

А. Г. Злобина, канд. техн. наук, науч. сотр., e-mail: ELF54@yandex.ru,
И. В. Журбин, д-р ист. наук, канд. техн. наук, гл. науч. сотр., e-mail: zhurbin@udm.ru,
Удмуртский федеральный исследовательский центр
Уральского отделения Российской академии наук, г. Ижевск

Сравнительный анализ алгоритмов сегментации данных электропрофилирования при восстановлении границы объекта

Эффективным способом построения линии границы объекта искусственного происхождения, расположенного в приповерхностном слое грунта, является сегментация данных электропрофилирования. Сравнительный анализ результатов обработки данных компьютерного моделирования и натурного эксперимента показал, что использование алгоритмов нечеткой кластеризации — fuzzy c-means и Густафсона—Кесселя — обеспечивает наибольшую степень соответствия восстановленной и истинной границы объекта поиска.

Ключевые слова: электропрофилирование, объекты искусственного происхождения, локальная аномалия, сегментация, линия границы объекта, алгоритм fuzzy c-means, алгоритм Густафсона—Кесселя, критерий Hausdorff's distance, критерий pixel distance error, моделирование, натурный эксперимент

Введение

Малоглубинная геофизика ориентирована на изучение верхней части геологического разреза, структура которого изменена в результате антропогенного или техногенного воздействия и содержит объекты искусственного происхождения — подземные инженерные сооружения и трубопроводы, места захоронения промышленных и бытовых отходов, объекты историко-культурного наследия и пр. Обычно такие объекты не выражены в рельефе, поэтому актуальной задачей является определение их расположения и геометрических параметров (форма, размеры, глубина залегания).

Для решения этой задачи часто применяют модификацию метода электроразведки — площадное электропрофилирование [1, с. 173—185]. Методика исследований предполагает последовательное перемещение измерительной установки постоянного размера и конфигурации по выбранной сети наблюдений. В результате формируется массив данных — массив значений кажущегося удельного сопротивления грунта ρ_k (кажущееся сопротивление). Визуализация массива данных в виде карты распределения сопротивления (рис. 1) позволяет оце-

нить изменение электрических свойств грунта на участке исследований.

Анализ геофизических данных основан на аддитивной модели поля, в соответствии с которой результаты измерений фиксируют суммарное влияние региональной и локальной ано-

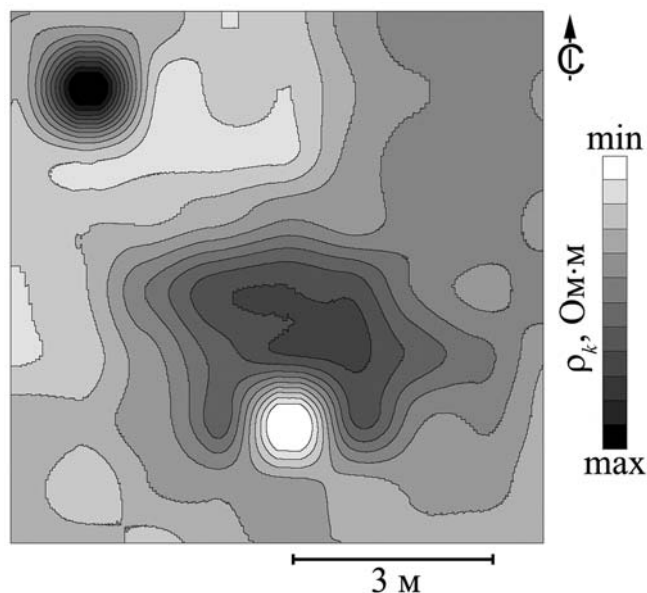


Рис. 1. Исследования Кушманского городища Учкакяр IX—XIII вв. н.э. (фрагмент)

маний и некоррелированной помехи [1, с. 26]. *Локальной аномалией* принято считать такую составляющую геофизического поля, которая по линейным или площадным размерам меньше изучаемых профилей или площадей наблюдений в пять и более раз. Обычно эти аномалии вызваны *объектами поиска* — объектами искусственного происхождения (см. аномалию в центральной части участка на рис. 1).

Региональные аномалии соответствуют крупным геологическим структурам или явлениям, которые по своим размерам соизмеримы или превышают площадь наблюдений. Их влияние проявляется в виде плавного изменения сопротивления (северо-восточная часть участка на рис. 1). На территории, подвергавшейся антропогенному или техногенному воздействию, такие аномалии могут быть вызваны изменением мощности культурного слоя (результат эрозионных процессов на участках распахки, зоны накопления отходов, перепланировки территории при строительстве и пр.) или природными факторами (вариация уровня грунтовых вод, локальные изменения рельефа верхней части материковых пород и т. п.).

Под *помехами* (северо-западный угол участка, южная граница локальной аномалии, рис. 1) понимается всякое возмущение поля, обусловленное методическими и аппаратными погрешностями, препятствующее выделению полезного сигнала. Во многих случаях применение методов фильтрации помех [2—5] неприемлемо: корректировка предполагает пересчет всего массива данных, что приводит к искажению конфигурации границ локальных аномалий и изменению их контрастности относительно фона.

В рамках аддитивной модели интерпретация геофизических данных предполагает выделение вклада локальных аномалий на фоне региональной аномалии и помех и на этой основе определение местоположения объектов искусственного происхождения. Необходимо отметить, что объекты поиска расположены в приповерхностном слое грунта, их минимальный линейный размер в плане значительно превышает глубину залегания верхней кромки объекта и размеры измерительной установки. В этом случае форма и простираие локальных аномалий соответствуют положению объекта. Следовательно, по выявленной локальной аномалии возможна оценка геометрических параметров объектов поиска — построение *линии границы* объекта

в плане. Одним из способов решения этой задачи является применение методов классификации к массивам данных кажущегося сопротивления с последующей сегментацией карты распределения сопротивления. Реконструкция формы границы позволяет соотнести выявленные локальные аномалии с объектами поиска различных типов, что существенно уточняет интерпретацию геофизических данных.

Методы сегментации

Обычно сегментацию проводят в целях декомпозиции изображения на части, области или сегменты, более удобные для дальнейшего анализа [6, с. 362]. Выделяют несколько подходов к сегментации, отличающихся по способу анализа исходных данных.

Методы пороговой сегментации основаны на сравнении амплитуды измеренного сигнала с одной или несколькими пороговыми величинами [7, с. 850—874]. При многоуровневой сегментации одним из способов определения границ интервалов является формула Стерджесса. На участке, структура грунта которого изменена в результате антропогенного и техногенного воздействия, обычно фиксируют региональные аномалии, которые связаны с различной мощностью культурного слоя, и помехи, вызванные неоднородным поверхностным слоем (строительный и бытовой мусор). Региональная аномалия будет играть определяющую роль при классификации пороговым методом, а помехи будут проявляться в виде локальных аномалий малой площади, которые искажают границы локальных аномалий объектов поиска.

Методы наращивания областей учитывают не только амплитуду сигнала, но и взаимное положение элементов изображения. Алгоритмы основаны на оценке связности смежных сегментов изображения и последующем объединении их в однородную область [7, с. 874—881]. Одна из возможных реализаций данного подхода — метод разрастания региона. В соответствии с алгоритмом к первому элементу последовательно присоединяются "похожие" на него смежные элементы, иначе — создается новый регион. В качестве метрики "похожести" выступает критерий однородности: отличие элемента от среднего в регионе не должно превышать заданного порога. Ограничения этой группы методов при сегментации данных электропро-

филирования аналогичны описанным ограничениям для методов пороговой сегментации.

Градиентными методами осуществляют поиск границ объектов по резкому изменению амплитуды сигнала между смежными элементами изображения [7, с. 819—836]. Наиболее эффективным методом выделения границ считается алгоритм Саппу [6, с. 386—387]. Алгоритм обнаруживает границы, выполняя поиск локальных максимумов градиента функции. Двойная пороговая фильтрация обеспечивает нахождение сильных и слабых границ. Итоговые границы определяются путем подавления слабых, не связанных с сильными. С точки зрения аддитивной модели поля градиентными методами наиболее контрастно будут выделены границы помех. Границы локальных и региональных аномалий будут либо исключены из рассмотрения, либо выделены фрагментарно.

Методы на основе кластеризации предполагают разбиение элементов массива данных на кластеры на основе их "схожести" [6, с. 364—365]. В метрическом пространстве "схожесть" определяется через расстояние в пространстве признаков. При жесткой кластеризации каждый элемент однозначно приписывается одному и только одному кластеру. При нечеткой кластеризации элемент может принадлежать ко всем выделяемым кластерам с различной степенью принадлежности. Примером жесткой кластеризации является алгоритм *k-means* [8, с. 460—462], разделяющий все данные на заданное число кластеров. Основная идея алгоритма заключается в итеративном уточнении центров кластеров для минимизации среднего квадратичного отклонения значений элементов данных, входящих в кластеры, от их центров. Аналогичным образом реализуются алгоритмы нечеткой кластеризации *fuzzy c-means* (FCM) и Густафсона—Кесселя (GK) [9], позволяющие представить выделенные кластеры в виде нечетких множеств. Отличие алгоритмов FCM и GK друг от друга состоит в выделении кластеров разной формы. В FCM-алгоритме используется евклидова метрика. Это определяет возможность обнаружения кластеров строго сферической формы. Использование метрики Махаланобиса в алгоритме GK обеспечивает формирование кластеров эллипсоидальной формы. Существенным ограничением представленных алгоритмов кластеризации при анализе данных электропрофилирования является необходимость априорного определе-

ния числа классов и чувствительность к помехам в массиве данных.

Байесовские методы классификации базируются на критериях принятия статистических решений [6, с. 152—156]. Примером данной группы методов служит ЕМ-алгоритм (*expectation-maximization*), основанный на методике итеративного вычисления оценок максимального правдоподобия [8, с. 272—279]. Предполагается, что элементы в каждом классе подчиняются нормальному закону распределения. Задача классификации заключается в "подгонке" распределений выделенных классов, а затем в определении вероятностей принадлежности элемента к каждому классу. Эффективность их применения зависит от амплитуды зафиксированного сигнала — абсолютного значения измеренного кажущегося сопротивления. Следовательно, локальные аномалии, расположенные на участке региональной аномалии и вне его, будут отнесены к различным классам, что в значительной степени усложняет истолкование полученных результатов. Кроме того, существенное влияние на результаты сегментации будут оказывать случайные ошибки измерений.

Методы на основе графов позволяют представить данные в виде иерархической структуры [8, с. 520—528]. Один из подходов — построение дерева решений — предполагает последовательное объединение исходных элементов массива данных и получение заданного числа классов. Основанием для объединения нижележащих узлов дерева в один вышележащий является отношение расстояний между парами классов. Эффективность применения этих методов зависит от полноты априорной информации о предполагаемых объектах поиска или связанных с ними аномалиях. При этом практически исключается возможность использования существующего набора априорных сведений при изучении других участков грунта, отличающихся по своим физическим свойствам (плотность, влажность, пористость и пр.), что ограничивает применимость данного подхода.

Предварительный анализ различных принципов классификации показал, что каждый из рассмотренных алгоритмов имеет ограничения при сегментации массивов кажущегося сопротивления. Поэтому дальнейшая оценка их эффективности осуществлялась на основе компьютерного моделирования и натурных экспериментов.

В общем случае выявление аномалий на геофизической карте можно рассматривать как задачу классификации данных, поскольку каждый элемент массива данных (каждая точка на изображении геофизической карты) будет отнесена в один из классов: "Фон", "Объект 1", ... "Объект N". Восстановленная линия границы объекта проходит по внешнему контуру выявленной локальной аномалии. Для оценки степени соответствия восстановленной и истинной границ объекта использовали два критерия.

1. Критерий $H(I_t, I_s)$ — Hausdorff's distance [10]:

$$H(I_t, I_s) = \max(h(I_t, I_s), h(I_s, I_t)),$$

где $I_t = \{t_1, t_2, \dots, t_l\}$ и $I_s = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ — множество точек на сегментированной карте, принадлежащих истинной и восстановленной границам соответственно; $h(I_t, I_s)$ — максимальное расстояние от точки из множества I_t до ближайшей к ней точки из множества I_s . Аналогичным образом определяется величина $h(I_s, I_t)$.

Критерий Hausdorff's distance характеризует максимальное абсолютное отклонение восстановленной границы от истинной.

2. Критерий ε — pixel distance error [11]:

$$\varepsilon = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N d_i^2}}{l},$$

где N — число ошибочно классифицированных точек на сегментированной карте, отнесенных к восстановленной границе; l — общее число точек, принадлежащих истинной границе; d_i — расстояние между i -й ошибочно классифицированной точкой, отнесенной к восстановленной границе, и ближайшей к ней, принадлежащей истинной.

Критерий pixel distance error определяет среднее отклонение восстановленной границы объекта от истинной.

Таким образом, чем меньше численные значения критериев, тем больше степень соответствия восстановленной и истинной границ (лучше качество сегментации). При $H(I_t, I_s) = 0$ и $\varepsilon = 0$ восстановленная и истинная границы совпадают.

Оценку качества сегментации при использовании перечисленных алгоритмов к данным электропрофилирования проводили на основе решения прямой задачи электроразведки для слоистой среды, содержащей псевдотрехмерные объекты конечной высоты. Компьютерное моделирование (программа Res3Dmod, Geotomo Software, Малайзия) выполнено для электропрофилирования дипольной экваториальной установкой с добавлением 5 % белого шума. Рассмотрены две принципиально отличающиеся модели, параметры которых приближены к реальной структуре культурного слоя средневековых археологических памятников Приуралья.

Модель 1 — двухслойная среда, содержащая локальный трехмерный объект поиска (рис. 2). Верхний слой мощностью 0,25 м имитирует пахотный горизонт — гумусированный суглинок с удельным сопротивлением 40 Ом·м. Нижний слой (0,25...2,50 м) имитирует материковую породу — глину с удельным сопротивлением 10 Ом·м. В этом слое (диапазон глубин 0,25...0,90 м) расположена прямая призма с квадратным основанием (удельное сопротивление 80 Ом·м). Данная трехмерная неоднородность имитирует хозяйственную яму (объект поиска). Обычное заполнение таких объектов — сильногумусированный суглинок высокого удельного сопротивления с включениями угля, золы, камней и артефактов.

Модель 2 — трехслойная среда с локальным трехмерным объектом поиска (рис. 3). Верхний

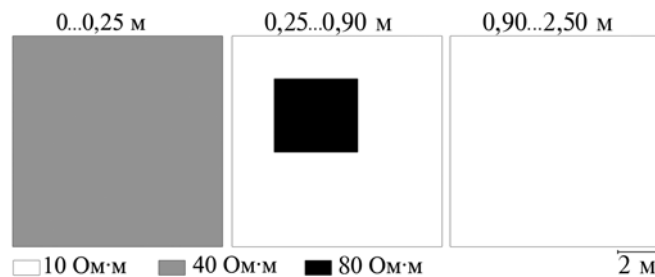


Рис. 2. Геометрические и физические параметры модели 1

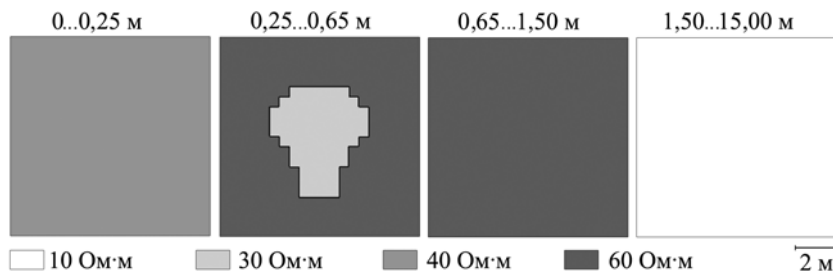


Рис. 3. Геометрические и физические параметры модели 2

слой мощностью до 0,25 м имитирует пахотный горизонт — гумусированный суглинок с удельным сопротивлением 40 Ом·м. Средний слой (0,25...1,50 м) соответствует культурному слою с удельным сопротивлением 60 Ом·м (гумусированный суглинок с включениями тонких прослоек глины, супеси и древесного тлена). В диапазоне 0,25...0,65 м введена прослойка относительно малого удельного сопротивления (объект поиска), которая имитирует фрагмент фундамента древнего сооружения. Обычно такие объекты сформированы из уплотненной или прокаленной глины с удельным сопротивлением около 30 Ом·м. Нижний слой (1,50...15,00 м) соответствует материковой породе.

Несмотря на то что рассмотренные модели отличаются по числу слоев и соотношению удельного сопротивления объекта поиска и фона, результаты сегментации демонстрируют сходные тенденции. Применение методов пороговой сегментации (рис. 4, а, 5, а) и разрастания региона (рис. 4, б, 5, б) приводит к чрезмерной сегментации внутренней области объекта. Применение ЕМ-алгоритма (рис. 4, ж, 5, ж) позволяет локализовать объект. При этом фиксируется существенное смещение восстановленной границы объекта в область фона (табл. 1). Эта особенность выявлена при различном соотношении удельного сопротивления объекта поиска и фона (см. рис. 2, 3). В отличие от рассмотренных, алгоритмы Canny (рис. 4, в, 5, в), *k-means* (рис. 4, г, 5, г), FCM (рис. 4, д, 5, д), GK (рис. 4, е, 5, е) и дерево решений (рис. 4, з, 5, з) обеспечивают хорошее согласие формы восстановленной и истинной границ объекта поиска. Наилучшее качество сегментации для обеих моделей обеспечивают алгоритмы *k-means*, FCM, GK (табл. 1).

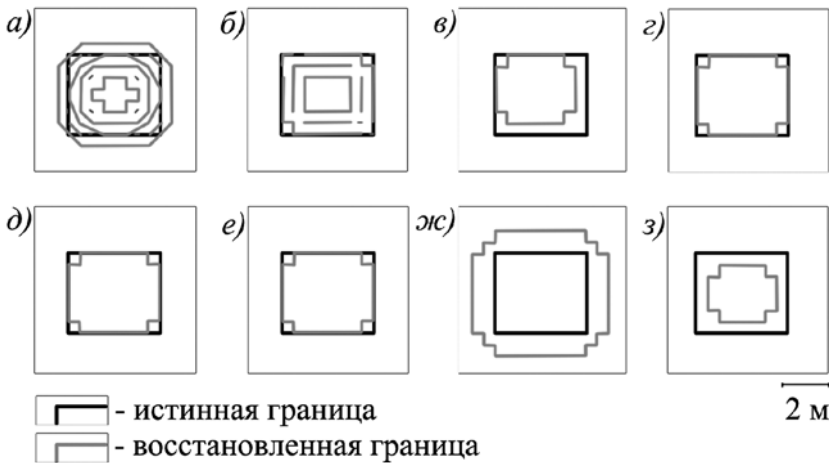


Рис. 4. Результат сегментации и построения линии границы объекта для модели 1:

а — пороговая сегментация; б — разрастание региона; в — алгоритм Canny; г — алгоритм *k-means*; д — алгоритм FCM; е — алгоритм GK; ж — алгоритм ЕМ; з — построение дерева решений

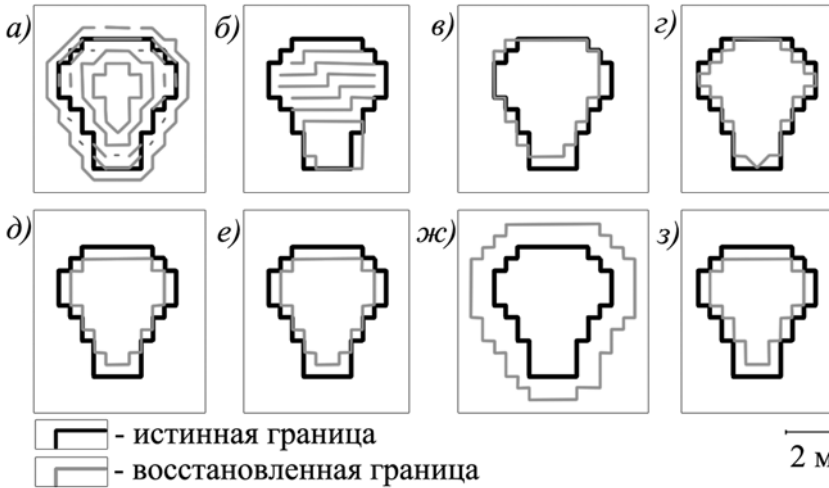


Рис. 5. Результат сегментации и построения линии границы объекта для модели 2:

а — пороговая сегментация; б — разрастание региона; в — алгоритм Canny; г — алгоритм *k-means*; д — алгоритм FCM; е — алгоритм GK; ж — алгоритм ЕМ; з — построение дерева решений

Таблица 1

Оценка качества сегментации для моделей 1 и 2

Мо- дель	Критерий	Метод поро- говой сегмен- тации	Метод разрас- тания регио- на	Canny	k-means	FCM	GK	ЕМ	Де- рево реше- ний
1	$H(I_p, I_0)$, м	—	—	1,12	0,50	0,50	0,50	1,00	1,12
	ε , м	—	—	0,07	0,03	0,03	0,03	0,21	0,10
2	$H(I_p, I_0)$, м	—	—	0,71	0,50	0,71	0,71	1,41	0,71
	ε , м	—	—	0,05	0,05	0,05	0,05	0,18	0,06

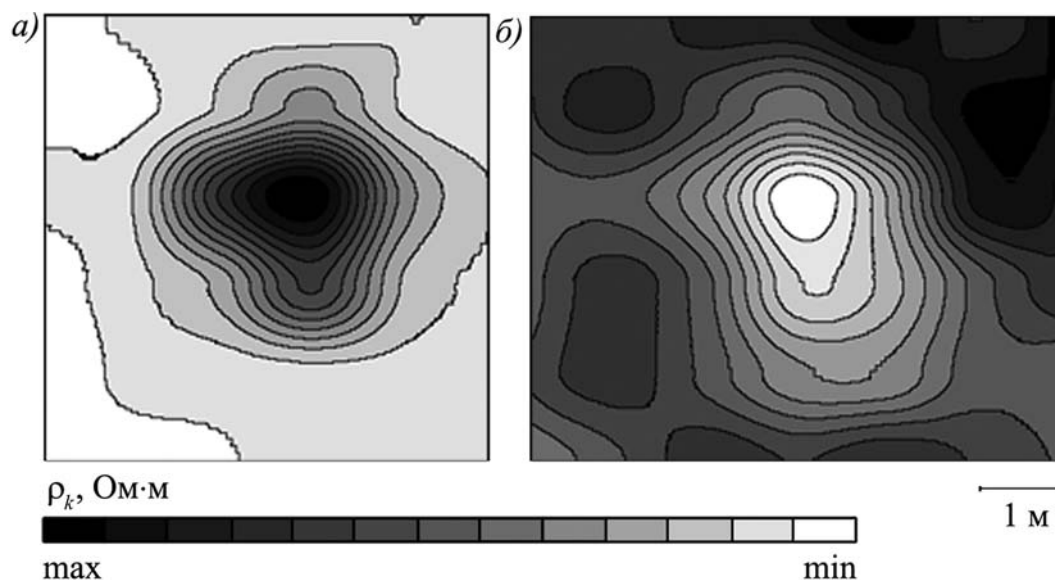


Рис. 6. Данные электропрофилирования:
а — аномалия 1; б — аномалия 2

Натурный эксперимент

На территории средневекового города Уч-какар IX—XIII вв. н.э. (Удмуртская Республика) проведена геофизическая съемка методом электропрофилирования [12]. В частности, зафиксированы две локальные аномалии (рис. 6) разного сопротивления относительно вмещающего грунта.

Аномалия 1 — аномалия повышенного сопротивления (рис. 6, а) обусловлена хозяйственной ямой. По результатам археологических раскопок установлено, что яма заполнена сильно-гумусированным слоем и заглублена в материковую породу (плотная красная глина). Яма расположена в диапазоне глубин 0,20...0,95 м от поверхности. Перекрывающий слой — пахотный горизонт. Таким образом, исследуемый участок соответствует модели 1 (см. рис. 2).

Аномалия 2 — аномалия пониженного сопротивления (рис. 6, б), источником которой является фундамент средневекового сооружения. Данный объект представляет собой глиняную площадку, расположенную в гумусированном слое выше уровня материка. По своим геометрическим и физическим параметрам исследуемый участок грунта близок к модели 2 (см. рис. 3).

Методы пороговой сегментации и разрастания региона для сегментации этих данных не применяли, так как при компьютерном моделировании была показана недостаточная эффективность этих методов.

Результаты сегментации данных натурального эксперимента существенно уточняют результаты компьютерного моделирования. Алгоритмы Санны (рис. 7, а, 8, а), *k-means* (рис. 7, б, 8, б) и построения дерева решений (рис. 7, в, 8, в) фиксируют лишь фрагменты границ объектов поиска. Вероятно, это связано с отсутствием резкого контраста между объектом и вмещающим грунтом (в отличие от моделей 1 и 2 без ярко выраженных точек перегиба). Вместе с тем при использовании алгоритмов FCM (рис. 7, г, 8, г), GK (рис. 7, з, 8, з) и EM

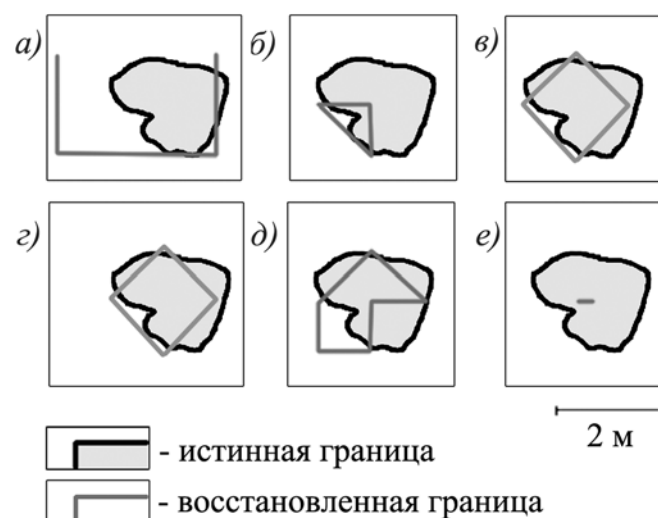


Рис. 7. Результат сегментации и построения линии границы объекта для аномалии 1:

а — алгоритм Санны; б — алгоритм *k-means*; в — алгоритм FCM; г — алгоритм GK; д — алгоритм EM; е — построение дерева решений

Оценка качества сегментации для аномалий 1 и 2

Аномалия	Критерий	Canny	<i>k-means</i>	FCM	GK	ЕМ	Дерево решений
1	$H(I_p, I_g)$, м	—	1,41	1,00	1,00	1,00	—
	ε , м	—	0,13	0,00	0,00	0,13	—
2	$H(I_p, I_g)$, м	—	—	1,00	1,00	2,00	—
	ε , м	—	—	0,15	0,15	0,15	—

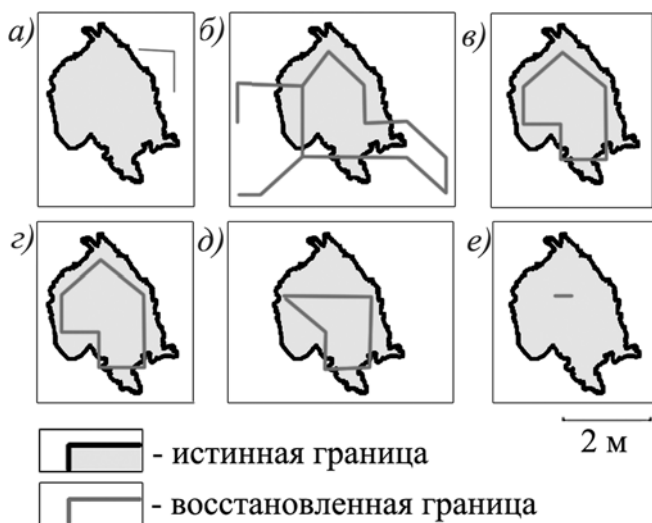


Рис. 8. Результат сегментации и построения линии границы объекта для аномалии 2:

a — алгоритм Canny; *б* — алгоритм *k-means*; *в* — алгоритм FCM; *г* — алгоритм GK; *д* — алгоритм ЕМ; *е* — построение дерева решений

(рис. 7, *д*, 8, *д*) конфигурация восстановленной границы локальной аномалии согласуется с истинной границей объекта. При этом алгоритмы FCM и GK обеспечивают наименьшее отклонение восстановленной границы объекта от истинной (табл. 2). Поскольку результаты применения этих алгоритмов совпадают, выбор метрики при нечеткой кластеризации данных электропрофилирования не играет существенной роли. Отмеченные тенденции сохраняются при различном отношении сопротивления объекта и фона (см. рис. 6, *а* и *б*).

Заключение

Сравнительный анализ результатов классификации массивов данных, полученных при компьютерном моделировании и натурном эксперименте, показал эффективность алгоритмов FCM и GK для сегментации карт распределения

сопротивления. Алгоритмы нечеткой кластеризации обеспечивают корректное восстановление линии границы объекта искусственного происхождения в грунте в условиях влияния регионального фона и помех. Это обеспечивает решение актуальной задачи — оценки формы и геометрических параметров объектов поиска по данным геофизики.

Список литературы

1. **Электроразведка:** Справочник геофизика. В двух книгах/ Под ред. В. К. Хмелевского и В. М. Бондаренко. Книга первая. — 2-е изд., перераб. и доп. М.: Недра, 1989. 438 с.
2. **Haigh J. G. B.** Automatic grid balancing in geophysical survey // Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology — 1991. Oxford, 1992. P. 191—196.
3. **Paasche H., Eberle D.** Automated integration of large geophysical data sets using three partitioning cluster algorithms // 11th SAGA Biennial Technical Meeting and Exhibition Swaziland. 2009. P. 286—291.
4. **Петров А. В., Юдин Д. Б., Хоу С.** Обработка и интерпретация геофизических данных методами вероятностно-статистического подхода с использованием компьютерной технологии "КОСКАД 3D" // Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. 2010. № 2, вып. № 16. С. 126—132.
5. **Давыденко А. Ю.** Интерпретация геофизических данных с использованием технологии GELIOSMI // Вопросы естествознания. 2016. № 1(9). С. 120—124.
6. **Шапиро Л.** Компьютерное зрение. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
7. **Гонсалес Р., Вудс Р.** Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
8. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. 2nd ed. Springer-Verlag, 2009. 746 p.
9. **Bezdek J. C.** Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. N.Y.: Plenum Press, 1981. 272 p.
10. **Zhang Y. J.** Advances in image and video segmentation. IBM Press, 2006. 473 p.
11. **Yasnoff W., Miu J., Bacus J.** Error measures for scene segmentation // Pattern Recognition. 1977. P. 217—231.
12. **Журбин И. В., Иванова М. Г.** Геофизические исследования Кушманского городища Уччакар в Прикамье // Археология, этнография и антропология Евразии. 2018. Т. 46. № 1. С. 76—85.

Comparative Analysis of Segmentation Algorithms of Electric Profiling Data for Restoration of Boundary of Object

In this article assessment of applicability of methods of segmentation for the restoration of the boundary line for the artifacts (underground engineering structures and pipelines, industrial and domestic disposal sites, objects of historical and cultural heritage, etc.) based on geophysical data — the data of areal electric profiling — is carried out. Reconstruction of the shape and geometric parameters allows to correlate the detected local anomalies with search objects of different types. This significantly clarifies the interpretation of the results of the geophysical survey of the territories that have been subjected to human and man-made impact. Methods of classification are applied to the arrays of the apparent resistivity data with the subsequent segmentation of the resistivity distribution map.

The assessment of efficiency of methods of segmentation was carried out on the basis of computer modeling and a natural experiment (geophysical and archaeological studies at the Kushmanskoye (Uchkakar) fortified settlement dating to the 9th–13th centuries). The assessment of quality of segmentation was carried out by criteria of Hausdorff's distance and pixel distance error. Comparative analysis of the results of applying different approaches to the segmentation of soil resistivity distribution maps showed that the algorithms fuzzy c-means and Gustafson-Kessel of fuzzy clustering are the most effective from the point of view of the restoration of the boundary line of object on local anomaly.

Keywords: electric profiling, artifacts, local anomaly, segmentation, boundary line of object, fuzzy c-means algorithm, Gustafson–Kessel algorithm, Hausdorff's distance, pixel distance error, modeling, natural experiment.

DOI: 10.17587/it.24.805-812

References

1. **Elektrozvedka: Spravochnik geofizika.** V dvuh knigah (Electrical survey: manual for geophysicist. In two books), Ed. V. K. Khmelevsky i V. M. Bondarenko. Kniga pervaya. 2-e izd., pererab. i dop. Moscow, Nedra, 1989. 438 p. (in Russian).
2. **Haigh J. G. B.** Automatic grid balancing in geophysical survey, *Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology* — 1991, Oxford, 1992, pp. 191–196.
3. **Paasche H., Eberle D.** Automated integration of large geophysical data sets using three partitioning cluster algorithms, *11th SAGA Biennial Technical Meeting and Exhibition Swaziland*, 2009, pp. 286–291.
4. **Petrov A. V., Judin D. B., Hou S.** Obrabotka i interpretatsiya geofizicheskikh dannykh metodami veroyatnostno-statisticheskogo podkhoda s ispol'zovaniem komp'yuternoy tekhnologii "KOSKAD 3D" (Processing and interpretation of geophysical data by methods of probabilistic and statistical approach with use of the computer technology "KOSKAD 3D"), *Vestnik KRAUNTs. Nauki o Zemle*, 2010, no. 2, iss. 16, pp. 126–132 (in Russian).
5. **Davydenko A. J.** Interpretaciya geofizicheskikh dannyh s ispol'zovaniem tekhnologii GELIOSMI (Geophysical data interpretation based on GelioSMI technology), *Voprosy estestvoznaniya*, 2016, no. 1, pp. 120–124 (in Russian).
6. **Shapiro L.** *Kompyuternoe zrenie* (Computer Vision), Moscow, BINOM. Laboratoriya znaniy, 2006. 752 p. (in Russian).
7. **Gonsales R., Vuds R.** *Tsifrovaya obrabotka izoyurazheniy* (Digital image processing). Moscow: Tehnosfera, 2005. 1072 p. (in Russian).
8. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2nd ed. Springer-Verlag, 2009. 746 p.
9. **Bezdek J. C.** *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. N.Y., Plenum Press, 1981. 272 p.
10. **Zhang Y. J.** *Advances in image and video segmentation*. IBM Press, 2006. 473 p.
11. **Yasnoff W., Miu J., Bacus J.** Error measures for scene segmentation, *Pattern Recognition*, 1977, pp. 217–231.
12. **Zhurbin I. V., Ivanova M. G.** Geophysical Studies at the Kushmanskoye (Uchkakar) Fortified Settlement, Kama Basin, *Archaeology, Ethnology and Anthropology of Eurasia*, 2018, vol. 46, no. 1, pp. 76–85 (in Russian).