

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ КОМПЛЕКСНОГО АНАЛИЗА И ИНВЕРСИИ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Спичак В. В.

Аннотация

В статье представлен обзор современных подходов к комплексному количественному анализу и инверсии геофизических данных. Рассматриваются альтернативные направления, основанные на одновременной и последовательной инверсии разных типов данных, а также апостериорном анализе результатов одномоментных инверсий. На характерных примерах сравниваются достоинства и недостатки методов и приводятся рекомендации по их использованию в зависимости от целей исследования.

Ключевые слова:

Геофизические данные, комплексный анализ, инверсия, корреляция, искусственная нейросеть

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ КОМПЛЕКСНОГО АНАЛИЗА И ИНВЕРСИИ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ

В.В. Спичак

Центр геоэлектромагнитных исследований Института физики Земли РАН, г.

Москва, г. Троицк, Россия

В статье представлен обзор современных подходов к комплексному количественному анализу и инверсии геофизических данных. Рассматриваются альтернативные направления, основанные на одновременной и последовательной инверсии разных типов данных, а также апостериорном анализе результатов однометодных инверсий. На характерных примерах сравниваются достоинства и недостатки методов и приводятся рекомендации по их использованию в зависимости от целей исследования.

Геофизические данные, комплексный анализ, инверсия, корреляция, искусственная нейросеть, кластерный анализ.

MODERN METHODS FOR JOINT ANALYSIS AND INVERSION OF GEOPHYSICAL DATA

V.V. Spichak

Geoelectromagnetic Research Centre IPE RAS,

Moscow, Troitsk, Russia

A review of modern methods for joint analysis and inversion of geophysical data is presented. Alternative options are considered based on simultaneous and successive inversion of different types of data as well as on posterior analysis of the results of single data inversions. Advantages and disadvantages of different methods are compared based on characteristic cases. Recommendations on their application in practice are given.

Geophysical data, joint analysis, inversion, correlation, artificial neural network, cluster analysis

ВВЕДЕНИЕ

Конечной целью сбора и анализа геофизических данных обычно является оценка состава, литологии или петрологии пород, их флюидонасыщенности, пористости, проницаемости и др. Эти “гиперпараметры” (или параметры второго уровня) так или иначе связаны с параметрами первого уровня - физическими свойствами пород (удельной электропроводностью, плотностью, температурой и др.), которые, в свою очередь, прямо или косвенно определяются по измеряемым геофизическим данным. Интерфейс между пространствами моделей первого и второго уровней обеспечивается петрофизическими данными и геостатистикой, а между пространствами моделей первого уровня и данных – решением прямых задач для соответствующих методов (рис. 1).

В зависимости от целей исследования используются различные алгоритмы построения одномоментных моделей по имеющимся данным и априорной геолого-геофизической информации. На этом пути исследователи часто сталкиваются с известными трудностями:

- недостаточной разрешающей способностью измеренных данных по отношению к целевым параметрам,
- невысокой точностью и детальностью построенных моделей, связанных с недостаточным объемом и/или качеством измеренных данных и априорной информации,
- теоретической неединственностью и неустойчивостью решения так называемых “обратных задач” геофизики,
- недостаточной эффективностью имеющихся алгоритмов решения обратных задач для отдельных типов данных (это особенно актуально для 3D/4D постановок),
- отсутствием механизмов количественного учета всей имеющейся априорной информации, а также экспертных оценок, при инверсии геофизических данных.

Эти проблемы в той или иной степени решаются в рамках инверсии отдельно взятого типа данных. Однако, конечные результаты часто не удовлетворяют геофизиков / геологов, и они пытаются уменьшить области неопределенности и, соответственно, повысить надежность построенных моделей за счет использования разных типов данных [Bedrosian, 2007; Спичак, 2009, 2010; Integrated Imaging..., 2016; Fulla, 2017]. При этом предпринимаются попытки построить согласованную и надежную модель геофизической / геологической системы, интегрируя независимые наборы данных с различающимся физическим характером, масштабом, разрешающей способностью, качеством и т.д. Соответственно, на этом пути возникают свои трудности:

- рассматриваемые совместно данные могут быть измерены на, вообще говоря, несовпадающих участках поверхности и / или с разной степенью детальности,
- разные типы данных могут обладать разной разрешающей способностью по отношению к искомым параметрам среды,
- свойства пород или гиперпараметры, определяемые по разным геофизическим данным, могут не коррелировать друг с другом, и т.д.

В результате действия перечисленных выше факторов совместная инверсия разных типов данных, проводимая без учета перечисленных факторов риска, может приводить к ухудшению, а не к улучшению, искомого результата. При этом в реальной (а не модельной) ситуации исследователь может об этом даже не догадываться, поскольку не существует объективных критериев, позволяющих судить о том, насколько построенная таким образом модель лучше, чем те, которые построены без такого комплексирования. Поэтому критический анализ методов комплексной инверсии геофизических данных представляет не только академический, но и практический интерес.

Цель настоящего обзора состоит в предварительной классификации методов комплексного анализа и инверсии геофизических данных и сравнительном анализе их достоинств и недостатков. С этой целью последовательно рассматриваются методы одновременной и последовательной инверсии геофизических данных, а также комплексного апостериорного анализа результатов одномоментных инверсий.

ОДНОВРЕМЕННАЯ ИНВЕРСИЯ

Идея одновременной инверсии состоит в том, что, в надежде уменьшить область неопределенности и повысить точность, модели параметров первого или второго уровня строятся *одновременно* (параллельно) по всей совокупности исходных данных. При этом каждая модель строится по “своим” данным, а связь между ними осуществляется за счет априорной информации, искусственно вводимой в процесс инверсии. В соответствии с применяемым математическим аппаратом различают детерминистский и стохастический подходы.

Детерминистские методы. Простейшая форма одновременной инверсии всех имеющихся данных состоит в формировании функционала невязки с последующей его минимизацией в рамках того или иного вычислительного метода. Идея такой совместной инверсии состоит в том, что исследователь может по своему усмотрению изменять влияние той или иной группы данных на конечные результаты (обычно это модели

параметров первого уровня), корректируя соответствующие весовые коэффициенты (параметры регуляризации) в функционале невязки [Lelievre et al., 2012]

В работах [Abubakar et al., 2012; Gao et al., 2012] этот подход реализуется с использованием модификации итерационного метода Ньютона-Гаусса [Habashy, Abubakar, 2004]. При этом авторы осуществляют так называемую “петрофизическую инверсию”. В предположении, что параметры второго уровня (в частности, пористость и влагонасыщенность пород) связаны с параметрами первого уровня (удельной электропроводностью, скоростями сейсмических волн и плотностью) известными эмпирическими соотношениями, они изначально включают их в минимизируемый функционал невязки. В результате совместной инверсии электромагнитных и сейсмических данных сразу строятся модели второго уровня: пористости и водонасыщенности. Авторы показывают, что при этом точность двух построенных моделей выше, чем если бы они *одновременно* строились по данным только *одного* (“своего”) типа.

В то же время, из полученных результатов неясно, какой эффект дает инверсия сразу в терминах параметров второго уровня по сравнению с вариантом, когда она осуществляется в два этапа: сначала находятся параметры первого уровня, а потом – второго. В последнем случае не нужно сразу постулировать эмпирические зависимости гиперпараметров от параметров первого уровня, что может исказить результаты инверсии.

В некоторых случаях есть основания рассчитывать, что между моделями параметров первого или второго уровня существует структурное подобие (в частности, может быть заранее предположена общая геометрическая модель [Голиздра, 1978]. В этом случае “кривизна” или градиенты физических свойств характеризуют геометрические особенности модели и используются как априорные связи между двумя разными наборами данных, которые формализуются и принудительно учитываются при инверсии.

Например, в работе [Haber, Oldenburg, 1997] оператор структуры модели S определяется следующим образом:

$$S(\mathbf{m}) = \begin{cases} 0, & |\nabla^2 \mathbf{m}| < \tau_1 \\ P_5(|\nabla^2 \mathbf{m}|), & \tau_1 < |\nabla^2 \mathbf{m}| < \tau_2 \\ 1, & \tau_2 < |\nabla^2 \mathbf{m}| \end{cases} \quad (1)$$

где \mathbf{m} – вектор параметров модели, а P_5 – полином 5-ой степени, который выбирается так, чтобы S была непрерывной, дважды дифференцируемой функцией.

Как следует из определения (1), структурный оператор всегда положителен и нормирован на интервал $[0, 1]$. Это гарантирует, что, во-первых, как положительные, так и отрицательные изменения модели учитываются одинаково, и что, во-вторых, оператор S инвариантен по отношению к масштабу моделей. На рис. 2 показаны два примера применения такого структурного оператора к модели в случае, когда $\tau_1 = \tau_2 = 10^{-5}$.

Соответственно, требование структурного подобия двух моделей сводится к решению задачи минимизации разности структур двух моделей, или функции штрафа

$$\varphi_1 = \sum_{i=1}^N [S(m_1^i) - S(m_2^i)]^2 \Rightarrow \min, \quad (2)$$

(где m_1^i и m_2^i - значения параметров моделей в i -ой ячейке сетки, N - общее число ячеек) при условии удовлетворения ограничений на данные.

Одна из трудностей этого подхода, получившего название “структурной инверсии”, состоит в том, что волюнтаристский выбор порогов τ_1 и τ_2 , которые количественно определяют, что такое “большая разница”, может существенно повлиять на решение задачи. Например, если τ_1 слишком мало, а τ_2 слишком велико, то все модельное пространство будет считаться имеющим структуру. Другой недостаток этого подхода состоит в том, что в ходе совместной инверсии не учитывается направление изменений структуры.

Галлардо и Меджу [Gallardo, Meju, 2003] преодолели эти трудности, введя ненормированную функцию кросс-градиентов, которая, в отличие от оператора (1), определяет геометрическое подобие между двумя моделями как распределение изменения их свойств, а не самих величин:

$$\varphi_2 = \sum_{i=1}^N [\nabla m_1^i \times \nabla m_2^i] \Rightarrow \min \quad (3)$$

Иначе говоря, предлагается инверсия с ограничениями структуры, которые определяются градиентами имеющихся моделей. Отметим, что нулевое значение векторного произведения в (3) может означать как полную коллинеарность градиентов, так и их отсутствие хотя бы в одной из моделей.

Рис. 3 иллюстрирует использование этой концепции геометрического подобия между двумя моделями физических свойств (p (а) и q (б)) [Gallardo et al., 2005]. Векторы на картах изолиний “а” и “б” представляют градиенты свойств в соответствующих зонах моделей. Векторы (1) и (2) на обеих картах имеют значительные амплитуды, но направлены в разные стороны (почти перпендикулярно друг к другу), что означает практическое отсутствие структурного подобия. Векторы (3) также имеют большие

амплитуды, но направлены прямо противоположно друг к другу, что означает наличие структурного подобия. Карта изолиний “в” показывает значения функции кросс-градиентов, вычисленной для моделей р и q. Видно, что наибольшие положительные или отрицательные значения кросс-градиентов приурочены к областям с наименьшим структурным подобием.

На рис. 4 показан пример совместной инверсии магнитотеллурических и сейсмических данных с помощью такого подхода [Gallardo, Meju, 2007]. Для электромагнитной и сейсмической моделей (рис. 4а и b, соответственно), имеющих одинаковую структуру, включающую характерные геологические элементы (осадочной чехол, земную кору, верхнюю мантию, изолированный резервуар, наклонный разлом и горст), были проведены инверсии соответствующих синтетических данных, зашумленных помехами. На рис. 4 с,d приведены результаты однометодных инверсий, а на рис. 4 е, f – соответствующие результаты совместной инверсии методом кросс-градиентов. Из сравнения построенных разрезов видно, что совместная инверсия дает лучшее разрешение по вертикали, а также элементов структуры под изолированным резервуаром.

Несмотря на большое число публикаций, в которых используется эта схема инверсии [Haber, Oldenburg, 1997; Pinheiro et al., 1997; Kaipio et al., 1999; Gallardo, Meju, 2003, 2007; Gallardo et al., 2005; Saunders et al., 2005; Fregoso, Gallardo, 2009; Hu et al., 2009; Doetsch et al., 2010; Infante et al., 2010; Moorkamp et al., 2011; Gallardo and Meju, 2011; Hamdan et al., 2012; Lochbuhler et al., 2013, и др.], необходимо отметить, что численная реализация предложенного подхода сопряжена с рядом трудностей, главной из которых, по-видимому, следует считать неустойчивость схемы и необходимость использования соответствующей регуляризации. С этим связана рекомендация авторов работы [Galardo et al., 2005] использовать для инверсии как можно более простые совместные структуры, что, естественно, снижает практическую ценность метода.

Поскольку для регуляризации используется тензор второго порядка (ковариация модели), для численной реализации алгоритма применяется квадратичное программирование. Оно поддерживает параллельное изменение соответствующих свойств двух моделей (структурное подобие) за счет использования множителей Лагранжа и не накладывает ограничений на сами значения физических свойств – они могут быть любыми действительными числами. Эти значения составляют дополнительную информацию, которая ограничивает модели и может уменьшить неопределенности в их реконструкции.

Главное преимущество “структурного подхода” к совместной инверсии состоит в том, что, в отличие от “петрофизической инверсии”, здесь не нужно заранее определять

функциональные связи между различными физическими свойствами (хотя известный коэффициент корреляции может быть включен в ковариационную матрицу модели) – они получаются апостериори.

Однако, это не обязательно означает, что построена полезная модель и что полученные петрофизические соотношения близки к фактическим. Более того, в каждой задаче необходимо тщательно оценивать справедливость минимизации функции кросс-градиентов, используя физические модели пород и информацию о геологии региона. Но самый большой недостаток этого подхода – необходимость априорного постулирования структурного подобия рассматриваемых моделей. Отметим также, что ни множители Лагранжа, ни квадратичное программирование, не подходят для решения трехмерных задач инверсии, так как в этом случае для большинства из них не хватает оперативной памяти компьютера.

Стохастические методы. Стохастические методы, часто называемые также методами Монте-Карло, основаны на генерации большого числа реализаций стохастического процесса и принятии решений об их приемлемости. Общая идея состоит в имитации известных из природы или физики процессов, которые обладают теми же вероятностными характеристиками [Sambridge and Mosegaard, 2002]. С этой целью часто используют алгоритм “выборки Гиббса” (Gibbs sampling) [Geman and Geman, 1984], “генетические” алгоритмы (genetic algorithms) [Holland, 1975; Haupt and Haupt, 2004; Moorkamp et al., 2006, 2007, 2010], а также алгоритмы “имитации отжига” (simulated annealing) [Kirkpatrick et al., 1983; Cerny, 1985; Aarst and Korst, 1989; Bertsimas and Tsitsiklis, 1993; Mota and Monteiro Santos, 2010; Harris and MacGregor, 2007].

Пожалуй, наиболее гибким подходом, который позволяет увязывать данные и априорную геолого-геофизическую информацию с построением адекватных моделей среды является байесовский статистический подход, впервые предложенный для комплексной инверсии геофизических данных в работе [Гольцман, Калинина, 1973]. Позднее он получил развитие в публикациях [Tarantola, 1987; Backus, 1988; Press, 1989; Mosegaard and Tarantola, 1995; Bosch, 1999; Bosch et al., 2001; Muñoz et al., 2010; Dell’Aversana et al., 2011; Tondi et al., 2012; JafarGandomi, Binley, 2013; Jardani et al., 2013; MacCalman et al., 2014; Mellors et al., 2014; Ren et al., 2017; и др.]. В рамках этого подхода в работе [Bosch, 1999] была разработана методология комплексной инверсии, на входе которой имеются наборы геофизических данных, петрофизическая и геостатистическая информация, а также геологические данные, описывающие структуру модели в статистических терминах. На выходе строятся одномоментные модели первого уровня,

которые явно связаны физической теорией с геофизическими данными, а также литологическая (или какая-либо другая) модель второго уровня.

Обозначим через $\mathbf{m}=\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$ массив всех параметров первого и второго уровня, а через M – соответствующее множество всех модельных параметров ($\mathbf{m} \in M$). Пусть \mathbf{m}_p – вектор модельных параметров первого уровня ($\mathbf{m}_p \in M_p$, где $p=1, \dots, k$), а \mathbf{m}_s – вектор модельных параметров второго уровня ($\mathbf{m}_s \in M_s$ где $s=k+1, \dots, N$). Соответственно, $M = M_p \times M_s$.

Различные виды информации о свойствах среды и их пространственной структуре можно выразить с помощью функции плотности вероятности (ФПВ), определенной на множествах модельных параметров. Для комплексной инверсии различных геофизических данных в работе [Bosch et al., 2001] используется априорная геологическая информация о литологии среды; петрофизическая и геостатистическая информация, обеспечивающая статистическую связь литологии с физическими параметрами среды; и функция правдоподобия геофизических данных, которая вычисляется на основе решения одномоментных прямых задач на внутреннем цикле процесса инверсии.

Цель байесовской инверсии состоит в вычислении апостериорной функции плотности вероятности

$$p_{\text{apost}}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p) = c \theta_{s/p}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p) p_{\text{apri}}(\mathbf{m}_p) L(\mathbf{m}_s) \quad (4)$$

Каждый член в выражении (4) соответствует своей компоненте информации:

- априорная геологическая информация о литологической структуре среды выражена функцией $p_{\text{apri}}(\mathbf{m}_p)$, определенной на множестве модельных параметров первого уровня;

- $\theta_{s/p}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p)$ - условная вероятность, которая отражает информацию о модельных параметрах второго уровня, их пространственной взаимосвязи, перекрестных связях и зависимости от свойств первого уровня;

- $L(\mathbf{m}_s)$ – совместная функция правдоподобия, которая является вероятностной мерой разности между наблюдаемыми данными и вычисленными для комплексной модели;

- c – нормировочная константа, которая вычисляется из вероятностной формулировки постулата о существовании решения обратной задачи на множестве всех параметров (M).

Таким образом, результирующая функция плотности вероятности $p_{\text{apost}}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p)$ составлена из двух факторов, соответствующих двум разным источникам информации:

совместной функции правдоподобия $L(\mathbf{m}_s)$, которая является произведением независимых функций правдоподобия, ассоциированных с каждым геофизическим набором данных, и совместной априорной ФПВ. Последняя, в свою очередь, состоит (в соответствии с разделением пространства параметров модели на первичное – физическое - и вторичное – литологическое- подпространство) из маргинальной ФПВ $p_{\text{арг}}(\mathbf{m}_p)$ в первичном пространстве модельных параметров и условной ФПВ $\theta_{s/p}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p)$ во вторичном пространстве модельных параметров.

Условная ФПВ $\theta_{s/p}(\mathbf{m}_s | \mathbf{m}_p)$ особенно удобна для учета петрофизических законов (эмпирических или теоретических), связывающих свойства пород друг с другом. Физические свойства пород естественно зависят от литологии. Они являются макроскопическими проявлениями структуры пород (состав, текстура, генезис), что описывается литологическими свойствами. Эта зависимость широко исследовалась для различных геологических сред и может быть экспериментально изучена для конкретного района.

Маргинальная плотность вероятности $p_{\text{арг}}(\mathbf{m}_p)$ удобна для описания свойств, лучше ограниченных априорной информацией. Априорная информация, основанная на геологическом знании области исследований, обычно бывает представлена в литологических терминах (геологические карты, вероятные литотипы, геометрические соотношения между литотипами, стратиграфические направления в осадочных формациях и т.д.).

Внутри каждой литологии статистические соотношения между свойствами (например, средние значения и вариограммы или, более общо, маргинальные и условные ФПВ) могут быть описаны лучше. При благоприятных условиях можно также предполагать, что они однородны. Это предположение очень важно, так как большинство моделей для оценки и моделирования свойств среды основаны на гипотезе статистической однородности, или пространственной стационарности. Если предполагается, что внутри каждого литотипа свойства однородны, то условная ФПВ вторичных параметров будет тривиальной и инверсия сведется к оценке первичных модельных параметров. В частности, если рассматривается только одно свойство среды и один тип геофизических данных, то совместная ФПВ сведется к простой форме апостериорной ФПВ для однометодных обратных геофизических задач (см. примеры байесовской инверсии электромагнитных данных в работах [Roussignol et al., 1993; Grandis, 1994; Spichak et al., 1999; Спичак, 2005]).

Как уже отмечалось выше, в зависимости от постановки задачи модели первого уровня могут, в принципе, включать в себя и другие свойства, которые характеризуют

структуру пород или их состояние (пористость, проницаемость, флюидонасыщенность и др.). Важные первичные свойства для описания среды зависят от масштаба и природы решаемой задачи: например, для описания верхней коры характерны литотипы, для описания осадочных бассейнов – литотипы, пористость, содержание флюидов и стратиграфическое направление. Вообще говоря, выбор модельных параметров первого уровня должен удовлетворять двум критериям:

- они должны быть полезными для выделения и характеристики литологии или состояния среды; и

- параметры второго уровня должны статистически зависеть от них.

В силу сложного характера всех функций, входящих в выражение (4), апостериорная маргинальная ФПВ для модельных параметров не имеет замкнутой формы и может быть вычислена только численно с помощью известных статистических методов (описание которых выходит за рамки этой статьи). После ее вычисления на основе множества совместных моделей, выбранных в процессе байесовской инверсии, легко находятся апостериорные значения параметров первого и второго уровня.

Рис. 5 и 6 иллюстрируют этапы комплексной инверсии магнитных и гравитационных данных с целью построения литологических разрезов [Bosch et al., 2001]. На рис. 5 показана геологическая карта района исследований (сверху) и предварительные литологические разрезы вдоль направлений NW-SE и NE-SW (внизу). Рис. 6 иллюстрирует этапы решения обратной задачи нахождения апостериорной литологии исследуемой области, а также совместного распределения магнитной проницаемости и плотности масс, соответствующих наблюдаемым магнитным и гравитационным данным, соответственно, а также априорной геолого-геофизической информации.

Таким образом, можно резюмировать, что стохастические подходы оказываются более удобными, чем детерминистские, для комплексной интерпретации разных типов геофизических данных, так как предоставляют инструментарий для формализованного учета априорно геолого-геофизической информации, а также экспертных оценок. Кроме того, на выходе исследователь получает не только распределения искомых параметров, но и апостериорную оценку их неопределенности в каждом узле пространственной сетки. С другой стороны, их эффективность напрямую зависит от того, насколько адекватно характеристики случайных процессов в перечисленных выше алгоритмах отражают реальную действительность. К трудностям этого подхода следует также отнести необходимость задания априорных ФПВ по всем параметрам, предположение о гауссовом характере их распределения, а также трудности вычислительной реализации, требующей

огромных объемов оперативной памяти и времени счета, исчисляемого неделями даже при использовании многопроцессорных вычислительных систем.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНАЯ ИНВЕРСИЯ

Альтернативный подход методам одновременной инверсии, рассмотренным выше, состоит в интерактивной последовательной инверсии, когда результаты инверсии одних данных используются как стартовые модели для инверсии других данных. Пионером этого направления совместной инверсии геофизических данных является Лайнз [Lines et al., 1988]. В начале этого века благодаря работам Дель'Аверсаны и его последователей [Dell'Aversana, 2001, 2006, 2014; Dell'Aversana et al., 2002, 2011; Zhu and Harris, 2011; Paasche et al., 2012] наблюдалась реинкарнация этого подхода. Продемонстрируем его суть на примере совместной интерпретации сейсмических, магнитотеллурических и гравитационных данных из работы [Dell'Aversana, 2001]. Алгоритм последовательных действий выглядит следующим образом.

1. По первоначальному временному разрезу (рис. 7а) строится глубинный разрез продольных сейсмических скоростей V_p (рис. 7б).
2. Трансформация разреза V_p в разрез удельных электрических сопротивлений R с учетом данных электрокаротажа.

С этой целью анализируются данные электрокаротажа на предмет выявления возможной корреляции между двумя физическими параметрами. Строится график зависимости скорости V_p и сопротивления R (рис. 7в), которая аппроксимируется аналитической формулой

$$V_p = a (\ln(\ln(R))) + b \quad (5)$$

По этой формуле скорости из модели на рис. 7б пересчитываются в удельные электрические сопротивления (рис. 7г).

3. Моделирование МТ поля в построенной начальной модели удельного электрического сопротивления с целью разделения ТЕ и ТМ мод, а также коррекции статического сдвига.
4. Двумерная инверсия МТ данных, стартующая с модели удельного электрического сопротивления, выбранной в результате численного моделирования на этапе 3. При

этом данные каротажа используются как ограничения. Финальная модель показана на рис. 7д.

5. Контроль точности геоэлектрической модели (рис. 7д) осуществляется с помощью моделирования силы тяжести. Для этого разрез сопротивления трансформируется в плотностной по эмпирической формуле, которая выводится из данных ГИС и геологических гипотез. Хотя решение обратной гравитационной задачи в принципе не единственно, таким образом можно ограничить диапазон изменений геометрии и плотности и за счет этого уменьшить число решений.
6. Трансформация построенного разреза удельного электрического сопротивления (рис. 7д) в новый разрез сейсмических скоростей (по формуле (5)) и последующая конвертация глубинного разреза во временной (рис. 7е).

При необходимости по новому сейсмическому разрезу строится новая модель удельного электрического сопротивления и т.д. Интерактивный цикл 1-6 продолжается до тех пор, пока невязки при решении обратных задач для всех типов данных не стабилизируются. В результате такой схемы строится “обобщенная мультипараметрическая геофизическая модель”, которую, как считает автор, легче интерпретировать по сравнению с первоначальной (ср. рис. 7а и рис.7е).

К достоинствам этого подхода можно отнести сравнительную простоту его численной реализации, а также значительно меньшие требования к объему оперативной памяти используемых компьютеров, чем в случае одновременной инверсии всех данных. В то же время, в ходе интерактивного процесса необходимо использовать априорные связи между петрофизическими свойствами, установленные заранее по коррелирующим каротажным данным или результатам лабораторных исследований на образцах пород.

Недостаток подхода состоит в том, что такая эмпирическая связь, установленная по каротажным или лабораторным данным на образцах пород, совсем не обязательно справедлива для всех областей двумерного, а тем более, трехмерного разреза. Кроме того, такие данные не всегда бывают доступны.

МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ

Принципиально другой подход к комплексному анализу геофизических данных состоит в следующем. Сначала независимо строят одномоментные разрезы (модели первого уровня), затем с помощью методов классификации выделяют области, характеризующиеся однородностью физических свойств, и прогнозируют по ним

параметры моделей второго уровня, учитывая экспертные оценки и априорную геолого-геофизическую информацию. Этот подход основан на основополагающем предположении всей геофизики, что геологические объекты характеризуются своими физическими свойствами и могут быть различимы по индивидуальным измерениям этих свойств. Таким образом, структуры могут быть различимы при условии, что их разделение в пространстве параметров больше, чем вариации физических параметров внутри структур.

В настоящем разделе мы кратко рассмотрим основные подходы к совместному апостериорному анализу результатов однометодных инверсий, оставляя за скобками методы инверсий отдельных типов геофизических данных. Можно выделить несколько популярных методов классификации [Reimann et al., 2008]: кластерный анализ, Гауссова классификация, метод К-средних и дискриминантный анализ. Напомним их краткие характеристики.

Кластерный анализ. Это метод группирования на основании близости примеров в пространстве свойств. При этом построение групп основано только на свойствах и не принимает во внимание информацию о принадлежности примеров конкретной литологической группе (см., например, [Hartigan, 1975; Kaufman and Rousseeuw, 2005]). Это отличает этот метод от других, в которых для построения статистической модели для классификации используется обучающая выборка.

Гауссова классификация. Предполагается, что внутри каждой литологической группы вектор свойств имеет n -мерное Гауссово распределение функции плотности условной вероятности. Центроид и ковариационная матрица определяются из обучающей выборки, которая должна быть для каждого литотипа (см., например, [Rasmussen and Williams, 2006]).

Метод К-средних. Это итерационный метод поиска набора центроидов, наилучшим образом представляющего распределение обучающих наблюдений (см., например, [Kapungu et al., 2002]). Метод относит каждое обучающее наблюдение к одному из K кластеров таким образом, чтобы каждый кластер был представлен центроидом соответствующих наблюдений, а каждое наблюдение отстояло бы от центроида своего кластера меньше, чем от центроидов других кластеров.

Дискриминантный анализ. В этом методе ищутся функции свойств, которые оптимально (в средне-квадратичном смысле) разделяют группы. Цель метода состоит в том, чтобы

выбрать комбинацию линейных коэффициентов, которая максимизировала бы дисперсию групповых центроидов и при этом минимизировала бы дисперсию случаев внутри групп (см., например, [Huberty, 1994]). Функции дискриминанта используются как вспомогательная система координат для представления данных – дискриминантное пространство. Распространенные приложения этого метода – графическое представление многомерных данных и классификация.

Среди методов, основанных на наиболее популярном – кластерном – анализе, можно, в свою очередь, выделить два: вероятностный и нейросетевой.

Вероятностная кластеризация. Согласно [Bedrosian, 2007] для того, чтобы применить вероятностную кластеризацию, параметры полученных в ходе одномоментных инверсий моделей нужно сначала интерполировать на общую координатную сетку (рис. 8). При этом предполагается, что каждая модель первого уровня задана своими дискретными значениями в узлах своей координатной сетки. Таким образом, в результате интерполяции на общую сетку каждый ее узел характеризуется набором значений двух или более физических параметров.

На втором этапе (“корреляция”) в общем пространстве параметров определяется совместная функция плотности вероятности, которая на третьем этапе (“классификация”) используется как основа для выделения локальных областей повышенной плотности вероятности (идентификация классов и их границ в общем пространстве параметров). Наконец, на последнем этапе (“картирование структуры”) производится отображение этих областей обратно в координатное пространство, в котором каждый класс определяет геологическую структуру (литологию).

Рис. 9 иллюстрирует применение этого подхода на примере из работы [Maercklin et al., 2005]. На рис. 9а показаны двумерные разрезы трехмерных моделей сейсмической скорости V_p (слева) и логарифма сопротивления $\log \rho$ (справа), построенных в результате независимых одномоментных инверсий сейсмических и магнитотеллурических данных для окрестности разлома Арава (показан стрелкой AF). На рис. 9б приведен результат совместного анализа полученных моделей первого уровня – совместная гистограмма значений V_p и $\log \rho$. Ее затемненные области указывают на хорошую корреляцию сейсмической скорости и удельного сопротивления, а эллипсы оконтуривают кластеры, характеризующиеся максимальной корреляцией физических свойств. Наконец, на рис. 9в показан результат обратного отображения кластеров, оконтуренных на гистограмме, из

пространства параметров в пространство координат (кластеру W_1 соответствует темный цвет, W_2 – светлый, а E – промежуточный).

В работе [Bedrosian et al., 2007] использовался подход, основанный на Гауссовой кластеризации. Классификация в работе осуществлялась в предположении, что литотипы – это пространственно-связанные области, характеризующиеся однородными физическими свойствами, нормально распределенными вокруг среднего значения. Оптимальное число классов (кластеров) определялось на основе исследования глобальной невязки как функции подходящего числа классов.

В работах [Munoz et al., 2010; Jousset et al., 2011], основываясь на региональной стратиграфии и найденных значениях скорости и сопротивления, классы ассоциировались с геологическими объектами. Основанием для такой привязки служили данные геологической съемки, ГИС и независимые геофизические данные. Корреляция независимых моделей показала, что нет простых эмпирических соотношений между разными физическими свойствами, а есть лишь ряд локализованных корреляций, каждая из которых представляет отдельную литологию.

Нейросетевая классификация. Нейросетевые методы классификации, к которым можно отнести метод максимального корреляционного подобия [Spichak et al., 2006; Спичак и др., 2007] и метод самоорганизующихся карт [Kohonen, 2001], в отличие от рассмотренных выше методов кластеризации, основаны на обучении искусственной нейросети на примерах соответствия рассматриваемых физических параметров.

Метод максимального корреляционного подобия. Как и рассмотренные выше вероятностные методы, применение этого подхода требует предварительной интерполяции моделей первого уровня на единую сетку. Затем осуществляется поиск областей в координатном пространстве, в которых рассматриваемые физические свойства пород дают максимальный коэффициент корреляции (см. алгоритм этого метода в работе [Спичак и др., 2007]). Эти кластеры могут рассматриваться как области пространственной стационарности и являться основой для последующих разбиений модели на литологические типы.

Рис. 10 иллюстрирует применение этого подхода для определения потенциально сейсмоактивных областей на основании совместного анализа модели удельного сопротивления и плотности гипоцентров происшедших ранее землетрясений. Как видно из рис. 10, области максимальной корреляции (помечены элементарными призмами) – это высокоомные области хрупкой земной коры, а также глубинные разломы.

Преимущества этого подхода к комплексному анализу геофизических данных по сравнению с вероятностным подходом, применявшимся в работах [Bedrosian, 2007; Bedrosian et al., 2007; Maercklin et al., 2005], состоят в следующем:

- определение значений двух физических свойств в одних и тех же узлах пространственной сетки производится с помощью нейросетевой интерполяции, а не стандартного “кригинга” (kriging), что повышает ее точность;

- классификация осуществляется непосредственно в пространстве координат, что делает ненужными 2 этапа (переходы из пространства координат в пространство параметров и обратно) из схемы так называемой “вероятностной кластеризации” (рис. 8). Это, в свою очередь, позволяет избежать решения необязательных проблем, возникающих в этом методе (в частности, делать предположение о Гауссовом распределении параметров, что не всегда оправдано);

- в отличие от других методов кластеризации не нужно заранее устанавливать число кластеров: они получаются автоматически.

С другой стороны, недостатком этого метода является ограничение максимально двумя одновременно рассматриваемыми физическими свойствами.

Метод самоорганизующихся карт (Self-Organizing Map - SOM). Другой нейросетевой метод основан на использовании так называемых “самоорганизующихся карт” [Kohonen, 2001], или искусственных нейросетей “без учителя”. Идея метода сводится к введению априорной информации о числе кластеров и обучению искусственной нейросети Кохонена выделению в исследуемом пространстве земных недр пространственных участков с однотипными характеристиками. Продемонстрируем суть этого подхода на примере из работы [Maercklin et al., 2005].

Искусственная нейронная сеть Кохонена представляет собой двухслойную сеть (рис. 11). Каждый нейрон первого (входного) слоя соединен со всеми нейронами второго (выходного) слоя, которые расположены в виде двумерной решетки (карты). Нейроны входного слоя соответствуют физическим свойствам пород (в данном примере это сейсмические характеристики - скорости сейсмических волн V_p , анизотропия скорости и коэффициент поглощения). Нейроны выходного слоя называются кластерными элементами, их количество, задаваемое извне, определяет максимальное количество групп - кластеров, на которые система может разделить входные данные (например, литотипы).

В рамках парадигмы нейронной сети Кохонена нет сравнения нейронов выходного слоя с эталонными значениями (так, как это происходит в известном методе обучения с учителем "backpropagation"). В процессе обучения на вход такой нейросети

последовательно подаются обучающие примеры, которые представляют собой значения физических свойств пород в одних и тех же узлах координатной сетки. Можно сказать, что система работает по принципу соревнования. Нейроны второго - кластерного слоя, представляющего гиперпараметры, “соревнуются” друг с другом по правилу “победитель получает всё”, и в этом соревновании побеждает тот элемент-нейрон, чей вектор весов ближе всего к входному вектору (в данном случае – это трехкомпонентный вектор). В ходе этого процесса каждый входной вектор относится к некоторому кластерному элементу.

После окончания процесса обучения сеть Кохонена может классифицировать входные примеры на группы схожих элементов. Вся совокупность нейронов в выходном слое точно моделирует структуру распределения обучающих примеров в многомерном пространстве параметров. Таким образом, с помощью самоорганизующихся карт Кохонена происходит преобразование многомерного пространства физических свойств в пространство кластеров (см., например, [Спичак и др., 2015]).

Рассмотренный выше подход был применен в работе [Спичак и др., 2008] для построения кластерного петрофизического разреза на основе трех разрезов физических свойств среды - сейсмической скорости, эффективной плотности и удельного электрического сопротивления - построенных по геофизическим данным, измеренным в Восточной Сибири вдоль участка регионального профиля 1-СБ.

Участок профиля 1СБ от 400 км до 600 км расположен на Сибирской платформе в пределах Приенисейского прогиба, Камовского свода и западной части Байкитской антеклизы (рис. 12). На участке 500 – 520 км профиль пересекает Оморинское месторождение углеводородов (УВ), а на участке 540 – 580 км - Юрубчено-Тахомское месторождение УВ. Исследователи отмечают пространственную приуроченность вертикальных областей пониженной плотности в земной коре к местоположению этих месторождений.

На кластерном петрофизическом разрезе (рис. 12а), построенном с помощью самоорганизующихся карт Кохонена, представлено распределение в земных недрах горных пород, характеризующихся указанными выше петрофизическими характеристиками. (Петрофизические характеристики отдельных кластеров приведены на рис. 12б.) Из рис. 12а видно, что в районе месторождений углеводородов расположена глубинная комплексная петрофизическая аномалия (кластеры 1-4), которая на малых глубинах осложнена малыми вертикальными петрофизическими каналами (возможно, связанными с миграцией при формировании углеводородов). Наличие таких петрофизических аномалий в окрестности залежей углеводородов, очевидно, является

необходимым (но, возможно, недостаточным) условием и может рассматриваться как один из критериев их поиска.

Гибридные подходы. В ряде работ построению кластерного разреза предшествует построение общей геометрической модели среды. В работе [Hellman et al., 2017] с этой целью используют метод кросс-градиентов, рассмотренный выше в разделе 2.1. В ряде работ [Никитин и др., 2003; Каплан и др., 2006; Черемисина и др., 2006; Галуев, Каплан, 2009] предварительная геометрическая модель строится на основе локализации областей резкого изменения свойств среды в однометодных моделях. Для лучшей фокусировки этих свойств, а также перехода к безразмерным единицам, авторы используют так называемый “дифференциально-нормированный параметр” (ДНП), который представляет собой приращение по глубине (в общем случае, полный дифференциал) логарифма сейсмической жесткости (плотности, намагниченности, сопротивления):

$$K=1/2 d/dz \ln P dz, \tag{6}$$

где P (в зависимости от рассматриваемых данных) представляет собой $V*\zeta$ (V -скорость распространения сейсмической волны, ζ - плотность), для гравirazведки – плотность ρ , для электроразведки – удельное электрическое сопротивление ρ .

Учитывая, что ДНП (6) отображает степень относительной неоднородности среды, прослеживание в разрезе его экстремальных значений может определять геометрию разделов (блоков), характеризующихся однородностью физических свойств. На рис. 13 представлена построенная таким образом обобщенная “геометризованная” модель земной коры для участка опорного профиля 1-СБ (на фоне однометодных моделей) [Каплан и др., 2006].

На следующем этапе проводится оценка статистических характеристик каждого свойства в пределах выделенных блоков (с помощью метода K – средних) и построение физико-геологической модели, характеризующейся набором физических свойств, осредненных на единой геометрии границ блоков. Наконец, на последнем этапе каждому набору свойств в блоке ставится в соответствие параметр модели первого уровня (чаще всего, литотип) (рис. 14).

Преимуществом этого подхода является то, что границы областей однородности физических свойств определяются по картам изолиний экстремумов ДНП, естественным образом ограничивающих зоны плавного изменения этих свойств. В тех случаях, когда эти границы для разных моделей первого уровня совпадают, удается построить так

называемую “геометризованную” модель и в дальнейшем определить физические свойства соответствующих однородных блоков.

Недостаток этого подхода является, как это часто бывает, обратной стороной его преимущества: если найденные таким образом границы однородных областей для разных физических свойств не совпадают (а это, по-видимому, наиболее частый на практике случай), то надежность всех последующих построений ставится под вопрос. Как и в рассмотренном выше методе кросс-градиентов, если эта гипотеза не соответствует действительности, то выявленная “общая структура” и, соответственно, ее наполнение могут иметь мало общего с реальностью.

В целом, следует сказать, что рассмотренные в этом разделе методы кластеризации основаны исключительно на статистической корреляции физических свойств в общем пространстве параметров и не зависят от теоретических или эмпирических связей между физическими свойствами пород. Отметим, что рассмотренные методы могут быть также полезны для многомерного статистического описания зависимости между свойствами пород и литологическими группами, а также выбора множества свойств и геофизических данных, подходящих для определения литологии в рамках конкретного разведочного сценария. С методологической точки зрения этот подход высвечивает структурную конформность моделей и предоставляет естественные средства для регуляризации совместной инверсии данных, которую можно осуществлять на этой основе.

ВЫВОДЫ

Состав геофизических данных, используемых для совместной инверсии, должен существенно зависеть от начальной постановки задачи в терминах гиперпараметров второго уровня (например, поиска литологии). Он, в свою очередь, должен быть результатом диалога геолога и геофизика, в результате которого могут появиться формализованные критерии поиска, основанные на их опыте. В этой связи наиболее конструктивным подходом представляется предварительное формулирование критериев поиска на основе необходимых и достаточных условий (в терминах макропараметров, характеризующих тот или иной объект или процесс).

Совместная инверсия геофизических данных сама по себе не является ни необходимым, ни достаточным условием получения хороших результатов (в частности, построения моделей среды, наиболее близких к реальности). Трудности использования рассмотренных подходов связаны с различием в разрешении и пространственном масштабе геофизических данных, которые совместно инвертируются.

Другой проблема совместной инверсии данных, на которые влияют различные физические процессы, состоит в практической невозможности априорного разделения случаев, когда данные обусловлены коррелированными структурами в Земле, и случаев, когда это не так. Когда все данные чувствительны к одним и тем же физическим свойствам, то процесс совместной инверсии концептуально прост, и можно ожидать, что полученная модель будет, по крайней мере, не худшего качества, чем индивидуальные модели. Ситуация изменяется, если данные объединены так, что они соответствуют различным физическим свойствам (например, электромагнитные и сейсмические данные). С одной стороны, можно надеяться получить больше информации о недрах, уменьшить число приемлемых моделей и подавить влияние помех. С другой стороны, этот подход может оказаться совершенно неудачным, если наборы данных независимы, то есть, на них оказывают влияние различные структуры. Например, используя метод кросс-градиентов, можно найти объект, которого на самом деле нет, только потому, что мы обязаны постулировать существование общей для всех используемых данных структуры - даже в тех областях, где нет хорошей корреляции между физическими параметрами - еще при постановке задачи совместной инверсии. Поэтому оценка и критическое исследование результатов совместной инверсии (например, с привлечением, дополнительной информации) в этом случае становятся даже более важными, чем при инверсии отдельных наборов данных.

С методической точки зрения более правильным (по крайней мере, свободным от упомянутой выше опасности) представляется совместный апостериорный анализ результатов независимых однометодных инверсий, с помощью которого можно находить области максимальной корреляции разных исследуемых параметров - потенциальных индикаторов тех или иных явлений, или кластеры петрофизических свойств среды, характеризующие ту или иную литологию. При этом при анализе важно использовать именно те геофизические характеристики среды (в частности, трансформации геофизических данных), которые наиболее чувствительны к исследуемым явлениям или структурам. Иначе говоря, упомянутому выше совместному апостериорному анализу должен предшествовать анализ чувствительности в рамках каждого из используемых методов. В свою очередь, кластеризованные модели, построенные в результате совместного апостериорного анализа моделей первого уровня, могут быть использованы для последующей более обоснованной совместной инверсии геофизических данных.

Работа выполнена при частичной поддержке гранта РФФИ № 18-0500258. Автор выражает признательность рецензенту д.г.-м.н. Н.О. Кожевникову, который внимательно прочитал рукопись и сделал полезные замечания, позволившие ее улучшить.

ЛИТЕРАТУРА

Галуев В.И., Каплан С.А. Комплексная интерпретация данных исследований на фрагменте опорного геолого-геофизического профиля 2-ДВ // Разведка и охрана земных недр, 2009, №4, с. 49-56.

Голиздра Г.Я. О комплексировании гравитационного и сейсмического методов // Изв. РАН. Сер. “Физика Земли”, 1978, №6, с. 26-38.

Гольцман Ф.М., Калинина Т.Б. Комплексирование геофизических наблюдений. // Изв. РАН. Сер. “Физика Земли”, 1973, №8, с. 31-42.

Каплан С.А., Галуев В.И., Пиманова Н.Н., Малинина С.С. Комплексная интерпретация данных исследований на опорных профилях // Геоинформатика, 2006, №3, с. 38-46.

Никитин А.А., Каплан С.А., Галуев В.И., Малинина С.С. Определение физико-геометрических свойств земной коры по данным геофизического комплекса // Геоинформатика, 2003, №2, с. 29-38.

Спичак В.В. Трехмерная байесовская инверсия // Электромагнитные исследования земных недр (под ред. В.В. Спичака). М., Научный мир, 2005, с. 91-109.

Спичак В.В. Современные подходы к комплексной инверсии геофизических данных // Геофизика, 2009, №5, с. 10-19.

Спичак В.В. Методы комплексной интерпретации электромагнитных и других геофизических данных // Комплексный анализ электромагнитных и других геофизических данных” (под ред. В.В. Спичака). М., ЛИБРОКОМ, 2010, с. 6-28.

Спичак В.В., Безрук И.А., Гойдина А.Г. Построение трехмерных кластерных петрофизических моделей геологической среды по совокупности геофизических данных, измеренных на опорных профилях // Разведка и охрана земных недр, 2015, №4, с. 41-45.

Спичак В.В., Безрук И.А., Попова И.В. Построение глубинных кластерных петрофизических разрезов по геофизическим данным и прогноз нефтегазоносности территорий // Геофизика, 2008, №5, с. 43-45.

Спичак В.В., Борисова В.П., Файнберг Э.Б., Халезов А.А., Гойдина А.Г. Трехмерная электромагнитная томография Эльбрусского вулканического центра по

магнитотеллурическим и спутниковым данным // Вулканология и сейсмология, 2007, №1, с. 58-73.

Черемисина Е.Н., Галуев В.И., Каплан С.А., Малинина С.С. Методика выделения опорных глубинных границ изменения физических свойств пород для решения задач интегрирования геоинформации при региональных геофизических исследованиях // Геоинформатика, 2006, №1, с. 50-53.

Aarst E. and Korst J. Simulated annealing and Boltzman machines // Chichester, Wiley Publ. 1989.

Abubakar A., Gao G., Habashy T.M., Liu J. Joint inversion approaches for geophysical electromagnetic and elastic full-waveform data // Inverse Problems, 2012, v.28. DOI:10.1088/0266-5611/28/5/055016.

Backus G. E. Bayesian inference in geomagnetism // Geophys. J., 1988, v.92, p.125-142.

Bauer K., Muñoz G., Moeck I. Pattern recognition and lithological interpretation of collocated seismic and magnetotelluric models using self-organizing maps // Geophys. J. Int., 2012, v.189, p.984–998.

Bedrosian P.A. MT+, integrating magnetotellurics to determine earth structure, physical state and processes // Surv. Geophys, 2007, v.28, p.121-167.

Bedrosian P.A., Maercklin N., Weckmann U., Bartov Y., Ryberg T., and Ritter O. Lithology-derived structure classification from the joint interpretation of magnetotelluric and seismic models // Geophys. J. Int., 2007, v.170, p.737-748.

Bertsimas D. and Tsitsiklis J. Simulated Annealing // Statistical Science, 1993, v.8(1), p.10-15.

Bosch M. Lithologic tomography: from plural geophysical data to lithology estimation // J. Geoph. Res., 1999, v.104 (B1), p.749-766.

Bosch M., Guillen A., Ledru P. Lithologic tomography: an application to geophysical data from Cadomian belt of northern Brittany, France // Tectonophysics, 2001, v.331, p.197-227.

Cerny V. Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm // J. Optim. Theory Appl., 1985, v.45, p.41–51.

Dell'Aversana P. Integration of seismic, MT and gravity data in a thrust belt interpretation // First Break, 2001, v.6, p.335-341.

Dell'Aversana P. Joint inversion of seismic, gravity and magnetotelluric data combined with depth seismic imaging // Ext. Abstr. 18th IAGA WG 1.2 Workshop on EM Induction in the Earth, El Vendrell, Spain, 2006.

Dell'Aversana P. Integrated geophysical models combining rock physics with seismic, electromagnetic and gravity models // EAGE Publ. DB Houten. The Netherlands, 2014.

Dell'Aversana P., Bernasconi G., Miotti F., Rovetta D. Joint inversion of rock properties from sonic, resistivity and density well-log measurements // *Geophysical Prospecting*, 2011, v.59, p.1144–1154.

Dell'Aversana P., Morandi S. Depth model building by constrained magnetotelluric inversion // *Annals of Geophysics*, 2002, v.45(2), p.247-257.

Doetsch J., Linde N., Coscia I., Greenhalgh S.A., and Green A.G. Zonation for 3D aquifer characterization based on joint inversions of multimethod crosshole geophysical data // *Geophysics*, 2010, v.75(6), p.G53–G64.

Fregoso E., Gallardo L.A. Cross-gradients joint 3D inversion with applications to gravity and magnetic data // *Geophysics*, 2009, v.74 (4), p.L31-L42.

Fullea J. On Joint Modelling of Electrical Conductivity and Other Geophysical and Petrological Observables to Infer the Structure of the Lithosphere and Underlying Upper Mantle // *Surv. Geophys.*, 2017, DOI: 10.1007/s10712-017-9432-4.

Gallardo L.A. and Meju M.A. Characterization of heterogeneous near-surface materials by joint 2D inversion of DC resistivity and seismic data // *Geophysical Research Letters*, 2003, v.30 (13), DOI: 10.1029/2003GL017370.

Gallardo L.A. and Meju M.A. Joint two-dimensional cross-gradient imaging of magnetotelluric and seismic traveltimes data for structural and lithological classification // *Geophys. J. Int.*, 2007, v.169, p.261-1272.

Gallardo L.A. and Meju M.A. Structure coupled multiphysics imaging in geophysical sciences // *Reviews of Geophysics*, 2011, v.RG1003. DOI:10.1029/2010RG000330.

Gallardo L.A., Meju M.A. and Perez-Flores M.A. A quadratic programming approach for joint image reconstruction: mathematical and geophysical examples // *Inverse Problems*, 2005, v.21, p.435-452.

Gao G., Abubakar A., Habashy T.M. Joint petrophysical inversion of electromagnetic and full-waveform seismic data // *Geophysics*, 2012, v.77 (3), p.WA3–WA18.

Geman S., and Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the Bayesian restoration of images // *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, v.6, p.721-741.

Grandis H. Imagerie électromagnétique Bayésienne par la simulation d'une chaîne de Markov // *Doctoral d'Université, Université Paris VII*, 1994.

Habashy T.M., and Abubakar A. A general framework for constraint minimization for the inversion of electromagnetic measurements // *Progress in Electromagnetic Research Symp.*, 2004, v.46, p.265–312. DOI: 10.2528/PIER03100702.

Haber E. and Oldenburg D. Joint inversion: a structural approach // *Inverse Problems*,

1997, v.13, p.63-77.

Hamdan H., Economou N., Kritikakis G., Andronikidis N., Manoutsoglou E., Vafidis A., Pangratis P., Apostolidou G. 2D and 3D imaging of the metamorphic carbonates at Omalos plateau/polje, Crete, Greece by employing independent and joint inversion on resistivity and seismic data // *International Journal of Speleology*, 2012, v.41 (2), p.199-209.

Harris P., MacGregor L. Enhancing the resolution of CSEM inversion using seismic constraints // *Expanded Abstr. SEG San Antonio Annual Meeting*. 2007.

Hartigan, J. *Clustering Algorithms* // John Wiley & Sons, Inc., 1975, 351p.

Haupt R.L. and Haupt S.E. *Practical genetic algorithms* // Second edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2004.

Hellman K., Ronczka M., Gunther T., Wennermark M., Rucker C., Dahlin T. Structurally coupled inversion of ERT and refraction seismic data combined with cluster-based model integration // *J. Appl. Geophys.*, 2017, v.163, p.169-181.

Holland J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems* // University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.

Hu W., Abubakar A., Habashy T. M. Joint electromagnetic and seismic inversion using structural constraints // *Geophysics*, 2009, v.74 (6), p.R99–R109.

Huberty C.J. *Applied Discriminant Analysis* // John Wiley and Sons, Inc., New York, 1994, 466p.

Infante V., Gallardo L.A., Montalvo-Arrieta J.C., de León I.N. Lithological classification assisted by the joint inversion of electrical and seismic data at a control site in northeast Mexico // *J. Appl. Geophys.*, 2010, v.70, p.93–102.

Integrated Imaging of the Earth: Theory and Applications // Moorkamp M., Lelièvre P.G., Linde N., and Khan A. (eds.). AGU and John Wiley and Sons, Inc., 2016.

JafarGandomi A., Binley A. A Bayesian trans-dimensional approach for the fusion of multiple geophysical datasets // *J. Appl. Geophys.*, 2013, v.96, p.38–54.

Jardani A., Revil A., Dupont J.P. Stochastic joint inversion of hydrogeophysical data for salt tracer test monitoring and hydraulic conductivity imaging // *Advances in water resources*, 2013, v.52, p.62-77.

Jousset P., Haberland C., Bauer K., Árnason K. Hengill geothermal volcanic complex (Iceland) characterized by integrated geophysical observations // *Geothermics*, 2011, v.40, p.1-24.

Kaipio J.P., Kolehmainen V., Vauhkonen M. and Somersalo E. Inverse problems with structural prior information // *Inverse Problems*, 1999, v.15, p.713-729.

Kanungo T., Mount D.M., Netanyahu N.S., Piatko C.D., Silverman R., and Wu A.Y.

An Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence, 2002, v.24 (7), p.881-892.

Kaufman L. and Rousseeuw P.J. Finding Groups in Data // John Wiley & Sons, Inc., 2005, 368p.

Kirkpatrick S., Gelatt Jr. C.D., Vecchi M.P. Optimization by simulated annealing // Science, 1983, v.220, p.671–680.

Kohonen T. Self-Organizing Maps // Berlin, Springer-Verlag, 2001, 534p.

Lelievre P.G., Farquharson C.G., Hunch C.A. Joint inversion of seismic traveltimes and gravity data on unstructured grids with application to mineral exploration // Geophysics, 2012, v.77 (1), p.K1-K15.

Linde N., Tryggvason A., Binley A., Pedersen L.B., Revil A. A structural approach to joint three-dimensional inversion of geophysical data // Ext. Abstr. 18th IAGA WG 1.2 Workshop on EM Induction in the Earth, El Vendrell, Spain, 2006.

Lines L.R., Schultz A.K. and Treitel S. Cooperative inversion of geophysical data // Geophysics, 1988, v.53 (1), p.8-20.

Lochbuhler T., Doetsch J., Brauchler R., Linde N. Structure-coupled joint inversion of geophysical and hydrological data // Geophysics, 2013, v.78 (3), p.ID1-ID14.

MacCalman L., O’Callaghan S.T., Reid A., Shen D., Carter S., Krieger L., Beardsmore G., Bonilla E.V., Ramos F.T. Distributed Bayesian geophysical inversions // Expanded Abstr. Thirty-Ninth Workshop on Geothermal Reservoir Engineering, Stanford, California, 2014.

Maercklin N., Bedrosian P.A., Haberland C., Ritter O., Ryberg T., Weber M. and Weckmann W. Characterizing a large shear-zone with seismic and magnetotelluric methods: the case of the Dead Sea Transform // Geoph. Res. Lett., 2005, v.32, DOI: 10.1029/2005GL022724.

Mellors R. J., Tompson A., Dyer K., Yang X., Chen M., Wagoner J., Trainor-Guiton W., Ramirez A. Stochastic Joint Inversion Modeling Algorithm of Geothermal Prospects // Expanded Abstr. Thirty-Ninth Workshop on Geothermal Reservoir Engineering, Stanford, California, 2014.

Moorkamp M., Heincke B., Jegen M., Roberts A.W., Hobbs R.W. A framework for 3-D joint inversion of MT, gravity and seismic refraction data // Geophys. J. Int., 2011, v.184, p.477–493.

Moorkamp M., Jones A.G., Eaton D.W. Joint inversion of teleseismic receiver functions and magnetotelluric data using a genetic algorithm: are seismic velocities and electrical conductivities compatible? // Geophys. Res. Lett., 2007, v.34, L16311. DOI: 10.1029/2007GL030519.

Moorkamp M., Jones A.G., Fishwick S. Joint inversion of receiver functions, surface wave dispersion, and magnetotelluric data // *J. Geophys. Res.*, 2010, v.115, DOI:10.1029/2009JB006369.

Moorkamp M., Jones A.G., Rao C.K. Joint inversion of MT and seismic receiver function data using a genetic algorithm // Ext. Abstr. 18th IAGA WG 1.2 Workshop on EM Induction in the Earth, El Vendrell, Spain, 2006.

Mosegaard K. and Tarantola A. Monte Carlo sampling of solutions to inverse problems // *J. Geophys. Res.*, 1995, v.100 (B7), p.12431-12447.

Mota R. and Monteiro Santos F.A. 2D sections of porosity and water saturation from integrated resistivity and seismic surveys // *Near Surface Geophysics*, 2010, v.8, p.575-584.

Munoz G., Bauer K., Moeck I., Schulze A., Ritter O. Exploring the Gross Schonebeck (Germany) geothermal site using a statistical joint interpretation of magnetotelluric and seismic tomography models // *Geothermics*, 2010, v. 39, p. 35–45.

Paasche H., Tronicke J., Dietrich P. Zonal cooperative inversion of partially co-located data sets constrained by structural *a priori* information // *Near Surface Geophysics*, 2012, v.10, p.103-116.

Pinheiro P.A.T., Loh W.W. and Dickin F.J. Smoothness-constrained inversion for two-dimensional electrical resistance tomography // *Measurement, Science and Technology*, 1997, v.8, p.293-302.

Press S. J. Bayesian statistics: principle, models and applications // John Wiley & Sons, 1989.

Rasmussen C. E. and Williams C.K.I. Gaussian Processes for Machine Learning // MIT Press, 2006.

Reimann C., Filzmoser P., Garrett R., Dutter R. Statistical data analysis explained // John Wiley and Sons Ltd., London, 2008, 343p.

Ren H., Ray J., Hou Z, Huang M., Bao J., and Swiler L. Bayesian inversion of seismic and electromagnetic data for marine gas reservoir characterization using multi-chain Markov chain Monte Carlo sampling // *J. Appl. Geophys.*, 2017. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2017.10.004.

Roussignol M., Jouanne V., Menvielle M., and Tarits P. Bayesian electromagnetic imaging // *Computer intensive methods* (eds. Hardle W., and Siman L.), Physical Verlag, 1993, p.85-97.

Sambridge, M., and Mosegaard K. Monte Carlo methods in geophysical inverse problems // *Rev. Geophys.*, 2002, v.40(3). DOI:10.1029/ 2000RG000089.

Saunders J.H., Herwanger J.V., Pain C.C., Worthington M.N. and de Oliveira C.R.E. Constrained resistivity inversion using seismic data // *Geoph. J. Int.*, 2005, v.160, p.785-

Spichak V.V., Menvielle M. and Roussignol M. Three-dimensional inversion of EM data using Bayesian statistics // 3D Electromagnetics (eds. B. Spies and M. Oristaglio), SEG Publ. GD7. Tulsa. USA, 1999, p.406-417.

Spichak V., Rybin A., Batalev V., Sizov Y., Zakharova O., and Goidina A. Application of ANN techniques to combined analysis of magnetotelluric and other geophysical data in the northern Tien Shan crustal area // Ext. Abstr. 18th IAGA WG 1.2 Workshop on EM Induction in the Earth, El Vendrell, Spain, 2006.

Tarantola A., Inverse Problem Theory: Method for Data Fitting and Model Parameter Estimation // New York, Elsevier, 1987, 613p.

Tilmann A., Stocker T. A new approach for the joint inversion of seismic and geoelectric data // Proc. 63 EAGE Conference and Technical Exhibition. Amsterdam, 2000.

Tondi R., Cavazzoni C., Danecek P., Morelli A. Parallel, 'large', dense matrix problems: Application to 3D sequential integrated inversion of seismological and gravity data // Computers and Geosciences, 2012, v.48, p.143–156.

Zhu T., Harris J.M. Iterative joint inversion of P-wave and S-wave crosswell traveltimes data // Expanded Abstr. SEG San Antonio Annual Meeting, 2011, p.479-483.

Данные об авторах:

Спичак В.В., доктор физико-математических наук, зав. Лабораторией методологии интерпретации электромагнитных данных ЦГЭМИ ИФЗ РАН, г. Москва, г. Троицк.

Домашний адрес: г. Москва, Университетский проспект, 6-2-25. Тел. 8 9262243578, e-mail v.spichak@mail.ru.

Подпись Спичака

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'V.V. Spichak', written over a light gray rectangular background.

Подписи к рисункам

Рис. 1. Пространства моделей и данных при комплексной инверсии геофизических данных (модифицировано из [Bosch, 1999]).

Рис. 2. Результаты применения структурного оператора: а – модели, б – полученные образы (при $\tau_1 = \tau_2 = 10^{-5}$) [Haber, Oldenburg, 1997].

Рис. 3. Иллюстрация концепции геометрического подобия между двумя моделями физических свойств: р (а) и q (б). Векторы на картах изолиний (в произвольных единицах) представляют их градиенты в соответствующих зонах. Карта изолиний (в) показывает значения функции кросс-градиентов для моделей р и q [Gallardo et al., 2005].

Рис. 4. Сравнение одномоментной и совместной параллельной инверсии методом кросс-градиентов: а) и б) – модели сопротивления и сейсмической скорости, соответственно; с) и d) – результаты одномоментных инверсий МТ данных и времен прихода сейсмических волн, соответственно; е) и f) – результаты совместной инверсии тех же данных. Толстые линии на разрезах показывают контуры шести характерных структурных элементов: осадочного чехла, земной коры, верхней мантии, изолированного резервуара, наклонного разлома и горста [Gallardo, Meju, 2007].

Рис. 5. Геологическая карта (вверху) и два вертикальных разреза (внизу) вдоль профилей, указанных на верхнем рисунке [Bosch et al., 2001].

Рис. 6. Априорная (а) и апостериорная (б) модели (из 10^6 моделей, использованных в процессе совместной байесовской инверсии магнитных и гравитационных данных для геологической модели из рис.2 вдоль профиля NW-SE). Палетки плотности и магнитной восприимчивости (внизу) даны в логарифмическом масштабе. На графиках наблюдаемые поля показаны красными линиями, а рассчитанные – голубыми. Желтые полосы вдоль графиков на верхних рисунках показывают среднеквадратичную ошибку в наблюдаемых данных [Bosch et al., 2001].

Рис. 7. Этапы интерактивной последовательной инверсии сейсмических и электромагнитных данных на примере из работы [Dell'Aversana, 2001]: а – первоначальный сейсмический разрез, б – томографическая глубинная модель сейсмических скоростей V_p , в – эмпирическая

связь между удельным электрическим сопротивлением и скоростью, установленная по скважинным данным, γ – модель удельного электрического сопротивления, построенная по результатам сейсмической томографии и скважинным данным, δ – финальная модель удельного электрического сопротивления, построенная по МТ данным, ϵ – обобщенная мультипараметрическая геофизическая модель.

Рис. 8. Общая схема статистической структурной классификации с использованием моделей первого уровня [Bedrosian, 2007].

Рис. 9. Геофизическая структура в районе разлома Арава (стрелкой АF показан его выход на поверхность): а – разрезы сейсмической скорости V_p (слева) и логарифма сопротивления $\log \rho$ (справа); б - совместная гистограмма V_p и $\log \rho$, затемненные области указывают на хорошую корреляцию, а эллипсы оконтуривают кластеры; в – обратное отображение кластеров, оконтуренных на гистограмме, из пространства параметров, в пространство координат (кластеру W_1 соответствует синий цвет, W_2 – голубой, а Е – красный) [Maercklin et al., 2005].

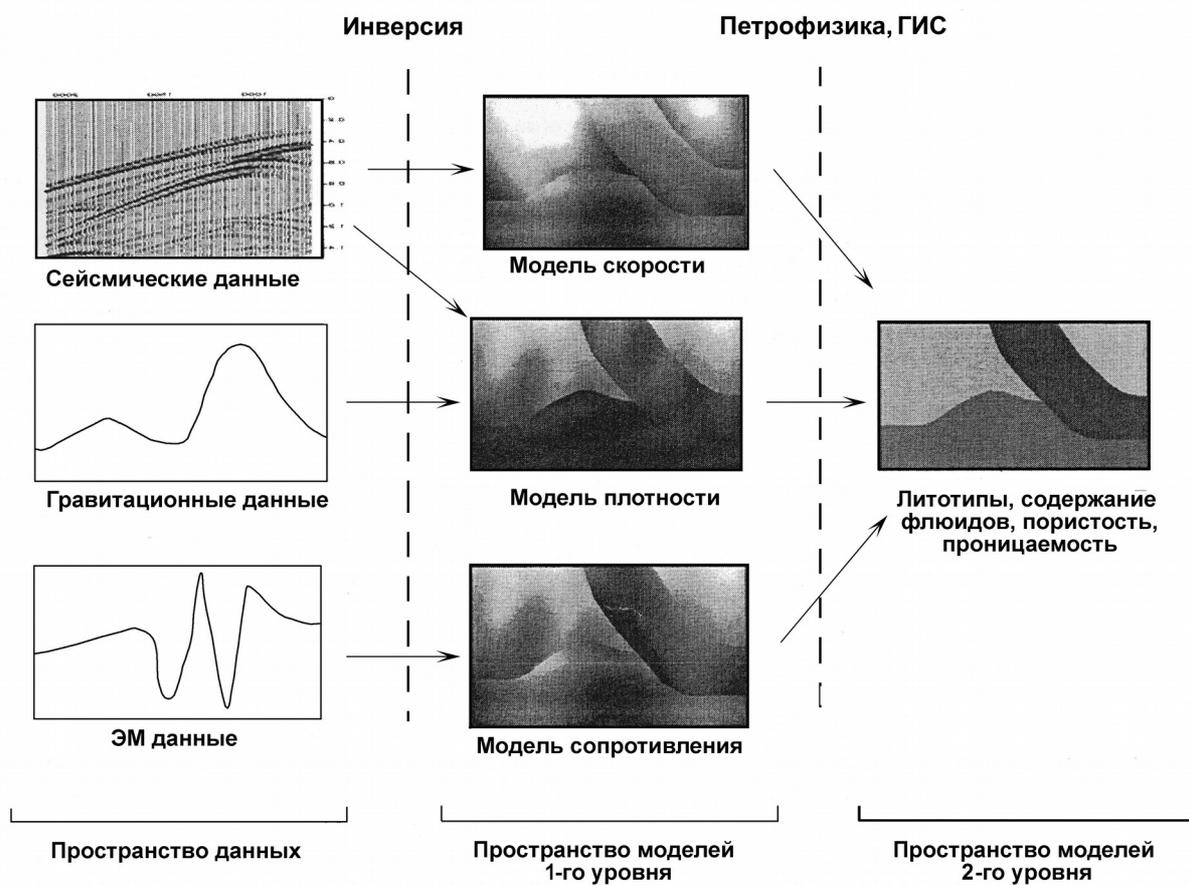
Рис. 10. Объемная модель сопротивления северного Тянь Шаня. Элементарные блоки показывают зоны максимальной корреляции интегрального сопротивления и плотности гипоцентров землетрясений [Spichak et al. 2006].

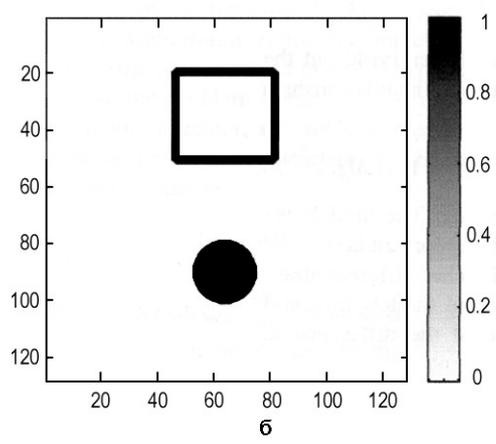
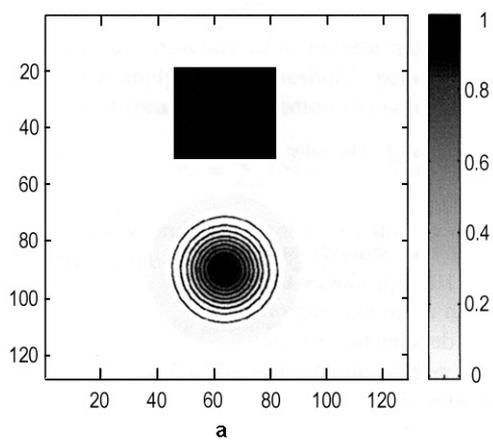
Рис. 11. Пример применения нейросетевой технологии SOM для совместного анализа моделей первого уровня: а) – синтетические модели (слева направо – скорости сейсмических волн V_p , анизотропии скорости и коэффициента поглощения); б) – процесс обучения сети Кохонена; в) – классификация (обратное отображение) [Bauer et al., 2008].

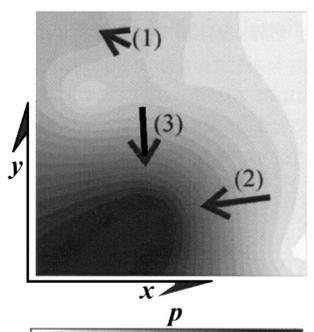
Рис. 12. Глубинный кластерный петрофизический разрез по региональному профилю 1-СБ: А – кластерный разрез, Б – петрофизические кластеры [Спичак и др., 2008].

Рис. 13. Обобщенная геометризованная модель земной коры по опорному профилю 1-СБ в сопоставлении с однометодными моделями: А - сейсмознергетический разрез, Б - модель ДН параметра эффективной плотности, В - модель эффективной намагниченности, Г – ДН параметра сопротивления [Каплан и др., 2006].

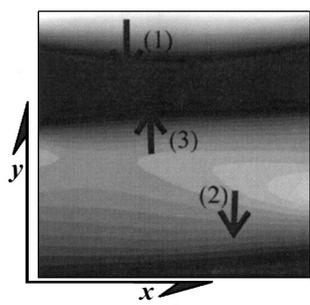
Рис. 14. Прогноз вещественного состава земной коры по профилю 1-СБ [Каплан и др., 2006].



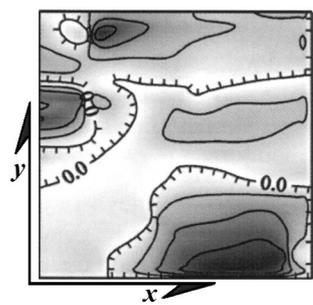




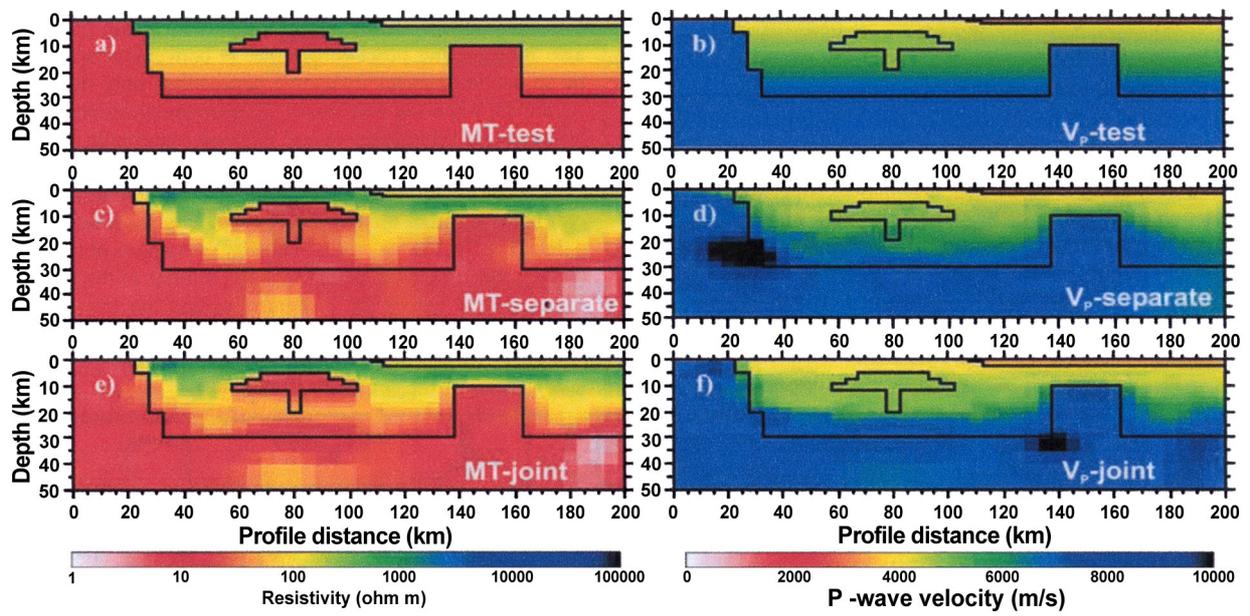
0 10
a

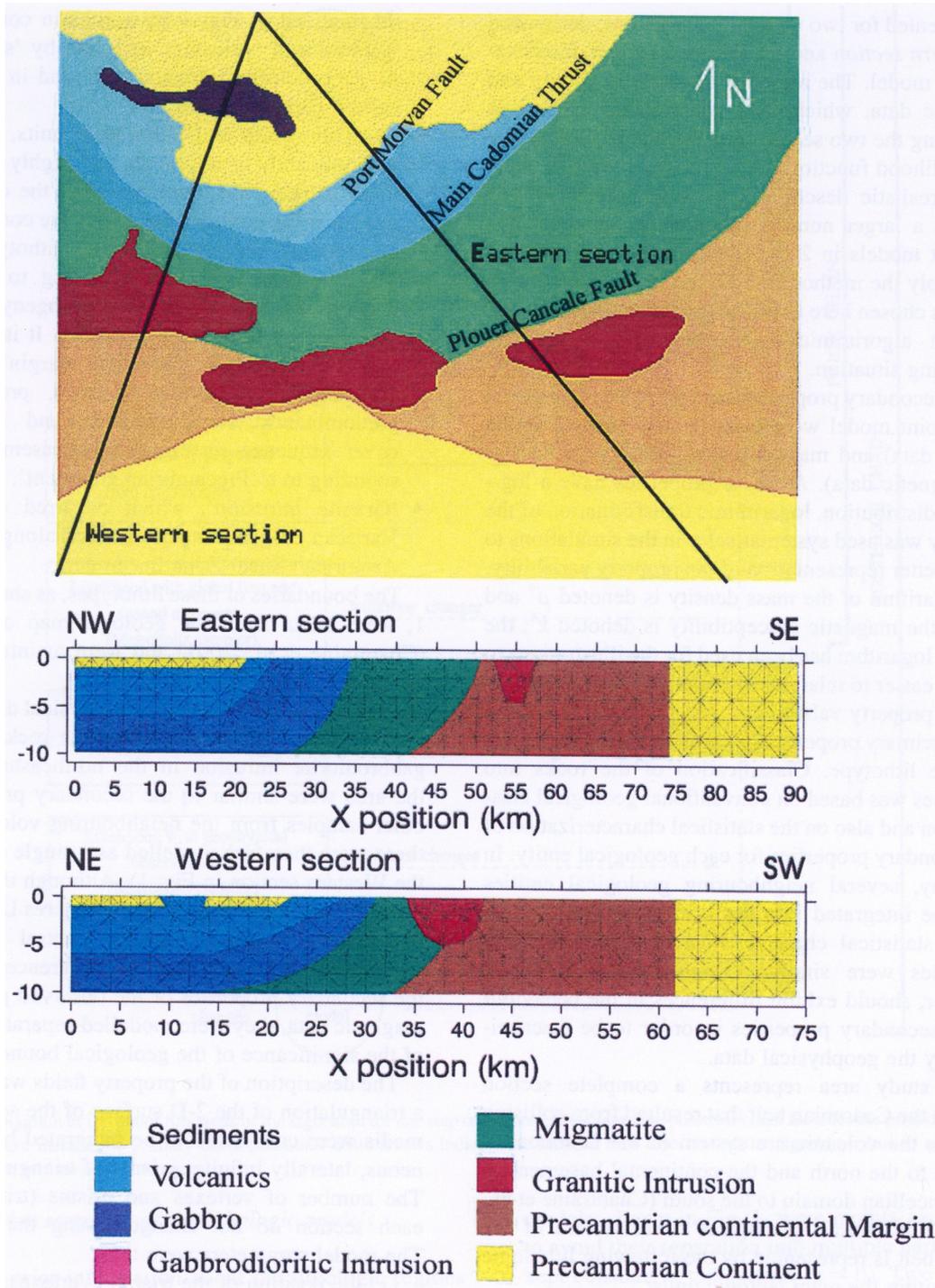


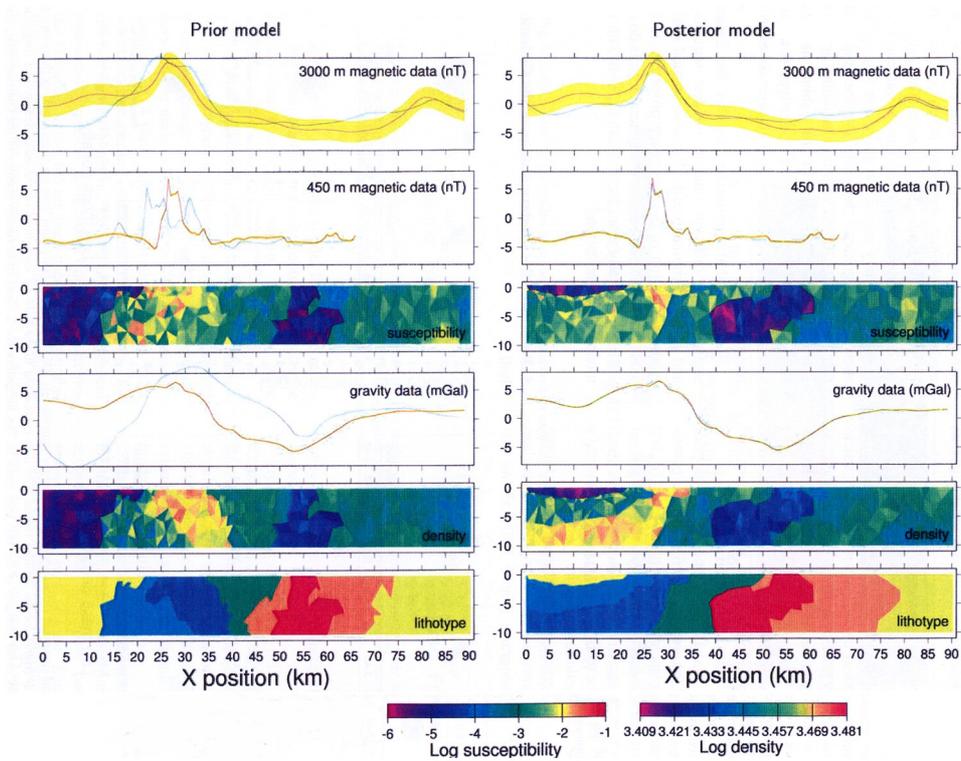
0 10
б



-0.001 0.000 0.001
B

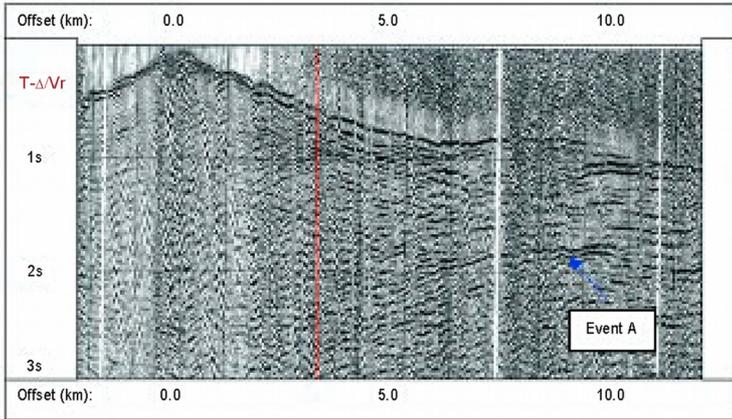




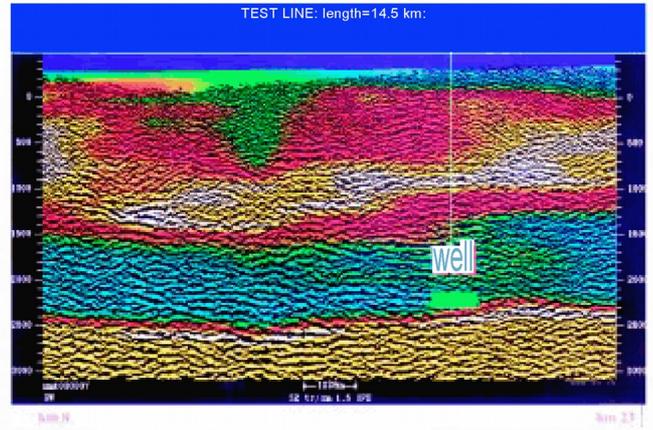


a

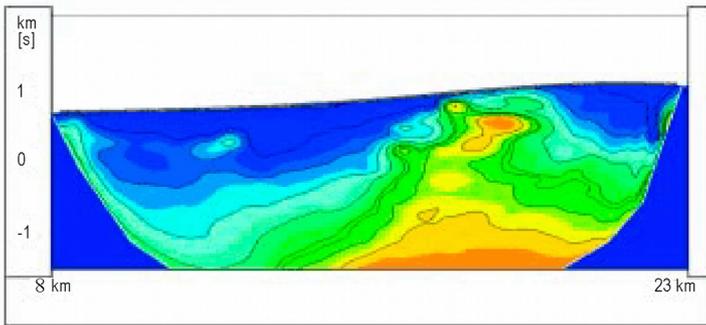
6



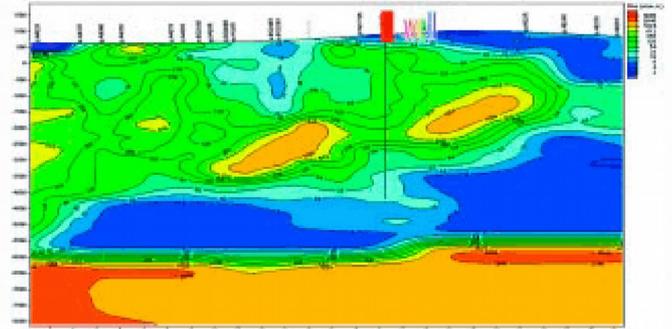
a



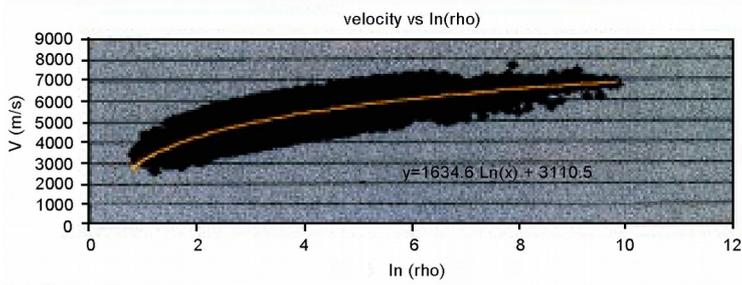
e



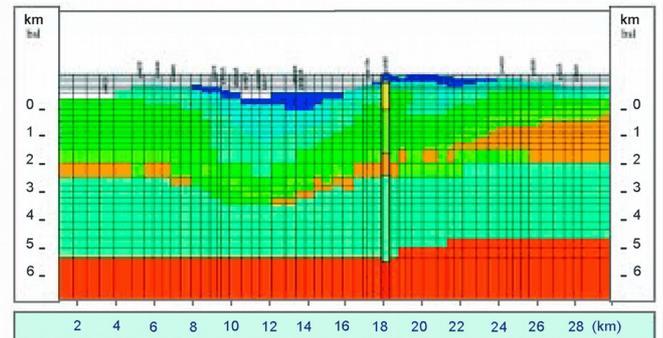
б



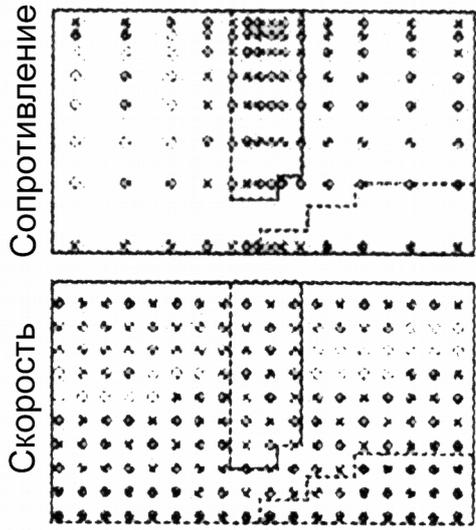
д



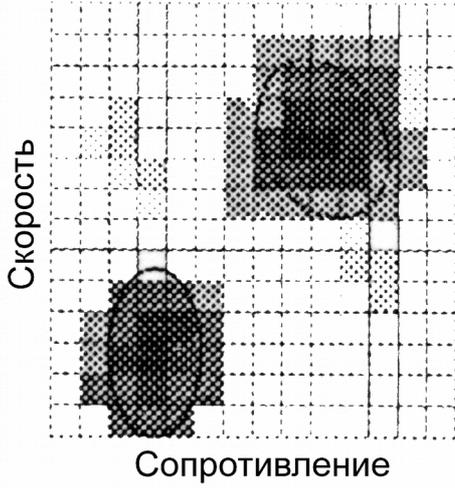
в



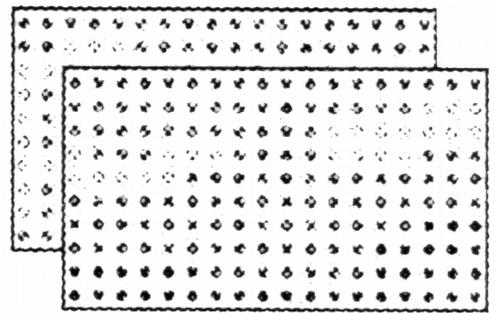
г



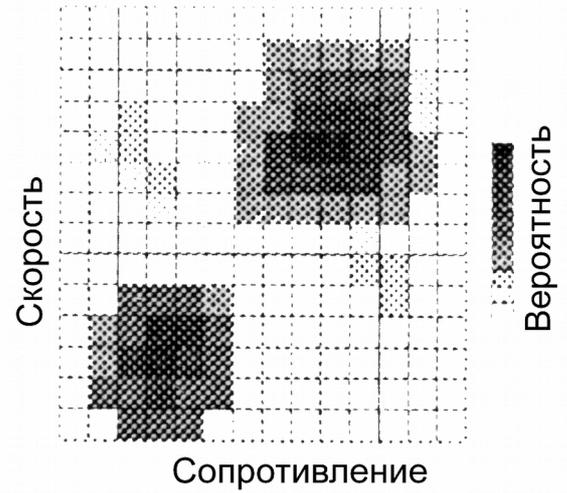
Картирование структуры
↑
4



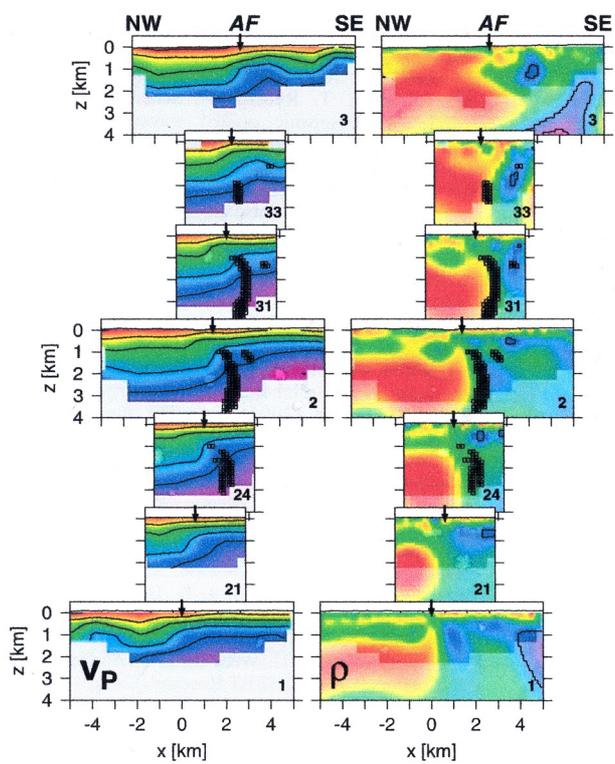
1
→
Интерполяция



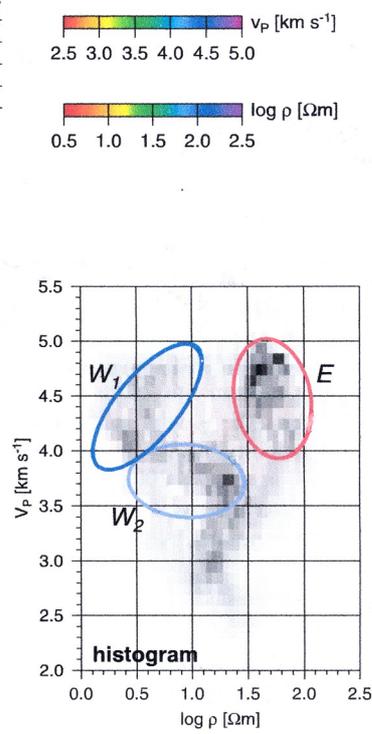
2
↓
Корреляция
выявления



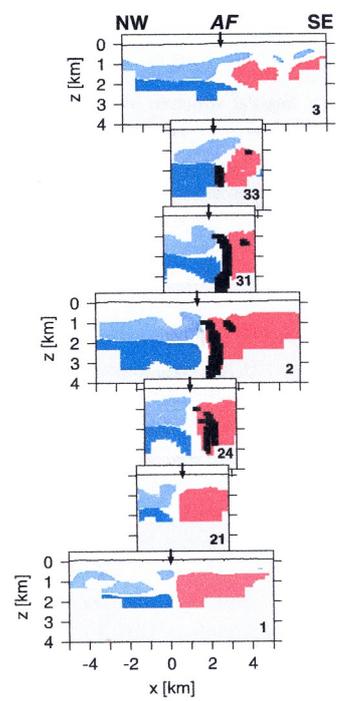
3
←
Классификация



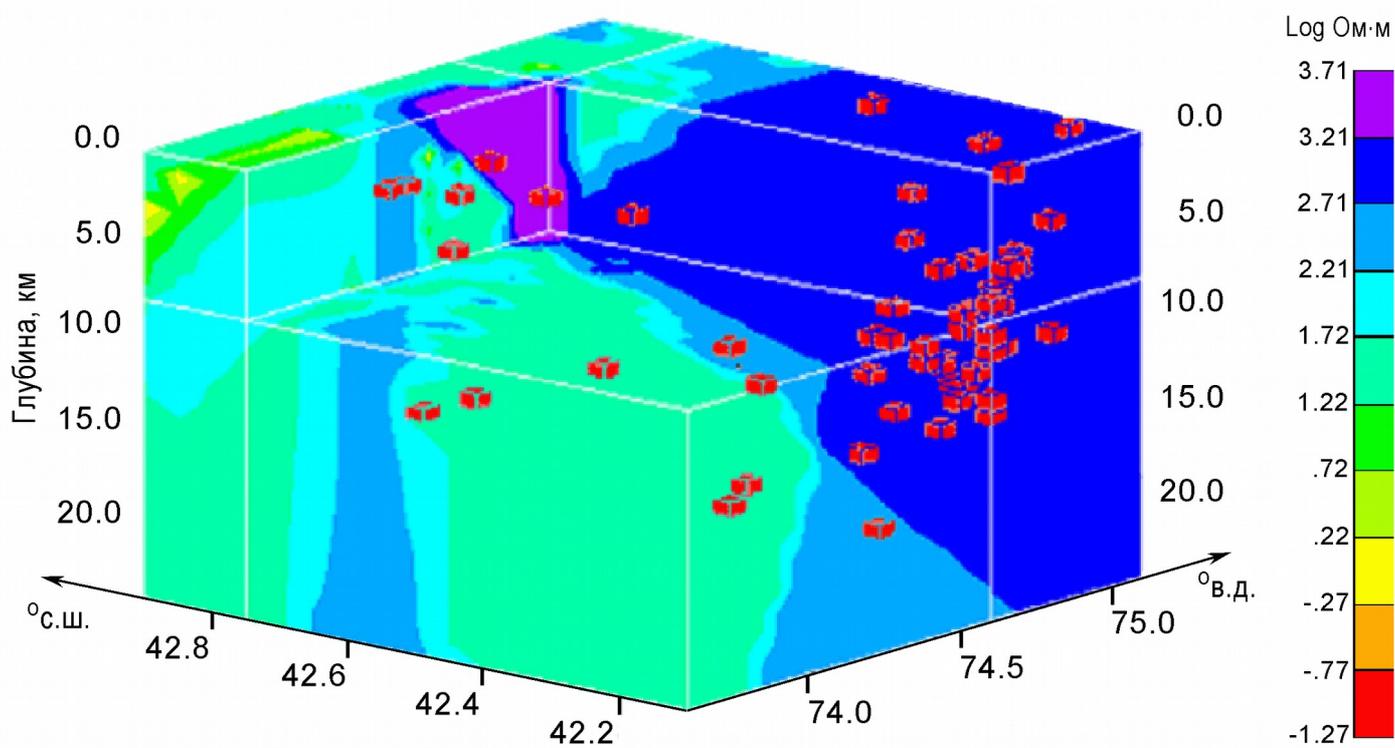
a



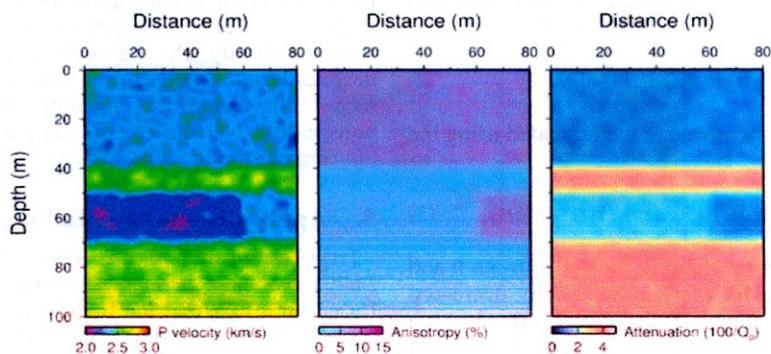
б



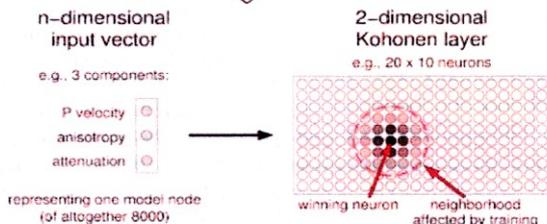
B



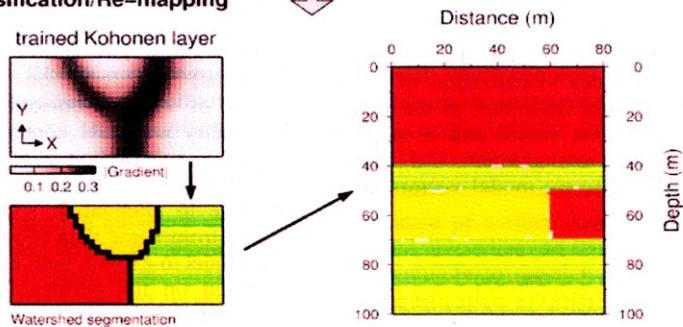
a) Input models (synthetic)

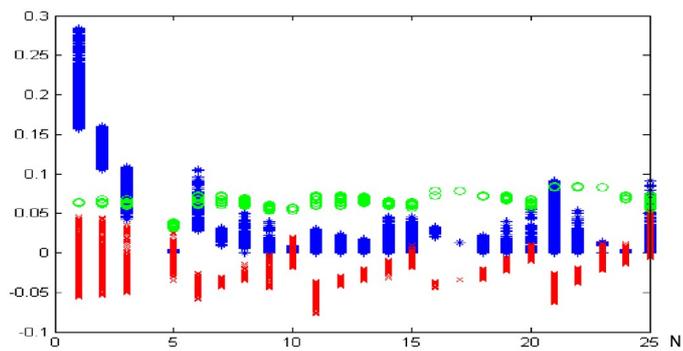
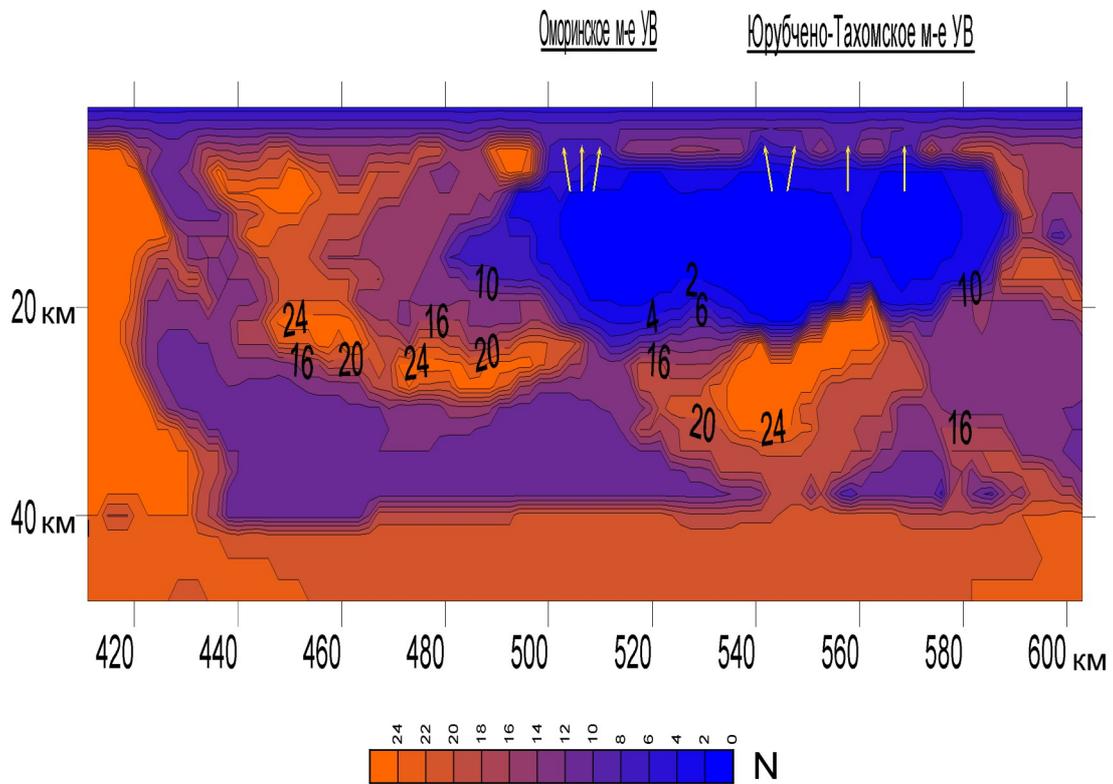


b) Training



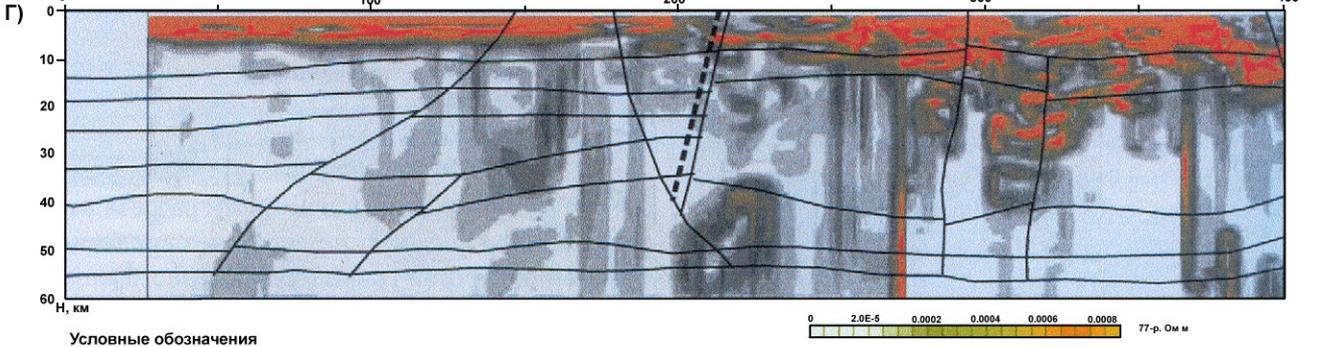
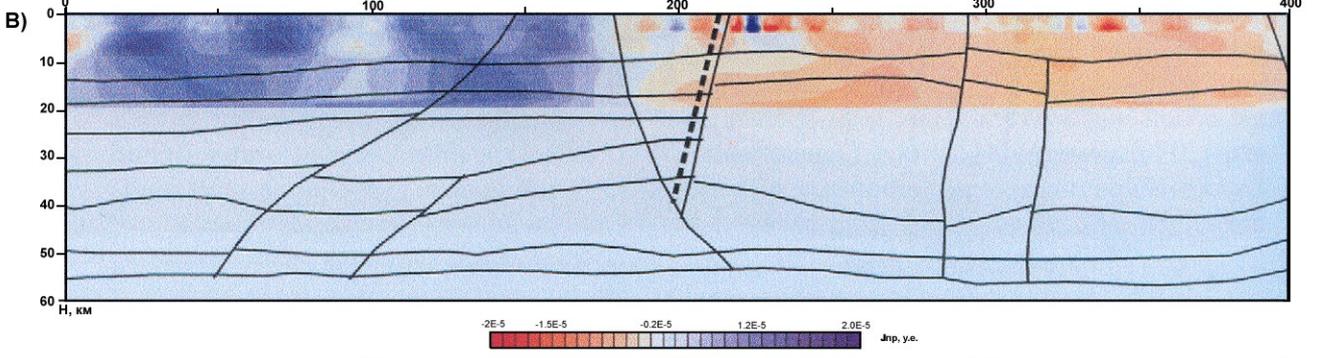
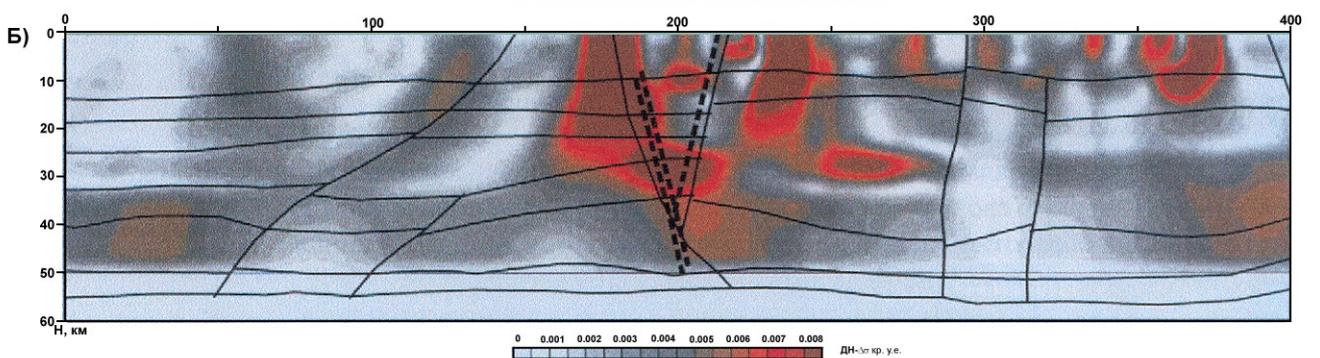
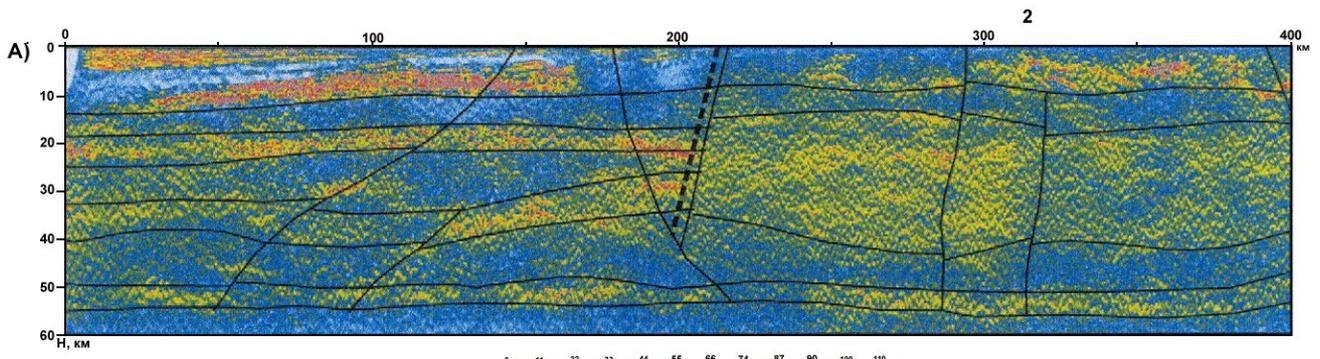
c) Classification/Re-mapping





* электрическое сопротивление * 100000 [Ом.м]
 × эффективная плотность [г/куб.см]
 ○ скорость сейсмической волны * 100000 [м/с]

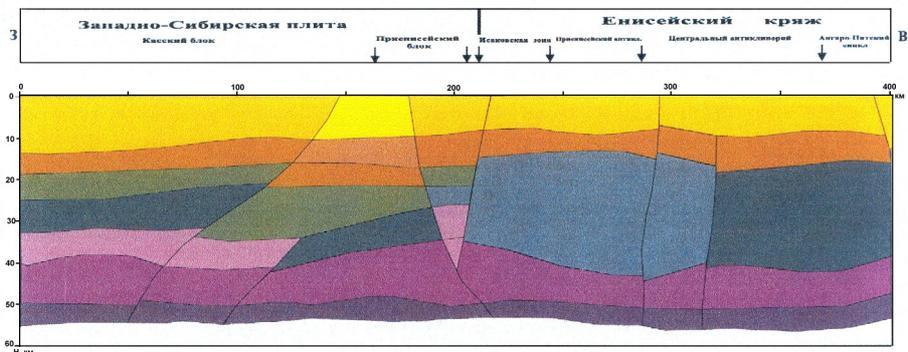
б



Условные обозначения

- А) - Сейсмоэнергетический разрез
- Б) - Модель ДН-параметра эффективной плотности
- В) - Модель эффективной намагниченности
- Г) - Модель ДН-параметра сопротивления





Условные обозначения

<p> $\sigma=2.63\text{г/см}^3$, $V=5800\text{м/с}$ терригенно-карбонатные отложения</p> <p> $\sigma=2.64-2.7\text{г/см}^3$, $V=5600-6100\text{м/с}$ карбонатно-терригенные отложения</p> <p> $\sigma=2.67-2.70\text{г/см}^3$, $V=6500\text{м/с}$ сланцы, магматические породы кислого состава;</p> <p> $\sigma=2.71-2.73\text{г/см}^3$, $V=6700-7100\text{м/с}$ кварц-биотитовые, двуслюдистые гнейсы и сланцы, магматические породы среднего состава (грано-диориты, диориты, монзониты)</p>	<p> $\sigma=2.80-2.82\text{г/см}^3$, $V=6500-7100\text{м/с}$ биотит-роговообманковые и амфиболовые сланцы, кристаллические гнейсы и магматические породы среднего состава</p> <p> $\sigma=2.85-2.89\text{г/см}^3$, $V=7300-7500\text{м/с}$ габбро, габбро-диабазы и амфиболиты</p> <p> $\sigma=2.85-2.89\text{г/см}^3$, $V=6800-7100\text{м/с}$ габбро, габбро-диабазы и амфиболиты (возможно повышенной трещиноватости)</p>	<p> $\sigma=2.93-2.98\text{г/см}^3$, $V=7600-7800\text{м/с}$ габбро, базальты, сланцы роговообманковые</p> <p> $\sigma=3.0\text{г/см}^3$, $V=7900-8300\text{м/с}$ дуниты, перидотиты, пироксениты и др.</p> <p> $\sigma > 3.07\text{г/см}^3$, $V > 8300\text{м/с}$ эклогиты и др.</p>
--	---	--