

17. Кузовкова Т.А., Кузовков А.Д., Кузовков Д.В., Шаравова О.И. Сущность и виды экстерналий развития инфокоммуникаций и подходы к оценке внешней социально-экономической эффективности отраслевой инфраструктуры // Век качества, 2017. – № 2. – С. 72-83.
18. Кузовкова Т.А., Салютин Т.Ю., Шаравова О.И. Трансформация задач и показателей статистики инфокоммуникаций в условиях цифрового развития экономики и общества // Методические вопросы преподавания инфокоммуникаций в высшей школе, 2018. – № 4. – С. 9-16.
19. Кузовков А.Д., Смирнов А.А., Шаравова М.М. Методические подходы к интегральной оценке состояния и потенциала по этапам цифрового развития / в книге: «Мобильный бизнес: перспективы развития и реализации систем радиосвязи в России и за рубежом». Сборник материалов (тезисов) XLIII Международной конференции РАЕН. 2019. – С. 42-46.
20. Кузовкова Т.А., Ткаченко Д.Н., Кузовков А.Д. Методы и модели измерения влияния развития инфокоммуникационных технологий на экономический рост // Век качества, 2018. – № 1. – С. 64-77.
21. Шаравова О.И. Проблемы оценки финансового положения виртуального предприятия // Экономика и качество систем связи, 2017. – № 1 (3). – С. 16-24.
22. Measuring the Information Society (Измерение информационного общества на англ. яз.). International Telecommunication Union). Plase des Nations. CH-1211. Geneva, Switzerland, 2017. – 175 p.
23. Володина Е.Е., Девяткин Е.Е. Интернет вещей: тенденции и перспективы развития. В книге: Мобильный бизнес: перспективы развития и реализации систем радиосвязи в России и за рубежом сборник материалов (тезисов) XXXVIII международной конференции РАЕН. 2016. – С. 16-17.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЛОЯЛЬНОСТИ КЛИЕНТА К УСЛУГЕ ШИРОКОПОЛОСНОГО ДОСТУПА В ИНТЕРНЕТ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Р.Н. Ермаков, ведущий инженер Институт «НИИ «Масштаб», г. Санкт-Петербург, кандидат биологических наук, rotul151925@mail.ru

УДК 654.072

Аннотация. Рассматривается методология построения логико-лингвистических моделей для решения задачи прогнозирования лояльности клиента к услуге (широкополосный доступ в интернет) в зависимости от качества предоставляемых услуг в нечетких условиях. Для практического применения методологии разработано программное обеспечение с использованием алгоритмов нечеткой логики.

Ключевые слова: широкополосный доступ в интернет (ШПД); лояльность клиента к услуге ШПД; инциденты; требовательность клиента; надежные клиенты; уровень качества технического обслуживания; алгоритмы нечеткой логики.

PREDICTION OF THE CUSTOMER LOYALTY TO THE INTERNET WIDE BAND ACCESS SERVICE USING FUZZY LOGIC ALGORITHMS

Roman Ermakov, institute research Institute «Macштаб», St. Petersburg, Russia. Lead Engineer. PhD.

Annotation. A methodology for constructing logical and linguistic models in the task of predicting customer loyalty to a service (broadband Internet access) depending on the quality of the

services provided in fuzzy conditions is considered. For the practical application of the methodology software has been developed using fuzzy logic algorithms.

Keywords: broadband internet access (BBA); customer loyalty to the BBA service; incidents; customer demands; reliable customers; level of quality of technical service; fuzzy logic algorithms.

Введение

При предоставлении услуг на высококонкурентных рынках, таких как широкополосный доступ в интернет, компаниям важно, как выдерживать давление ценовой конкуренции, так и поддерживать должный уровень качества услуг для удержания абонентов. Исследования проблематики лояльности клиентов к услуге связи может оказать существенную помощь при разрешении широкого спектра экономических вопросов на предприятиях связи. Профессор университета г. Дуйсбурга (Германия) Т.Й. Герпотт произвел эмпирические исследования лояльности клиента в [1]. В [2] анализируются программы лояльности нового поколения для целевого воздействия на потребителя.

Большой практический интерес представляет прогнозирование оттока клиентов в телекоммуникационных компаниях. В диссертационной работе Пальмова С.В. [3] рассматривается анализ и прогнозирование оттока клиентов в телекоммуникационных компаниях на основе технологии *Data Mining* [4].

Исследование зависимости отказов абонента от услуги или полного ухода абонента от оператора из-за ухудшения качества предоставляемых услуг является актуальной задачей. Несмотря на серьезный интерес аналитиков и ученых к проблеме лояльности потребителей услуги ни в одном источнике не приводится готовых математических алгоритмов и программных решений, способных в общем виде (или может быть даже в частном) решить данную конкретную проблему для конкретной услуги в конкретном регионе. Возникает вопрос: как получить объективную оценку зависимости лояльности клиента к услуге связи от ухудшения качества обслуживания?

С учетом полученной информации и на основе статистической и экспертной информации требовалось построить математическую модель с применением статистического или нечеткологического подходов, которая принимала на вход различные позитивные или негативные факторы, в основном состоящие из *KPI*-показателей (ключевых показателей эффективности), а на выходе выдавала вероятность отказа клиента от услуги. В дальнейшем, полученную вероятность можно будет по-разному интерпретировать для решения различных частных задач. Такой подход можно считать наиболее универсальным.

Классификация причин неопределенности в решении исследовательских задач предметной области позволяет при выборе и построении конкретной математической модели (алгоритма) решения поставленной задачи учитывать природу (особенности) данной неопределенности и способствует достижению практических результатов исследований.

Большинство экономических задач (в отрасли связи) приходится решать в условиях неопределенности исходной информации. Исходную информацию по ее достоверности можно подразделить на детерминированную, вероятностную и нечеткую (размытую).

Детерминированная информация, как правило, является следствием применения четких законов к четким явлениям, что в инженерно-экономической практике встречается довольно редко. Поэтому получение детерминированной информации является скорее исключением, чем правилом.

Вероятностная и статистическая информация широко применяется в исследовательских работах, поскольку многие прогностические задачи решаются именно такими методами. В экономических исследованиях часто встречаются стохастические (вероятностные, случайные) зависимости, которые отличаются приблизительностью, неопределенностью. Они проявляются только в среднем по значительному количеству наблюдений. В работе [5] отмечается – в социально-экономических явлениях взаимосвязи значительно сложнее, они многофакторные и не носят функционального характера.

Виды неопределенности подробно рассматриваются и подтверждены работами [6-8].

В данной работе внимание уделяется нечеткой информации в виде нечетких множеств в смысле Заде [9-11]. При этом появляется необходимость конкретизации (раскрытия) понятия «нечеткости» (размытости) в технико-экономических явлениях, поскольку она является методологической сутью практически всей информации.

Понятие нечеткости во многом связано с субъективностью и приближенностью представлений о каком-либо показателе системы. В отличие от вероятностных, нечеткие величины характеризуются не законом распределения, основанном на объективной статистике, а функцией принадлежности [9, 10]. Она ранжирует степень принадлежности рассматриваемой переменной: от полной непринадлежности (0) до полной принадлежности (1) к физической природе явлений.

Обычно наименее «точной» (неоднозначной) является нечеткая информация, но она в большинстве случаев остается единственной, которая способна характеризовать многие экономические процессы в отрасли связи, в том числе и трудно формализуемые.

Процесс построения каждой интеллектуальной системы, как правило, включает несколько этапов, что подтверждается работами [12, 13].

На первом этапе происходит процесс осмысления задачи. Он включает: обзор литературы по данной тематике, существующих математических реализаций или программных решений (если они есть), а также оценку возможных показателей, влияющих на вероятность отказа клиента от услуги, на основании личного опыта, здравого смысла и интуиции.

Второй этап включает в себя процесс формирования факторного пространства, выбор структуры модели, определение области допустимых значений входных показателей, а также изучение функций распределения этих показателей и проведение корреляционного анализа входных показателей на предмет связанности.

На третьем этапе выбираются способы математической и архитектурной реализации модели. Проектируется структурная схема модели.

Следующий четвертый этап состоит из математической и программной реализации модели.

И последний этап заключается в проверке точности (адекватности) математического решения в соответствии со средней ошибкой аппроксимации и в оценке практической применимости этого решения на основании критерия Фишера.

Формирование входного факторного пространства

В результате первичного осмысления задачи при формировании факторных переменных был сформирован следующий список (в большей степени на основе *KPI*-показателей):

- тип клиента (физическое лицо ФЛ/юридическое лицо ЮЛ), ТК;
- привилегированность клиента, ПК;
- размер города (до 30 тыс., от 30 до 100 тыс., > 100 тыс.), ТГ;
- количество активных услуг у абонента услуги на начало исследуемого периода (первоначально срок исследуемого периода был установлен – полгода до момента расчета вероятности отказа клиента от услуги);
- количество активных услуг данного типа услуги у абонента услуги на начало исследуемого периода;
- количество активных услуг у абонента услуги на конец исследуемого периода;
- количество активных услуг данного типа услуги у абонента услуги на конец исследуемого периода;
- сколько дней услуга находится в использовании клиента, КДПУ;
- количество инцидентов (сколько было проблем с качеством услуги), КИ;
- суммарная длительность инцидентов (как долго решались проблемы), СДИ;
- количество сверхконтрольных инцидентов (сколько проблем решено не в срок), КСИ;
- суммарное сверхконтрольное время инцидентов, ССВИ;

- количество повторных инцидентов (сколько проблем случилось сразу после устранения предыдущей проблемы), КПИ;
- количество справок «когда уже почините» (сколько раз клиент обращался в ТП за информацией, когда уже устранят проблему)

После более детального проникновения в суть задачи, мы выявили условные группы факторов, будем называть их критериями, на основании которых структура модели приняла двухступенчатый вид (рис. 1). Приведем созданные критерии и относящиеся к ним показатели.

Критерий 1 УРОВЕНЬ ТРЕБОВАТЕЛЬНОСТИ КЛИЕНТА (УТК) включает показатели:

- тип клиента (ФЛ/ЮЛ), ТК (x_{11});
- привилегированность клиента, ПК (x_{12});
- размер города (до 30 тыс., от 30 до 100 тыс., > 100 тыс.), РГ (x_{13})

Критерий 2 УРОВЕНЬ НАДЕЖНОСТИ КЛИЕНТА (УНК) включает показатели:

- количество активных услуг у абонента услуги на момент регистрации инцидента, КАУАУ (x_{21});
- количество активных услуг данного типа услуги у абонента услуги на момент регистрации инцидента, КАУДТУАУ (x_{22});
- сколько дней услуга находится в использовании клиента, КДПУ (x_{23})

Критерий 3 КОЛИЧЕСТВО ИНЦИДЕНТОВ (КИ, сколько было проблем с качеством услуги).

Критерий 4 СУММАРНАЯ ДЛИТЕЛЬНОСТЬ ИНЦИДЕНТОВ (СДИ, как долго решались проблемы).

Критерий 5 СТЕПЕНЬ УХУДШЕНИЯ КАЧЕСТВА ОБСЛУЖИВАНИЯ (СУКО) включает показатели:

- количество сверхконтрольных инцидентов (КСИ, сколько проблем решено не в срок, x_1);
- суммарное сверхконтрольное время инцидентов (ССВИ, x_2);
- количество повторных инцидентов (КПИ, сколько проблем случилось сразу после устранения предыдущей проблемы, x_3);
- количество справок «когда уже почините» (КС, сколько раз клиент обращался в ТП за информацией, когда уже устранят проблему, x_4)

Выходным результативным показателем является вероятность отказа клиента от ШПД-услуги.

Структурная схема алгоритма

Структурная схема алгоритма построения логико-лингвистических моделей принимает двухступенчатый вид (рис. 1).

В данной статье для построения алгоритма прогнозирования лояльности клиента оператора связи, в зависимости от качества предоставления услуги ШПД, применяется математический аппарат с использованием теории нечетких множеств. Речь идет о методе, который позволяет во многих случаях осуществлять нечеткую классификацию. Этот метод появился благодаря трудам российских ученых Спесивцева А.В. и Дроздова А.В [13, 14].

В основе метода лежит идея: если человек принимает решение, то модель принятия решения уже существует в его сознании. Остается только по разработанному алгоритму произвести опрос эксперта для формализации этой модели в виде аналитического выражения.

Концептуальные основы построения логико-лингвистической модели на экспертных знаниях подразумевают использование опыта и интуиции высококвалифицированных специалистов в данной отрасли знаний. При этом на основе приведенных в литературе сведений алгоритм построения логико-лингвистических моделей представляется в виде рис. 2.

Традиционные способы решения задач оценок состояния технологического процесса или управления рисками предъявляют к используемой информации требования непереносимости приближения к реальности, четкости, однозначности, точности, полноты, непротиворечивости и др., но многие из этих требований выполнить практически невозможно. Если информация имеет неопределенный характер, то в полной мере нельзя воспользоваться моделями этой системы, опираясь на теорию подобия. Однако решения высококвалифицированными специалистами принимаются даже в такой ситуации, следовательно, необходимо разрабатывать и использовать модели рассуждений экспертов (лиц, принимающих решение) на естественном языке и стремиться к уменьшению неопределенности информации путем применения новых, в современной терминологии, интеллектуализированных методов.

Применение данного метода позволяет строить математические модели в многомерных пространствах нечетких лингвистических переменных только на основе экспертных знаний при этом вся статистическая информация является независимой и может применяться для определения адекватности модели изучаемому явлению.

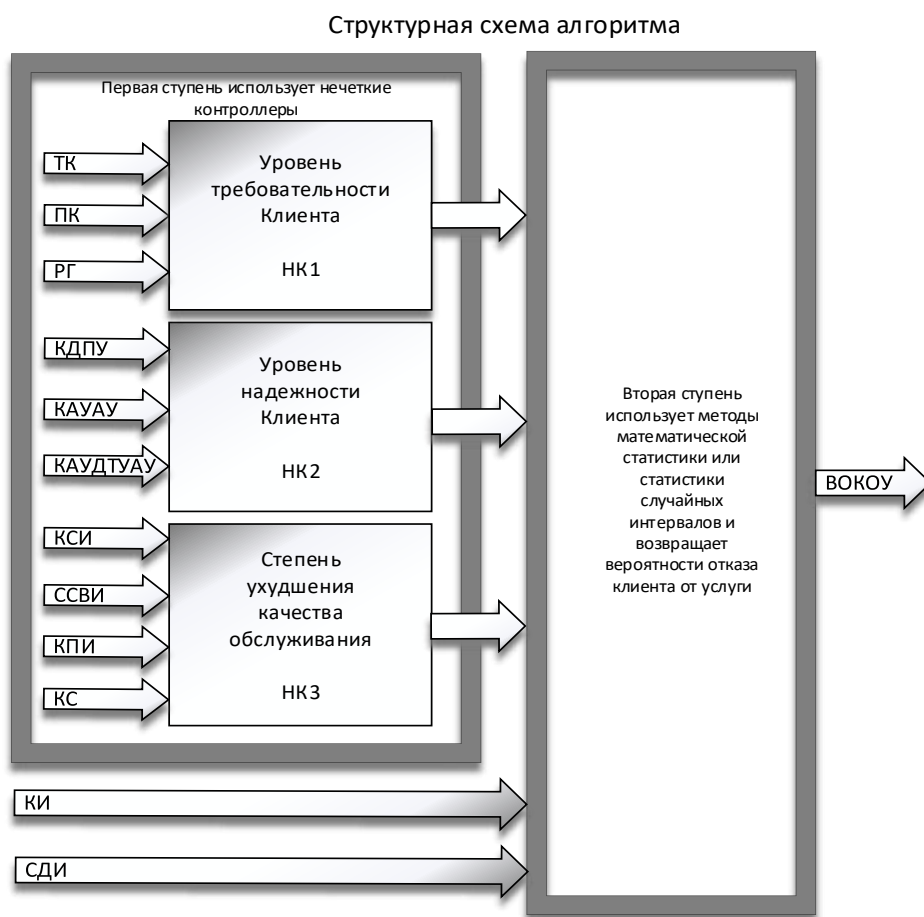


Рисунок 1

Метод является перспективным с точки зрения простоты его реализации, поскольку он не требует знаний соответствующих разделов математики и все рассуждения ведутся на

профессиональном языке эксперта. При этом, в результате получается аналитическое выражение в виде нелинейной полиномиальной модели, описывающей изучаемые явления. Применение такого метода является целесообразным для решения многих технико-экономических задач на предприятиях (в отрасли связи), поскольку они являются по своей сути слабо определенными или нечеткими в смысле Заде [9].

Элементы теории нечетких множеств

Используемый для анализа математический аппарат обычных множеств оказывается недостаточно эффективным при решении задач предметной области. Кроме того, в потоке анализируемых сообщений большое место занимает качественная (синтаксическая, семантическая, нормативно-техническая, юридическая и др.) и субъективная (присущая «человеческому фактору» в принятии решений) информация, которая не может быть адекватно формализована известными математическими подходами. Для преодоления описанных трудностей в ряде исследований [9-11, 13, 15-24] показывается, что проблема может быть решена путем отказа от традиционных математических моделей через применение размытости и методов теории нечетких множеств (ТНМ).

На рис. 2 показан алгоритм построения обобщенного параметра в виде математической модели.

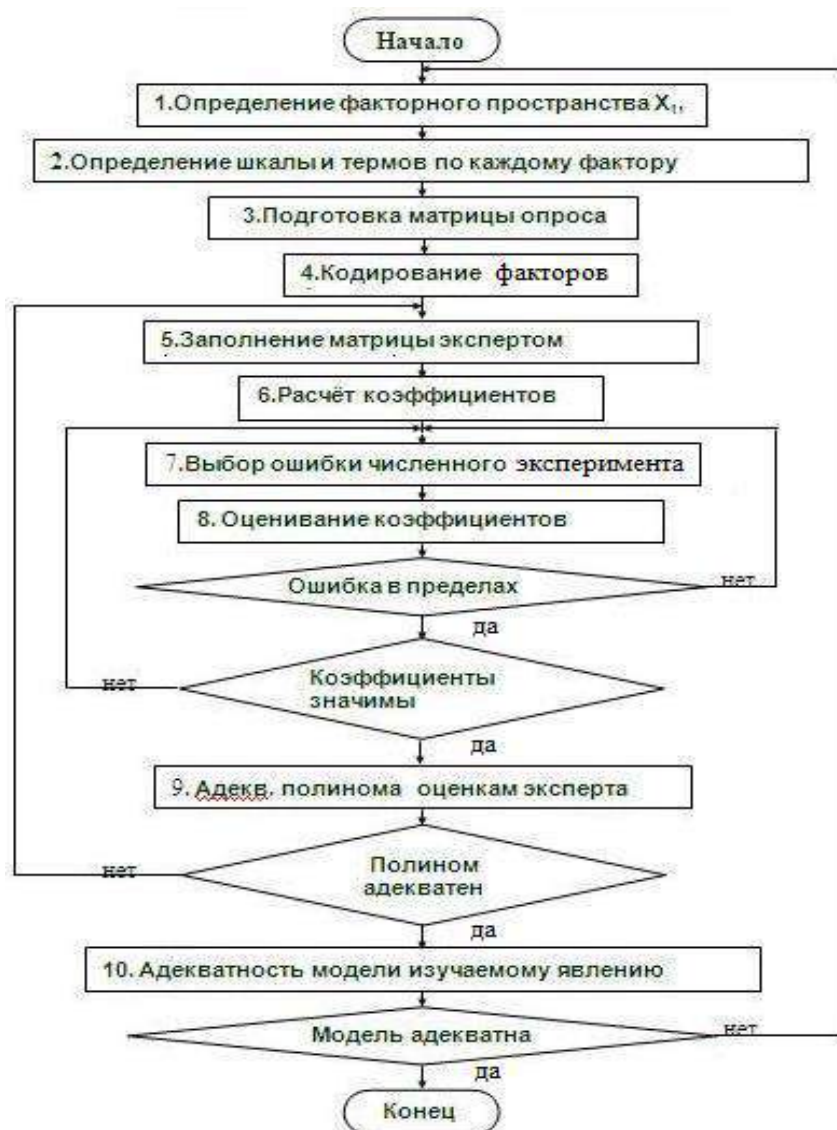


Рисунок 2

Применение ТНМ характеризуется отказом от дискретности одного числа из получаемых данных: в ТНМ используется не одно, а целое множество числовых значений при наличии строгости математического аппарата, позволяющего интерпретировать и качественную информацию количественными соотношениями. Лингвистический подход ТНМ позволяет создавать интеллектуальные системы для оказания помощи и повышения объективности в принятии решений по прикладным задачам предметной области.

Согласно ТНМ каждому элементу x -множества ставится в соответствие его степень принадлежности классу X , выражаемая числом $\mu_A(X)$ из интервала $[0,1]$. Такое математическое описание позволяет гибко формализовать и исследовать многие количественные и качественные объекты, понятия, события, представляя их с помощью нечеткого множества (НМ):

$$\forall x \in X \quad A = \{(x, \mu_A(x))\}, \quad (1)$$

где: $(x, \mu_A(x))$ пара компонентов (синглтон), составленная из элемента x и его функции принадлежности $\mu_A(x)$ степени принадлежности x к множеству X .

Универсум X ($x \in X$) нечеткого множества A является областью определения $\mu_A(x)$
 $\mu_A: X \rightarrow [0,1], A \subseteq X. \quad (2)$

В нашем случае состояние процесса может быть выражено в виде вектора X с учетом нечеткости значений вектора $x_i, i = [1, n]$, каждую ситуацию в массиве возможно интерпретировать нечетким синглтоном. Класс состояний, характеризующихся общим свойством, рассматривается как объединение множества синглтонов или как НМ

$$\forall x \in X \quad A = \int_x \mu(x) / x \quad (3)$$

В общем случае огибающая, описывающая это объединение, является нелинейной функцией принадлежности. При известной аналитической определенности условий $x \in X$ функция принадлежности имеет строгое математическое описание. В других случаях представление функции принадлежности в большей степени зависит от субъективных предпочтений экспертов.

Для решения задач, в которых либо затруднено точное описание, либо имеется достаточная устойчивость к небольшим изменениям параметров функции принадлежности, можно использовать линейную интерполяцию. Если огибающая состоит из отрезков прямых, то НМ представляется нечетким числом (НЧ). НЧ является частным случаем НМ (1), (3) с функцией принадлежности (2). Использование данных, выраженных с помощью НЧ, может дать больше информации, чем «точная» детерминированная или интервальная оценка. НЧ показывает одновременно «пессимистическое» и «оптимистическое» [25] представление о диапазоне изменения рассматриваемой величины, а ядро НЧ содержит наиболее близкое к детерминированному значение. При этом вводится понятие унимодального НЧ LR -типа. Унимодальное НЧ – типа представляют в виде тройки параметров:

$$A = (a, \alpha, \beta), \quad (4)$$

где: a – среднее значение (мода) НЧ;

α и β – соответственно левый и правый коэффициенты нечеткости (рис. 3).

Для унимодального НЧ LR -типа функция принадлежности переменной x универсуму X имеет вид [17, 20]:

$$\mu_A(x) = L\{1-(a-x)/\alpha\} \quad x \leq a, \quad \alpha > 0 \\ \mu_A(x) = R\{1-(x-a)/\beta\}, \quad x > a, \quad \beta > 0, \quad (5)$$

где: L и R - ($L<eft>$ -левая и $R<ight>$ правая) единичные функции соответственно возрастающей и убывающей частей НЧ.

Представление унимодального нечеткого числа LR -типа на рис. 3.

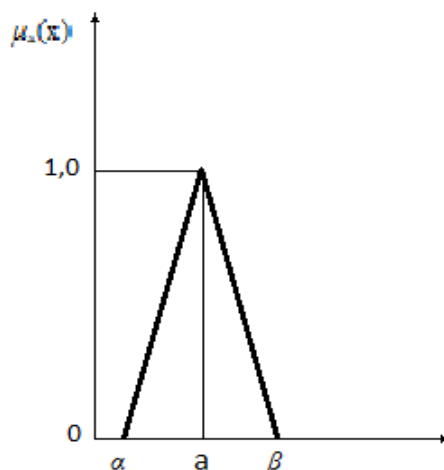


Рисунок 3

Теория нечетких множеств (ТНМ) является математическим аппаратом с использованием языка, близкого к естественным человеческим понятиям и представлениям. Лотфи Заде [9, 10] ввел понятие лингвистической переменной, позволяющей адекватно отобразить приблизительное словесное описание предметов и явлений, когда детерминированное описание отсутствует или невозможно в принципе сделать соответствующий вывод.

ТНМ и нечеткая логика составляют основу лингвистического подхода, при котором переменные, описывающие модель предметной области, могут принимать лингвистические значения. Лингвистическая переменная характеризуется набором из компонентов [9, 16]:

$$\langle x, T, D \rangle, \tag{6}$$

где: x – имя лингвистической переменной; T – ее терм-множество или множество ее значений; D – область определения значений. Лингвистические переменные разделяются на качественные, полуколичественные и количественные. Например, применительно к задаче прогнозирования лояльности клиента к ШПД-услуге лингвистическую переменную степень заявленной критичности по качеству обслуживания случившегося инцидента (субъективная оценка клиента) можно представить в виде (6): x – степень заявленной критичности по качеству обслуживания случившегося инцидента; T – низкая степень критичности (не оказывает существенного влияния на качество обслуживания, связанное с услугой), средняя степень критичности (ухудшает качество обслуживания, связанное с услугой), высокая степень критичности (приводит к сильному ухудшению качества обслуживания, когда, как правило, услуга вообще не работает); D – шкала значений в интервале $[0, 1]$. Переменная качественная, но ее представилось возможным выразить в виде лингвистической переменной. Представление лингвистической переменной «степень заявленной критичности» (рис. 4).



Рисунок 4

Здесь терм «Средняя степень критичности» представлен в виде унимодального нечеткого числа (1,4), где α и β одинаковы, в то время как терм «Высокая степень критичности» – в виде прямоугольного треугольника (на положительной части интервала шкалы, 0, β), т.к. за термом «Высокая степень критичности» других значений качественной ЛП не существует. Следует отметить, что подобное представление ЛП обеспечивает ее непрерывность по всей области определения значений D (6).

Применение ЛП для принятия решения в нечеткой среде проиллюстрируем следующим примером.

Пусть существуют знания эксперта по выявлению очень требовательных клиентов среди юридических лиц и методов взаимодействия с ними, имеющих привилегированность, то есть отношение к классу *VIP*-клиентов. При прочих равных условиях значительное в количественном смысле активных услуг ШПД (более десяти) указывает на то, что потребитель действительно относится к *VIP*-клиентам и требует более внимательного отношения. Эти знания можно представить в виде нечеткого продукционного правила:

Если потребитель (юридическое лицо, имеющее привилегированный статус) имеет *значительное* количество активных услуг ШПД,

То такой клиент является *очень требовательным*. (7)

или в виде такого правила:

Если потребитель (юридическое лицо, имеющее привилегированный статус) имеет *значительное* количество активных услуг ШПД,

То очередность обслуживания такого клиента имеет *очень высокий* приоритет.

Последнее правило можно сформулировать и так:

Если потребитель (юридическое лицо, имеющее привилегированный статус) имеет *значительное* количество активных услуг ШПД,

То к данному клиенту требуется *наиболее лояльное* отношение.

Все, что стоит в правиле после «**Если**», называют предпосылкой, продукцией, условием, ацентом, а после «**То**» – заключением, операцией.

Как правило, эксперт не может однозначно ответить, какой способ взаимоотношений с *VIP*-клиентом подразумевается под термином «наиболее лояльное отношение». Вместе с тем, в процессе работы с ним всегда можно выяснить его субъективную точку зрения на изучаемое явление с помощью нечеткого множества. Субъективизм представляется степенью принадлежности (число до разделяющей черты /, а число за чертой / определяет само значение переменной). Например, принадлежность клиента к классу *VIP* к определению «высокая» будет иметь вид:

$$\langle \text{«высокая»} \rangle = 0/1 + 0,1/3 + 0,2/5 + 0,8/10 + 1/20. \quad (8)$$

Аналогично можно с помощью функции принадлежности установить мнение эксперта о способе выбора приоритета обслуживания клиента в данном конкретном случае:

$$Y = 1,0/\langle \text{«первоочередной»} \rangle + 0,3/\langle \text{«повышенный»} \rangle + 0,1/\langle \text{«прочие»} \rangle, \quad (9)$$

где: после черты / показано разбиение всей шкалы возможных приоритетов на термы.

Предположим, что при наблюдении эксперт пришел к мнению:

Уровень активных услуг ШПД в количественном отношении имеет статус – «повышенный». При этом с помощью нечеткого множества наблюдение описывается следующим образом:

$$\langle \text{«повышенный»} \rangle = 0,1/1 + 0,8/2 + 1,0/3 + 0,5/4 + 0,1/20$$

Проведем операции нечеткого вида по данным наблюдений. Итак, известно

продукционное правило:

Если потребитель (юридическое лицо, имеющее привилегированный статус) имеет *очень значительное* количество активных услуг ШПД,

То очередность обслуживания такого клиента имеет *очень высокий* приоритет. (10)

Теперь предположим, что имеется наблюдаемое значение, которое описывается термом «повышенный». Необходимо сделать вывод о соответствующем этому терму приоритете обслуживания клиента.

В четких множествах математический аппарат не позволяет сделать вывод в принципе. Однако эксперт из своего опыта вполне способен принять корректное решение:

ЕСЛИ «очень значительное», **ТО** «очень высокий приоритет»,

а **ЕСЛИ** «повышенное», **ТО** – ? (11)

Вывод эксперта: «очень высокий приоритет»

Полученный нечеткий вывод является применением максимальной композиции в качестве композиционного правила нечеткого вывода и операции взятия минимума в качестве нечеткой импликации:

$$\begin{aligned}\mu_{B \odot} &= \forall (\mu_{A \odot}(X) \wedge \mu_R(x, y)) = \forall (\mu_{A \odot}(X) \wedge (\mu_A(X) \wedge \mu_B(y))) = (\forall (\mu_{A \odot}(X) \wedge \mu_A(X))) \wedge \mu_B(y) \\ &= \forall \mu_{A \odot \cap A}(X) \wedge \mu_B(y) = \alpha \wedge \mu_X(y) = \mu_{\alpha \gamma \cap B}(y);\end{aligned}$$

Здесь $R = A \rightarrow B$ – нечеткое причинное отношение предпосылки и заключения, отражающее знания эксперта, « \rightarrow » – нечеткая импликация, реализующая R .

Методика построения моделей в нечеткой среде

В данном разделе описывается методика, основанная на механизмах теории нечетких множеств, которая разработана российскими учеными Дроздовым А.В. и Спесивцевым А. В., и представлена в работах [13, 14]. Именно данная методика была использована на первой ступени алгоритма в процессе работы с нечеткой информацией.

Обеспечение надежности и достоверности получаемых результатов или выводов по экспериментальным данным в четкой информационной среде достигается применением теории планирования экспериментов [24, 25]. Однако в нечеткой информационной среде, каковой являются результаты экспертной оценки, применение теории планирования эксперимента нуждается в дополнительном обосновании, особенно в части адекватности получаемых уравнений экспериментальным данным.

Для обоснования применимости теории планирования эксперимента на лингвистические переменные (ЛП) были приняты исходные предложения [13]:

- поведение исследуемой системы описывается экспертом на естественном (или близком к нему) языке, что делает ЛП наиболее адекватным средством представления его знаний, а переход от словесных оценок к числовым не вызывает затруднений по любой из шкал;
- в основу мировосприятия человека заложена оппозиционная шкала. В оппозиционной шкале маркированы лишь концы шкалы, а середина соответствует нейтральному значению между концами шкалы. Маркировка промежуточных значений достигается дальнейшим делением шкалы и таким образом эксперт ранжирует свои понятийные оценки;
- оппозиционная шкала из k значений ЛП является шкалой $k-1$ равно кажущихся интервалов, и ее деления отстоят друг от друга на психологическом континууме на

равных интервалах и, следовательно, ошибки классификации значений ЛП равны друг другу;

- в силу доминирования у эксперта аналитического мышления, заключающегося в представлении входных переменных как независимых (эксперту бывает трудно определить степень их коррелируемости), применение методов теории планирования эксперимента наиболее естественным образом отвечает понятийной модели описываемого процесса, существующей в его сознании.

При работе с экспертом опрос планируют, т.е. задают эксперту значения входных ЛП. Тогда на основании [13, 14] к опросу эксперта можно подходить с точки зрения теории планирования эксперимента, аппроксимируя результаты аналитической функцией вида:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + \sum_{j,u=1}^n \beta_{ju} X_j X_u, \quad \text{где } j \neq u. \quad (12)$$

Рассмотрим порядок составления продукции, т.е. запланированных вопросов эксперту (то, что стоит в ЛП после ЕСЛИ). Набор значений a^u ($u = 1, 2, \dots, p$) назовем планом опроса, а матрицу

$$\bar{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1p} & \cdots & a_{np} \end{pmatrix}$$

назовем матрицей опроса. Тогда кодированной расчетной матрицей C плана опроса (в дальнейшем просто матрицей C) будем называть матрицу, элементы которой удовлетворяют следующим условиям:

$$C_{ij} = (C_{ij}^* - C_0) / S_j, \quad j=1, 2, \dots, n, \quad i=1, 2, \dots, p, \quad (13)$$

где:

$$C_0 = (C_{ij}^* + C_{nj}^*) / 2 \quad (14)$$

при условии, что $C_{1j} < C_{2j} < \dots < C_{nj}$.

Кодирование лингвистических переменных необходимо для представления всех переменных в едином стандартизированном масштабе в интервале $[-1, +1]$. Это обуславливает возможность сравнения коэффициентов полинома (12) между собой, а также выделения значений коэффициентов на фоне ошибки их определения. Коэффициенты полинома, находящиеся в пределах ошибки, в дальнейшем считают равными нулю и из рассмотрения исключают.

Порогом чувствительности экспертной оценки [14] справа назовем значение входной ЛП X_r , после которого $\forall X_i$ выполняется условие:

$$Y_{\varepsilon} = f(X_r) = f(X_i); \quad r < i \leq n, \quad \text{где: } X_n = X_{max}, \quad (15)$$

Порогом чувствительности экспертной оценки слева назовем значение входной ЛП x_l , после которого $\forall X_i$, выполняется условие:

$$Y_{\varepsilon} = f(X_l) = f(X_i); \quad 1 < i \leq l, \quad \text{где } X_n = X_{min}, \quad (16)$$

Y_{ε} – минимальное или максимальное значение выходной ЛП Y .

При выполнении условия (15) правый конец шкалы с точки зрения выходной ЛП Y будет представляться множеством:

$$X_{max} = [X_r, X_{r+1}, \dots, X_n].$$

Действительно, пусть X_{ε} – порог чувствительности справа, такой что $F(X_r) = Y_{max}$. Тогда с точки зрения выходной ЛП Y конец шкалы будет иметь значение:

$$X_{max} = \max [X_r, X_{r+1}, \dots, X_n]. = [X_r, X_{r+1}, \dots, X_n] \quad (17)$$

Для левого конца шкалы рассуждения аналогичны.

$$S = (X_r - X_l)/2, \quad (18)$$

где: X_l и X_r – соответственно левый и правый порог чувствительности.

Но по (14) интервал варьирования и определяется как:

$$S = (X_{max} - X_{min})/2, \quad (19)$$

и согласно топологии выражение (19) является метрикой [17]. Таким образом, в соответствии с (13) все значения каждой ЛП переводятся в интервал $[-1, +1]$.

Следует отметить, что применение теории планирования эксперимента позволяет построить ортогональный план [25] цепочек причинно-следственных связей типа «ЕСЛИ ..., ТО ...», обладающий свойством ротатабельности. При этом ортогональность обуславливает независимость значений по каждой ЛП, облегчая тем самым работу эксперта. Ротатабельность композиционного плана дает равномерное «размазывание» информации по сфере [25], что хорошо коррелирует с интуитивными понятиями эксперта [15].

Поскольку матрица C ортогональна и ее ранг равен числу неизвестных коэффициентов выражения (12), то оценки этих коэффициентов некоррелированы, определяются с минимальной ошибкой и являются несмещенными [13].

Сказанное выше позволяет обосновать применение теории планирования экспериментов к ЛП. При этом синтез теории нечетких множеств в виде ЛП и теории планирования экспериментов делает возможным формализовать модель знаний эксперта в виде аналитической функции (полинома).

Алгоритм построения обобщенного параметра в виде прогностической модели на рис. 2. В качестве пояснения к алгоритму построения прогностической модели отметим, что:

1. Определение факторного пространства включает в себя:

- определение максимально большего числа влияющих факторов;
- выделение существенно влияющих факторов;
- выбор линейно-независимых и управляемых факторов;
- определение границ оппозиционной шкалы включает в себя: определение количественной или качественной оценки нижней и верхней границ выбранного фактора – ЛП;
- определение количества делений (терм-множеств);
- разбиения шкалы и их названий;
- определение степени «размытости» – нечеткости понятия (определение α и β , значения термина a).

2. Подготовка матрицы опроса эксперта (продукции) выполняется согласно методам теории планирования экспериментов с учетом дробности полного факторного эксперимента (при этом количество обращений к эксперту = $2n$, где n – число факторов или 2^{n-p} , где p – степень дробности полного факторного эксперимента).

3. Кодирование факторов-ЛП заключается в преобразовании шкалы названий термов в метрику на интервале $[-1, +1]$.

4. Расчет коэффициентов полинома заключается в переводе зависимых ЛП (Y) в четкую шкалу и выполнении традиционных действий с матрицей опроса, принятых в теории планирования эксперимента.

5. Оценка ошибки численного эксперимента первоначально заключается либо в сравнении значения свободного члена полинома b_0 с оценкой мнения эксперта в центре планирования факторного пространства изучаемого явления, либо сравнением расчетных и

фактических значений Y по экспериментальным данным.

6. Оценка значимости коэффициентов полинома заключается в выделении коэффициентов полинома, значение которых выше ошибки их определения (по t – критерию Стьюдента).

7. Оценка адекватности полинома со значимыми коэффициентами экспертной оценке изучаемого явления заключается в сопоставлении между собой расчетных значений по полиному и экспертных оценок изучаемого явления (а также по алгоритму «необходимость – возможность» – *NEC-POS*).

8. Оценка адекватности полученной модели изучаемому явлению заключается в сопоставлении:

- расчетных значений по полиному и фактических (экспериментальных, по литературным источникам и т.д.) значений традиционными статистическими методами (по F – критерию Фишера в виде: $F = S^2_y/S^2_{ocm}$);
- по критерию Фишера в виде $F_{расч.} = S^2_{ocm}/S^2_{ош}$, где $S^2_{ош}$ – квадрат ошибки измерения Y , принятой в данной области явления.

Ниже дается применение данной методики и алгоритм построения модели прогнозирования лояльности клиента к ШПД-услуге в зависимости от качества обслуживания.

Моделирование оценки (степени) ухудшения качества обслуживания клиента, связанного с потреблением ШПД-услуги

Существует большое количество экономических процессов, для которых построение адекватных математических моделей затруднено или невозможно. Это обусловлено сложностью самих процессов и вызванной этой сложностью слабостью теоретических разработок по определению природы связей в исследуемой системе. Несмотря на это, процессы функционируют и успешно управляются операторами, осуществляющими выбор управляющих воздействий на основании неформализованной модели процесса, существующей в их сознании.

Таким образом, при исследовании указанных процессов возникает необходимость учета качественной информации, которая зачастую является определяющей, хотя и не поддается точному описанию, т.е. является нечеткой по своей сути основании [13, 14]. В то же время, количественная информация такой нагрузки не несет.

В связи с этим возникает задача построения управляющей модели на основе нечеткой информации, включая знания специалистов о моделируемом процессе, с использованием лингвистических переменных (ЛП).

Ниже на конкретном примере иллюстрируется разработанный автором метод формализации знаний операторов службы ТП для построения модели оценки (степени) ухудшения качества обслуживания клиента, связанного с потреблением ШПД-услуги.

Постановка задачи

В качестве объекта исследования для построения модели на нечетких множествах с использованием идей теории планирования эксперимента был выбран процесс получения оценки (степени) ухудшения качества обслуживания клиента, связанного с потреблением ШПД-услуги.

Такой выбор был обусловлен тем, что адекватно получить оценку ухудшения качества вероятностными или дифференциальными уравнениями в настоящее время не представляется возможным в силу отсутствия статистических данных.

Исходя из вышесказанного, единственным и приемлемым в данное время способом построения модели является использование знаний и опыта специалистов службы ТП по описанной выше методике.

Выбор факторного пространства и построение модели

Рассмотрим подробнее подход к выбору факторного пространства согласно

представленной выше методике.

В работе [24] показано, что эксперту удобнее всего представлять свои знания в виде цепочки причинно-следственных связей типа «Если ..., то ...».

Например, Количество сверхконтрольных инцидентов станет ЛП, если она ассоциируется терм-множеством значений: высокое, среднее, низкое.

Для логико-лингвистического описания поведения объекта исследования принято считать причины входными параметрами, а следствия – выходными.

В работе [13] показано, что в основу мировосприятия человека заложена оппозиционная шкала. В оппозиционной шкале маркированы лишь концы шкалы, а середина соответствует нейтральному значению между концами шкалы. Маркировка промежуточных понятий достигается дальнейшим делением шкалы, и таким образом эксперт ранжирует свои понятийные оценки. Следовательно, концы оппозиционной шкалы задают двухуровневый план множества пар ситуация-действие, каждая из которых является правилом продукционного типа вида «Если..., то ...» на доступном эксперту языке и отражает его интуитивные представления о ходе самого процесса.

Процесс оценки потребителем услуги ШПД ухудшения качества обслуживания (УКО) относится к многофакторным и трудно формализуемым. Построение адекватной модели процесса во многом зависит от выбора методологии, метода и факторного пространства. Проиллюстрируем этот тезис конкретными примерами.

Лингвистическая шкала по каждой из входных переменных была разбита на три значения, а выходная переменная была разбита на семь значений. Соответствие смысловых и числовых значений по используемым ЛП приведено в табл. 1.

В таблице согласно принятой методике числовые значения представлены в виде унимодальных нечетких чисел ($L-R$) – типа:

$$\mu_A(x) = L((a-x)/\alpha), \quad \forall x \leq a, \quad \alpha > 0,$$

$$\mu_A(x) = R((x-a)/\beta), \quad \forall x \leq a, \quad \beta > 0,$$

где: a – представительное значение или мода нечеткого числа, или его среднее, α, β – соответственно левый и правый коэффициенты нечеткости. Таким образом, унимодальное нечеткое число можно представить в виде тройки параметров $A = (a, \alpha, \beta)$.

Реализация плана опроса с представлением результатов в таком виде позволяет задавать множество ситуаций с одновременным варьированием всех переменных, используя минимальное и максимальное значения ЛП, являющиеся концами оппозиционной шкалы для двухуровневого планирования.

План опроса представлял собой реплику типа 2^4 с определяющим контрастом $I = x_1x_2x_3x_4$. В табл. 4 была реализована матрица полного факторного эксперимента.

Интервалы варьирования, полученные на основании методов точной интерпретации нечетких множеств, приведены в табл. 3.

Ситуации задавались в следующей форме:

«Если $x_1=0$ и $x_2=3$ и $x_3=2$ и $x_4=0$, то $Y_1=?$ »

На рис. 5 показано представление входных (X_i) и выходных (Y_i) переменных процесса оценки УКО.

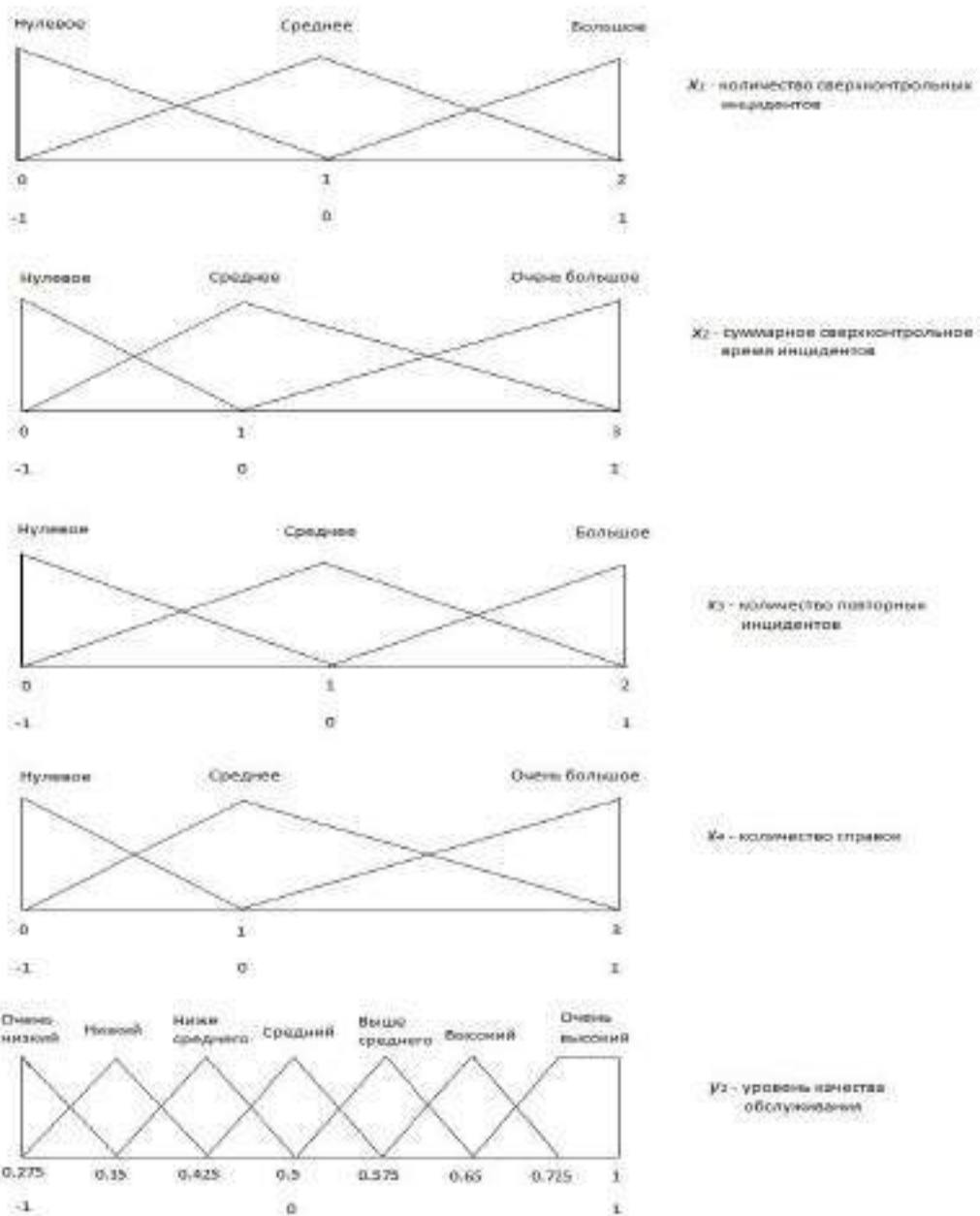


Рисунок 5

Таблица 1. Соответствие значений входных ЛП

X ₁		X ₂	
Смысл	Значение	Смысл	Значение
Нулевое	(0, 0, 1)	Нулевое	(0, 0, 1)
Среднее	(1, 1, 1)	Среднее	(1, 1, 2)
Большое	(2, 1, 0)	Очень большое	(3, 2, 0)
X ₃		X ₄	
Смысл	Значение	Смысл	Значение
Нулевое	(0, 0, 1)	Нулевое	(0, 0, 1)
Среднее	(1, 1, 1)	Среднее	(1, 1, 2)
Большое	(2, 1, 0)	Очень большое	(3, 2, 0)

Таблица 2. Соответствие значений входной ЛП

Y ₁	
Смысл	Значение
Очень низкий	(0.275, 0, 0.075)
Низкий	(0.35, 0.075, 0.075)
Ниже среднего	(0.425, 0.075, 0.075)
Средний	(0.5, 0.075, 0.075)
Выше среднего	(0.575, 0.075, 0.075)
Высокий	(0.65, 0.075, 0.075)
Очень высокий	(0.725, 0.075, 0.275)

Таблица 3. Таблица условий опроса

Величина	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
Основной уровень	1	1	1	1
Интервал варьирования	1	1-2	1	1
Нижний уровень	0	0	0	1
Верхний уровень	2	3	2	3
Кодированное обозначение	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄

Таблица 4 Матрица планирования

	Кол-во сверхконт рольных инцидент ов	Суммарно е сверхконт рольное время инцидент ов	Кол-во повторны х инцидент ов	Кол-во справок	Уровень качества обслуживания клиента
№	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y
1	-1	-1	-1	-1	очень низкий
2	1	-1	-1	-1	низкий
3	-1	1	-1	-1	низкий
4	1	1	-1	-1	средний
5	-1	-1	1	-1	очень низкий
6	1	-1	1	-1	низкий
7	-1	1	1	-1	низкий
8	1	1	1	-1	высокий
9	-1	-1	-1	1	очень низкий
10	1	-1	-1	1	низкий
11	-1	1	-1	1	низкий
12	1	1	-1	1	выше среднего
13	-1	-1	1	1	низкий
14	1	-1	1	1	ниже среднего
15	-1	1	1	1	ниже среднего
16	1	1	1	1	очень высокий

Полиномиальная модель процесса оценки УКО. Математической обработкой результатов опроса по матрице (табл. 4) таблице планирования получена следующая зависимость:

$$Y_I = 0,3781 + 0,094x_1 + 0,094x_2 + 0,056x_3 + 0,019x_4 + 0,047x_1x_2, \quad (25)$$

Здесь приведены только наиболее значимые коэффициенты полинома. Оценка коэффициентов полинома при уровне значимости 0,05.

Проверка надежности уравнения

Для того чтобы убедиться в надежности полученного уравнения и правомерности его использования для практической цели, необходимо дать статистическую оценку надежности показателей связи. Для этого используют критерий Фишера (F – отношение).

Критерий Фишера рассчитывается следующим образом:

$$\sigma^2_{воспр} = \frac{\sum(Y_{xi} - Y_x)^2}{m-1}; \quad (26)$$

$$\sigma^2_{ост} = \frac{\sum(Y_i - Y_{xi})^2}{n-m}; \quad (27)$$

$$F = \frac{\sigma^2_{воспр}}{\sigma^2_{ост}}; \quad (28)$$

где: Y_{xi} – индивидуальное значение результативного показателя; Y_x – среднее значение результативного показателя; Y_i – фактическое индивидуальное значение результативного показателя; m – количество параметров в уравнении, учитывая и свободный член; n – количество наблюдений (объем выборки).

Фактическая величина F – отношения сопоставляется с табличной и делается заключение о надежности связи. В нашем примере F – отношение равно 121,85. F – теоретическое рассчитано по таблице значений F . При уровне вероятности $P = 0,05$ и количество степеней свободы:

$$(m-1)/(n-m) = 5/11; \quad (29)$$

оно будет составлять 3,2. Так как $F_{факт} > F_{табл.}$, то гипотеза об отсутствии связи между результативным показателем и исследуемыми факторами отклоняется.

Таким же образом были получены уравнения и для уровня требовательности клиента и для уровня надежности клиента. Эти уравнения имеют следующий вид:

$$Y = 0,5469 + 0,075x_{11} + 0,406x_{12} + 0,1406x_{13} - 0,0281x_{12}x_{13} - 0,0281x_{11}x_{12}x_{13}; \quad (30)$$

$F_{факт} = 23,05$; $F_{табл} = 3,48$, для уровня требовательности клиента и

$$Y = 0,4625 + 0,075x_{21} + 0,1125x_{22} + 0,1125x_{23} - 0,0563x_{21}x_{22}x_{23}; \quad (31)$$

$F_{факт} = 44$; $F_{табл} = 5,19$ для уровня надежности клиента.

Заключение

Большинство экономических задач, связанных с прогнозированием, приходится решать в условиях неопределенности или неполноты исходной информации, часто имеющей к тому же низкую степень достоверности в количественном ее выражении.

Показано, что в условиях неопределенности наиболее приемлемой для представления и интерпретации промежуточных результатов прогнозирования лояльности клиента к услуге ШПД в зависимости от качества обслуживания является теория нечетких множеств (ТНМ), особенно раздел лингвистических переменных. ЛП могут быть качественными, полуколичественными и количественными. Способ кодирования ЛП позволяет применить метод наименьших квадратов для обработки экспертных оценок и формализации их в виде аналитической функции – полинома. Методика построения моделей изучаемых явлений в нечеткой среде является синтезом теорий планирования экспериментов и нечетких множеств, в частности ЛП.

Построены аналитические функции в четырехмерном факторном пространстве для определения степени ухудшения качества обслуживания клиента и в трехмерном факторном пространстве для выявления уровней надежности и требовательности клиента.

Применение предложенного метода в практике исследований лояльности клиента в зависимости от качества обслуживания целесообразно с позиций снижения трудоемкости и экономических затрат, особенно при построении эффективных управляющих моделей трудно формализуемых процессов. Построенные многофакторные полиномиальные модели более предпочтительны к применению, чем детерминированные или статистические, основанные на кусочно-линейных интерполяционных зависимостях.

Для юридических лиц, пользующихся услугой в тех же условиях что и физические лица, УТК будет несколько выше, чем для ФЗ.

Таким образом, предложена новая методика построения модели прогнозирования лояльности клиента к услуге ШПД в зависимости от качества предоставляемых услуг. Она является гибридом нечетко логического подхода, основанного на теории нечетких множеств и метода планирования эксперимента. Это позволило построить математические модели, учитывающие одновременно знания экспертов и накопленную статистику, а также структурно

разбить модель на соответствующие логические части (ступени). Владение информацией о лояльности клиентов к той или иной услуге в зависимости от качества обслуживания приведет к повышению качества технического обслуживания и более обоснованному принятию управленческих решений.

Литература

1. Gerpott T. J. Kundenbindung: Konzepteinordnung und Bestandaufnahme der neueren empirischen Forschung. In: Die Unternehmung, 2000, 54. Jg., pp. 23-42.
2. Фокин М. 2017. Секреты программ лояльности нового поколения. – URL: <https://ngmsys.com/blog/secret-loyalty-programs>.
3. Пальмов С.В. Анализ и прогнозирование оттока клиентов в телекоммуникационных компаниях на основе технологии Data Mining. Дисс. кандидата техн. наук. Самара, 2005. – 117 с.
4. Witten I. H., Frank E., Hall M.A. Data mining: practical machine learning tools and techniques. 3rd ed. Elsevier Inc, USA. P. см. – (The Morgan Kaufman series in data management system). 2011.
5. Макаров В.В., Цатурова Р.Г., Мазурова М.М., Горбачев В.Л. Анализ и диагностика финансово-хозяйственной деятельности предприятия связи: учебник для вузов. СПб: Судостроение, 2003. – С. 147.
6. Бусленко Н.П. 1968. Моделирование сложных систем. – М.: Наука, – 355 с.
7. Нариньяни А.С. Недоопределенность в системах представления и обработки знаний // *Изв. АН СССР. Техн. кибернетика*, 1986. – № 5. – С. 3-28.
8. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. П27 Основы системного анализа: Учеб. 2-е изд., доп. – Томск: Изд-во НТЛ, 1997. – 396 с
9. Zadeh, L.A., 1975. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. I, *Inf. Sci.* 8: pp 199-249.
10. Zadeh, L.A. 1965. «Fuzzy sets». *Information and Control* 8 (3): pp. 338-353.
11. Zadeh, L.A., 1965. «Fuzzy algorithms». *Information and Control* 12 (2): pp. 94-102.
12. Колесов Д.Н., Михайлов М.В., Хованов Н.В. 2004. Оценка сложных финансово-экономических объектов с использованием системы поддержки принятия решений АСПИД-3W: Учебное пособие. – СПб.: ОЦЭиМ. – 64 с.
13. Дроздов А.В., Спесивцев А.В. Формализация экспертной информации при логико-лингвистическом описании сложных систем // *Техническая кибернетика* 1994. – № 2. – С. 89-96.
14. Дроздов А.В., Спесивцев А.В., Кимяев И.Т. Определение нечеткой метрики на множестве нечетких чисел (LR) — типа. // Москва, Деп. ВИНТИ 2184-В-95, 1995. – С. 15-30.
15. Алиев Р.А., Церковный А. Э., Мамедова Г. А. Управление производством при нечеткой исходной информации. Энергоатомиздат. 1991. – 241 с.
16. Борисов А.Н., Алексеев А.В., Меркурьева Г.В. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. – М.: Радио и связь, 1989. – 632 с.
17. Гвоздик А. А. 1984. Решение нечетких уравнений // *Изв. АН СССР. Техн. Кибернетика*, 1984. – № 5. – С. 176-183.
18. Mizomoto, M., Tanaka, K. Fuzzy sets and their operations // *Information and control*, 1981, No 48. pp. 30-48.
19. Аверкин А. Н., Батыршин И. З., Блишун А. Ф., Силов В. Б., Тарасов В. Б. 1986. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. – М.: Наука.
20. Кофман А. 1982. Введение в теорию нечетких множеств. – М.: Радио и связь. – 432 с.
21. Jager R., 1995. Fuzzy logic in control. Thesis Technische Universitet Delft. – With index, ref. – With summary in Dutch.
22. Wang Y.: On fuzzy multiattribute decision-making models and methods with incomplete preference information. *Fuzzy Sets and System* 151, pp 285-301.
23. Дюбуа Д., Прад Г. Теория возможностей. Приложения к представлению знаний в информатике – М.: Радио и связь, 1990.

24. Адлер Ю.П., Маркова Е.В., Грановский Ю.В. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий. – М.: Наука, 1976. – 256 с.
25. Налимов В.В., Чернова Н.А. (1965). Статистические методы планирования экстремальных экспериментов. – М.
26. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление / А. Пегат; пер. с англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. – 798 с.

ВЛИЯНИЕ АНТИРОССИЙСКИХ САНКЦИЙ НА ИНФОКОММУНИКАЦИОННУЮ СФЕРУ РОССИИ: ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЕ И ОТРИЦАТЕЛЬНЫЕ СТОРОНЫ

А.А. Антипов, доцент кафедры «Политическая экономия и политология» МГУСИ, адвокат Адвокатской палаты г. Москвы, к.ю.н., antipoff77@yandex.ru

УДК 007

Аннотация. Начиная с 2014 г. в Российской Федерации действует режим санкций, введенный почти 50-ю государствами. Введенные санкции коснулись и инфокоммуникационной среды и связи. Но достигнута ли цель введения санкций, выиграли ли от этого государства, введившие их, или санкции пошли на пользу России? Разумеется, есть как положительные, так и отрицательные стороны санкционной политики.

Ключевые слова: инфокоммуникационная сфера; связь; санкции; инфокоммуникационные технологии.

THE IMPACT OF ANTI-RUSSIAN SANCTIONS ON THE INFOCOMMUNICATION SPHERE OF RUSSIA: POSITIVE AND NEGATIVE SIDES.

А.А. Antipov, associate Professor of the of «Political economy and political science» Department, MTUCI, lawyer of the Moscow chamber of Lawyers, candidate of law.

Annotation. Since 2014, the Russian Federation has had a sanctions regime imposed by almost fifty states. The sanctions imposed also affected the information and communication environment and communications. But has the goal of imposing sanctions been achieved, have the states that introduced them benefited from this, or have the sanctions benefited Russia? Of course, there are both positive and negative sides of the sanctions policy.

Keywords: infocommunication sphere; communication; sanctions; infocommunication technology.

Введение

Антироссийские санкции – разнообразные меры ограничения в разных сферах деятельности со стороны стран ЕС, США и некоторых других, направленные против России и ее граждан. Санкции бывают разных видов. Самые важные – запрещение въезда в страну для отдельных граждан и запрещение ведения экономической деятельности для определенной компании. Все эти ограничения действуют на территории только тех стран, которые ввели эти санкции. Сейчас против России действуют еще и санкции, которые были введены в связи с кризисом в отношениях с Украиной.

Санкции вводят для того, чтобы оказывать давление на Россию, вынудить ее изменить позицию по некоторым важным международным вопросам. Но не только для этого. Вторая цель введения санкций – ослабить российскую экономику, такая своего рода нечестная конкурентная борьба. Согласно международному праву, введение санкций против любой произвольной страны возможно только в ограниченном количестве случаев [1], однако США и ЕС нарушают это право и устанавливают ограничения на собственное усмотрение.