

Формализованный геологический
прогноз
на основе свёрточной нейронной сети

ООО «ДЖИ М Сервис»

+7(911)792-05-71

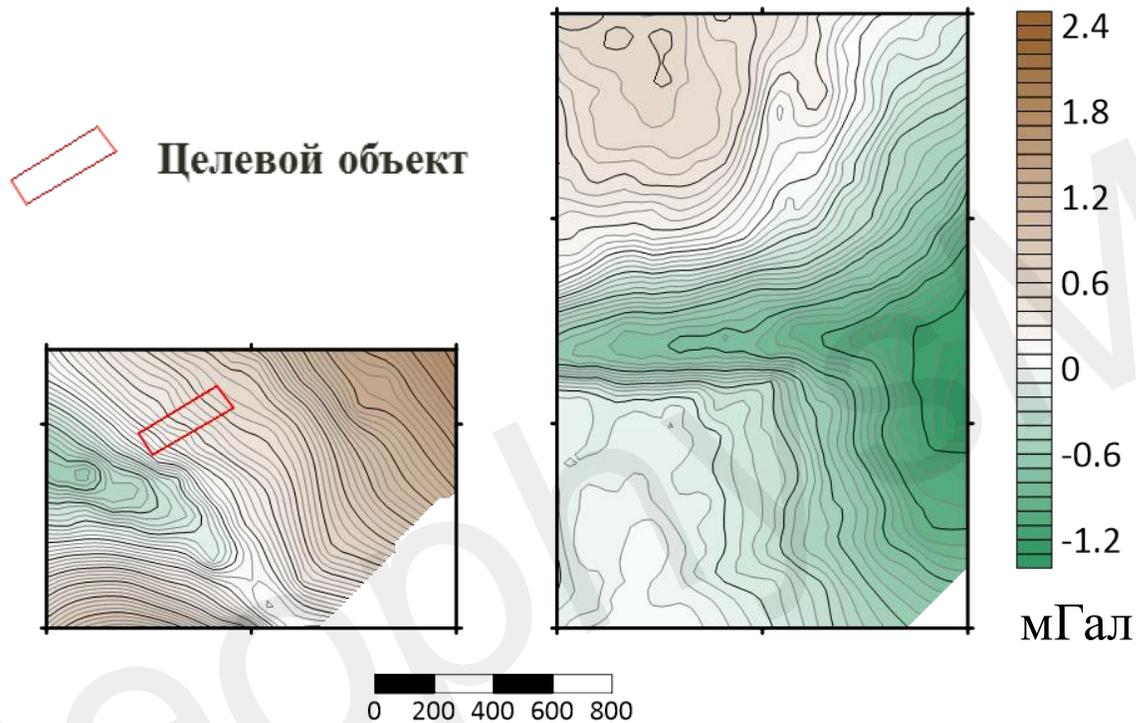
geophysmethod@gmail.com

Григорьев Георгий Константинович

+7(921)890-41-49

GrigGeoK@gmail.com

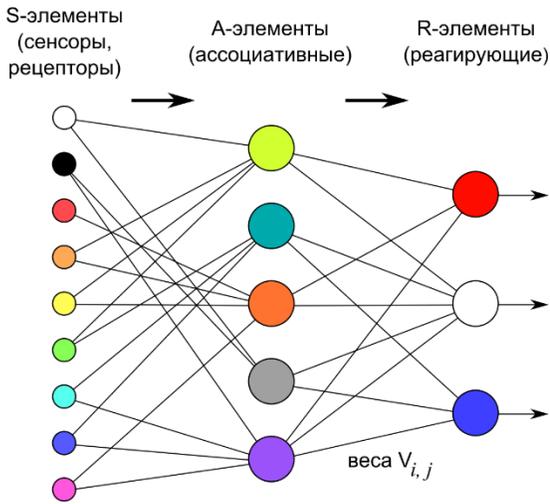
Проблемы современной геологоразведки



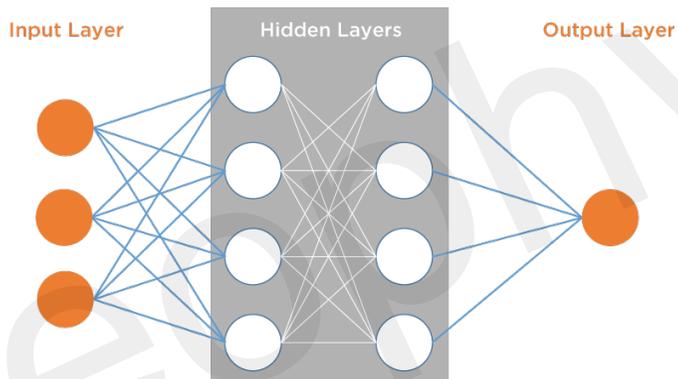
Карта гравитационного поля с наложенным целевым объектом

Многие специалисты из геологоразведочной отрасли придерживаются позиции, что все объекты, которые можно легко найти классическими методами интерпретации геофизических данных уже закончились. В связи с этим растёт необходимость в разработке новых способов и подходов в обработке.

Так же из-за растущей сложности искомым объектам человеческий фактор всё сильнее влияет на результат.



Однослойный перцептрон



Глубокая искусственная нейронная сеть

Метод стохастического градиентного спуска (СГС)

На каждой итерации СГС вычисляет выражение:

$$g = \frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_{i=1}^m L(x^{(i)}, y^{(i)}, \theta)$$

где m – размер пакета, x – входные данные сети, y – ожидаемый выход сети, θ – совокупность весовых коэффициентов сети, L – функция потери на одном примере.

После чего в СГС происходит обратное распространение ошибки:

$$\theta \leftarrow \theta - \varepsilon g$$

где ε – коэффициент скорости обучения.

В 1989 году Цибенко доказал* возможность искусственных нейронных сетей аппроксимировать любую непрерывную функцию с любой точностью. Как следствие мы можем использовать данный метод для нахождения зависимостей между поисковыми признаками (аргументом функции), например геофизическими полями, и вероятностью нахождения целевого объекта (значением функции), например рудопроявления.

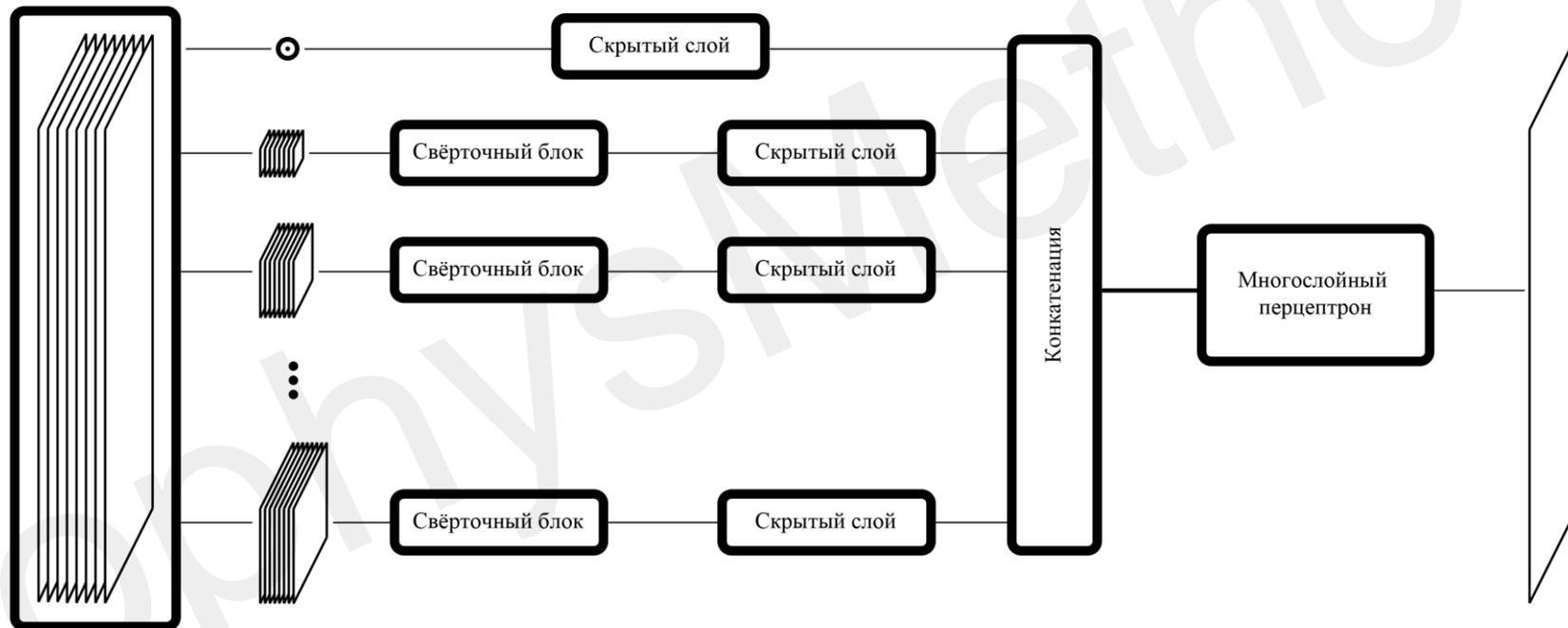
Для ускорения процесса обучения нейронных сетей стали использовать более сложные архитектуры, в частности свёрточные нейронные сети, которые используются в задач распознавания образов.

Само же «обучение» происходит по определённым алгоритмам, самым простым из которых является метод стохастического градиентного спуска, позволяющий обобщать зависимости для нескольких объектов обучения.

В описываемом в этой презентации алгоритме используется специально спроектированная архитектура свёрточной нейронной сети, учитывающая специфику геологоразведочных данных.

**Cybenko, G. V. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal function // Mathematics of Control Signals and Systems. — 1989. — Т. 2, № 4. — С. 303—314.*

Блок-схема архитектуры нейронной сети



Принцип работы Формализованного геологического прогноза

Входными данными алгоритма являются матрицы (гриды) геолого-геофизической информации изучаемой территории и координаты целевых объектов.

В начале происходит обучение нейронной сети на этих объектах, в процессе которого генерируются индивидуальные наборы дискретных фильтры для аномалий различного масштаба. Данный подход позволяет учитывать такие особенности проявлений поисковых признаков, как их геометрические особенности, так и их масштаб.

Так же формируется итоговая зависимость между результатами работы этих фильтров и обучающей выборкой.

После чего через обученную сеть пропускаются данные со всей изучаемой территории и строится вероятностная карта формализованного геологического прогноза со значениями от 0 до 1, показывающая степень схожести поисковых признаков вокруг каждой точки матрицы с целевыми объектами.

Решаемые задачи

Данный алгоритм является вспомогательным инструментом, который позволяет решать следующие задачи:

1. Нахождение скрытых зависимостей между признаковым пространством и целевыми объектами
2. Непредвзятый анализ данных (минимизация человеческого фактора)
3. Ускорение процесса интерпретации и принятия решений при планировании дальнейших работ