
МАТЕМАТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ЭКОНОМИКИ

УДК 519.86

СОЗДАНИЕ ПРОГНОЗНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОДБОРА ПЕРСОНАЛА НА ОСНОВЕ МЕТОДА ДЕРЕВЬЕВ КЛАССИФИКАЦИИ*

Т. В. Азарнова, И. Н. Щепина, А. В. Демидова, Д. В. Демидова

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 14 сентября 2018 г.

Аннотация: в статье анализируется применение метода деревьев классификации в задачах формирования в процессе подбора персонала прогнозных оценок успешности и результативности респондентов на конкретной позиции в компании или в целом в определенном виде деятельности на рынке труда. Деревья классификации – это один из современных, но в то же время хорошо апробированных методов машинного обучения, позволяющий на основе ретроспективной информации, хранящейся в базах данных, выявлять скрытые закономерности и строить эмпирические правила для предсказания принадлежности объекта к тому или иному результирующему классу. Вычислительные эксперименты, проведенные в рамках исследования, показывают, что в задачах подбора персонала, при условии наличия ретроспективной базы данных, содержащей характеристики респондентов, сформированные на основе компетентностного и индивидуально-личностного тестирования, метод деревьев классификации показывает достаточно высокую точность распознавания успешности респондентов в том или ином виде деятельности. Предложено алгоритмическое и программное обеспечение, разработанное на основании обучения метода деревьев классификации по данным, собранным в исследовании Ю. А. Бурмаковой «Индивидуально-личностные предпосылки профессионального развития специалистов в рекламном деле».

Ключевые слова: подбор персонала, прогнозирование успешности и результативности деятельности, метод деревьев классификации.

Abstract: this article analyzes the application of the method of classification trees in problems of formation in the process of recruiting the staff projections of success and effectiveness of the respondents in a specific position in a company or in total in a certain kind of activity on the the labour market. Classification trees is one of the modern, but at the same time, good proven methods of machine learning, which allows on the basis of retrospective information stored in databases, reveal hidden patterns and build rules of thumb to predict the conditioning object to a result class. The experiments carried out in the framework of the studies show that the tasks of recruiting staff, subject to the availability of retrospective database containing characteristics of respondents, formed on the basis of competence and individually-personal testing method classification trees shows a fairly high recognition accuracy of success respondents in one form or another activity. Proposed algorithmic and software developed on the basis of the learning method of classification trees for data collected in the study J. A. Burmakova «Individually-personal background of professional development of specialists in advertising».

Key words: personnel selection, prediction of the success and effectiveness of the method of classification trees.

Человеческий капитал представляет собой важнейший ресурс современной организации, во многом обеспечивающий ее конкурентоспособность, поэтому подбор персонала является одной из основных функций менеджмента. В зависимости

от специфики деятельности и системы управления человеческими ресурсами предприятия могут осуществлять функции подбора персонала самостоятельно и/или через кадровые агентства. В стандартной процедуре подбора персонала проводятся специализированные собеседования и тестирования. Актуальными в области организации тестирований и собеседований являются исследования, направленные на оценку способности использо-

* Статья выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ (номер 16-06-00535 А).

© Азарнова Т. В., Щепина И. Н., Демидова А. В., Демидова Д. В., 2018

мых технологий измерять требуемые компетенции и предсказывать требуемые критерии эффективности и результативности деятельности. В данной статье делается попытка разработать для проведения подобных исследований информационно-аналитическое приложение, базирующееся на методах машинного обучения [1]. Аналитические системы, построенные на основе методов машинного обеспечения, способны воспроизводить опыт экспертов или выявлять скрытые закономерности в ретроспективных данных. Различные методы машинного обучения по разному решают задачи распознавания выявления скрытых закономерностей. Выбор конкретного метода может быть обоснован спецификой постановки задачи и спецификой шкал, в которых измеряются входные и выходные показатели [2]. Рассматриваемое информационно-аналитическое приложение реализует технологии обучения, заложенные в метод деревьев классификации [3–5]. Метод работает с ретроспективными данными, структурированными таким образом, что выделены входные характеристики – результаты компетентностного и индивидуально-личностного тестирования и выходная характеристика – класс респондента. Если в данных есть закономерность, позволяющая по входным характеристикам определять выходной класс, то метод деревьев классификации обнаруживает эту закономерность и формализует ее в виде эмпирических правил. На основе полученных правил можно определять класс новых респондентов, которые проходят текущее тестирование. В статье описан вычислительный эксперимент по распознаванию успешности маркетологов в различных видах деятельности на

рынке труда. Кратко остановимся на специфике задачи распознавания успешности маркетологов.

Основными направлениями деятельности маркетологов на современном рынке труда являются менеджмент в рекламе, маркетинг в рекламе, копирайтинг, дизайн в рекламе [6]. Сущность данных направлений отражена на рис. 1.

Менеджмент в рекламе связан с управлением рекламной деятельностью на всех этапах, включая планирование, разработку рекламы и ее доведение до потребителя. Специалист в сфере «менеджмент в рекламе» занимается выбором стратегии и инструментов эффективного продвижения рекламируемой продукции компании. Маркетинг в рекламе связан с поиском эффективных технологий продвижения продукции путем анализа предпочтений потенциальных сегментов потребителей. Специалисты в сфере «маркетинг в рекламе» решают следующие задачи: исследования рынка сбыта, анализа конкурентов, определения основного класса покупателей, изучения их требований к характеристикам качества товаров. Копирайтинг в рекламе связан с созданием рекламных и пропагандистских материалов, направленных на продвижение продукции на рынке. Копирайтеры должны уметь так сформулировать преимущества рекламируемой продукции, чтобы побудить потенциального покупателя к ее покупке. Основные функции копирайтеров связаны с написанием рекламных текстов и статей, разработкой сценариев телевизионных роликов, видео- и аудиорекламы, подготовкой пресс-релизов, разработкой имиджа фирмы: названия, слогана, рекламных материалов. Дизайн рекламы связан с разработкой средств визуализа-



Рис. 1. Основные направления деятельности маркетологов на рынке труда

ции рекламных идей, направленных на создание положительного имиджа компании и продвижение ее продукции на рынке товаров или услуг. В задачи специалиста в области дизайна в рекламе входит выявление цели и стратегии рекламной кампании, анализ привлекательности рекламных акций для потребителей, формирование идей рекламы, выбор эффективных каналов продвижения рекламы, выбор средств и технологий рекламы. Перечисленные выше функции маркетологов в различных направлениях деятельности на рынке труда отражают различия в специфике этой деятельности. В исследовании Ю. А. Бурмаковой [6] выдвинуто предположение, что маркетологи, успешные в различных видах деятельности, обладают различными индивидуально-личностными характеристиками, которые можно выявить на основе следующего набора тестов [7–12]: тест-опросник «Коммуникативные и организаторские способности», личностный опросник Г. Ю. Айзенка, тест структуры интеллекта Амтхауэра, опросник «Стиль саморегуляции поведения», опросник «Якоря карьеры», методика «Диагностики профессионального выгорания» (рис. 2). Ю. А. Бурмакова статистическими методами обосновывает релевантность указанного набора тестов для определения успешности специалистов в рассматриваемых видах деятельности.

В рамках вычислительного эксперимента, проведенного в рамках описываемой в статье работы, осуществляется попытка разработки автоматизированных инструментов распознавания успешности маркетологов в том или ином видах деятельности на основе индивидуально-личностных тестов.

Применение метода деревьев классификации для распознавания успешности маркетологов в различных направлениях деятельности

Концепцию применения метода деревьев классификации для решения поставленной задачи можно структурировать в виде схемы, приведенной на рис. 3.

В качестве краткого комментария к схеме можно отметить, что для распознавания успешности работающих специалистов и студентов-маркетологов используются наборы тестов, отличающиеся одной группой тестов – «Психическое выгорание», данную группу тестов могут проходить только работающие специалисты.

Метод деревьев классификации заключается в построении дерева, которое распределяет анализируемое множество объектов на несколько групп на основе определенных, выбранных для исследования характеристик. Дерево имеет иерархическую структуру и представляет собой последовательность вершин, связанных между собой ребрами. Корневая вершина дерева (корень) ветвится на внутренние вершины и заканчивается терминальными вершинами (листьями). Каждая вершина, не являющаяся терминальной, содержит решающее правило – функцию (условие), по которой определяется, в какую из дочерних вершин нужно отнести рассматриваемый объект. Листьям поставлены в соответствие классы, на которые разбивается множество объектов [3]. На практике чаще всего используются бинарные деревья классификации (рис. 4), при ветвлении которых каждая нетерминальная вершина имеет только два исходящих ребра.



Рис. 2. Набор тестов для распознавания успешности маркетологов в различных видах деятельности



Рис. 3. Структурная схема концепции применения алгоритма дерева классификации для определения успешности маркетологов в различных направлениях деятельности

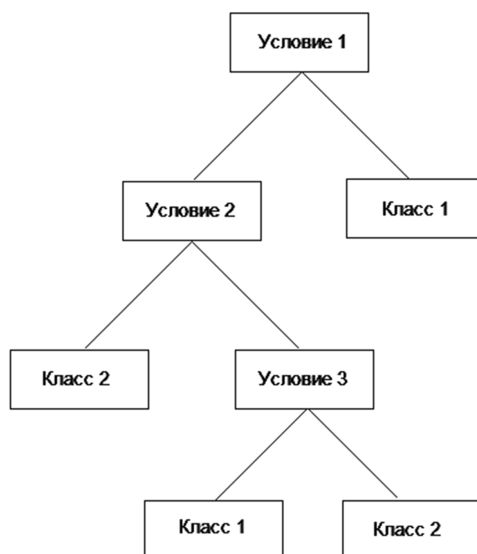


Рис. 4. Дерево классификации с бинарным ветвлением

В формировании алгоритма построения дерева классификации можно выделить основные этапы [3], схематично приведенные на рис. 5.

Опишем реализацию всех этапов работы алгоритма в процессе вычислительного эксперимента по построению дерева классификации для распознавания успешности маркетологов в различных видах деятельности на рынке труда. Вычислительный эксперимент осуществлялся средствами пакета

Statistica. По результатам вычислительного эксперимента на основе сформированного дерева классификации было разработано аналитическое приложение в среде Microsoft Visual Studio на языке C#, реализующее автоматизированную процедуру определения класса для новых респондентов.

Фрагменты данных для построения деревьев классификации (61 респондент, Ю. А. Бурмакова [6]) приведены на рис. 6–7.

1. Выбор критерия точности:
 - определение цены ошибки классификации
 - задание априорных вероятностей принадлежности объектов к классам
2. Выбор вариантов ветвления:
 - дискриминантное одномерное ветвление
 - дискриминантное многомерное ветвление по линейным комбинациям
 - ветвление методом CART
3. Определение момента, когда дальнейшее ветвление следует прекратить:
 - остановка по заданному числу неклассифицированных объектов
 - остановка по заданной доле неклассифицированных объектов
4. Проверка эффективности:
 - оценка доли неверно классифицированных объектов
 - проведение проверки на данных тестовой выборки

Рис. 5. Основные этапы алгоритма построения дерева классификации

№	Специализация	Айзенк ЕРQ		КОС		Стиль саморегуляции поведения						Якоря карьеры									
		11	16	9	14	5	5	4	7	5	6	28	6,4	5,2	8,5	5,1	8	7	4,2	8,4	5,8
1	дизайн	11	16	9	14	5	5	4	7	5	6	28	6,4	5,2	8,5	5,1	8	7	4,2	8,4	5,8
2	менеджмент	5	7	8	16	8	6	5	6	3	4	28	6	5,4	6,8	5	4	7,8	4,4	8,2	5
3	дизайн	16	11	12	13	5	8	8	6	9	3	33	4,2	3,4	7,2	5,1	3	4,6	4,4	6,2	5,2
4	маркетинг	18	20	17	18	3	5	8	4	8	5	28	6,6	8	6,4	9,6	6,3	7,8	8,6	6,4	7,6
5	дизайн	12	8	20	14	7	8	8	4	7	4	39	9,8	7,4	5,6	10	7,1	8,8	10	7,6	7,6
6	дизайн	14	11	10	14	7	6	5	4	8	6	30	6	5	9,6	7,2	2,1	4,4	3,4	9	7,8
7	маркетинг	18	14	19	18	5	5	6	6	7	2	27	5,8	9	7,4	8,9	3	7,2	7,8	10	9
8	маркетинг	14	6	16	15	6	8	6	4	8	6	34	5,8	3	5,2	10	1	4,2	8	9,2	1,8
9	дизайн	12	12	9	15	3	6	2	7	7	5	31	4,4	4,8	5	6,1	2,1	9,8	4,6	6,4	3
10	маркетинг	17	10	17	16	3	7	6	6	9	2	28	6,8	5,6	4,4	9,1	2	8,4	9,2	7,8	2,8
11	маркетинг	17	16	18	18	6	4	9	8	8	6	36	6	7,8	8,2	8,2	2	6,2	4,6	6,6	7,8
12	маркетинг	19	17	18	16	3	5	6	7	6	4	26	5	6,4	5,2	4,2	5,1	2,8	8,2	4,4	5,2
13	маркетинг	9	5	14	15	7	8	9	8	7	3	38	9,6	8	4,2	7,2	7,1	8,8	9	7,4	3,2
14	менеджмент	18	12	7	18	8	7	7	7	8	7	37	6,2	5,4	7,4	6	4,6	6,6	4,6	6,6	7,6
15	менеджмент	15	8	12	10	3	2	1	3	8	7	21	8	9	6,8	8,6	3,3	5	4,6	5,8	9,2
16	дизайн	12	12	11	4	7	8	8	5	8	7	33	3,4	1	4	7	9,1	1,6	2,6	7,2	1,8
17	дизайн	12	14	15	18	6	7	6	5	7	6	32	8,4	3,6	4,4	7	8	4,6	4,2	7,4	2,2
18	маркетинг	18	14	15	13	8	6	9	7	7	4	35	6	9,2	4,2	8,1	9,6	8,6	9,4	7,2	4,8
19	маркетинг	10	8	6	7	7	6	4	3	4	6	28	6	8	5,4	8,1	3,6	8,6	9,4	7,2	6,8
20	маркетинг	14	11	19	12	5	7	5	7	6	5	29	4,4	8	7,2	8	6	7,4	7,2	7	7,4

Рис. 6. Фрагмент выборки для построения деревьев классификации

Якоря карьеры					Исследование структуры интеллекта										Психическое выгорание					
6,4	5,2	8,5	5,1	8	7	4,2	8,4	5,8	16	11	16	10	12	15	17	18	9	20	4	28
5,4	6,8	5	4	7,8	4,4	8,2	5	20	15	17	14	13	20	17	15	13	20	10	31	
4,2	3,4	7,2	5,1	3	4,6	4,4	6,2	5,2	11	11	16	6	10	7	8	9	8	3	6	29
6,6	8	6,4	9,6	6,3	7,8	8,6	6,4	7,6	16	10	11	9	9	9	11	10	12	24	12	33
9,8	7,4	5,6	10	7,1	8,8	10	7,6	7,6	16	13	12	13	10	5	10	11	11	15	2	44
6	5	9,6	7,2	2,1	4,4	3,4	9	7,8	13	15	11	7	12	12	13	16	9	15	8	22
5,8	9	7,4	8,9	3	7,2	7,8	10	9	16	12	11	11	5	13	9	14	18	11	4	37
5,8	3	5,2	10	1	4,2	8	9,2	1,8	14	14	14	11	10	14	14	11	9	18	14	41
4,4	4,8	5	6,1	2,1	9,8	4,6	6,4	3	15	13	12	5	11	7	14	18	11	25	8	28
6,8	5,6	4,4	9,1	2	8,4	9,2	7,8	2,8	17	14	15	8	12	13	14	9	11	13	5	31
6	7,8	8,2	8,2	2	6,2	4,6	6,6	7,8	17	16	13	9	14	19	13	8	10	15	6	42
5	6,4	5,2	4,2	5,1	2,8	8,2	4,4	5,2	17	15	13	11	9	15	9	9	13	33	11	24
9,6	8	4,2	7,2	7,1	8,8	9	7,4	3,2	16	15	14	13	10	14	13	9	9	19	14	47
6,2	5,4	7,4	6	4,6	6,6	4,6	6,6	7,6	18	15	15	9	15	20	13	8	9	19	7	36
8	9	6,8	8,6	3,3	5	4,6	5,8	9,2	16	12	12	11	12	18	12	8	7	18	15	29
3,4	1	4	7	9,1	1,6	2,6	7,2	1,8	11	14	13	5	7	8	17	18	11	12	3	18
8,4	3,6	4,4	7	8	4,6	4,2	7,4	2,2	11	13	12	5	8	10	12	15	12	22	4	15
6	9,2	4,2	8,1	9,6	8,6	9,4	7,2	4,8	18	13	14	8	12	16	7	6	9	32	13	49
6	8	5,4	8,1	3,6	8,6	9,4	7,2	6,8	15	13	17	8	11	16	15	10	18	21	4	29

Рис. 7. Фрагмент выборки для построения деревьев классификации

Вычислительный эксперимент включает два этапа. На первом этапе строилось дерево классификации для распознавания успешности работающих специалистов. Были сгенерированы деревья классификации с тремя вариантами выбора типа ветвления: Discriminant-based univariate splits for categ. and ordered predictors» (дискриминантное одномерное ветвление), «Discriminant-based liner combination splits for ordered predictors» (дискриминантное многомерное ветвление по линейной комбинации), «C&RT-style exhaustive search for univariate splits» (полный перебор вариантов одномерного ветвления методом CART) (табл. 1). Наиболее высокое качество классификации было достигнуто для дискриминантного многомерного ветвления, поэтому подробно опишем эксперимент с данным типом ветвления.

В процессе расчетов использовались одинаковые цены ошибок классификации, при которых штраф за ошибочное попадание объекта, который реально принадлежит одному классу, в другой класс, не зависит от того, какому именно классу он в действительности принадлежал и в какой именно класс ошибочно попал. Априорные вероятности

принадлежности объекта к каждому классу задавались пропорционально размерам классов. В качестве правила остановки ветвления дерева использовалось правило «Fact-style direct stopping» (прямая остановка методом Fact) с указанием доли неправильно классифицированных объектов равной 0,05. Небольшой объем обучающей выборки не позволил отдельно выделить тестовую выборку и поэтому использовались инструменты «V-кратной» кросс-проверки со значением $v = 3$. В процессе кросс-проверки дерево классификации строится v раз, при этом по очереди одна из подвыборок не участвует в построении, а используется как тестовая для проверки построенного дерева. Цены кросс-проверки (доли неверно классифицированных объектов) вычисляются для каждой тестовой выборки, затем усредняются, и в результате получается v -кратная оценка для цены кросс-проверки.

На рис. 8 приведена аналитическая характеристика построенного дерева с указанием родительских, дочерних вершин и условий, по которым осуществлялось ветвление. На рис. 9–10 приведены параметры используемых при ветвлении дис-

Т а б л и ц а 1

Сравнение вариантов расчетов с различными типами ветвления для первого этапа вычислительного эксперимента

Тип ветвления	Число ветвлений	Число терминальных вершин	Число ошибок классификации	Цена кросс-проверки
Дискриминантное одномерное ветвление	15	16	0	0,26
Дискриминантное многомерное ветвление по линейным комбинациям	3	4	0	0,18
Ветвление методом CART	11	12	0	0,36

Node	Left branch	Right branch	n in cls дизайн	n in cls менеджмент	n in cls маркетинг	n in cls копирайтинг	Predict. class	Split constant	Айзэнк Экстраверсия coeff.	Айзэнк Нейротизм coeff.	КОС: Шкала коммуникативных способностей coeff.	КОС: Шкала организаторских способностей coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала планирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала моделирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала программирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала оценки результатов coeff.
1	2	3	14	14	18	15	маркетинг	-0,285392	-0,002586	0,004478	0,001819	0,000717	0,000202	0,010687	0,009142	0,013114
2	4	5	14	0	0	15	копирайтинг	1,029493	-0,016044	-0,000770	-0,000685	-0,008291	-0,014728	-0,008340	-0,001667	-0,001984
3	6	7	0	14	18	0	маркетинг	-0,544399	0,005435	-0,010247	0,000739	0,014756	-0,028887	-0,027467	0,036098	-0,016101
4			14	0	0	0	дизайн									
5			0	0	0	15	копирайтинг									
6			0	14	0	0	менеджмент									
7			0	0	18	0	маркетинг									

Рис. 8. Аналитическое описание дерева для первого этапа эксперимента

Node	Опросник само-регуляции: Шкала программирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала оценки результатов coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала гибкости coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала самостоятельности coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала общего уровня само-регуляции coeff.	Якоря карьеры: Проф. компетентность coeff.	Якоря карьеры: Менеджмент coeff.	Якоря карьеры: Независимость coeff.	Якоря карьеры: Стабильность работы coeff.	Якоря карьеры: Стабильность ПМЖ coeff.	Якоря карьеры: Служение coeff.	Якоря карьеры: Вызов coeff.	Якоря карьеры: Интеграция стилей жизни coeff.
1	0,009142	0,013114	0,007421	0,007609	-0,011238	-0,001770	0,000858	-0,006578	0,007217	-0,008562	0,005578	0,011037	0,001748
2	-0,001667	-0,001984	-0,003887	0,028834	-0,010067	-0,005643	0,019888	0,003815	-0,007372	0,014823	-0,013070	0,002018	-0,005244
3	0,036098	-0,016101	-0,021470	0,031361	-0,011958	0,025376	0,016082	0,081600	-0,077659	-0,081774	0,039512	0,111272	-0,034304
4													
5													
6													
7													

Рис. 9. Коэффициенты дискриминантных функций для первого этапа эксперимента

криминантных функций. Визуальное представление дерева приведено на рис. 11.

Качество классификации на обучающей выборке отражено на рис. 12. Все объекты обучающего множества были правильно классифицированы.

Цена кросс-проверки равна 0,18 что говорит о том, что на тестовых выборках средняя ошибка классификации равна 18 % (рис. 13).

На втором этапе вычислительного эксперимента было построено дерево классификации для распознавания успешности студентов-маркетоло-

гов в различных видах деятельности. Сравнение деревьев, построенных с использованием различных методов ветвления, приведено в табл. 2.

Наилучшие результаты с позиции компактности дерева и качества классификации были достигнуты при использовании дискриминантного многомерного ветвления. Аналитическое описание построенного дерева приведено на рис. 14, параметры используемых для ветвления дискриминантных функций – на рис. 15, визуальное представление дерева – на рис. 16.

Node	Якоря карьеры: Предпринимательство coeff.	Амтхауэр: Логический отбор coeff.	Амтхауэр: Абстрагирование coeff.	Амтхауэр: Аналогии coeff.	Амтхауэр: Классификация coeff.	Амтхауэр: Задание на счет coeff.	Амтхауэр: Ряды чисел coeff.	Амтхауэр: Комбинаторные способности coeff.	Амтхауэр: Ассоциации coeff.	Амтхауэр: Внимание и память coeff.	Психическое выгорание: Эмоциональное истощение coeff.	Психическое выгорание: Деперсонализация coeff.	Психическое выгорание: Редукция личных достижений coeff.
1	-0,002737	0,004535	-0,001521	0,000269	0,000658	-0,008560	0,014179	0,004980	-0,012532	0,009502	-0,001478	0,008195	0,001409
2	-0,019144	0,019080	0,012983	-0,019815	-0,010216	0,001342	0,003881	-0,005784	-0,034969	-0,010657	0,000621	0,009043	0,003186
3	-0,031342	0,005887	-0,001231	0,000263	-0,057874	-0,038828	0,018959	0,003806	0,014836	-0,005287	0,006721	0,011823	0,021843
4													
5													
6													
7													

Рис. 10. Коэффициенты дискриминантных функций для первого этапа эксперимента

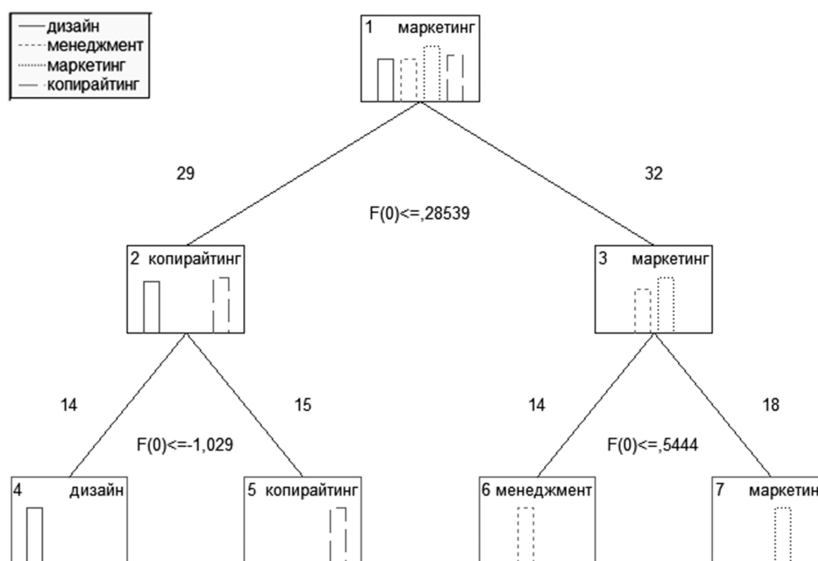


Рис. 11. Визуальное представление дерева для первого этапа эксперимента

Predicted Class x Observed Class n's (workers in Data.stw)				
Predicted (row) x observed (column) matrix				
Learning sample N = 61				
Class	класс дизайн	класс менеджмент	класс маркетинг	класс копирайтинг
класс дизайн	14	0	0	0
класс менеджмент	0	14	0	0
класс маркетинг	0	0	18	0
класс копирайтинг	0	0	0	15

Рис. 12. Матрица предсказанных и наблюдаемых классов

Tree number	Terminal nodes	CV cost	Std. error
*1	4	0,180328	0,053017

Рис. 13. Результаты кросс-проверки

Сравнение вариантов расчетов с различными типами ветвления для второго этапа вычислительного эксперимента

Тип ветвления	Число ветвлений	Число терминальных вершин	Число ошибок классификации	Цена кросс-проверки
Дискриминантное одномерное ветвление	19	20	1	0,29
Дискриминантное многомерное ветвление по линейным комбинациям	5	6	0	0,29
Ветвление методом CART	14	15	0	0,35

Node	Left branch	Right branch	n in cls дизайн	n in cls менеджмент	n in cls маркетинг	n in cls копирайтинг	Predict. class	Split constant	Айзенк Экстраверсия coeff.	Айзенк Нейротизм coeff.	КОС: Шкала коммуникативных способностей coeff.	КОС: Шкала организаторских способностей coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала планирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала моделирования coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала программирования coeff.
1	2	3	14	14	18	15	маркетинг	-0,238190	0,007468	0,001573	-0,008516	0,009651	0,020970	0,002291	0,005772
2	4	5	14	1	0	15	копирайтинг	0,397085	0,049231	-0,010297	-0,003603	-0,017155	-0,009720	-0,095889	-0,048634
3	6	7	0	13	18	0	маркетинг	-0,226069	-0,002897	0,003095	0,026153	-0,005355	-0,062844	-0,034691	-0,046512
4			0	1	0	0	менеджмент								
5	8	9	14	0	0	15	копирайтинг	0,817054	0,040099	-0,040411	-0,010242	-0,009788	-0,029280	-0,109217	-0,025376
6			0	13	0	0	менеджмент								
7			0	0	18	0	маркетинг								
8	10	11	14	0	0	1	дизайн00	-0,551615	0,099114	0,002578	-0,136776	0,043153	-0,011264	-0,056866	0,155663
9			0	0	0	14	копирайтинг								
10			14	0	0	0	дизайн00								
11			0	0	0	1	копирайтинг								

Рис. 14. Аналитическое описание дерева для второго этапа эксперимента

Node	Опросник само-регуляции: Шкала оценки результатов coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала гибкости coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала самостоятельности coeff.	Опросник само-регуляции: Шкала общего уровня само-регуляции coeff.	Якоря карьеры: Проф. компетентность coeff.	Якоря карьеры: Менеджмент coeff.	Якоря карьеры: Независимость coeff.	Якоря карьеры: Стабильность работы coeff.	Якоря карьеры: Стабильность ПМЖ coeff.	Якоря карьеры: Служение coeff.	Якоря карьеры: Вызов coeff.	Якоря карьеры: Интеграция стилей жизни coeff.	Якоря карьеры: Предпринимательство coeff.
1	0,033310	0,005079	0,011349	-0,016741	0,000045	0,025595	-0,026743	0,017773	-0,009576	-0,003455	0,017775	0,005656	-0,004392
2	0,053411	0,046896	0,057229	-0,004128	0,048346	0,014176	-0,033380	-0,006689	-0,001876	-0,060882	0,094356	-0,037361	0,015443
3	-0,042440	-0,068511	-0,025312	0,053828	0,001630	0,022626	0,000450	-0,022641	0,002695	0,028287	0,026456	0,001711	-0,000070
4													
5	0,059475	0,008307	0,037829	-0,002486	0,048968	0,000846	-0,014316	0,002763	0,011200	-0,056925	0,059763	-0,060472	0,008930
6													
7													
8	-0,088559	0,199053	0,016540	-0,140977	-0,063983	0,052123	-0,000283	0,182708	0,102153	0,075491	0,229412	0,039118	-0,122165
9													
10													
11													

Рис. 15. Коэффициенты дискриминантных функций для второго этапа эксперимента

Рисунок 16 показывает, что все объекты обучающей выборки были правильно классифицированы. В процессе кросс-проверки средняя доля ошибочной классификации составила 29 %.

По обученным деревьям классификации было разработано аналитическое приложение, которое автоматизирует процесс тестирования респондентов и осуществляет прогнозирование вида деятельности, в котором респондент будет наиболее успешен. С помощью данного аналитического приложения были обработаны результаты тестирования ста студентов-первокурсников и получены прогнозные классы деятельности, в которых они будут наиболее успешны. В 67 % случаев результаты текущей специализации студентов совпали с прогнозируемым классом успешной деятельности (рис. 17–18).

Статья посвящена исследованию возможности применения метода деревьев классификации в задачах построения технологий анализа релевантности процедур тестирования и прогнозирования эффективности подбора персонала на основе данных процедур кадровыми агентствами и кадровыми службами предприятий. Проведенный в рамках работы вычислительный эксперимент по распознаванию успешности маркетологов в различных видах деятельности на рынке труда продемонстрировал адекватность применения подобных технологий. В случае способности процедуры тестирования распознавать успешность или результативность респондентов в определенном виде деятельности метод деревьев классификации позволяет выявить данные закономерности и в дальнейшем проецировать их на новых респондентов.

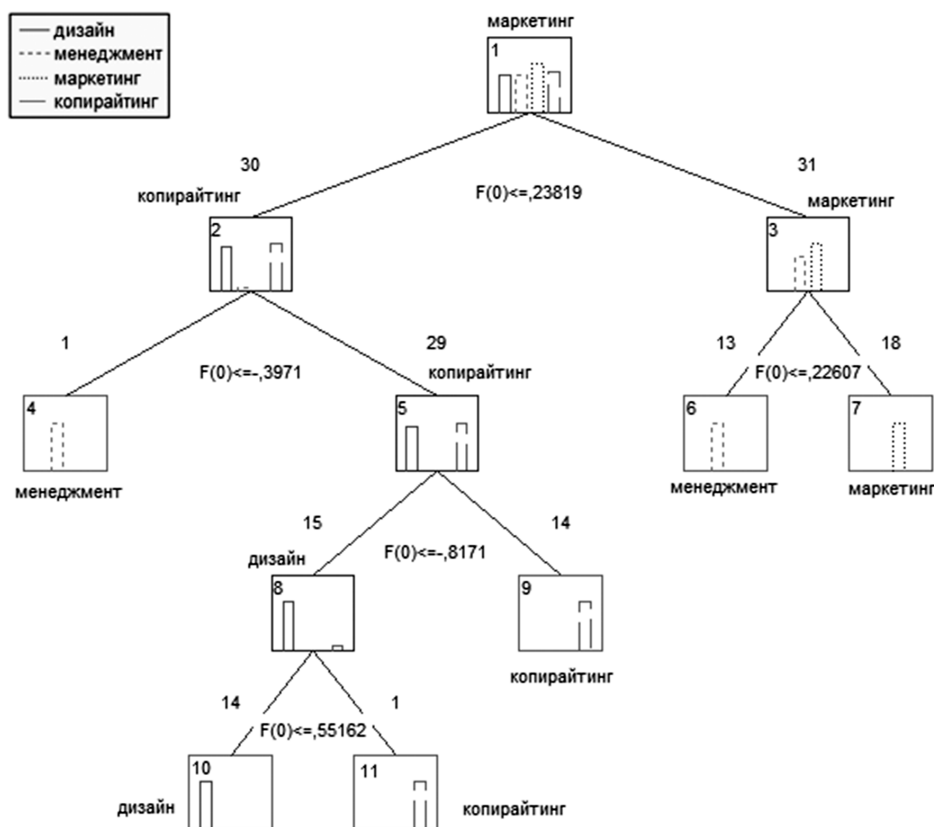


Рис. 16. Визуальное представление дерева для второго этапа эксперимента

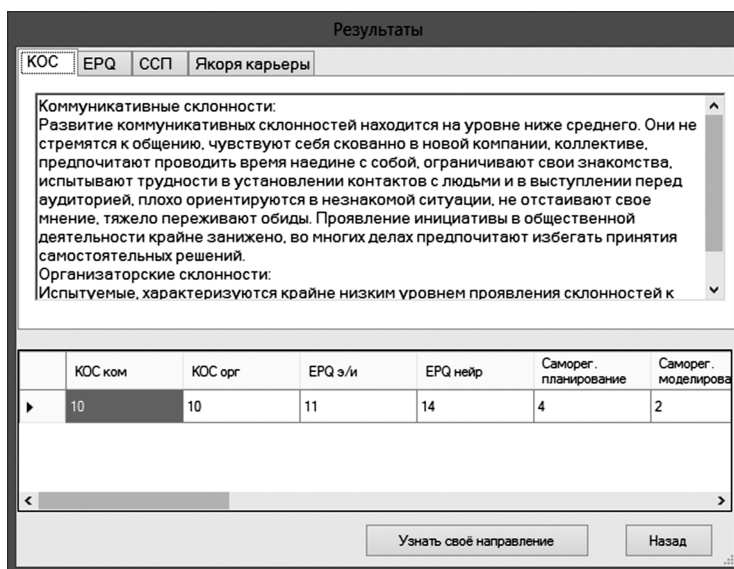


Рис. 17. Результаты тестирования респондентов

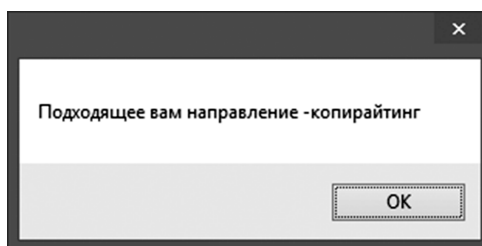


Рис. 18. Результаты прогнозирования

ЛИТЕРАТУРА

1. Машинное обучение. – Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki>
2. Азарнова Т. В. Применение нейросетевых механизмов для прогнозирования успешности маркетологов в различных видах деятельности на рынке труда / Т. В. Азарнова, Н. Г. Аснина, А. С. Демидова, В. Н. Ярышина / Вестник Воронеж. гос. ун-та. Сер.: Системный анализ и информационные технологии. – 2017. – № 3. – С. 78–87.
3. Халафян А. А. STATISTICA 6. Статистический анализ данных / А. А. Халафян. – 3-е изд. – М.: Бинном-Пресс, 2007. – 512 с.
4. Болч Б. Многомерные статистические методы для экономики / Б. Болч, К. Дж. Хуань. – М.: Статистика, 1979. – 317 с.
5. Многомерный анализ: в 4 ч. / сост. Р. Н. Каримов. – Саратов, 2000. – Ч. 3: Обработка экспериментальной информации. – 108 с.
6. Бурмакова Ю. А. Индивидуально-личностные предпосылки профессионального развития специалистов в рекламном деле: дис. ... канд. психол. наук / Ю. А. Бурмакова. – М., 2007. – 174–185 с.
7. Тест для диагностики коммуникативных и организаторских способностей. – Режим доступа: <https://studfiles.net/preview/3534877/page:23/>
8. Личностный опросник Г. Айзенка. – Режим доступа: <https://psycabi.net/testy/369-lichnostnyj-oprosnik-g-ajzenka-test-na-temperament-epi-diagnostika-samoosenki-po-ajzenku-metodika-opredeleniya-temperamenta>
9. Тест структуры интеллекта Р. Амтхауэра. – Режим доступа: https://studme.org/62246/psihologiya/test_struktury_intellekta_amthauera
10. Морсанова В. И. Опросник «Стиль саморегуляции поведения» / В. И. Морсанова. – Режим доступа: <https://www.psyoffice.ru/6227-12-2946.html>
11. Водопьянова Н. Е. Опросник «Синдром профессионального выгорания» / Н. Е. Водопьянова. – Режим доступа: <https://studfiles.net/preview/3859446/page:9/>
12. Шейн Э. «Якоря карьеры» методика диагностики ценностных ориентаций в карьере / Э. Шейн, пер. и адап. В. А. Чикер, В. Э. Винокурова. – Режим доступа: <http://testoteka.narod.ru/prof/1/10.html>

Воронежский государственный университет

Voronezh State University

Азарнова Т. В., доктор технических наук, заведующая кафедрой математических методов исследования операций

E-mail: ivdas92@mail.ru

Тел.: 220-82-82

Azarnova T. V., Doctor of Technical Sciences, Head of the Mathematical Methods of Operations Research Department

E-mail: ivdas92@mail.ru

Тел.: 220-82-82

Щепина И. Н., доктор экономических наук, доцент кафедры информационных технологий и математических методов в экономике

E-mail: shchepina@mail.ru

Тел.: 228-11-60 (доб. 5116)

Shchepina I. N., Doctor of Economic Sciences, Associate Professor of Informational Technology and Mathematical Methods in Economy Department

E-mail: shchepina@mail.ru

Тел.: 228-11-60 (ad. 5116)

Демидова А. В., студент магистратуры факультета прикладной математики, информатики и механики

Demidova A. V., Master's Student Faculty of Applied Mathematics, Informatics and Mechanics

Демидова Д. В., студент магистратуры факультета прикладной математики, информатики и механики

Demidova D. V., Master's Student Faculty of Applied Mathematics, Informatics and Mechanics