

ПРИМЕНЕНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ДЛЯ ОБРАБОТКИ РЕЗУЛЬТАТОВ НАЗЕМНОЙ ГЕОХИМИЧЕСКОЙ СЪЕМКИ С ЦЕЛЬЮ ПРОГНОЗА НЕФТЕГАЗОНОСНОСТИ

Рустам Ильясович Тимшанов

Западно-Сибирский филиал Института нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН, 625026, Россия, г. Тюмень, ул. Таймырская, 74, к.г.-м.н., и.о. зав. лабораторией, e-mail: TimshanovRI@ipgg.sbras.ru

Сергей Александрович Шешуков

Западно-Сибирский филиал Института нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН, 625026, Россия, г. Тюмень, ул. Таймырская, 74, м.н.с, e-mail: serg_sh@niigig.ikz.ru

В рамках решения задач прогноза нефтегазоносности на одной из локальных структур Южно-Татарского свода (Волжско-Камская антеклиз) при обработке результатов геохимической съемки были применены дискриминантный и нейросетевой анализы с обучением на эталонных скважинах. Сравнение с результатами классического количественного описания геохимического поля показало в основном совпадение участков высоких концентраций углеводородов в приповерхностных отложениях и аномалий, выявленных статистическими методами. На основе комплексирования результатов статистической обработки геохимических данных и их геологической интерпретации структура была охарактеризована как перспективная.

Ключевые слова: геохимическая съемка, прогноз нефтегазоносности, дискриминантный анализ, нейронные сети

APPLICATION OF STATISTICAL METHODS FOR PROCESSING THE RESULTS OF GROUND GEOCHEMICAL SURVEY WITH THE PURPOSE OF OIL AND GAS FORECASTING

Rustam I. Timshanov

Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, West Siberian branch, 625026, Russia, Tyumen, 74, Taimyrskaya, PhD, acting head of laboratory, e-mail: TimshanovRI@ipgg.sbras.ru

Sergey A. Sheshukov

Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, West Siberian branch, 625026, Russia, Tyumen, 74, Taimyrskaya, Junior Researcher, e-mail: serg_sh@niigig.ikz.ru

To solve the problems of forecasting oil and gas content on one of the local structures of the South Tatar arch (Volzhsko-Kama antecline), discriminant and neural network analyzes with training on reference wells were applied during the processing the results of geochemical surveys. Comparison with the results of the classical quantitative description of the geochemical field showed mainly the coincidence of areas of high hydrocarbon concentrations in near-surface sediments and anomalies identified by statistical methods. Based on the integration of the results of statistical processing of geochemical data and their geological interpretation, the structure was characterized as promising.

Keywords: geochemical survey, forecast of oil and gas content, discriminant analysis, neural networks

Введение

Геохимические методы поиска как разновидность геологоразведочных работ на нефть и газ активно развиваются в настоящее время. Современные хроматографические комплексы, обладающие высокой чувствительностью и разрешающей способностью, позволяют регистрировать в отобранных пробах значительное количество индивидуальных углеводородных соединений, что, с одной стороны, открывает возможности для геологической интерпретации геохимического поля, но, с другой стороны, значительно усложняет процесс обработки данных. В этой связи, одним из направлений развития является усовершенствование способов обработки многомерных геохимических данных.

В данной работе на примере одной из локальных структур Южно-Татарского свода (Волжско-Камская антеклиза) показаны результаты использования дискриминантного и нейросетевого анализов и их геологическая интерпретация с позиции теории субвертикальной миграции углеводородов из залежи к дневной поверхности [1].

Методика геохимической съемки

В качестве показателей нефтеносности использовались *n*-алканы и их изомеры, ароматические и нафтеновые УВ ряда C₅-C₁₀. Эти УВ в значительных количествах входят в состав нефти, обладают высокой миграционной способностью и легко идентифицируются в пробах различных поверхностных и приповерхностных сред (снег, иловые отложения, торф, подпочвенный грунт, глинистые отложения из мелких скважин глубиной 0,7-3 м, а также искусственные сорбенты различных видов). Эти углеводороды, в отличие от газовых УВ, не генерируются в почвенных и подпочвенных отложениях и имеют преимущественно глубинное происхождение (за исключением антропогенного загрязнения).

Геохимическая съёмка осуществлялась с применением искусственных сорбентов. Полевые работы включали в себя установку в грунт модулей-сорберов для сбора УВ из подпочвенного грунтового воздуха на глубину 0,5 м и их демонтаж через 21 день. В качестве рабочего тела был выбран сорбент Тенакс ТА, что обусловлено перечнем анализируемых УВ-компонентов и температурой вмещающего грунта на период установки. Несмотря на снижение его сорбционных свойств в области низкомолекулярных УВ, в сорбере в достаточно больших количествах удерживались соединения C₅ (*n*-пентан и его изомеры, циклопентан). Для проведения геохимического моделирования были выбраны скважины эталоны – с установленной продуктивностью по разрезу и без продуктивности по разрезу, вокруг которых были проведены калибровочные исследования. Для контроля техногенного загрязнения в ходе полевых работ были использованы транспортные и лабораторные модули-сорберы. Транспортные модули также вывозились в поле, но не устанавливались и были закрытыми всё время полевых работ. Лабораторные модули всё время находились в лаборатории и имели минимальные технологические загрязнения.

Для проведения анализов в работе использовался хроматограф Кристалл 5000.2 и термодесорбер ТДС-1 (двухстадийный). Разделение УВ осуществлялось на 100 метровой хроматографической колонке CR-1 PONA с внутренним диаметром 0,25 мм и фазой 0,5 мкм. Регистрация УВ на хроматографе Кристалл 5000.2 производилась одновременно на ПИД и фото-ионизационном детекторе (ФИД). Селективность ФИД к непредельным УВ использовалась для повышения достоверности идентификации пиков. Определение индивидуального состава УВ бензиновой фракции проводилось согласно методике Хроматэк Газолин, разработанной по ГОСТ 32507-2013 «Определение индивидуального и группового углеводородного состава методом капиллярной газовой хроматографии».

Статистическая обработка геохимических данных

В последнее время всё чаще при камеральной обработке и интерпретации геохимических данных используются статистические методы, основанные на принципе соответствия/распознавания образа. Для этого на основе математико-статистического аппарата производится геохимическое моделирование. В качестве обучающего элемента используются качественные характеристики приповерхностных эманаций на эталонных участках с установленной нефтегазоносностью и без признаков нефтегазоносности (фон).

Для реализации алгоритма распознавания геохимического образа залежи используются алгоритмы машинного обучения и самообучения, реализованные на базе статистических методов - дискриминантный анализ (ДА) и нейросетевой анализ (НС) [2, 3]. Использование двух методов позволяет увеличить вероятность корректного отнесения полевых проб к соответствующим классам. В случае отнесения пробы к классу «нефть» по двум методам данная проба будет с большей вероятностью являться нефтеподобной.

В случае отсутствия на территории работ поисково-разведочных скважин обработка многомерной геохимической информации и её геологическая интерпретация обычно сводится к классификации проб на обособленные группы методами кластерного анализа. В случае если в районе работ находятся продуктивные или непродуктивные скважины, то осуществляется эталонная классификация (калибровка) с выделением проб, распределение компонент в которых схоже с распределением их в районе скважины (метод распознавания образов с обучением). Наборы калибровочных эталонных проб являются основой для процесса геохимического моделирования и возможностей определения различий нефтеподобных («залежь») и фоновых («сухо/вода») проб основного поля.

Результаты работ

После проведения химико-аналитических исследований модулей-сорберов был получен исходный массив геохимических данных. С целью определения дальнейшей стратегии статистической обработки данных в программном ком-

плексе STATISTICA 12 было проведено изучение всего массива с целью определения закона распределения, наиболее точно характеризующего представленные геохимические данные (выборку). По форме полученной гистограммы частот можно предположить, что данные имеют логнормальный закон распределения, характеризующийся ярко выраженной левосторонней асимметрией распределения плотности. Математическое ожидание равно 1,35, а медиана и мода 0,6 и 0,5 соответственно, что также характерно для логнормального распределения (рис. 1).

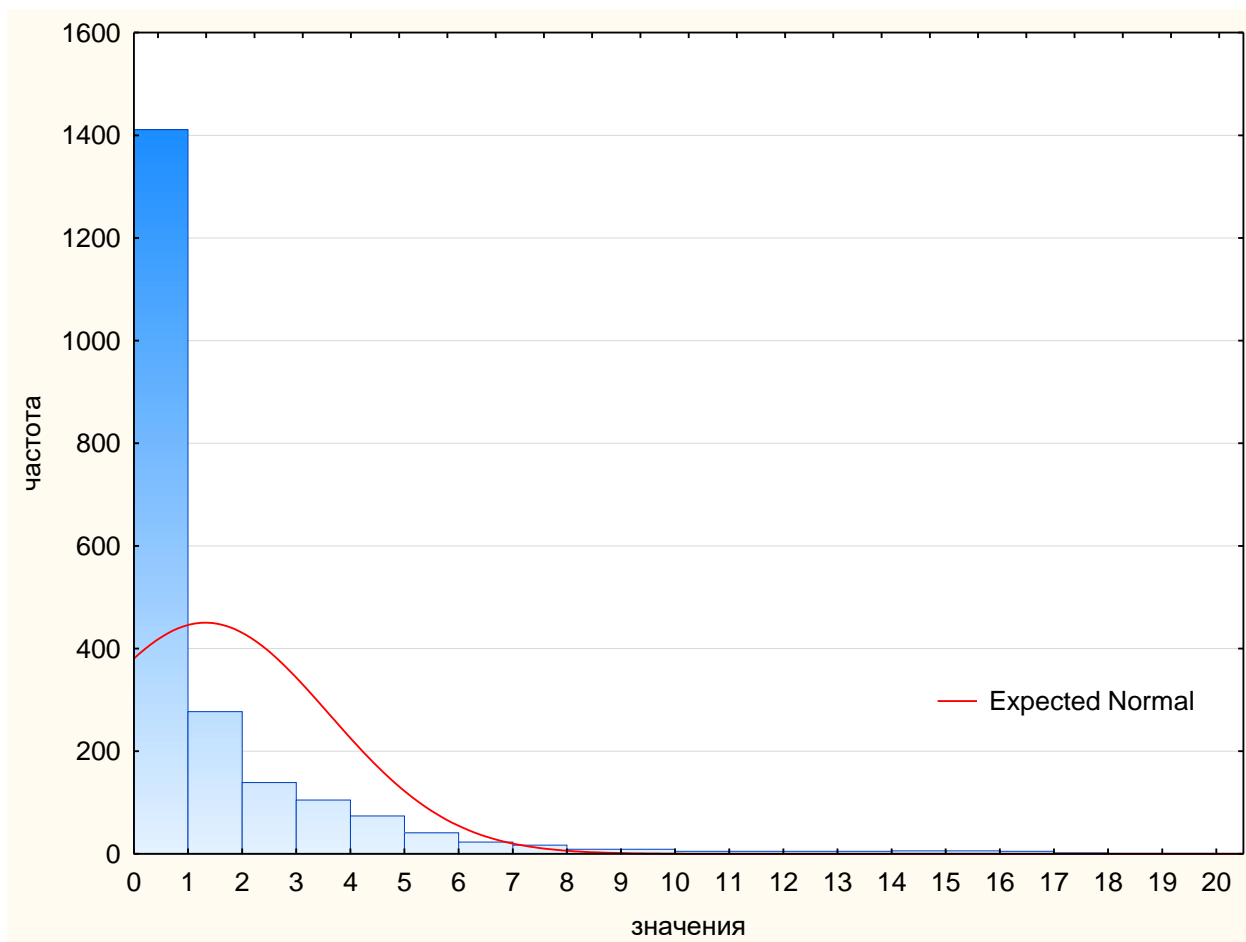


Рис. 1. Гистограмма распределения геохимических данных, полученных после химико-аналитических анализов модулей-сорберов

Как известно, если массив случайная величина имеет логнормальное распределение, то её логарифм имеет нормальное распределение и характеризуется теми же параметрами. Поэтому исходный массив геохимических данных был прологарифмирован и получен модифицированный массив данных. Предварительно все нулевые значения были заменены на минимальные значения.

По вновь полученному массиву данных в программном комплексе STATISTICA 12 была построена гистограмма частот (рис. 2).

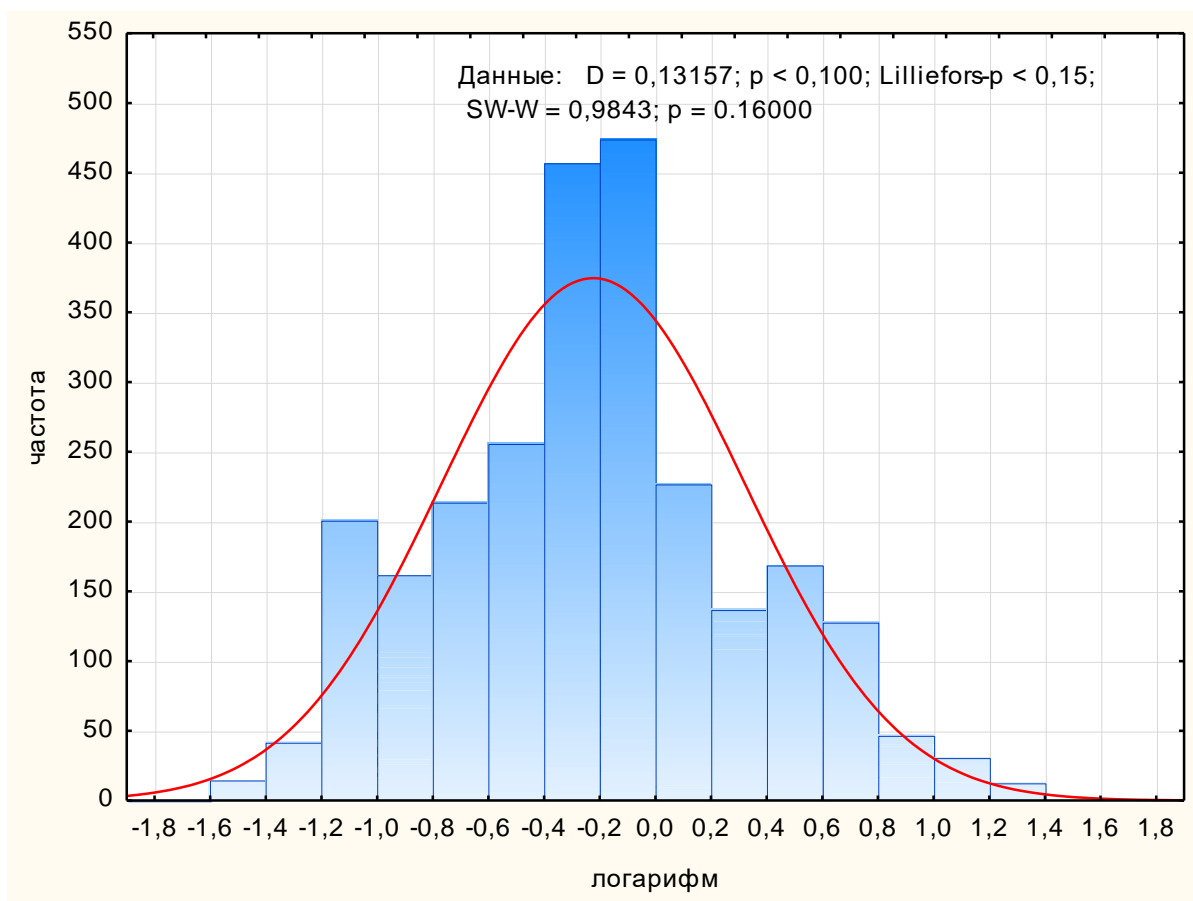


Рис. 2. Гистограмма распределения геохимических данных, полученных логарифмирования исходного массива данных

По форме полученной гистограммы можно предположить, что данные имеют нормальный закон распределения, характеризующийся колоколообразной формой. Математическое ожидание, медиана и мода примерно равны (-0,22, -0,22 и -0,3 соответственно), что характерно для нормального распределения. Дополнительно была проведена проверка гипотезы о нормальности распределения. Для этого были использованы имеющиеся в программном комплексе STATISTICA 12 критерии Колмогорова-Смирнова, Лиллиефорса и Шапиро-Уилка. На графике приведены значения вероятностей для данных критериев. Видно, что значения вероятностей для всех трёх статистик больше критического значения 0,05. На основании чего можно принять предположение о нормальном законе распределения модифицированного многомерного массива геохимических данных и применять статистические методы анализа.

В первую очередь для контроля качества полученных геохимических данных, с помощью канонического дискриминантного анализа, программном комплексе STATISTICA 12 проведено сравнение аналитических данных полевых проб; контрольных транспортных и лабораторных проб.

В результате сравнения установлено, что пробы хорошо разделились на классы (рис. 3). Компактное расположение и расхождение между центрами

групп контрольных и полевых проб указывает на то, что последние содержат достоверный сигнал, не связанный с техногенным загрязнением или условиями проведения анализа. Это означает, что полученные геохимические данные можно использовать для дальнейшей статистической обработки для распознавания геохимического образа продуктивной залежи.

Далее была проведена классификация геохимических данных с обучением на скважинах-эталонах, т.е. отнесение данных к определённым классам. Для этого был выполнен дискриминантный и нейросетевой анализы в программном комплексе STATISTICA 12.

Все пробы вокруг продуктивной скважины были использованы для определения общей качественной характеристики геохимического образа нефтяного коллектора в приповерхностных отложениях («нефть»). Аналогичным образом, все пробы вокруг непродуктивной скважины, были использованы для определения качественной характеристики геохимического образа сухого коллектора («сухо/вода»).

В результате проведения дискриминантного пошагового анализа были установлены УВ-компоненты, которые оказывают наибольший дискриминирующий эффект и вносят существенный вклад в разделение проб по классам. В модели было получено 100% разделение проб по классам вокруг продуктивной и непродуктивной скважин.

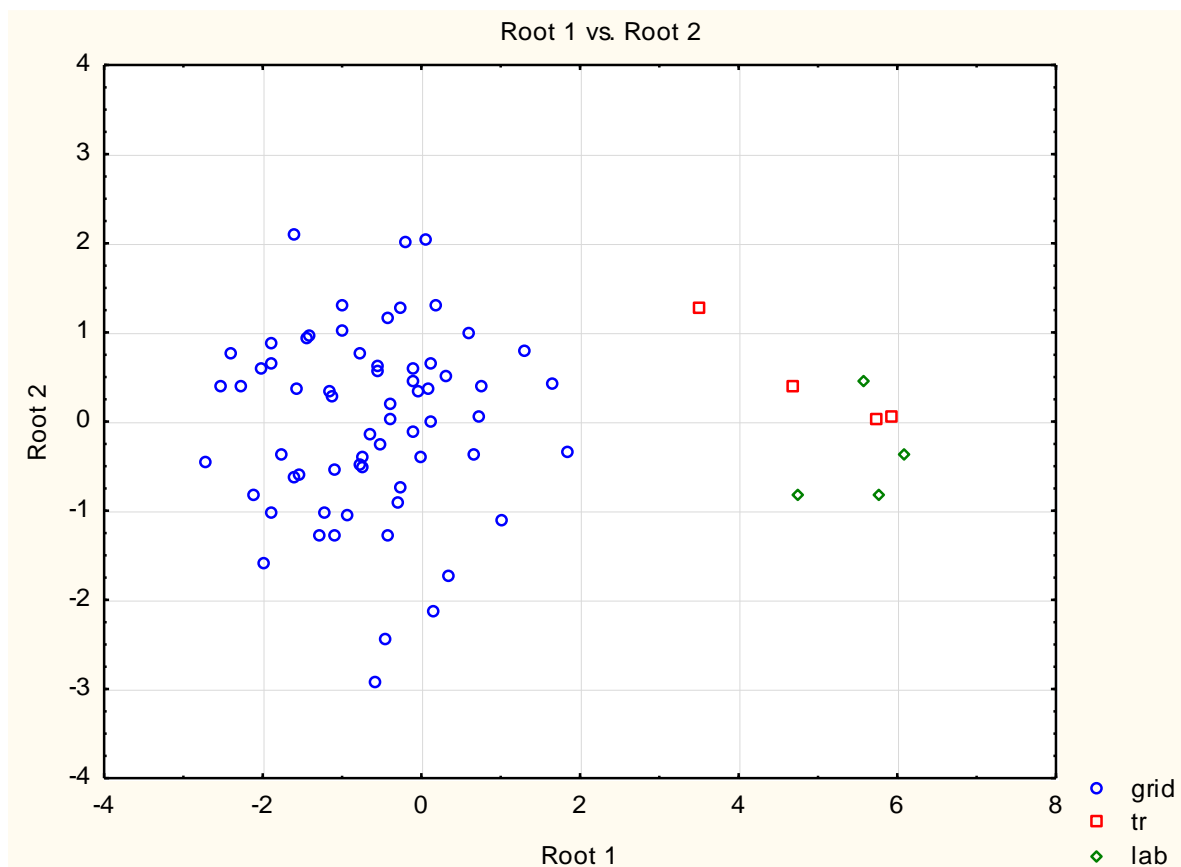


Рис. 3. Распределение модулей-сорберов: полевые – «grid», контрольных транспортных - «tr» и контрольных лабораторных – «lab»

Все пробы, отобранные вокруг продуктивной скважины, отнесены к классу «нефть», а все пробы, отобранные вокруг непродуктивной скважины, отнесены к классу «сухо/вода». Таким образом, в результате геохимического моделирования, на основе обучающих выборок по калибровочным пробам, была рассчитана модель, пригодная для адекватного разделения массива полевых проб на два класса – «нефть» и «сухо/вода». По итогам дискриминантного анализа были получены классификации полевых проб и рассчитаны апостериорные вероятности отнесения каждой полевой пробы к классу «нефть» или «сухо/вода». При этом априорная вероятность была принята по умолчанию, пропорционально размеру групп эталонных проб.

В результате дискриминантного анализа были выделены несколько аномальных зон с вероятностью более 70% и количеством пикетов не менее 3х.

Для подтверждения выделенных на основе дискриминантного анализа аномальных зон было проведено распознавание геохимического образа продуктивной скважины на основе нейронных сетей. В качестве обучающей выборки было использовано 70 % всех калибровочных проб вокруг продуктивной и непродуктивной скважин. На контрольную и тестовую выборку пришлось по 15 % всех калибровочных проб. Архитектура сети выбрана на основе многослойного персептрона (MLP). Алгоритм обучения был выбран по умолчанию (автоматический поиск сети). При ранжировании рядовых полевых проб рассчитаны вероятности отнесения рядовых полевых проб к одному из классов – «нефть» или «сухо/вода». В модели было получено 100% разделение проб по классам вокруг продуктивной и непродуктивной скважин. На основе обученной нейронной сети была проведена классификация полевых проб, рассчитаны вероятности отнесения проб к одному из классов – «нефть» или «сухо/вода». Выделены несколько аномальных зон с вероятностью более 70% и количеством пикетов не менее 3-х.

Выводы

Проведённые работы показали целесообразность применения статистической обработки многомерных геохимических данных в комплексе геохимических работ.

На основе проведённого дискриминантного и нейросетевого анализов с обучением по скважинам-эталонам, был получен качественный геохимический образ продуктивной скважины в приповерхностных отложениях.

Аномальные участки, выделенные по результатам статистического анализа, отражают особенности субвертикальной миграции углеводородов и пространственного распределения УВ-компонентов в приповерхностных отложениях, что существенно облегчает геологическую интерпретацию геохимического поля.

С учётом достоверности расчёта геохимического образа продуктивных отложений по скважине данные аномальные зоны являются проекцией на дневную поверхность участков возможного скопления углеводородов в осадочном разрезе.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Петухов А.В., Старобинец И.С. Основы теории геохимических полей углеводородных скоплений. - М.: Недра, 1993. - 332с.
2. Дубров А.М., Мхитарян В.С., Трошин Л.И., Многомерные статистические методы. - Москва, «Финансы и статистика», 2000. – 352с.
3. Боровиков В.П., Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных. – 2- е изд. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392с.

REFERENCES

1. Petuhov A.V., Starobinec I.S. Osnovy teorii geohimicheskikh polej uglevodorodnyh skoplenij. M.: Nedra, 1993. 332s.
2. Dubrov A.M., Mhitaryan V.S., Troshin L.I., Mnogomernye statisticheskie metody. - Moskva, «Finansy i statistika», 2000. – 352s.
3. Borovikov V.P., Nejrornyie seti. Statistica Neural Networks. Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannyh. – 2- e izd. – M.: Goryachaya liniya – Telekom, 2008. – 392s.

© *Р. И. Тимшанов, С. А. Шешуков, 2021*