

УДК 608.2

С.В. ГОРБАЧЕВ, И.Б. РУДАКОВ

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ПОИСКА ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ

В геологоразведке исходные данные часто характеризуются сложно формализуемой, неоднородной структурой с заведомо пересекающимися классами образов. Другой проблемой является неполнота обучающей выборки и ее сильная зашумленность. Для прогнозирования залежей полезных ископаемых предлагается логически прозрачный адаптивный гибридный метод распознавания многомерных объектов в условиях пересекающихся классов на основе введенных понятий, обобщенных и модифицируемых операций теории нечетких множеств и нейронных сетей, с выводом диагностических решающих правил «Если, ..., то».

Ключевые слова: полезные ископаемые, прогноз, нейронные сети, нечеткая логика.

В дискриминантном анализе в случаях неопределенности ответа о принадлежности образа классу образов ответ может быть получен в виде вероятности принадлежности образа каждому из классов образов. Однако особенности геологоразведочных данных во многих случаях не позволяют построить адекватные вероятностно-статистические модели, что обуславливает создание эмпирических методов и подходов, при разработке которых удобными становятся методы и модели из области мягких вычислений.

Методы нечеткой логики и нейросетевой технологии в настоящее время относятся к перспективным адаптивным технологиям обработки информации и решения задач распознавания и прогноза, позволяющим создавать высококачественные интеллектуальные системы в условиях пересечения объектов анализа [2]. Особенность «нечеткого» представления знаний, а также возможность использования необходимого количества входных и выходных переменных и заложенных диагностических правил позволяют в сочетании с технологией обучения не только повысить точность распознавания, но и вывести логически прозрачные правила интерпретации полученного результата [1].

Для повышения точности распознавания образов предлагается комбинированный интенционально-экстенциональный подход, включающий кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов на основе нейросетевых карт Кохонена, позволяющих провести кластерное разбиение обобщенных пересекающихся образов (экстенциональный подход), а также построение системы нечеткого логического вывода на основе выявления в выделенных кластерах интегральных характеристик образов в виде нечетких портретов (интенциональный подход).

Итак, рассмотрим алгоритм распознавания образов, основанный на нечетких портретах классов образов. Основная идея алгоритма заключается в представлении исходной информации о классах в виде их нечетких портретов, которые формируются в результате анализа обучающей выборки. Такие портреты описываются совокупностью лингвистических переменных, соответствующих информативным признакам. Терм-множества этих лингвистических переменных описывают значение признака для каждого из классов образов и строятся в результате анализа частоты встречаемости значений признака в каждом классе образов. В отличие от метрических алгоритмов распознавания образов, таких, например, как алгоритм k -ближайших соседей или метод потенциальных функций, где в рассмотрение берется каждая точка обучающей выборки, в предлагаемом подходе знания о выборке прецедентов обобщаются. В результате нет необходимости хранить в памяти сведения о всех реализациях обучающей выборки, что дает выигрыш по объему памяти.

На основе анализа выборки прецедентов строится нечеткая система, основанная на лингвистических переменных. База знаний формируется по построенным нечетким портретам. Решение принимается алгоритмом нечеткого логического вывода. Результат работы алгоритма представляется нечетким множеством.

Нечеткие системы весьма успешно показали себя для решения задач управления объектами, для которых получить модель в рамках классической теории управления невозможно или нецелесообразно, в связи с неполнотой данных и высокой сложностью моделей [3]. Системы распознавания образов также включают в себя нечеткие модели, однако в этих случаях чаще используются

гибридные модели [2]. Построим нечеткую систему, основанную на правилах с лингвистическими переменными, схема которой представлена на рис. 1. На вход системы подается m -мерный вектор x' . Для каждой компоненты вектора x' , $i = 1, \dots, m$, в блоке «фаззификатор» строится синглетон – одноточечное нечеткое множество.

На втором этапе выполняется обработка данных с помощью механизма нечеткого вывода, который состоит из базы знаний и нечеткого процессора. База знаний (БЗ) строится по нечетким портретам, полученным на этапе анализа выборки прецедентов. Следует отметить, что стандартный для систем данного типа блок «дефаззификации» отсутствует и заменен «анализатором», где строится модифицированное нечеткое множество $\tilde{y}$.

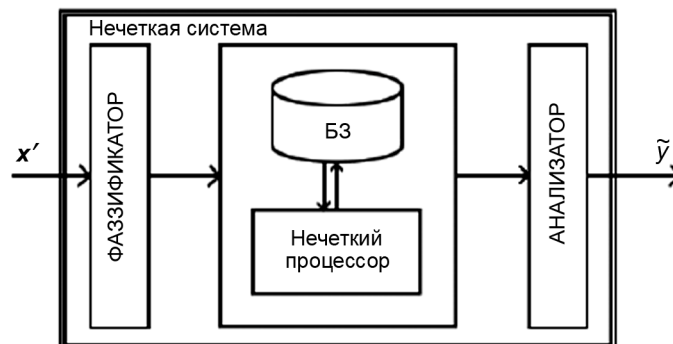


Рис. 1. Схема нечеткой системы распознавания с нечетким выходом

Для улучшения качества распознавания, в рамках экстенционального подхода, предлагается выполнить разбиение на кластеры некоторых классов образов методом нейросетевых кластеризующих карт Кохонена.

Таким образом, в основу предложенных методов распознавания положены фундаментальные закономерности, характерные для человеческого способа познания вообще. Можно провести аналогию между интенциональными и экстенциональными представлениями знаний и механизмами, лежащими в основе деятельности левого и правого полушарий головного мозга человека. Если для правого полушария характерна целостная прототипная репрезентация окружающего мира, то левое полушарие оперирует закономерностями, отражающими связи атрибутов этого мира. Необходимо особо подчеркнуть, что существование именно этих двух (и только двух) групп методов распознавания – оперирующих с признаками и оперирующих с объектами – глубоко закономерно. С этой точки зрения ни один из этих методов, взятый отдельно от другого, не позволяет сформировать адекватное отражение предметной области. Поэтому перспективные системы распознавания, с нашей точки зрения, должны обеспечивать реализацию обоих этих методов, а не только отдельно взятого. Компьютерное моделирование демонстрирует эффективность предложенного подхода для решения задач распознавания нефтеносности месторождений в условиях пересекающихся, сложно структурированных и зашумленных данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. – М.: Параграф, 1990. – 264 с.
2. Горбачев С. В., Гафуров О. М. // Материалы VIII Всерос. семинара «Нейроинформатика и ее приложения». – Красноярск, 2000. – С. 146–148.
3. Zadeh L. A. // Fuzzy Sets and Systems. – 1978. – V. 1. – No. 1.

Национальный исследовательский Томский государственный университет,
г. Томск, Россия
E-mail: nv-top@mail.ru

Поступила в редакцию 09.10.13.