УДК 550.8

ФАЦИАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПО ФОРМЕ СЕЙСМИЧЕСКОГО СИГНАЛА

И.И. Приезжев, Е.В. Солоха, С. Манрал

Аннотация. *Разработан новый алгоритм 3D-классификации сигнала на основе метода «K-среднего» или классификации Кохонена. В качестве объектов классификации используются объемные сигналы в виде трехмерного скользящего окна по сейсмическому кубу, ограниченного кровлей и подошвой изучаемого слоя. Классификация осуществляется с целью изучения изменения формы сигнала как по вертикали, так и по латерали, стратиграфического и фациального анализа, а также геологического районирования.*

Ключевые слова. *Классификация, метод «K-среднего», классификация Кохонена, сейсмофация, объемный сигнал.*

Abstract. *A new 3D waveform classification algorithm has been developed based on the SOM Kohonen or K-Mean. The seismic amplitude can be taken as input for the classification procedure. Seismic waveforms are classified in order to define seismic facies and stratigraphic changes in a specific interval, as well as geological zoning.*

Key words. *Classification, «K-Mean», SOM Kohonen, seismic facies, 3D waveform.*

ВВЕДЕНИЕ. Основной целью применения различных математических алгоритмов в процессе обработки комплекса геофизических данных является уменьшение неоднозначности геологической интерпретации геофизических полей. Одним из подходов к обработке комплекса геофизических полей является многочисленная группа классификационных алгоритмов, разделяющих территорию на однородные по ряду признаков области при отсутствии эталонных объектов.

Подобные алгоритмы в основном применялись для решения таких геологоразведочных задач, как районирование и картирование. В последнее время классификационные алгоритмы все чаще применяются в нефтегазовой отрасли с использованием сейсмических данных для стратиграфического и фациального анализа, выделения разломов и зон трещиноватости.

При этом сначала рассчитывается множество объемных сейсмических атрибутов, интерпретатор отбирает наиболее информативные, затем на вход алгоритма подаются выбранные наборы сейсмических атрибутов, извлеченных вдоль определенного сейсмического горизонта. В результате получается карта распределения классов на площади исследования. Такая методика дает положительные результаты для решения структурных задач при удачном выборе пользователем сейсмических атрибутов, но задачи изучения фациального замещения по площади и более тонкие задачи прогноза коллекторских свойств резервуара не всегда удается решить при таком подходе. Это послужило толчком к развитию другого направления использования сейсмических амплитуд в классификационных алгоритмах.

Из теории сейсморазведки известно, что изменение динамических характеристик может быть связано с изменением литологического состава пород в пласте или изменением петрофизических свойств породы. Выделение таких литологических неоднородностей по сейсмическим данным называется сейсмофациальным анализом [Пейтон Ч., 1982], [Sheriff R.E., 1980]. Такой анализ обычно основан на изучении изменения формы сейсмического сигнала в изучаемом пласте. Выделение сейсмофаций по форме сейсмического сигнала в изучаемом слое на основе автоматической классификации в настоящее время является стандартной операцией при интерпретации сейсмических данных. Очевидно, что идея сравнения формы и амплитуды сейсмического сигнала с целью выделения различных геологических образований (сейсмофаций) в различных частях сейсмического разреза возникла еще до появления компьютеров и одновременно с появлением сейсморазведки. Существующие технологии на рынке программного обеспечения, предназначенные для выделения сейсмофаций на основе классификации сигналов по их форме или по набору атрибутов [Neff D.B., Runnestrand S.A., Butler E.L., 2001], [Marroquin I.D., Brault J., Hart B.S., 2009], представлены достаточно широко. Существует очень большой набор алгоритмов для автоматической классификации [Никитин А.А., 1981], [Balz O., Pivot F., Veeken P., 1999], например нейронные сети, иерархическая классификация и много других аналогичных алгоритмов. Авторы данной статьи предлагают применить для классификации многотрассовый трехмерный сигнал, что значительно увеличивает сферу применения данной технологии.

Перейдем непосредственно к описанию нашей технологии.

Главное отличие предлагаемой технологии выделения сейсмофаций по форме сейсмического сигнала от аналогичных технологий состоит в том, что она использует в качестве объектов для классификации не одномерный сигнал по отдельным трассам, а трехмерный сигнал в скользящем 3D-окне.

В качестве входной информации предлагаемая технология может использовать как исходные кубы сейсмических амплитуд, так и кубы атрибутов, например куб акустического импеданса, полученный в результате инверсии. Интерпретатор определяет кровлю и подошву изучаемого слоя, в котором будет анализироваться форма сейсмического сигнала; это может быть слой с постоянной мощностью (рис. 1) или слой, заключенный между двумя сейсмическими горизонтами.

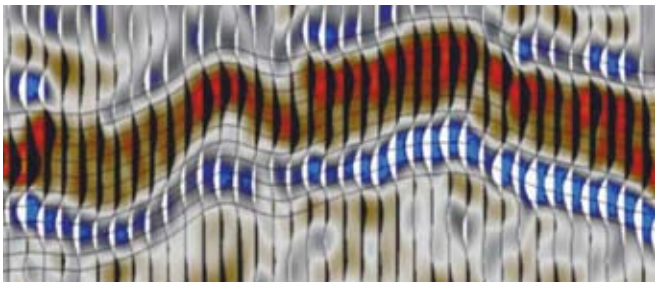

Рис. 1.
Изучаемый слой с постоянной мощностью

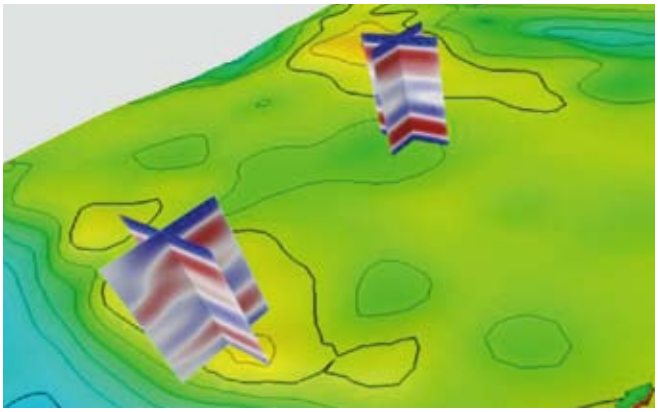

Рис. 2.
Два 3D-объекта для сравнения при фациальном анализе

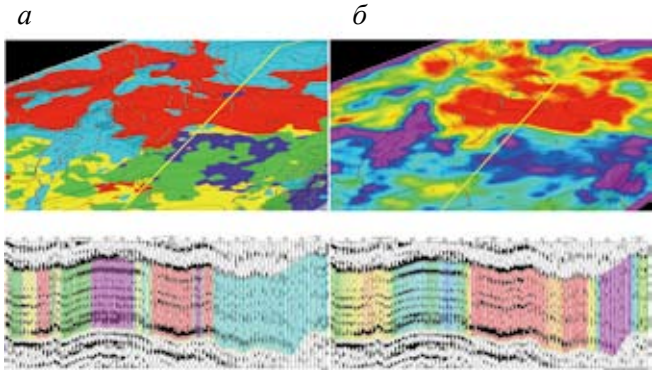

Рис. 3.
Карта классификации (*а*) и карта вероятности для одного из классов (*б*)
Ниже приведены разрезы по линии, на которых закрашен интервал анализа. Цвет соответствует значениям классификации и вероятности соответственно

В выбранном слое анализируется форма сигнала в скользящем 3D-окне, размер которого также определяется пользователем; изучаемая территория разбивается на классы – области, характеризующиеся постоянной формой сигнала; в результате интерпретатор получает карту распространения классов по территории. Разные классы показывают изменение формы сейсмической волны по латерали, также на карте классов выделяются структурные элементы (разломы, выклинивания, клиноформы и т.п.). В дальнейшем полученные классы могут быть ассоциированы с конкретными фациями. Помимо этого интерпретатор получает карты вероятности попадания каждой трассы в определенный класс, а также характерные формы сигнала для каждого класса в 1D- и 3D-вариантах.

Главной особенностью предлагаемого алгоритма является использование именно скользящего 3D-окна (рис. 2) для нахождения характерной формы сигнала в процессе классификации. Такая техническая реализация позволяет интерпретатору контролировать степень осреднения характерного сигнала и тем самым получать более стабильный результат классификации таких геологических объектов, как приразломные зоны, турбидиты, клиноформы и т.д.

Работа алгоритма состоит из двух шагов: обучения и собственно классификации; под обучением понимается определение характерной формы сигнала для каждого класса (иначе центр класса), а классификация осуществляется по методу «К-среднего», предложенному МакКином в 1967 г. [MacQueen J.B., 1967] или же на основе самоорганизующихся карт Кохонена [Kohonen T., 1995].

Характерная форма сигнала при обучении может быть определена тремя способами.

1. Автоматическая классификация без «учителя» методом «К-среднего» или классификация Кохонена.

2. Полуавтоматическая классификация; в качестве «учителя» используются трассы сейсмокуба в заданных точках. Обычно эти точки соответствуют местоположению скважин, где известны параметры резервуара. Это позволяет проследить распространение этих свойств в пласте на основе подобия сейсмического отклика. Фактически это позволяет сравнить скважины и выделить подобные участки в изучаемом пласте по распределению сейсмического поля вокруг них.

3. Классификация с «учителем»; в качестве учителя используются синтетические трассы, смоделированные интерпретатором [Veeken P.C.H., 2007]. Подобный подход целесообразно применять, когда мы моделируем несколько сценариев строения пласта или несколько вариантов распространения петрофизических характеристик пласта.

На втором этапе происходит сравнение сейсмотрасс в скользящем 3D-окне с характерной формой сигнала. На основе выбранной метрики вычисляется степень «похожести» и вероятность попадания данного массива сейсмотрасс в каждый класс. На основе анализа вероятностей и осуществляется классификация (рис. 3).

Алгоритм «К-среднего»

Алгоритм «К-среднего» относится к так называемым дивизимным методам классификации, то есть к алгоритмам, построенным на разделении объектов по максимально различным классам. Первоначально пользователь определяет количество классов; положения центров классов (характерная 3D-форма сигнала) выбираются случайным образом, удовлетворяя при этом определенному неравенству. На первой итерации каждая трасса попадает в класс, если трасса «похожа» на характерную форму 3D-сигнала, затем для каждого класса вычисляется среднее значение параметров, которое становится уточненным положением центра класса, и процесс классификации повторяется. Процесс уточнения положения центров классов продолжается до тех пор, пока разница между старыми и новыми центрами классов не достигнет заданного уровня погрешности.

Мера «похожести» может быть вычислена из расстояния между сигналами в так называемом N-мерном кросс-плоте. Математически каждая трасса может быть представлена точкой в многомерном пространстве, координатами данной точки в N-мерном пространстве служат дискреты сейсмического сигнала.

Пусть объект O_i – массив сейсмотрасс в скользящем 3D-окне, где каждая трасса есть набор дискретов $X_i = \{x_i^1, x_i^2, ..., x_i^n\}$. И объект O_j является характерной 3D-формой сигнала, которая имеет такую же длину и количество дискретов $X_j = \{x_j^1, x_j^2, ..., x_j^n\}$.

Математическое расстояние может быть описано следующим образом:

$$M_{L1}(O_i, O_j) = L_1(X_i, X_j) = \sum_{trace}^{sub-cube} \left(\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left|x_i^k - x_j^k\right|\right), \quad (1)$$

$$M_{L2}(O_i, O_j) = L_2(X_i, X_j) = \sum_{trace}^{sub-cube} \left(\frac{1}{n}\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(x_i^k - x_j^k)^2}\right), \quad (2)$$

$$M_{COR}(O_i, O_j) = COR(X_i, X_j), \quad (3)$$

$$M_{FUR}(O_i, O_j) = L_2[F(X_i), F(X_j)], \quad (4)$$

$$M_{L2+COR}(O_i, O_j) = (L_2(X_i, X_j) + L_{COR}(X_i, X_j))/2, \quad (5)$$

где L1 – абсолютная разница, L2 – Евклидова метрика, MCOR – коэффициент корреляции, MFUR – мера сходства амплитудных спектров F(Xi) и F(Xj), L2+COR – смешанная мера сходства (с использованием коэффициента корреляции (3) и L2 (2)) [MacQueen J.B., 1967], которая, как правило, используется по умолчанию.

Классификация Кохонена

Самоорганизующиеся карты по Кохонену являются одним из вариантов нейронных сетей. Карты используют масштабирование многомерных данных (массив сейсмических трасс) к двум измерениям (в нашем случае к одному измерению, то есть к карте). Нейроны обладают весовыми коэффициентами, которые регулируются в процессе самообучения с целью максимально приблизиться к входным данным. Результатом самообучения являются веса нейронов, которые наилучшим образом описывают структуру входных данных.

Каждый нейрон может быть использован как центр класса для классификации. Самоорганизующиеся карты по Кохонену группируют исходные данные на соответствующем им нейроне. Степень «похожести» при этом используется в виде L2 (2).

Теперь несколько слов о практическом применении алгоритма. Алгоритм был протестирован на ряде отечественных и зарубежных примеров, в том числе на западном шельфе Австралии, где предполагалось наличие палеорусел. В качестве объекта автоматической классификации использовались сейсмические амплитуды между двумя горизонтами. Выбор количества классов является одним из ключевых моментов; при этом зависит от субъективного представления интерпретатора об изучаемой площади. Практика показала, что оптимальное количество классов выбирается равным 4–7, исходя из геологического понимания строения данного района и интерпретации фаций по каротажным данным. При меньшем количестве классов карта классификации получается недостаточно детальной, а при большем количестве классификация теряет свою целостность; также у геологов возникают трудности с привязкой классов к фациям.

В результате такой методики на одной изучаемой площади на карте классификации четко проследился канал (красный цвет, класс №1), который имеет характерную форму записи на разрезе (рис. 4).

Такую же картину мы наблюдаем и на карте вероятностей для класса №1 (рис. 5), который мы сопоставили с речным каналом. Карта вероятности позволяет нам получить количественную оценку достоверности выделения того или иного класса. Достоверность выделения класса №1 лежит в пределах от 70% до 98% (рис. 5).

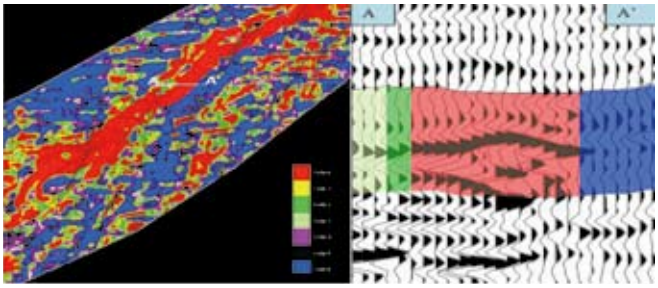

Рис. 4.
Классификация по форме сейсмического сигнала и сейсмический разрез с соответствующими классами

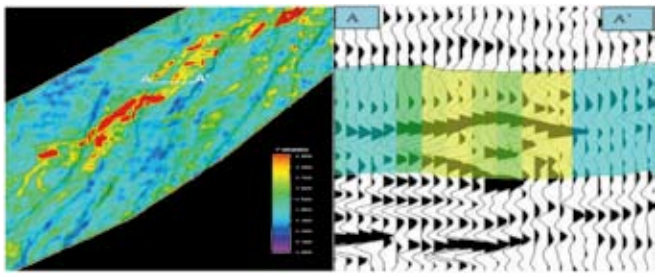

Рис. 5.
Карта вероятности для класса №1 и сейсмический разрез с соответствующими значениями вероятности

Пример, описанный выше, иллюстрирует возможность использования данного подхода к выделению геологических тел по волновому полю и фациальному анализу.

Теперь постараемся показать преимущество использования трехмерного сигнала. На рис. 6 представлен временной срез по сейсмическому кубу, шаг дискретизации 2 мс. Интересующий нас пласт континентальных отложений имеет мощность во времени всего 6 мс. При таких параметрах могут возникнуть трудности для реализации статистического алгоритма классификации. Сравним общепринятый классификационный алгоритм, в котором используется одномерный сигнал (рис. 7, *а*) с предложенным в данной статье (рис. 7, *б*).

Отчетливо видно, что результат классификации в точности повторяет временной срез по амплитудному кубу; с точки зрения информативности мы не получаем ничего нового. Подобный результат не является неожиданным, так как одномерный потрассовый анализ учитывает только изменение сигнала по вертикали и совершенно не учитывает латеральную изменчивость. Кроме этого данный метод не отличается высокой помехоустойчивостью: так как трассы имеют равный вес, то зашумленные трассы могут вносить серьезные изменения в процесс обучения и классификации.

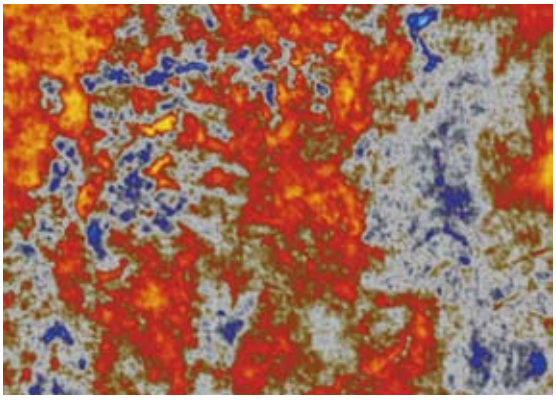

Рис. 6.
Временной срез по амплитудному кубу

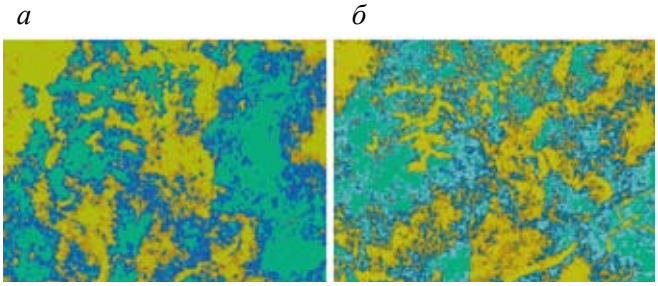

Рис. 7.
Классификация с одномерной формой сигнала (*а*) и классификация с трехмерной формой сигнала (*б*)

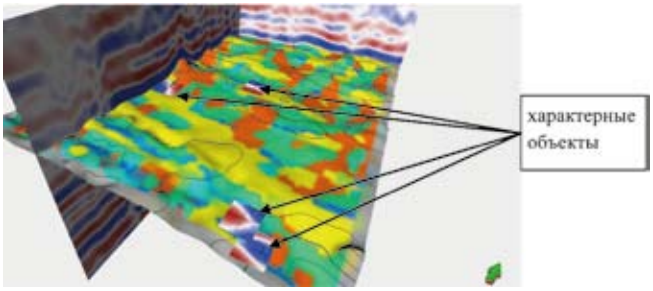

Рис. 8.
Классификация для «тонкого» слоя (4 мс) на основе 3D-сигнала

В случае использования алгоритма с трехмерной формой сигнала (рис. 7, *б*) на классификации проявляются палеорусла и ряд других тел, отличающихся повышенной песчанистостью. Картина стала более дифференцированной и насыщеной деталями, даже несмотря на использование относительно небольшого количества классов (4 класса). Этот эффект был достигнут за счет использования более устойчивой технологии анализа данных в трехмерном скользящем окне.

Фактически трехмерная форма сигнала представляет собой небольшой куб, размеры которого определяются количеством трасс (3x3, 5x5, 7x7 трасс и т.п.) и количеством дискретов, достаточным, чтобы описать форму сигнала. Обычно длина сигнала включает несколько периодов. Таким образом, трехмерная форма сигнала содержит достаточное количество данных для устойчивой работы алгоритма. В случае незначительной вертикальной мощности слоя алгоритм также показал положительные результаты.

На рис. 8 показан пример выделения сейсмофаций для «тонкого» слоя. Так как вертикальный размер окна очень мал (4 мс), то в этом случае объект для классификации имеет только латеральные размеры (7x7 трасс). Классификация в данном случае выделяет неоднородности в изучаемом слое только по латеральной (2D) изменчивости сейсмического поля внутри изучаемого «тонкого» пласта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ. Таким образом, новый алгоритм классификации был опробован на ряде отечественных и зарубежных месторождений и дал положительные результаты в различных условиях осадконакопления. В заключение отметим, что предлагаемая технология базируется на классификации сейсмического поля в трехмерном скользящем окне, что дает следующие возможности.

1. При выделении сейсмофаций используется как вертикальное, так и латеральное изменение сейсмического поля.

2. Латеральное изменение сейсмического поля в изучаемом пласте позволяет выделять такие геологические объекты, как клиноформы, палеорусла, разломы, зоны трещиноватости и т.д.

3. Технология позволяет выполнять классификацию в «тонких» пластах, когда вертикальное изменение сейсмического сигнала несущественно и основной вклад в классификацию вносит латеральное изменение сигнала.

4. Использование трехмерного скользящего окна обеспечивает более стабильный результат классификации.

Кроме этого стоит упомянуть простоту использования алгоритма и быстрое получение объективной оценки изменчивости волнового поля или сейсмического атрибута.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Никитин А.А.* Теоретические основы обработки геофизической информации. М., 1981.
2. *Пейтон Ч.* Сейсмическая стратиграфия. М., 1982.
3. *Balz O., Pivot F., Veeken P.* Reservoir characterization using neural networks controlled by petrophysical and seismic modeling. Extended Abstracts, 61th EAGE annual meeting, S015, 1999, p. 1–4.
4. *Kohonen T.* Self-organizing maps: Springer-Verlag, New York, Inc., 1995.
5. *MacQueen J.B.* Some Methods for classification and analysis of multivariate observations. Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, University of California Press, 1967, p. 281–297.
6. *Marroquin I.D., Brault J., Hart B.S.* A visual data-mining methodology for seismic-facies analysis: Part 1 – Testing and comparison with other unsupervised clustering methods. Geophysics, Vol. 74, No. 1, pp. 1–11, 2009.
7. *Marroquin I.D., Brault J., Hart B.S.* A visual data-mining methodology for seismic-facies analysis: Part 2 – Testing and comparison with other unsupervised clustering methods. Geophysics, Vol. 74, No. 1, pp. 13–23, 2009.
8. *Neff D.B., Runnestrand S.A., Butler E.L.* Multi-attribute seismic waveform classification. USA, Phillips Petroleum Company, USA Patent 6223126, 2001.
9. *Sheriff R.E.* Seismic Stratigraphy. Boston, 1980.
10. *Veeken P.C.H.* Seismic stratigraphy, basin analysis and reservoir characterization. Handbook of Geophysical Exploration, Volume 37, Helbig K. and Treitel S., Elsevier Scientific Publisher, Amsterdam, 2007, 509 p.

РЕЦЕНЗЕНТЫ – доктор технических наук С.Н. Птецов, доктор физико-математических наук М.Л. Владов

ОБ АВТОРАХ

ПРИЕЗЖЕВ
Иван Иванович

Доктор технических наук. В 1980 г. окончил Казахский политехнический институт, в 1989 г. защитил кандидатскую диссертацию в Московском геологоразведочном институте по теме «Спектральный и статистический анализ аэрогеофизических данных в системе АСОМ-АГС/ЕС». В 2010 г. защитил докторскую диссертацию в Российском государственном геологоразведочном университете по теме «Информационные технологии интерпретации комплекса геолого-геофизических данных для геологического моделирования». С 1997 г. по настоящее время работает в компании Schlumberger, ведущий консультант в области геология/геофизика. Имеет более 60 научных публикаций и 5 изобретений. Область интересов – сейсмическая инверсия, выделение зон трещиноватости по сейсмическим данным, классификация и статистический анализ геолого-геофизических данных, грави- и магниторазведка.

СОЛОХА
Екатерина Владимировна

Кандидат технических наук. В 2001 г. окончила Московскую геологоразведочную академию по специальности «Геофизические методы поисков и разведки месторождений полезных ископаемых», в 2006 г. защитила кандидатскую диссертацию по теме «Методика и технология обработки и интерпретации геофизических данных в скользящих окнах «живой» формы». В настоящее время работает специалистом по развитию бизнеса в компании Schlumberger. Сфера научных интересов – вероятностно-статистические методы обработки геофизической информации, компьютерные технологии. Автор ряда научных статей и публикаций.

МАНРАЛ
Сурендер

Магистр геофизики, имеет 11-летний опыт работы в нефтегазовой промышленности, специализируется в области алгоритмов 3D-визуализации, определении характеристик коллектора по сейсмическим атрибутам и инверсионным алгоритмам. В настоящее время работает в качестве технического консультанта Schlumberger на Ближнем Востоке.