УДК 621.391

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ УСЛУГ

Р. Р. Рзаев[a]***,*** *доктор техн. наук, профессор*
А. И. Гоюшов[a]***,*** *аспирант*
[a]*Институт систем управления Национальной академии наук Азербайджана, Баку, Азербайджанская Республика*

Постановка проблемы: *на современном этапе развития телекоммуникационных сетей связи наиболее остро стоит задача повышения качества услуг связи, которая постоянно обновляется по мере увеличения скорости передачи данных, повышения степени мобильности пользователей, расширения ассортимента предоставляемых услуг, улучшения степени использования радиочастотного спектра и степени интеллектуализации сетевого оборудования и абонентских гаджетов. При этом совершенствование телекоммуникационных сетей связи происходит на стыке противоречий между постоянно растущим потребительским спросом на абонентские услуги и ограниченным числом частот, что является вполне объективным. В свою очередь это обуславливает существенное расширение спектра предоставляемых операторами связи услуг, увеличение потребительских требований к их качеству и, как следствие, совершенствование применяемых технологий управления. Целью работы является создание интеллектуальной системы оценки качества телекоммуникационных услуг на базе нечеткой системы вывода, реализованной в нейросетевом логическом базисе.* ***Результаты:*** *разработана нечеткая логическая система оценки качества телекоммуникационных услуг в нейросетевом логическом базисе, которая благодаря своим способностям к структурному и параметрическому обучению способна в будущем контролировать работу сети связи через субъективную консолидированную удовлетворенность клиентов уровнем предоставляемых им телекоммуникационных услуг. Структура предлагаемой системы формируется на основе доступных обучающих примеров посредством технологии нейронного обучения применительно к адаптации нечетких логических (импликативных) правил и к нахождению оптимальных входных и выходных функций принадлежности.* ***Практическая значимость:*** *разработанная система оценки качества телекоммуникационных услуг связи способна адаптироваться к новым запросам по качеству своих пользователей и, соответственно, оперативно корректировать параметры производительности сети. Данная особенность системы позволяет ей относительно быстро диверсифицировать свои функции и на другие виды услуг телекоммуникационной сети связи.*

Ключевые слова *— IP-телефония, качество связи, нечеткое множество, нейронная сеть, нечеткая импликация.*

Введение

Нейронные сети и нечеткие логические системы являются универсальными методами моделирования причинно-следственных связей. Как правило, их объединение дает возможность создавать принципиально качественно новые аппаратные и программные средства, которые позволяют существенно расширить классы решаемых задач управления и принятия решений в условиях неопределенности, неточности и шума, коими характеризуется естественная среда. Хотя нейронные сети и нечеткие логические системы имеют формальное сходство, однако между ними существуют значительные различия. По своей природе нечеткая логическая система (НЛС) является структурированным численно оценивающим механизмом, построенным в виде нечетких импликативных правил вида «*Если*..., *тогда*...». Для представления композиционного правила вывода взвешивается выход каждого правила в соответствии со степенью принадлежности его входов и по всем выходам правил вычисляется центроид, обеспечивающий генерацию подходящего выхода НЛС.

Чаще всего проектирование НЛС проводится методами подбора (*trail-and-error design*) [1, 2]. При этом большинство подходов подразумевает субъективный выбор функций принадлежности и лингвистических правил на базе эвристических знаний в области изучения человекооперационных систем или существующих контроллеров с последующим тестированием проектируемой НЛС на предмет генерации подходящего выхода. В противном случае функции принадлежности и (или) логические правила подлежат настройке.

Исследования в этом направлении предусматривали процедуру самообучения НЛС, которая включает:

— модификацию правил, основанную на концепции «*linguistic phase plane*» [3];

— метод «логического испытания» (“*logic examination*”) для процесса конвертации входных-выходных данных в нечеткие правила управления, основанный на концепции «нечеткой идентификации» [4].

Существенное развитие технологии оптимизации НЛС нашло свое отражение еще в работах [5, 6]. Однако до сих пор ведутся вполне успешные активные исследования в области проектирования НЛС.

В настоящее время ввиду того, что внутренние (или скрытые) слои нейронных сетей остаются в определенном смысле «непрозрачными» для пользователей, большинство исследований

концентрируются вокруг формирования оптимальных структур и размеров сетей. Тем не менее свое широкое применение нейронные сети нашли начиная с середины 80-х годов XX века, когда американский математик Д. Румелхарт предложил алгоритм обучения *error back-propagation* [7]. Именно с этих пор нейронные сети, привнося свои способности к обучению в теорию автоматического управления, стали объектом активных исследований проектировщиков НЛС [8, 9].

В предлагаемой статье рассматривается способ реализации нечеткой логической системы оценки качества (НЛСОК) телекоммуникационных услуг (ТУ) на базе обобщенной нейросетевой модели. Данная модель, представленная в виде *feedforward* многослойной нейронной сети, поддерживает идеологию нечеткого логического управления в нейросетевом логическом базисе. При этом НЛСОК формируется в автоматическом режиме посредством обучения и тестирования на основе наборов обучающих входных-выходных данных.

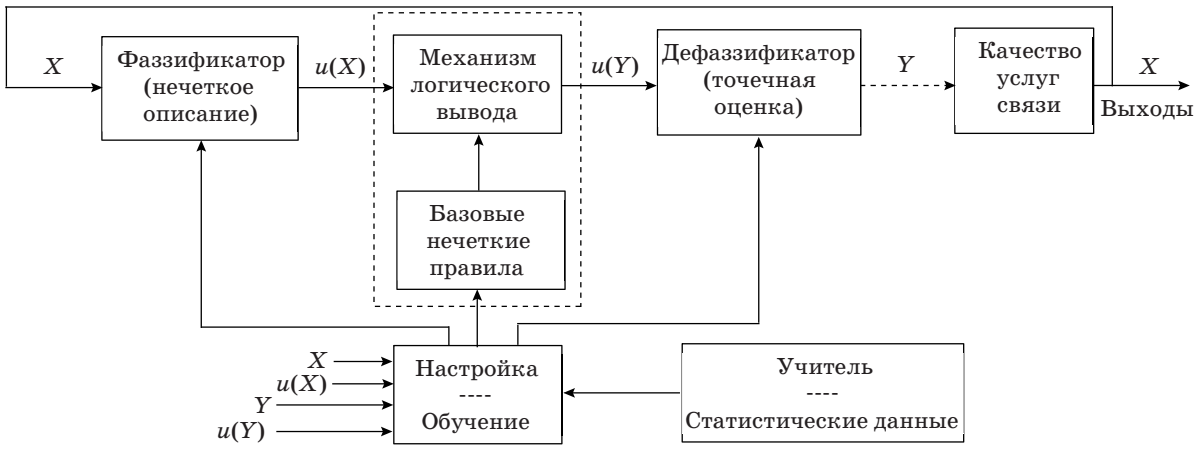
В нейросетевой модели входные и выходные нейроны представляют входные состояния и выходные управляющие сигналы/оценки соответственно, а нейроны из «скрытых» слоев олицетворяют функции принадлежности и нечеткие импликативные правила. Все это позволяет симулировать способы человеческих рассуждений в рамках нейросетевой структуры, а также хранить согласованные правила механизма вывода, как и в случае традиционной системы логического вывода. Более того, предлагаемая архитектура НЛСОК в рамках оптимизации одной единственной целевой функции позволяет достаточно просто формулировать как параметрическое обучение (т. е. обучение функций принадлежности), так и структурное обучение (выбор оптимального набора нечетких импликативных правил). Такой подход обеспечивает оригинальное решение задачи многокритериальной оптимизации при проектировании НЛСОК.

Традиционная (обобщенная) модель системы нечеткого логического управления и принятия решений [10] была реализована на базе нейронной сети с *feedforward* многослойной топологической структурой. Необходимо адаптировать структуру и функции этой системы под решение задачи оценки качества услуг телекоммуникационной сети связи, т. е., используя этот подход, создать систему НЛСОК, которая была бы способна контролировать работу сети связи через субъективную консолидированную удовлетворенность клиентов уровнем предоставляемых им ТУ.

Реализация НЛСОК в нейросетевом логическом базисе

В контексте данных рассуждений представим обобщенную схему НЛСОК так, как это показано на рис. 1 [11]. Данная схема вбирает в себя три основные компоненты: фаззификатор; базовые нечеткие правила и механизм нечеткого вывода; дефаззификатор.

Фаззификатор осуществляет процедуру фаззификации посредством заранее установленных функций принадлежности, описывающих входные данные в виде нечетких множеств как значений (термов) входных лингвистических переменных. Базовые правила представляют собой нечеткие импликативные правила вида «*Если*..., *тогда*...», которые на начальном этапе описывают экспертные (эвристические) знания в предметной области оценки качества ТУ. Механизм нечеткого вывода, реализуя композицию данных правил, индуцирует нечеткий вывод о качестве предоставляемых сетью ТУ, чтобы выработать адекватное управленческое решение. Дефаззификатор осуществляет процедуру дефаззификации не-



■ ***Рис. 1.*** Концептуальная структура НЛСОК

четких выходов, т. е. представление нечетких выводов о качестве предоставляемых сетью ТУ в виде обычных чисел посредством, например, центроидного метода. При этом основной проблемой проектирования НЛСОК является установление подходящих входных-выходных функций принадлежности и нечетких логических правил.

Основанная на базовой структуре и концепции НЛС, НЛСОК в нейросетевом логическом базисе с коннекционной топологической структурой и способностью к обучению призвана устранить данную проблему. На рис. 2 представлена структура такой системы, которая состоит из пяти слоев.

Нейроны 1-го (входного) слоя представляют собой входные лингвистические переменные, поэтому их можно интерпретировать как рецепторы. 5-й слой является выходным, поэтому все его нейроны по сути выполняют роль эффекторов. Нейроны 2-го и 4-го слоев активируются как функции принадлежности (треугольные, трапециевидные, гауссовские, колоколообразные и т. д.), чтобы представлять термы (значения) соответствующих лингвистических переменных. Каждый нейрон 3-го слоя имитирует одно нечеткое логическое правило, а совокупность таких нейронов в составе данного слоя формирует базовый набор нечетких логических правил. Связи между 3-м и 4-м слоями в совокупности функционируют как коннекционный (ассоциативный) механизм вывода. Входные связи 3-го слоя определяют причины (предусловия) для нечетких логических правил, а входные связи 4-го слоя предопределяют следствия, т. е. в совокупности они формируют причинно-следственные связи в рамках механизма нечеткого вывода. При этом каждый нейрон-правило имеет самое большее одну входную связь, исходящую с некоторого нейрона — терма входной лингвистической переменной.

В общем виде вход для каждого нейрона данной коннекционной нейронной сети сформулируем как

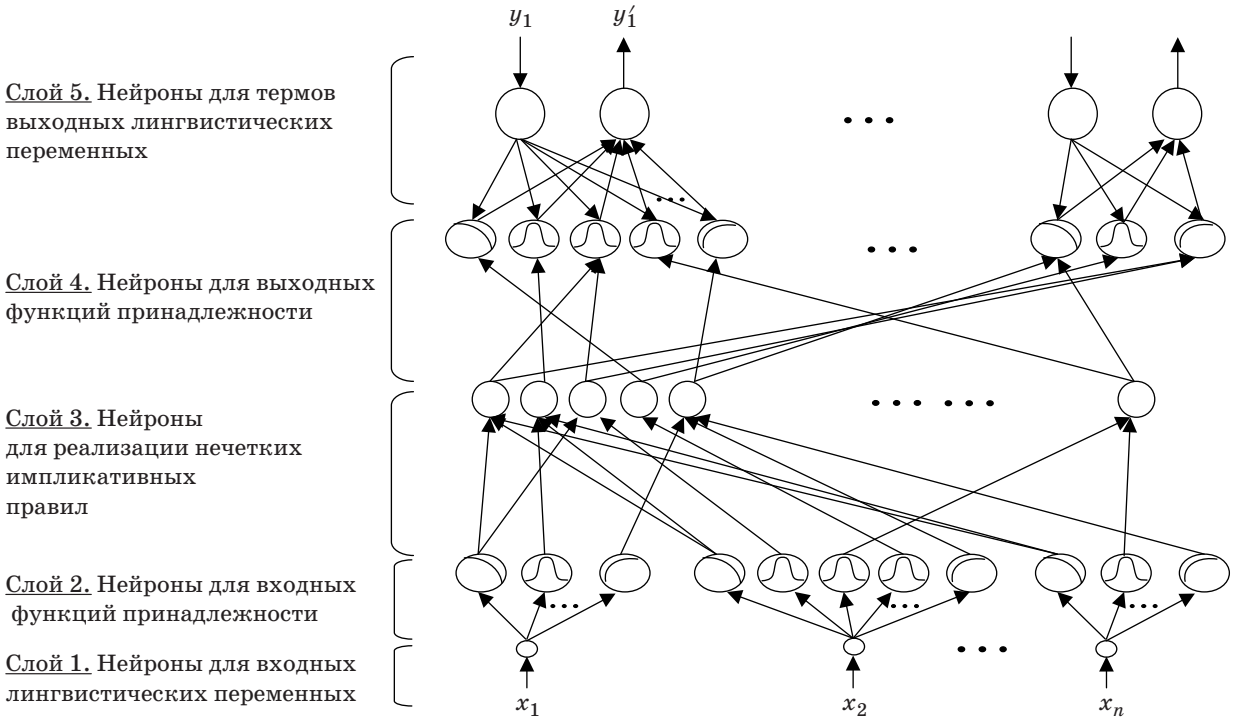
$$\text{Input} = f(u_1^k,\ u_2^k, \ldots, u_p^k;\ w_1^k,\ w_2^k,\ \ldots,\ w_p^k),$$

где k — номер слоя; p — номер входной связи; $u_i^k\ (i=\overline{1,p})$ — i-й сигнал из k-го слоя; $w_i^k\ (i=\overline{1,p})$ — вес i-й связи из k-го слоя. В рамках принятых обозначений выходы нейронов в результате их активаций обозначим как

$$\text{Output} = o_i^k = a(f)\ (i=\overline{1,p}),$$

где $a(\cdot)$ является функцией активации. В частности, полагая $f=\sum_{i=1}^{p} w_i^k u_i^k$, в качестве функции активации можно выбрать сигмоидную функцию вида

$$a = \frac{1}{1+e^{-f}}.$$



■ ***Рис. 2.*** НЛСОК в нотации *feedforward* пятислойной нейронной сети

Данная функция дифференцируема на всей оси абсцисс, что широко используется во многих алгоритмах градиентного обучения. Кроме того, сигмоидная функция способна усиливать слабые сигналы лучше, чем сильные, и предотвращает насыщение от сильных сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где данная функция имеет пологий наклон.

Симуляция НЛСОК в нотации пакета MatLab (на примере VoIP)

Основная цель симулятора состоит в проведении имитации и демонстрации построения (включая процесс обучения) и функционирования исследуемой системы. В нашем случае симулятор имитирует создание НЛСОК в нотации *feedforward* пятислойной нейронной сети, с помощью которой осуществляется оценка качества предоставляемых ТУ. НЛСОК, обладая способностью к обучению через обучающие примеры, призвана функционировать в автоматическом режиме. Основной целью является демонстрация способности НЛСОК оценивать работу сети связи (например, IP-телефонии) на базе существующей статистики субъективных данных об удовлетворенности клиентов уровнем предоставляемых им ТУ.

В качестве критериев оценки выберем параметры производительности сети IP-телефонии: задержка в передаче IP-пакета, джиттер, вероятность потери IP-пакета, вероятность ошибки при передаче IP-пакета, — с помощью которых контролируются объективные показатели качества услуг связи [12]. В работах [11, 13] установлены причинно-следственные связи, показывающие, как эти параметры трансформируются в субъективные суждения потребителей, в их субъективные критерии оценки:

— наличие (или отсутствие) прерываний связи;

— недостаточно (или достаточно) хорошая слышимость;

— приемлемая (или неприемлемая) разборчивость речи и т. д.

Тем самым классифицированы качества предоставляемых услуг связи по степеням удовлетворенности пользователей сети.

Проводимая симуляция преследует две цели. Первая — это показать, что предлагаемая НЛСОК может имитировать НЛС оценки, только используя множество исторических входных-выходных данных, полученных на основе изучения степеней удовлетворенности пользователей IP-телефонии. Вторая цель состоит в том, чтобы показать преимущество предлагаемой НЛСОК над традиционными НЛС оценки с точки зрения присущей ей способности к обучению (т. е. возможности оптимизации входных-выходных функций принадлежности и импликативных правил).

Итак, в качестве входных лингвистических переменных выберем следующие: x_1 — задержка в передаче IP-пакета; x_2 — джиттер; x_3 — вероятность потери IP-пакета; x_4 — вероятность ошибки при передаче IP-пакета. Согласно классификации QoS (Quality of Services) Международного союза электросвязи (МСЭ) (табл. 1), ограничениями для этих переменных будут интервалы [12]: $0 \le x_1 \le 1000$ мс; $0 \le x_2 \le 50$ мс; $0 \le x_3 \le 10^{-3}$; $0 \le x_4 \le 10^{-4}$. Выходом будем считать переменную y — качество IP-телефонии, показатели которой формируют классы 0, 1, 2, 3, 4 и 5.

В качестве примера услуги связи рассмотрим телефонную связь по протоколу IP (IP-телефонию), которая является приложением более общей технологии VoIP (Voice over IP) для передачи голоса. Выбор этой услуги обосновывается еще и тем, что IP-телефония очень чувствительна к джиттеру.

Согласно рекомендации МСЭ Y.1541 [12], IP-телефония может функционировать при на-

■ ***Таблица 1.*** Классификация обслуживания по параметрам производительности сети

Параметр производительности сети	Комментарий	QoS-класс					
		0	1	2	3	4	5
Задержка в передаче (IPTD — IP-packet Transfer Delay)	Верхняя граница от среднего времени IPTD	100 мс	400 мс	100 мс	400 мс	1 с	U[1]
Джиттер (IPDV — IP-packet Delay Variation)	Разброс от среднего, максимального и минимального времени прохождения IP-пакета	50 мс	50 мс	U	U	U	U
Вероятность потери (IPLR — IP-packet Loss Ratio)	Верхняя граница вероятности потери IP-пакета	1×10^{-3}					U
Вероятность ошибки (IPER — IP-packet Error Ratio)	Верхняя граница вероятности ошибки в передаче IP-пакета	1×10^{-4}					U

[1] U — не установлен.

личии параметров производительности, соответствующих классам 0 и (или) 1. При этом предоставление услуги по классу 0 гарантирует высокое качество, а значит и удовлетворенность пользователей сети. В то же время качество услуги IP-телефонии по классу 1 будет чуть хуже, и это придется компенсировать за счет внедрения дополнительных опций, чтобы продолжать расширять клиентскую базу. В остальных случаях качество связи будет слишком низким.

Из табл. 1 видно, что для предоставления самого высокого класса обслуживания (0) необходимо обеспечить низкую задержку в передаче IP-пакета, низкий джиттер и низкие вероятности потерь и ошибок. Для обеспечения обслуживания по классу 1 допустимый диапазон задержки может быть увеличен до средних значений. В контексте этих рассуждений не трудно сформировать базовый набор лингвистических переменных и правил для построения системы нечеткого вывода. Для удобства все переменные упорядочим в виде табл. 2.

Исходя из последних рассуждений, причинно-следственную связь между входными и выходными характеристиками построим в виде следующих правил:

d_1: «если задержка в передаче IP-пакета *низкая* и джиттер *низкий* и вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *низкие*, тогда качество IP-телефонии *высокое*»;

d_2: «если задержка в передаче IP-пакета *средняя* и джиттер *низкий* и вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *низкие*, тогда качество IP-телефонии *среднее*»;

d_3: «если задержка в передаче IP-пакета *низкая* и джиттер *высокий* и вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *низкие*, тогда качество IP-телефонии *низкое*»;

d_4: «если задержка в передаче IP-пакета *средняя* и джиттер *высокий* и вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *низкие*, тогда качество IP-телефонии *низкое*»;

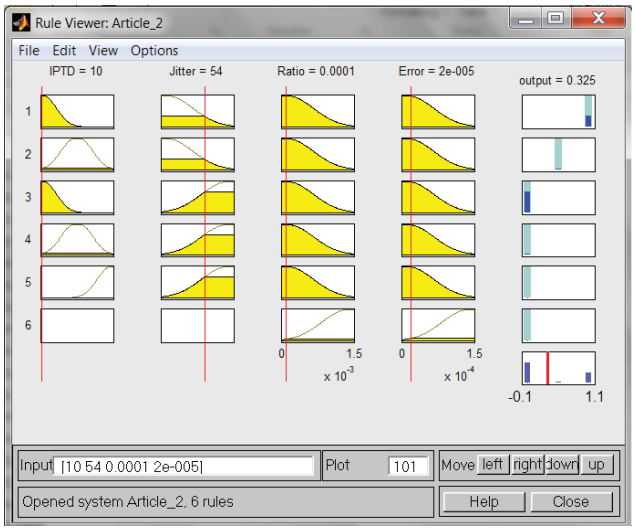
d_5: «если задержка в передаче IP-пакета *высокая* и джиттер высокий и вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *низкие*, тогда качество IP-телефонии *низкое*»;

d_6: «если вероятности потери и ошибки при передаче IP-пакета *высокие*, тогда качество IP-телефонии *низкое*».

Реализовав эти правила в нотации MatLab с помощью FIS-редактора типа Сугэно (рис. 3), в результате сформируем выборку обучающих пар (табл. 3).

Итак, сформировав обучающее множество, осуществим его загрузку в редактор ANFIS типа Сугэно, внешний вид которого с загруженными обучающими данными изображен на рис. 4.

Далее сгенерируем структуру системы нечеткого вывода FIS типа Сугэно, которая является моделью гибридной сети в пакете MatLab. Для этого через диалоговое окно активируем гауссовы функции принадлежности для описания выбранных термов входных переменных и выходной переменной (см. табл. 2). После генерации



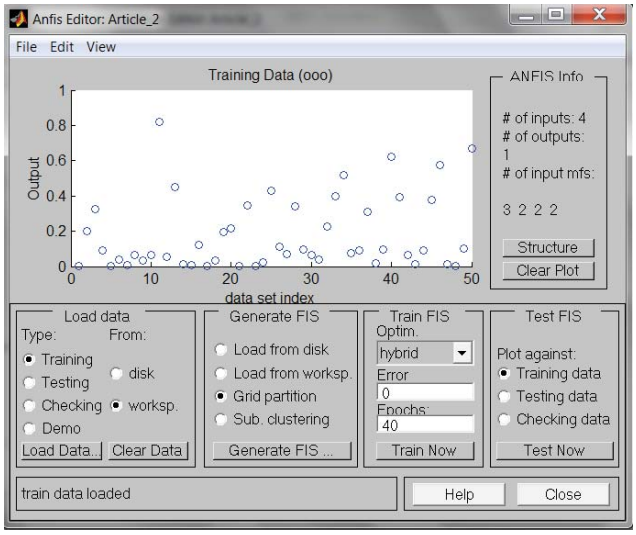
■ ***Рис. 3.*** Реализация правил с помощью FIS-редактора пакета MatLab

■ ***Таблица 2.*** Переменные системы нечеткого вывода в рамках НЛСОК

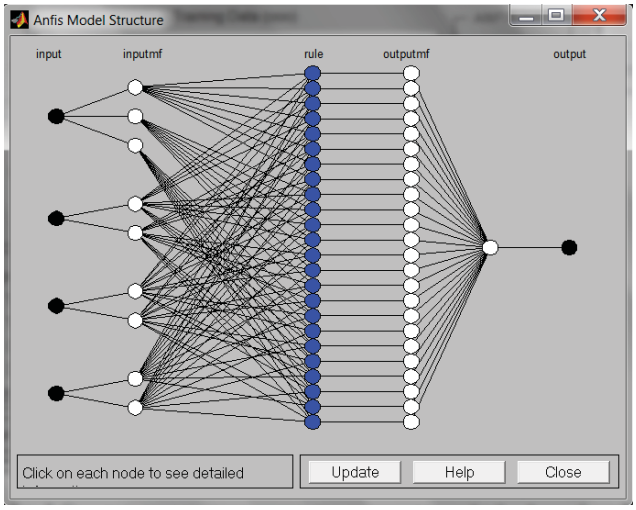
Переменная	Имя переменной	Терм-множество	Диапазон значений
Входные лингвистические переменные			
x_1	Задержка в передаче	Низкая, средняя, высокая	[0; 450]
x_2	Джиттер	Низкий, высокий	[0; 90]
x_3	Вероятность потери	Низкая, высокая	[0; 0,0015]
x_4	Вероятность ошибки	Низкая, высокая	[0; 0,00015]
Выходная переменная			
y	Качество услуг IP-телефонии	Низкое, среднее, высокое	[0; 1]

■ ***Таблица 3.*** Набор входных-выходных данных для обучения НЛСОК

Вход				Выход
Задержка в передаче IP-пакета x_1	Джиттер x_2	Вероятность потери IP-пакета x_3	Вероятность ошибки в передаче IP-пакета x_4	Качество IP-телефонии
406	39	0,0015	0,00006	0,00209
100	59	0,0002	0,00004	0,19900
10	54	0,0001	0,00002	0,32500
90	51	0,0015	0,00002	0,09020
207	18	0,0012	0,00013	0,00516
439	33	0,0007	0,00002	0,04000
141	69	0,0010	0,00011	0,00564
372	49	0,0006	0,00005	0,06500
135	83	0,0004	0,00001	0,03350
129	74	0,0001	0,00001	0,06630
36	21	0,0000	0,00005	0,82000
22	77	0,0003	0,00010	0,05640
178	25	0,0005	0,00002	0,45000
360	73	0,0002	0,00012	0,01150
103	44	0,0010	0,00014	0,00626
50	21	0,0008	0,00011	0,12400
416	5	0,0014	0,00011	0,00043
100	84	0,0010	0,00001	0,03260
17	55	0,0003	0,00011	0,19400
46	60	0,0003	0,00005	0,21800
409	73	0,0009	0,00005	0,00356
368	17	0,0001	0,00004	0,34600
26	74	0,0009	0,00013	0,00406
65	6	0,0012	0,00011	0,02310
102	41	0,0005	0,00004	0,42900
87	68	0,0003	0,00007	0,11200
312	37	0,0011	0,00006	0,06900
4	53	0,0001	0,00004	0,34200
290	48	0,0004	0,00011	0,09680
281	3	0,0012	0,00007	0,06270
102	42	0,0012	0,00008	0,04000
163	50	0,0000	0,00008	0,22900
314	22	0,0002	0,00001	0,39800
180	3	0,0002	0,00006	0,51700
227	67	0,0003	0,00002	0,07690
368	34	0,0001	0,00013	0,08990
143	13	0,0009	0,00006	0,31000
391	44	0,0010	0,00006	0,02040
64	53	0,0007	0,00010	0,09490
93	30	0,0002	0,00000	0,62400
281	25	0,0004	0,00003	0,39100
113	38	0,0008	0,00011	0,06480
361	71	0,0012	0,00001	0,01520
363	26	0,0015	0,00000	0,09280
147	39	0,0004	0,00002	0,38000
53	3	0,0001	0,00013	0,57300
29	79	0,0014	0,00004	0,01460
411	84	0,0010	0,00013	0,00006
178	64	0,0001	0,00008	0,09920
105	16	0,0009	0,00000	0,66700



■ *Рис. 4.* Графический интерфейс редактора ANFIS после загрузки данных

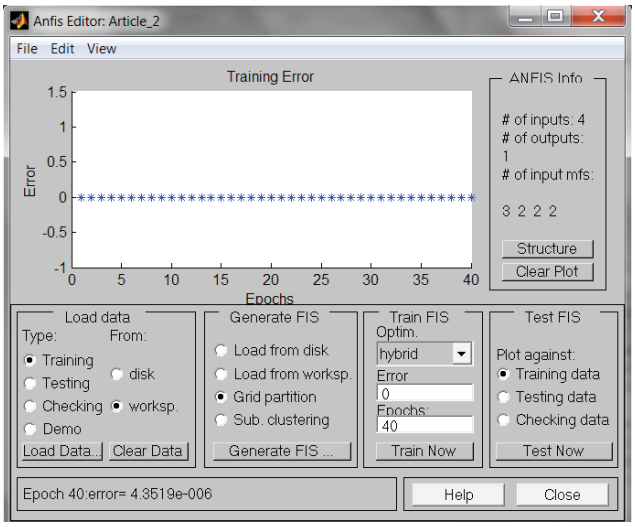


■ *Рис. 5.* Структура системы нечеткого вывода в нотации нейронной сети

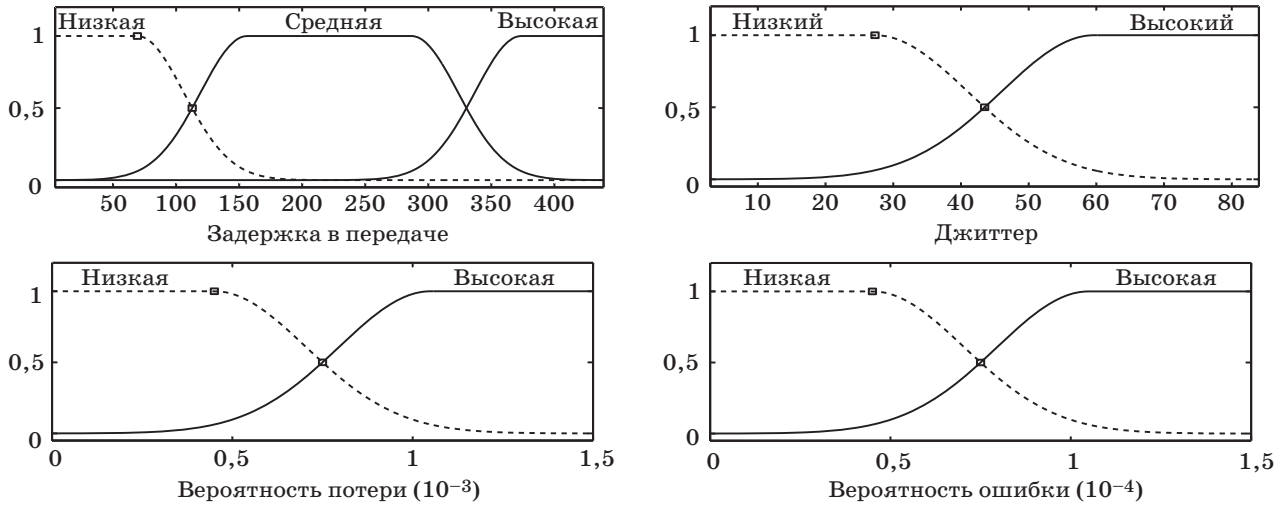
структуры гибридной сети можно визуализировать структуру НЛСОК в нотации пятислойной нейронной сети (рис. 5).

Для рассматриваемого примера система нечеткого вывода в нейросетевом логическом базисе содержит 4 входные переменные с тремя термами у первой и двумя у остальных, 24 импликативных правила, одну выходную переменную с 24 термами. В качестве супервизорного метода обучения нами был выбран гибридный метод, представляющий собой комбинацию метода наименьших квадратов и метода убывания обратного градиента. Ход процесса обучения иллюстрируется в окне визуализации в форме графика зависимости ошибки от количества циклов обучения (рис. 6).

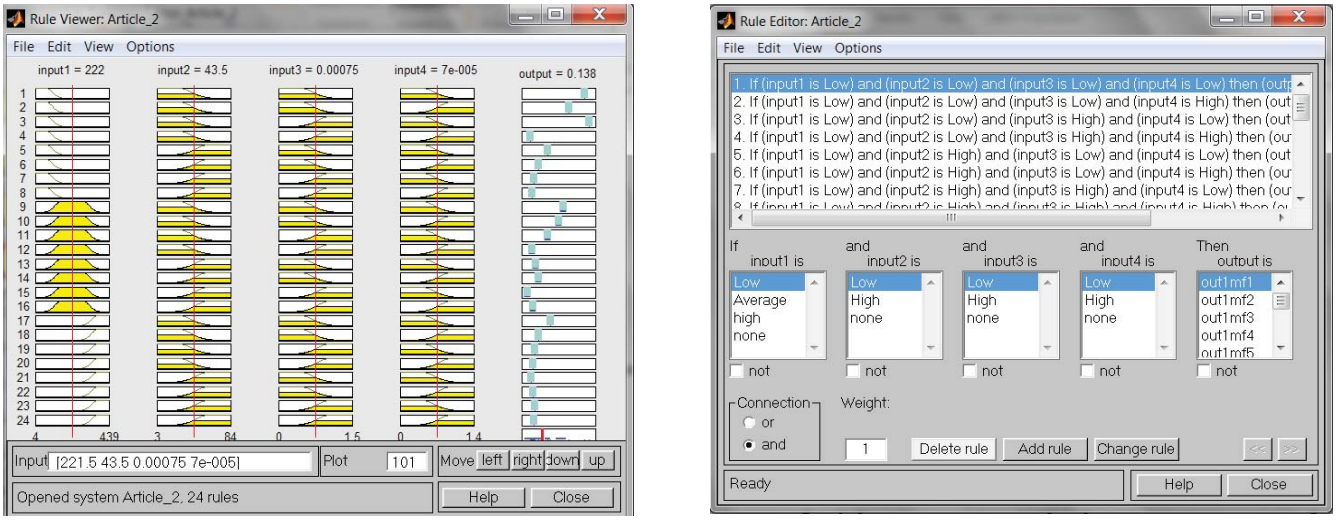
Дальнейшую настройку параметров построенной и обученной НЛСОК можно осуществить с помощью стандартных графических средств пакета



■ *Рис. 6.* График зависимости ошибок обучения от количества циклов обучения



■ *Рис. 7.* Оптимизированные входные функции принадлежности



■ ***Рис. 8.*** Графический интерфейс просмотра правил сгенерированной НЛС и фрагмент оптимального набора базовых импликативных правил

■ ***Таблица 4.*** Обученные по гибридному алгоритму логические правила

Правило	Причина				Следствие	Правило	Причина				Следствие
	x_1	x_2	x_3	x_4	y		x_1	x_2	x_3	x_4	y
1	1	1	1	1	5 (очень высокое)	13	2	2	1	1	2 (низкое)
2	1	1	1	2	4 (высокое)	14	2	2	1	2	2 (низкое)
3	1	1	2	1	5 (очень высокое)	15	2	2	2	1	1 (очень низкое)
4	1	1	2	2	1 (очень низкое)	16	2	2	2	2	1 (очень низкое)
5	1	2	1	1	3 (приемлемое)	17	3	1	1	1	3 (приемлемое)
6	1	2	1	2	2 (низкое)	18	3	1	1	2	2 (низкое)
7	1	2	2	1	2 (низкое)	19	3	1	2	1	2 (низкое)
8	1	2	2	2	1 (очень низкое)	20	3	1	2	2	1 (очень низкое)
9	2	1	1	1	4 (высокое)	21	3	2	1	1	1 (очень низкое)
10	2	1	1	2	4 (высокое)	22	3	2	1	2	1 (очень низкое)
11	2	1	2	1	3 (приемлемое)	23	3	2	2	1	2 (низкое)
12	2	1	2	2	1 (очень низкое)	24	3	2	2	2	1 (очень низкое)

Fuzzy Logic Toolbox. Так, на рис. 7 представлены оптимизированные функции принадлежности, описывающие термы входных лингвистических переменных.

Графический интерфейс просмотра правил сгенерированной системы нечеткого вывода и фрагмент оптимального набора базовых импликативных правил представлены на рис. 8.

«Обученные» нечеткие импликативные правила в несколько упрощенном виде перечислены в табл. 4. Например, правило 1, отмеченное на рис. 8, интерпретируется как:

ЕСЛИ x_1 является *низкой* (т. е. терм 1) и x_2 является *низким* (т. е. терм 1) и x_3 является *низкой*

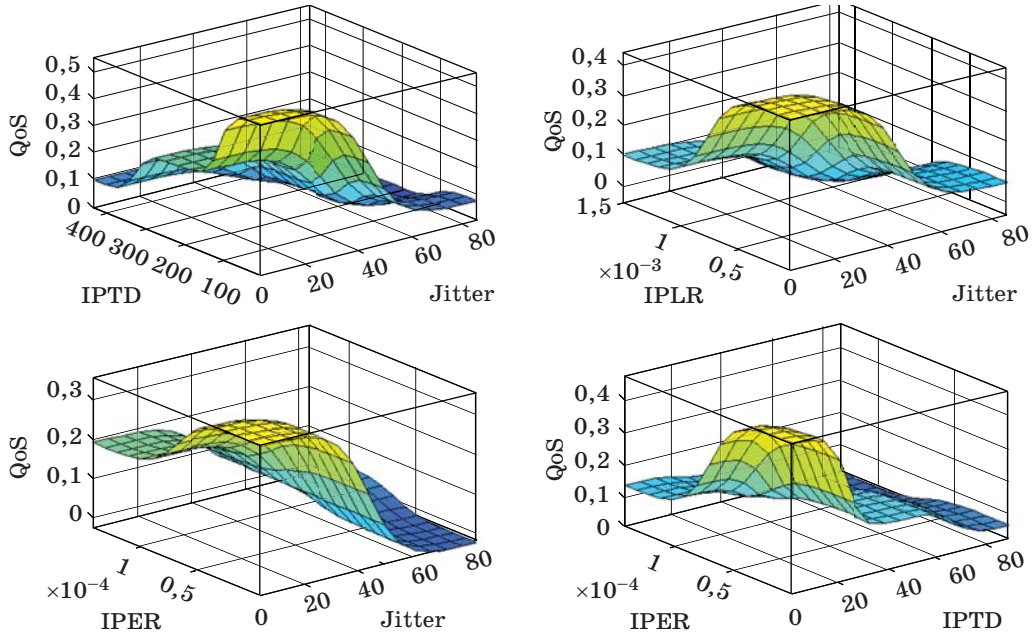
■ ***Рис. 9.*** Агрегированные параметры выходов адаптированной FIS типа Сугэно

(т. е. терм 1) и x_4 является *низкой* (т. е. терм 1), **ТОГДА** y является *очень высоким* (т. е. терм 5).

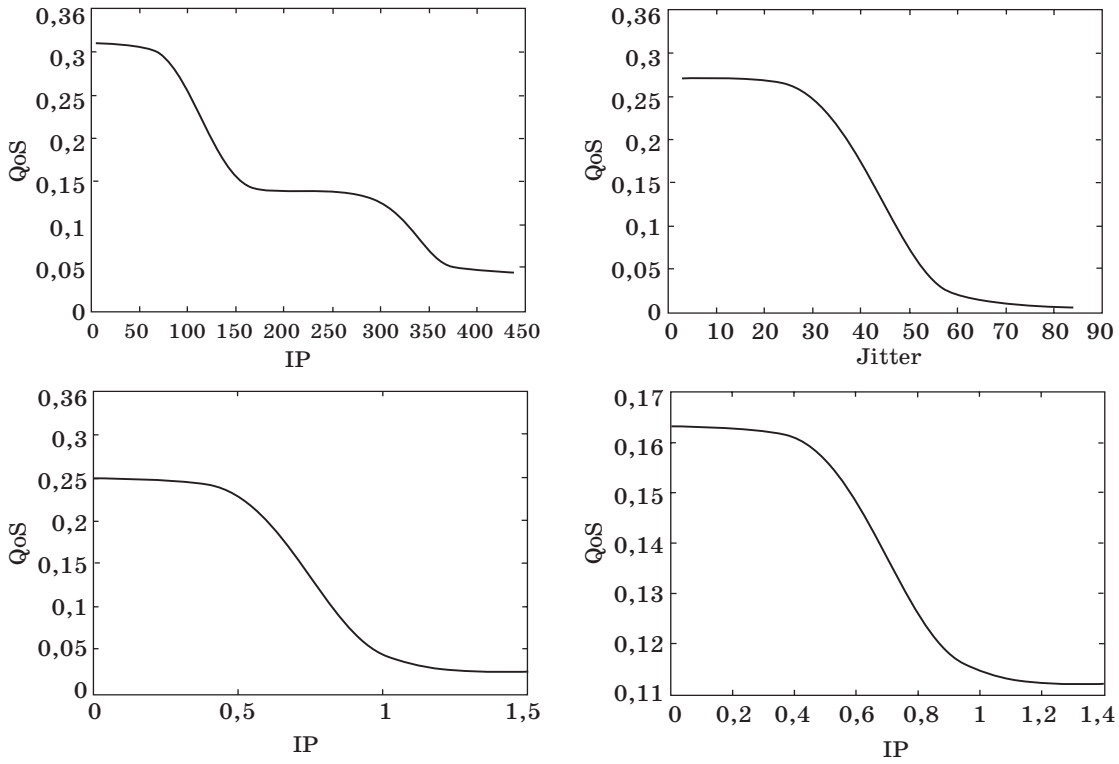
На основе представлено распределения параметров выходов адаптированной FIS (рис. 9) были установлены пять кластеров — термов для выходной переменной y.

Заключение

В процессе симуляции были использованы четыре объективных критерия качества телекоммуникационной сети связи, на базе которых посредством применения адаптированной FIS типа



■ ***Рис. 10.*** Зависимость оценок качества сети связи от объективных показателей



■ ***Рис. 11.*** Зависимость качества сети от параметров производительности

Сугэно удалось получить адекватную причинно-следственную связь между объективными параметрами производительности сети связи с одной стороны и субъективными консолидированными оценками пользователей с другой (рис. 10).

Общее качество IP-телефонии не превышает величину 0,55 при максимальной 1, относительно умеренно уменьшается с ростом задержек IP-пакетов и резко падает при превышении доли потерянных пакетов 10^{-3} и превышении доли ошибок при передаче IP-пакетов 10^{-4}. Задержка при передаче IP-пакетов более чем в 400 мс ведет к деградации качества даже при уровне джиттера 50 мс, что соответствует практическим наблюдениям для услуг IP-телефонии.

Кривые на рис. 11 демонстрируют зависимости качества сети IP-телефонии от каждого параметра в отдельности. В свою очередь и они подтверждают приведенный выше вывод об изменениях в общем качестве сети IP-телефонии.

Предлагаемая система НЛСОК позволяет довольно быстро и относительно легко диверсифицировать свои функции и на другие виды услуг телекоммуникационной сети связи. Для этого необходимо собрать достаточную статистику консолидированных оценок пользователей по различным сценариям функционирования выбранной сети связи.

Таким образом, с помощью НЛСОК можно контролировать и при необходимости корректировать параметры сети с тем, чтобы обеспечивать оперативное принятие решений для увеличения клиентской базы. В перспективе подобная система способна функционировать и в автономном режиме, так как при ее разработке и адаптации нет необходимости привлекать эвристические знания и дорогостоящие экспертные услуги.

Литература

1. **Industrial** Applications of Fuzzy Control/ Ed. by M. Sugeno. — Amsterdam: Elsevier Science Publishers B. V., 1985. P. 231–239.
2. **Bernard J. A.** Use of Rule-Based System for Process Control // Control System Magazine. 1988. Vol. 8. N 5. P. 3–13.
3. **Braae M., Rutherford D. A.** Selection of Parameters for a Fuzzy Logic Controller // Fuzzy Sets Systems. 1979. Vol. 2. N 3. P. 185–199.
4. **Tong R. M.** Synthesis of Fuzzy Models for Industrial Processes // Int. Gen Systems. 1978. N 4. P. 143–162.
5. **Procyk T. J., Mamdani E. H.** A Linguistic Self-organizing Process Controller // Automatica. 1979. Vol. 15. N 1. P. 15–30.
6. **Takagi T., Sygeno M.** Derivation of Fuzzy Control Rules from Human Operator's Control Actions // Fuzzy Information Knowledge Representation Decision Analysis: Proc. IFAC Symp., Marseilles, France, 1983. P. 55–60.
7. **Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J.** Learning Internal Representations by Error Propagation // Parallel Distributed Processing. 1986. Vol. 1. P. 318–362.
8. **Lin C. T., Lee C. S. G.** Neural Network-Based Fuzzy Logic Control and Decision System // Transactions on Computers. 1991. Vol. 40. N 12. P. 1320–1336.
9. **Kosko B.** Neural Networks and Fuzzy Systems. — Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1992. — 456 p.
10. **Lin C. T., George Lee C. S.** Supervised and Unsupervised Learning with Fuzzy Similarity for Neural Network-Based Fuzzy Logic Control Systems // Fuzzy Sets, Neural Networks, and Soft Computing/Ed. by R. R. Yager and L. A. Zadeh. — N. Y.: Van Nostrand Reinhold, 1994. P. 85–125.
11. **Рзаев Р. Р., Гоюшов А. О.** Многокритериальная оценка качества услуг связи на основе применения механизма нечеткого вывода//Изв. НАН Азербайджана. 2014. № 6. С. 56–66.
12. **International** Telecommunication Union Recommendation. http://www.itu.int/rec/ recommendation.asptype=series&lang=e&parent=T-REC (дата обращения: 01.07.2014).
13. **Рзаев Р. Р.** Интеллектуальный анализ данных в системах поддержки принятия решений. — LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG, 2013. — 130 с.

UDC 621.391

Intelligent System of Telecommunication Service Quality Assessment

Rzayev R. R.[a], Dr. Sc., Tech., Professor, raminrza@yahoo.com
Goyushov A. I.[a], Post-Graduate Student, geyushev@hotmail.com
[a]Institute of Control Systems of the Azerbaijan National Academy of Sciences, 9, B. Vahabzadeh St., AZ1141, Baku, Azerbaijan Republic

Purpose: At the present stage of telecommunication technology development, improving the quality of telecom services is the most nagging problem. Telecom services are constantly improved by higher speed of data transmission, greater mobility of users, wider range of services, better utilization of radio frequency spectrum and more intellectual network equipment and subscriber gadgets. However, this improvement takes place at the junction of objective contradictions between the ever-growing consumer demand for subscription

services and the limited number of frequencies. In turn, this leads to a considerably wider range of services provided by communication operators, higher consumer demand for their quality and, as a result, better control technologies. The main goal of this work is developing an intelligent assessment system for telecommunication service quality on the base of fuzzy inference system implemented in the neural network logical basis. **Methods:** To implement the main features and functions of the system, a multilayer feedforward neural network is used. **Results:** For telecommunication service quality assessment, a fuzzy logic system has been developed in the neural network logical basis. Due to its structural and parametric learning ability, it can control the communications network via the subjective consolidated customer satisfaction with the telecom service level. The structure of the proposed system is formed on the base of the available training examples, by means of the neural learning technology, as applied to the adaptation of fuzzy logic (implicative) rules and to finding the optimal input/output membership functions. **Practical relevance:** The developed telecommunication service quality assessment system can adapt to new demands on quality from its customers, by promptly correcting the network performance parameters. This feature allows the system to relatively quickly diversify its functions, covering other types of telecommunication services.

Keywords — IP Telephony, Communication Quality, Fuzzy Set, Neural Network, Fuzzy Implication.

References

1. *Industrial Applications of Fuzzy Control*. Sugeno M., ed. Amsterdam, North-Holland, Elsevier Science Publishers B.V., 1985. Pp. 231–239.
2. Bernard J. A. Use of Rule-Based System for Process Control. *Control System Magazine*, 1988, vol. 8, no. 5, pp. 3–13.
3. Braae M., Rutherford D. A. Selection of Parameters for a Fuzzy Logic Controller. *Fuzzy Sets Systems*, 1979, vol. 2, no. 3, pp. 185–199.
4. Tong R. M. Synthesis of Fuzzy Models for Industrial Processes. *Int. Gen Systems*, 1978, no. 4, pp. 143–162.
5. Procyk T. J., Mamdani E. H. A Linguistic Self-organizing Process Controller. *Automatica*, 1979, vol. 15, no. 1, pp. 15–30.
6. Takagi T., Sygeno M. Derivation of Fuzzy Control Rules from Human Operator's Control Actions. *Proc. IFAC Symp. "Fuzzy Information Knowledge Representation Decision Analysis"*, Marseilles, France, 1983, pp. 55–60.
7. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation. *Parallel Distributed Processing*, 1986, vol. 1, pp. 318–362.
8. Lin C. T., Lee C. S. G. Neural Network Based Fuzzy Logic Control and Decision System. *Transactions on Computers*, 1991, vol. 40, no. 12, pp. 1320–1336.
9. Kosko B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1992. 456 p.
10. Lin C. T., George Lee C. S. *Supervised and Unsupervised Learning with Fuzzy Similarity for Neural Network Based Fuzzy Logic Control Systems*. In: *Fuzzy Sets, Neural Networks, and Soft Computing*. Ed. by R. R. Yager and L. A. Zadeh. New York, Van Nostrand Reinhold, 1994. Pp. 85–125.
11. Rzaev R. R., Qoyushov A. I. Multi-criteria Estimation of the Quality of Communication Services on the Base of Using of Fuzzy Inference Mechanism. *Izvestiia NAN Azerbaidzhana*, 2014, vol. 33, no. 6, pp. 56–66 (In Russian).
12. *International Telecommunication Union Recommendation*. Available at: http://www.itu.int/rec/recommendation.asptype=series&lang=e&parent=T-REC (accessed 1 July 2014).
13. Rzaev R. R. *Intellektualniy analiz dannykh v sistemakh podderzhki priniatiia reshenii* [Intellectual Analyses in Decision Support Systems]. LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG, 2013. 130 p. (In Russian).