

## Интеллектуальные системы управления, анализ данных

© 2021 г. С.А. АГЕЕВ, д-р техн. наук (serg123\_61@mail.ru)

(ОАО “Радиоавионика”, Санкт-Петербург),

А.А. ПРИВАЛЮВ, д-р воен. наук (apivalov@inbox.ru)

(Петербургский государственный университет путей сообщения

Императора Александра I),

В.В. КАРЕТНИКОВ, д-р техн. наук (spguwc-karetnikov@yandex.ru),

А.А. БУЦАНЕЦ, канд. техн. наук (butsanetsaa@gumrf.ru)

(ФГБОУ ВО “ГУМРФ им. адмирала С.О. Макарова”, Санкт-Петербург)

### АДАПТИВНЫЙ МЕТОД ОЦЕНКИ ХАРАКТЕРИСТИК ТРАФИКА В ВЫСОКОСКОРОСТНЫХ МУЛЬТИСЕРВИСНЫХ СЕТЯХ СВЯЗИ НА ОСНОВЕ ПРОЦЕДУРЫ НЕЧЕТКОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ

Предложены адаптивный метод и реализующий его векторный алгоритм оценки основных характеристик трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи. Адаптивный алгоритм оценки характеристик сетевого трафика функционирует в режиме реального времени. В основу разработанного метода положен принцип условно нелинейной Парето-оптимальной фильтрации, в котором оценка неизвестных параметров трафика производится в два этапа. На первом этапе оценивается значение функции текущего прогноза от неизвестных параметров трафика, на втором этапе производится коррекция полученного прогноза. Анализ результатов исследования предложенных метода и алгоритма оценки основных характеристик трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи показал их высокую эффективность. Средняя относительная погрешность полученных оценок не превышает 10% от текущих значений оцениваемых характеристик трафика.

*Ключевые слова:* высокоскоростные мультисервисные сети связи, псевдоградиентный алгоритм, условно нелинейная Парето-оптимальная фильтрация, нечеткий логический вывод Такаги–Сугено, сети связи нового поколения.

DOI: 10.31857/S0005231021070072

#### 1. Введение

Современный этап развития промышленности, бизнеса, транспортных и логистических систем характеризуется успешным внедрением технологий высокоскоростных телекоммуникаций и сетей связи нового поколения (NGN). Достигнутые успехи в развитии этих технологий привели к созданию и реализации концепции мультисервисной сети связи (МСС), ядром которой являются пакетные IP-сети, интегрирующие и предоставляющие пользователям различные услуги и сервисы связи [1, 2].

Перечень основных услуг и сервисов, предоставляемых пользователям с помощью МСС, хорошо известен [3, 4]. Однако появление большого количества дополнительных сервисов у МСС делает достаточно острой проблему управления такой сетью. Актуальность этой проблемы приобретает особую важность по следующим причинам:

- необходимость обеспечения заданного качества предоставляемых услуг связи (QoS) пользователям [4], включая обеспечение заданного уровня сетевой и информационной безопасности [5], при реализации процедур динамического изменения топологии сети МСС;

- необходимость обеспечения QoS при добавлении или исключении из сети различного, априори неопределенного, числа абонентов;

- необходимость обеспечения сетевой управляемости при взаимодействии и сопряжении МСС друг с другом и т.д.

Трафик в МСС является достаточно разнообразным [6–8]. При этом заданные требования к качеству услуг и сервисов должны выполняться полностью. Однако существуют объективные трудности в построении системы управления МСС, которые обусловлены сложностью структуры МСС и ее большим пространственным размахом, а также необходимостью быстрого и качественного анализа большого количества различных сетевых и информационных характеристик и параметров.

Следовательно, оперативное оценивание основных параметров высокоскоростного сетевого трафика с априори неизвестными и динамично изменяющимися характеристиками является одной из ключевых задач управления МСС и представляет собой актуальную научную проблему.

## 2. Анализ методов оценки трафика в высокоскоростных МСС

В [6–8] отмечается, что трафик для различных приложений в МСС может быть аппроксимирован с помощью вероятностных распределений, основными из которых являются распределения Пуассона, Парето, Вейбулла, логарифмически нормальное и экспоненциальное распределения. Например, если трафик является аудио или видео, то он обладает эффектом самоподобия, и для его адекватного описания применяется распределение Парето. Если трафик сформирован протоколами SMTP/TCP, то для его описания применяются распределение Пуассона или экспоненциальное распределение. Перечень законов распределения трафика в МСС для различных приложений можно найти в [3, 6, 7].

Проще всего решать задачу оценивания текущих значений параметров трафика, если он является стационарным случайным процессом. Однако во многих публикациях, например, в [7–9], отмечается, что трафик в МСС является нестационарным по своей природе, а математические модели, адекватно описывающие его поведение, являются нелинейными стохастическими моделями. Это обстоятельство существенно осложняет разработку и реализацию процедур оперативной оценки параметров и характеристик сетевого мультисервисного трафика с требуемым качеством в условиях априорной неопределенности.

Основными характеристиками мультисервисного трафика являются максимальное и минимальное значение его интенсивности, текущее значение математического ожидания, среднее квадратическое отклонение (СКО) и коэффициент вариации его интенсивности.

Известно [10], что при нелинейных моделях случайных процессов процедуры оценки их параметров также являются нелинейными. Применение процедур фильтрации, основанных на оценивании максимальной апостериорной плотности вероятности значений оцениваемых нестационарных параметров в условиях априорной параметрической и непараметрической неопределенностей, которые должны функционировать в режиме реального времени, вызывает значительные как методологические, так и вычислительные трудности [10–13].

Одним из конструктивных подходов к решению задачи оценки векторных параметров случайных процессов, при нелинейных моделях наблюдений, является метод условной нелинейной Парето-оптимальной фильтрации [11–13]. Суть данного подхода заключается в том, что оценка векторного неизвестного параметра производится в два этапа. На первом этапе вычисляется функция текущего прогноза оценок значений векторного параметра. На втором этапе с помощью корректирующих функций и полученной дополнительной апостериорной информации о значениях этих оценок производят их коррекцию. Выбор класса и вида функций оценки текущего прогноза, класса и вида корректирующих функций является достаточно свободным и определяется конкретной постановкой решаемой проблемы.

В данной статье на основе концепции условно нелинейной Парето-оптимальной фильтрации разработаны метод и алгоритм совместного оценивания текущего значения математического ожидания, СКО и коэффициента вариации интенсивности трафика МСС. Предлагается адаптацию корректирующих функций к неизвестным характеристикам интенсивности трафика МСС производить с помощью псевдоградиентных процедур, общая теория которых была заложена в публикациях [14, 15]. При этом регулирование параметров корректирующих функций в зависимости от значений оценок параметров трафика МСС производится с помощью нечеткого логического вывода Такаги–Сугено [16, 17] с учетом динамики изменения их значений.

### **3. Формулировка проблемы, теоретические основы, метод и алгоритм оценки характеристик трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи**

Пусть наблюдения трафика МСС на соответствующем сетевом интерфейсе сетевого элемента, например маршрутизатора, представлены в виде случайной последовательности (СП)  $x(i)$ . Пусть СП  $x(i)$  задана в дискретные моменты времени  $t = i = \{1, 2, \dots, n, \dots\}$ , что соответствует реальной ситуации обработки трафика на вычислительных средствах. Пусть наблюдения СП  $x(i)$  описываются аддитивно-мультипликативной моделью в виде

$$(1) \quad x(i) = \theta(i) \cdot w(x(i-1)) + \xi(i),$$

где  $w(*)$  – некоторая случайная функция от наблюдений,  $\theta(i)$  – некоторая случайная величина, а  $\xi(i)$  – помеха наблюдений с нулевым математическим ожиданием и конечной дисперсией. Также пусть СП  $x(i)$  имеет конечные математическое ожидание и дисперсию.

Необходимо построить векторную рекуррентную процедуру оценки значений математического ожидания СП  $x(i)$ , СКО СП и ее коэффициента вариации по критерию минимума среднего квадрата ошибки:

$$(2) \quad J(i) = \left\{ M(m(i) - \widehat{m}(i))^2 \rightarrow \min, \quad M(\sigma(i) - \widehat{\sigma}(i))^2 \rightarrow \min, \right. \\ \left. M(K_V(i) - \widehat{K}_V(i))^2 \rightarrow \min \right\},$$

где  $\widehat{m}(i)$ ,  $\widehat{\sigma}(i)$ ,  $\widehat{K}_V(i)$  – оценки математического ожидания, СКО и коэффициента вариации СП  $x(i)$  на шаге  $i$ , а  $m(i)$ ,  $\sigma(i)$ ,  $K_V(i)$  – их истинные значения на этом шаге.

Функция прогноза для текущего значения математического ожидания СП определяется как

$$(3) \quad \widehat{m}(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(i-k), \quad i = 1, 2, \dots, n, \dots,$$

где  $N$  – размер скользящего окна. Следует отметить, что размер скользящего окна функций текущего прогноза выбирается относительно небольшим.

Далее, прогнозы оценок СКО и коэффициента вариации СП на шаге  $i$  также производятся в этом же скользящем окне и имеют вид

$$(4) \quad \widehat{\sigma}(i) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left( \sum_{k=1}^N x^2(i-k) - \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(i-k) \right)^2 \right)}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \dots, \\ \widehat{K}_V = \widehat{\sigma}(i) / \widehat{m}(i).$$

Без потери общности, дальнейшее подробное рассмотрение построения корректирующей процедуры проведем для компоненты значения оценки математического ожидания функционала (2) с последующим обобщением на векторный случай.

Следует отметить, что значение функционала  $J(i)$  может быть недоступно наблюдению, а доступна наблюдению только случайная реализация его градиента со случайной ошибкой

$$(5) \quad \nabla Q(\xi, \widehat{m}) = \nabla J(\widehat{m}) + \xi, \quad \xi \in \mathbb{R}^n,$$

где  $\xi$  – ошибка наблюдения градиента. Сделаем предположение о том, что  $\xi$  – центрированные, некоррелированные ошибки оценки градиента функционала качества. Минимизацию функционала (5) будем проводить с помощью рекуррентного алгоритма вида

$$(6) \quad \widehat{m}(i+1) = \widehat{m}(i) - \lambda_m(i+1) \nabla Q(\xi, \widehat{m}(i+1)),$$

где  $\nabla Q(\xi, \widehat{m}(i+1))$  – некоторое случайное направление движения в фазовом пространстве в точке  $\widehat{m}(i+1)$ ,  $\widehat{m}(i)$  – скорректированная оценка математического ожидания на предыдущем шаге,  $\{\lambda_m(i)\}$  – последовательность положительных чисел, которая для стационарной СП должна удовлетворять условиям [14]

$$(7) \quad \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_m(i) = \infty, \quad \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_m(i) < \infty.$$

Эти числа называют коэффициентами шага алгоритма. В соответствии с [14, 15] вектор  $\nabla Q(\xi, \widehat{m}(i))$  называется псевдоградиентом в точке  $\widehat{m}(i)$ , если в этой точке выполняется условие

$$(8) \quad \nabla J(\widehat{m}(i-1)) \cdot M\{\nabla Q(\xi, \widehat{m}(i))\} \geq 0,$$

где  $M\{\ast\}$  – операция математического ожидания, т.е. вектор  $\nabla Q(\xi, \widehat{m}(i))$  в среднем составляет острый угол с вектором градиента функционала качества  $\nabla J(\widehat{m}(i-1))$ . Реализацию функционала качества в точке  $\widehat{m}(i+1)$  в соответствии с [8, 9, 14, 15] можно представить как

$$(9) \quad Q(\widehat{m}(i+1)) = \left(\widehat{m}(i+1) - \widehat{m}(i)\right)^2.$$

Тогда, после преобразований, рекуррентный псевдоградиентный алгоритм (ПГА) оценивания текущего значения математического ожидания с учетом знаков будет иметь вид

$$(10) \quad \widehat{\widehat{m}}(i+1) = \widehat{\widehat{m}}(i) + \lambda_m(i+1) \left(\widehat{m}(i+1) - \widehat{\widehat{m}}(i)\right).$$

Если плотность распределения значений СП  $\widehat{m}(i)p(\widehat{m})$  симметрична относительно математического ожидания, то возможно применение ПГА вида

$$(11) \quad \widehat{\widehat{m}}(i+1) = \widehat{\widehat{m}}(i) + \lambda_m(i+1) \varphi\left(\widehat{m}(i+1) - \widehat{\widehat{m}}(i)\right),$$

где в качестве функции  $\varphi(\ast)$  может быть использована неубывающая монотонная функция, например знаковая функция  $\varphi(\ast) = \text{sign}(\ast)$ . Применение данной функции позволяет повысить устойчивость ПГА к ошибкам оценки градиента функционала качества [14, 15].

Обобщением алгоритма (10) является векторный ПГА оценки параметров СП, имеющий вид

$$(12) \quad \widehat{\widehat{G}}(i+1) = \widehat{\widehat{G}}(i) + R(i+1) \times (\nabla Q(i+1)),$$

где  $\widehat{\widehat{G}}(i+1)$  – вектор оценок параметров СП на шаге  $i+1$ , представимый в виде

$$(13) \quad \widehat{\widehat{G}}(i+1) = \left[ \widehat{\widehat{m}}(i+1), \widehat{\widehat{\sigma}}(i+1), \widehat{\widehat{K}}_V(i+1) \right]^T.$$

Матрица  $R(i+1)$  является диагональной матрицей коэффициентов шага оцениваемых параметров.

Относительно алгоритмов (10), (11), (12) можно сформулировать *утверждения* о том, что:

1. *Данные алгоритмы являются псевдоградиентными алгоритмами.* Доказательство данного утверждения основано на корректной проверке условия (8). Следствием из этого утверждения является то обстоятельство, что данные процедуры обладают всеми свойствами ПГА [14, 15].

2. *Структура алгоритмов (10) и (12) оценки текущих значений математического ожидания, дисперсии и квадрата коэффициента вариации трафика МСС инвариантна относительно статистических характеристик СП  $x(i)$  с точностью, определяемой точностью идентификации своих параметров.* Доказательство данного утверждения основано на применении центральной предельной теоремы [10]. Следствием данного утверждения является то, что при любых вероятностных свойствах трафика структура алгоритма оценки его параметров постоянна, изменяться могут только параметры его настройки.

Для оценивания параметров нестационарных СП условие (7) ограничивает применение ПГА, так как ПГА должен отслеживать изменения значения параметров трафика, а не сходиться к определенным их значениям. Поэтому предлагается последовательность  $R(i)$  ограничить снизу постоянным значением. В результате выбора ограниченного коэффициента шага дисперсия оценки параметров СП также будет ограничена снизу. Следовательно, необходимо найти компромиссное решение между скоростью и точностью оценивания значений интенсивности СП [8, 9, 14, 15].

Очевидно, что модули градиентов компонент векторного функционала качества пропорциональны динамическим свойствам СП. Подобные зависимости носят характер трудноформализуемых задач, поэтому предлагается процедуру подстройки коэффициентов шага ПГА автоматизировать на основе метода нечеткого вывода Такаги–Сугено или на основе его частного вида – синглтонного метода [16, 17], имеющего вид

(14) ЕСЛИ

$$\langle \hat{G}(i) \in D1 \rangle \text{ И } \langle \nabla Q(i) \in D2 \rangle \text{ И } \langle \hat{\sigma}(i) \in D3 \rangle \text{ И } \langle \hat{K}_V(i) \in D4 \rangle, \\ \text{ТО } R(i+1) = R(z) \text{ И } N(i+1) = N_k.$$

Для реализации этих правил предварительно проводится обучение системы нечеткого логического вывода по экспериментальным данным, полученным на стадии ее проектирования, на тестовых СП, с известными статистическими параметрами [8, 9]. Увеличение размера скользящего окна, если возникает такая необходимость, производится последовательно с шагом, равным одной ячейке скользящего окна. Это позволяет обеспечить наблюдаемость оцениваемых параметров трафика МСС.

Особенностью данной системы нечеткого логического вывода является то, что обучение производится на этапе ее проектирования. На этапе эксплуатации возможна небольшая корректировка нечетких баз правил и нечетких баз знаний. Структура системы нечеткого логического вывода в процессе эксплуатации остается постоянной.

#### 4. Анализ результатов численного моделирования

Численное моделирование проверки эффективности разработанных алгоритмов оценки характеристик трафика МСС проводилось для трафиков, имеющих распределение Пуассона, экспоненциальное распределение, логнормальное и распределение Парето.

Моделирование проводилось как для стационарных, так и для нестационарных трафиков. Обучение системы нечеткого логического вывода Такаги–Сугено с учетом утверждения 2 из раздела 3 проводилось на основе анализа данных, полученных при моделировании СП с логарифмически нормальным распределением. Модулирующие функции для моделирования нестационарных СП представляли собой:

1. Случайные процессы авторегрессии первого порядка (АР-1), имеющие вид [7, 8]

$$(15) \quad m(i+1) = \rho m(i) + \sigma_m \sqrt{1 - \rho^2} \zeta(i+1),$$

где  $\rho$  – коэффициент корреляции,  $\sigma_m$  – СКО процесса,  $m(i+1)$  – текущее значение математического ожидания интенсивности трафика МСС,  $m(i)$  – его предыдущее значение,  $\zeta(i+1)$  – значение независимой случайной величины, имеющей нормальное распределение с нулевым значением математического ожидания и единичной дисперсией;

2. Детерминированные периодические функции вида

$$(16) \quad m(i) = m + a_0 \times \sin(2\pi i/T),$$

где  $a_0$  – амплитуда модулирующего процесса,  $T$  – период модулирующей функции;

3. Ступенчатые функции вида

$$(17) \quad m(i) = \begin{cases} m_1, & \text{если } i \leq k, \\ m_2, & \text{если } i \geq k, \end{cases}$$

где  $m_1$  и  $m_2$  – значения уровней математического ожидания СП.

Ниже приведены некоторые результаты предварительного обучения системы нечеткого логического вывода. Так, в качестве примеров на рис. 1 приведена поверхность коэффициентов шага для процедуры корректировки оценки текущего значения математического ожидания СП в зависимости от периода изменения математического ожидания СП и от возможного значения модуля оценки его градиента.

Обучение проводилось с помощью процедуры (16) при заданном среднем значении СП, равном  $m(i) = 167$ , и коэффициенте вариации СП, равном  $K_V(i) = 0,5$ . По вертикальной оси  $\lambda_m$  выбран логарифмический масштаб. Аналогичные поверхности строятся и для других значений  $m(i)$ , количество которых определяется пропускной способностью канала связи с помощью эмпирически установленной зависимости – одна поверхность на один диапазон изменения математического ожидания, равный  $\Delta m(i) \approx 200-300$ . Следует отметить, что процедуры обучения системы нечеткого логического вывода достаточно легко автоматизируются.

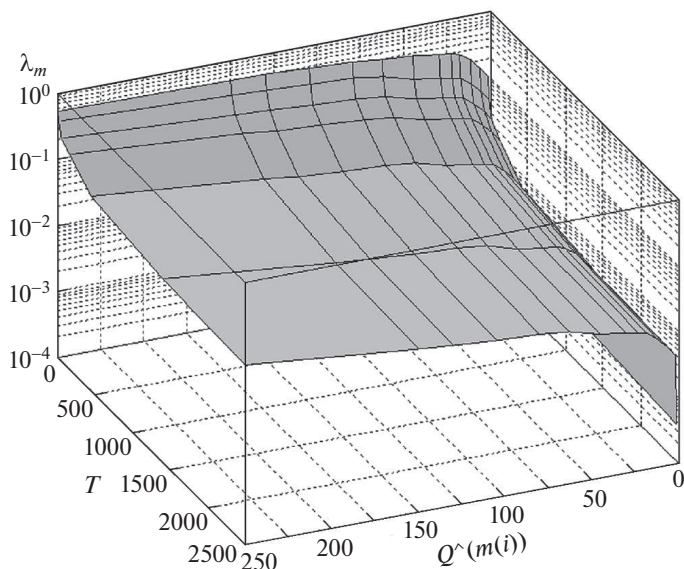


Рис. 1. Поверхность коэффициентов шага для процедуры корректировки оценки  $m(i)$ .

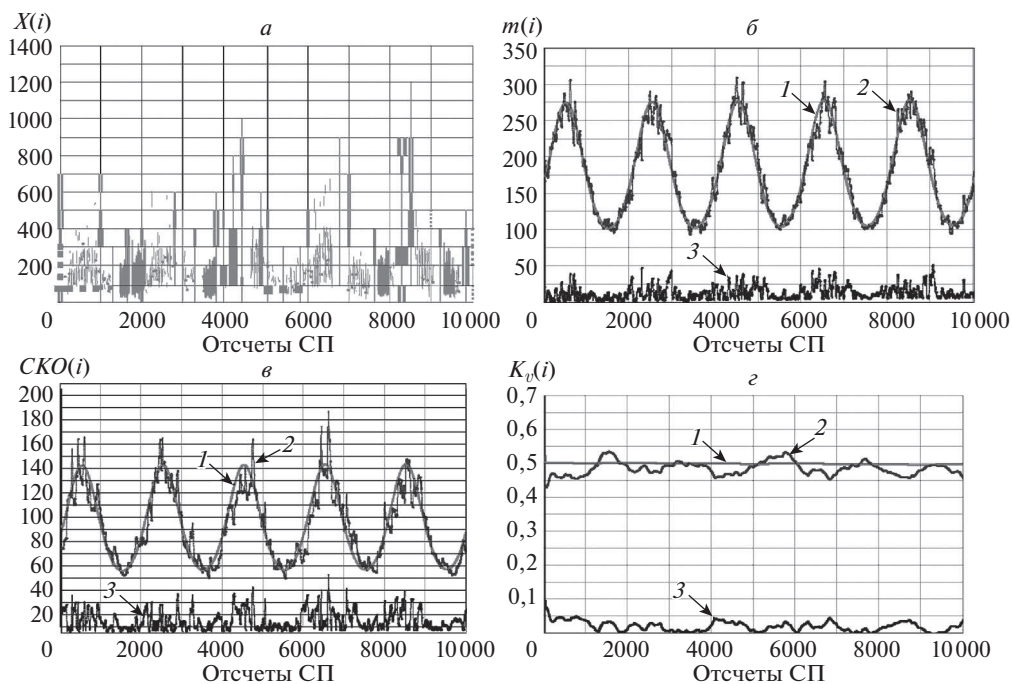


Рис. 2. Результаты оценки параметров нестационарного тренда с логнормальным распределением: *a* – отсчеты СП, *б* – оценка  $m(i)$ , 1 – истинное значение  $m(i)$ , 2 – оценка  $m(i)$ , 3 – модуль абсолютной погрешности оценки; *в* – оценка СКО СП, 1 – истинное значение СКО, 2 – значение оценки СКО, 3 – модуль абсолютной погрешности оценки; *г* – оценка  $K_V$ , 1 – истинное значение  $K_V$ , 2 – оценка  $K_V$ , 3 – модуль абсолютной погрешности оценки  $K_V$ .



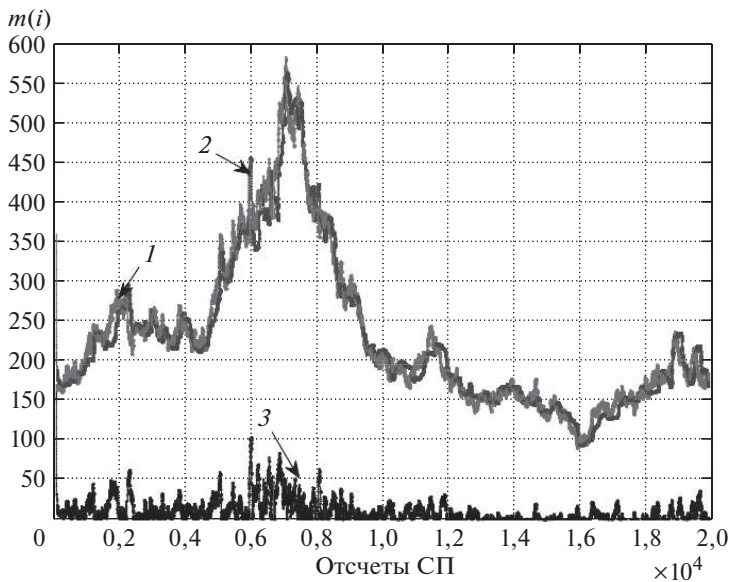


Рис. 3. Логнормальное распределение. 1 – Истинное значение  $m(i)$ , 2 – оценка  $m(i)$ , 3 – модуль абсолютной ошибки оценивания.

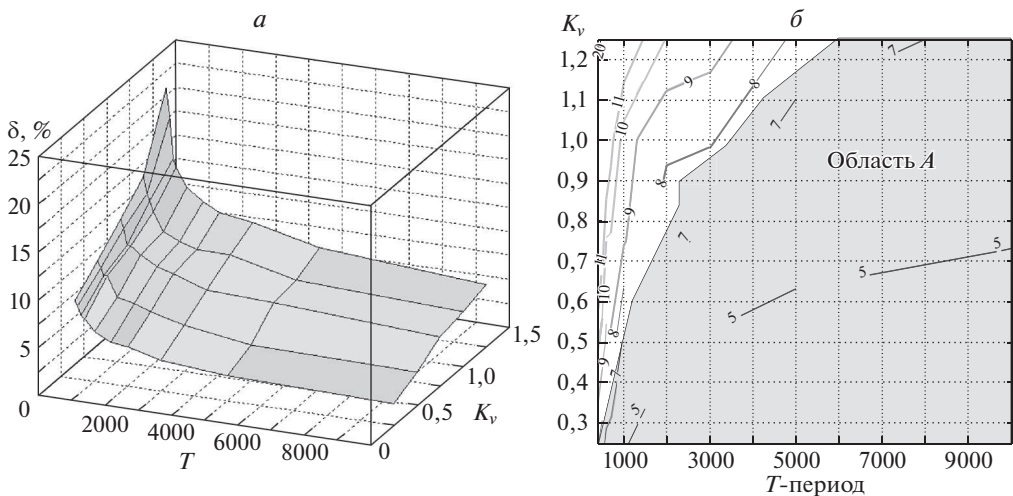


Рис. 4. а – Зависимость средней относительной погрешности оценки параметров СП от скорости их изменения и от  $K_V$ ; б – область А – область Парето-оптимальных значений параметров алгоритма.

На рис. 2 приведены результаты численного моделирования процедур оценок текущих значений математического ожидания, СКО и коэффициента вариации интенсивности нестационарного трафика с логарифмически нормальным распределением.

В результате моделирования средняя относительная погрешность оценки математического ожидания составила не более 5,3%, средняя относительная погрешность оценки СКО составила не более 8,7%, средняя относительная погрешность оценки  $K_V$  составила не более 5,3%.

**Таблица.** Точность алгоритмов оценки стохастических параметров трафика МСС

Тип распределения	Коэффициент корреляции ( $\rho$ )	Средняя относительная погрешность МСС (%)
Распределение Парето ( $H = 0,7-0,85$ )	0,99	9,8
	0,999	9,4
	0,9999	8
Распределение Пуассона	0,9	8,6
	0,99	7,6
	0,999	6,4
	0,9999	3,3
Логарифмически нормальное распределение	0,9	9,6
	0,99	9,3
	0,999	8,4
	0,9999	6,7
Экспоненциальное распреде- ление	0,9	8,9
	0,99	8,2
	0,999	7,2
	0,9999	5,6

На рис. 3 приведены результаты оценки математического ожидания нестационарного СП с логарифмически нормальным распределением, в котором математическое ожидание изменялось в соответствии с рекуррентной процедурой (15).

Средняя относительная погрешность оценки значений  $m(i)$  не превысила 7,3 %.

На рис. 4 представлены зависимости средней относительной погрешности оценки параметров СП в зависимости от скорости их изменения и от текущего значения коэффициента вариации при изменении математического ожидания от 167 до 240 и при изменении  $K_V$  от 0,25 до 1,25.

Область А на рис. 4,б – область Парето-оптимальных значений параметров алгоритма оценки параметров СП, в которой средние относительные погрешности оценок математического ожидания, СКО и  $K_V$  не превышают 8,4 %.

В таблице приведены обобщенные результаты анализа точностных характеристик алгоритма оценки параметров трафика МСС для стохастического случая.

При оценивании параметров нестационарных трафиков средняя относительная погрешность оценок не превысила 9,3 %. Средняя относительная погрешность оценивания для стационарного трафика составила менее 3,3 %. Размер скользящего окна прогнозирующей процедуры алгоритма для нестационарного трафика составил 10–90 отсчетов. В абсолютных временных единицах алгоритм показал устойчивую работу с периодом изменения параметров трафика 1,5–2 миллисекунды.

## 5. Анализ результатов экспериментальной проверки

На рис. 5 приведена структура фрагмента сети для экспериментального исследования предложенного подхода. Локальная вычислительная сеть (ЛВС, LAN) через маршрутизатор доступа имела выход в сеть Internet. Одна из ЭВМ LAN, на которой производились оценки характеристик сетевого трафика, подключена к ЛВС через аппаратно-программное средство (АПС), которое реализует разработанный алгоритм. Это АПС реализовано на основе концепции построения интеллектуальных агентов (ИА) [18, 19].

Интеллектуальный агент (ИА) реализован в виде системы на кристалле (SoC – System – on – Chip), основой которой служит программируемая логическая интегральная микросхема (ПЛИС) field – programmable gate array (FPGA) Cyclone V фирмы Altera [20, 21]. В качестве макета ИА использовался отладочный комплект Cyclone V SX SoC Development Board.

При разработке ИА были использованы средства САПР Quartus II и язык программирования Verilog.

Подключение платы Cyclone V SX SoC Development Board к экспериментальному макету осуществлялось с помощью двух интерфейсов Ethernet с пропускными способностями 1 Гбит/с. Управление ИА реализовывалось с компьютера, к которому он подключался. Все каналы ЛВС имели пропускные способности 1 Гбит/с.

Первый эксперимент заключался в том, что делались запросы в сеть Internet, а по ним производился обмен данными большого объема. Например, пересылка файлов на скорости около 60 Мбит/с проводилась в течение 30 с. С помощью ИА выполнялись оценка значений интенсивности трафика и оценка его текущего значения математического ожидания. Период получения одного отсчета интенсивности трафика равен 1 мкс ( $10^{-6}$  с). Измерялось зна-

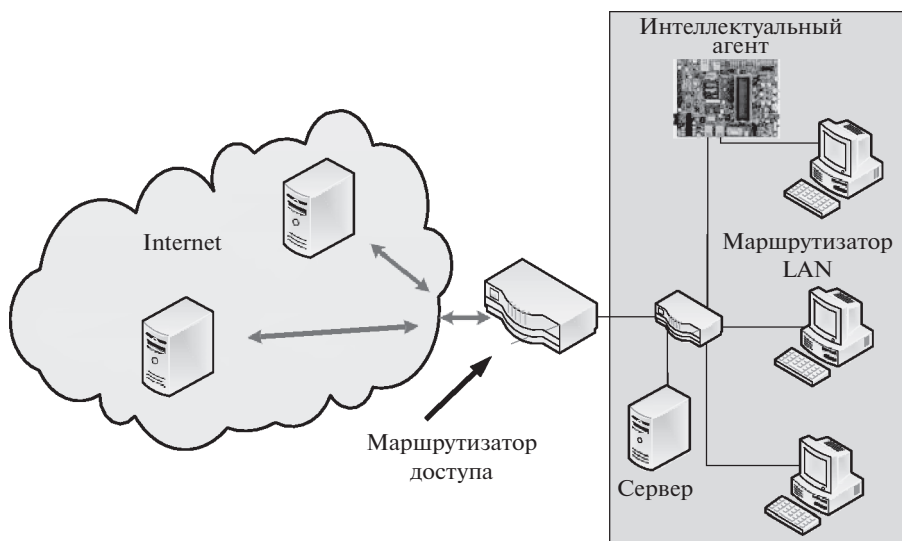


Рис. 5. Структура фрагмента сети для экспериментального исследования характеристик сетевого трафика.

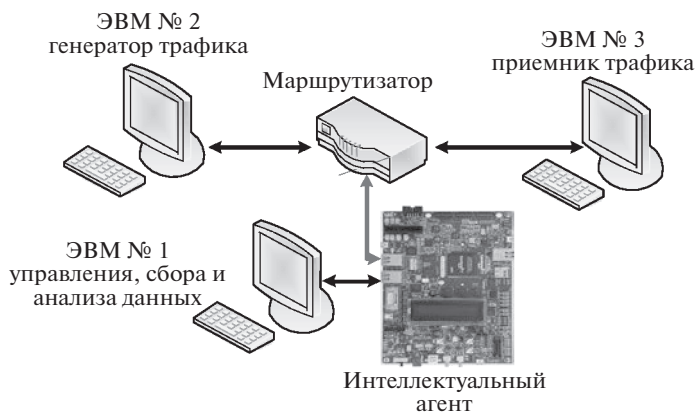


Рис. 6. Макет фрагмента сети.

чение битовой скорости на входе интерфейса Ethernet ИА. Проверка по критерию  $\chi^2$  показала, что распределение трафика можно отнести к распределению Пуассона.

Характер изменения текущего значения математического ожидания интенсивности трафика приблизительно соответствовал модели AP – 1 (15).

Испытания ИА, в которых динамика изменения трафика была более интенсивной, чем поведение реального трафика, проводились на макете сети, приведенном на рис. 6.

В данном эксперименте текущее значение математического ожидания интенсивности трафика моделировалось с помощью модели AP – 1 (15). Использовалось распределение Пуассона. Подключение ИА было выполнено аналогично структуре, приведенной на рис. 5.

С помощью разработанного программного обеспечения моделировалось динамичное изменение характеристик трафика. Средняя относительная погрешность оценки текущего значения математического ожидания составила  $\delta \approx 0,62\%$ . За время измерения, которое составило 0,6 с, значение математического ожидания изменилось более чем в два раза.

Второй эксперимент заключался в оценке характеристик трафика, соответствующего передаче видео. С помощью стенда сети (рис. 6) были оценены характеристики трафика видеоконференцсвязи (ВКС). Время регистрации трафика, как и в первом эксперименте, составило 0,6 с. Анализ показал, что трафик соответствует логарифмически нормальному закону распределения. Средняя относительная погрешность оценки  $m(i)$  составила  $\delta \approx 2,46\%$ . Диапазон изменения  $m(i)$  за время измерения составил приблизительно 1,9 раза.

## 6. Заключение

1. Полученные характеристики предложенных в статье метода и алгоритма обеспечивают оценку параметров и характеристик нестационарного трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи со средней относительной погрешностью, не превышающей 10 %, что является достаточно высоким показателем качества оценивания [10–13].

2. Проведенный в статье анализ показал возможность реализации разработанного алгоритма на существующих аппаратно-программных платформах.

3. Наиболее перспективной является реализация алгоритма как интеллектуального агента для многоагентной интеллектуальной системы оперативной поддержки принятия решений для управления МСС. Аппаратно-программной платформой подобной системы может быть система на кристалле на основе высокопроизводительной ПЛИС (FPGA).

4. Полученные экспериментальные данные полностью подтверждают достоверность результатов численного моделирования.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ITU-T Recommendation Y.2001. General overview of NGN. Geneva: ITU, 2004.
2. ITU-T Recommendation Y.2011. General principles and general reference model for Next Generation Networks. Geneva: ITU, 2004.
3. *Гольдштейн Б.С., Соколов Н.А., Яновский Г.Г.* Сети связи. Уч. для ВУЗов. СПб.: БХВ Санкт-Петербург, 2011.
4. ITU-T Recommendation G.1000. Communications quality of service: A framework and definitions. Geneva: ITU, 2001.
5. ISO/IEC 27001. Information technology – Security techniques – Information security management Systems – Requirements. Switzerland: ISO/IEC, 2005.
6. *Симонова О.А.* Модели расчета показателей QoS в сетях следующего поколения: Дисс. канд. техн. наук. СПб.: 2005.
7. *Шелухин О.И., Осин А.В., Смольский С.М.* Самоподобие и фракталы. Телекоммуникационные приложения. М.: Физматлит, 2008.
8. *Агеев С.А., Гладких А.А., Курносое В.И., Привалов А.А.* Адаптивный метод обнаружения аномалий трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи // Научное издание «Технологии в исследованиях Земли». 2019. Т. 11. № 5. С. 4–13. <https://doi.org/10.24411/2409-5419-2018-10282>
9. *Агеев С.А., Саенко И.Б., Котенко И.В.* Метод и алгоритмы обнаружения аномалий в трафике мультисервисных сетей связи, основанные на нечетком логическом выводе // Информационно – управляющие системы. 2018. № 3. С. 61–68. <https://doi.org/10.15217/issn 1684-8858.2018.3.61>
10. *Тихонов В.И., Кульман Н.К.* Нелинейная фильтрация и квазикогерентный прием сигналов. М.: Сов. радио, 1975.
11. *Пугачев В.С.* Обобщение теории условно оптимального оценивания и экстраполяции // Докл. АН СССР. 1982. Т. 262. № 3. С. 535–538.
12. *Пугачев В.С.* Условно оптимальная фильтрация и экстраполяция непрерывных процессов // АИТ. 1984. № 2. С. 82–89.  
*Pougatcheff W.* Conditionally Optimal Filtering and Extrapolation of Continuous Processes // Autom. Remote Control. 1984. V. 45. No. 2. P. 212–218.
13. *Синицын И.Н.* Фильтры Калмана и Пугачева. Уч. пос. М.: Университетская книга, Логос, 2006.
14. *Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З.* Псевдоградиентные алгоритмы адаптации и обучения // АИТ. 1973. № 3. С. 45–63.  
*Polyak B.T., Tsyupkin Ya.Z.* Pseudogradient adaptation and training algorithms // Autom. Remote Control. 1973. V. 34. No. 3. P. 377–397.

15. *Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З.* Оптимальные псевдоградиентные алгоритмы адаптации // *АиТ.* 1980. № 8. С. 74–84.  
*Polyak B.T., Tsytkin Ya.Z.* Optimal pseudogradient adaptation algorithms // *Autom. Remote Control.* 1981. V. 41. No. 8. P. 1101–1110.
16. *Takagi T., Sugeno M.* Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control // *IEEE Trans. on Syst., Man and Cybernetics.* 1985. V. SMC-15. Iss. 1. P. 116–132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
17. *Пегат А.* Нечеткое моделирование и управление. 2-е изд. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013.
18. *Wooldridge M., Jennings N.* Intelligent Agents: Theory and Practice // *Knowledge Engineering Review.* 1995. V. 10. No. 2. P. 115–152.  
<https://doi.org/10.1017/S0269888900008122>
19. *Wooldridge M., Jennings N.* Agent Theories, Architectures and Languages: a Survey // *Intelligent Agents: ECAI-94 Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages (Amsterdam, The Netherlands, August 8–9, 1994)* / Eds. M. Wooldridge, N. Jennings. Berlin: Springer Verlag, 1995. P. 1–22.  
[https://doi.org/10.1007/3-540-58855-8\\_1](https://doi.org/10.1007/3-540-58855-8_1)
20. URL: Intel Corporation. <https://www.altera.com/> /дата обращения 18.11.2019.
21. URL: Open Cores. <http://opencores.org/projects/> /дата обращения 05.11.2019.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии О.Н. Граничиным.*

Поступила в редакцию 20.11.2019

После доработки 25.02.2021

Принята к публикации 16.03.2021