

Комплексный подход

Инновационный гибридный алгоритм, разработанный для повышения качества определения параметров по данным сейсморазведки (Innovative hybrid algorithm designed to enhance seismic characterization)

Pascal Klein и Andy Peloso из Paradigm представляют метод для комплексной интерпретации свойств горных пород и флюидов путем классификации данных в кубы сейсмических фаций, используемые для описания и характеристики сейсмических неоднородностей и свойств.

Сейсмофациальный анализ выполнялся со времен использования сейсмических данных для задач E&P (разведка и добыча полезных ископаемых). Традиционный метод сейсмической интерпретации включает анализ сейсмических отражательных горизонтов, включая конфигурации (то есть сигмообразность, холмистость, и т.д.) и связанные с ними атрибуты (то есть амплитуда, частота, выдержанность, и т.д.). Эти модели и/или конфигурации картируются для создания карты сейсмических фаций. Эта методика, однако, достаточно медленна и очень зависит от навыков интерпретатора, и ограничена двумя измерениями.

С введением компьютеризированных методик анализа сейсмических фаций, этот процесс автоматизирован и может выполняться в трехмерном пространстве. Эти методики классифицируют все значения из наборов кубов сейсмических атрибутов по зонам, задаваемым пользователем, для создания куба классифицированных значений. Многоатрибутная сейсмическая методология классификации выполняет кластеризацию значений ряда входных атрибутов. Эти методики продолжают развиваться и играть важную роль в технологических рабочих потоках интерпретации в промышленности.

В последние годы наблюдался взрыв в количестве сейсмических атрибутов, доступных для использования в E&P. Использование этих атрибутов помогает глубже анализировать и открыть важные особенности, от региональной геологии до детальных свойств пласта. Чтобы эффективно понимать множество сейсмических атрибутов, компания Paradigm разработала методики классификации, для поддержки количественной оценки целей поисково-разведочных работ и повышения качества определения коллекторских свойств в проектах разработки месторождения (Peloso и др., 2005). Цель процесса классификации фаций состоит в том, чтобы описать характеристики в пределах сейсмических данных и связать эти характеристики с интерпретацией свойств горных пород и свойств флюидов, а также помочь при выделении качественных залежей углеводородов.

Технология

Алгоритмы кластеризации более или менее приспособлены к управлению большим количеством объектов. Алгоритм К-средних (K-means) дает бесспорные преимущества, потому что он дает возможность интерпретатору выполнить сейсмическую кластеризацию в большом кубе данных за низкую цену. Однако его недостаток, состоит в том, что он выделяет фиксированный набор кластеров, основанных на начальных центральных позициях. Напротив, Иерархическая Кластеризация (Hierarchical Clustering) - семья алгоритмов, которые могут быть квалифицированы как 'детерминистические', дают те же самые результаты, используя те же самые данные. Кроме того, эти алгоритмы

дают некоторую информацию о числе кластеров, которые можно использовать, но они плохо приспособлены к большим наборам данных. Фактически, алгоритм К-средних является дополнением к другим методикам кластеризации. Позволяя выполнять кластеризацию больших наборов данных, этот алгоритм допускает сокращение размера набора данных, предварительно выполняя группировку данных. По этим причинам, был разработан гибридный алгоритм, чтобы приспособиваться к кластеризации больших томов данных, состоящих из тысяч или десятков тысяч объектов. Этот инновационный подход есть комбинация двух методик кластеризации и соответственно называется Гибридной Кластеризацией (Hybrid Clustering) (Wong, 1982).

Гибридная Кластеризация (Рис. 1) выполняется в три фазы. 1) Начальное разделение, где набор данных, который будет кластеризован первоначально разделяется для получения десятков и даже сотен векторов прототипов, которые оптимально представляют первоначальный набор данных, но с меньшим количеством объектов. В процессе работы алгоритма К-средних (Рис. 3) увеличивается разделение между группами для каждой итерации, в процессе которой создается разбиение заданного числа векторов прототипов, в зависимости от начального выбора средних центров. Эти векторы прототипов становятся основными элементами следующей фазы; 2) Иерархическая агрегация. Цель этого шага состоит в том, чтобы воссоздать кластеры, которые были фрагментированы, и агрегировать объекты вокруг их первоначальных центров. Иерархическая Кластеризация этих векторов прототипов по возрастанию выполняется с конечным числом центров кластера, которые показаны в виде дерева (Рис. 2 и 3). При этом еще раз выполняется фаза уточнения

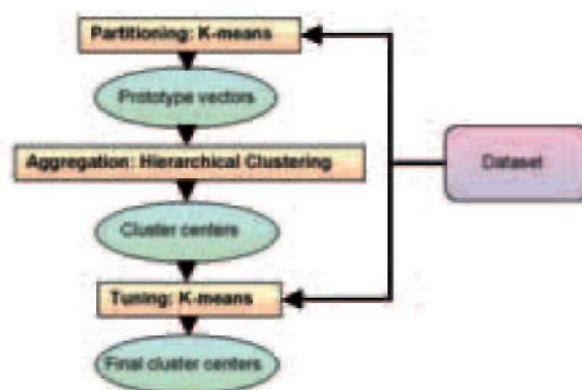


Рис. 1. Гибридная Кластеризация сочетает в себе способ К-средних и Иерархическую Кластеризацию. Способ К-средних используется для начальной кластеризации и для уточнения результатов иерархической классификации.

Комплексный подход

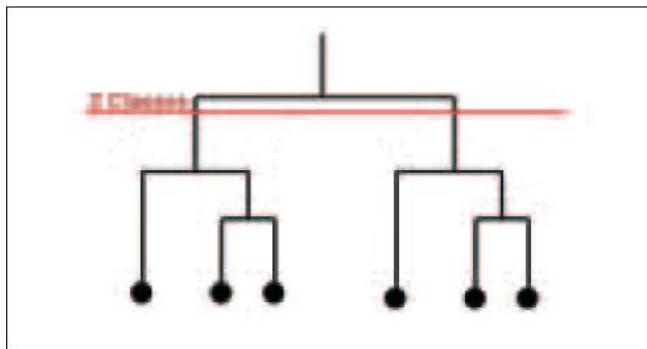


Рис. 2. Диаграмма (двоичное дерево), показывающая результирующую иерархическую классификацию по возрастанию. Красная линия показывает 'разветвление дерева' на две группы кластера.

параметров по алгоритму К-Средних. Эта оптимизация состоит в небольшой настройке центров кластера таким образом, чтобы они оптимально представляли объекты первоначального набора данных.

Преимущества использования этой гибридной методики представлены ниже:

1. Фаза разделения была проектирована таким образом, чтобы удалить шум, содержащийся в первоначальных данных. Векторы прототипа, выделенные в процессе этой фазы, скрывают шум от последующей Иерархической Кластеризации, которая проходит намного лучше в таких оптимизированных условиях и дает более выделяющиеся кластеры.
2. Понижение количества объектов в процессе фазы Иерархической Кластеризации имеет существенное влияние на требуемые объемы памяти и времени вычисления, что делает методику Гибридной Кластеризации очень привлекательной для больших объемов данных.

Примеры применения

Типичный рабочий поток обычно начинается с анализа данных ГИС, если эти данные есть, и определения интервалов для классификации сейсмических фаций. Калибровка скважинных данных к сейсмическим данным - ключевой момент рабочего потока и очень важная процедура для количественного анализа фаций. Расчет замещения флюидов и моделирование на основе анализа кроссплотов используется итерационно с целью анализа полученных кубов сейсмических фаций. На Рис. 4 и 5 показаны результаты применения описанной выше технологии на данных с месторождения LaPalma, опубликованные в журнале *The Leading Edge* (Linari и др., 2002). Это месторождение лежит в пределах нефтеносной провинции Colon Unit (юго-западный участок Бассейна Маракайбо) в Венесуэле. На Рис. 4 показаны два кроссплота атрибутов AVO (Индекс Флюида и импеданс Р волн) после классификации. Левый кроссплот соответствует традиционной кластеризации, а правый, Гибридной Кластеризации. Обратите внимание, как кластеры данных и их соответствующие центры, более эффективно описывают данные на основе гибридной модели кластеризации. На основе скважинных данных, водоносные и нефтеносные пески были связаны с различными классами сейсмических фаций. На Рис. 5 показан результат традиционной кластеризации в сравнении с соответствующим горизонтальным срезом куба фаций, полученного в результате применения гибридной технологии. Традиционная неконтролируемая кластеризация не в состоянии выделить какую-либо разницу между водяными (белый цвет) и нефтяными скважинами (зеленый цвет). Гибридная Кластеризация определила различные

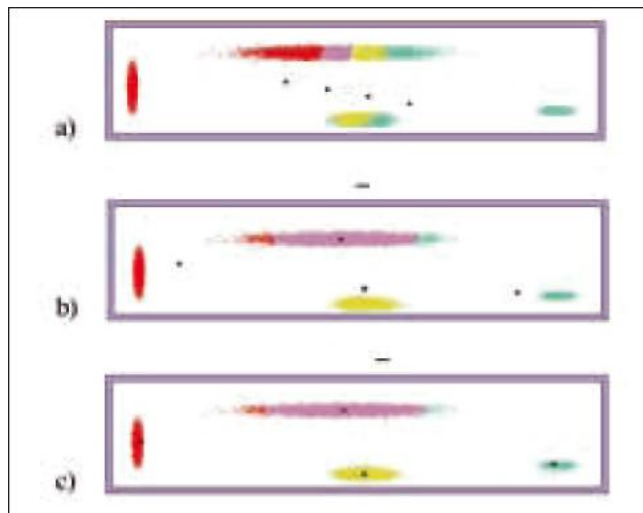


Рис. 3. Модельный пример: выделение кластеров методом К-средних. а) начальные условия PCA; б) Первая итерация; в) Вторая итерация.

классы сейсмических фаций для этих скважин. Заметьте, что тренд в направлении СВ-ЮЗ (коричневая фация) был вскрыт продуктивными скважинами и интерпретировался как нефтеносный песчаный нанос.

Другим примером эффективности Гибридной Кластеризации является изучение карбонатного разреза. Цель этого проекта состояла в том, чтобы очертить распределение фаций, предсказать тип флюида и пористость этих карбонатных отложений, на основе комплексирования информации по нескольким упругим атрибутам (AVO, Lambda-rho, Mu-rho) и каротажным данным. В процессе моделирование на основе скважинных данных параметры Lambda-rho и Mu-rho были чувствительны к изменениям в пористости карбонатных отложений. Путем классификации этих атрибутов с помощью Гибридного Алгоритма, компании Paradigm удалось идентифицировать и предсказать пористые зоны в карбонатных отложениях (Рис. 6). Интерпретируемые пористые зоны показаны красным цветом в пределах карбонатных отложений, в то время как увеличение пористости в более богатых доломитовых породах было выделено в синюю/зеленую фацию. Продуктивные скважины показаны черным цветом, а непродуктивные скважины показаны синим цветом. Все продуктивные скважины (черный цвет) в гибридном кубе фации (Рис. 7), кажется, попадают в интерпретируемую красную фацию (большая пористость). Исключение составляет продуктивная скважина на западе (зеленая фация), которая интерпретировалась как более доломитизированная. В традиционном кубе фаций справа не видны различия между продуктивными и водяными скважинами, и поэтому его намного труднее интерпретировать.

Заключение

Гибридный Алгоритм хорошо приспособлен для кластеризации больших объемов сейсмических данных. Гибридный Алгоритм основан на комбинации двух методик кластеризации, иерархической и К-Средних, и был назван Гибридной Кластеризацией. Приложение этой инновационной технологии к многомерным сейсмическим атрибутам при классификации сейсмических характеристик к данным привело к улучшенным результатам интерпретации (подтвержденным калибровкой скважинных данных и моделированием). Эта технология была показана на двух различных примерах классификации данных AVO и упругих характеристик. В этих случаях методика Гибридной

Комплексный подход

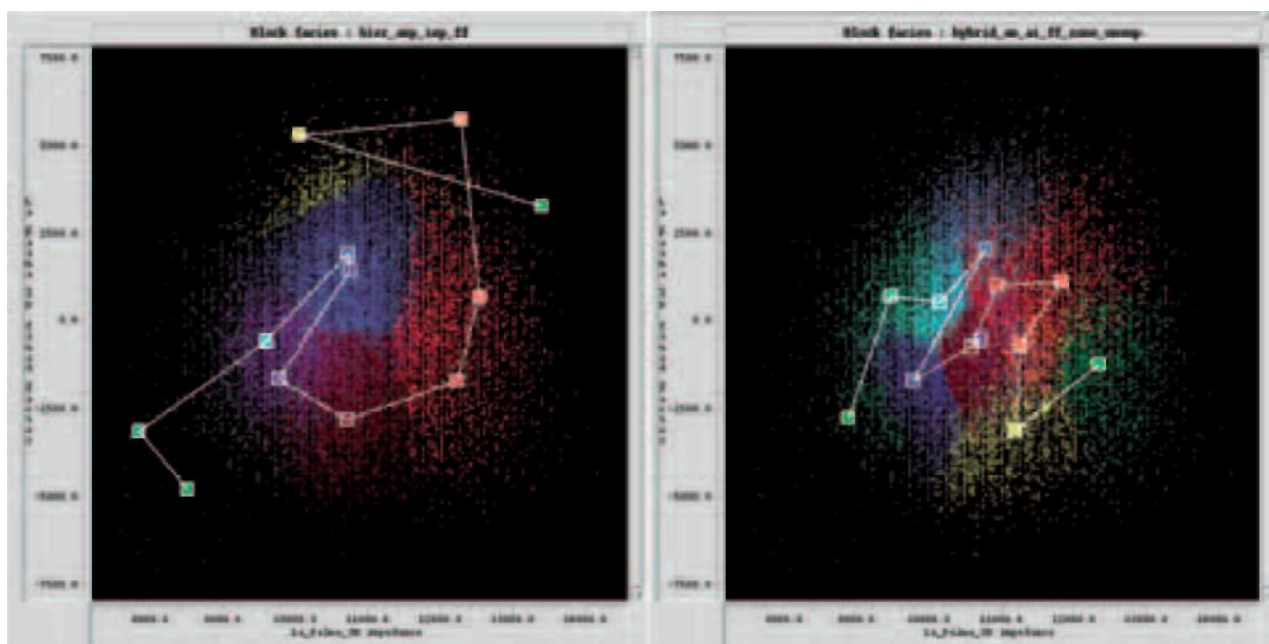


Рис. 4. Кроссплот Индекса Флюида и импеданса P волн. Прямоугольники соответствуют центрам кластеров, которые имеют цветовую маркировку и номер класса.

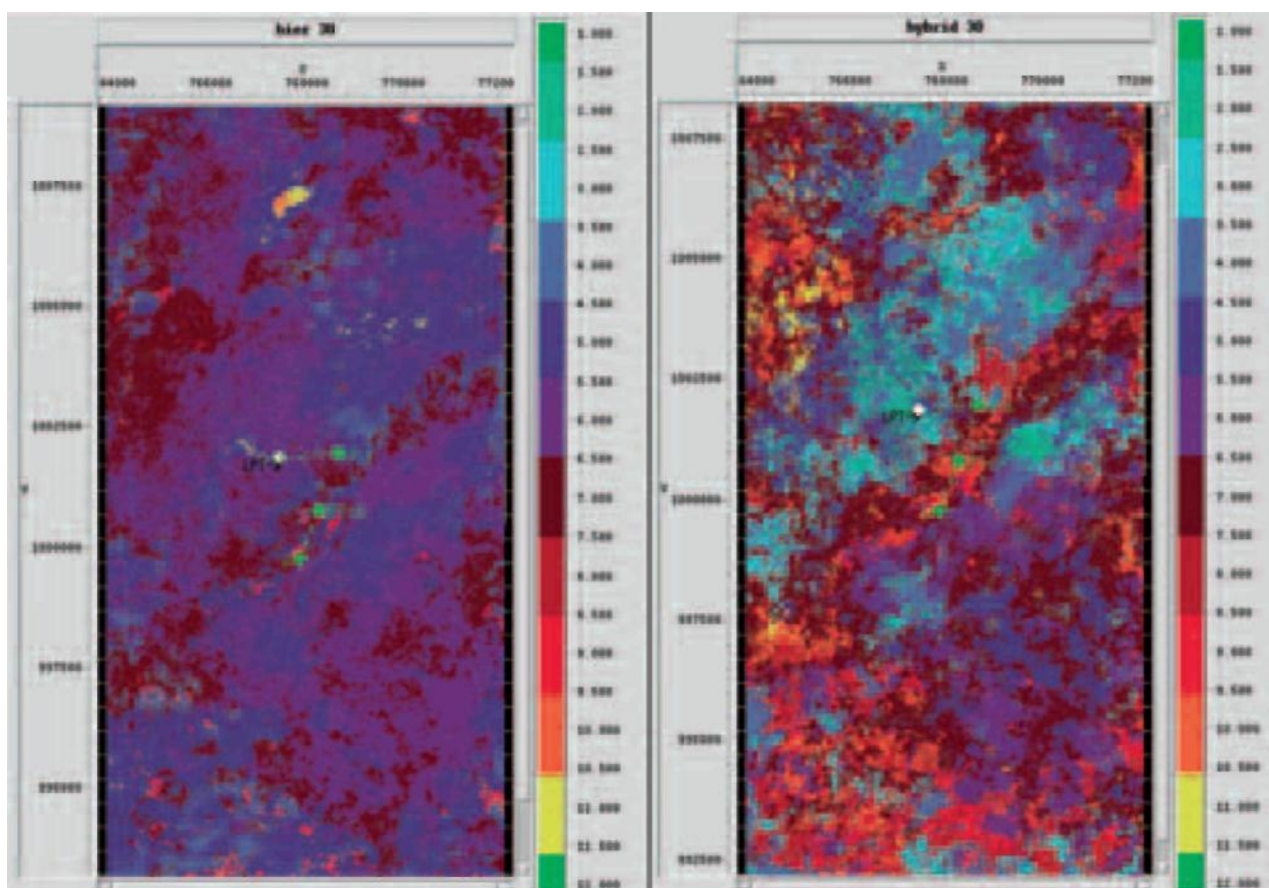


Рис. 5. Горизонтальные срезы кубов фаций построенных по результатам традиционной кластеризации слева и гибридной кластеризации справа.

Кластеризация позволила проверить правильность и уточнить результат первоначальной интерпретации.

Ссылки на литературу

Linari, V., Azbel, K., Poupon, M., and Pastore, C. Seismic Facies Analysis Based on 3D Multi-Attribute Volume Classification La Palma Field (Maracaibo, Venezuela). Wong, M.A. [1982] A

hybrid clustering method for identifying high density clusters. *J. of Amer. Statistical Assoc.*, **77**, 841-847.

Peloso, A., Azbel, K., Klein, P. [2005] Paradigm Geophysical, Integration aids characterization; Combining advanced seismic facies classification with innovative smoothing techniques helps to fine-tune interpretation. *Hart's E&P Journal*, February.

Комплексный подход

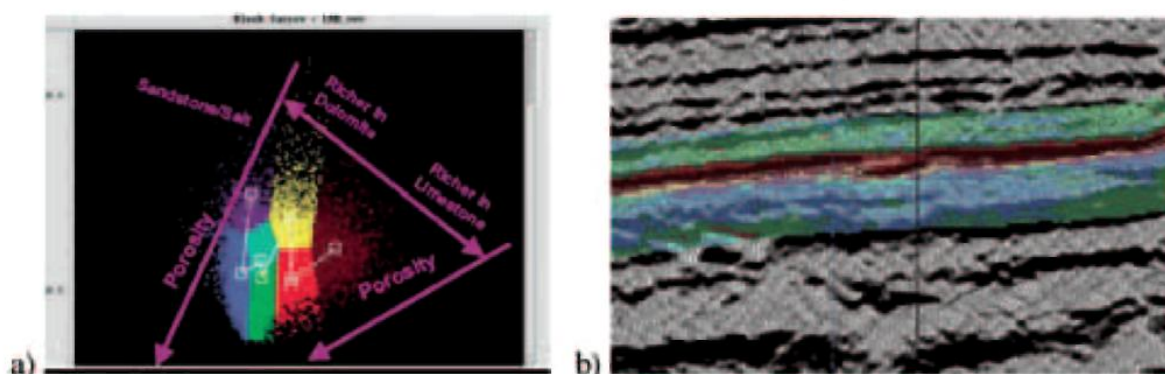


Рис. 7. а) Кроссплот значений Λ -rho и μ -rho, взятых из куба атрибутов в карбонатном интервале. Интерпретация основана на моделировании скважинных данных и расчете эффекта замещения флюида; б) Куб фаций по результатам Гибридной Кластеризации отображен на вертикальный срез, на котором показаны интерпретированные пористые зоны карбонатных пород (красный цвет). Добывающая скважина показана черным цветом, а непродуцирующая скважина показана синим цветом.

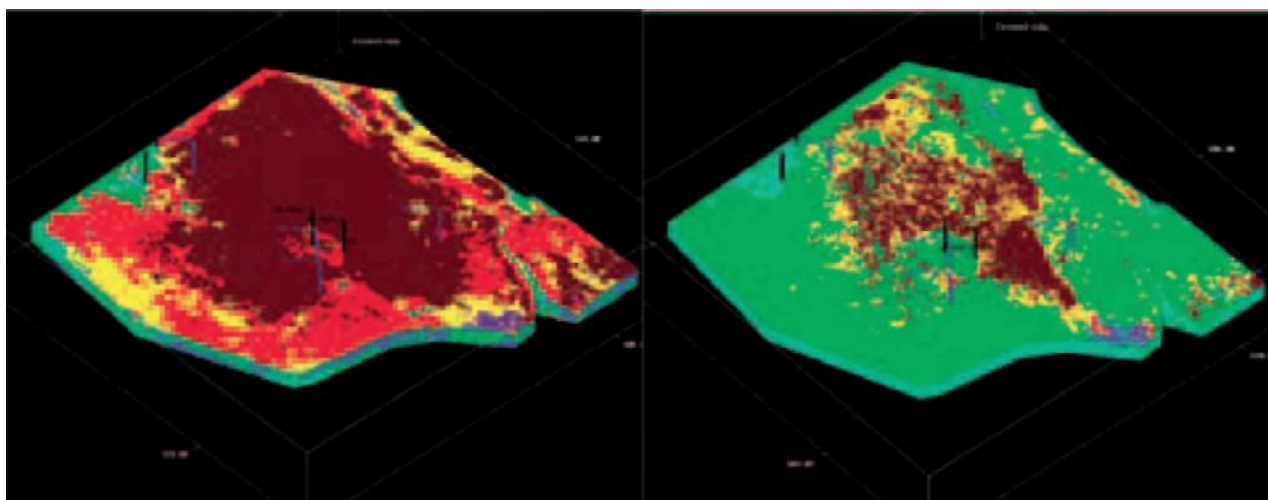


Рис. 6. Гибридный куб фации слева, традиционный куб фаций справа.