

МЕТОДЫ ОПТИМАЛЬНОЙ ИНТЕГРАЦИИ ДАННЫХ ПРИ ПОИСКЕ УГЛЕВОДОРОДНЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Разведка нефтегазоконденсатных месторождений — дело рискованное, так как нередко получаемый результат (отсутствие продуктивной залежи) не оправдывает многочисленные затраты, связанные с проведением нужных технологических мероприятий. Одним из основных моментов в создании успешной программы разведки и последующей детализации продуктивной залежи является всесторонний учет и использование информации об объекте исследования, что позволяет значительно (в отдельных случаях — на порядок) сократить количество дорогостоящих операций и тем самым повысить эффективность поисково-разведочных и детализационных работ.

Цель этой статьи — представить обзор сравнительно недавно нашедших свое применение методов оптимальной интеграции априорных геологических и геофизических сведений о продуктивном пласте с целью прогнозирования интересующих свойств этого объекта. Рассмотрены новые методы корреляционного анализа (корреляционные карты), вероятностного моделирования (байесовский подход и логистическая регрессия) и современные методы искусственного интеллекта (слоистые нейронные сети прямого распространения). Каждый из этих методов основан на достижении некоторого оптимального в определенном смысле критерия интегрированности данных. Конечным результатом применения каждого из методов являются прогнозные карты, показывающие уточненное распределение интересующего свойства геологического объекта. Получаемые уточненные распределения снижают неопределенность при выборе программы эксплуатационного бурения и проектировании про-

цесса разработки продуктивной залежи. Они также позволяют вывести из дальнейшего рассмотрения бесперспективные участки месторождения и сконцентрировать внимание на перспективных.

Рассматриваемая идея интеграции хорошо известна в распознавании образов и основана на разбиении всей доступной информации об объекте на множества параметров, среди которых, в свою очередь, выбраны «причинные» и «целевые» переменные. Значения целевых переменных определяют подлежащее разведке или детализации свойство геологического объекта. Эти значения определяются непосредственно только в наиболее изученных областях объекта (результаты измерений в процессе исследований скважин и керна) или на основе экспертного опроса (качественные оценки). Причинные переменные содержат априорные геологические знания и результаты геофизических исследований. Эти значения измеряются относительно дешевле и на более широкой области.

Главная особенность и преимущество интегрированного подхода в сравнении с традиционным субъективным обусловлены введением некоторой количественной меры распределения свойств геологического объекта при разведочном и детализационном картировании. Рассмотренные методы следуют одному и тому же фундаментальному принципу аналогии: сходные геологические условия формируют сходные свойства геологических объектов. В этом смысле определенные свойства геологического объекта должны проявляться наряду с некоторыми геофизическими характеристиками. Это разумное предположение с трудом реализуется на практике. Поэтому принцип аналогии используется ниже в статистическом смысле для некоторых заданных условий. Например, хорошо известно, что вариации сейсмического волнового поля могут быть связаны с вариациями, скажем, поля пористости. Это делает возможным предсказание пористости на основе некоторых статистических оценок сейсмической

трассы - сейсмических атрибутов. Однако не нужно забывать, что предсказанные значения только предположительны в указанном смысле принципа аналогии. Вот почему бывает исключительно сложно уменьшить неопределенность на основе подобных оценок.

Другой особенностью количественного оценивания целевых переменных в указанных методах является предположение о том, что хотя бы некоторые из причинных переменных несут полезную информацию о распределении свойств изучаемого объекта. Это особенно важно при рассмотрении таких переменных, значения которых интуитивно или даже статистически согласованы. Примером может служить выбор кривых каротажа для корреляции геологического разреза или использование сейсмических атрибутов волнового поля для картирования фильтрационно-емкостных свойств.

Рассмотрим теперь подробнее каждый из методов.

КОРРЕЛЯЦИОННЫЕ КАРТЫ

В основе этого метода лежит построение и идентификация параметров некоторой функции пространственного распределения интересующего свойства геологического объекта — корреляционной карты этого свойства. Совокупность таких корреляционных карт может рассматриваться как результат картирования или детализации геологического объекта. Исходными данными для метода являются наборы значений целевой $Y(x_i)$ и причинных $Z_j(x_i), j = 1, \dots, m$ переменных, отнесенных к некоторым точкам пространства $x_i = (x^1, x^2, x^3)_i, i = 1, \dots, n$. Сама корреляционная карта $F(x, \lambda)$, определяется линейной комбинацией $Z_j(x)$:

$$F(x, \lambda) = \sum_{j=1}^m \lambda_j Z_j(x),$$

где $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_m)$ — неизвестный вектор параметров.

Общий вид неизвестного вектора параметров λ задается критерием оптимальной интеграции причинных переменных $Z_j(x_i)$ для построения функции $F(x_i, \lambda)$, максимально коррелированной с наблюдаемыми значениями $Y(x_i)$:

$\text{Corr}(\{F(x_i, \lambda): i = 1, \dots, n\}, \{Y(x_i): i = 1, \dots, n\}) \xrightarrow{\lambda} \max$, где $\text{Corr}(\dots)$ — коэффициент корреляции. Применение методов оптимизации дает оптимальную оценку вектора параметров λ^* , обеспечивающую максимальную коррелированность последовательности значений полученной функции $F(x_i, \lambda^*)$ с наблюдаемыми значениями $Y(x_i)$ (отсюда и название метода). Опыт показывает, что значения корреляционной карты $F(x_i, \lambda^*)$ удобно нормировать на некоторый отрезок $[a, b]$. Например, при картировании качественных свойств этот отрезок можно положить равным $[-1, +1]$, где крайние его значения кодируют противоположные качественные категории («мало» / «много», «непродуктивно» / «продуктивно» и т.д.). При выполнении требования $[a, b] \supseteq \{Y(x_i): i = 1, \dots, n\}$ можно рассматривать функцию $F(x_i, \lambda^*)$ как регрессор причинных переменных $Z_j(x)$ на целевую $Y(x)$, хотя и с несколько необычным для регрессионного анализа методом идентификации параметров.

Уважаемые коллеги!

Примите искренние поздравления с Новым годом и Рождеством! Пусть радость и тепло этих замечательных праздников будут с нами весь новый год! Надеемся, что наше успешное сотрудничество принесет в 2007 году новые совместные достижения, и нам во всем будет сопутствовать удача. От всей души желаем Благополучия и Счастья!

ОАО "ТМК"



С Новым 2007 годом!



ВЕРОЯТНОСТНЫЕ МЕТОДЫ

Дискретные и особенно бинарные переменные — самые ходовые в вероятностном моделировании. Данный факт обусловлен спецификой методов этого обширного направления. Применительно к картированию свойств геологических объектов эта специфика имеет следующее выражение. Участок месторождения, подлежащий детализации, разбивается на некоторое множество элементарных участков. Вероятность проявления интересующего свойства затем моделируется как функция некоторых характеристик этих элементарных участков. Прогнозные карты, получаемые в результате применения этих методов, трактуются в терминах вероятностей проявления интересующих свойств.

В основе всех вероятностных теоретических предпосылок лежат два основных подхода — частотное и байесовское определение вероятностей. Частотный подход следует строгим положениям теории случайных величин, восходящей к классическому исчислению вероятностей. Байесовский подход использует субъективные априорные значения вероятностей как отправную точку. По мере накопления новой информации эти значения корректируются. На практике, конечно, большинство вероятностных моделей используют обе вероятностные концепции, а именно: в применении к картированию свойств геологических объектов используется как технологически измененная, так и субъективно высказанная в виде суждений информация.

БАЙЕСОВСКИЙ ПОДХОД

Рассмотрим случайную величину Y (аналог целевой переменной, см. выше), равную 1, если интересующее свойство геологического объекта проявляется, и 0 — если нет. Положим $P\{Y = 1\} = p$. Пусть Z_1 и Z_2 — некоторые причинные переменные, связываемые с Y . Определим функцию $f(Y) = p/(q - p)$ и величины

$$W_1 = \ln(P((Z_1|Y)/(Z_1|\bar{Y}))),$$

$$W_2 = \ln(P((Z_2|Y)/(Z_2|\bar{Y}))).$$

В предположении, что величины Z_1 и Z_2 условно независимы с Y , в соответствии с байесовским подходом апостериорные вероятности считаются следующим образом:

$$\ln(f(Y|Z_1Z_2)) = W_1 + W_2 + f(Y).$$

Последнее соотношение может быть изменено для учета различных значений, принимаемых причинными переменными Z_1 и Z_2 , а также обобщено для использования многих причинных переменных. Предположение об условной независимости причинных переменных упрощает обычное правило Байеса так, что подсчет апостериорных вероятностей сведен к логарифмически-линейной модели. Конечно, такое предположение несостоятельно для многих практических ситуаций, когда значения причинных переменных попарно коррелируются между собой, хотя и несут разный геофизический смысл. Примером может служить коррелированность каротажных кривых при выборе их в качестве причинных переменных. В таких случаях описанный метод сильно смещает оценки апостериорных вероятностей.

ЛОГИСТИЧЕСКАЯ РЕГРЕССИЯ

Этот метод в некотором смысле объединяет идеи двух предыдущих. Рассмотрим целевую переменную Y , являющуюся случайной величиной, равной 1, если интересующее свойство проявляется, и 0, если нет. Связанную с ней геометрическую вероятность в описанном выше элементарном участке обозначим $\Theta_i = P\{Y_i = 1\} = E(Y_i)$. Пусть $Z = (1, Z_1, \dots, Z_m)$ — вектор причинных переменных. Тогда под задачей логистической регрессии будем понимать решение уравнения

$$\ln(\Theta_i/(1 - \Theta_i)) = Zb$$

относительно неизвестного вектора параметров регрессии.

Опыт показывает, что для учета неоднородности элементарных участков необходимо введение взвешивания.

Взвешенная версия метода содержит двухпараметрическую оценку для каждого элементарного участка, не связанную с переменными регрессии. Например, это может быть пара вида «превышение максимальной отметки кровли структуры над склоном структуры (средней отметкой кровли)» и «величина склона структуры». В другом случае это может быть пара «площадь части элементарного участка, где проявляется интересующее свойство» и «площадь всего участка». Рассмотрим случай, когда имеется n элементарных участков и каждому из них соответствуют пары (s_j, t_j) , $s_j \geq 0$, $t_j > 0$, $j = 1, \dots, n$. Пусть элементарным p_d из них соответствуют пары с первым элементом, отличным от нуля. На основе этих данных формируется матрица данных размерности $n \times m$, состоящая из двух частей. Верхняя часть содержит p_d строк для тех элементарных участков, у которых первый элемент ассоциированной с ними пары отличен от нуля. Нижняя часть — для других участков. Зависимый отклик Y теперь равен 1 для первых p_d участков, и 0 — для $n - p_d$ последних. Каждая строка с номером j содержит значения измерений каждой из причинных переменных Z_k^j , соответствующие участку j . Теперь вес каждого участка определяется как

$$W_j = \left\{ \begin{array}{l} s_j Y_j = 1 \\ t_j Y_j = 1 \end{array} \right\}.$$

Решение взвешенной задачи логистической регрессии может быть получено с помощью метода максимального правдоподобия. Так как получаемое уравнение нелинейное, необходимо применить итерационный процесс.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

Нейронные сети — весьма известный среди методов искусственного интеллекта класс нелинейных адаптивных моделей. Имеется много случаев успешного их применения в ряде самых разных задач нефтегазовой отрасли.

www.zstm.ru

МОДУЛЬНЫЕ УЗЛЫ НАГРЕВА

для автономного отопления
и горячего водоснабжения поселков,
вахт и других объектов промышленного
и гражданского назначения

ПРЕИМУЩЕСТВА МОДУЛЬНОГО РЕШЕНИЯ:

- максимально компактные размеры
- мобильность
- готовое решение по монтажу
- защита от внешней среды и от посторонних лиц



ДОРОГИЕ ДРУЗЬЯ!

**Коллектив Завода
Сибирского Технологического
Машиностроения от души
поздравляет вас с наступающим
Новым Годом и Рождеством!
Искренне желаем вам здоровья, счастья,
радости, благополучия и процветания!
Пусть 2007 год принесет удачу и успех,
станет годом новых достижений и ярких побед!
Мы рады быть полезными нашим партнерам —
заказчикам и поставщикам. Нам хотелось бы,
чтобы грядущий год стал для нас новым этапом
большого сотрудничества.**

**Коллектив ЗАО «Завод Сибирского
Технологического Машиностроения»**