

2016-2018, задание 1.7.04 «Разработка теоретических основ и технологий построения компьютерных систем для интеллектуального анализа данных на основе распознавания образов и анализа изображений» ГПНИ «Информатика, космос и безопасность», подпрограммы «Информатика и космические исследования» на 2016-2020 гг., № ГР 20162338, Исп.: ОИПИ НАН Беларуси (н. рук. Дудкин А.А.), БГУ (н. рук. Краснопрошин В.В.).

Важнейшими результатами выполнения задания ОИПИ НАН Беларуси являются:

- 1) **Методика использования ансамблей нейронных сети для идентификации объектов дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ),** которая включает: подготовку данных, определение признаков объектов, формирование архитектуры модели идентификации и поиск гиперпараметров модели. Предложены модели для анализа изображений ДЗЗ на основе сверточных нейронных сетей.

Методика была применена при проведении эксперимента с использованием данных ДЗЗ. Оценка предложенных моделей показала, что одним из эффективных способов увеличения точности в задачах машинного обучения является формирование ансамбля разнородных моделей, обучаемых на разных наборах входных признаков.

Иллюстративный материал, относящийся к важнейшему результату:

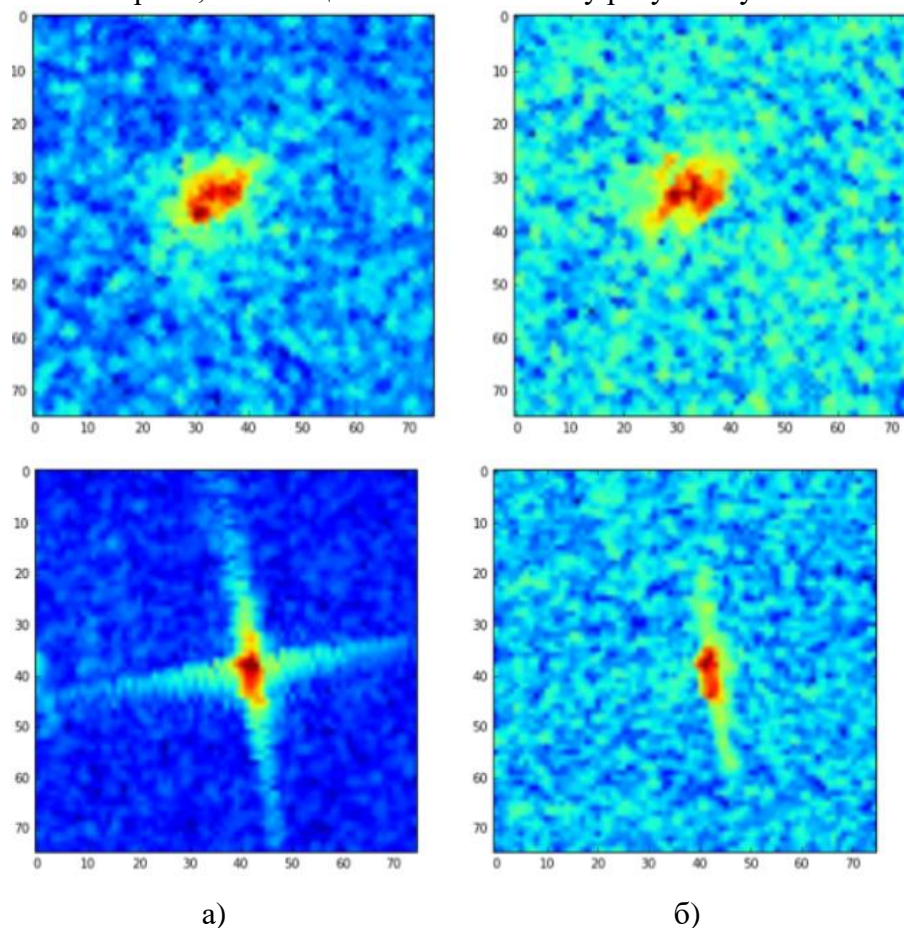


Рисунок 1 – Пример изображений: а) корабль, б) айсберг

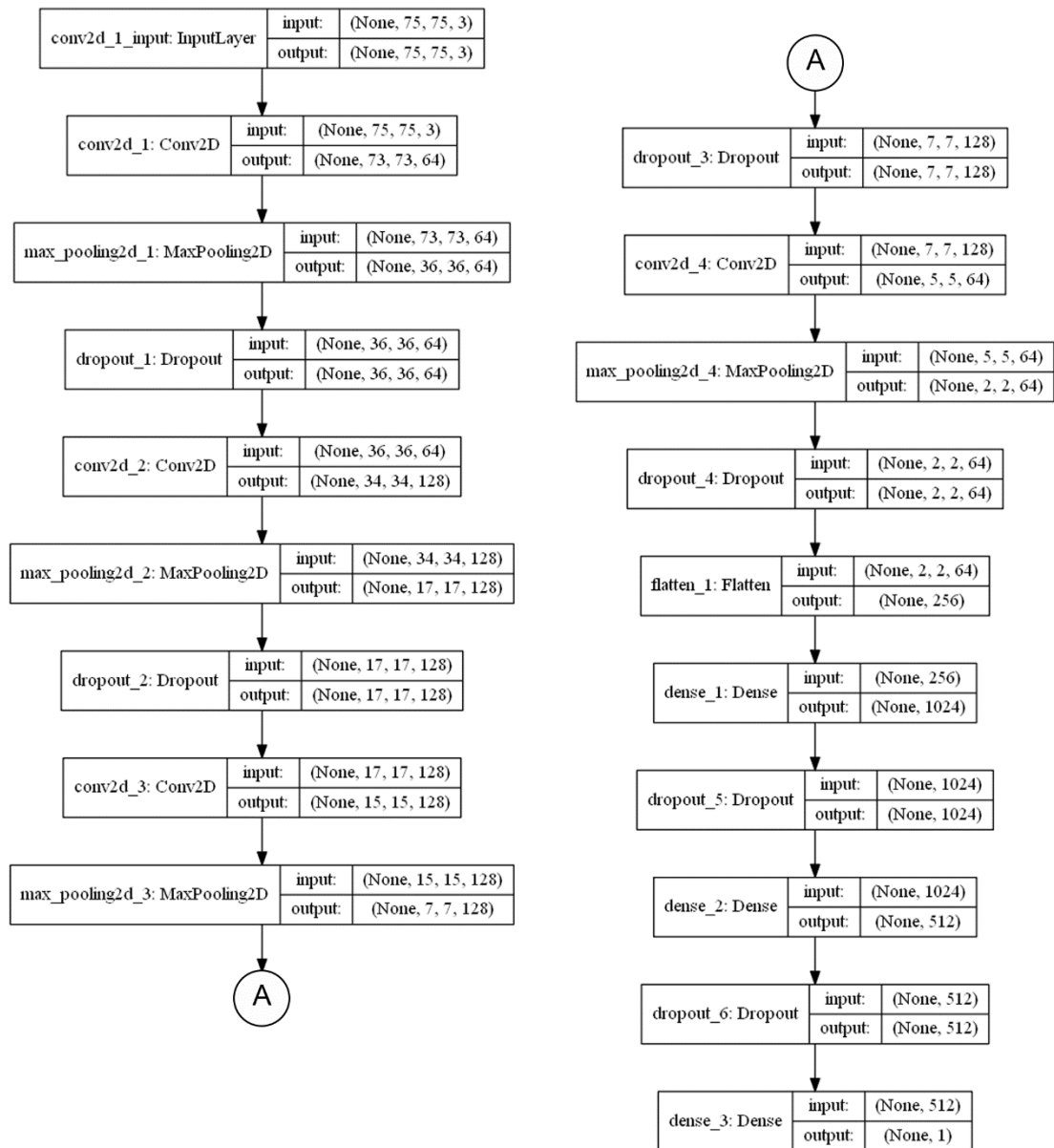


Рисунок 2 – Базовая сверточная нейронная сеть

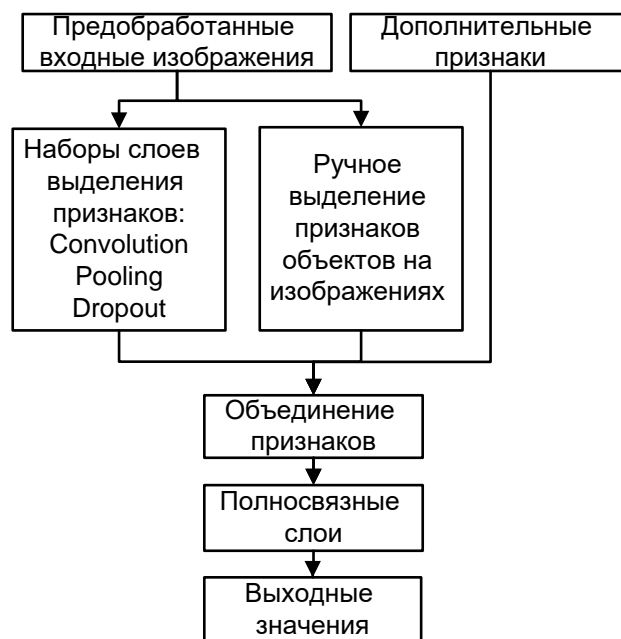


Рисунок 3 – Гибридная сверточная нейронная сеть

Пояснения к рисункам:

Набор данных представляет собой изображения, полученные с помощью радара с синтезированной апертурой, который позволяет получать радиолокационные изображения земной поверхности и находящихся на ней объектов независимо от метеорологических условий и уровня естественной освещенности местности с детальностью, сравнимой с аэрофотоснимками.

Данные:

- снимки в двух поляризационных режимах: горизонтальный/горизонтальный (ГГ), горизонтальный/вертикальный (ГВ);
- каждый снимок содержит один объект: корабль или айсберг (см. рисунок 1);
- угол падения;
- тренировочный набор: 1604 снимков, 75x75;
- тестовый набор: 8424 снимка, 75x75.

Необходимо решить задачу бинарной классификации айсберг/корабль.

Разработана сверточная нейронная сеть (см. рисунок 2), которая принимает на вход псевдоизображение, в которой первый канал изображения представлен ГГ каналом исходных данных, второй канал представлен изображением ГВ каналом, третий канал изображения представлен их композитом.

По псевдоизображениям был сформирован набор данных из 61 признака:

- признаки формы (моменты изображения 1-го и 2-го порядка);
- глобальные статистики (среднее, максимальное, минимальное, дисперсия);
- глобальные статистики в маскированной области (область представляющая форму объекта);
- разности глобальных статистик;
- локальные статистики;
- угол падения.

С использованием данного набора обучался ансамбль машин опорных векторов (SVM) с нелинейным гауссовым ядром, для которого методом случайного поиска определялись оптимальные параметры модели.

Была разработана гибридная сверточная нейронная сеть (см. рисунок 3).

Одна ветвь выполняет автоматическое выделение признаков на изображении стандартными слоями СНС, весовые коэффициенты которых определяются градиентными методами при обучении. Другая ветвь может включать набор заданных процедур предобработки, и для каждого входного изображения формировать дополнительный набор признаков. Также в гибридную модель могут быть поданы наборы внешних признаков.

Результат оценки данных моделей представлен в таблице 1. Из таблицы видно, что ансамбль сверточной нейронной сети и моделей на основе машины опорных векторов показывает наименьшую *logloss* ошибку на тестовом наборе данных.

Таблица 1 – Результат оценки моделей

Модель	Accuracy, тренировочный набор	Logloss, тренировочный набор	Accuracy, тестовый набор	Logloss, тестовый набор
СНС	0.922	0.203	0.917	0.223
Ансамбль СНС	0.936	0.155	0.932	0.166
Ансамбль SVM	0.921	0,243	0.913	0,271
Ансамбль СНС и SVM моделей	0.942	0.129	0.938	0.131
Гибридная СНС	0.925	0.22	0.903	0.248

Мерой оценки выступает *accuracy* – доля правильных ответов модели, а также логарифмическая функция потерь *logloss*.

- 2) **Алгоритм распознавания состояния сельскохозяйственной растительности по данным аэрофотосъемки на основе комбинации двух сверточных нейронных сетей**, используемых в качестве классификатора для отдельных участков изображений («почва»-«растительность», «здоровая растительность»-«пораженная растительность»). В дальнейшем результаты работы классификаторов объединяются, что дает три класса изображений.

Использование предложенного алгоритма распознавания позволило повысить точность экспериментальной системы распознавания, разрабатываемой в лаборатории идентификации систем ОИПИ НАН Беларуси.

Иллюстративный материал, относящийся к важнейшему результату:

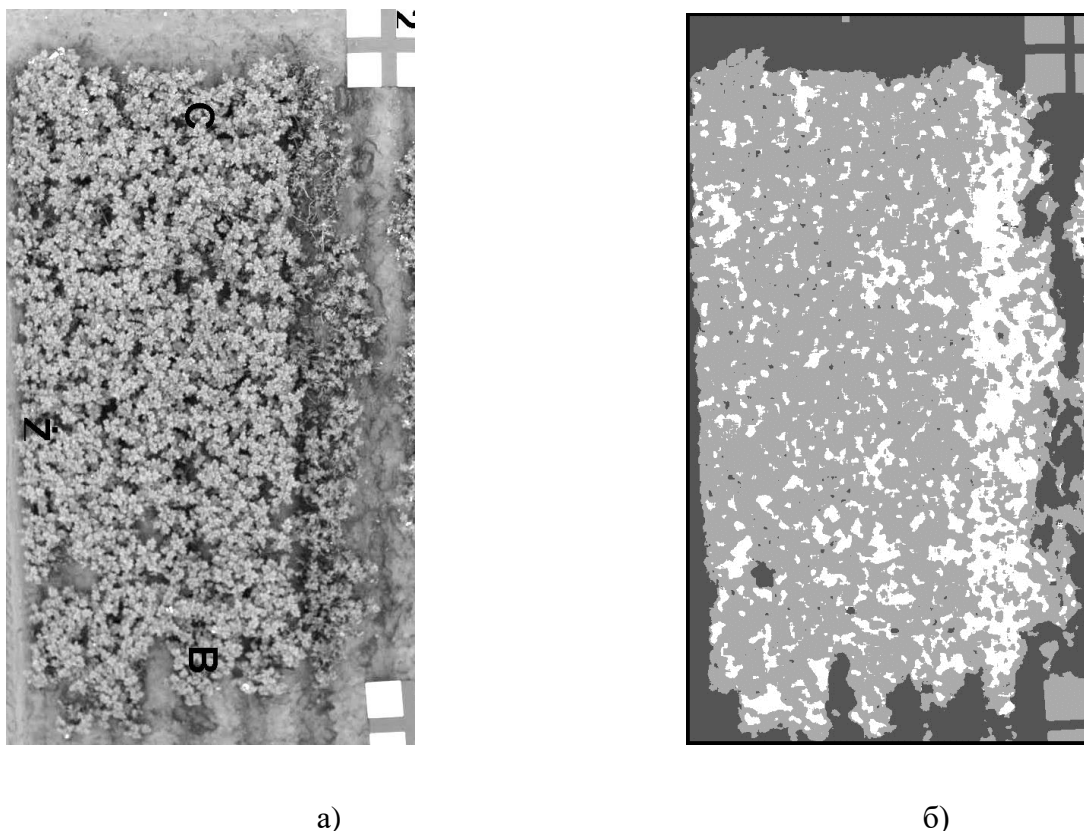


Рисунок 4 - Исходное изображение (а) и результат его распознавания (б)

Пояснения к рисункам:

Классификатор «растительность–почва» $A_{p;s}$ представляет собой сверточную нейронную сеть (СНС), осуществляющую классификацию входного изображения на два класса «растительность» и «почва». В связи со значительными различиями в цветовых характеристиках этих двух классов данный классификатор не требует сложной структуры.

СНС имеет следующую структуру (параметры сети были выбраны эмпирически):

- Размер входного слоя: $33 \times 33 \times 3$.
- Сверточный слой № 1: размер фильтра - 3, количество фильтров - 4.
- Сверточный слой № 2: размер фильтра - 3, количество фильтров - 8.
- Полносвязный слой: количество нейронов - 16.
- Выходной слой: количество нейронов - 2 (соответствуют классам «растительность»

$A_{p;s}(C_p)$ и «почва» $A_{p;s}(C_s)$).

Обучение:

- Размер обучающей выборки: 110528 изображений
- Размер валидационной выборки: 27632 изображений (20 % общей базы).
- Результирующая точность на валидационной выборке: 96.9%.

Обучающая выборка была получена путем «нарезки» имеющихся аэрофотоснимков с размеченными участками. При этом нарезались участки размером 32, 64 и 128 пикселей с перекрытием и добавлением поворотов на углы кратные 90° .

Классификатор «здоровая–пораженная растительность» $A_{h;d}$ также представляет собой сверточных нейронных сетей (СНС), осуществляющую классификацию входного изображения на два класса «здоровая растительность» и «пораженная растительность». В связи со значительными различиями в цветовых характеристиках этих двух классов данный

классификатор потребовал более сложной структуры (параметры сети также были выбраны эмпирически):

- Размер входного слоя: $33 \times 33 \times 3$.
- Свечточный слой № 1: размер фильтра - 3, количество фильтров - 32.
- Свечточный слой № 2: размер фильтра - 3, количество фильтров - 32.
- Свечточный слой № 3: размер фильтра - 3, количество фильтров - 32.
- Свечточный слой № 4: размер фильтра - 5, количество фильтров - 64.
- Полносвязный слой № 1: количество нейронов - 128.
- Полносвязный слой № 2: количество нейронов - 128.
- Выходной слой: количество нейронов - 2 (соответствуют классам «здоровая растительность» $A_{h;d}(C_h)$ и «пораженная растительность» $A_{h;d}(C_d)$).

Обучение:

- Размер обучающей выборки: 22244 изображений
- Размер валидационной выборки: 5560 изображений (20 % общей базы).
- Результирующая точность на валидационной выборке: 93.8 %.

Полученные результаты тестирования приведены в таблице 2.

Таблица 2- Результаты тестирования объединения классификаторов

Класс	Пораженная растительность	Здоровая растительность	Почва
Точность, %	75.61	85.65	99.03

Тестирование распознавания производилось на аэрофотоснимках, на которых присутствуют заметные участки пораженной растительности (рис. 4). Полученная при тестировании точность – 75-84 % в зависимости от разрешения снимка, освещения на нем и количества «пятен» почвы в растительной массе. Наибольшее количество ошибок возникало на участках, соответствующих границе здоровой растительности и почвы (в особенности в местах, где небольшие участки почвы окружены растительностью, создающей на этом участке почвы тень).