

ления в зависимости от окружающей среды. Дальнейшее развитие в этом направлении зависит от разработки математических аппаратов оценки окружающей среды и принятия решений.

### **Вывод**

Полуавтоматическое движение, предлагаемое в качестве решения проблем управления МР в случае обрыва связи и ошибки оператора, имеет также дополнительные преимущества, основное из которых – реализация группового движения.

### **Реализация полуавтоматического движения и практическая модель**

Реализовывать полуавтоматическое движение планируется на основе адаптивного управления в виде нейросетевой модели поискового движения [1].

Практическое применение полуавтоматического движения будет представлено на базе экспериментальной модели группового робота для решения задач мониторинга помещений [2].

### **Список цитированных источников**

1. Прокопович Г.А. Нейросетевая модель для реализации поисковых движений мобильного робота // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем: материалы III Международной научно-технической конференции. – Минск: БГУИР, 2013.

2. Прокопович, Г.А. Экспериментальная модель группового робота для решения задач мониторинга помещений / Г.А. Прокопович, В.А. Сычев // Инновационные технологии, автоматизация и мехатроника в машино- и приборостроении: материалы II Международной научно-практической конференции. – Минск: БНТУ, 2013.

УДК 004.932

## **ПОДХОД К ВОПРОСУ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ**

**Кочурко В.А.**

*Брестский государственный технический университет, г. Брест  
Научный руководитель: Головкин В.А., профессор, д.т.н.*

Одной из фундаментальных задач искусственного интеллекта является вопрос восприятия окружающего мира и правильной реакции на основе поступающих данных. Наиболее естественно преобразуемый в понятный для человека тип восприятия – визуальный, поэтому компьютерное зрение является наиболее актуальной и динамично развивающейся областью искусственного интеллекта.

При решении некоторых прикладных задач (которые можно классифицировать как задачи поиска) в области компьютерного зрения главным показателем успешности применяемых алгоритмов является возможность их применения в реальном времени (минимизации времени поиска [1]). Примером такой задачи может служить поиск открытого неконтролируемого огня (неподвижный прячущийся объект, задача гарантированного поиска [1]) в лесном массиве с помощью набора автономных агентов, непрерывно курсирующих по этому массиву.

Первая задача, решаемая на подобных агентах – поиск интересующего объекта (например, огня) на получаемом с камеры изображении. Данная задача может быть разделена на две – поиск всех заметных объектов и их классификация.

Задача поиска заметных объектов, используя стандартные и общепринятые подходы, является высокочувствительной по времени операцией [2] для изображений с площадью более  $10^5$  квадратных пикселей.

Основой быстрого алгоритма поиска значимых объектов может служить алгоритм из [2], который базируется на создании карт значимых объектов как множества евклидовых

расстояний между некоторыми характеристиками каждого пикселя и среднего значения таковой характеристики по всему изображению.

Используемые характеристики – показатели сферического RGB-пространства, полученного из обычной RGB-модели путём преобразования, аналогичного преобразованию декартовой трёхмерной системы координат в сферическую. Эти характеристики – азимутальный угол  $\phi$ , зенитный угол  $\theta$  и интенсивность  $l$ , представляющая расстояние до начала координат соответственно.

Тогда карты значимых объектов могут быть получены на основании следующих формул:

$$\begin{aligned} M_l(x) &= \|\Omega_{\mu l} - \Omega_l(x)\| \\ M_{\phi\theta}(x) &= \sqrt{(\Omega_{\mu\phi} - \Omega_\phi(x))^2 + (\Omega_{\mu\theta} - \Omega_\theta(x))^2}, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $M_l(x)$  – карта значимых объектов, вычисленная по показателю интенсивности;  $M_{\phi\theta}(x)$  – аналогичная карта по азимутальному и зенитному углу;  $\Omega_l(x)$ ,  $\Omega_\theta(x)$ ,  $\Omega_\phi(x)$  – значения соответствующих характеристик (интенсивности, зенитного угла, азимутального угла) пикселя  $x$ ;  $\Omega_{\mu l}$ ,  $\Omega_{\mu\theta}$ ,  $\Omega_{\mu\phi}$  – средние значения характеристик по изображению.

Объединение этих карт возможно на основании показателя насыщенности изображения  $C_c$ , вычисляемого как расстояние между наиболее удалённой от центра координат точки RGB-пространства до наиболее близкой. В таком случае составная карта значимых объектов:

$$M(x) = \frac{1}{1 - e^{-10(C_c - 0.5)}} M_{\phi\theta}(x) + \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-10(C_c - 0.5)}}\right) M_l(x), \quad (2)$$

где коэффициенты при картах  $M_l(x)$  и  $M_{\phi\theta}(x)$  отвечают за учёт цветности и насыщенности всего изображения в качестве весовых коэффициентов при соответствующих значениях карт значимых объектов.

Одновременно с созданием карты значимых объектов производится сегментация изображения [3] по похожему принципу – на основании взвешенных евклидовых расстояний по интенсивности и цветности между двумя соседними пикселями:

$$\begin{aligned} d(p, q) &= \bar{\alpha}(p, q) \cdot d_l(p, q) + \alpha(p, q) \cdot d_\psi(p, q), \\ d_l(p, q) &= |l_p + l_q|, \\ d_\psi(p, q) &= \sqrt{(\theta_q - \theta_p)^2 + (\phi_q - \phi_p)^2}, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $p$  и  $q$  означают два сравниваемых пикселя, а  $\alpha(p, q)$  и  $\bar{\alpha}(p, q)$  – функцию активации и комплементарную ей функцию такую, что  $\bar{\alpha}(p, q) + \alpha(p, q) = 1$ . Функция активации введена для учёта насыщенности цветом всего изображения и является сигмоидальной:

$$\alpha(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{c}{2} + \frac{c}{2} \sin\left(\frac{(x-a)\pi}{b-a} + \pi\right), & a < x < b \\ c, & x \geq b, \end{cases} \quad (4)$$

где параметры  $a$ ,  $b$ ,  $c$  принадлежат единичному интервалу  $(0, 1)$ .

На основании вышеописанного гибридного евклидового расстояния производится разделение изображения на сегменты, каждый из которых после проверяется на наличие значимых объектов по карте значимости, полученной параллельно (так как задачи сегментации и получения карты значимости независимы, их исполнение может быть произведено параллельно), после чего из изображения извлекается набор значимых сегментов, каждый из которых может быть искомым объектом.

Дальнейшее действие зависит от стратегии реагирования: в случае, если за видеопотоками каждого агента следит оператор, то подзадачу распознавания решать не нужно; достаточно сконцентрировать внимание оператора на наиболее плотном кластере значимых сегментов, для чего можно использовать тактику центрирования камеры на средневзвешенной точке изображения после каждой обработки изображения:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i S_i}{\sum_{i=1}^N S_i}, \quad (5)$$

где  $N$  – количество значимых сегментов,  $X_i$  – координаты центра масс каждого из сегментов, а  $S_i$  – площадь каждого из значимых сегментов. В этом случае при центрировании на группе значимых сегментов при отсутствии иных кластеров таких сегментов на последующих изображениях агент впадает в устойчивое равновесие, посылая сигнал оператору о таком кластере, а при наличии большого числа разбросанных по изображению значимых сегментов будет медленно переводить своё внимание на большее скопление таковых сегментов.

При отсутствии оператора агенту придётся решать также вопрос распознавания значимых сегментов, что скажется на быстродействии агента. В дальнейшем планируется исследование обеих стратегий реагирования, тактик реагирования при наличии оператора и тактик распознавания при его отсутствии.

#### **Список цитированных источников**

1. Абчук, В.А. Поиск объектов / В.А. Абчук, В.Г. Суздаль. – М.: Советское радио, 1977.
2. Ramík, Dominik Maximilián. A machine learning based intelligent vision system for autonomous object detection and recognition / Ramík, Dominik Maximilián [et al.] *Applied Intelligence* (2013): 1-18.
3. Ramík, Dominik Maximilián. Hybrid salient object extraction approach with automatic estimation of visual attention scale / Ramík, Dominik Maximilián, Christophe Sabourin, and Kurosh Madani. *Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS), 2011 Seventh International Conference on*. IEEE, 2011.

УДК 004.8

### **МЕТОДИКА ДИНАМИЧЕСКОЙ ИНИЦИАЛИЗАЦИИ ШАГА ОБУЧЕНИЯ В АЛГОРИТМЕ BACK PROPAGATION ERROR**

**Савицкий А.Ю.**

*Брестский государственный технический университет, г. Брест*  
*Научный руководитель: Савицкий Ю.В., к.т.н., доцент*

В работе предлагается и обосновывается методика динамической инициализации индивидуального шага обучения в алгоритме Back Propagation Error (обратного распространения ошибки), по настоящее время остающемся наиболее популярным для обучения многослойных нейронных сетей. Результаты вычислительных экспериментов демонстрируют практическую значимость и перспективность метода.