

УДК 339.138:519.17

КЛАССИФИКАЦИЯ КЛИЕНТОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ИНФОРМАЦИИ

Н. И. Юсупова¹, Ю. Ф. Ахметова², Д. Р. Богданова³

¹yussupova@ugatu.ac.ru, ²juliaciliegia@gmail.com, ³dianochka.bogdanova@gmail.com

ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 20.03.2013

Аннотация. Рассмотрены основные методы классификации клиентов, представлен алгоритм классификации, который сочетает в себе широко известный RFRM-метод, многокритериальную оценку клиентов и нечеткие деревья решений. Алгоритм позволяет учитывать различные виды данных и оценивать степень принадлежности нового клиента к целевому классу лояльности. Приведены результаты эксперимента.

Ключевые слова: клиенториентированный маркетинг; нечеткие деревья решений; RFRM-метод

ВВЕДЕНИЕ

Статистика показывает, что в большинстве отраслей экономики привлечение нового клиента обходится от семи до десяти раз дороже, чем удержание уже существующего. Это значит, что потеря существующего клиента становится непозволительной роскошью.

Большинство компаний теряет как минимум 50 % своих клиентов каждые пять лет. Причем наиболее распространенная причина ухода клиентов не связана с характеристиками самих продуктов и услуг, а вызвана низким качеством обслуживания, отсутствием внимания и т. д.

В течение многих десятилетий компании тратят значительные средства, чтобы понять настроения и предпочтения своих клиентов и повлиять на их склонность к потреблению выпускаемой продукции или оказываемых услуг.

Однако чтобы поддержать заинтересованность клиента в продукции компании, недостаточно просто заниматься мониторингом потребительского рынка и оценивать его с помощью таких стандартных показателей, как удовлетворение от потребления и изменение интересов. Данная задача не всегда успешно выполняется по причине того, что поддержание лояльности

клиентов на высоком уровне – весьма сложная задача, требующая комплексного подхода [1–9].

Исследования такого класса социально-экономических систем представлены в работах таких авторов, как В. А. Витих, В. Б. Тарасов, Р. Р. Бадретдинов, Г. И. Назаренко, Д. Д. Венедиктов, П. И. Калью, Б. Г. Ильясов, Г. Н. Зверев. Однако в силу сложности системы многие проблемы остаются открытыми. В настоящий момент одной из таких проблем является выявление класса лояльных клиентов.

Крупные компании внедряют и активно используют CRM-системы, но большинство подобных программ имеют слабые аналитические возможности и ориентированы на решение задач по сбору данных и автоматизации рутинных операций, поэтому появляется проблема оценки больших массивов качественной информации, получаемой от клиентов. Малые предприятия могут обойтись без внедрения CRM-систем. Для решения этой проблемы могут быть использованы методы нечеткой логики.

Данная статья посвящена вопросам классификации клиентов и выявления группы лояльных. В статье приводятся результаты исследования применения метода классификации клиентов, позволяющего дать оценку степени принадлежности нового клиента к целевому классу лояльности.

Работа является частью научных исследований, выполненных по теме «Разработка инструментальных средств поддержки принятия решений для различных видов управленческой дея-

Работа поддержана программой Европейской комиссии Erasmus Mundus, РФНФ (проект № 12-02-00190) и РФФИ (проект № 11-07-00687).

тельности в промышленности в условиях слабо-структурированной информации на основе технологий распределенного искусственного интеллекта» по заданию Министерства образования и науки РФ.

ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ЗНАЧИМОСТИ И КЛАССИФИКАЦИИ КЛИЕНТОВ

Для построения рейтинга значимости клиента для компании могут быть использованы следующие методы, традиционно применяемые в маркетинге: ABC-анализ, ранжирование по принципу Парето, RFMR-метод, модель CLV, и т. д. Рассмотрим подробнее представленные методы.

ABC-анализ – один из самых простых методов классификации объектов по заданному параметру. Несмотря на ограничения однопараметрических методов, ABC-анализ на сегодняшний день является одним из самых популярных аналитических инструментов. Благодаря этой популярности было разработано множество алгоритмов выделения групп в ABC-анализе, что, с одной стороны, дает аналитику богатый выбор методов в зависимости от целей и технических ресурсов, с другой, может нести в себе скрытые угрозы при неправильном применении того или иного метода [1].

Процедуру проведения ABC-анализа можно разбить на 5 основных этапов: определение целей анализа, выбор параметра классификации, сбор и подготовка данных, ABC-классификация, интерпретация результатов.

На основе RFMR-метода специалисты по маркетингу постоянно совершенствуют свои базы данных при помощи накопления информации о значимости потребителя — давность, частота и стоимость произведенных им покупок (потребленных услуг) (по методу RFM: Recency, Frequency and Monetary Value of Purchases).

- Новизна (Recency) – время, прошедшее с момента последней покупки данного клиента. Так, например, клиент, который совершил покупку в прошлом месяце, получит более высокую оценку новизны (R), чем клиент, который совершил ее три года назад.

- Частота (Frequency) – общее количество покупок, совершенных клиентом в пределах определяемого промежутка времени. Клиент, который совершил шесть покупок за прошлые три года, получит более высокую оценку частоты (F), чем клиент, совершивший одну покупку за прошлые три года.

Денежный коэффициент (Monetary Ratio) – средняя стоимость покупок, совершенных одним клиентом. Так, клиент со средней стоимостью покупок в размере 100 \$, получил бы более высокую оценку MR, чем клиент со средней стоимостью в 20 \$ (средняя стоимость покупок = сумма денег, потраченная на покупки за прошлые три года / общее количество покупок, совершенных за прошлые три года) [2].

Модель “Customer Lifetime Value” (далее – CLV) – «пожизненной ценности клиента» – текущей ценности вероятных будущих доходов, полученных от конкретного покупателя.

Модель CLV схожа с подходом оценки текущей стоимости денежных потоков в финансовом анализе. В то же время можно выделить два существенных отличия.

Во-первых, модель показатель CLV определяется и оценивается на уровне одного клиента или сегмента схожих клиентов. Такой подход позволяет понять, какой из клиентов является более значимым и приносит большую доходность для компании.

Во-вторых, в отличие от финансов, CLV явно включает в себя возможность того, что клиент может переходить к конкурентам в будущем.

$$CLV = \sum_{t=0}^r \frac{(p_i - c_i)r_i}{(1+i)^t} - AC,$$

где p_i – цена услуги, оплаченная клиентом в момент времени t ;

c_i – стоимость издержек обслуживания клиентов в момент времени t ;

i – ставка процента;

r_i – прибыльность повторных покупок клиента в случае, если он еще является клиентом компании в момент времени t ;

AC – стоимость привлечения клиента;

t – период, за который производится оценка CLV клиента [3].

Ценность покупателя определяется не через прибыль от одной покупки, а на основе потенциальной совокупной прибыли. Эта ценность включает как уже имеющиеся доходы, так и возможные будущие прибыли, так что можно определить возможность долгосрочных отношений с покупателем.

Оценив по одной из моделей значимость клиента, затем проводится классификация клиентов в однородные группы.

Задача классификации заключается в разбиении множества объектов на классы (категории) по определенному критерию. Объекты в пределах одного класса считаются эквивалентными с точки зрения критерия разбиения.

Сами классы часто бывают неизвестны заранее и могут формироваться динамически.

Для классификации используются различные методы. Основные из них: классификация с помощью деревьев решений; байесовская (наивная) классификация; классификация при помощи искусственных нейронных сетей; классификация методом опорных векторов; статистические методы, в частности, линейная регрессия; классификация при помощи метода ближайшего соседа; классификация СБР-методом; классификация при помощи генетических алгоритмов.

В случае если количество классов четко не определено, используются методы кластеризации данных. Кластеризация (или кластерный анализ) — это задача разбиения множества объектов на группы, называемые кластерами. Внутри каждой группы должны оказаться «похожие» объекты, а объекты разных групп должны быть как можно более отличны.

Кластеризация клиентов может быть проведена в качестве предварительного анализа данных. Такой подход позволил бы выявить количество схожих групп клиентов по выбранным параметрам оценки.

В случае если количество классов строго определено, целесообразнее использовать методы классификации.

В качестве метода классификации клиентов может быть использована модель деревьев решений. Деревья решений – это способ представления правил в иерархической последовательной структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение.

Под правилом понимается логическая конструкция, представленная в виде "если ... то ...".

Дерево решений – широко известный и популярный метод автоматического анализа данных, в основе которого лежит обучение на примерах. Правила представлены в виде иерархической последовательной структуры, где каждый объект принадлежит конкретному узлу.

Деревья решений отлично справляются с задачами классификации, т. е. отнесения объектов к одному из заранее известных классов. Целевая переменная должна иметь дискретные значения.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ ДЕРЕВЬЕВ РЕШЕНИЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ КЛИЕНТОВ

Предлагаемый метод основан на построении нечеткого дерева решений для последующей классификации новых клиентов, так как в каче-

стве оцениваемых параметров учитываются субъективные оценки клиентов.

Приведем описание основных правил и законов нечеткой логики, которые позволят объединить субъективные оценки параметров клиента в показатель значимости CV_i , где $i = 1..N$ – номер клиента.

Далее проранжируем клиентов фирмы по нескольким параметрам оценки, вошедших в показатель CV_i , и составим их общий рейтинг. Для этого воспользуемся методом многокритериальной оценки клиентов (метод БОФа).

Построим классификатор клиентов для выбранного предприятия, определяющего степень принадлежности клиента к целевой группе лояльных клиентов.

Начнем с этапа многокритериальной оценки клиентов методом БОФа. Данный метод позволяет получить свертку как количественных, так и нечисловых показателей в обобщенный показатель с использованием процедур балльного экспертного оценивания, ранжирования, нормирования и кодирования исходных показателей. Он может использоваться для оценки любого множества объектов по множеству показателей (критериев) [4].

Будем использовать этот метод для расчета показателя значимости клиента CV_1, \dots, CV_i .

Метод состоит из следующих этапов.

1. Отбирается оптимальное количество показателей.
2. Показатели ранжируются по важности в соответствии с предпочтениями ЛПР.
3. Определяются весовые коэффициенты каждого показателя.

Весовые коэффициенты показателей C_j определяются по формуле:

$$C_j = 1 - \frac{R_j - 1}{M},$$

где M – число показателей.

Затем коэффициенты нормируются по формуле:

$$\tilde{C}_j = \frac{C_j}{\sum_{m=1}^M C_m}.$$

4. Клиенты ранжируются по значимости в соответствии с предпочтениями ЛПР по каждому показателю.

Клиенты сравниваются по каждому показателю, и результаты заносятся в таблицу.

5. Определяются весовые коэффициенты каждого клиента по каждому показателю, и полученные показатели нормируются.

$$C_{ji} = 1 - \frac{R_{ji} - 1}{K},$$

где $i = 1 \dots K, j = 1 \dots M, K$ – количество клиентов, M – количество показателей.

$$\frac{C_{ji}^*}{C_{ji}^*},$$

где C_{ji}^* – нормированные показатели.

Таким образом, для расчета весовых коэффициентов используются отношения порядка между объектами. Однако использование порядковой информации может привести к утрате части полезной информации. При необходимости учета количественной информации весовые коэффициенты показателей рассчитываются по формуле:

$$\frac{C_{ji}^*}{C_{ji}^*},$$

если большие значения показателей предпочтительнее меньших, или по формуле

$$\frac{C_{ji}^*}{C_{ji}^*},$$

если меньшие значения предпочтительнее больших. При этом этап 4 (ранжирование объектов по каждому показателю) опускается.

6. Рассчитываются значения обобщенного показателя для каждого клиента.

Следующий этап – построение нечетких деревьев решений. Классификация на основе метода нечетких деревьев решений позволяет разрешить ситуацию, в которой говорят не просто о принадлежности к кому-то классу, признаку, атрибуту, а о ее степени. При использовании нечетких деревьев решений (fuzzy decision trees) не теряются знания о том, что объект может обладать свойствами как одного признака, так и другого в той или иной мере.

Главной идеей в таком подходе является сочетание возможностей деревьев решений и нечеткой логики.

Отличительной чертой деревьев решений является то, что каждый пример определенно принадлежит конкретному узлу. В нечетком случае это не так [5]. Для каждого атрибута необходимо выделить несколько его лингвистических значений и определить степени принадлежности примеров к ним. Вместо количества примеров конкретного узла нечеткое дерево решений группирует их степень принадлежности. Коэффициент – это соотношение примеров

S узла N для целевого значения i , вычисляемый как

),

где $\mu_N(D_j)$ – степень принадлежности примера D_j к узлу N , $\mu_i(D_j)$ – степень принадлежности примера относительно целевого значения i , S^N – множество всех примеров узла N . Затем находим коэффициент

,

обозначающий общие характеристики примеров узла N . В стандартном алгоритме дерева решений определяется отношение числа примеров, принадлежащих конкретному атрибуту, к общему числу примеров. Для нечетких деревьев используется отношение P^N/P^N , для расчета которого используется степень принадлежности.

Выражение

$$\frac{P^N}{P^N}$$

дает оценку среднего количества информации для определения класса объекта из множества P^N .

На следующем шаге построения нечеткого дерева решений алгоритм вычисляет энтропию для разбиения по атрибуту A со значениями a_j :

$$\frac{P^N}{P^N},$$

где узел N/j – дочерний для узла N .

Алгоритм выбирает атрибут A^x с максимальным приростом информации:

).

Узел N разбивается на несколько подузлов N/j . Степень принадлежности примера D_k узла N/j вычисляется пошагово из узла N как

),

где $\mu_i(D_k, a_j)$ показывает степень принадлежности D_k к атрибуту a_j . Подузел N/j удаляется, если все примеры в нем имеют степень принадлежности, равную нулю. Алгоритм повторяется до тех пор, пока все примеры узла не будут классифицированы либо пока не будут использованы для разбиения все атрибуты.

Принадлежность к целевому классу для новой записи находится по формуле:

$$\frac{P^l}{P^l},$$

где P^l_k – коэффициент соотношения примеров листа дерева l для значения целевого класса k , $\mu_l(D_j)$ – степень принадлежности примера к узлу l , χ_k – принадлежность значения целевого класса k к положительному значению исхода классификации.

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

В качестве клиентской базы рассматривались клиенты салона красоты «Округ стиля». Для оценки их значимости использовались параметры, предлагаемые в модели RFM.

Новизна (Recency) – время, прошедшее с момента последнего посещения данным клиентом салона красоты.

Частота (Frequency) – общее количество посещений салона в пределах определяемого промежутка времени.

Денежный коэффициент (Monetary Ratio) – средняя стоимость услуг, оплаченных клиентом за рассматриваемый промежуток времени.

Выборка исследования составила 495 человек. Тип выборки: групповая двухступенчатая. Выборка отражает основные характеристики исследуемой генеральной совокупности по всем основным характеристикам (пол, возраст, доход, социальное положение, сфера занятости, образование и т.п.).

Построение нечеткого дерева решений осуществлялось на основе обучающей выборки (табл. 1). Для ее формирования было отобрано 50 клиентов, на основе этих примеров построено нечеткое дерево решений для последующей классификации новых клиентов.

Таблица 1

	Recency	Frequency	Monetary Ratio
1	212	3	21705
2	7	53	26548
3	312	2	12633
4	157	7	42573
5	256	12	38812
...
24	67	4	2134
25	360	7	14673
26	25	16	16533
27	91	19	4399
28	36	9	40133
29	45	22	27644
30	61	17	38757

В зависимости от величины параметра CV (Customer Value) клиент может быть отнесен к одному из двух классов: «Лояльных» клиентов и «Нелояльных» клиентов. Этот показатель оценим с помощью алгоритма многокритериальной оценки клиента.

Для этого проранжируем показатели оценки клиента по степени важности в соответствии с предпочтениями ЛПП: согласно исследованиям, самым важным из трех критериев является по-

казатель давности (Recency) посещения клиентом салона красоты. На второе место поставим два оставшихся критерия – частоту посещения салона (Frequency) и среднюю сумму средств, затрачиваемую на услуги салона (Monetary ratio).

Проранжируем всех представленных клиентов по каждому из показателей в отдельности.

Определим весовые коэффициенты каждого клиента по каждому показателю, а также рассчитаем итоговое значение показателя значимости CV_i .

Опишем лингвистические переменные «Давность», «Частота» и «Денежный коэффициент» согласно данным салона красоты «Округ стиля». Анализируемый временной интервал – $t = 1$ год.

Лингвистической переменной называется пятерка $\{x, T(x), X, G, M\}$, где x – имя переменной; $T(x)$ – множество имен лингвистических значений переменной x , каждое из которых является нечеткой переменной на множестве X ; G есть синтаксическое правило для образования имен значений x ; M есть семантическое правило для ассоциирования каждой величины значения с ее понятием.

1. “Давность” – Recency (рис. 1).

X – количество дней, прошедших с момента последнего посещения клиентом салона: множество чисел от 1 до 365;

$T(x)$: «Seldom», «Quite often», «Often»;

2. „Частота” – Frequency.

X – среднее количество посещений клиентом салона в год, измеряется по шкале от 0 до 60;

$T(x)$: «Low», «Medium», «High»;

Высокой частоте посещений соответствует число посещений салона – несколько раз в месяц и выше (рис. 2).

3. «Денежный коэффициент» – Monetary ratio.

X – средняя сумма средств, затрачиваемая клиентом на услуги салона, измеряется по шкале от 0 до 50000 руб.;

$T(x)$: «Low», «Medium», «High»; (рис. 3).

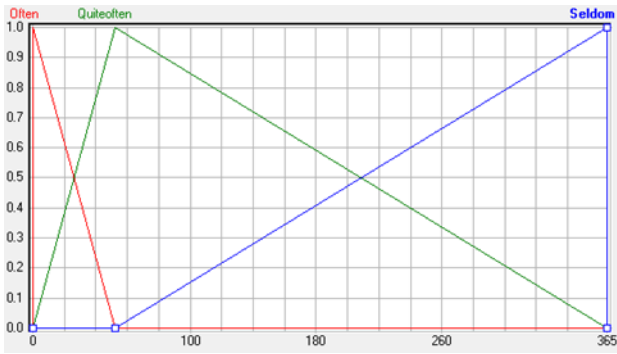


Рис. 1. График функции принадлежности Recency

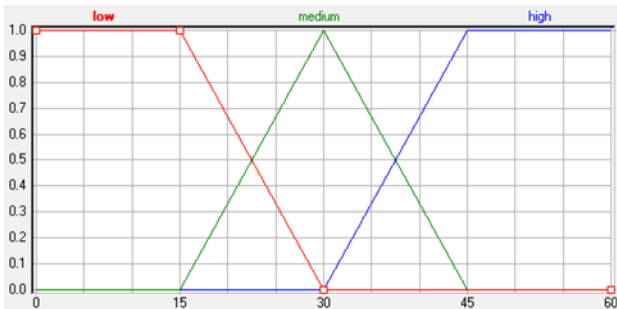


Рис. 2. График функции принадлежности Frequency

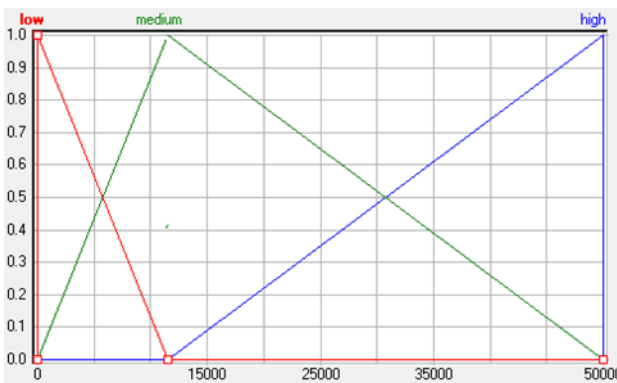


Рис. 3. График функции принадлежности Monetary ratio

Далее была проведена фаззификация исходных данных и построено нечеткое дерево решений, которое классифицирует новых клиентов к целевому классу лояльных клиентов с определенной степенью уверенности. Дерево представлено на рис. 4.

Проведенный анализ клиентов салона красоты классифицировал 33 клиента как лояльных, из них со степенью принадлежности к целевому классу выше 0,7 – 13 клиентов, от 0,5 до 0,7 – 20 клиентов; 27 классифицировано как нелояльные.

На основе полученных результатов классификации салоном красоты может применяться диверсифицированный подход к клиентам. Для разных групп могут быть разработаны различные маркетинговые и рекламные кампании. Кроме того, для разных групп клиентов могут использоваться различные политики ценообразования и стимулирования продаж.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье проведен обзор методов, которые могут быть использованы для оценки значимости и классификации клиентов.

Предложен метод классификации клиентов, позволяющий дать оценку степени принадлежности нового клиента к целевому классу лояльности. Для учета неточной информации и субъективных оценок клиентов выбран подход, основанный на теории нечетких множеств, позволяющий оценивать степень принадлежности клиента к тому или иному классу.

В случае если предприятие имеет большое число клиентов, целесообразно выделить группы схожих по своим параметрам клиентов и разрабатывать маркетинговые мероприятия уже для классов потребителей услуг.

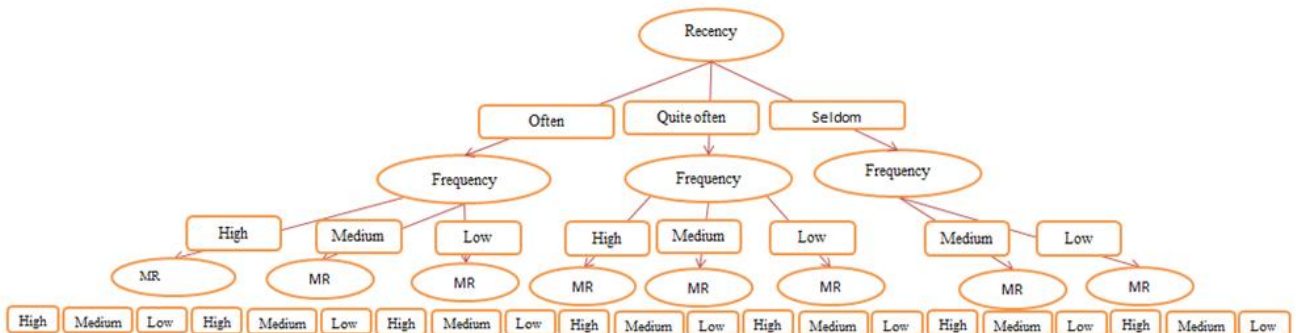


Рис. 4. Нечеткое дерево решений

Для решения этой задачи используются методы классификации. В статье проведен обзор методов, которые могут быть использованы при оценке значимости и классификации клиентов.

В ходе работы с клиентами предприятие накапливает определенную базу данных, обработкой которых занимается такое направление маркетинга, как маркетинг баз данных.

Вся накопленная информация может быть разделена на точную – такие параметры как пол, возраст, цвет волос, количество посещений, – так и неточную – это те характеристики, которые могут быть оценены по каким-либо косвенным характеристикам по внешнему виду или поведению клиента.

Для учета подобной информации при оценке значимости клиента целесообразно использовать методы нечеткой логики.

Для учета неточной информации и субъективных оценок клиентов выбран подход, основанный на теории нечетких множеств, позволяющий оценивать степень принадлежности клиента к тому или иному классу. Рассмотрен алгоритм построения нечетких деревьев решений, допускающий возможность интеграции механизма классификации с нечетким логическим выводом. На основе представленных алгоритмов был предложен подход к оценке показателя значимости клиента на основе интеграции нечеткой информации в деревьях решений.

Приводится пример решения задачи классификации клиентов предприятия индустрии здоровья и красоты на примере салона красоты «Округ стиля». Выделены основные этапы решения задачи, среди которых особо можно выделить этап многокритериальной оценки значимости клиента, фазификации исходных данных, позволяющей учесть нечеткую информацию о клиентах, а также непосредственно этап построения нечеткого дерева решений. Далее каждый из этапов был представлен численным примером. В итоге было получено нечеткое дерево решений, позволяющее проводить классификацию новых клиентов салоны красоты. Итоговое дерево решений классифицирует новых клиентов к целевому классу лояльных клиентов с определенной степенью уверенности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Методы** классификации в ABC-анализе [Электронный ресурс]. URL: <http://quantresearch.ru/2012/metody-klassifikatsii-v-avs-analize-2/> (дата обращения 28.05.2013).
2. **Богданова Д. Р., Попов Д. В., Ризванов Д. А.** Интеллектуальная система календарного планирования в сана-

торно-курортном комплексе // Информационные и математические технологии в науке и управлении: тр. XII Байкальской Всеросс. конф. Иркутск: ИСЭМ СО РАН, 2007. Ч. III. С. 31–41.

3. **Солодовников А. С., Бабайцев В. А., Браилов А. В.** Математика в экономике. В 2 ч. М.: Финансы и статистика, 2011. 224 с.

4. **Нечеткие** деревья решений: банк сценариев реализуемых на платформе Deductor [Электронный ресурс]. URL: <http://www.basegroup.ru> (дата обращения 28.05.2013).

5. **Афанасьев С. В.** Метод треугольника в ABC-анализе // Маркетинг в России и за рубежом. 2007. № 2. URL <http://www.dis.ru> (дата обращения 28.05.2013).

6. **Сметанина О. Н.** Вопросы управления образовательным маршрутом с использованием интеллектуальных технологий // Вестник УГАТУ. 2012. Т. 16, № 6 (51). С. 226–233.

7. **Юсупова Н. И., Харисов М. Н.** Разработка математического обеспечения блока поддержки принятия решений по управлению взаимоотношениями с клиентами компании – юридическими лицами // Вестник УГАТУ. 2012. Т. 16, № 8 (53). С. 61–66.

8. **Попов Д. В., Юсупова Н. И.** Информационная поддержка принятия решений при оперативном управлении оказании услуг // Вестник УГАТУ. 2012. Т. 16, № 6 (51). С. 226–233.

9. **Попов Д. В., Ризванов Д. А., Юсупова Н. И., Фридлянд А. М.** Системно-когнитивный подход к управлению жизненным циклом научно-исследовательского проекта // Мехатроника, автоматизация, управление. 2005. № 8. С. 34–39.

ОБ АВТОРАХ

ЮСУПОВА Нафиса Исламовна, проф., зав. каф. выч. матем. и кибернет., декан факультета информатики и робототехн. Дипл. радиофизик (Воронежск. гос. ун-т, 1975). Д-р техн. наук по упр. в техн. системах (УГАТУ, 1998). Иссл. в обл. ситуац. управления и информатики.

БОГДАНОВА Диана Радиковна, доц. той же каф. Дипл. спец. по мат. методам в экономике (УГАТУ, 2005). Канд. техн. наук (УГАТУ, 2008). Иссл. в обл. упр. соц.-экон. системами.

АХМЕТОВА Юлия Флюоровна, магистрант той же каф. Дипл. спец. по мат. методам в экономике (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. упр. соц.-экон. системами.

METADATA

Title: Client classification based on fuzzy information.

Authors: N. I. Yusupova, Yu. F. Akhmetova, D. R. Bogdanova

Affiliation: Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russian Federation.

Email: yussupova@ugatu.ac.ru, juliaciliegia@gmail.com, dianochka.bogdanova@gmail.com

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (Scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 17, no. 5 (58), pp. 93–100, 2013. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

Abstract: We have considered the basic methods of classification of clients. Presentation of the classification algorithm, which combines the well-known RFRM-method, multi-criteria evaluation of customer and fuzzy decision trees. The algorithm takes into account the different types of data and assess the degree of membership of a new client to the target class loyalty. Experimental results are shown.

Key words: customer relationship management; fuzzy decision trees; RFMR method.

References (English Transliteration):

1. Classification methods in the ABC analysis. URL <http://quantresearch.ru/2012/metody-klassifikatsii-v-av-analize-2/> (date accessed 28.05.2013).
2. D. R. Bogdanova, D. V. Popov, and D. A. Rizvanov, "Intelligent scheduling in health resort," (in Russian), *Information and Mathematical Science Technology and Management: XII All-Russian Baikal. Conf.* Irkutsk, 2007, part III, pp. 31-41.
3. A. S. Solodovnikov, V. A. Babaitsev, and A. V. Brailov, *Mathematics in Economics*. Moscow: Finansy i Statistika, 2011.
4. (2013, May 28). *Fuzzy Decision Trees: Bank of Scenario Implemented on the Platform Deductor* [Online]. Available: <http://www.basegroup.ru>
5. S. V. Afanasiev, "The method of triangle at the ABC-analysis," (in Russian), *Marketing v Rossii i za Rubezhom*, no. 2, 2007. Available: <http://www.dis.ru>
6. O. N. Smetanina, "The management issues of educational route with the use of intelligent technologies," (in Russian), *Vestnik UGATU*, vol. 16, no. 6 (51), pp. 226-233, 2012.
7. N. I. Yusupova and M. N. Kharisov, "Mathematical tools of the decision making support on customers – legal persons relationship management unit development," (in Russian), *Vestnik UGATU*, vol. 16, no. 8 (53), pp. 61-66, 2012.
8. D. V. Popov and N. I. Yusupova, "Informational support of decision-making at the operational administration rendering of services," (in Russian), *Vestnik UGATU*, vol. 16, no. 6 (51), pp. 226-233, 2012.
9. D. V. Popov, D. I. Rizvanov, N. I. Yusupova, and A. M. Fridland, "System and cognitive approach to management of life cycle of the research project," (in Russian), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, no. 8, pp. 34-39, 2005.

About authors:

YUSUPOVA, Nafisa Islamovna, Prof. Dr.-Eng. Dean of the Faculty of Computer Science and Robotics, Head of the Dept. of Computational Mathematics and Cybernetics.

AKHMETOVA, Yulia Flyurovna, Master-student of Dept. of Computational Mathematics and Cybernetics. Certified specialist in mathematical methods in economics (USATU, 2005).

BOGDANOVA, Diana Radikovna, Associate Professor. Dept. of Computational Mathematics and Cybernetics. PhD (USATU, 2008).