

ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ЗДАНИЙ НА СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

В статье рассматривается разработанный подход к обнаружению зданий на спутниковых изображениях. Описывается модификация структуры нечеткого классификатора NEFCLASS, позволяющая определить степень соответствия входного образца выходным классам. Рассматривается информативный признак, основанный на цветовой модели HSV и использующий показатель насыщенности цвета для характеристики объектов спутниковых изображений.

In the article discusses an approach to building extraction from high-resolution satellite images. It considers a modification of the fuzzy classifier NEFCLASS structure, which allows determining the degree of compliance of input sample and outputs. It proposes informative patterns, based on the HSV color model, and using the color saturation for characteristics of objects in satellite imageries.

Введение

Задача автоматического распознавания зданий на спутниковых изображениях сверхвысокого разрешения является важной частью в решении задачи автоматической интерпретации данных, получаемых из систем дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Для сбора, хранения, анализа и графической визуализации пространственной информации используется ГИС. Ручная оцифровка и ввод пространственных данных в базу данных ГИС имеет недостатки в виде больших временных и материальных затрат, а также в виде высокого риска допущения ошибок, по причине человеческого фактора. Автоматическая система распознавания зданий на спутниковых изображениях позволит не только сократить временные и материальные затраты на обновление базы данных ГИС, а также повысить точность вводимых данных.

За последние годы количество исследований, касательно темы обнаружения зданий на спутниковых изображениях, значительно выросло. Большую часть работ можно классифицировать относительно того требуется ли для них фаза обучения или нет. Наиболее распространенными подходами являются: линейные классификаторы [1], методы анализа с использованием множества самоорганизующихся карт [2], алгоритмы на основе искусственных нейронных сетей [3], подходы на основе геометрических признаков [4] [5].

Настоящая работа построена на принципах объектно-ориентированного подхода к анализу спутниковых изображений, в рамках которого происходит анализ и классификация изображе-

ний на уровне объектов, т.е. групп пикселей, объединенных на основе определенной совокупности критериев. В процедуре объектно-ориентированного анализа можно выделить два основных этапа: первый этап направлен на выделение объектов, т.е. их сегментацию, второй этап - на распознавание полученных сегментов.

Для решения задачи распознавания зданий на спутниковых снимках используется направление интеллектуального анализа данных, объединившее в себе нечеткую логику и нейронные сети под названием «мягкие вычисления» (Soft Computing).

В качестве основы для метода распознавания зданий был выбран нечеткий классификатор NEFCLASS, поскольку поставленная задача решается в условиях неопределенности. Источниками неопределенности могут служить неполнота знаний об исследуемых объектах, неполнота обучающей выборки, сильная зашумленность образцов. Для обучения параметров функций принадлежности были выбраны три различных алгоритма обучения: градиентный, сопряженных градиентов и генетический.

Целью статьи является описание разработанного подхода на основе технологии мягких вычислений к обнаружению зданий на спутниковых изображениях, позволяющего повысить эффективность извлечения пространственных данных из спутниковых изображений.

Применение нечеткого классификатора NEFCLASS к задаче распознавания зданий

В качестве основы для метода распознавания зданий был выбран нечеткий классификатор NEFCLASS [6], поскольку поставленная задача

решается в условиях неопределенности. Источниками неопределенности могут служить неполнота знаний об исследуемых объектах, неполнота обучающей выборки, сильная зашумленность образцов.

Здания были разделены на три основных вида: здания с треугольной, плоской и круглой крышами, поскольку каждый из перечисленных видов зданий имеет различные геометрические признаки. Такое разделение дает неоспоримое преимущество при создании наиболее точной и полной базы правил для классификатора. Таким образом разделение одного большого класса «здание» на три непересекающихся подкласса «здание с треугольной крышей», «здание с круглой крышей» и «здание с плоской крышей» позволит получить наилучший результат при распознавании.

Одним из результатов зрительного восприятия человеком какого-либо изображения является глобальная оценка свойств этого изображения. В [7] таким свойствам дается название «интегральных». Набор значений интегральных характеристик объекта отражает его индивидуальность. Следовательно, для формирования базы знаний нечеткого классификатора NEFCLASS необходимо определить систему интегральных характеристик объектов (информативных признаков), принадлежащих каждому рассматриваемому классу. В случае нечеткой нейронной сети характеристики объектов задаются в виде нечетких множеств, которые описывают классы образов.

Система геометрических особенностей различных видов зданий позволяет выразить сходства и различия между ними. Множество геометрических особенностей образует следующий набор признаков:

1. Округлость крыши здания для каждого сегмента рассчитать, как отношение площади к периметру. Площадь сегмента рассчитать, как количество принадлежащих сегменту пикселей, а Периметр сегмента рассчитать, как количество пикселей лежащих на границе области.

2. Среднее значение углов определить по следующей схеме [1]. Проводится главная ось между двумя точками контура, которые находятся на максимальном расстоянии друг от друга. После определяются две вспомогательные оси с каждой стороны главной оси, для этого построить перпендикулярные линии к главной оси, которые имеют максимальное расстояние от контура до главной оси. Провести поперечную ось, это должен быть перпендикуляр к

главной оси, который соединяет две точки контура находящиеся на максимальном расстоянии друг от друга. Соединить линиями полученные шесть точек в шестиугольник. В качестве признака возьмем среднее значение двух углов, лежащих по обе стороны главной оси.

3. Длина крыши здания определяется как отношение длины главной оси к длине поперечной оси, полученного выше шестиугольника.

4. Полнота вычисляется как отношение общего количества пикселей, которые лежат внутри шестиугольника и не принадлежат к исследуемой области к количеству пикселей, которые лежат за пределами шестиугольника и принадлежат исследуемому сегменту.

Применение цветовой модели HSV для определения интенсивности оттенка крыш зданий

Предлагаемый в работе признак для определения оттенка крыш использует понятие цветовой модели HSV, в которой координатами цвета являются:

Цветовой тон (Hue). Тон определяется характером распределения излучения в спектре видимого света. Именно тон определяет название цвета. Варьируется в пределах от 0° до 360° .

Насыщенность (Saturation). Может варьироваться в пределах от 0 до 1. Чем больше этот параметр, тем чище цвет.

Значение цвета (Value) или Яркость (Brightness). Задаётся в пределах от 0 до 1.

Опытным путем была найдена закономерность показывающая, что насыщенность цвета крыш зданий имеющих цветовой тон в пределах от 60° до 280° значительно ниже, чем насыщенность других объектов, например водных объектов, лесных зон, которые также находятся в этом пределе цветового тона. Разработанный информативный признак представляет собой отношение среднего значения цветового тона изображения к среднему значению насыщенности его цвета. Параметр яркости используется для того, чтобы отсеять слишком темные и светлые пиксели на крыше (например, белый и черный цвет) и не включать их для подсчета среднего значения. Таким образом, случайные тени на крыше от соседних зданий или от растущих рядом деревьев не создадут помех при подсчете признака. Предложенный признак позволяет распознавать здания с любым цветом крыши, и может отличить прямоугольное здание с зеленой крышей или круглой здание с синей крышей от схо-

жих по геометрической форме объектов, имеющих растительную или водную поверхность.

На Рис.1 представлен пример нахождения значений информативных признаков.

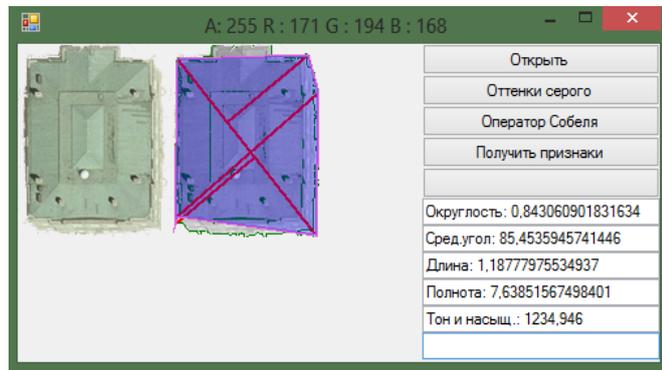


Рис. 1 Пример нахождения значений информативных признаков

Предлагается модификация структуры нечеткого классификатора NEFCLASS, позволяющая определять степень соответствия входного образца каждому из выходных классов и в случае, если отклонение между значениями меньше, то ранжировать возможные решения по предпочтительности. В существующей системе выходной класс определяется как максимальное значение из всех значений функций активации нейронов выходного слоя, т.е. берется самый сильный сигнал. Преимущество предложенной модификации заключается в возможности нахождения приоритетных классов, на Рис. 2 представлена архитектура модифицированной ННС NEFCLASS.

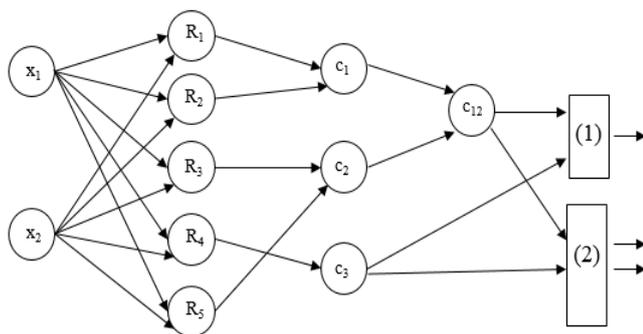


Рис.2 Архитектура модифицированной ННС NEFCLASS

Активация нейронов правил:

$$a_R^{(p)} = \min_{x \in U_1} \{W(x, R)(a_x^{(p)})\}$$

Активация нейронов выходного слоя:

$$a_c^{(p)} = \sum_{R \in U_2} W(R, c)a_R^{(p)}$$

$x = (x_1, \dots, x_n) \in$ классу c_m , если

$$a_{c_m}^{(p)}(x) = \max_i a_{c_i}^{(p)}(x) \quad (1)$$

Степень соответствия P_{c_i} входного образца

$x = (x_1, \dots, x_n)$ классу c_i

$$P_{c_i} = \frac{c_i}{\sum_{i=1}^m c_i}$$

Критерий: $\forall i, \forall j \quad |P_{c_i} - P_{c_j}| \leq \varepsilon \quad (2)$

Экспериментальные исследования

В работе использовались спутниковые изображения IKONOS и GeoEye-1. Пространственное разрешение спутниковых данных составляет 0.8 м и 0.5 м соответственно. Входное изображение представляет собой растровые данные в цветовой модели RGB, которые преобразуются в оттенки серого с последующей сегментацией.

Выходам нейронной сети NEFCLASS соответствуют четыре класса $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$, входам – пять информативных признаками $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$

- c_1 - здание с треугольной крышей;
- c_2 - здание с круглой крышей;
- c_3 - здание с плоской крышей;
- c_4 - не здание.

- x_1 – округлость крыши;
- x_2 - среднее значение углов;
- x_3 - длина крыши;
- x_4 - полнота;

x_5 - среднее значение интенсивности оттенка крыши.

Рассмотрим способ формирования базы правил. Каждое правило имеет следующий вид:

ЕСЛИ x_1 является μ_1, \dots, x_n является μ_n ,
ТО образец (x_1, \dots, x_5) принадлежит классу i ;
где i название класса образа,
 n количество информативных признаков.

Для обучения параметров функций принадлежности были выбраны три различных алгоритма обучения: градиентный, сопряженных градиентов и генетический [8]. Для обучения используется гауссова функция принадлежности.

Обучающая выборка состояла из 700 образцов, выборка для тестирования включала 400 образцов.

На Рис.3 показана зависимость погрешности от количества пройденных итераций по каждому методу обучения для нейронной сети NEFCLASS.

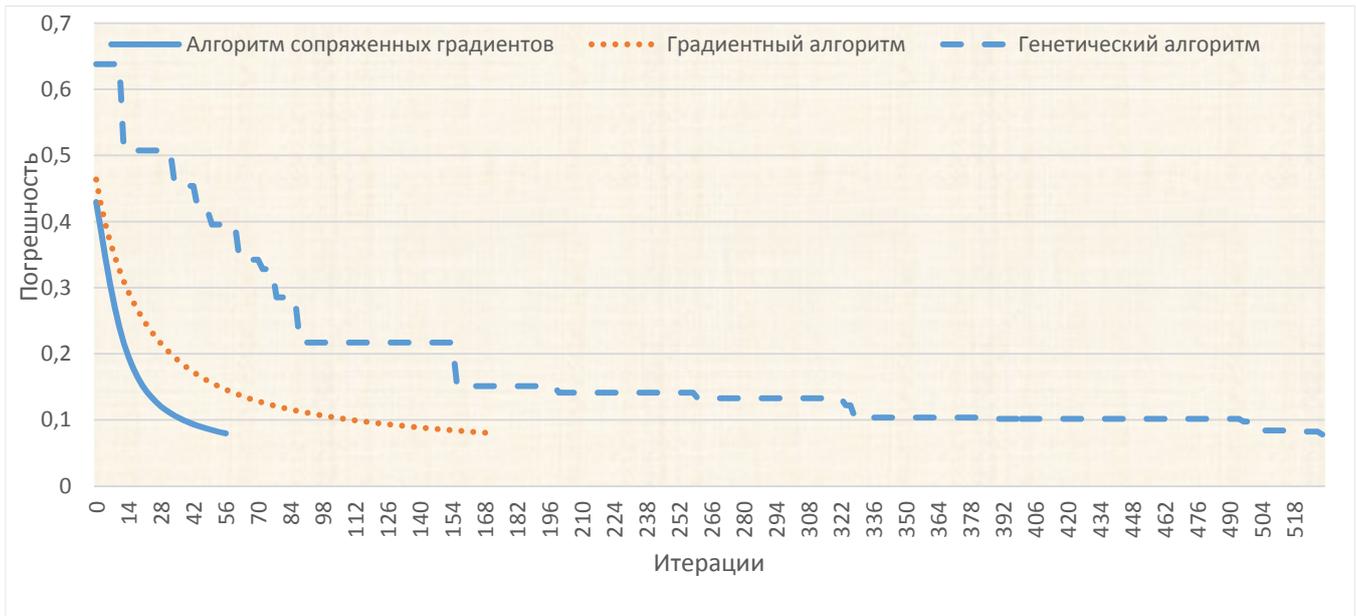


Рис.3 Зависимость погрешности от количества пройденных итераций для различных алгоритмов обучения

На Рис.4 приведены результаты классификации.

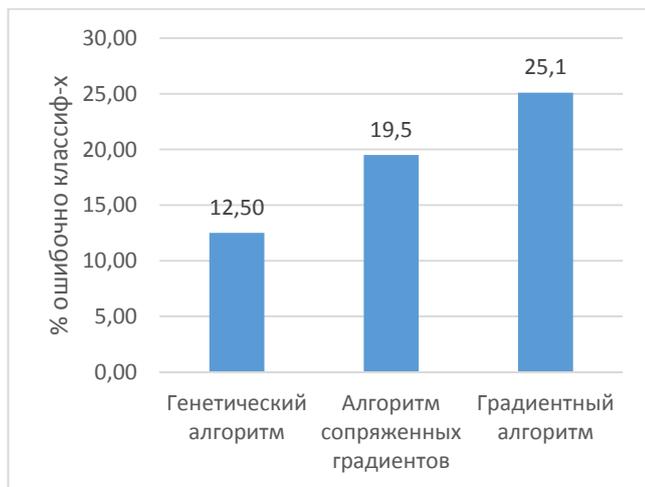


Рис.4 Процент ошибочно классифицированных образцов

По результатам экспериментов наилучшее качество распознавания было получено при обучении нейронной сети с помощью генетического алгоритма обучения. Процент ошибочно классифицированных образцов составил 12,50%.

Выводы

Описана модификация структуры нечеткого классификатора NEFCCLASS, позволяющая определить степень соответствия входного образца выходным классам, что повышает эффективность распознавания и обеспечивает ранжирование возможных решений по предпочтительности. Предложен информативный признак, основанный на цветовой модели HSV и использующий показатель насыщенности цвета для характеристики объектов спутниковых изображений. Данный информативный признак, позволяет отличить верхнюю конструкцию зданий от теней и объектов, имеющих растительную и водную поверхность.

Построен модифицированный нечеткий классификатор NEFCCLASS с тремя алгоритмами обучения: генетическим, градиентным и алгоритмом сопряженных градиентов. По результатам экспериментов наилучшее качество распознавания было получено при обучении нейронной сети с помощью генетического алгоритма обучения, 12,50% ошибочно классифицированных образцов.

Список литературы

1. S. Müller, D. W. Zaum, Robust building detection from aerial images. - IAPRS, Vol. XXXVI, Vienna, 2005. - pp. 143-148.
2. Persson M., Sandvall M., Duckett T. Automatic Building Detection from Aerial Images for Mobile Robot Mapping. - International Symposium on In Computational Intelligence in Robotics and Automation, 2005. - pp. 273 - 278.

3. Benediktsson J.A., Pesaresi M., Amason K. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. – *Geoscience and Remote Sensing*, 2003. - pp. 1940–1949.
4. Sirmacek B., Unsalan C. Building Detection from Aerial Images Using Invariant Color Features and Shadow Information. – *International Symposium on Computer and Information Sciences*, 2008. - pp. 1-5.
5. Wei Liu. Building detection from high-resolution satellite image using probability model. – *IGARSS*, 2005. - pp. 3888 - 3891.
6. Detlef Nauck, Rudolf Kruse. NEFCLASS – A neuro-fuzzy approach for the classification of data. – *Applied Computing*, 1995. – pp. 1-5.
7. В. А. Ганзен. Восприятие целостных объектов. - Л.: Издательство Ленинградского университета, 1974. - 152 с.
8. Зайченко Ю. П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: Издательский дом «Слово», 2008. – 333 с.