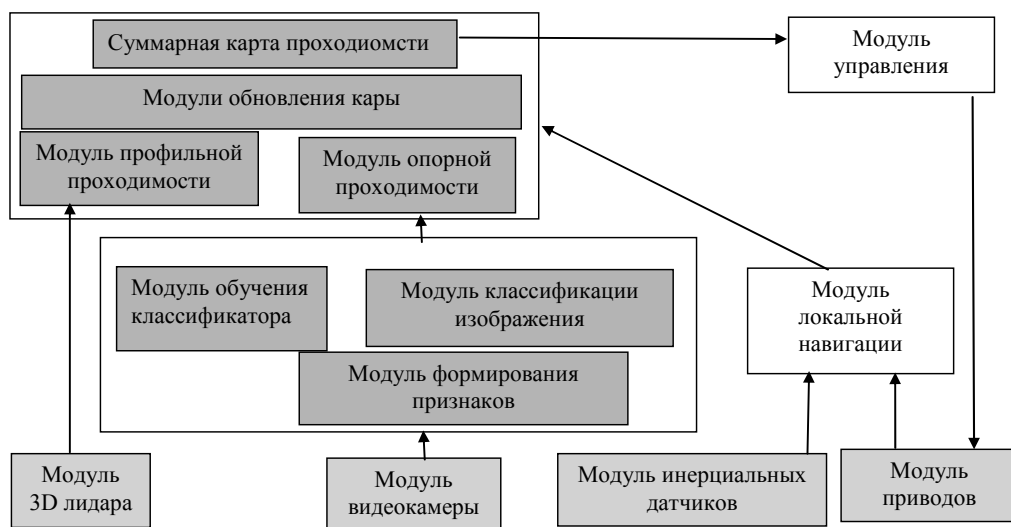


Рисунок 7. Структурная схема ПО СТЗ

Микропроцессоры и вычислительные средства для систем технического зрения

В АО «МЦСТ» разрабатывается и серийно производится целый спектр вычислительных средств ряда «Эльбрус». Для оценки применимости этих вычислительных средств в системах технического зрения были разработаны два макета СВТ-1 и СВТ-2, различающиеся производительностью и энергопотреблением. В качестве основного конструктивного элемента макетов СВТ выступает процессорный модуль МВЕ2S-PC, разработанный на базе четырехъядерного микропроцессора «Эльбрус-4С» с пиковой производительностью до 60 Гфлопс и контроллера периферийных интерфейсов КПИ.

Макет СВТ-2 использует все вычислительные возможности процессорного модуля, в СВТ-1 с целью улучшения рабочих тепловых режимов снижается рабочая тактовая частота и используется одно процессорное ядро с пиковой производительностью до 8 Гфлопс.

Используя приведенные выше микропроцессоры ряда «Эльбрус», можно предложить технические решения, позволяющие применять их в качестве платформы для реализации систем технического зрения РТК.

Применение общесистемного программного обеспечения (ОПО) «Эльбрус» позволяет обеспечить создание доверенной программно-аппаратной среды для бортовых вычислительных средств робототехнических комплексов.

Экспериментальные оценки

Выполнена оценка возможности применения вычислительных средств серии «Эль-брус» при решении задач классификации видеоизображения [5].

В качестве экспериментальных образцов использовались СВТ-1 (8 ГФлопс) и СВТ-2 (60 ГФлопс). С помощью данных вычислительных средств была выполнена классификация видеоизображения с разрешением 640×480 пикс. Размеры классифицируемых регионов составляли 20×20 пикс. В качестве оценки производительности вычислительных средств использована скорость классификации видеоизображения (кадр/с), частота обрабатываемых данных, время работы отдельных алгоритмов, общая загрузка системы. Результаты экспериментальных исследований приведены в таблице 2.

Таблица 2. Производительность СВТ-1 и СВТ-2 при выполнении классификации

Измеряемый параметр	СВТ-2	СВТ-1
Классификация с использованием фильтрации Лавса и RGB-признаков (19 признаков), кадр/с	0,87	0,28
Классификация с использованием фильтрации Габора и RGB-признаков (19 признаков), кадр/с	0,83	0,26
Классификация с использованием RGB-признаков (3 признака), кадр/сек	3,8	1,2
Средняя частота обработки данных трехмерного лазерного дальномера для построения карты профильной проходимости, Гц (частота поступления данных – 10 Гц)	7,9	–
Время обработки одного изображения трехмерного дальномера для построения карты профильной проходимости, среднее/максимальное, с (частота поступления данных – 10 Гц, т.е. для обеспечения обработки в реальном времени необходимо значение параметра не более 0,1)	0,1/0,2	–
Частота обработки данных двумерного лазерного сканирующего дальномера для построения карты препятствий (частота поступления данных – 10 Гц)	10	9,5
Средняя загрузка системы (измеряемая с помощью утилиты top)	90	90

Также проводился тест по получению и записи информации в карту (тест обращения к памяти). Для СВТ-2: среднее время получения суммарного значения карты проходимости для клеток, находящихся под проекцией робота – $5 \cdot 10^{-5}$ с; среднее время записи информации в ячейки карты, находящиеся под проекцией робота – $2 \cdot 10^{-5}$ с.

Проведенные эксперименты показали, что разработанные микропроцессоры «Эль-

брус» могут быть использованы для построения систем управления мобильными роботами в следующих режимах работы СТЗ:

- микропроцессор с мощностью 60 Гфлопс – обработка данных камеры для классификации поверхности движения по опорной проходимости, анализ данных дальномеров для определения профильной проходимости;
- микропроцессор с мощностью 8 Гфлопс – обработка данных простых датчиков, например, 2D-лидаров.

Заключение

В статье обосновываются требования к вычислительным средствам системы технического зрения мобильных робототехнических комплексов. Показано, что вычислительные средства ряда «Эльбрус» могут удовлетворить требованиям, предъявляемым РТК в режиме обработки данных от отдельных датчиков. Показаны ограничения по обработке информации вычислительными средствами с пиковой производительностью 8 и 60 Гфлопс.

Использование не только отечественных вычислительных средств, но и сертифицированного ОПО «Эльбрус» позволяет говорить о перспективности решения задач импортозамещения в системах управления мобильными роботами.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Парамонов Н.Б., Ржевский Д.А., Перекатов В.И. Доверенная программно-аппаратная среда «Эльбрус» бортовых вычислительных средств робототехнических комплексов // Вопросы радиоэлектроники. – 2015. – Сер. ЭВТ. – Вып. 3. – С. 159-169.*
2. *Michael Montemerlo, Thrun S. Junior: The Stanford Entry in the Urban Challenge // In The DARPA Urban Challenge. – 2009. – Vol. 56. – pp. 91-123.*
3. *Носков В.П., Рубцов И.В. Формирование объединенной модели внешней среды на основе информации видеокамеры и дальномеров // Мехатроника, автоматизация, управле-*

ние. – 2007. – №8. – С. 2-5.

4. <http://velodynelidar.com/hdl-32e.html> [Электронный ресурс] (дата обращения 19.01.2016).

5. Парамонов Н.Б. Отработка математического обеспечения вычислительного эксперимента для испытаний сложных технических систем // Вопросы радиоэлектроники. – 2013. – Сер. ЭВТ. – Вып. 3. – С. 189-200.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Парамонов Николай Борисович, д.т.н., проф., главный научный сотрудник, ПАО «Институт электронных управляющих машин им. И.С. Брука», 119334, г. Москва, ул. Вавилова, д. 24, (499)135-44-61, paramonov_n_b@rambler.ru.

Воробушков Василий Владимирович, к.т.н., ведущий инженер, ПАО «Институт электронных управляющих машин им. И.С. Брука», АО «МЦСТ», 119334, г. Москва, ул. Вавилова, д. 24, (499)797-81-90, Vasily.V.Vorobushkov@mcst.ru.

Рыжова Татьяна Павловна, к.т.н., старший научный сотрудник, Научно-учебный центр «Робототехника» МГТУ им. Н.Э. Баумана, 105037, г. Москва, Измайловская площадь, дом 7, (916)391-23-29, tatiana281186@ya.ru.

Минин Андрей Анатольевич, к.т.н., начальник отдела, Научно-учебный центр «Робототехника» МГТУ им. Н.Э. Баумана, 105037, г. Москва, Измайловская площадь, дом 7, (926)592-49-16, andrey.minin@bmstu.ru.