

УДК 35.2428

## **ОЦЕНКА СТЕПЕНИ ВЛИЯНИЯ ТОЧНОСТИ МОНИТОРИНГА СЕТЕВОГО ТРАФИКА НА КАЧЕСТВО ЕГО ОБСЛУЖИВАНИЯ В СЕТЯХ СВЯЗИ ВОЕННОГО НАЗНАЧЕНИЯ МЕТОДАМИ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ**

**С.М. Одоевский, К.О. Симонова, В.А. Зизевский (Санкт-Петербург)**

### **Введение**

Современные сети связи военного назначения являются мультисервисными, так как предназначены обеспечивать организацию на их основе двух и более служб, предоставляющих должностным лицам пунктов управления телекоммуникационные и информационные услуги заданного качества. Как и в подобных гражданских сетях, в мультисервисных сетях связи военного назначения (МСС ВН) передается и обрабатывается мультимедийный трафик (ММТ). Отличительной его особенностью является неоднородность и группирование пакетов, количественно характеризуемая всплесками интенсивности, что является одним из проявлений свойства самоподобия [1], которое присуще данному типу трафика.

Для обеспечения заданного качества обслуживания всех типов трафика в МСС ВН в условиях воздействия всевозможных внешних и внутренних дестабилизирующих факторов применяются различные сетевые механизмы, реализованные в сетевых устройствах коммутации (УК). Однако хорошо зарекомендовавшие себя сетевые механизмы управления однородными потоками данных [2] не в полной мере годятся для обработки мультимедийного трафика [3].

Для моделирования ММТ, обладающего свойствами самоподобия, часто используются модели входного потока на основе распределений Парето, Вейбулла и логнормального распределения [1, 4]. Такие распределения позволяют учитывать всплески самоподобного трафика, характеризуемые различными значениями параметра Хёрста  $H \in [0.5, 1)$ . Однако прогнозирование последствий применения тех или иных сетевых механизмов обработки трафика, описываемого указанными моделями, осложняется отсутствием достаточно точных аналитических моделей зависимости показателей качества обслуживания данного трафика от контролируемых параметров трафика и управляемых параметров используемых механизмов его обработки.

В то же время данные распределения имеют простой аналитический вид, и их несложно учесть путем имитационного моделирования сетевых механизмов обработки ММТ в УК мультисервисной сети [5, 6]. Но из-за большой дисперсии интервалов времени между очередными пакетами приходится обрабатывать выборки очень большого размера, что существенно увеличивает время получения достоверных результатов имитационного моделирования и решения задач оптимизации управляемых параметров используемых сетевых механизмов в реальном времени.

В работе [7] для оптимизации механизмов распределения ММТ по нескольким маршрутам было предложено использовать рациональное сочетание методов имитационного и аналитического моделирования. Имитационное моделирование используется для вычисления оцениваемых показателей только в некоторых характерных точках множества возможных значений наблюдаемых и управляемых параметров. А затем выполняется аппроксимация полученных результатов простыми аналитическими выражениями, которые в дальнейшем используются для оперативного вычисления параметров используемых сетевых механизмов, минимизирующих среднее время задержки как одного из основных показателей качества обслуживания трафика.

Представленная в [7] аналитическая модель позволяет решать задачи оптимизации управляемых параметров механизмов распределения ММТ по нескольким маршрутам МСС ВН при наличии исходных данных о параметрах данных маршрутов и о параметрах поступающего трафика. Для получения указанных исходных данных могут быть использованы результаты мониторинга состояния сети и сетевого трафика в реальном времени. Однако в изменяющихся условиях воздействия внешних и внутренних дестабилизирующих факторов, характерных для МСС ВН, необходимые исходные данные могут быть известны неточно, что может приводить к ошибочным решениям по выбору управляемых параметров сетевых механизмов и к ухудшению качества обслуживания трафика.

В настоящей работе методами имитационного моделирования в сочетании с аналитическими методами оценивается степень влияния точности мониторинга сетевого трафика на качество его обслуживания путем использования механизмов распределения ММТ по нескольким маршрутам совместно с механизмами предотвращения перегрузок при условии достоверных исходных данных о параметрах доступных маршрутов.

### **Состав параметров трафика, используемых при управлении параметрами механизмов его обработки**

Как показано в [7], при наличии  $n > 1$  маршрутов в одном информационном направлении с суммарной пропускной способностью  $\mu$  (в единицах интенсивности обслуживания) и пропускными способностями отдельных маршрутов  $\mu_i = 1/\tau_{об.i} = \gamma_i \cdot \mu$ , средняя задержка  $T_i = \tau_{ож.i} + \tau_{об.i}$  в каждом из них будет зависеть от интенсивности направляемого в него трафика  $\lambda_i$ , влияющего на время ожидания в очереди  $\tau_{ож.i} = \tau_{об.i} \cdot q(\rho_i)$ ,  $\rho_i = \lambda_i/\mu_i$ , на входе каждого маршрута по-разному в зависимости от статистических характеристик входных потоков, влияющих на относительное время ожидания  $q(\rho_i)$ , и длительностей обслуживания отдельных пакетов  $\tau_{об.i}$ . Статистическую зависимость относительного среднего времени ожидания  $q(\rho)$  от нагрузки  $\rho = \lambda/\mu$  предложено аппроксимировать в [7] следующей формулой:

$$q(\rho) = \frac{c \cdot (\rho - \rho_0)^a}{(1 - \rho)^b}, \quad (1)$$

где  $\rho_0, a, b, c$  – параметры аппроксимации, зависящие от типа и параметров распределений длительности интервалов времени между моментами прихода очередных пакетов  $G_{вх}$  и длительности их обслуживания  $G_{вых}$ , используемых в общепринятых обозначениях рассматриваемых моделей УК МСС ВН как одноканальных систем массового обслуживания (СМО) с ожиданием в виде  $G_{вх}/G_{вых}/1$ .

В качестве основных учитываемых параметров распределений  $G_{вх}$  и  $G_{вых}$  выступают значения среднего времени  $\tau_{вх}$  и  $\tau_{об}$ , используемые для задания интенсивностей  $\lambda = 1/\tau_{вх}$ ,  $\mu = 1/\tau_{об}$  и, соответственно, нагрузки  $\rho = \lambda/\mu$  в формуле (1). В качестве дополнительного параметра распределений  $G_{вх}$  учитывается параметр Хёрста  $H$ , а в роли различаемых типов распределений в рассматриваемых моделях СМО, для которых в [7] получены зависимости приведенных параметров аппроксимации от параметра Хёрста  $H$ , в роли  $G_{вх}$  выступают распределения Вейбулла ( $W$ -Weibull) и Парето ( $P$ -Pareto), а в роли  $G_{вх}$  – экспоненциальное ( $M$ -Markovian) и детерминированное ( $D$ -Deterministic) распределения. На основании [8] были получены аналогичные зависимости также для логнормального распределения ( $L$ -Lognormal) в роли  $G_{вх}$ .

Как показано в [7], параметр аппроксимации  $\rho_0$  для всех рассматриваемых СМО равен нулю  $\rho_0 = 0$ , кроме СМО  $P/D/1$ , для которой он рассчитывается по формуле:

$$\rho_0 = \frac{2 \cdot 2 \cdot H}{3 \cdot 2 \cdot H}. \quad (2)$$

Для расчета остальных параметров аппроксимации  $a$ ,  $b$  и  $c$  в [7] предложено использовать формулы:

$$F(H) = \frac{d+e \cdot H}{f+g \cdot H}, \tag{3}$$

$$F(H) = h + \frac{e \cdot (2 \cdot H - 1)^d}{(g - H)^f}, \tag{4}$$

где  $d$ ,  $e$ ,  $f$ ,  $g$ ,  $h$  – дополнительные параметры формул аппроксимации (3) и (4), разные для разных зависимостей  $a(H)$ ,  $b(H)$ ,  $c(H)$ . Результаты расчета данных параметров по результатам имитационного моделирования рассматриваемых СМО приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Параметры формул аппроксимации

СМО	Параметры формулы (1)	Параметры формул (3) и (4)					Номер формулы
		$d$	$e$	$f$	$g$	$h$	
W/M/1	$a(H)$	3	-2	2	0	–	(3)
	$b(H)$	3.930	0.110	0.981	0.95	1	(4)
	$c(H)$	1.148	0.343	1.498	0.95	1	(4)
W/D/1	$a(H)$	3	-2	2	0	–	(3)
	$b(H)$	8.604	2.425	0.390	1	1	(4)
	$c(H)$	0.967	0.286	1.527	0.95	0.5	(4)
P/M/1	$a(H)$	1.361	0.376	1	0	–	(3)
	$b(H)$	1.001	-0.766	1	-1	–	(3)
	$c(H)$	0.402	-0.145	1	-1	–	(3)
P/D/1	$a(H)$	2.174	-0.644	1	0	–	(3)
	$b(H)$	1.049	-0.788	1	-1	–	(3)
	$c(H)$	0.748	-0.524	1	-1	–	(3)
L/M/1	$a(H)$	2.033	-1.325	1	0	–	(3)
	$b(H)$	2.076	0.088	0.946	0.95	1	(4)
	$c(H)$	1.03	0.41	1.076	0.95	1	(4)
L/D/1	$a(H)$	3.48	-2.9	1	0	–	(3)
	$b(H)$	2.902	0.244	0.666	0.95	1	(4)
	$c(H)$	1.049	0.449	1.041	0.95	0.5	(4)

Если в некотором направлении, включающем  $n > 1$  маршрутов с пропускными способностями  $\mu_i = 1/\tau_{об.i} = \gamma_i \cdot \mu$ , нужно передать трафик с суммарной интенсивностью  $\lambda$ , то выбирая разные доли  $\{\alpha_i\}_n$ , можно с помощью соответствующих сетевых механизмов направлять трафик по разным маршрутам с разной интенсивностью  $\lambda_i = \alpha_i \cdot \lambda$  и влиять на величину относительной средней задержки  $T_{cp}$ , которую, согласно [7], можно рассчитать по формуле:

$$T_{cp} = \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^n \frac{\alpha_i}{\gamma_i} \cdot [q(\rho_i) + 1], \quad \rho_i = \frac{\alpha_i \cdot \lambda}{\gamma_i \cdot \mu}, \tag{5}$$

где  $q(\rho_i)$  – относительное время ожидания в  $i$ -м маршруте, которое рассчитывается по формуле (1).

Рассматривая выражение (4) в качестве минимизируемой целевой функции  $T_{cp}(\alpha)$  относительно варьируемых долей трафика  $\alpha = \{\alpha_i\}_n$ , можно найти оптимальные доли  $\alpha_o = \{\alpha_{i,o}\}_n$ , выступающие в роли оптимальных управляемых параметров рассматриваемых сетевых механизмов, при которых будет обеспечиваться минимальная задержка  $T_{cp,o}$ :

$$T_{cp,o} = \min_{\alpha \in A} T_{cp}(\alpha) = T_{cp}(\alpha_o), \quad (6)$$

где  $A$  – множество возможных долей  $\alpha = \{\alpha_i\}_n$ , удовлетворяющее ограничениям:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1, \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1, \quad \forall i = \overline{1, n}. \quad (7)$$

Из анализа выражений (1) и (5) следует, что задача оптимизации (6) является классической задачей нелинейного программирования с выпуклой целевой функцией и дополнительными ограничениями (7). Как показано в [9], опираясь на метод множителей Лагранжа [10], решение данной задачи сводится к последовательному решению (одним из численных методов [11]) линейных уравнений, включающих частные производные по каждому искомому параметру, для разного количества маршрутов  $k = 1, \dots, n$ , упорядоченных от большей пропускной способности к меньшей:  $\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \dots \geq \gamma_n$ , до некоторого максимального  $k \leq n$ , превышение которого приводит к превышению доступного числа маршрутов  $k+1 > n$  или к нарушению ограничений (7), в части касающейся условия неотрицательности всех долей  $\alpha = \{\alpha_i\}_{k+1}$ .

Таким образом, оптимальные значения управляемых параметров  $\alpha_o = \{\alpha_{i,o}\}_n$  рассматриваемых сетевых механизмов, минимизирующих среднее время задержки  $T_{cp,o}$ , характеризующее качество обслуживания трафика, нетрудно вычислять в реальном времени. Но для этого нужно знать типы распределений длительности интервалов времени между моментами прихода очередных пакетов  $G_{вх}$  и длительности их обслуживания  $G_{вых}$ , влияющие на выбор соответствующей модели СМО  $G_{вх}/G_{вых}/1$ , а также однозначно характеризующие их параметры, в частности, значения среднего времени  $\tau_{вх}$  и  $\tau_{об}$ , используемые для задания интенсивностей  $\lambda = 1/\tau_{вх}$ ,  $\mu = 1/\tau_{об}$  и нагрузки  $\rho = \lambda/\mu$  в формуле (1), и параметр Хёрста  $H$ , используемый для расчета параметров аппроксимации по формулам (2)-(4).

### Способы мониторинга параметров трафика, используемых при управлении параметрами механизмов его обработки

Обычно под мониторингом понимается специальная процедура наблюдения (слежения) за текущим состоянием тех или иных объектов или процессов, в роли которых, в частности, может выступать сетевой трафик. Как отмечено в [12], контролируя и предсказывая трафик с помощью мониторинга его параметров, можно оптимизировать сеть и существенно повысить эффективность её функционирования.

Одним из основных и наиболее просто измеряемых параметров входного трафика является его интенсивность  $\lambda$ , оцениваемая путем подсчета суммарного количества поступающих пакетов  $N(T_{изм})$  за некоторое время измерения  $T_{изм}$  и вычисления отношения  $\hat{\lambda} = N(T_{изм}) / T_{изм}$ . При этом для оценки среднего времени  $\hat{\tau}_{вх}$  между моментами прихода очередных пакетов (основного параметра распределения  $G_{вх}$ ) даже не нужно отслеживать отдельные интервалы времени  $\tau_{вх,i}$ ,  $i=2, \dots, N$  между каждой очередной парой пакетов, так как их сумма (почти точно) равна  $T_{изм}$ , и тогда  $\hat{\tau}_{вх} = T_{изм} / N(T_{изм}) = 1 / \hat{\lambda}$ .

Из-за конечности времени измерений  $T_{изм}$  и объема выборки  $N(T_{изм})$  всегда существует ненулевая погрешность  $\varepsilon > 0$  оценки интенсивности  $\lambda$  и среднего времени

$\tau_{\text{вх}}$ , которая является особенно большой для распределений  $G_{\text{вх}}$  с большой дисперсией, что характерно для самоподобного ММТ с величиной параметра Хёрста  $H > 0.5$ .

Известные способы измерения самого параметра Хёрста  $H$  [13, 14] являются намного более сложными, чем измерение интенсивности  $\lambda$  (или  $\tau_{\text{вх}}$ ), и еще менее точными при ограниченном времени измерений.

На основании выполненных исследований в [13] отмечается, что точные оценки параметра Херста в широком диапазоне значений, а также длин исследуемых сигналов дают следующие методы:

– анализ флуктуаций после исключения масштабно-зависимых трендов – Detrended Fluctuation Analysis (DFA);

– метод, основанный на дискретной производной второго порядка, адаптированный под дискретное вейвлет-преобразование – Wavelet Discrete Second-Order Derivative (WDSOD);

– метод средних вейвлет-коэффициентов – Average Wavelet Coefficients/Components (AWC) для случая непрерывного (CWT) преобразования с вейвлетом Морле.

При этом метод AWC-CWT примерно в пять, а DFA в пятьдесят раз медленнее, чем методы WDSOD и RS (метод нормированного размаха). Наиболее легко реализуемыми являются методы RS и DFA.

В [14] на основании сравнительного оценивания быстродействия рассмотренных методов подтверждается, что метод, основанный на применении вейвлет-преобразования, является самым быстродействующим, а получаемые с его помощью оценки параметра Хёрста наименее смещенными.

Кроме параметров интенсивности  $\lambda$  и Хёрста  $H$  мониторинг входного трафика должен позволить определить наиболее подходящий (для аппроксимации) тип распределения  $G_{\text{вх}} \in \{M, P, W, L\}$  из числа тех, для которых разработаны аналитические модели и получены параметры аппроксимации, приведенные в таблице 1.

Для проверки различимости указанных распределений средствами анализа статистических характеристик *Excel* были сгенерированы четыре выборки объемом 10000 с помощью генераторов псевдослучайных чисел с равномерным распределением и обратных функций [7, 8], соответствующих данным четырем распределениям.

Для проверки степени соответствия полученных статистических выборок, выступающих в роли тестовых выборок ММТ с неизвестным распределением, каждому из четырёх предполагаемых теоретических распределений были использованы критерии согласия Пирсона ( $\chi^2$  – хи-квадрат) и Колмогорова [15].

Количество «карманов» для гистограмм было выбрано равным 20. Рассчитанный по формулам в *Excel* критический уровень  $\chi^2_{\text{кр}}$ , соответствующий этому числу карманов с уровнем значимости  $\alpha = 0.95$ , получился равным  $\chi^2_{\text{кр}} = 30.14$ . Статистика Колмогорова вычислялась по всей выборке без предварительного построения гистограмм. Пороговое значение Колмогоровой статистики с тем же уровнем значимости  $\alpha = 0.95$ , получилось равным  $K_\alpha = 1.36$ .

Результаты расчета значений двух критериев согласия ( $\chi^2$  и Колмогорова) для разных пар истинных и предполагаемых распределений (округленные до двух-трех значащих цифр) при значении параметра Хёрста  $H=0.75$  (для распределений Вейбулла, Парето и логнормального) приведены в таблицах 2 и 3.

Значения критериев согласия в диагональных клетках таблиц 2 и 3 соответствуют результатам сравнения выборок с теоретическими распределениями, по которым они и генерировались. Все они оказались в пределах допустимых значений для обоих критериев: и Пирсона  $\chi^2_{\text{кр}} = 30.14$ , и Колмогорова  $K_\alpha = 1.36$ . Этого следовало ожидать,

что лишь подтвердило правильность работы использованных генераторов случайных чисел для всех четырех функций распределения.

Таблица 2 – Значения критерия согласия  $\chi^2$

Истинное распределение	Предполагаемое распределение			
	Экспоненциальное	Вейбулла	Парето	Логнормальное
Экспоненциальное	14.2	$4.0 \cdot 10^4$	$\infty$	1732.4
Вейбулла	$4.1 \cdot 10^{12}$	21.7	917.2	87.8
Парето	$9.9 \cdot 10^{31}$	510.8	19.8	94.7
Логнормальное	$8.4 \cdot 10^{24}$	116.3	270.9	16.4

Таблица 3 – Значения критерия согласия Колмогорова

Истинное распределение	Предполагаемое распределение			
	Экспоненциальное	Вейбулла	Парето	Логнормальное
Экспоненциальное	0.924	28.4	29.2	16.6
Вейбулла	29.1	0.923	56.1	22.5
Парето	28.3	55.8	0.924	44.0
Логнормальное	16.4	21.9	43.7	0.003

Следует отметить, что бесконечное значение в первой строке предпоследней колонки таблицы 2 связано с особенностью размера первого кармана выборки с экспоненциальным распределением, который оказался меньше минимального значения случайных чисел при распределении Парето (которое начинается не с нуля, а с некоторого положительного числа), а, следовательно, с нулевым значением теоретической плотности функции распределения, на которое, согласно правилу вычисления первого слагаемого, делится квадрат разности ожидаемого и имеющегося заполнения кармана.

Из приведенных в таблицах 2 и 3 результатов следует, что, сравнивая выборки мультимедийного трафика с теоретическим экспоненциальным распределением с помощью обоих критериев согласия, легко обнаружить самоподобный трафик по очень большому значению этих критериев. Более чувствительным к самоподобию является критерий  $\chi^2$  Пирсона. Причем, по величине этого критерия (пусть и очень большого) он дополнительно позволяет различить выборки с распределениями Вейбулла, Парето и логнормального. Критерий Колмогорова различия распределений Вейбулла и Парето практически не замечает, но замечает отличие логнормального распределения. В то же время он позволяет (как и критерий  $\chi^2$ ) отличить выборки с последними распределениями, если в качестве предполагаемого (теоретического) распределения использовать одно из них.

В целом, как видно из приведенных результатов имитационного моделирования (таблицы 2 и 3), выбранные критерии согласия позволяют достаточно точно идентифицировать рассмотренные распределения мультимедийного трафика. Однако при анализе реального трафика, распределение которого может не совпасть ни с одним из рассмотренных распределений, нет оснований утверждать, что предлагаемый метод идентификации по критериям согласия сможет выбрать наиболее подходящее распределение.

Представляет интерес использовать для определения и прогнозирования распределений трафика и его параметров искусственные нейронные сети (ИНС), способные адаптироваться к сложным нелинейным зависимостям в обрабатываемых

данных мониторинга сетевого трафика [16]. Использование ИНС позволит выявить скрытые закономерности в распределениях, которые традиционные статистические методы могут не заметить из-за сложности данных или их высокой размерности.

В качестве основного параметра распределения длительности обслуживания пакетов  $G_{\text{вх}}$ , от мониторинга требуется определение среднего времени обслуживания  $\tau_{\text{об}}$  и типа данного распределения  $G_{\text{вх}} \in \{M, D\}$  из числа всего двух учитываемых распределений: экспоненциального и детерминированного, выступающих граничными оценками времени обслуживания пакетов с переменным и постоянным объемом при постоянной скорости передачи. Размеры пакетов и скорость передачи обычно являются управляемыми и контролируются в ходе мониторинга скорее для проверки результатов выполнения команд управления, чем для оценки результатов внешних воздействий. В случае использования протоколов передачи пакетов с постоянным объемом можно считать достоверно известными параметры  $\tau_{\text{об}}$ ,  $\mu=1/\tau_{\text{вх}}$  и распределение  $G_{\text{вх}} = D$ . В противном случае (в случае переменного размера пакетов) распределение (на худший случай) полагается экспоненциальным  $G_{\text{вх}} = M$ , с оценкой среднего времени обслуживания  $\hat{\tau}_{\text{об}}$ , которая может отличаться от точного значения  $\tau_{\text{об}}$  из-за ограниченного времени измерений  $T_{\text{изм}}$ .

### **Оценка степени влияния точности мониторинга сетевого трафика на качество его обслуживания**

Степень влияния точности мониторинга сетевого трафика на качество его обслуживания можно оценить, сравнив обеспечиваемые показатели качества при использовании управляемых параметров рассматриваемых сетевых механизмов, рассчитанных путем решения оптимизационной задачи (6) при задании точных и ошибочных исходных данных о трафике.

На рисунке 1 приведены рассчитанные путем решения оптимизационной задачи (6) зависимости оптимальных долей трафика  $\alpha_o = \{\alpha_{1.o}, \alpha_{2.o}, \alpha_{3.o}\}$ , (непрерывные линии), распределяемого по трём маршрутам, от нагрузки  $\rho$  при использовании точных исходных данных о трафике для СМО (в каждом маршруте) W/M/1 (а) и P/M/1 (б) при заданных (для примера) долях  $\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3\} = \{0.5, 0.3, 0.2\}$  суммарной пропускной способности используемых маршрутов (интенсивности обслуживания)  $\mu=1$ . Под точно известными параметрами трафика полагались: интенсивность  $\lambda$ , совпадающая в данном случае (при  $\mu=1$ ) с изменяющейся от 0 до 0.6 нагрузкой  $\rho$ , значение параметра Хёрста  $H=0.75$  и тип распределения  $G_{\text{вх}}$  (P–Парето на рисунке 1а и W–Вейбулла на рисунке 1б).

Как видно из графиков на рисунке 1, при маленькой нагрузке оптимальным долям трафика  $\alpha_o = \{1, 0, 0\}$ , соответствует использование одного маршрута с самой большой долей общей пропускной способности  $\gamma_1=0.5$ . С ростом нагрузки, начиная с некоторой её величины, дополнительно используется второй маршрут с меньшей пропускной способностью  $\gamma_2=0.3$ , а затем и третий, с самой маленькой пропускной способностью  $\gamma_3=0.2$ , в пропорции  $\alpha_o(\rho)$ , которая в пределе при  $\rho \rightarrow 1$  совпадает с  $\gamma$ .

Пунктирными линиями на рисунке 1 показаны зависимости долей трафика, которые были найдены в результате решения оптимизационной задачи (6) с ошибочными исходными данными о типе трафика  $G_{\text{вх}}=M$  с экспоненциальным распределением и параметром Хёрста  $H=0.5$ . Как видно из рисунка 1, эти зависимости заметно отличаются от точных зависимостей, причём на разную величину при разной нагрузке для разных точных распределений Парето и Вейбулла. Насколько сильно эти (и другие) отличия распределяемых долей трафика влияют на изменение качества обслуживания, можно увидеть на рисунке 2, на котором представлены зависимости средней задержки от нагрузки при распределении трафика по трем маршрутам на

основании разных данных о трафике для СМО  $W/M/1$  (а) и  $P/M/1$  (б) с точными параметрами, приведенными выше.

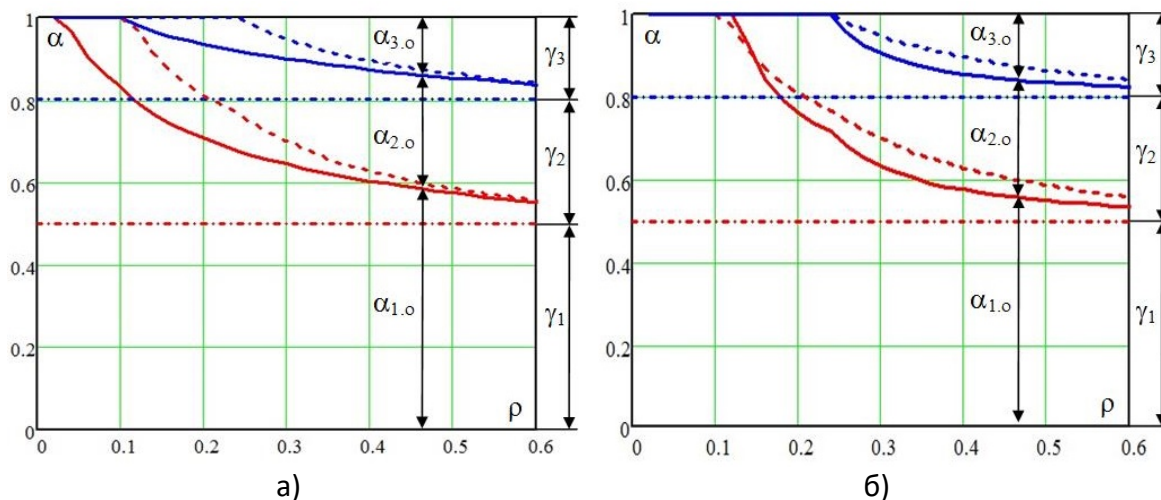


Рис. 1 – Зависимости оптимальных долей трафика, распределяемого по трём маршрутам, от нагрузки для СМО  $W/M/1$  (а) и  $P/M/1$  (б)

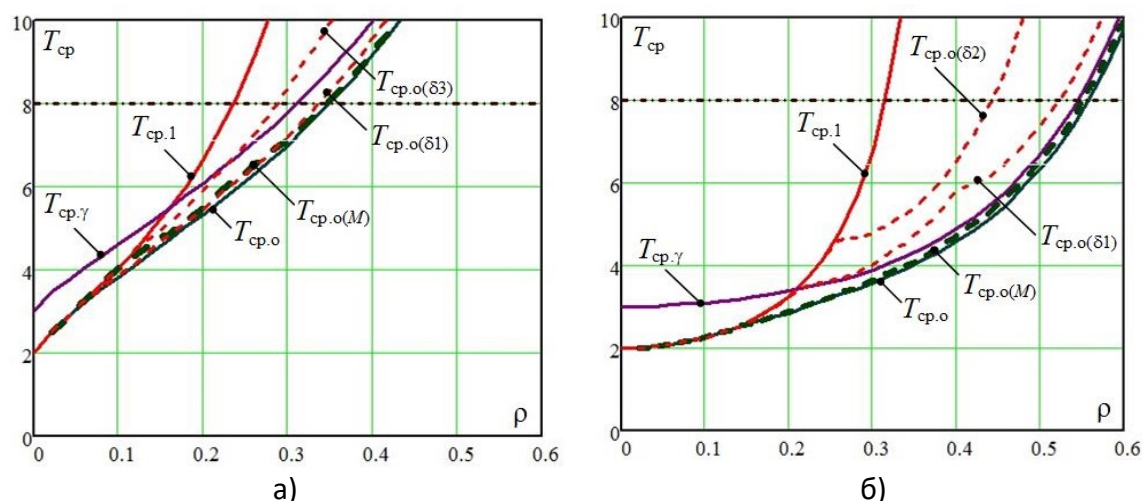


Рис. 2 – Зависимости средней задержки от нагрузки при распределении трафика по трём маршрутам на основании разных данных о трафике для СМО  $W/M/1$  (а) и  $P/M/1$  (б)

При использовании оптимальных долей  $\alpha_o$  (непрерывные линии на рисунке 1), рассчитанных на основании точных исходных данных о трафике для СМО  $W/M/1$  и  $P/M/1$  при  $H=0.75$ , обеспечивается минимальная задержка (линии  $T_{cp,o}$  на рисунке 2) во всем диапазоне изменения нагрузки  $\rho$ . Если же будут использоваться доли, рассчитанные по ошибке для СМО  $M/M/1$  при  $H=0.5$  (пунктирные линии на рисунке 1), то задержка увеличится, но совсем немного – практически незаметно (жирные пунктирные линии  $T_{cp,o(M)}$  на рисунке 2). Из этого следует, что ошибки в идентификации функции распределения входного трафика и довольно большие погрешности в оценке параметра Хёрста (в диапазоне от 0.5 до 0.75), очень мало сказываются на изменении качества обслуживания из-за вызванных этими ошибками отклонений распределения трафика по нескольким маршрутам от оптимального.

Однако абсолютное значение задержки очень сильно зависит от типа функции распределения и параметра Хёрста, ошибочное определение которых может приводить



к неправильной работе механизмов предотвращения перегрузок и к существенному ухудшению качества обслуживания. Например, если механизм предотвращения перегрузок будет настроен на порог ограничения нагрузки  $\rho \leq 0.55$ , при которой задержка не превышает допустимую величину  $T_{cp.o}(0.55)=8$  (рисунок 2б) в расчете на то, что входной трафик описывается функцией распределения Парето, а на самом деле трафику будет соответствовать распределение Вейбулла, то допустимая величина задержки будет превышена уже при  $\rho \geq 0.35$  (рисунок 1б), а при установленном пороге  $\rho = 0.55$  задержка превысит допустимую величину почти в два раза (выше границы графика на рисунке 1.б).

Влияет на увеличение времени задержки так же ошибочное определение более низкой нагрузки, чем есть на самом деле. Подобное приводит к учету при вычислении оптимальных долей  $\alpha_o$  заниженной нагрузки и ошибочному распределению трафика по нескольким маршрутам. Правда, заметное возрастание среднего времени задержки из-за таких ошибок возникает, если прогнозируемая нагрузка существенно отличается от реальной. Так, при занижении оцениваемой нагрузки на 40% время задержки при входном трафике с распределением Вейбулла возрастает малозаметно – на доли процентов (линия  $T_{cp.o}(\delta_1)$  на рисунке 2а). В случае входного трафика с распределением Парето задержка возрастает при этом более заметно – на несколько процентов (линия  $T_{cp.o}(\delta_1)$  на рисунке 2б), а при занижении оцениваемой нагрузки на 50% задержка возрастает уже на десятки процентов (линия  $T_{cp.o}(\delta_2)$  на рисунке 2б). При входном трафике с распределением Вейбулла среднее время задержки возрастает на десятки процентов лишь при занижении оцениваемой нагрузки более, чем на 60 % (линия  $T_{cp.o}(\delta_3)$  на рисунке 1б), т.е. при распределении Вейбулла чувствительность к ошибкам определения нагрузки меньше, чем при распределении Парето.

Как видно из графиков на рисунке 2, заниженная оценка интенсивности входного трафика приводит к увеличению среднего времени задержки не более, чем до величины времени задержки при использовании одного маршрута (линии  $T_{cp.1}$  на рисунке 2), что соответствует отмеченному выше оптимальному распределению трафика при маленькой нагрузке. Следовательно, эта линия соответствует верхней граничной оценке гарантируемой средней задержки при использовании одного маршрута, независимо от интенсивности входного трафика, т.е. не зависит от точности мониторинга этого параметра сетевого трафика. От точности оценки нагрузки также не зависит среднее время задержки при использовании всех маршрутов с долями трафика  $\alpha$ , совпадающими с долями пропускной способности этих маршрутов, т.е.  $\alpha=\gamma$  при любой входной нагрузке (линии  $T_{cp.\gamma}$  на рисунке 2). Как уже отмечалось, именно к таким значениям сходятся оптимальные доли  $\alpha_o(\rho)$  при большой нагрузке  $\rho \rightarrow 1$ . Однако, как видно из рисунке 2, использование такого распределения трафика и при средней, и даже при малой нагрузке обеспечивает среднее время задержки не намного больше, чем при оптимальном распределении (линии  $T_{cp.o}$  на рисунке 2). Это может служить основанием для использования такого распределения в случае, когда точность мониторинга сетевого трафика недостаточна для расчета оптимального распределения  $\alpha_o(\rho)$ .

### Заключение

С помощью имитационных моделей УК МСС ВН получены статистические зависимости относительного среднего времени ожидания от нагрузки и от величины параметра Хёрста, которые удалось аппроксимировать простым аналитическим выражением, на основе которого была разработана модель сетевого механизма распределения трафика по нескольким маршрутам с возможностью оптимизации этого распределения на основании результатов мониторинга обслуживаемого трафика. Рассмотрены известные способы мониторинга параметров сетевого трафика,

необходимые для решения сформулированной оптимизационной задачи, в частности, такие как интенсивность и параметр Хёрста. Предложен способ идентификации типа функции распределения длительности интервалов времени между моментами прихода очередных пакетов на основании критериев согласия Пирсона и Колмогорова. Все рассмотренные способы мониторинга позволяют оценить необходимые параметры самоподобного трафика с достаточно высокой точностью, но только за длительное время, а при ограниченном времени измерений ошибки неизбежны.

С помощью разработанной аналитической модели работы механизмов обработки самоподобного трафика выяснено, что ошибки в идентификации функции распределения входного трафика и довольно большие погрешности в оценке параметра Хёрста (в диапазоне от 0.5 до 0.75) очень мало сказываются на изменении качества обслуживания из-за вызванных этими ошибками отклонений распределения трафика по нескольким маршрутам от оптимального. В то же время из-за существенного отличия зависимостей задержки от нагрузки при разных функциях распределения входного трафика и значениях параметра Хёрста ошибочное определение этих параметров может приводить к неправильной работе механизмов предотвращения перегрузок и к существенному ухудшению качества обслуживания. На увеличение времени задержки влияет и ошибочное определение более низкой нагрузки, чем есть на самом деле, что приводит к ошибочному (неоптимальному) распределению трафика по нескольким маршрутам с преобладающим использованием одного маршрута с наибольшей пропускной способностью и недоиспользованием остальных.

### Литература

1. **Шелухин О.И., Осин А.В., Смольский С.М.** Самоподобие и фракталы. Телекоммуникационные приложения. М.: Физматлит, 2008. 368 с.
2. **Лазарев В.Г., Лазарев В.Ю.** Динамическое управление потоками информации в сетях связи. М.: Радио и связь, 1983. 216 с.
3. **Кучерявый Е.А.** Управление трафиком и качество обслуживания в сети Интернет. – М.: Наука и Техника. 2007. 336 с.
4. **Крылов В.В., Самохвалова С.С.** Теория телетрафика и ее приложения. СПб.: БХВ–Петербург, 2005. – 288 с.
5. **Ложковский А.Г., Вербанов О.В.** Моделирование трафика мультисервисных пакетных сетей с оценкой его коэффициента самоподобности // Научные труды ОНАС им. А.С. Попова. 2014. № 1. С. 70-76.
6. **Дейнеко Ж.В., Замула А.А., Кириченко Л.О., Радвиллова Т.А.** Об одном методе моделирования самоподобного стохастического процесса // Вестник Харьковского национального университета, 2019. № 890. С.53-63.
7. **Одоевский С.М., Рафальская М.И., Зизевский В.А., Анищенко Г.И.** Оптимизация распределения мультимедийного трафика по нескольким маршрутам на основе аппроксимации результатов имитационного моделирования работы узлов коммутации мультисервисной сети связи в виде СМО // XI Всероссийская научно-практическая конференция по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности. Сборник трудов. Казань: Издательство АН РТ, 2023. С. 663-673.
8. **Одоевский С.М., Зизевский В.А., Рафальская М.И.** Аппроксимация статистических характеристик процесса обслуживания мультимедийного трафика на основе логнормального распределения // Радиолокация, навигация, связь. Сборник трудов XXX Международной научно-технической конференции. В 5-ти томах. Воронеж, 2024. С. 96-105.

9. **Одоевский С.М., Рафальская М.И., Ясинский С.А., Сарафанников Е.В.** Методика повышения эффективности обработки видеотрафика при использовании сетевых механизмов распределения мультимедийного трафика по нескольким маршрутам // Информация и космос, 2023. №1. С. 6-13.
10. **Дегтярев, Ю.И.** Исследование операций / Ю. И. Дегтярев. Москва.: Высшая школа, 1986. 320 с.
11. **Турчак Л. И., Плотников П. В.** Основы численных методов. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2002. 304 с.
12. **Уилсон Эд.** Мониторинг и анализ сетей. Издательство «Лори», 2021. 350с.
13. **Имашев С.А., Сычев В.Н.** Оценка возможностей применения методов фрактального анализа для исследования геофизических данных. Часть 1. Обзор методов оценки параметра Херста // Вестник КРСУ, 2017. Том 17. № 5. С.72-77.
14. **Кириченко Л., Радвиллова Т.** Оценивание параметра самоподобия для стационарных стохастических процессов // International Journal «Information Content and Processing». Volume 5. Number 1. 2018. С.41-71.
15. **Мартынов Г.В.** Статистические критерии, основанные на эмпирических процессах, и связанные с ним вопросы. // Итоги науки и техники. Серия «Теория вероятностей. Математическая статистика. Теоретическая кибернетика». 1992. Том 30. С. 3-112.
16. **Лёзина И.В., Яшин Н.Ю.** Автоматизированная система идентификации законов распределения двумерной нейронной сетью Кохонена // Известия Самарского научного центра Российской академии наук, т. 16, №4(2), 2014. С.344-349.