

5. Заключение. В работе рассмотрена проблема организации эффективного обучения глубоких доверительных сетей. Предложен один из возможных подходов к решению проблемы на основе декомпозиции данных и метода отжига.

Эффективность предложенного подхода демонстрируется на примере решения задачи сжатия цветных изображений с использованием глубокой доверительно нейронной сети. Задача решалась на компьютере с многоядерным процессором и видеокартой.

В силу того, что возможности метода отжига сильно ограничены вычислительными мощностями компьютеров (которые постоянно растут), и с учетом полученных результатов можно сделать предположение, что метод отжига имеет огромный потенциал. Поэтому описанные в работе идеи могут оказаться полезными при обучении глубоких нейронных сетей.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Krasnoprosin, V. V. Statistical approach to image compression based on a restricted Boltzmann machine // V. V. Krasnoprosin, V. V. Matskevich // Proceedings of the 12-th International Conference "Computer Data Analysis and Modeling" – CDAM'2019. – Minsk, 2019. – P. 207–213.
2. Matskevich, Vadim Annealing method in training restricted Boltzmann machine / Vadim Matskevich, Victor Krasnoprosin // Proceedings of the 14-th International Conference – PRIP'2019. – Minsk, 2019. – P. 264–268.
3. Glorot, Xavier Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks / Glorot Xavier, Bengio Yoshua // Proceedings of the Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. – PMLR. – Vol. 9. – 2010. – P. 249–256.
4. Aicher, C. Adaptively truncating backpropagation through time to control gradient bias / C. Aicher, N. J. Foti, E. B. Fox [Электронный ресурс]. – Режим доступа : arxiv.org/abs/1905.07473 – Дата доступа : 04.01.2020.
5. Treadgold, N. K. Simulated annealing and weight decay in adaptive learning: the SARPROP algorithm / N. K. Treadgold, T. D. Gedeon // IEEE Transactions on Neural Networks. – Vol. 9. – Issue, 4 Jul 1998.
6. Головкин, В. А. Применение нейронных сетей глубокого доверия для выделения семантически значимых признаков / В. А. Головкин, А. А. Крощенко // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем = Open Semantic Technologies for Intelligent Systems (OSTIS-2015) : материалы V Междунар. науч.-техн. конф. (Минск, 19-21 февраля 2015 года) / редкол. : В. В. Голеньков (отв. ред.) [и др.]. – Минск : БГУИР, 2015. – С. 481-486.
7. Locatelli, M. Convergence properties of simulated annealing for continuous global optimization // Journal of Applied Probability. – December 1996. – Vol. 33. – Issue 4. – P. 1127–1140.
8. Hajek, B. Cooling schedules for optimal annealing // mathematics of operations research. – Vol. 13. – No 2. – May 1988.
9. Sanguthevar Rajasekaran On the Convergence Time of Simulated Annealing [Электронный ресурс]. – Режим доступа : repository.upenn.edu/cis_reports/356/ – Дата доступа : 04.01.2020.
10. Краснопрошин, В. В. Эффективная обработка данных на гетерогенных вычислительных устройствах / В. В. Краснопрошин, В. В. Мацкевич // Вестник Брестского государственного технического университета. – Серия : Физика математика, информатика. – 2018. – № 5 (113). – С. 15–18.
11. STL-10 dataset [Электронный ресурс]. – Режим доступа : academictorrents.com/details/a799a2845ac29a66c07cf74e2a2838b6c5698a6a – Дата доступа : 25.02.2018.
12. STL-10 dataset description [Электронный ресурс]. – Режим доступа : stanford.edu/~acoates/stl10/ – Дата доступа : 24.02.2018.
13. CUDA toolkit [Электронный ресурс]. – Режим доступа : developer.nvidia.com/cuda-downloads – Дата доступа : 23.02.2018.
14. Dogancan Temel. Ghassan AlRegib Perceptual Image Quality Assessment through Spectral Analysis of Error Representations // Signal Processing: Image Communication. – Vol. 70. – 2019. – P. 37-46, ISSN 0923-5965.
15. Rasdi, Rere L. M. Simulated Annealing Algorithm for Deep Learning / L. M. Rasdi Rere, Mohamad Ivan Fanany, Aniat Murni Arymurthy // Procedia Computer Science. – 2015. – Vol. 72. – P. 137–144.
16. Toderici, G. Full Resolution Image Compression with Recurrent Neural Networks / G. Toderici, D. Vincent, N. Johnston, Jin Hwang Sung, D. Minnen, J. Shor, M. Covell [Электронный ресурс]. – Режим доступа : arxiv.org/abs/1608.05148 – Дата доступа : 04.01.2020.
17. Zhou, X. An Efficient Compressive Convolutional Network for Unified Object Detection and Image Compression / X. Zhou, L. Xu, S. Liu, Y. Lin, L. Zhang, C. Zhuo // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2019. – Vol. 33. – P. 5949–5956.

29.01.2020

KRASNOPROSHIN V. V., MATSKEVICH V. V. Annealing method in training deep belief networks

The paper deals with the problem of organizing efficient deep belief networks training. A possible approach to solving the problem based on annealing method using the data parallelization technology is proposed. The effectiveness of the approach is demonstrated by the example of solving the problem of compressing color images using a restricted Boltzmann machine.

The ideas described in the paper may be useful in training deep belief networks on clusters.

004.89

. . .

Постановка задачи детекции маркировки. Применение нейронных сетей в промышленных целях является перспективным направлением машинного обучения. Это особенно относится к задачам детекции объектов в регулярных производственных процессах. В качестве примера можно назвать обнаружение объектов специальных классов, которые перемещаются по производственной линии. Критически важно, чтобы подобные операции выполнялись очень

быстро. В настоящее время широкое применение находят глубокие архитектуры нейронных сетей [1, 2], которые с успехом применяются для решения задач детекции и сегментации.

Перед нами была поставлена задача обнаружения и распознавания цифр в маркировке молочной продукции, производимой ОАО «Савушкин продукт» (йогурт, кефир и т. д.) [3, 4]. Помимо решения этой задачи, система должна выявлять ошибки нанесения маркиров-

Головкин Владимир Адамович, д. т. н., профессор, заведующий кафедрой интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Крощенко Александр Александрович, старший преподаватель кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

ки на продукцию, которые могут происходить в процессе печати. В качестве исходных данных используется видеопоток, получаемый посредством RGB-камеры, установленной над производственной линией. Этот поток характеризуется скоростью 76 кадров в секунду. Пример кадра из потока представлен на рис. 1.



Рисунок 1 – Пример анализируемого кадра

Решение задачи детекции объектов возможно в режиме реального времени, однако здесь возникает проблема быстрой обработки изображения нейросетью. При обработке каждого кадра своевременное завершение работы сети будет невозможно в случае видеопотока с высокой частотой кадров. В нашей задаче временное окно, которое может быть задействовано для обработки одного кадра из такого видеопотока, составляет всего 0,013 с или 13 миллисекунд. На настоящий момент нейросетевых архитектур, способных осуществлять детекцию объектов на изображении за указанный интервал времени при условии ограниченности машинных ресурсов (например, с использованием мобильного устройства), не существует. Поэтому необходимо оценить важность определенного кадра для осуществления детекции и отбросить остальные.

Так как товары на конвейере появляются с определенной частотой, можно выделить ключевые кадры, которые будут обработаны нейросетью, а другие, промежуточные кадры, характеризующие продвижение товара по конвейеру, пропускать.

Как упоминалось выше, в процессе распознавания маркировки продукции решается несколько вспомогательных задач, связанных с корректностью нанесения такой маркировки. Первая задача – это определение наличия маркировки на бутылке. Вторая задача, являющаяся более общим случаем первой – это определение наличия искажений маркировки, возникающих в процессе печати, отсутствия ее частей и т. д. И, наконец, третья задача – собственно детекция цифр, составляющих маркировку, формирование даты и времени производства товара и определение корректности этих данных в соответствии с заранее заданным шаблоном. Основные ошибки маркировки изображены на рисунке 2.

Отсутствие маркировки

Отсутствие частей маркировки

Искажения

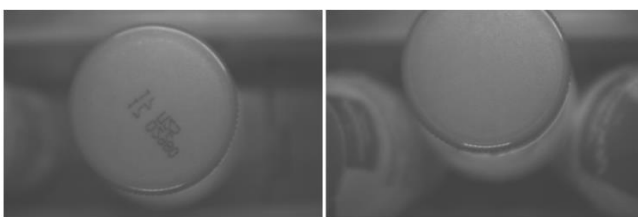


Рисунок 2 – Основные типы дефектов маркировки

Общая архитектура системы распознавания. Система распознавания маркировки состоит из 4 нейронных сетей, работающих в параллельном и последовательном режимах (рис. 3).

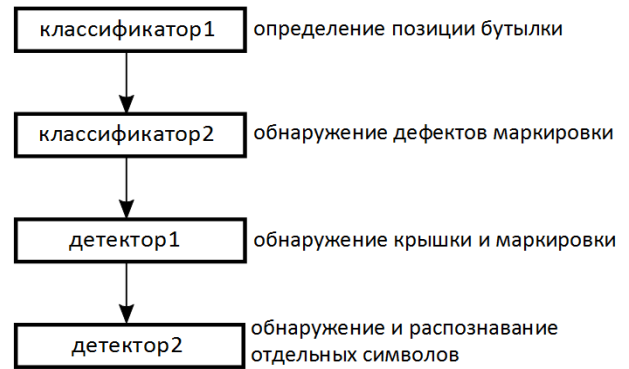


Рисунок 3 – Структура системы

Первая сеть представляет собой простой классификатор на основе сверточной нейронной сети, выполняющий определение положения бутылки с маркировкой в кадре. Основных положений четыре – по мере удаленности от центра кадра. 1 класс описывает минимальную удаленность от центра кадра. Только кадры этого класса участвуют в последующем анализе другими сетями. Классы 2 и 3 описывают среднюю и максимальную удаленность. Наконец, класс 4 нужен для случая, когда товара с маркировкой нет в кадре (например, обзревается пустая линия).

В случае, если кадр был отнесен к классу 1, он передается далее на вторую нейронную сеть. Данная сеть, так же как и первая, представляет собой классификатор и служит для определения наличия дефектов маркировки. К этим дефектам могут быть отнесены случаи: отсутствие маркировки, частичное отсутствие маркировки, искажения маркировки (например, «смазанность»).

В нашем случае второй классификатор осуществляет определение наличия одного дефекта, а именно, отсутствия маркировки.

В случае если дефект был выявлен, система оповещает об этом оператора. Если в маркировке не были обнаружены дефекты, кадр передается на следующую нейросеть.

Третья нейросеть выполняет функцию детектора и осуществляет поиск крышки и маркировки в кадре. Здесь в качестве архитектуры была выбрана сеть SSD [5] на базе классификатора MobileNet [6]. Эта модель показала свое максимальное быстродействие в задаче с детекцией бренда [7] и стала наиболее приемлемым кандидатом для работы в режиме реального времени.

Наконец, четвертая нейросеть также является детектором SSD-MobileNet и осуществляет поиск отдельных цифр в маркировке и формирование итогового результата распознавания.

Рассмотрим архитектуры используемых нейросетей и особенно-сти их применения подробнее.

Архитектуры используемых нейросетей. Как уже было сказано, в качестве классифицирующих сетей на первых двух этапах используются сверточные нейронные сети.

Архитектура 1-го классификатора представлена на рис. 4. Он состоит из 5 слоев и имеет 4 выходных нейрона по числу классов, определяющих положение бутылки в кадре. Все слои используют функцию активации ReLU за исключением 3-го и последнего слоев. Они используют линейную и softmax-функции активации соответственно. Также применяется max pooling после первого и второго сверточного слоев со stride = 2.

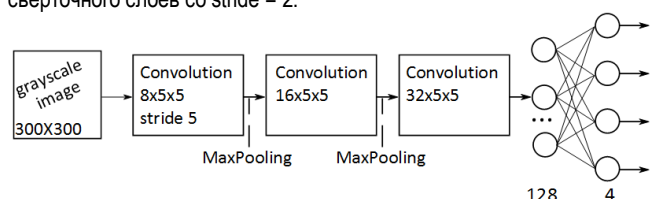


Рисунок 4 – Архитектура первого классификатора

Архитектура 2-го классификатора представлена на рис. 5. Он состоит из 6 слоев и имеет 2 выходных нейрона по числу классов, представляющих дефекты маркировки (в данном случае класс один – это отсутствие маркировки, другой класс используется для маркировки без дефектов). Здесь применяется max pooling и batch normalization после первого и второго слоев.

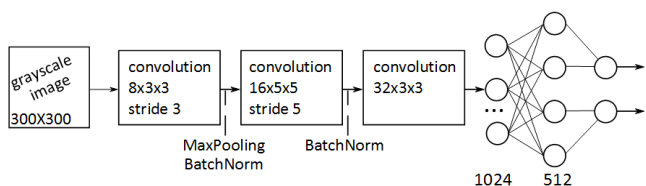


Рисунок 5 – Архитектура второго классификатора

Обучающие выборки: формирование и основные характеристики. Для формирования обучающей выборки первого классификатора нами использовался вспомогательный детектор Faster R-CNN [8] (на базе предобученного классификатора ResNet50 [9]). Задача этой сети – в максимально точной разметке выборки по степени удаленности объекта (бутылки) от центра кадра. Данный детектор обучается традиционным образом и служит для обнаружения крышек и маркировки в кадре. Затем обученный детектор используется для формирования классов удаленности на базе уже имеющейся выборки. В качестве меры удаленности используется евклидово расстояние от центра крышки до центра кадра. Тем самым, формируются классы 1-4 для классификатора 1 (рис. 6).

Процесс формирования обучающей выборки для классификатора 2 усложняется отсутствием достаточного количества данных, содержащих дефекты маркировки, так как ситуация отсутствия маркировки, вообще говоря, является редкой. Поэтому для решения этой задачи нами были вручную подготовлены данные, представленные кадрами с крышками без маркировки. Для этого все имеющиеся кадры обучающей выборки из класса 1 классификатора 1 были обработаны с целью удаления маркировки. Тем самым были получены две группы крышек, представители первой из которых содержат маркировку, а второй – нет (рис. 7).

Для первого и второго детектора мы использовали обучающие выборки с различным количеством изображений. Так, обучающая выборка для первого детектора содержит 830 изображений, а для второго – только 95. Это связано с тем, что изображения из второй выборки включают больше детектируемых объектов и это частично компенсирует малый размер выборки.

Изображения для этих выборок подготавливались в ручном режиме.

Результаты. Применение SSD-модели позволяет достичь эффективности детекции в 99% (mAP = 0.99) для обнаружения крышки и 97% для компонентов маркировки (цифр). Кроме этого, скорость обработки позволяет успешно обнаруживать маркировку в видеопотоке со скоростью 76 кадров в секунду (общее время, затраченное на работу всех моделей, позволяет осуществлять анализ маркировки каждой проходящей по конвейеру бутылки). Это становится возможным благодаря параллельному режиму функционирования нейронных сетей, которые входят в систему (рис. 8).

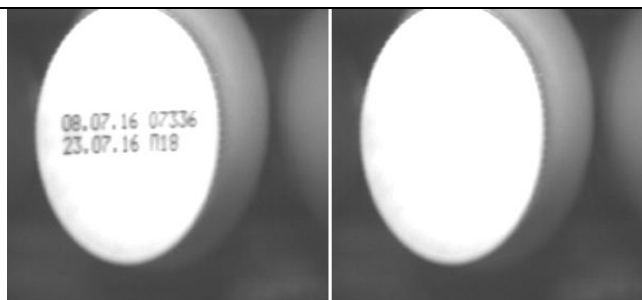


Рисунок 7 – Формирование обучающей выборки для второго классификатора

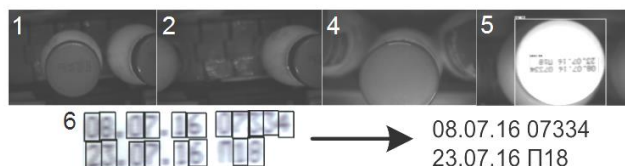


Рисунок 8 – Обработка кадра нейросетевыми моделями

Заключение. В данной статье рассмотрен процесс разработки нейросетевой системы для поддержки производственного процесса на предприятии. Полученные результаты свидетельствуют о том, что в оперативной обработке данных (например, кадров, получаемых посредством видеокамер) могут участвовать даже достаточно сложные современные нейросетевые модели при условии, что на их использование будут накладываться дополнительные ограничения (например, обработка не каждого кадра, а лишь основных целевых). Некоторые аспекты данной системы еще находятся на стадии доработки и улучшения (это касается качества распознавания отдельных цифр, а также некоторых специальных случаев размещения маркировки, например, когда она наклонена).

Можно утверждать, что потребность в подобных системах будет расти, поскольку автоматизация рутинных операций (таких как проверка корректности маркировок продукции на производственной линии) является актуальной и важной задачей.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Golovko, V. Deep learning: an overview and main paradigms / V. Golovko // Optical memory and neural networks (Springer Link). – 2017. – № 1 – P. 1–17.

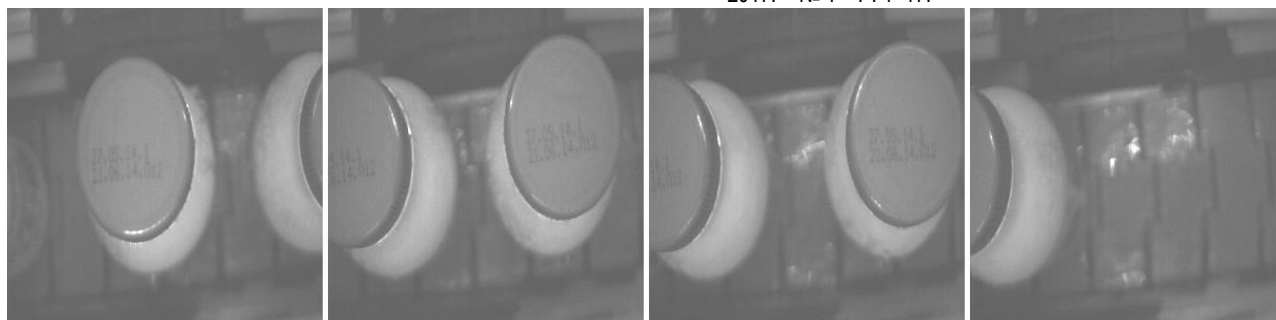


Рисунок 6 – Образцы для обучения первого классификатора

2. Golovko, V. The nature of unsupervised learning in deep neural networks: A new understanding and novel approach / V. Golovko, A. Kroschanka // Optical memory and neural networks (Springer Link). – 2016. – № 3 – P. 127–141.
3. Golovko, V. A. Integration of artificial neural networks and knowledge bases / V. A. Golovko, V. V. Golenkov, V. P. Ivashenko, V. V. Taberko, D. S. Ivaniuk, A. A. Kroschanka, M. V. Kovalev // Open semantic technologies for designing intelligent systems (OSTIS'2018): materials of the International Science and Technology Conf. Minsk, February 15-17, 2018). – Minsk : BSUIR, 2018. – P. 133–145.
4. Golovko, V. Principles of decision-making systems building based on the integration of neural networks and semantic models / V. Golovko, A. Kroschanka, V. Ivashenko, M. Kovalev, V. Taberko, D. Ivaniuk // Open Semantic Technologies for Intelligent Systems (OSTIS'2019). – Minsk : BSUIR, 2019. – P. 91–102.
5. Liu, W. SSD: Single Shot MultiBox Detector / W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Fu, A.C. Berg // arXiv [Web-resource]. – 2015. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf>. – Date of access : 12.12.2019.
6. Howard, A.G. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications / A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, H. Adam // arXiv [Web-resource]. – 2017. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1704.04861.pdf>. – Date of access : 12.12.2019.
7. Golovko, V. Brands and Caps Labeling Recognition in Images Using Deep Learning / V. Golovko, A. Kroschanka, E. Mikhno // International Conference on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP 2019). – Springer, 2019. – P. 35–51.
8. Ren, S. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun // arXiv [Web-resource]. – 2016. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>. – Date of access : 12.12.2019.
9. He, K. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun // arXiv [Web-resource]. – 2015. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf>. – Date of access : 12.12.2019.

03.02.2020

GOLOVKO V. A., KROSHCHENKO A. A. Implementation of a neural network system for recognition of product labeling

The paper discusses the implementation of a neural network system for the detection and recognition of product labeling of JSC Savushkin Product. The main criteria for the quality of the developed system are related to the accuracy of labeling recognition and to the speed of such recognition.

The system is based on a cascade model of neural networks of different architectures (convolutional classifiers, SSD model based on MobileNet v1), each of which solves its own subtask. An approach is described in which not all frames are processed, but only those that belong to a certain class and are selected by a neural network classifier. This method significantly accelerates the work of the entire system.

The results of detection and recognition are presented, confirming the effectiveness of the developed system.

004.89

.

Введение. В результате глобальных климатических изменений возросло количество и масштаб различных стихийных бедствий, губительно влияющих на природно-территориальные комплексы. Наибольший ущерб приносят наводнения, землетрясения, штормы, засухи, вулканы и лесные пожары. В данной работе акцент сделан на пожары, количество, масштаб и мощность которых возрастает по мере увеличения уровня концентрации углекислого газа в атмосфере и средней глобальной температуры [1, 2]. Например, в Австралии в 2019-2020 гг. площадь пожаров превысила 10,7 миллионов гектар, в результате погибли 29 человек, сгорели реликтовые сосновые и эвкалиптовые рощи, более миллиарда диких животных. В России последние десять лет также увеличивается площадь пожаров, в основном в Сибирском и Дальневосточном федеральных округах [3].

Для своевременной фиксации и минимизации разрушительных последствий стихийных бедствий разрабатываются международные, государственные и региональные системы мониторинга. Наиболее совершенные из них проводят наблюдение за различными регионами Земли, фиксируют аномальные явления, диагностируют причину изменений и вырабатывают соответствующие управляющие решения. Последние содержат рекомендации для административных органов, подразделений МЧС и населения [4]. Необходимость в таких системах очевидна, но их разработка требует значительных финансовых вложений, достаточно много времени и больших затрат высококвалифицированных специалистов. Кроме того, они ориентированы на определенный метод мониторинга и один тип датчиков, что существенно сужает класс решаемых ими задач.

Анализ процессов возникновения и тушения пожаров в Австра-

лии, России, США, Южной Америке, Индонезии, Ливане в 2019 г. показал, что существующие системы мониторинга во многих случаях оказались неэффективными. Они не учитывали специфику ландшафта на местах и фиксировали пожары в средней или высокой стадии развития. Поэтому управляющие решения запаздывали, как и группы реагирования с противопожарной и спасательной техникой. Кроме того, пожары часто возникали в местах, где их никогда ранее не было, поэтому население не знало правил безопасности и мест расположения убежищ, что привело к человеческим жертвам.

Одним из подходов, снижающих потери от пожаров, является разработка недорогих локальных систем мониторинга, учитывающих местные условия, возможные очаги возгорания и содержащих правила поведения в случае возникновения опасности. В данной работе представлен пошаговый процесс построения такой системы и пример ее использования.

1. Обзор литературы. Поиск новых методов и средств борьбы с пожарами в природно-территориальных комплексах занимают во многих странах мира. Анализ результатов, сделанный в [3, 5, 6, 7], показывает, что исследования в основном сосредоточены на совершенствовании методов и аппаратных средств глобального мониторинга Земли на основе дистанционного зондирования. Типичный пример его реализации: спутники AQUA и TERRA, оснащенные приборами MODIS, получают снимки земной поверхности в видимом и инфракрасном тепловом диапазонах. После их обработки на серверах алгоритмом MOD14 фиксируются тепловые аномалии (горячие точки), характеристики и координаты которых сообщаются диспетчерам [3]. Аналогичный подход используется в системах "Каскад",

Барановский Олег Васильевич, соискатель кафедры ИСУ ФПМИ Белорусского государственного университета; e-mail : 1bov@mail.ru.

Вальвачев Александр Николаевич, к. т. н., доцент кафедры информационных систем управления Белорусского государственного университета; e-mail : van_955@mail.ru.

Беларусь, 220050, г. Минск, пр. Независимости, 4.