

- для накопления, ведения, обработки и представления информационно-аналитических данных в сети Интернет;
- для интеграции в ресурсы, содержащие данные по объектам социальной инфраструктуры, организациям и иным объектам;
- для интеграции в порталы и сайты органов власти различного уровня.

*Работа выполнена при поддержке Совета по грантам РФФИ 15-41-00092 р-урал-а.*

### **Библиографический список**

1. Об утверждении методики, позволяющей объективизировать и систематизировать доступность объектов и услуг в приоритетных сферах жизнедеятельности для инвалидов и других маломобильных групп населения, с возможностью учета региональной специфики: приказ Минтруда России №627 от 25 декабря 2012 г.

2. Министерство труда и социальной защиты Российской Федерации. Методика паспортизации и классификации объектов и услуг с целью их объективной оценки для разработки мер, обеспечивающих их доступность: методическое пособие. – Москва, 2012 г. – 188 с.

3. Семенов С.П., Ташкин А.О. Интерактивная геоинформационная система для маломобильных граждан // Сборник научных статей международной конференции «Ломоносовские чтения на Алтае: фундаментальные проблемы науки и образования», Барнаул, 20–24 октября, 2015. – Барнаул : Изд-во Алт. ун-та, 2015. – С. 1007–1010.

4. Семенов С.П., Славский В.В., Ташкин А.О. Анализ информационных ресурсов, направленных на удовлетворение информационных потребностей людей с ограниченными возможностями // Вестник НГУ Серия: (в печати).

**УДК 004.032.26**

### **Использование нейронных сетей глубокого доверия для распознавания жилых объектов на аэрокосмическом снимке**

*А.В. Якимчук, В.М. Татьянакин  
ЮГУ, г. Ханты-Мансийск*

В настоящее время значение систем искусственного интеллекта трудно переоценить. Сфера их применения затрагивает все виды человеческой деятельности. Одним из основных направлений развития искусственного интеллекта является распознавание образов. Среди популярных подходов к распознаванию образов стоит отметить подход,

основанный на искусственных нейронных сетях, а именно на нейронных сетях глубокого доверия. В статье рассматривается распознавание объектов на изображении при использовании нейронных сетей глубокого доверия.

В связи с развитием направления аэрокосмического зондирования и наблюдения возникает задача нахождения на фото - снимке требуемого объекта.

Рассмотрим аэрофотоснимок земной поверхности, представленный в инфракрасном диапазоне, размер изображения – 16000x576 пикселей, представленный на рисунке 1:



Рисунок 1 – Аэрофотоснимок земной поверхности

На этом рисунке представлен ряд интересных объектов. В основном данные объекты относятся к строениям, средний размер которых 20 на 20 пикселей. Пример строения представлен на рисунке 2:

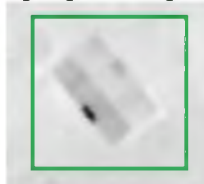


Рисунок 2 – Строение на аэрофотоснимке

Так как изображение аэрофотоснимка в десятки раз превышает исходное изображение, то для эффективной обработки требуется автоматизация процесса идентификации изображения. Для решения этой задачи выбрана нейронная сеть глубокого доверия с входным слоем 10000 нейронов. Размер входного слоя определяет размер изображения для обучающей выборки, который составляет 100 на 100 пикселей. Объем обучающей выборки для каждого строения составил 500 изображений, то есть 10 шаблонов местности для каждого изображения и 25 различных расположений строений на каждом шаблоне, плюс 250 изображений шаблона без строения. Пример расположения строений представлен на рисунке 3.



Рисунок 3 – Расположение строения на одном шаблоне

Единица и ноль выступали в качестве эталонных значений. Единица соответствует строению, ноль – отсутствию строения. Для формирования обучающей выборки использовались рекомендации, описанные в [3, 4]. Всего было около 900 строений. Итоговая выборка состояла из 450000 изображений. В силу большого объема выборки и размера архитектуры нейронной сети обучение проводилось как для одного строения, так и нескольких. Для формирования оптимальной архитектуры нейронной сети глубокого доверия применялись способы, описанные в [1, 5]. Для обучения нейронной сети глубокого доверия использовался алгоритм, представленный в [7]. Выбор инструментов обучения и формирование архитектуры нейронной сети глубокого доверия обусловлены хорошо подтвержденными результатами [2, 6]. Характеристика ЭВМ, на которой производилось обучение: процессор Inte(R) Core(TM) i7-3770, 3.4 GHz, ОЗУ 16 ГБ.

Результаты обучения нейронной сети представлены в таблице 1. В таблице 1 представлен процент верно идентифицированных строений на разном количестве шаблонов и строений. В строках таблицы представлено количество шаблонов, в столбцах – количество строений. Например, пересечение шестой строки и третьего столбца показывает процент правильно идентифицированных строений на 5 шаблонах 10 различных зданий.

Таблица 1 – Результаты обучений нейронной сети глубокого доверия

| Количество шаблонов\строений | 1    | 10  | 100 | 900 |
|------------------------------|------|-----|-----|-----|
| 1                            | 100% | 95% | 87% | 65% |
| 2                            | 99%  | 93% | 85% | 65% |
| 3                            | 99%  | 89% | 82% | 64% |
| 4                            | 99%  | 87% | 79% | 63% |
| 5                            | 98%  | 85% | 78% | 63% |
| 6                            | 98%  | 83% | 75% | 63% |
| 7                            | 98%  | 82% | 73% | 61% |
| 8                            | 97%  | 79% | 72% | 61% |
| 9                            | 97%  | 76% | 69% | 59% |
| 10                           | 96%  | 74% | 68% | 58% |

Анализ таблицы 1 подтверждает высокие обобщающие свойства нейронной сети глубокого доверия. Так, для одного шаблона и одного строения идентификация составила 100%. Если рассматривать задачу в целом, т.е. идентификацию всех изображений на всех рассматриваемых шаблонах, то результат обучения составляет 58%. Данный низкий результат можно объяснить малыми вычислительными сложностями. Так, например, для обучения всей выборки было выделено семь дней,

за этот срок прошло 10 итераций обучения, что является недостаточно для более качественных результатов.

Решение данной проблемы заключается в распараллеливании операций и наращивании мощности ЭВМ.

В таблице 2 представлены результаты использования обученной нейронной сети для идентификации изображений, которые не входили в обучающую выборку.

Таблица 2 – Результаты идентификации изображений с использованием обученной нейронной сети глубокого доверия

| Количество Шаблонов/строений | 1   | 10  | 100 | 900 |
|------------------------------|-----|-----|-----|-----|
| 1                            | 97% | 92% | 84% | 64% |
| 2                            | 96% | 89% | 81% | 61% |
| 3                            | 95% | 88% | 80% | 60% |
| 4                            | 94% | 87% | 79% | 57% |
| 5                            | 93% | 86% | 77% | 54% |
| 6                            | 90% | 83% | 74% | 51% |
| 7                            | 88% | 80% | 73% | 48% |
| 8                            | 87% | 77% | 71% | 46% |
| 9                            | 85% | 75% | 68% | 43% |
| 10                           | 83% | 72% | 67% | 42% |

Согласно таблице 2, процент идентификации изображений, которые не входили в обучающую выборку, ниже.

### Библиографический список

1. Татьянакин В.М. Подход к формированию архитектуры нейронной сети для распознавания образов // Вестник Югорского государственного университета. – Ханты-Мансийск, 2016. – №2 (41). – С. 61–64.

2. Татьянакин В.М., Дюбко И.С. Нейронные сети глубокого доверия в сравнение с многослойным персептроном // Вестник Югорского государственного университета. – Ханты-Мансийск, 2015. – №2 (37). – С. 87–89.

3. Татьянакин В.М., Дюбко И.С. Обучающая выборка в задаче распознавания образов при использование нейронной сети // Вестник Югорского государственного университета. – Ханты-Мансийск, 2015. – №2 (37). – С. 94–98.

4. Татьянкин В.М. Способ идентификации образов // Вестник Югорского государственного университета. – Ханты-Мансийск, 2015. – №2 (37). – С. 79–81.

5. Татьянкин В.М. Алгоритм формирования оптимальной архитектуры многослойной нейронной сети // Новое слово в науке: перспективы развития: материалы II Междунар. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 30 дек. 2014 г.) / редкол.: О.Н. Широков [и др.]. – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2014. – С. 187–188.

6. Татьянкин В.М. Использование многослойных нейронных сетей в прогнозирование временных рядов // Приоритетные направления развития науки и образования: материалы III Междунар. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 4 дек. 2014 г.) / редкол.: О.Н. Широков [и др.]. – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2014. – С. 195–197.

7. Татьянкин В.М. Модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки // Приоритетные направления развития науки и образования: Материалы III Междунар. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 04 дек. 2014 г.) / редкол.: О.Н. Широков [и др.]. – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2014. – №3 (3). – С. 197–198.