

ISSN 1816-0301 (Print)  
ISSN 2617-6963 (Online)

## ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

SIGNAL, IMAGE AND SPEECH PROCESSING

УДК 004.93'1; 004.932  
<https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-3-36-43>

Поступила в редакцию 03.02.2020  
Received 03.02.2020

Принята к публикации 25.08.2020  
Accepted 25.08.2020

# Распознавание подстилающей поверхности Земли с помощью сверточной нейронной сети на одноплатном микрокомпьютере

Д. А. Павленко<sup>✉</sup>, В. А. Ковалев, Э. В. Снежко, В. А. Левчук, Е. И. Печковский

*Объединенный институт проблем информатики  
Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь*  
<sup>✉</sup>E-mail: [dmitri.pavlenko@gmail.com](mailto:dmitri.pavlenko@gmail.com)

**Аннотация.** Приводятся результаты разработки программно-аппаратного комплекса (микромодуля) по обнаружению и классификации изображений подстилающей поверхности Земли. Микромодуль используется на борту легких беспилотных летательных аппаратов (дронов). Полученное устройство имеет размеры 5,2×7,4×3,1 см, массу 52 г, работает на одноплатном микрокомпьютере модели Raspberry Pi Zero Wireless и использует сверточную нейронную сеть на основе архитектуры MobileNetV2 для классификации изображений в реальном времени. При разработке микромодуля авторы преследовали цель добиться качества классификации изображений в реальном времени на недорогом мобильном оборудовании с малой вычислительной способностью, сопоставимого с качеством классификации популярными архитектурами глубоких сверточных сетей. Приведенные в статье сведения могут быть полезны инженерам и научным работникам, разрабатывающим компактные бюджетные мобильные системы обработки, анализа и распознавания изображений.

**Ключевые слова:** распознавание изображений, сверточная нейронная сеть, глубокое обучение, одноплатный микрокомпьютер, мобильная система

**Благодарности.** Работа была выполнена при финансовой поддержке проекта № 3.2.4.1 программы Союзного государства «Технология-СГ».

**Для цитирования.** Распознавание подстилающей поверхности Земли с помощью сверточной нейронной сети на одноплатном микрокомпьютере / Д. А. Павленко [и др.] // Информатика. – 2020. – Т. 17, № 3. – С. 36–43. <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-3-36-43>

---

## Recognition of underlying surface using a convolutional neural network on a single-board computer

Dzmitry A. Paulenka, Vassili A. Kovalev, Eduard V. Snezhko, Vitali A. Liauchuk, Evgeniy I. Pechkovsky

*The United Institute of Informatics Problems of the National Academy  
of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus*  
<sup>✉</sup>E-mail: [dmitri.pavlenko@gmail.com](mailto:dmitri.pavlenko@gmail.com)

**Abstract.** The results of the development of hardware and software system (micromodule), which detects and classifies underlying surface images of the Earth are presented. The micromodule can be installed on board of a light unmanned aerial vehicle (drone). The device has the size 5.2×7.4×3.1 cm, the weight 52 g, runs on a Raspberry Pi Zero Wireless single-board microcomputer and uses a convolutional neural network based on

MobileNetV2 architecture for real-time image classification. When developing the micromodule, the authors aimed to achieve a real-time image classification on inexpensive mobile equipment with low computing power so that the classification quality is comparable to popular deep convolutional network architectures. The provided information could be useful for engineers and researchers who are developing compact budget mobile systems for processing, analyzing and recognition of images.

**Keywords:** image recognition, convolutional neural network, deep learning, single-board computer, mobile system

**Acknowledgements.** This work was carried out with the financial support of Project no. 3.2.4.1 of the Technology-SG Union State Program.

**For citation.** Paulenka D. A., Kovalev V. A., Snezhko E. V., Liauchuk V. A., Pechkovsky E. I. Recognition of underlying surface using a convolutional neural network on a single-board computer. *Informatics*, 2020, vol. 17, no. 3, pp. 36–43 (in Russian). <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-3-36-43>

**Введение.** Автоматическая классификация изображений подстилающей поверхности, а также поиск и распознавание объектов на видео- и фотоизображениях являются важными задачами современной обработки изображений. Автоматическое распознавание местности с использованием изображений подстилающей поверхности исключает длительный и утомительный просмотр видеоматериалов операторами наземных пунктов управления, сокращает время подготовки необходимых данных, повышает достоверность выбора, уменьшает потребление энергии от бортовых источников за счет автоматического отбора интересующих участков и уменьшает время задержки между поступившим сигналом и откликом на него.

Современные одноплатные микрокомпьютеры и смартфоны обладают достаточной вычислительной мощностью для размещения на них программного обеспечения (ПО) с целью автоматического нахождения и классификации изображений. Это позволяет проводить предварительную обработку информации непосредственно на самом принимающем устройстве без передачи большого объема информации на сервер.

Авторы статьи разработали микромодуль, который является программно-аппаратным комплексом и состоит из одноплатного микрокомпьютера с необходимым вспомогательным оборудованием, а также сверточной нейронной сети (СНС) на основе архитектуры MobileNetV2 для обработки полученной информации. При этом ставилась цель добиться классификации изображений в реальном времени на оборудовании с очень маленькой вычислительной способностью.

**Основные функции микромодуля.** Микромодуль является автономной системой для автоматического распознавания изображений подстилающей поверхности: лесов различных видов, промышленных сооружений, водоемов, дорог, полей, кустарников, дачных застроек, сельскохозяйственных угодий с растительностью, находящейся на различных стадиях роста, и т. д.

Конкретные целевые классы задаются в полетном задании с помощью СНС, которая разработана с использованием технологии глубокого обучения (Deep Learning). С помощью встроенной видеокамеры микромодуль получает изображения поверхности, которые затем классифицирует в соответствии с полетным заданием. При необходимости кадры видеопоследовательности могут сохраняться на внешнем носителе микромодуля для последующего анализа.

Взаимодействие между микромодулем и основным бортовым компьютером сводится к передаче в реальном времени выявленного класса текущего изображения подстилающей поверхности и значения вероятности его достоверного определения. Класс «ноль» означает, что текущее изображение не относится ни к одному из целевых классов, заданных в полетном задании. Решение о выполнении высококачественной съемки, записи и передачи изображений на наземный пункт управления принимается основным бортовым компьютером или на наземном пункте управления.

Компьютер микромодуля является вычислительной системой со всем необходимым ПО, средствами разработки программ и интерфейсным оборудованием. Реализация микромодуля с помощью схемотехнических решений из отдельных специализированных компонентов (микрочипов, цифровых сигнальных процессоров (DSP), чипсетов, систем на кристалле и др.) в данной статье не рассматривается.

**Устройство аппаратной части микромодуля.** Аппаратная часть микромодуля (рис. 1) состоит из защитного корпуса, одноплатного микрокомпьютера Raspberry Pi Zero Wireless, карты памяти microSDHC, камеры Raspberry Pi Zero V1.3 Mini Camera, Li-Po, аккумулятора типа ROBITON емкостью 720 мА·ч, платы зарядки аккумуляторной батареи и соединительных проводов.

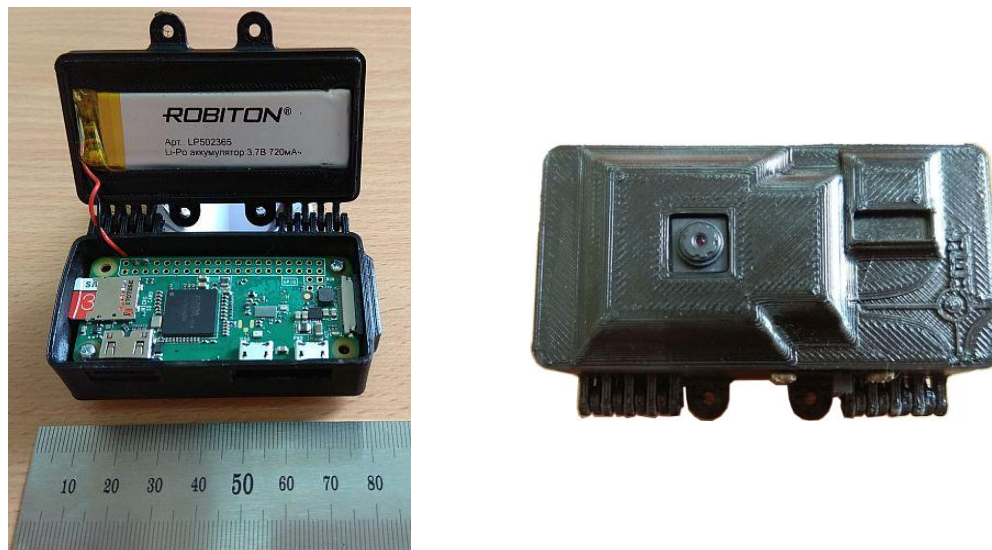


Рис. 1. Аппаратная часть микромодуля

Диапазон высот, на которых может применяться микромодуль, и разрешение обрабатываемых снимков зависят от полетного задания, т. е. от базы изображений, используемой при обучении искусственной нейронной сети. СНС может классифицировать только снимки, похожие на те, на которых она обучалась. Если предоставить нейронной сети снимки с текстурой или разрешением, на которых она не обучалась, то будут получены неверные результаты.

Рекомендуемые высоты для полетов микромодуля составляют от 300 до 600 м. Разрешение всего снимка зависит от камеры. Снимок разбивается сканирующим (скользящим) окном на мелкие изображения, которые ужимаются до размера  $96 \times 96$  пикселей и обрабатываются искусственной нейронной сетью. При этом в сканирующее окно должны попадать более или менее однородные участки поверхности одного типа. Если в сканирующем окне будет несколько различных типов поверхностей, то лучше снизить высоту и обучить искусственную нейронную сеть на меньших высотах либо применить другую задачу мультиклассификации, когда на изображении находятся несколько типов поверхностей, а не один. Габариты микромодуля  $5,2 \times 7,4 \times 3,1$  см, масса 52 г, максимальное энергопотребление при полезной нагрузке  $1,75 \pm 0,25$  Вт.

Для сокращения времени на производство, снижения трудоемкости изготовления и себестоимости изделия корпус микромодуля изготовлен на 3D-принтере методом послойной экструзии расплавленной нити из поликарбоната. Целесообразность выбора оборудования, сравнительный анализ вычислительных микроплатформ и требования технического задания к программно-аппаратному комплексу подробно описаны в работе [1].

**Устройство программной части микромодуля.** ПО микромодуля состоит из полетной и наземной частей (рис. 2). Полетная часть предназначена для обработки изображений и видеопотока, отбора и сжатия информации, наземная – для создания базы изображений и формирования полетных заданий. Между наземной и полетной частями микромодуля налажена беспроводная связь Wi-Fi для старта, обмена данными и мониторинга работы ПО. В свою очередь, полетная часть микромодуля работает в двух режимах: обработки изображений и обработки видеопотока.

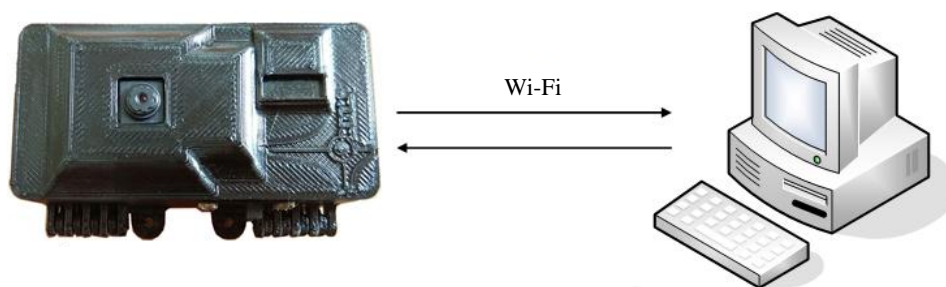


Рис. 2. Полетная и наземная части микромодуля

В режиме обработки изображений полетная часть микромодуля принимает на вход файлы изображений, с помощью сканирующего окна разбивает большое изображение на маленькие части, проводит оперативное распознавание, отбор и сжатие информации каждой маленькой части и возвращает только те типы подстилающей поверхности, которые требуется найти в соответствии с полетным заданием.

В режиме обработки видеопотока полетная часть микромодуля принимает на вход кадры видеопотока, проводит оперативное распознавание, отбор и сжатие видеoinформации и возвращает кадры с найденными на них типами подстилающей поверхности в соответствии с полетным заданием. В режиме обработки видеопотока обрабатывается весь кадр целиком. В режиме обработки изображений большое изображение разрезается на маленькие части, и каждая часть обрабатывается отдельно.

ПО написано на языках программирования Python и Си. Операционная система полетной части – Raspbian Jessie, наземной части – Ubuntu Linux.

На наземной части оператор формирует полетное задание и передает его на полетную часть. Полетная часть находится на борту квадрокоптера или беспилотного летательного аппарата (БПЛА). Микромодуль прикрепляется к летательному средству. Во время полета микромодуль в режиме реального времени обрабатывает кадры видеопотока с камеры либо сканирует поступающие ему на вход по Wi-Fi снимки и выдает индексы и изображения найденных целевых классов в соответствии с полетным заданием. Для обработки изображений применяется СНС на основе архитектуры MobileNetV2 [2].

В настоящее время разработанное устройство не сопрягается с БПЛА и, соответственно, не влияет на процесс его полета. Однако можно предположить, что в случае необходимости получения обратной связи о полете БПЛА и автоматической его коррекции представленное устройство может быть успешно интегрировано с устройством управления БПЛА. В рамках данной статьи рассматривается вопрос обеспечения принципиальной возможности автономной обработки и анализа изображений (видеопоследовательностей) на борту БПЛА малыми вычислительными средствами. Результатом работы микромодуля является передача на наземную часть информации о классификации изображений. Каким образом полученная информация может быть использована для полета БПЛА, в статье не рассматривается.

**Архитектура разработанной сверточной нейронной сети.** Главная задача микромодуля – это оперативное распознавание изображений подстилающей поверхности, т. е. анализ кадров видеопоследовательности для режима обработки видеопотока или последовательности изображений, на которые разбивается большое изображение, для режима обработки изображений и отнесение их к одному из классов, указанных в полетном задании.

Малая скорость вычислений на одноядерном процессоре с архитектурой ARMv6 (1 ГГц) и небольшой размер оперативной памяти (512 Мб) микрокомпьютера не позволили применить ни одну из широко известных нейронных сетей (AlexNet, VGG16, GoogLeNet и т. д.), поэтому была реализована специализированная архитектура СНС на основе MobileNetV2 [2].

Разработанная СНС имеет 11 блоков (всего 106 слоев), таких же, как в MobileNetV2, и выходной блок, адаптированный для классификации изображений подстилающей поверхности Земли. Кроме сокращения количества основных блоков с 13 до 11, в работе используются следующие технические приемы реализации вычислений, которые учитывают особенности архитектуры аппаратного обеспечения микромодуля:

- предварительно выделяется память для всех внутренних буферов СНС при ее инициализации;
- адреса всех выделенных буферов в памяти выравниваются по значению 0xff;
- некоторые буферы выделяются локально в функциях для более быстрого доступа к данным;
- память для переменных выделяется по возможности локально в функциях, а адреса выравниваются по значению 0xff;
- значения переменных вычисляются предварительно для их повторного использования;
- используется минимально необходимое количество ветвлений;
- в некоторых местах ветвления заменяются на другие конструкции с эквивалентным результатом с целью сокращения промахов доступа к кешам данных и инструкций процессора;
- все циклы выполнения критически важных вычислений развертываются в секции линейного кода для возможности осуществления векторизованных операций (т. е. для одновременного выполнения однотипных операций над данными в соседних ячейках памяти с целью минимизации времени обработки, а также сокращения промахов доступа к кешам данных и инструкций).

При реализации различных типов свертки всегда важно, чтобы проход по буферам памяти, в которых хранятся данные и веса СНС, был последовательным. Это также позволяет сократить количество дорогостоящих промахов по кешам процессора.

Для каждого из типов сверток СНС, в особенности для наиболее используемых сверток в глубину и точечных сверток (с ядрами  $1 \times 1$ ), были реализованы процедуры, которые учитывают характеристики их реализации и позволяют выполнять последовательный проход по буферам в памяти в наибольшем количестве случаев. Такие процедуры реализованы с помощью «отложенных» вычислений, когда результирующее значение в некоторой ячейке выходного тензора формируется как сумма вычислений, полученных при разнесенных по времени проходах.

Время работы точечной свертки с ядрами  $1 \times 1$  зависит от размеров входного и выходного тензоров. Поэтому для тензоров, у которых высота и ширина больше шести, и тензоров, у которых эти измерения меньше либо равны шести, были реализованы две процедуры, отличающиеся между собой способами организации данных в памяти.

В целом применение техник по оптимизации СНС позволило сократить время получения выходного вектора от СНС для одних и тех же данных приблизительно в пять раз по сравнению с временем получения выходного вектора от оригинальной архитектуры MobileNetV2.

Процесс решения задачи распознавания состоит из двух этапов:

- тренировки (обучения) нейронной сети на выборке изображений целевых классов подстилающей поверхности, которая выполняется на наземной части ПО микро модуля;
- оперативного распознавания изображений на полетной части ПО микро модуля.

ПО формирования полетных заданий наземной части микро модуля разработано с использованием библиотеки Keras и выполняет обучение нейронной сети на мощной видеокарте. Результатом формирования полетного задания является обученная нейронная сеть, которая затем переносится на полетную часть микро модуля. Туда же переносится и файл, содержащий значения весов обученной сети.

Для оперативного распознавания типов подстилающих поверхностей на полетной части микро модуля на языке программирования C была разработана авторская библиотека функций для импорта весов СНС и вычисления значений выходного вектора по входным изображениям с последующим выводом результатов. При такой реализации скорость классификации одного трехканального изображения размером  $96 \times 96$  пикселей на одноядерном процессоре с архитектурой ARMv6 и частотой 1 ГГц составляет в среднем 280 мс, или 3,5 кадра в секунду.

**Оценка качества распознавания.** Для обучения искусственной нейронной сети были подготовлены две базы изображений с различными типами подстилающей поверхности Земли (рис. 3).

Скачивание карт подстилающей поверхности было выполнено на бесплатном программном обеспечении SAS.Планета (SASPlanet, URL: <http://www.sasgis.org>), проекция карт – Mercator / Google Maps, масштаб карт – Z18.



Рис. 3. Примеры различных типов подстилающей поверхности Земли

Разметка карт и получение базы изображений с различными типами подстилающей поверхности производились на ПО Manual image annotation with polygons (URL: [https://github.com/foobar167/junkyard/tree/master/manual\\_image\\_annotation1](https://github.com/foobar167/junkyard/tree/master/manual_image_annotation1)). Данная утилита разработана авторами статьи и является частью наземного ПО микромодуля.

Первая база изображений состоит из восьми типов подстилающей поверхности: озеро, город, поле, лес, шоссе, дорога, река, дачи. В формировании полетного задания задействовано 40 000 изображений размером  $256 \times 256$  пикселей каждое. При обучении искусственной нейронной сети на вход микромодуля подаются изображения размером  $256 \times 256$  пикселей, которые в процессе обработки сжимаются до  $96 \times 96$  пикселей и затем классифицируются с помощью СНС. Для предотвращения эффекта переобучения изображения для обучающей выборки сделаны в окрестностях Минска, а для проверочной выборки – в окрестностях Бреста и оз. Нарочь. Результаты работы СНС представлены в табл. 1.

Таблица 1

Матрица неточностей СНС для восьми типов подстилающей поверхности

Класс изображения	Озеро	Город	Поле	Лес	Шоссе	Дорога	Река	Дачи
Озеро	<b>0,81</b>	0,00	0,05	0,13	0,00	0,00	0,01	0,00
Город	0,03	<b>0,60</b>	0,04	0,01	0,07	0,01	0,01	<b>0,23</b>
Поле	0,04	0,00	<b>0,95</b>	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
Лес	<b>0,60</b>	0,00	0,02	<b>0,32</b>	0,00	0,00	0,05	0,00
Шоссе	0,00	0,01	0,04	0,01	<b>0,73</b>	0,11	0,10	0,01
Дорога	0,00	0,00	0,01	0,00	0,05	<b>0,91</b>	0,04	0,00
Река	0,03	0,00	0,09	0,02	0,05	<b>0,29</b>	<b>0,47</b>	0,04
Дачи	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,06	0,00	<b>0,92</b>

Доля изображений, для которых вероятность принадлежности к одному из типов подстилающей поверхности превышает пороговое значение, составляет 0,86. Средняя точность классификации равна 0,71. В таблицах жирным шрифтом по диагонали матрицы выделены верные значения точности, а жирным курсивом отмечены самые большие значения ошибочных классификаций.

Из табл. 1 видно, что класс «город» программа часто путает с классом «дачи», потому что они похожи по текстуре. Класс «лес» часто ошибочно определяется как «озеро», возможно, из-за того, что «озеро» выделяется вместе с поросшими лесом берегами. Класс «река» путается с классом «дорога», возможно, из-за того, что проселочные дороги часто идут вдоль рек. Поэтому на изображениях реки выделены вместе с дорогами, т. е. на одном изображении находятся сразу несколько типов подстилающей поверхности.

Рассмотрим матрицу неточностей для популярной нейронной сети GoogLeNet (табл. 2). Из таблицы видно, что качество классификации у GoogLeNet для одной и той же базы изображений лишь незначительно лучше, чем у разработанной авторами искусственной нейронной сети.

Таблица 2

Матрица неточностей GoogLeNet для восьми типов подстилающей поверхности

Класс изображения	Озеро	Город	Поле	Лес	Шоссе	Дорога	Река	Дачи
Озеро	<b>0,91</b>	0,00	0,01	0,05	0,01	0,00	0,02	0,00
Город	0,10	<b>0,60</b>	0,00	0,00	0,15	0,01	0,01	<b>0,13</b>
Поле	0,04	0,00	<b>0,94</b>	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00
Лес	<b>0,55</b>	0,00	0,00	<b>0,44</b>	0,00	0,00	0,01	0,00
Шоссе	0,01	0,00	0,05	0,00	<b>0,73</b>	0,07	0,13	0,00
Дорога	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	<b>0,95</b>	0,03	0,00
Река	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	<b>0,11</b>	<b>0,87</b>	0,00
Дачи	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	0,00	<b>0,91</b>

Доля изображений, для которых вероятность принадлежности к одному из классов превышает пороговое значение, составляет 0,88. Средняя точность классификации равна 0,79.

Вторая база изображений состоит из 11 классов: каньон, город, пустыня 1, пустыня 2 (другая текстура), поле, лес, озеро, горы, саванна, море, болото – всего 282 700 изображений каждое размером 256×256 пикселей (табл. 3).

Таблица 3

Матрица неточностей СНС 11 типов подстилающей поверхности

Класс изображения	Каньон	Город	Пустыня 1	Пустыня 2	Поле	Лес	Озеро	Горы	Саванна	Море	Болото
Каньон	<b>9991</b>	0	0	0	0	0	8	1	0	0	0
Город	0	<b>8000</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Пустыня 1	0	0	<b>5967</b>	33	0	0	0	0	0	0	0
Пустыня 2	0	0	0	<b>5000</b>	0	0	0	0	0	0	0
Поле	0	0	0	0	<b>7500</b>	0	0	0	0	0	0
Лес	0	0	0	0	0	<b>6000</b>	0	0	0	0	0
Озеро	0	0	0	0	0	0	<b>6000</b>	0	0	0	0
Горы	16	0	0	0	17	0	0	<b>6959</b>	0	0	4
Саванна	3	1	0	0	0	0	0	0	<b>7984</b>	0	0
Море	0	0	0	0	2	0	0	0	0	<b>6998</b>	0
Болото	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>5500</b>

Высокое качество распознавания для второй базы объясняется тем, что она специально была составлена из изображений, которые в отличие от изображений первой базы совершенно не похожи между собой и не содержат несколько типов подстилающей поверхности на одном изображении.

Был проведен сравнительный анализ качества распознавания между разработанной СНС и популярными архитектурами нейронных сетей: LeNet, AlexNet и GoogLeNet. Результаты сравнительного анализа [3] показывают, что представленная архитектура СНС сопоставима по качеству распознавания с популярными архитектурами глубоких сверточных сетей.

**Заключение.** В Объединенном институте проблем информатики НАН Беларуси разработан программно-аппаратный комплекс (микромодуль) по обнаружению и классификации изображений подстилающей поверхности Земли. Аппаратная часть микромодуля имеет низкое энергопотребление, малые размеры и массу. Стоимость комплектующих микромодуля не превышает 200 белорусских рублей.

Разработанная СНС отличается надежностью, которая сопоставима с популярными архитектурами глубоких сверточных сетей. Малое время обработки одного кадра позволяет устанавливать данную сеть на мобильные микроплатформы с небольшой вычислительной мощностью. Однако точность распознавания зависит от качества базы изображений, которая применяется для обучения нейронной сети.

При дальнейшей разработке программно-аппаратного комплекса авторы планируют перейти от задачи классификации изображений (image classification) к задаче поиска объектов на изображении (object detection), а также к мультиклассификации, когда на одном изображении находятся сразу несколько типов подстилающей поверхности.

### Список использованных источников

1. Сравнительный анализ вычислительных платформ для бортового микро модуля предварительного распознавания изображений / В. А. Ковалев [и др.] // Информатика. – 2018. – Т. 15, № 3. – С. 7–21.
2. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks / Sandler M. [et al.] // arXiv preprint. arXiv:1801.04381, 2018. – Mode of access: <https://arxiv.org/abs/1801.04381>. – Date of access: 03.02.2020.
3. Интеллектуальная технология распознавания подстилающей поверхности Земли / С. В. Кругликов [и др.] // Радиоэлектронные технологии. – 2019. – № 1. – С. 90–94.

### References

1. Kovalev V. A., Paulenka D. A., Snezhko E. V., Liauchuk V. A., Kalinovski A. A. Sravnitel'nyj analiz vychislitel'nyh platform dlja bortovogo mikromodulja predvaritel'nogo raspoznavaniya izobrazhenij [Comparative analysis of computing platforms for onboard micromodule of provisional image recognition]. *Informatika [Informatics]*, 2018, vol. 15, no. 3, pp. 7–21 (in Russian).
2. Sandler M., Howard A., Zhu M., Zhmoginov A., Chen L. C. *MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks*, 2018. Available at: <https://arxiv.org/abs/1801.04381> (accessed 03.02.2020).
3. Kruglikov S. V., Kovalev V. A., Paulenka D. A., Snezhko E. V., Liauchuk V. A. Intellektualnaya tekhnologiya raspoznavaniya podstilayushchey poverkhnosti Zemli [Intelligent technology for recognizing the underlying surface of the Earth]. *Radiojelektronnye tehnologii [Radioelectronic Technology]*, 2019, no. 1, pp. 90–94 (in Russian).

### Информация об авторах

*Павленко Дмитрий Анатольевич*, инженер-программист, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь.  
E-mail: [dmitri.pavlenko@gmail.com](mailto:dmitri.pavlenko@gmail.com)

*Ковалев Василий Алексеевич*, кандидат технических наук, заведующий лабораторией анализа биомедицинских изображений, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь.  
E-mail: [vassili.kovalev@gmail.com](mailto:vassili.kovalev@gmail.com)

*Снежко Эдуард Витальевич*, кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь.  
E-mail: [eduard.snezhko@gmail.com](mailto:eduard.snezhko@gmail.com)

*Левчук Виталий Андреевич*, кандидат технических наук, научный сотрудник, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь.  
E-mail: [vitali.liauchuk@gmail.com](mailto:vitali.liauchuk@gmail.com)

*Печковский Евгений Игоревич*, ведущий инженер-программист, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь.  
E-mail: [zver927@gmail.com](mailto:zver927@gmail.com)

### Information about the authors

*Dzmitry A. Paulenka*, Software Engineer, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus.  
E-mail: [dmitri.pavlenko@gmail.com](mailto:dmitri.pavlenko@gmail.com)

*Vassili A. Kovalev* – Cand. Sci. (Eng.), Head of the Laboratory of Biomedical Images Analysis, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus.  
E-mail: [vassili.kovalev@gmail.com](mailto:vassili.kovalev@gmail.com)

*Eduard V. Snezhko* – Cand. Sci. (Eng.), Leading Researcher, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus.  
E-mail: [eduard.snezhko@gmail.com](mailto:eduard.snezhko@gmail.com)

*Vitali A. Liauchuk* – Cand. Sci. (Eng.), Researcher, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus.  
E-mail: [vitali.liauchuk@gmail.com](mailto:vitali.liauchuk@gmail.com)

*Evgeniy I. Pechkovsky* – Leading Software Engineer, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus.  
E-mail: [zver927@gmail.com](mailto:zver927@gmail.com)