

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ ДВУМЕРНЫХ КАРТ МЕСТНОСТИ, ОСНОВАННЫЙ НА ИСПОЛЬЗОВАНИИ АНСАМБЛЯ КЛАССИФИКАТОРОВ, ОБУЧАЕМЫХ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДИК ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ.

**INTELLIGENT METHOD FOR BUILDING TWO-DIMENSIONAL CARDS OF THE LOCALITY, BASED ON THE USE OF THE CARDING OF THE CLASSIFICATOR ENSEMBLE, TRAINED WITH THE APPLICATION OF THE DEEP EDUCATION METHOD.**

**V. Kuznetsov**

*Summary.* Building an efficient multi-class classifier for creating two-dimensional maps of the terrain in situations with difficult weather conditions and shooting at night is a difficult task. Simple classifiers based on the use of support vector machines and combined into an ensemble of classifiers using the AdaBoost algorithm due to their susceptibility to the noise component are poorly suited in these situations. For these purposes, you can use a neural network that will do the classification into many classes and will be multi-layered. The technique of learning of such neural networks is called deep learning. A comparative study of simple classifiers based on SVM, combined into an ensemble of classifiers using the AdaBoost algorithm and classifiers trained using deep learning techniques, the Boltzmann stochastic machine, the conjugate gradient method and combined into an ensemble of classifiers using the AdaBoost algorithm was conducted. The result of the experiments is a significant reduction in the percentage of error and recognition time in situations with night shooting and with complex weather conditions for classifiers based on the use of deep learning.

*Keywords:* Deep Learning, AdaBoost, Restricted Boltzmann machine, support vector machine, conjugate-gradient method.

**Кузнецов Владимир Вячеславович**  
Аспирант, Рязанский государственный  
радиотехнический университет  
vla8774@gmail.com

*Аннотация.* Построение эффективного многоклассового классификатора для создания двумерных карт местности в ситуациях со сложными метеоусловиями и съемкой в ночное время суток представляется сложной задачей. Простые классификаторы, основанные на применении машины опорных векторов и объединенные в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost из-за восприимчивости к шумовой составляющей, слабо подходят в данных ситуациях. Для этих целей можно использовать нейронную сеть, которая будет делать классификацию по многим классам и будет при этом многослойной. Техника обучения таких нейронных сетей называется глубоким обучением (англ. Deep Learning). Проведено сравнительное исследование простых классификаторов, основанных на SVM, объединенных в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost и классификаторов, обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряженных градиентов и объединенные в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost. Результатом проведенных экспериментов является существенное уменьшение процента ошибки и времени распознавания в ситуациях с ночной съемкой и со сложными метеоусловиями у классификаторов, основанных на применении глубокого обучения.

*Ключевые слова:* Глубокое обучение, стохастическая машина Больцмана, машина опорных векторов, метода сопряженных градиентов.

## Введение

**П**остроение эффективного многоклассового классификатора для создания двумерных карт местности в ситуациях с ночной съемкой и со сложными метеоусловиями представляется сложной задачей, одним из подходов к решению которой — это строить ансамбль классификаторов, основанный на классификаторах, обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряженных градиентов и объединенные в ансамбль

классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost. Задача составления и обучения классификатора сводится к задаче предобучения и обучения классификатора.

Процесс предобучения нейронной сети с помощью ограниченной стохастической машины Больцмана

Технология глубокого обучения предполагает, что многослойная нейронная сеть после того, как она была инициализирована случайными значениями, предвари-

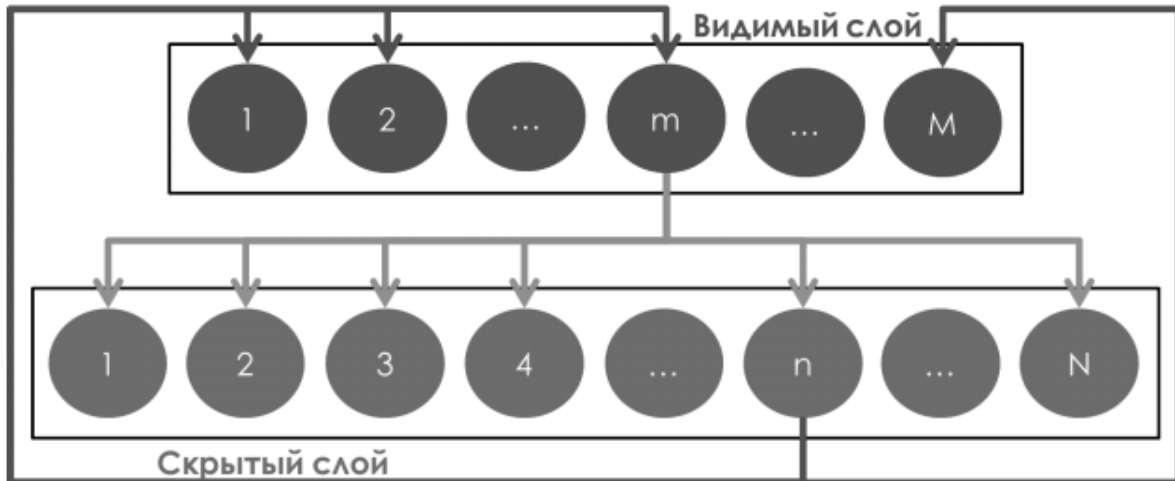


Рис. 1. Ограниченная стохастическая машина Больцмана.

тельно предобучается с помощью ограниченной стохастической машины Больцмана.

Ограниченная машина Больцмана (англ. Restricted Boltzmann machine, сокращенно RBM) [1] состоит из двух слоев стохастических бинарных нейронных элементов, которые соединены между собой двунаправленными симметричными связями (Рис. 1). Входной слой нейронных элементов называется видимым, а второй слой называется скрытым. Задачей входного слоя является предоставление интерфейса между нейронной сетью и внешней средой, в которой она работает. RBM запоминает набор исходных (идеальных) образов с помощью алгоритма CD-k. RBM восстанавливает входной образ до одного из образов, запомненных в процессе обучения. Процесс восстановления — итерационный процесс, продолжающийся до тех пор, пока выходы нейронов видимого слоя не будут установлены в стабильное состояние (не будут меняться на протяжении нескольких итераций). Главной целью обучения машины Больцмана является настройка нейронной сети, которая правильно моделирует входные образы в соответствии с распределением Больцмана.

Процесс обучения нейронной сети с помощью метода сопряженных градиентов

Завершив предобучение нейронной сети с применением ограниченной стохастической машины Больцмана, необходимо обучить нейронную сеть.

Обучение нейронной сети производилось с помощью метода сопряженных градиентов (англ. conjugate-gradient method) [2]. Особенность данного метода — специальный выбор направления измене-

ния параметров. Оно выбирается таким образом, чтобы было ортогональным к предыдущим направлениям. Полное изменение весов выглядит следующим образом:

$$\Delta\omega_k = \eta(p_k + \rho\omega_{k-1}) + \mu\Delta\omega_{k-1}; (1)$$

где:

- $\eta$  — направление наискорейшего спуска;
- $p_k$  — направление изменения параметров;
- $\Delta\omega_{k-1}$  — изменение весов на предыдущей итерации;
- $\omega_{k-1}$  — значения весов на предыдущей итерации;
- $\rho$  — коэффициент регуляризации;
- $\mu$  — коэффициент момента.

При этом коэффициент скорости обучения  $\eta$ , выбирается на каждой итерации путем решения задачи оптимизации:

$$\min_{\eta} E_{av}(\omega + \eta p) (2)$$

Направление изменения выбирается следующим образом:

$$p_k = r_k + \beta_k p_{k-1}, n = 1, 2, \dots, k - 1; (3)$$

где  $r_k$  — направление наискорейшего спуска.

Ключевым моментом данного алгоритма является вычисление коэффициента сопряжения. Данный параметр можно получить с помощью любой из следующих формул:

$$\beta_k = \frac{-r_k^T (r_k - r_{k-1})}{r_{k-1}^T r_{k-1}} (4)$$

Таблица 1. Сравнение алгоритмов

	Тестовая местность 1		Тестовая местность 2	
	Процент ошибки распознавания образов	Время, с	Процент ошибки распознавания образов	Время, с
<i>SVM<sup>AB</sup></i>	0,35	3,2	0,9	4,1
<i>DL<sup>AB</sup></i>	0,18	2,8	0,19	3,9

$$\beta_k = \frac{-r_k^T r_k}{r_{k-1}^T r_{k-1}} \quad (5)$$

Алгоритм, основанный на формуле Полака-Рибьера (4) выигрывает по временной характеристике по сравнению с алгоритмом, основанном на формуле Флетчера — Ривса (5), чему можно дать эвристическое объяснение.

### Экспериментальная часть

Был произведен сравнительный анализ простых, основанных на SVM, объединённых в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost и ансамбля классификаторов, основанного на классификаторах (SVM), обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряжённых градиентов (DL).

Где:

*SVM<sup>AB</sup>* — простые классификаторы, основанные на применении машины опорных векторов и объединённые в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost;

*DL<sup>AB</sup>* — классификаторы, обучаемые с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряжённых градиентов и объединённые в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost;

тестовая местность 1 — местность в сложных метеоусловиях;

тестовая местность 2 — ночная съёмка местности.

Результатом проведенных экспериментов является существенное уменьшение процента ошибки и времени распознавания образов в ситуациях с ночной съёмкой и со сложными метеоусловиями у классификаторов, обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряжённых градиентов и объединённых в ансамбль классификаторов с помощью алгоритма AdaBoost.

Результаты точности и времени классификации приведены в таблице 1.

### Заключение

Классификаторы, обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряжённых градиентов и объединённых в ансамбль с помощью алгоритма AdaBoost хорошо подходят для ситуаций со сложными метеоусловиями и съёмкой ночью.

Результаты экспериментов позволяют говорить о применимости и эффективности классификаторов, обучаемых с применением методик глубокого обучения, стохастической машины Больцмана, метода сопряжённых градиентов и объединённых в ансамбль с помощью алгоритма AdaBoost в ситуациях с ночной съёмкой и со сложными метеоусловиями, т.к. это позволило увеличить точность и уменьшить время на классификацию объектов в задачи построения двумерной карты местности.

### ЛИТЕРАТУРА

1. С. Хайкин. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006.
2. T. D. Sanger Optimal unsupervised learning in single layer linear feedformed neural network // Neural Networks, Vol. 2. 1989, — С. 459–473.

© Кузнецов Владимир Вячеславович (vla8774@gmail.com).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»