

DOI 10.37882/2223–2966.2021.03.15

# ИНТЕГРАЦИЯ АНСАМБЛЕВЫХ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

## INTEGRATION OF ENSEMBLE MACHINE LEARNING METHODS INTO DECISION SUPPORT SYSTEMS

**V. Zinovev  
O. Romashkova**

*Summary.* The possibility of integrating Ensemble machine learning methods into management decision support systems has been investigated. An example of consolidation and practical application of ensemble methods in decision support systems is considered.

*Keywords:* management decisions, decision-making systems, predictive analysis, machine learning, ensemble methods.

**Зиновьев Владимир Иванович**

Аспирант, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет (МГПУ)» г. Москва  
legrang@yandex.ru

**Ромашкова Оксана Николаевна**

Д.т.н., профессор, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет (МГПУ)», г. Москва  
ox-rom@yandex.ru

*Аннотация.* Исследована возможность интеграции ансамблевых методов машинного обучения в системы поддержки принятия управленческих решений. Рассмотрен пример консолидации и практического применения ансамблевых методов в системах поддержки принятия решений.

*Ключевые слова:* управленческие решения, системы принятия решений, предиктивный анализ, машинное обучение, ансамблевые методы.

### Введение

**П**редиктивная аналитика является одним из самых важных аспектов в управленческой деятельности, так как на основе полученных прогнозов, ежедневно в той или иной отрасли принимаются управленческие решения, которые влияют как на отдельные показатели в существующих бизнес-процессах, так и на общие показатели в организации [1–3]. В подобных случаях, даже небольшой неправильно интерпретируемый показатель в отдельном сегменте бизнес-процес-

са может привести к непредсказуемым последствиям на любом уровне.

Несмотря на бурный рост технологий предиктивного анализа, основная часть управленческих решений на практике до сих пор принимается на основе сводных выгрузок существующей BI (Business intelligence) отчетности, отображающих реальные данные. Выгрузки в различных срезах данных анализируются. Далее выводятся ключевые показатели, на основе которых ведущие менеджеры организации формируют модели,

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
ID_пользователя	Пол	Полит	Партнер	Идентификатор	Срок_в_компании_мес	Наличие_телефона	Несколько_линий_связи	Наличие_линии_интернета	Антивирус_Файервол	Резервное_копию_бэкап	Моб_интернет_да_и_ервол	Техподдержка	Смарт_ТВ	Смарт_видео	Срок_контракта	Онлайн_счет	Способ_оплаты	Ежемесячный_платеж	Общая_сумма_долженств	Отток_денег
7001	0052-YHYOT	Female	0	No	67	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	One year	No	Electronic check	20,55	1343,4	No
7002	6304-JFSG	Male	0	No	3	Yes	No	DSL	No	Yes	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Mailed check	49,9	130,1	Yes
7003	9586-GQKH	Female	0	Yes	64	Yes	No	Fiber optic	No	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Two year	Yes	Bank transfer (automatic)	105,4	6794,75	No
7004	4501-VOPFK	Male	0	No	26	No	No phone service	DSL	No	No	Yes	No	No	No	Month-to-month	No	Electronic check	35,75	1022,5	No
7005	6075-SLNL	Male	0	No	38	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	95,1	3691,2	No
7006	9347-AERRL	Male	0	Yes	23	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	One year	No	Credit card (automatic)	19,3	486,2	No
7007	0093-VWZFY	Male	0	No	40	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Two year	Yes	Credit card (automatic)	104,5	4036,55	Yes
7008	0274-XUATA	Male	1	Yes	72	No	No phone service	DSL	Yes	Yes	Yes	No	No	No	Month-to-month	Yes	Bank transfer (automatic)	63,1	4695,55	No
7009	1980-KXPM	Female	1	No	3	Yes	Yes	Fiber optic	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	75,05	256,25	Yes
7010	7703-ZEKFF	Male	0	No	23	Yes	Yes	Fiber optic	No	No	Yes	No	No	No	Month-to-month	Yes	Electronic check	81	1917,1	Yes
7011	0723-DRCLG	Female	1	Yes	1	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Electronic check	74,45	74,45	Yes
7012	5482-NUPWA	Female	0	No	4	Yes	No	DSL	Yes	Yes	No	Yes	No	No	Month-to-month	Yes	Mailed check	60,4	272,15	Yes
7013	6691-OCCHA	Female	0	Yes	62	Yes	Yes	DSL	Yes	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Two year	Yes	Electronic check	84,95	5160,55	No
7014	1685-BQULA	Female	0	No	40	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	No	Yes	No	No	Month-to-month	Yes	Bank transfer (automatic)	93,4	3756,4	No
7015	9053-EUJNL	Male	0	No	41	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Electronic check	89,2	3645,75	No
7016	0666-UKTJO	Male	1	Yes	34	Yes	No	Fiber optic	No	No	Yes	No	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	85,2	2874,45	No
7017	4471-GDQKQ	Female	0	No	1	Yes	No	DSL	No	Yes	No	No	No	No	Month-to-month	No	Electronic check	49,95	49,95	No
7018	1807-LZYQZ	Female	0	No	51	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	Two year	No	Bank transfer (automatic)	20,65	1020,75	No
7019	1122-MTJWJ	Male	0	Yes	1	Yes	No	Fiber optic	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Mailed check	70,65	70,65	Yes
7020	9719-MJERN	Female	0	No	39	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	Two year	No	Mailed check	20,15	826	No
7021	9837-FWLCH	Male	0	Yes	12	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	Month-to-month	Yes	Electronic check	19,2	239	No
7022	1699-HFSBG	Male	0	No	12	Yes	No	DSL	No	No	Yes	Yes	Yes	Yes	One year	Yes	Electronic check	59,8	727,8	Yes
7023	2019-OYKCT	Male	0	No	72	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	No	Yes	Yes	Yes	One year	Yes	Electronic check	104,95	7544,3	No
7024	1035-IPQPU	Female	1	Yes	63	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Electronic check	103,5	6479,4	No
7025	7398-LGXVX	Male	0	No	18	Yes	Yes	Fiber optic	Yes	No	Yes	No	No	No	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	84,8	3626,35	No
7026	2823-LX4BH	Female	0	No	44	Yes	Yes	Fiber optic	No	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Bank transfer (automatic)	95,05	1679,4	No
7027	8775-CBBBJ	Female	0	No	9	Yes	No	DSL	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Bank transfer (automatic)	44,2	403,35	Yes
7028	0559-DCALH	Male	0	No	13	Yes	No	DSL	No	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Month-to-month	No	Mailed check	73,35	931,55	No
7029	9281-CEDRU	Female	0	Yes	68	Yes	No	DSL	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Two year	No	Bank transfer (automatic)	64,1	4326,25	No
7030	2235-DWLUJ	Female	1	No	6	No	No phone service	DSL	No	No	No	No	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Electronic check	44,4	263,05	No
7031	0871-OPBXM	Female	0	No	2	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	Month-to-month	Yes	Mailed check	20,05	39,25	No
7032	3605-JSJKB	Male	1	Yes	55	Yes	Yes	DSL	Yes	Yes	No	No	No	No	One year	No	Credit card (automatic)	60	3316,1	No
7033	7750-EYVWZ	Female	0	No	12	No	No phone service	Fiber optic	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Electronic check	75,75	75,75	Yes
7034	6894-LFHLV	Male	1	No	1	Yes	Yes	Fiber optic	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	69,5	2625,25	No
7035	0639-TSICW	Female	0	No	67	Yes	Yes	Fiber optic	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Month-to-month	Yes	Credit card (automatic)	102,95	6886,25	Yes
7036	8456-QDQVC	Male	0	No	19	Yes	No	Fiber optic	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Bank transfer (automatic)	78,7	1495,1	No
7037	7750-EYVWZ	Female	0	No	12	No	No phone service	DSL	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Month-to-month	No	Electronic check	60,65	743,3	No
7038	5658-WGGERO	Female	0	No	72	Yes	No	No	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	No internet service	Two year	Yes	Bank transfer (automatic)	21,15	1419,4	No
7039	6840-RESVB	Male	0	Yes	24	Yes	Yes	DSL	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Yes	One year	Yes	Mailed check	64,8	1900,5	No
7040	2234-VADUJ	Female	0	Yes	72	Yes	Yes	Fiber optic	No	Yes	No	Yes	Yes	Yes	One year	Yes	Credit card (automatic)	103,2	7362,9	No
7041	4801-JAZZL	Female	0	Yes	11	No	No phone service	DSL	Yes	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Electronic check	29,6	346,45	No
7042	8361-LJMKO	Male	1	Yes	4	Yes	Yes	Fiber optic	No	No	No	No	No	No	Month-to-month	Yes	Mailed check	74,4	306,6	Yes
7043	3186-AJIEK	Male	0	No	66	Yes	No	Fiber optic	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Two year	Yes	Bank transfer (automatic)	105,95	6844,5	No

Рис. 1. Матрица данных

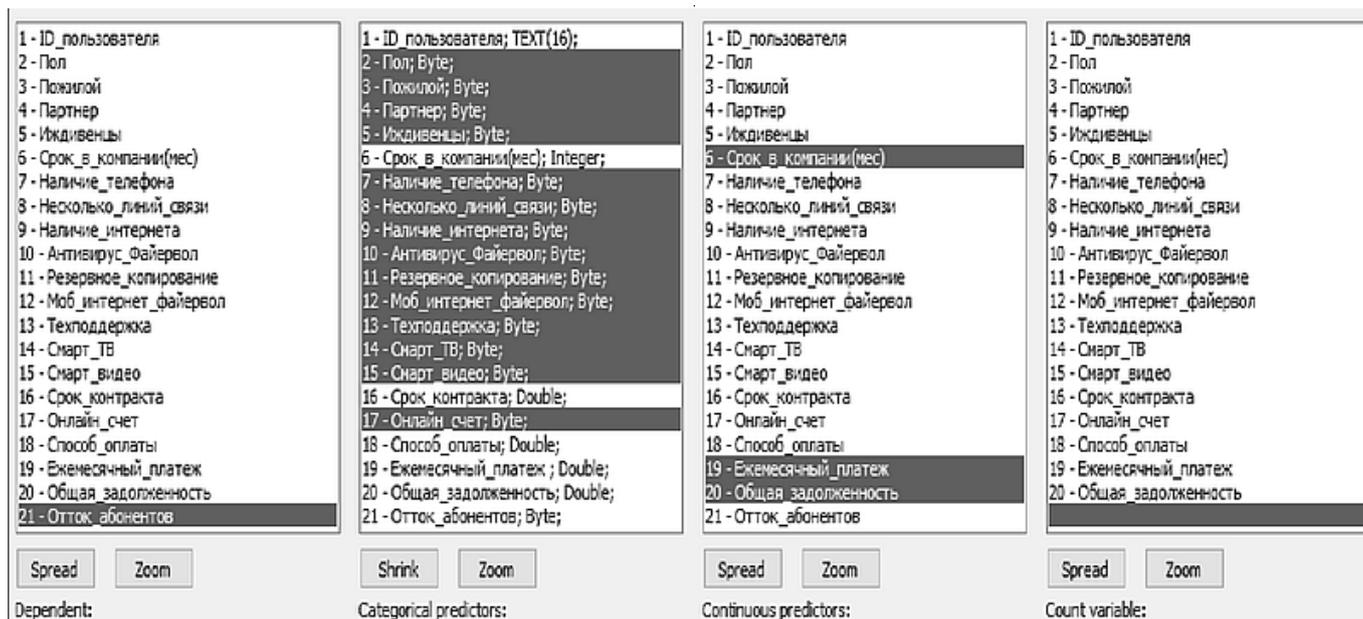


Рис. 2. Выбор признаков

позволяющие в той или иной степени спрогнозировать спад или подъем ключевых факторов [4, 5]. Иными словами, большая часть прогнозных сводок зависит от экспертного уровня того или иного сотрудника. Помимо этого, текущие и ретроспективные аналитические выкладки не помогают увеличить процент уровня валидности предикторов, так как не учитывают регрессионные коэффициенты линейных и нелинейных комбинаций, при определении прогнозной функции. Стандартизированные же функции приводят к низкому уровню предиктивного анализа. Адаптация моделей хоть и дает некоторые улучшения, но при любом отклонении в исходных параметрах, увеличивает дисперсию случайной величины, пропорционально уровню изменений в исходных предикторах [6, 7].

Для повышения уровня прогнозной аналитики, экстраполяция предикторов функции должна учитывать ориентированные графы семантических сетей на уровнях: ретроспективных критериев и закономерностей; существующих факторов, с учетом их ранжирования; комбинаторных моделей аналитических прогнозов. Помимо этого, уровень корректности прогноза зависит от уровня объема и качества входной информации, а также выбора необходимого алгоритма (или комбинации алгоритмов), в рамках используемого метода, при решении конкретной задачи. Конкатенация вышперечисленных семантических графов в правильной последовательности, приводит к формированию валидных результатов при прогнозировании [8, 9]. На основе полученных результатов процесс принятия управленческих решений (как в долгосрочной, так и в краткосроч-

ной перспективах) будет приносить положительную динамику роста показателей в организации.

### 1. Выбор Ансамблевых методов машинного обучения для принятия управленческих решений

Основные направления в системах поддержки принятия решений (СППР) предполагают формирование выводов, основанных или на правилах (rules), или на прецедентах (cases). Это означает, что чем ниже уровень формализации задачи (в результате недостаточности или некорректности данных), тем выше уровень дисперсии. Ансамблевая система методов принятия управленческих решений предполагает возможность формирования результатов прогноза в условиях, когда существующего количества rules или cases недостаточно для полноценного проведения машинного анализа существующих данных. На основе предварительных изысканий в исследуемой области [10, 11], в качестве предиктивной модели будут использоваться контролируемые методы обучения консолидированной связи алгоритмов «Случайный лес» (далее Random Forest) и Градиентный бустинг (далее Gradient Boosting). Random Forest представляет из себя множество принимающих решения деревьев, в виде таксономической классификации графа, декомпозируемого на интерпретируемые в процессе обучения признаки. Random Forest был выбран в качестве моделирования прогнозных предикторов в связи с тем, что он максимально соответствует основному принципу ансамблирования, а также одинаково эффективен как в задачах класси-

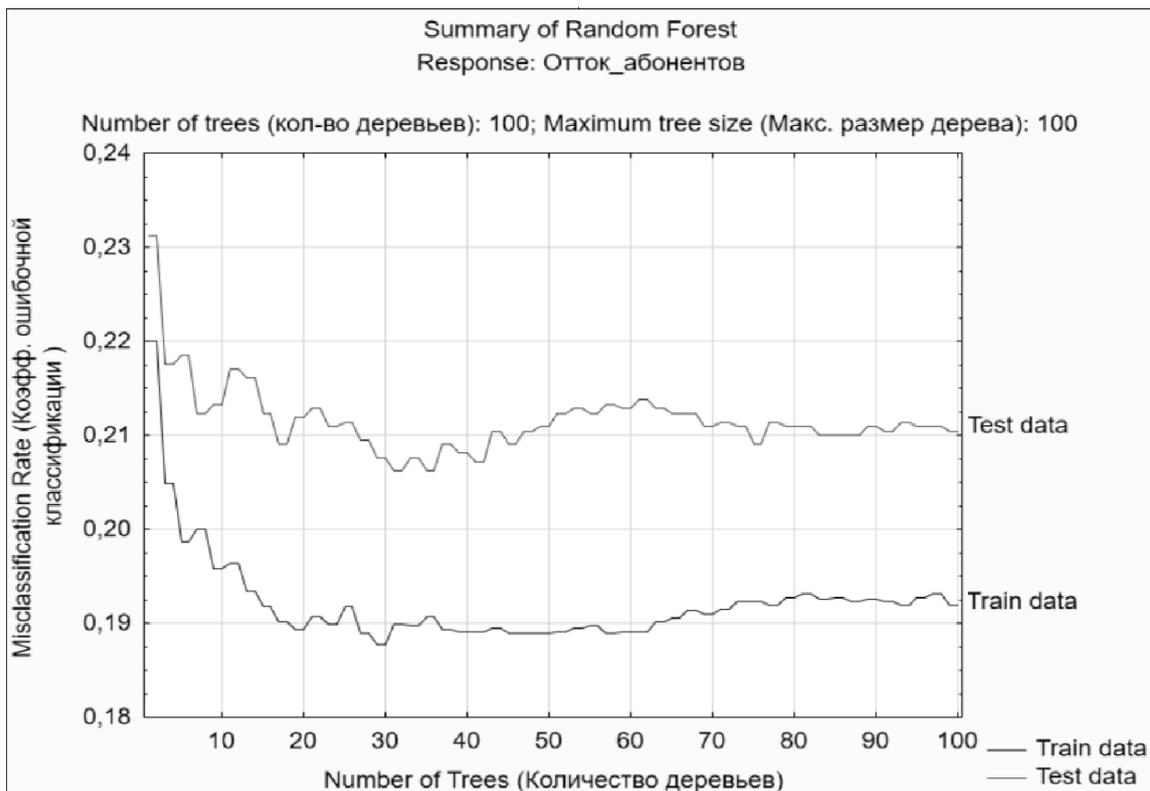


Рис. 3. Обучение модели

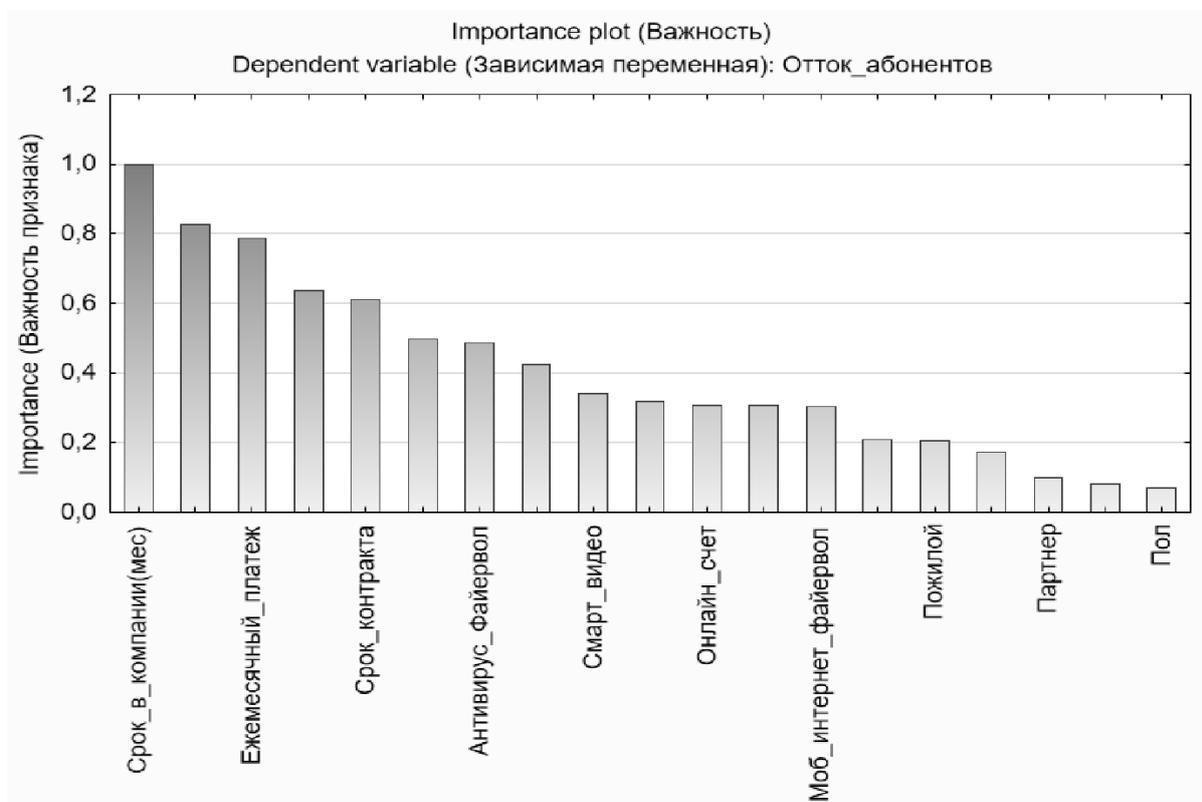


Рис. 4. Важность признака

Predictor importance - Важность предиктора (Customer.sta)		Response: Отток_абонентов		
	Variable Rank	Importance		
Срок в компании(мес)	100	1,000000		
Общая задолженность	83	0,825526		
Ежемесячный платеж	79	0,787593		
Наличие интернета	64	0,636705		
Срок контракта	61	0,612791		
Способ оплаты	50	0,498522		
Антивирус_Файервол	49	0,487351		
Техподдержка	42	0,423808		
Смарт_видео	34	0,338972		
Смарт_TV	32	0,320283		
Онлайн_счет	31	0,309611		
Резервное копирование	31	0,309388		
Моб_интернет_файервол	30	0,303941		
Несколько линий связи	21	0,207844		
Пожилый	21	0,206187		
Иждивенцы	17	0,173988		
Партнер	10	0,097770		
Наличие телефона	8	0,082400		
Пол	7	0,070920		

Рис. 5. Ранг признаков

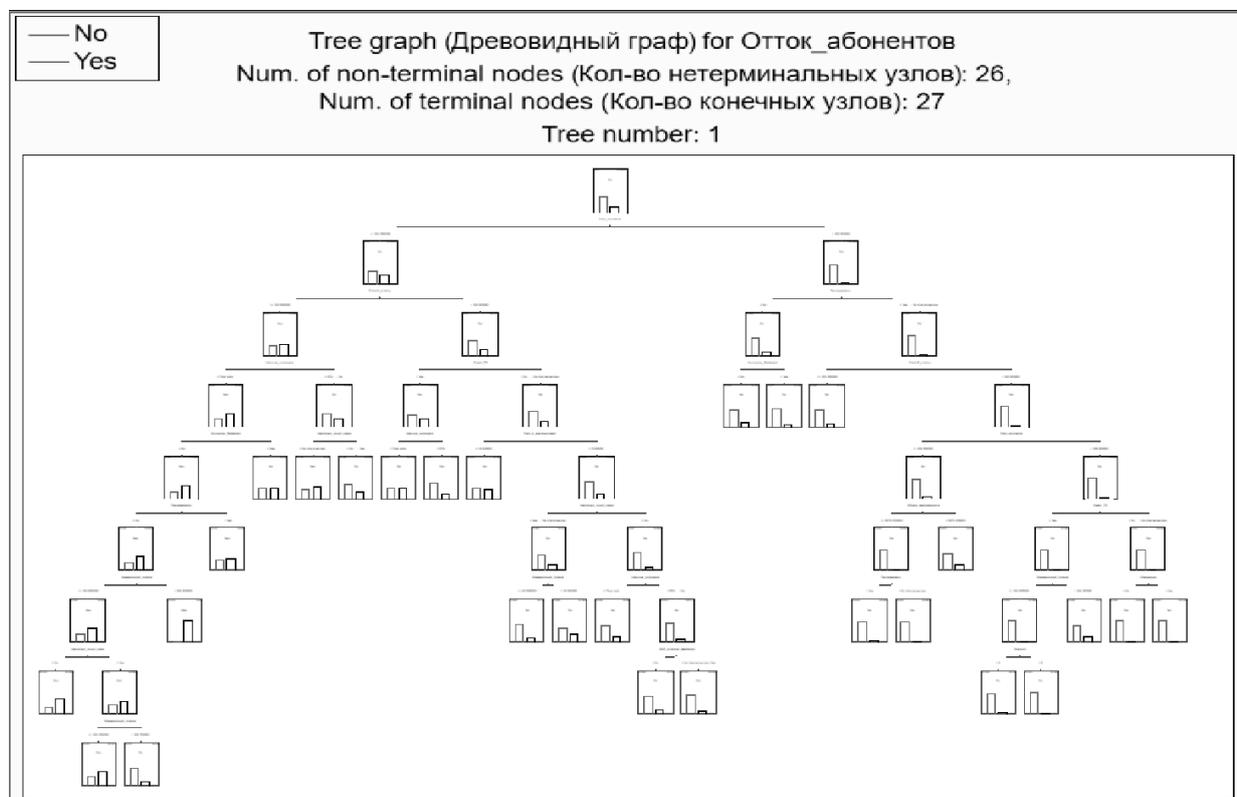


Рис. 6. Древовидный граф

Classification matrix - Матрица классификации (Customer.sta)				
Response: Отток_абонентов				
Training set sample; Number of trees: 200				
	Observed	Class Predicted No	Class Predicted Yes	Row Total
Number	No	3344	263	3607
Column Percentage (Столбец Процент )		82.90%	29.92%	
Row Percentage (Строка Процент)		92.71%	7.29%	
Total Percentage (Итоговый процент)		68.06%	5.35%	73.42%
Number	Yes	690	616	1306
Column Percentage (Столбец Процент )		17.10%	70.08%	
Row Percentage (Строка Процент)		52.83%	47.17%	
Total Percentage (Итоговый процент)		14.04%	12.54%	26.58%
Count (Итоговый расчет по группам)	All Groups	4034	879	4913
Total Percent (Итоговый процент)		82.11%	17.89%	

Рис. 7. Матрица классификации

фикационного, так и в задачах регрессионного анализа [12]. Основной концепцией эффективности алгоритма Gradient Boosting является способность обучения на ошибках предыдущей модели. Для этого Gradient Boosting создает ансамбль предикторов, и формирует функцию потерь, плавно производя ее минимизацию.

## 2. Практическое применение комбинации алгоритмов Random Forest и Gradient Boosting в системах поддержки принятия решений

В качестве практического примера реализации, подготовлены и загружены данные, содержащие статистику оттока абонентов компании Интернет-провайдера (рисунок 1). Атрибуты столбцов представляют следующие характеристики: «ID\_пользователя» — уникальный идентификатор пользователя; «Пол» — пол абонента; «Пожилкой» — бинарный признак, определяющий возрастной критерий; «Партнер» — бинарный признак, определяющий семейный статус абоненты; «Иждивенцы» — бинарный признак, определяющий наличие детей, или иждивенцев абонента; «Срок\_в\_компании(мес)» — числовой признак, определяющий кол-во месяцев, которое абонент непрерывно является, или являлся клиентом провайдера; «Наличие телефона» — бинарный признак, определяющий, является ли клиент провайдера телефонным абонентом; «Несколько\_линий\_связи» — признак, отображающий наличие нескольких линий связи; «Наличие\_интернета» — при-

знак, отображающий наличие и тип интернет линии; «Антивирус\_файервол» — признак, отображающий наличие подключенной услуги антивируса, сетевого экрана; «Резервное\_копирование» — признак, отображающий наличие подключенной услуги резервного копирования данных; «Моб\_интернет\_файервол» — признак, отображающий наличие подключенной услуги мобильного интернета, или файервола; «Техподдержка» — признак, отображающий наличие подключенной услуги техподдержки; «Смарт\_TV» — признак, отображающий наличие подключенной услуги цифрового телевидения; «Смарт\_видео» — признак, отображающий наличие подключенной услуги цифрового видео контента; «Срок\_контракта» — признак, отображающий срок контракта абонента и провайдера; «Онлайн\_счет» — признак, отображающий регистрацию пользователя в системе, для совершения онлайн платежей; «Способ\_оплаты» — признак, отображающий предпочитаемый тип оплаты для каждого абонента; «Ежемесячный\_платеж» — признак, отображающий размер ежемесячного платежа абонента; «Общая\_задолженность» — признак, отображающий наличие задолженности по счетам абонента; «Отток\_абонента» — бинарный признак, отображающий отказ текущего абонента от услуг провайдера.

На первом этапе построения модели был применен алгоритм Random Forest. Была произведена декомпозированная выборка: Зависимого признака, Категориальных признаков, Непрерывных признаков (рисунок 2).

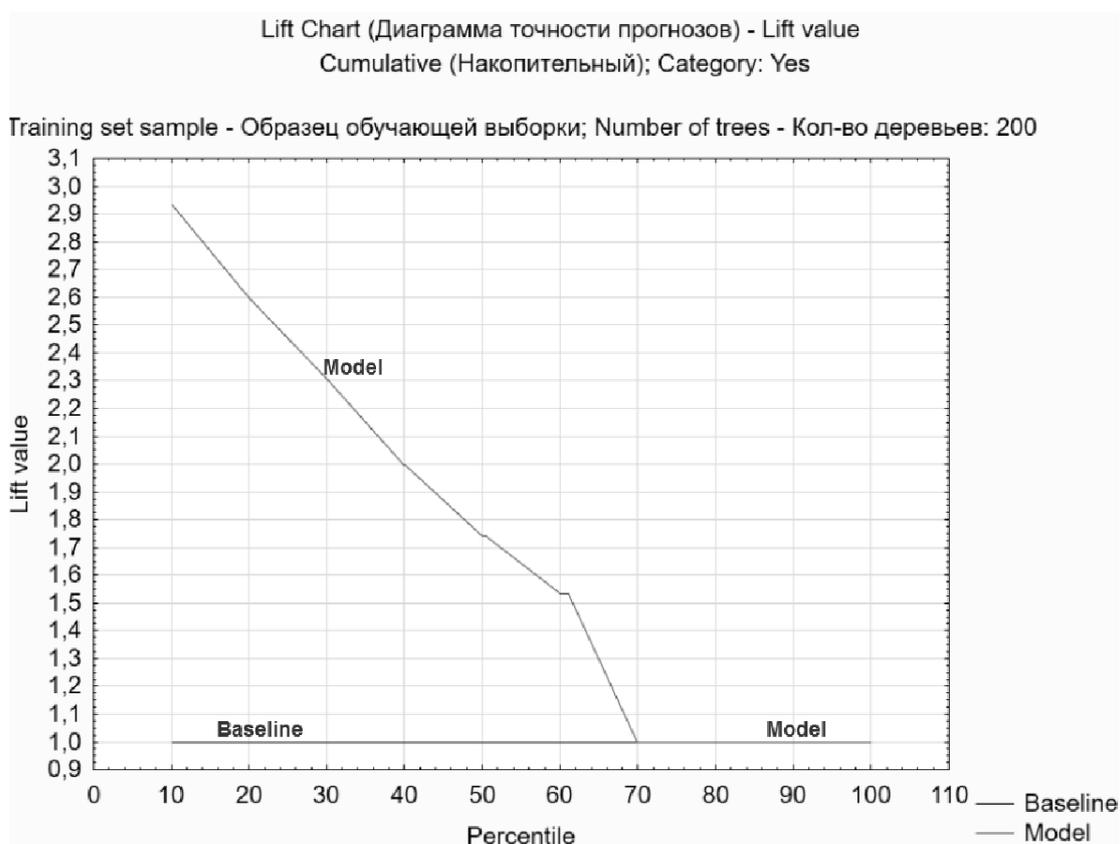
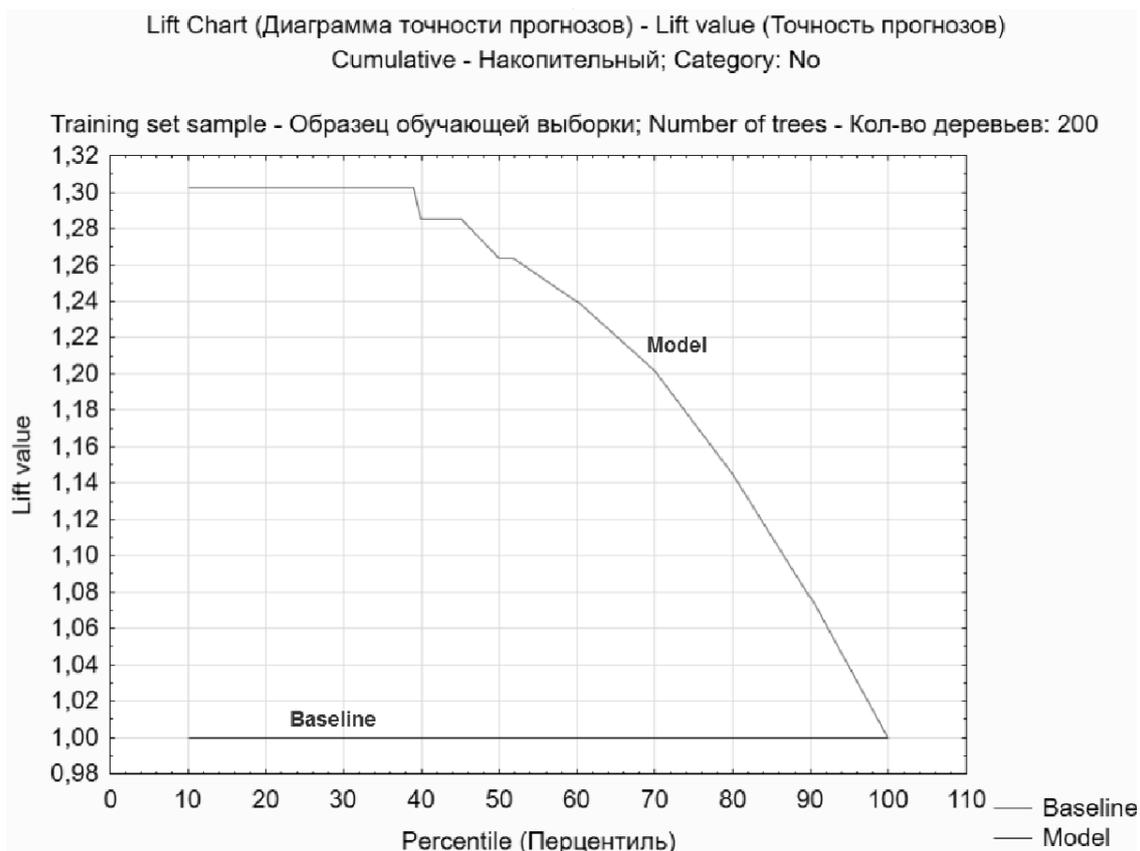


Рис. 8. Диаграмма точности прогнозов

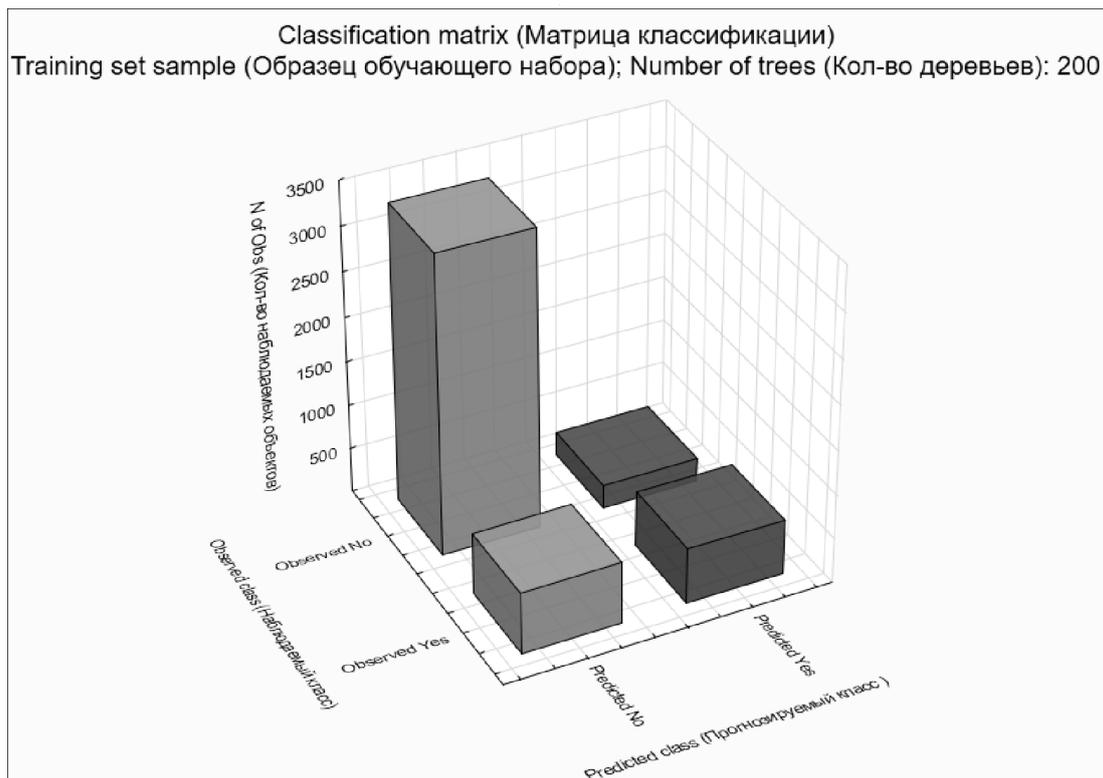


Рис. 9. Столбиковая диаграмма матрицы классификации

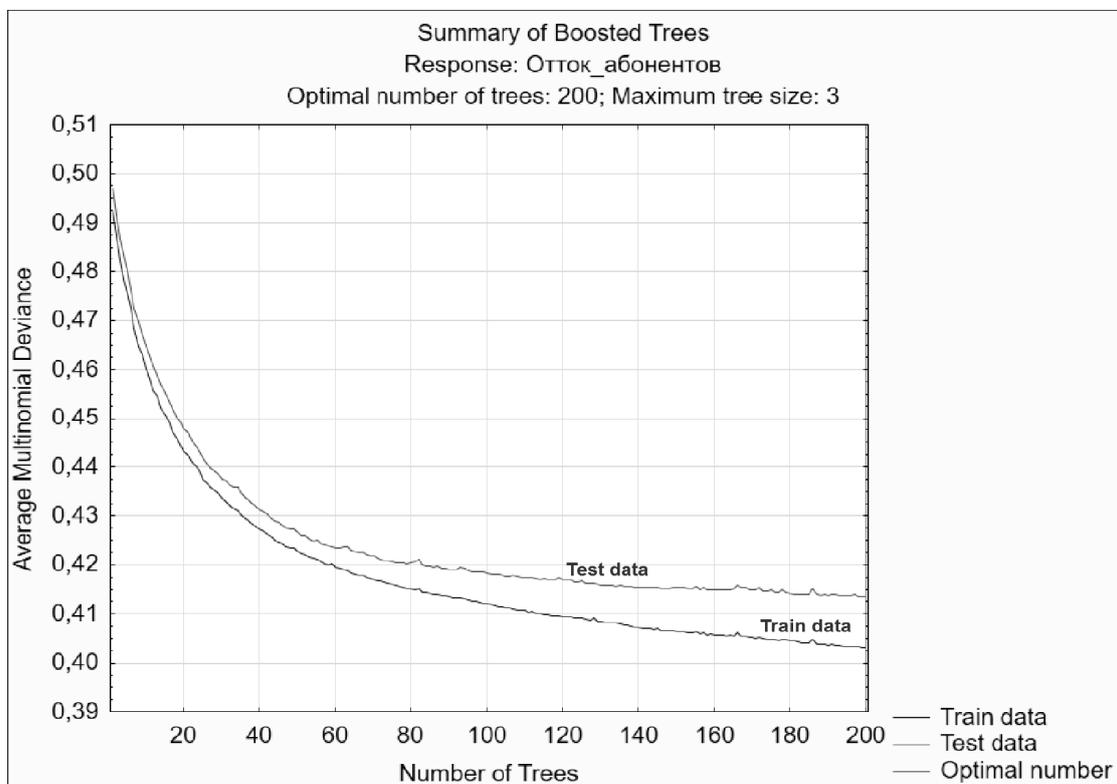


Рис. 10. Обучение модели

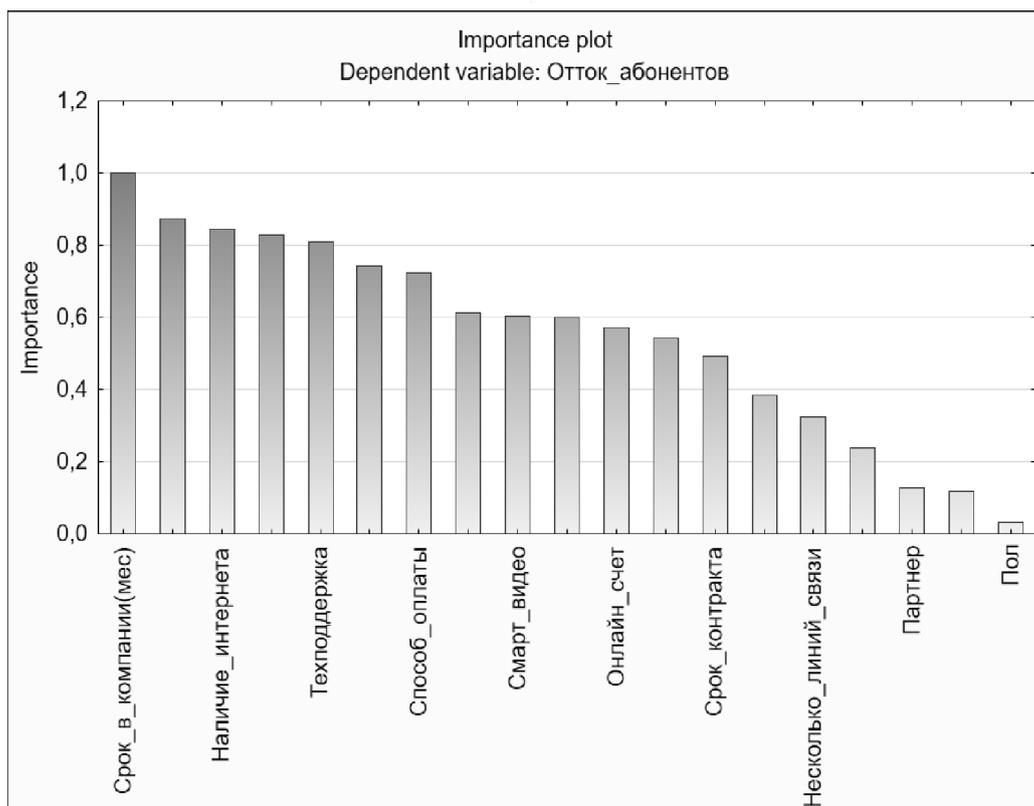


Рис. 11. Важность признака

Predictor importance (Customer.sta)		
Response: Отток_абонентов		
	Variable Rank	Importance
Срок_в_компании(мес)	100	1,000000
Антивирус_Файервол	87	0,874304
Наличие_интернета	85	0,845102
Ежемесячный_платеж	83	0,828819
Техподдержка	81	0,809696
Общая_задолженность	74	0,741701
Способ_оплаты	72	0,724640
Смарт_ТВ	61	0,612892
Смарт_видео	60	0,604784
Резервное_копирование	60	0,599122
Онлайн_счет	57	0,572783
Моб_интернет_файервол	54	0,544352
Срок_контракта	49	0,493200
Пожилой	38	0,384816
Несколько_линий_связи	32	0,323587
Иждивенцы	24	0,239210
Партнер	13	0,126499
Наличие_телефона	12	0,118921
Пол	3	0,032816

Рис. 12. Ранг признаков

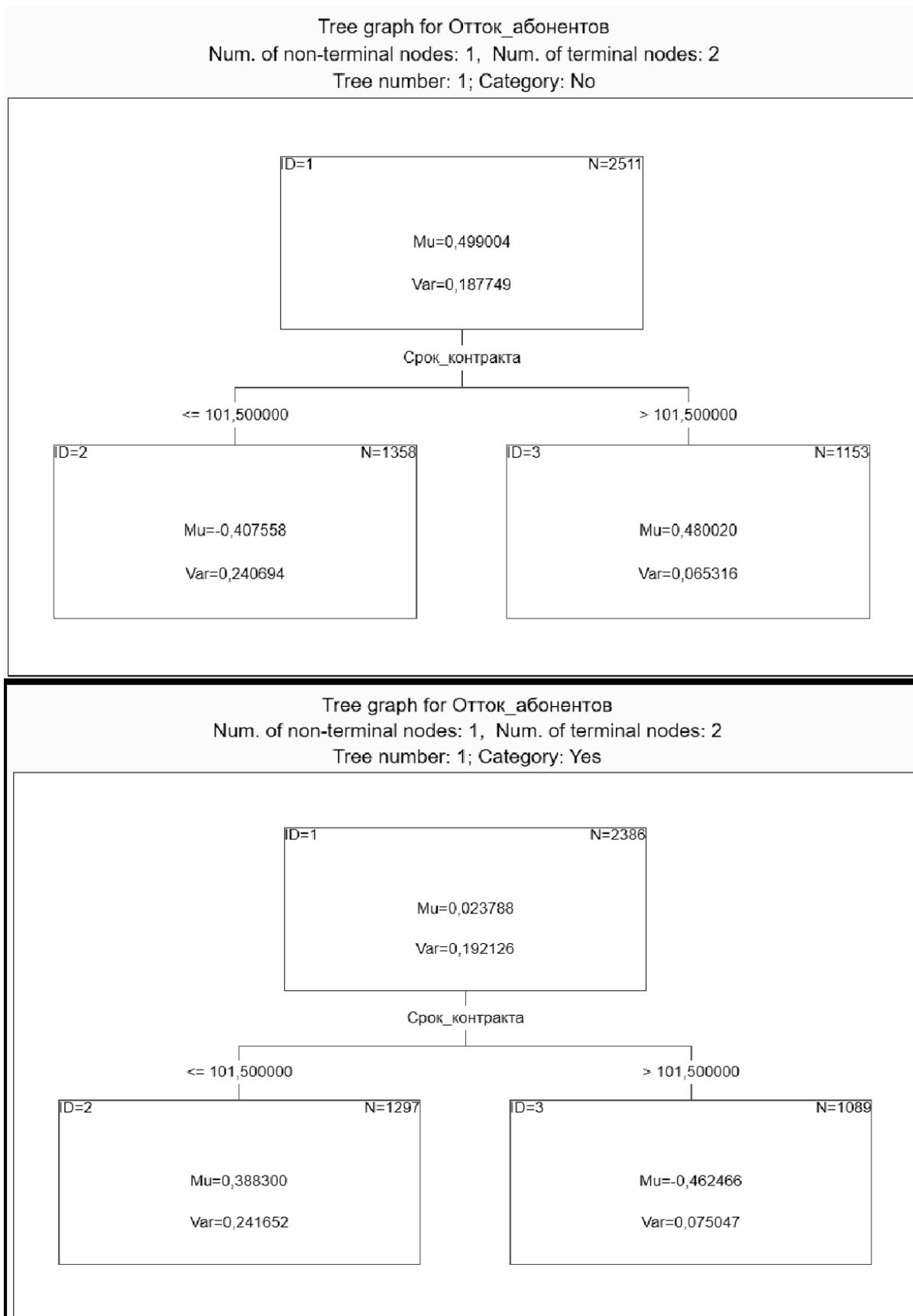


Рис. 13. Дерево графов

Classification matrix - Матрица классификации (Customer.sta)				
Response: Отток_абонентов				
Analysis sample; Number of trees: 200				
	Observed	Predicted No	Predicted Yes	Row Total
Number	No	2690	971	3661
Column Percentage (Столбец Процент)		91.68%	48.26%	
Row Percentage (Строка Процент)		73.48%	26.52%	
Total Percentage (Итоговый процент)		54.39%	19.63%	74.02%
Number	Yes	244	1041	1285
Column Percentage (Столбец Процент)		8.32%	51.74%	
Row Percentage (Строка Процент)		18.99%	81.01%	
Total Percentage (Итоговый процент)		4.93%	21.05%	25.98%
Count (Итоговый расчет по группам)	All Groups	2934	2012	4946
Total Percent (Итоговый процент)		59.32%	40.68%	

Рис. 14. Матрица классификации

Далее произведено обучение модели, с построением таксономической структуры обучающих деревьев (рисунок 3), на которой в качестве оси ординат у выступает расчет степени коэффициента ошибочной классификации, в качестве оси абсцисс x выступает обучающая выборка (количество деревьев).

В конце процесса обучения модели оценка риска соотношений тренировочной и тестовой выборок в исчисляемом эквиваленте составляла 0,192323314378554 к 0,209532798489854, стандартное отклонение ошибки составило 0,00561662874919609 к 0,00884102168259427.

Построен график градации важности признаков, на котором по оси ординат отложены результаты расчета коэффициента важности признака, а по оси абсцисс отмечены анализируемые признаки (рисунок 4).

Важность анализируемых предикторов можно представить в табличном виде (рисунок 5).

Построен древовидный граф с рассчитанным количеством нетерминальных узлов, а также конечных узлов (рисунок 6).

Сформирована матрица классификации (рисунок 7), на которой отображены процентные соотношения предсказанных результатов и расхождения между реальными данными по оттоку абонентов.

По результатам предварительного анализа, процент предсказанного оттока абонентов (Category = «Yes») недостаточно хорош (рисунок 8).

На графике трехмерной столбиковой диаграммы соотношения наблюдаемого и прогнозируемого классов выглядят следующим образом (рисунок 9).

Применим к модели алгоритм Gradient Boosting и продолжим обучение. После завершения обучения модели снова построим таксономическую структуру обучающих деревьев, и сразу же увидим изменения в динамике. Кривые обучения более плавные и без скачков. Причем кривая обучения максимально приближена к результатам тестовых данных (рисунок 10).

Оценка риска соотношений тренировочной и тестовой выборок в исчисляемом эквиваленте теперь составляет 0,245653052972099 к 0,252265140677158, стандартное отклонение ошибки составляет 0,00612096076138834 к 0,00948425494103256. При построении нового графика градации важности признаков параметры меняются (рисунок 11).

Важность анализируемых предикторов теперь выглядит иначе (рисунок 12).

Построим дерево графов для предикторов градиентного бустинга (рисунок 13).

Итоговая матрица классификации теперь изменилась. Процент предсказанных значений по признаку «Отток\_абонентов» сильно увеличился (рисунок 14).

На диаграмме точности прогнозов процент предсказанного оттока абонентов максимально приблизился наивысшим положительным показателям (рисунок 15).

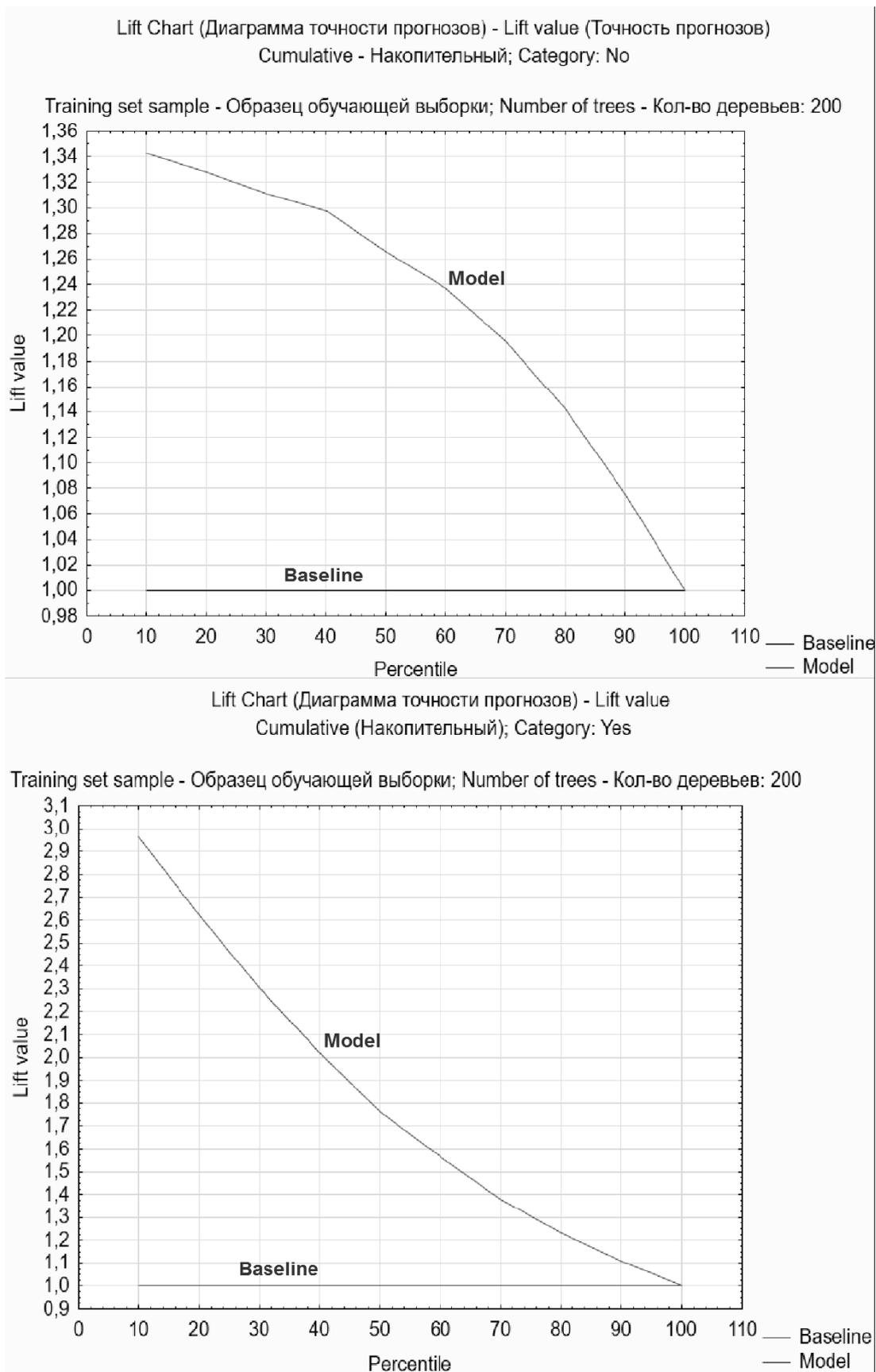


Рис. 15. Диаграмма точности прогнозов

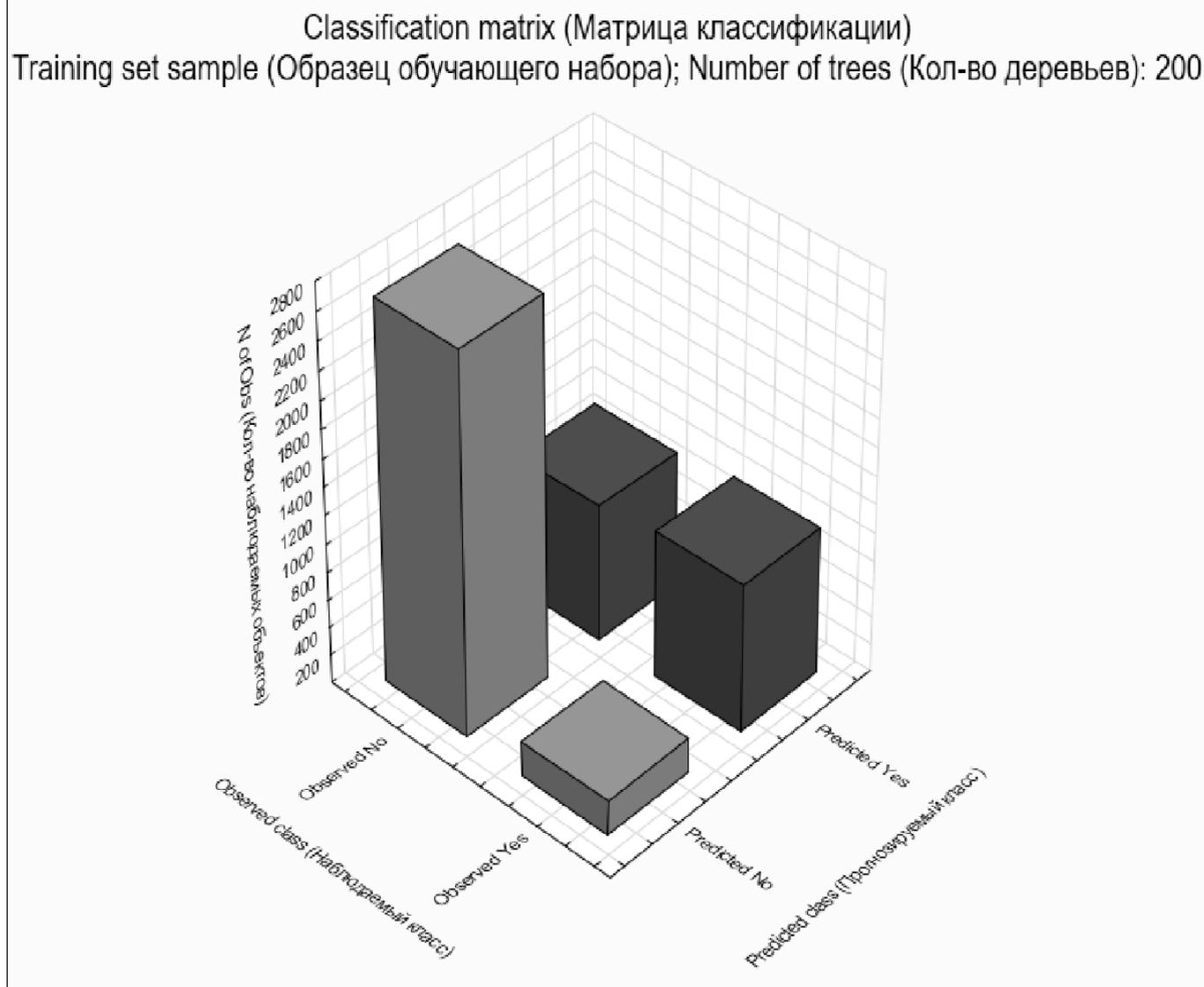


Рис. 16. Столбиковая диаграмма матрицы классификации

Построим столбиковую диаграмму соотношения наблюдаемого и прогнозируемого классов (рисунок 16), на которой видно, что предсказанные моделью результаты почти совпадают с тестовыми данными.

На примере отрезка фактической выгрузки результатов сравнения наблюдаемых и предсказанных значений видно (рисунок 17), что все ошибки модели связаны с излишней осторожностью, что нивелируется дополнительными настройками модели. При этом, основную задачу выявления каналов потенциального оттока клиентов можно считать успешно завершённой.

Далее осуществляем связку полученных результатов с признаком «ID\_пользователя», а также сбор ранжированных признаков с количественными ха-

рактеристиками, которые влияют на отток абонентов. Данные передаются в формате JSON для метода API, и в требуемом формате визуализируются для бизнес-аналитиков предприятия. В результате эффективность принятия правильных управленческих решений возрастает. Для абонентов, теряющих лояльность компании, могут быть предоставлены новые услуги или реорганизованы текущие. Также производится фокусировка на внутренних бизнес-процессах и услугах компании, которые не отвечают конъюнктуре существующих реалий.

#### Заключение

Таким образом, проведено исследование возможности интеграции ансамблевых методов машинного обу-

Predicted values (Customer.sta)				
Response: Отток_абонентов				
Analysis sample; Number of trees: 200				
	Observed (Наблюдаемое) value	Predicted (Предсказанное) value	Probability (Вероятность) for No	Probability (Вероятность) for Yes
5591	No	No	0,810932	0,189068
5593	No	No	0,935654	0,064346
5596	No	No	0,580759	0,419241
5598	Yes	Yes	0,315133	0,684867
5599	No	No	0,958397	0,041603
5600	Yes	Yes	0,311336	0,688664
5601	Yes	Yes	0,292992	0,707008
5602	No	No	0,857896	0,142104
5603	No	No	0,786445	0,213555
5604	Yes	Yes	0,295958	0,704042
5606	No	No	0,510757	0,489243
5609	No	No	0,908840	0,091160
5610	Yes	Yes	0,375589	0,624411
5612	No	Yes	0,305759	0,694241
5615	No	No	0,857326	0,142674
5617	No	No	0,730691	0,269309
5618	No	No	0,617957	0,382043
5619	No	No	0,770054	0,229946
5621	No	No	0,674240	0,325760
5624	No	No	0,594861	0,405139
5630	Yes	Yes	0,341584	0,658416
5632	No	Yes	0,287866	0,712134
5634	No	No	0,700159	0,299841
5635	Yes	Yes	0,257306	0,742694
5636	No	No	0,622114	0,377886
5639	Yes	Yes	0,313191	0,686809
5640	No	No	0,711250	0,288750
5642	No	No	0,943279	0,056721
5643	No	No	0,948575	0,051425
5645	Yes	Yes	0,095378	0,904622
5647	Yes	No	0,533465	0,466535
5648	No	No	0,557012	0,442988
5654	Yes	Yes	0,161514	0,838486
5655	No	No	0,795096	0,204904
5660	No	No	0,937082	0,062918
5662	No	Yes	0,457713	0,542287
5663	Yes	Yes	0,074561	0,925439
5665	Yes	Yes	0,194510	0,805490
5666	No	No	0,526718	0,473282
5667	No	No	0,851328	0,148672
5668	No	No	0,552026	0,447974

Рис. 17. Сравнительные результаты

чения в системы поддержки принятия управленческих решений. Рассмотрен пример консолидации и практического применения ансамблевых методов в системах

поддержки принятия решений, на основании которого можно сделать выводы о степени точности прогнозных оценок, и возможности их применения на практике.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Хенрик Бринк, Джозеф Ричардс, Марк Феверолф. Машинное обучение. — Питер, 2017. — 336 с. ISBN: 978–5–496–02989–6.
2. Gorelov G.V., Kazanskii N.A., Lukova O.N. Communication quality assessment in speech packet transmission networks with random service interrupts // Automatic Control and Computer Sciences. 1993., vol.27., no.1., p.62.
3. Пономарева Л.А., Ромашкова О.Н., Василюк И.П. Алгоритм оценки эффективности работы кафедр университета для управления его рейтинговыми показателями // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2018. № 64. С. 102–108.
4. Литвак Б.Г., Стефановский Д.В. Моделирование и построение глобального управленческого цикла // В книге: Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2011). Материалы пятой международной конференции. 2011. С. 124–126.
5. Дж. Вандер Плас. Python для сложных задач. Наука о данных и машинное обучение. — Питер, 2018. — 575 с. ISBN: 978–5–496–03068–7.
6. Ромашкова О.Н., Яковлев Р.И. Анализ моделей и методов для оценки живучести инфокоммуникационных сетей в условиях чрезвычайных ситуаций // Т-Сотт: Телекоммуникации и транспорт. 2012. Т. 6. № 7. С. 165–170.
7. Ромашкова О.Н., Федин Ф.О., Ермакова Т.Н. Нейросетевая компьютерная модель для поддержки принятия решений в образовательных комплексах // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. № 61. С. 54–59.
8. Dr. Anasse Bari, Mohamed Chaouchi, Tommy Jung. Predictive Analytics For Dummies // For Dummies; 2nd edition (October 31, 2016). — 464 pages. ISBN10 8126567937 (ISBN13 978–1119267003).
9. Gaidamaka Y.V., Romashkova O.N., Ponomareva L.A., Vasilyuk I.P. Application of information technology for the analysis of the rating of university // CEUR Workshop Proceedings 8. Сер. "ITMM 2018 — Proceedings of the Selected Papers of the 8th International Conference "Information and Telecommunication Technologies and Mathematical Modeling of High-Tech Systems"" 2018. С. 46–53.
10. Горелов Г.В., Ромашкова О.Н. Оценка качества обслуживания в сетях с пакетной передачей речи и данных // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Прикладная и компьютерная математика. 2003. Т. 2. № 1. С. 23–31.
11. Maimon O. and Rockach L. (Eds.) Data Mining and Knowledge Discovery Handbook: A Complete Guide for Practitioners and Researchers," Published May 10th 2014 by Springer (first published January 1st 2005), ISBN1282980823 (ISBN13 9781282980822).
12. Ромашкова О.Н., Федин Ф.О., Фролов П.А. Применение нейросетевых технологий для проверки благонадежности контрагентов сетевой торговой компании // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Экономика и право. 2018. № 7. С. 126.

© Зиновьев Владимир Иванович ( legrang@yandex.ru ), Ромашкова Оксана Николаевна ( ox-rom@yandex.ru ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»