

Kosenko Evgenie Jurevich

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: kosenko@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634683075.

Department of Automatic Control Systems; Associate Professor.

Shadrina Valentina Vyacheslavovna

E-mail: valentina_@mail.ru.

Department of Automatic Control Systems; Associate Professor.

Kosenko Olesya Valentinovna

E-mail: O_kosenko@mail.ru.

Phone: +78634393029.

Leading engineer.

УДК 519.816

В.П. Терновой, С.М. Ковалев

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПОТОКОВ НА ОСНОВЕ
НЕЧЕТКИХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ***

Рассматривается один из возможных подходов к моделированию информационных потоков в телекоммуникационных системах с использованием методов нечетко-логического моделирования. Предлагаемый подход позволяет при имитации информационных потоков учитывать априорные экспертные знания о возможном характере телетрафика.

Предлагаемый подход позволяет при имитации информационных потоков учитывать априорные экспертные знания о возможном характере телетрафика.

Моделирование информационных потоков; телетрафик; нечеткая динамическая модель.

V.P. Ternovoy, S.M. Kovalev

**MODELING INFORMATION FLOWS BASED ON FUZZY DYNAMIC
SYSTEMS**

This article discusses one possible approach to modeling the information flows in telecommunication systems using methods of fuzzy-logic modeling. The proposed approach allows us to simulate the flow of information to take into account a priori expert knowledge on the possible nature of teletraffic.

The proposed approach allows us to simulate the flow of information to take into account a priori expert knowledge on the possible nature of teletraffic.

Simulation of information flow; teletraffic; fuzzy dynamic model.

Одной из важнейших проблем, возникающих при создании современных телекоммуникационных сетей, является разработка их динамических моделей, способных достаточно быстро воспроизводить траекторию событий с учетом характера информационных потоков, генерируемых абонентами телекоммуникационной системы. Существенным звеном математической модели телекоммуникационной

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, (проекты №: 10-01-00058, № 10-07-00158.

системы является модель, имитирующая телетрафик сети. Для реальных задач телетрафик носит характер сложной взаимосвязанной последовательности случайных событий, имеющих как краткосрочные, так и долгосрочные зависимости, что делает моделирование таких потоков весьма сложной задачей [Крылов 2005] .

В настоящей статье рассматривается один из возможных подходов к моделированию информационных потоков в телекоммуникационных системах с использованием методов нечетко-логического моделирования. Предлагаемый подход позволяет при имитации информационных потоков учитывать априорные экспертные знания о возможном характере телетрафика.

Описание задачи. Структуру телекоммуникационной системы можно представить в виде мультиграфа, содержащего два типа вершин – вершины, соответствующие абонентам сети, и вершины, соответствующие станциям коммутации. Абоненты и коммутирующие станции соединяются дугами, соответствующие каналам связи (пучкам каналов заданной емкости). Между узлами сети функционируют потоки вызовов с некоторой интенсивностью, характеризующей телетрафик сети. Имеется возможность снимать измерения, характеризующие текущее состояние телетрафика, и применять стандартные средства для управления сетью – управляющие воздействия. Такими воздействиями являются: блокировка по коду, прореживание вызовов, пропуск пучка, временное перенаправление по обходному пути и др. При возникновении критических ситуаций, связанных с перегрузкой отдельных участков сети или выходом из строя оборудования, возникает необходимость оперативного вмешательства путем применения соответствующих управляющих воздействий на телетрафик. Управление телекоммуникационной сетью осуществляются на основе ее имитационной модели

Одним из способов “быстрого” воспроизведения телетрафика является использование аналитической модели сети, например, в виде модели массового обслуживания. Однако аналитические модели имеют два серьезных недостатка. Во-первых, они работают с относительно небольшим числом простейших потоков данных типа Пуассоновского либо с потоками типа Пальма и Эрланга, обладающих краткосрочной памятью, однако не позволяющих описывать долговременные зависимости в сообщениях, имеющие место в реальных сетях. Во-вторых, стандартные модели потоков не всегда способны отразить специфический характер трафика отдельных абонентов и временные зависимости в данных, которые, как правило, всегда имеют место в той или иной конкретной системе, и которые необходимо учитывать для оптимального управления сетью. Поэтому в качестве математических моделей сети на практике чаще всего используются имитационные модели.

Адекватным представлением реальных потоков данных в имитационных моделях являются так называемые самоподобные процессы [Крылов 2005], позволяющие отразить не только кратковременные зависимости между сообщениями, но и долгосрочные зависимости. В реальных ситуациях такие зависимости носят характер фрактального броуновского движения или гауссовского шума, в которых сообщения поступают на вход системы пачками, а интервалы времени между пачками сообщений, в свою очередь, распределяются таким образом, что агрегированный процесс, полученный путем усреднения значений исходного процесса, также имеет “пачечный” характер. Таким образом, самоподобные процессы позволяют отразить фрактальную структуру процесса, состоящую из частей, похожих на целый процесс, что характерно для телетрафика в реальных сетях связи.

Распределение числа событий во времени для трафика, представимого самоподобным процессом, носит характер сложной взаимосвязанной последовательности случайных пачек поступления. Это делает моделирование такого потока весьма трудной задачей. Для ее решения предложено ряд методов программного моде-

лирования [Крылов 2005] , однако, эти методы не позволяют учитывать конкретный характер зависимостей в сообщениях, имеющих место в реальных системах. Для учета таких особенностей необходимы методы, позволяющие моделировать телетрафик, представимый самоподобными процессами, основанные на использовании знаний. В качестве таких знаний могут выступать априорные экспертные знания, а также знания о закономерностях в данных, полученные на основе интеллектуального обучения.

Нечеткая динамическая модель телетрафика. Сопоставим реализации самоподобного процесса S временной ряд $S = (s(t_i) / i = 1, 2, \dots)$, элементы которого принимают значения из числового множества X и характеризуют интенсивность телетрафика в i -е моменты времени t_i .

Математическую модель временного процесса S можно представить в виде нелинейной авторегрессионной модели:

$$S(t) = F(s(t-1), \dots, s(t-k)) + e(t), \quad (1)$$

где F – неизвестная функция, $E(t)$ – ошибка предсказания, k – порядок модели.

Авторегрессионная модель (1) способна отражать кратковременные зависимости между значениями временного ряда S . Для учета долгосрочных зависимостей модель (1) следует видоизменить. С этой целью сформируем из S некоторое число агрегированных процессов $S^i(t)$ таких, что каждый $(i+1)$ -й процесс S^{i+1} получен путем усреднения значений i -го процесса S^i . Тогда в качестве модели временного процесса S , отражающей долгосрочные зависимости, можно рассмотреть авторегрессионную модель, аналогичную (1), однако аргументами которой являются не k последних членов ряда S , а первые члены k агрегированных процессов $S^i(t)$, то есть модель примет вид

$$\hat{S}(t) = F(s(t-1), s^1(t-1), \dots, s^k(t-1)) + E(t) \quad (2)$$

Для реализации нелинейной функции F в (2) будем использовать нечеткую модель, а авторегрессионную модель процесса S в целом будем представлять в виде нечетко-динамической системы (НДС) с обратными связями. Входы обратной связи получены путем агрегирования задержанных на соответствующее число тактов k временных значений ряда S , а выходом является прогнозируемое значение $s(t)$ в текущий момент времени t .

База правил НДС содержит m правил R_i вида

$$R_i : \text{IF } s(t-1) = \alpha_i \text{ and } s^1(t-1) = \beta_i \text{ and } \dots \text{ and } s^k(t-1) = \gamma_i \text{ THEN } s(t) = \omega_i,$$

где $\alpha_i, \beta_j, \dots, \omega_i$ – значения (нечеткие термы) лингвистической переменной, характеризующей интенсивность телетрафика, определенные на единой числовой шкале X . Нечеткие термы α_i, β_j, \dots , являются входными значениями НДС, а нечеткие термы ω_i – выходными.

Для описания функционирования НДС введем в рассмотрение $(k+1)$ -мерное пространство $U = X \times X \times \dots \times X$, первые k измерений которого соответствуют входным переменным НДС, характеризующим k “прошлых” значений процесса S , а $(k+1)$ -е измерение соответствует выходу НДС, характеризующему прогнозируемое значение процесса S в момент времени t .

Каждое из правил R_i , входящих в БЗ НДС, задает в пространстве U нечеткую область \tilde{R}_i , определяемую функцией принадлежности

$$\mu_{R_i}(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, x_{ik+1}) = \mu_{\alpha_i}(x_{i1}) \& \mu_{\beta_i}(x_{i2}) \& \dots \& \mu_{\gamma_i}(x_{ik}) \& \mu_{\omega_i}(x_{ik+1}). \quad (3)$$

Для каждого конкретного набора входных значений $\bar{x}^* = (x_{i1}^* \ x_{i2}^* \ \dots \ x_{ik}^*)$ функция $\mu_{R_i}(x_{i1}^*, x_{i2}^*, \dots, x_{ik}^*, x_{ik+1}) = \mu_{R_i}(\bar{x}^*, x_{ik+1})$ задает на шкале X нечеткое множество, имеющее смысл выходного нечеткого множества НДС, генерируемого правилом R_i . То есть для каждого конкретного входного вектора \bar{x}^* и выходного значения $x^* \in X$ значение функции $\mu_{R_i}(\bar{x}^*, x^*)$ имеет смысл степени возможности появления данного x^* в качестве прогнозируемого значения ряда S в момент времени t при заданных значениях входных переменных $\bar{x}^* = (x_{i1}^* \ x_{i2}^* \ \dots \ x_{ik}^*)$ в предыдущие моменты времени..

Учитывая, что первые k членов выражения (3) при заданном конкретном значении входных переменных $\bar{x}^* = (x_{i1}^* \ x_{i2}^* \ \dots \ x_{ik}^*)$ также принимают конкретное числовое значение

$$c = c(\bar{x}^*) = \mu_{\alpha_i}(x_{i1}^*) \& \mu_{\beta_i}(x_{i2}^*) \& \dots \& \mu_{\gamma_i}(x_{ik}^*),$$

функцию принадлежности выходного нечеткого множества можно записать в виде

$$\mu_{R_i}(c, x) = c \& \mu_{\omega_i}(x) \quad (c = \mu_{\alpha_i}(x_{i1}^*) \& \mu_{\beta_i}(x_{i2}^*) \& \dots \& \mu_{\gamma_i}(x_{ik}^*), x \in X). \quad (4)$$

Поскольку БЗ НДС включает множество правил $\{R_i / i = 1, \dots\}$, то для реализации вывода по всей совокупности правил определим в пространстве U нечеткую область \tilde{R} , полученную путем объединения m нечетких областей \tilde{R}_i , соответствующих всем m правилам R_i , входящим в БЗ НДС. Функция принадлежности такой объединенной нечеткой области имеет вид

$$\mu_R(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, x_{ik+1}) = \bigvee_{R_i \in \text{БЗ}} \mu_{\alpha_i}(x_{i1}) \& \mu_{\beta_i}(x_{i2}) \& \dots \& \mu_{\gamma_i}(x_{ik}) \& \mu_{\omega_i}(x_{ik+1}). \quad (5)$$

По аналогии с рассмотренным выше случаем одного правила функция принадлежности μ_R , определяемая выражением (5), для каждого конкретного набора входных значений $\bar{x}^* = (x_{i1}^* \ x_{i2}^* \ \dots \ x_{ik}^*)$ задает на шкале X нечеткое множество выходных значений НДС, генерируемых совокупностью правил. С учетом (4) функцию принадлежности (5) можно переписать в виде

$$\mu_R(c(\bar{x}), x) = \bigvee_{R_i \in \text{БЗ}} c(\bar{x}) \& \mu_{\omega_i}(x) \quad (x \in X). \quad (6)$$

Таким образом, выражение (6) описывает нелинейную функцию F для авторегрессионной модели, представленной выражением (2).

Для практического использования НДС следует конкретизировать способ дефазификации нечетких выходных значений ряда S , генерируемых на основании формулы (6). В качестве такого способа используется центроидный метод, в соответствии с которым выходные значения НДС вычисляются на основании формулы.

Структура и параметры БЗ. Число правил, их структура, а также параметры функций принадлежности нечетких термов, входящих в БЗ НДС, изначально формируются экспертами, а впоследствии адаптируются под реальный процесс на основе механизма обучения. Структура изначально формируемых правил должна отражать “пачечный” характер потока сообщений, а также учитывать особенности трафика, генерируемого отдельными абонентами сети или группами абонентов. Для этого каждый конкретный абонент рассматривается экспертом как некоторое автоматизированное рабочее место (АРМ), которое решает определенный круг задач, генерирующий индивидуальный телетрафик АРМа.

Для представления индивидуального телетрафика АРМа удобно применить предложенную в [Азов 2002] методологию, основанную на использовании нечетких случайных величин. В описываемой модели нечеткая случайная величина представляется в виде

$$Tr = \{ \text{НИЗКИЙ}/P1, \text{СРЕДНИЙ}/P2, \text{ВЫСОКИЙ}/P3 \},$$

где нечеткие значения НИЗКИЙ, СРЕДНИЙ и ВЫСОКИЙ заданы треугольными функциями принадлежности, конкретный вид которых зависит от ранга сети. При этом рассматриваются сети трех рангов: малая сеть (50 абонентов или ПК), средняя сеть (300 ПК), большая сеть (1000 ПК).

Оценка сетевой интенсивности осуществляется двумя параметрами – мерой возможности и базовым значением, каковыми являются значения ТОЧНО (1), СКОРЕЕ (0,75), ВОЗМОЖНО (0,5)). Например, “Скорее высокая интенсивность” представляется нечетким множеством {НИЗКАЯ/0, СРЕДНЯЯ /0,25, ВЫСОКАЯ/0,75}. Благодаря введению нечеткой случайной величины удается интегрировать в модель процесса знания эксперта об особенностях телетрафика каждого из абонентов.

В работе рассмотрен новый подход к моделированию информационных потоков в телекоммуникационных системах, основанный на использовании специального класса нелинейных авторегрессионных моделей. Эти модели представимы адаптивными нечетко-динамическими системами с обратными связями. Адаптивность авторегрессионных моделей обеспечивает возможность корректировки их структуры и параметров под реальные потоки данных в сети, что расширяет область их практического использования.

Рассмотрена возможность модификации нечетко-динамических систем, моделирующих телетрафик, под обработку нечетко-определенной входной информации. Это позволяет получать авторегрессионные модели, способные прогнозировать телетрафик на длительные периоды времени, что существенно расширяет возможности по практическому использованию авторегрессионных моделей для целей управления телетрафиком.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Крылов В.В., Самохвалова С.С. Теория телетрафика и ее приложения. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 288 с.
2. Азов М.С. Система моделирования вычислительной сети на основе нечеткого трафика // Труды VIII национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием. – М.: Физматлит. Т. 1, 2002. – С. 275-278.
3. J. Mendel, G. Mouzouris. Non-Singleton fuzzy logic systems: Theory and application”, IEEE Trans. Fuzzy Syst. – 1997. – Vol. 5. – P. 56-71.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.Н. Лябах.

Ковалев Сергей Михайлович

Ростовский государственный университет путей сообщения.

E-mail: ksm@rfniias.ru.

344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского стрелкового полка народного ополчения, 2.

Тел.: 88632726302.

Д.т.н.; профессор.

Терновой Владимир Александрович

Студент.

Kovalev Sergey Mikhailovich

Rostov State Transport University.

E-mail: ksm@rfniias.ru.

2, Rostov Shooting the Shelf of the National Home guard square, Rostov-on-Don, 344038, Russia.

Phone: +78632726302.

Dr. of Eng. Sc., Professor.

Ternovoj Vladimir Alexandrovich

Student.

УДК 519.254

Е.А. Шестова

**МОДЕЛЬ СТОХАСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА СОСТАВА ТЕСТОВ
И РЕЗУЛЬТАТОВ ТЕСТИРОВАНИЯ**

Предлагается подход для анализа результатов тестирования знаний, основанный на применении модели стохастического анализа состава тестов и результатов тестирования. Данная модель позволяет найти связи между критериями качества и технологиями образования, а также другими управляющими воздействиями на процесс обучения. Тесты могут использоваться как для определения уровня компетенции студентов в той или иной области знаний, так и для оценки деятельности преподавателя.

Модель; стохастический анализ; тестирование.

E.A. Shestova

MODEL OF STOCHASTIC ANALYSIS OF TESTS AND TEST RESULTS

The approach for the analysis results of testing knowledge based on the use of the model stochastic analysis of tests and test results is considered in the article. This model allows us to find a connection between the criteria of quality and technology education, and other control inputs to the learning process. Tests can be used both to determine the level of students in a particular area of expertise, and for the evaluation of teachers. Thus, the subject of investigation is actual, significant for current practical application.

Model; stochastic analysis; testing.

Технологии тестирования широко используются на практике для объективного контроля знаний и умений обучаемых, установления степени их соответствия образовательным стандартам при поступлении в вузы [1]. Результаты тестирования – это показатель качества преподавания. Тесты могут использоваться как для определения уровня компетенции студентов в той или иной области знаний, так и для оценки деятельности преподавателя [2]. Удобство тестирования состоит в том, что оно с успехом может использоваться на различных этапах обучения в вузе.

На практике далеко не все явления и процессы можно свести к функциональным зависимостям, когда величине факторного показателя соответствует единственная величина результативного показателя. Чаще в исследованиях встречаются