

УДК 621.23

А.А. Кузнецов<sup>1</sup>, С.Г. Семенов<sup>1</sup>, С.Н. Симоненко<sup>1</sup>, Е.В. Мелешко<sup>2</sup><sup>1</sup> Харківський університет Воздушних Сил ім. І. Кожедуба, Харків<sup>2</sup> Кіровоградський національний технічний університет, Кіровоград

## МЕТОД СТРУКТУРНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНФОРМАЦІОННИХ ПОТОКІВ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІОННИХ СЕТЯХ НА ОСНОВЕ BDS-ТЕСТУВАННЯ

Разрабатывается метод структурной идентификации информационных потоков в телекоммуникационных сетях на основе BDS-тестирования, включающий в себя процедуры моделирования информационного трафика, оценки его статистических характеристик и «метризации» соответствующих интерактивных сетевых служб. Проводятся исследования свойств информационных потоков в телекоммуникационной сети, формируются модели трафика и фазовые портреты некоторых интерактивных сетевых служб. Показано, что использование BDS-тестирования позволяет повысить достоверность структурной идентификации информационных потоков в телекоммуникационных сетях по сравнению с известными корреляционными методами идентификации.

**Ключевые слова:** телекоммуникационная сеть, сетевой трафик, прогнозирование поведения трафика, идентификация трафика.

### Постановка проблемы в общем виде и анализ литературы

Анализируя тенденции развития информационных технологий за последние 10 лет следует отметить возникновение и стремительное развитие современных интерактивных инфо-коммуникационных услуг, таких, например, как удаленный доступ к мультимедийным Web-ресурсам, видео и IP-телефония. Развитие средств передачи данных, разработка и внедрение новых методов управления сетевыми ресурсами физического и канального уровней, позволили добиться цифровизации радио и телевизионного вещания, обеспечить органы управления необходимой видеоинформацией мониторинга систем и объектов, предоставить потребителям телекоммуникационных услуг качественную мультимедийную информацию [1 – 4]. Однако использование новых сетевых сервисов наряду с традиционными услугами (электронной почтой, удаленным доступом к базам данных и др.) приводит к существенному повышению интенсивности информационного трафика, что в свою очередь приводит к снижению показателей качества передачи данных. Одним из перспективных направлений в разрешении выявленного противоречия является совершенствование методов и вычислительных алгоритмов управления сетевыми ресурсами, разработка методов идентификации потоков (трафика) телекоммуникационных сетей (ТКС).

Анализ литературы [2 – 5] показал, что в настоящее время для решения задач оценки и описания поведения трафика в ТКС, для структурной идентификации информационных потоков используют методы корреляционного и спектрального анализа корреляционных свойств. Однако в большинстве практических случаев подобный подход приводит к ошибкам оценивания структурных и параметрических характеристик трафика и, как следствие, снижению эффективности

используемых механизмов управления сетевыми ресурсами. Целью данной работы является разработка метода идентификации информационных потоков в ТКС на основе BDS-тестирования.

### Информационные потоки в ТКС

Исследуем поведение трафика в ТКС на примерах различных интерактивных сетевых служб, обеспечивающих следующие услуги: потоковое видео, IP-телефония, видеоконференцсвязь, FTP(НТТР)-трафик, мультисервисный трафик.

На рис. 1 – 5 представлены результаты оценки трафика в ТКС для различных сетевых служб (рис. 1 – потоковое видео, рис. 2 – IP-телефония, рис. 3 – видеоконференцсвязь, рис. 4 – FTP(НТТР)-трафик, рис. 5 – мультисервисный трафик). Рисунки наглядно иллюстрируют ряд характерных для каждого вида трафика закономерностей. Так, например, рис. 1 (потоковое видео) иллюстрирует короткие «всплески» интенсивности после некоторого периода постоянного трафика. Такое поведение вызвано структурой передаваемых видеоданных, полученной в результате выполнения соответствующих алгоритмов сжатия (гибридного (внутрикадрового и межкадрового) кодирования). На рис. 2 (пример IP-телефонии) несложно заметить хаотическое чередование «режима разговора» с «режимом молчания» характерное для любого вида телефонных переговоров. В тоже время визуальное отображение моделей трафика не позволяет идентифицировать различные интерактивные службы (наглядно это видно на примере трафика видеоконференцсвязи и мультисервисного трафика (рис. 3, 5)). Перспективным направлением в этом смысле является разработка методов идентификации трафика, в том числе с использованием различных статистических тестов и обработки экспериментальных данных.

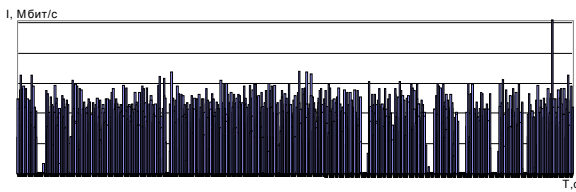


Рис. 1. Фрагмент експериментальних даних трафіка потокового відео

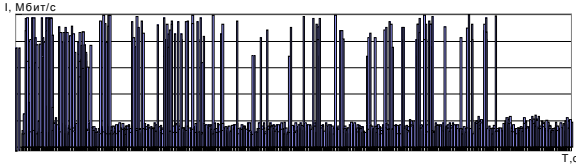


Рис. 2. Фрагмент експериментальних даних трафіка ІР-телефонії

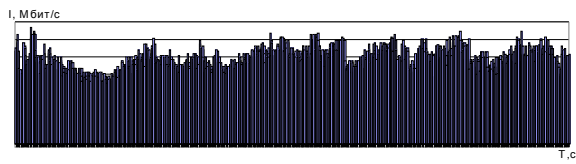


Рис. 3. Фрагмент експериментальних даних трафіка відеоконференції

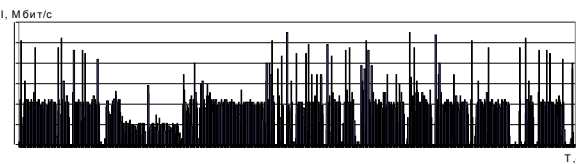


Рис. 4. Фрагмент експериментальних даних FTP(HTTP)-трафіка

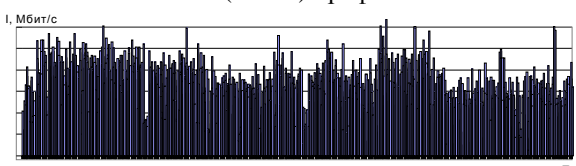


Рис. 5. Фрагмент експериментальних даних мультисервісного трафіка

На основе полученных экспериментальных данных сформированы фазовые портреты рассмотренных трафиков, представленные на рис. 6 – 10. Их сравнительный анализ позволяет выявить ряд закономерностей в поведении большинства исследуемых служб. Так, например, фазовые портреты трафика IP-телефонии и FTP(HTTP)-трафика характеризуются большим «размытием» (разбросом фазовых траекторий) по сравнению с остальными службами.

Проведенные исследования показали, что представленная на рисунке ширина диапазона фазовой характеристики IP-телефонии связана с особенностями изменения громкости и тембра звучания в процессе переговоров (чем громче разговор, тем выше интенсивность цифрового потока данных). В случае файлового обмена FTP(HTTP)-служб ширина диапазона в большей степени связана с особенностями файлообмена с FTP(HTTP)-серверами. Время обращения к FTP(HTTP)-серверам в большинстве практических случаев невысоко (зависит от размеров файла и скорости передачи данных), а каждое

новое обращение вызывает всплеск интенсивности с дальнейшим постепенным ее снижением. Как результат в поведении трафика наблюдается частые резкие всплески (флуктуации) и сравнительно постепенные падения интенсивности информационного потока, что в свою очередь вызывает значительный разброс интенсивностей в фазовом портрете.

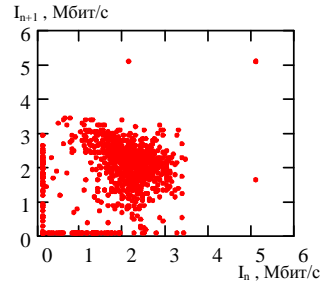


Рис. 6. Фазовый портрет трафіка потокового відео

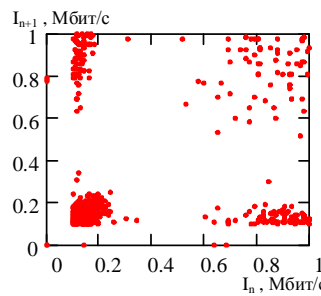


Рис. 7. Фазовый портрет трафіка ІР-телефонії

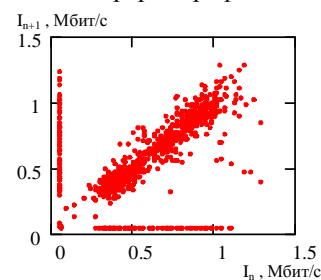


Рис. 8. Фазовый портрет трафіка відеоконференції

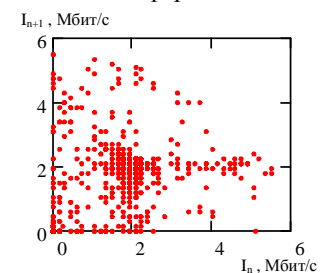


Рис. 9. Фазовый портрет FTP(HTTP)-трафіка

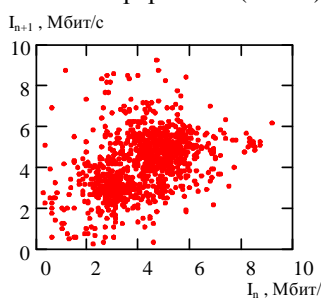


Рис. 10. Фазовый портрет мультисервісного трафіка

Таким образом, исследования информационно-поточного, циркулирующего в телекоммуникационной сети, и построение соответствующих фазовых портретов позволили определить ряд характерных особенностей для всех видов трафика. Однако, как показали исследования, для структурной идентификации трафика выявленных особенностей недостаточно. Поэтому для учета “формы” передаваемого трафика и выявления зависимостей в полученных временных рядах в разрабатываемый метод идентификации трафика введем дополнительную процедуру, основанную на статистических свойствах корреляционного интервала. Указанная процедура позволит сделать вывод о наличии структурных закономерностей в исследуемом трафике.

### Статистические свойства трафика ТКС

Проведенный анализ корреляционных методов идентификации объектов показал, что традиционно для обнаружения детерминированных сигналов с неизвестной “формой” и случайных процессов используют системы энергетического обнаружения, базирующиеся на  $\chi^2$ -статистике. В качестве признака процесса в этих случаях используется энергия поступающего сигнала (трафика). В тоже время понятие “форма” информационного трафика можно рассматривать как лингвистическую характеристику, которую можно формализовать, пользуясь, например следующей цепочкой: “форма” информационного трафика  $\rightarrow$  структурированность аттрактора трафика  $\rightarrow$  зависимость значений трафика  $\rightarrow$  критерий зависимости (динамический или статистический)  $\rightarrow$  мера зависимости (например, динамические инварианты: показатели Ляпунова, корреляционная размерность или энтропия).

Как показали исследования [1, 6 – 12], корреляционной размерностью можно характеризовать структурированность аттрактора, связанного с анализируемым процессом. Например, случайный (I.I.D (independent and identically distributed)) процесс неструктурирован, его аттрактор полностью “заполняет” пространство вложения, а корреляционная размерность совпадает с его размерностью.

Проведенный анализ показал, что особенностью аттрактора хаотического процесса является его структурированность, недостаточное “заполнение” пространства вложения, а также насыщение корреляционной размерности по мере увеличения размерности пространства вложения. В результате значение корреляционной размерности оказывается меньше размерности пространства вложения. Различия в “заполняемости” фазового пространства аттракторами случайного и хаотического процессов и, как следствие, в зависимостях корреляционной размерности от размерности пространства вложения подсказывает один из способов классификации случайных и хаотических процессов, а также решения задачи выявления зависимостей в информационном трафике.

Проявление структурированности (образование кластеров) аттрактора указывает на наличие взаимосвязей элементов наблюдаемого процесса. В такой интерпретации различные виды трафика (поточковое видео, IP-телефония, FTP(НТТР)-трафик, мульти-сервисный трафик и др.) можно “метризовать”. Как показали исследования, при необходимости возможно дальнейшее расслоение упомянутых видов трафика на подклассы и с помощью числовых показателей их упорядочивание, то есть “шкалирование”. Следовательно, лингвистическую переменную “форма” трафика можно формализовать и рассматривать как более информативный признак, чем энергия сигнала. Упомянутые классы и их расслоения будут иметь различную “форму”, которую удобно характеризовать с помощью числовых показателей их корреляционных размерностей.

Таким образом “форма” трафика отражает ограничения на возможные взаимосвязи его значений, которые в частном случае могут быть определены для каждого значения параметра известными функциональными зависимостями.

Как показали исследования, одним из эффективных подходов при выявлении зависимостей в информационном трафике является BDS-статистика, построенная на основе BDS-тестов (BDS-методов).

Проведенный анализ, показал, что BDS-тесты, предложенные в результате анализа финансовых рынков экономистами Брокком, Дечертом и Шейнкманом (B. Brock, W. Dechert и J. Scheinkman) в 1987 году [6 – 8], представляют собой эффективные методы выявления зависимостей во временных рядах в рамках их нелинейного анализа. Их цель состоит в том, чтобы различить данные I.I.D. и любой вид зависимости – проверить нулевую гипотезу  $H_0$  о независимости и тождественном распределении значений временного ряда  $\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ , используя для этого критерий значимости. Согласно этому критерию для принятия гипотезы  $H_0$  необходимо выбрать критическую область  $G_\alpha$ , удовлетворяющую условию  $P(g \in G) = \alpha$ , где  $g(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  – статистика наблюдения, а  $\alpha$  – устанавливаемый уровень значимости.

Из [6 – 8] известно, что BDS-тест основан на статистической величине  $w(\vec{\xi})$  (BDS-статистике):

$$w_{m,N}(\varepsilon) = \sqrt{N-m+1} \frac{C_{m,N}(\varepsilon) - C_{1,N-m}(\varepsilon)^m}{\sigma_{m,N}(\varepsilon)},$$

где  $C_{m,N}(\varepsilon) - C_{1,N-m}(\varepsilon)^m$  – (числитель BDS-статистики) определяется корреляционными интегралами  $C_{m,N}(\varepsilon)$ ,  $C_{1,N}(\varepsilon)$  для размерности  $m$ ,  $\varepsilon$  – радиус гиперсферы;  $\sigma_{m,N}(\varepsilon)$  – среднеквадратическое отклонение разницы  $C_{m,N}(\varepsilon) - C_{1,N-m}(\varepsilon)^m$ ;  $N$  – число элементов временного ряда.

В ряде работ [1, 9, 10] были предложены «упрощенные» алгоритмы оценки BDS-статистики. В них для вычисления  $C_{m,N}(\varepsilon)$  ( $m > 1$ ) необходимо выполнить «вложение» временного ряда в  $m$ -мерное псевдофазовое пространство, элементами которого, на основании теоремы Такенса [12], являются точки  $\xi_i^m = (\xi_{i1}, \xi_{i2}, \dots, \xi_{im})$  с координатами  $\{\xi_{i+k}\}_{k=1}^m$  заданными  $m$  последовательными значениями исходного временного ряда. Корреляционный интеграл определяет частоту попадания произвольной пары точек фазового пространства в гиперсферы радиуса  $\varepsilon$ :

$$C_{m,N}(\varepsilon) = \frac{2}{(N-m+1)(N-m)} \sum_{s=m}^N \sum_{t=s+1}^N \prod_{j=0}^{m-1} I_\varepsilon(\xi_{s-j}^m, \xi_{t-j}^m),$$

$$I_\varepsilon(\xi_i^m, \xi_j^m) = \begin{cases} 1, & \|\xi_i^m - \xi_j^m\| \leq \varepsilon; \\ 0, & \|\xi_i^m - \xi_j^m\| > \varepsilon; \end{cases}$$

$$\{\xi_i\}_{i=1}^N, \quad 0 \leq i \leq N \text{ и } 0 \leq j \leq N,$$

где  $I_\varepsilon(\xi_i^m, \xi_j^m)$  – функция Хевисайда для всех пар значений  $i$  и  $j$ .

Значение корреляционного интеграла стремится к определенному пределу по мере уменьшения  $\varepsilon$ . Анализ работ [1, 6 – 11] показал, что существует диапазон значений  $\varepsilon$ , который позволяет провести вычисления с заданным коэффициентом точности. Этот диапазон зависит от числа элементов временного ряда  $N$ . При малом  $\varepsilon$  количества точек не достаточно для захвата статистической структуры; при большом  $\varepsilon$  точек будет слишком много [1, 6 – 11].

В работах [6 – 8]  $\varepsilon$  рекомендовано выбирать таким, что  $\varepsilon = 0.5\sigma \div 2\sigma$ , где  $\sigma$  – среднеквадратическое отклонение процесса  $\{\xi_i\}_{i=1}^N$ .

Зависимость корреляционного интеграла от  $\varepsilon$  имеет вид:

$$C_{m,N}(\varepsilon) \sim \varepsilon^{D_c},$$

где  $D_c$  – корреляционная размерность временного ряда.

Для  $m = 1$  имеем:

$$C_{1,N}(\varepsilon) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{s=1}^N \sum_{t=s+1}^N I_\varepsilon(\xi_s, \xi_t).$$

Поведенные исследования показали, что при  $N \rightarrow \infty$ , корреляционный интеграл

$$C_{m,N}(\varepsilon) \Rightarrow C_{1,N}(\varepsilon)^m,$$

а величина

$$\left( C_{m,N}(\varepsilon) - (C_{1,N}(\varepsilon))^m \right) \cdot \sqrt{N-m+1}$$

является случайной асимптотически нормально распределенной величиной с нулевым средним и среднеквадратическим отклонением  $\sigma_{m,N}(\varepsilon)$ , которое определяется как:

$$\sigma_{m,N}(\varepsilon) = 2 \sqrt{k^m + 2 \sum_{j=1}^{m-1} k^{m-j} \cdot (C_{1,N}(\varepsilon))^{2j} + (m-1)^2 \cdot (C_{1,N}(\varepsilon))^{2m} - m^2 k (C_{1,N}(\varepsilon))^{2m-2}},$$

$$\text{где } k = \frac{1}{(N-1)(N-2)N} \left\{ \sum_{t=1}^N \left[ \sum_{s=1}^N I_\varepsilon(\xi_t, \xi_s) \right]^2 - 3 \sum_{s=1}^N \sum_{t=s+1}^N I_\varepsilon(\xi_t, \xi_s) + 2N \right\}.$$

BDS-статистика  $w(\bar{\xi})$  является нормально распределенной случайной величиной при условии, что оценка  $\hat{\sigma}_{m,N}(\varepsilon)$  близка к ее теоретическому значению  $\sigma_{m,N}(\varepsilon)$ .

Задача обнаружения хаотического сигнала рассматривается как непараметрическая проверка одной из двух гипотез:  $H_0$  – наблюдаемые данные (информационный трафик)  $\bar{\xi} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  независимы и одинаково распределены, т.е. плотность (функция) распределения факторизуется  $F_N(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N) = \prod_{i=1}^N F(\xi_i)$ ;  $H_1$  – полученные в результате эксперимента данные (информационный трафик) имеют определенную зависимость (процесс структурирован).

Согласно гипотезе  $H_0$  статистика  $w(\bar{\xi})$  асимптотически распределена как  $N(0,1)$ , если число наблюдений асимптотически стремится к бесконечности. В ряде работ современных зарубежных авторов [1, 11] обосновывается гипотеза о необходимости проведения экспериментального исследования объемом более 500 наблюдений. Такое количество экспериментов позволит обеспечить требуемую достоверность полученных результатов.

В качестве критерия достоверности гипотезы  $H_0$  (об отсутствии в информационном трафике каких-либо зависимостей) является неравенство:

$$|w_{m,N}(\varepsilon)| \leq 1,96. \quad (1)$$

Для значения статистики  $w_{m,N}(\varepsilon)$  приведенное значение соответствует уровню значимости  $\alpha = 0,05$  (вероятности ошибки первого рода), и когда неравенство (1) истинно гипотеза  $H_0$  (I.I.D.) принимается с вероятностью  $P_{H_0} \approx 0,95$ .

В случае, когда верна альтернативная гипотеза  $H_1$ , распределение статистики критерия  $w(\bar{\xi})$  изменится. Следовательно, при проверке статистических гипотез недостаточно ориентироваться на значение уровня значимости  $\alpha$ . Следует определить мощность критерия  $1-\beta$  или вероятность ошибки второго рода  $\beta$  при принятии альтернативной гипотезы  $H_1$ , что подразумевает, зависимость (возможно нелинейную) временного ряда, если были взяты пер-

вые разности натуральных логарифмов. Мощность критерия – вероятность принятия альтернативной гипотезы  $H_1$  при применении критерия  $w(\bar{\xi})$  при условии, что она верна, т.е. его способность обнаружить имеющееся отклонение от нулевой гипотезы. Очевидно, что при фиксированной ошибке 1-го рода (ее мы задаем сами, и она не зависит от свойств критерия) критерий будет тем лучше, чем больше его мощность (т.е. чем меньше ошибка 2-го рода). Для расчета мощности критерия  $1-\beta$  ( $\beta = p(w(\bar{\xi}) \in G_\alpha | H_1)$ ),  $G_\alpha$  – критическая область при заданном уровне значимости  $\alpha$ ) необходимо знать условную плотность распределения  $p(w(\bar{\xi}) | H_1)$ . Мощность критерия (теста) определяется эмпирическим путем.

«Метризуем» рассмотренные виды трафика (потокное видео, IP-телефония, видеоконференцсвязь, FTP(HTTP)-трафик, мультисервисный трафик), отличающиеся своей “формой”, с использованием шкалы корреляционной размерности и связанной с ней BDS-статистикой.

Для проведения эксперимента и повышения достоверности результатов необходимо выбрать такую размерность вложения  $m$ , благодаря которой воссоздание фазового пространства не будет ни «слишком редким», ни «слишком переполненным». В ряде работ [1, 11] при проведении экспериментов рекомендуется использовать  $m = 6$ .

В табл. 1, 2 приведены значения  $|w_{m,N}|$  статистики, полученные с помощью BDS-теста для различного информационного трафика в зависимости от числа элементов временного ряда  $N$  и радиуса гиперсферы  $\varepsilon$ . Анализ полученных результатов позволяет сделать вывод о большой зависимости значений  $w_{m,N}$  статистики от числа элементов временного ряда  $N$  и радиуса гиперсферы  $\varepsilon$ . Так при увеличении  $N$  в 2 раза статистическая величина  $w_{m,N}$  в среднем увеличивается в 1,2 – 1,4 раза. Однако увеличение выборки исследования  $N$  FTP(HTTP)-трафика в 2 раза приводит к увеличению  $w_{m,N}$  в 4,76 раз. Увеличение радиуса гиперсферы  $\varepsilon$  в 4 раза приводит к уменьшению значений статистики  $|w_{m,N}|$  в среднем в 2-4 раза. В случае исследований трафика видеоконференцсвязи такое увеличение  $\varepsilon$  приводит к уменьшению  $|w_{m,N}|$  до 11 раз.

Проведенный анализ различных подходов в статистическом тестировании показал, что BDS-тест позволяет обнаружить различные типы отклонений от независимости и идентичного распределения, и может служить общим образцовым тестом классификации процессов (временных рядов)  $\bar{\xi}$ , особенно в присутствии нелинейной динамики.

Таблица 1

Результаты BDS-тестирования информационного трафика в зависимости от числа элементов временного ряда  $N$  при  $\varepsilon = 0,5\sigma$

Вид трафика	Значения $ w_{m,N} $	
	$N=500$	$N=1000$
Потоковое видео	17,365	18,993
IP-телефония	11,963	16,349
Видеоконференцсвязь	363,533	472,719
FTP(HTTP)-трафик	36,038	171,526
Мультисервисный трафик	43,695	54,065

Таблица 2

Результаты BDS-тестирования информационного трафика при  $N = 1000$

Потоковое видео				
Радиус гиперсферы	$\varepsilon =$	$\varepsilon = 0,86$	$\varepsilon = 1,3$	$\varepsilon = 1,7$
	0,434	9	03	37
BDS-статистика $ w_{m,N}(\varepsilon) $	27,371	18,993	14,742	11,152
IP-телефония				
Радиус гиперсферы	$\varepsilon = 0,08$	$\varepsilon = 0,16$	$\varepsilon = 0,2$	$\varepsilon = 0,3$
	4	9	53	38
BDS-статистика $ w_{m,N}(\varepsilon) $	16,471	16,349	16,154	15,918
Видеоконференцсвязь				
Радиус гиперсферы	$\varepsilon =$	$\varepsilon = 0,15$	$\varepsilon = 0,2$	$\varepsilon = 0,3$
	0,079	9	38	17
BDS-статистика $ w_{m,N}(\varepsilon) $	1315	472,719	202,942	120,184
FTP(HTTP)-трафик				
Радиус гиперсферы	$\varepsilon = 0,25$	$\varepsilon = 0,45$	$\varepsilon = 0,6$	$\varepsilon = 0,9$
			76	01
BDS-статистика $ w_{m,N}(\varepsilon) $	202,558	171,526	142,669	98,853
Мультисервисный трафик				
Радиус гиперсферы	$\varepsilon = 0,45$	$\varepsilon = 0,9$	$\varepsilon = 1,3$	$\varepsilon = 1,7$
			49	99
BDS-статистика $ w_{m,N}(\varepsilon) $	88,479	54,065	33,914	21,225

Основной отличительной особенностью BDS – тестирования можно считать его непараметрический характер. Это выражается в том, что в качестве статистик BDS – тест использует нелинейные функции  $w(\bar{\xi})$  от наблюдений, распределение которых не зависит от вида распределения наблюдаемых величин  $\bar{\xi}$ . В этом случае мы получаем возможность получить некоторую информацию о многомерной функции (плотности) распределения  $F_N(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  анализируя одномерную эмпирическую функцию распределения  $p(w)$  статистики  $w$ .

Результаты проведенного BDS-тестирования для различных видов трафика подтвердили гипотезу

о существующих зависимостях в процессе передачи любого вида информационного трафика. Это говорит о возможности структурно-параметрической идентификации множества интерактивных сетевых служб на основе BDS-тестирования.

В табл. 3 приведены оценки повышения достоверности идентификации трафика с использованием BDS-тестирования (разработанный метод) в сравнении с известным корреляционным методом идентификации. Как видно из табл. 3, во всем диапазоне выбранных «отрезков» экспериментальных данных и для всех видов интерактивных служб наблюдается стойкое повышение вероятности правильной идентификации информационного трафика на основе n-мерного шкалирования. Так для FTP(НТТР)-трафика достоверность идентификации увеличивается до 3,17 раз, для потокового видео – до 2,23 раз, для видеоконференцсвязи – до 1,64 раз, для IP-телефонии – до 1,6 раза, для мультисервисного трафика – до 1,58 раз.

Таблица 3

Повышение достоверности идентификации трафика с использованием BDS-тестирования

Вид информационного трафика	Количество отсчетов			
	100	1000	5000	10000
FTP(НТТР)-трафик	1,80	2,09	2,63	3,17
Потоковое видео	1,60	1,68	1,85	2,23
Видеоконференцсвязь	1,35	1,43	1,54	1,64
IP-телефония	1,32	1,39	1,48	1,60
Мультисервисный трафик	1,13	1,20	1,32	1,58

### Выводы

Разработан метод идентификации трафика в телекоммуникационной сети, который отличается от известных учетом результатов BDS-тестирования информационного трафика. Это позволит до 3,17 раз повысить достоверность структурной идентификации информационного трафика по сравнению с известными корреляционными методами идентификации.

### МЕТОД СТРУКТУРНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНФОРМАЦІЙНИХ ПОТОКІВ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ НА ОСНОВІ BDS-ТЕСТУВАННЯ

О.О. Кузнецов, С.Г. Семенов, С.М. Симоненко, Є.В. Мелешко

Розробляється метод структурної ідентифікації інформаційних потоків в телекомунікаційних мережах на основі BDS-тестування, що включає процедури моделювання інформаційного трафіку, оцінки його статистичних характеристик і «метризації» відповідних інтерактивних мережевих служб. Проводяться дослідження властивостей інформаційних потоків в телекомунікаційній мережі, формуються моделі трафіку і фазові портрети деяких інтерактивних мережевих служб. Показано, що використання BDS-тестування дозволяє підвищити достовірність структурної ідентифікації інформаційних потоків в телекомунікаційних мережах в порівнянні з відомими кореляційними методами ідентифікації.

**Ключові слова:** телекомунікаційна мережа, мережевий трафік, прогнозування поведінки трафіку, ідентифікація трафіку.

### METHOD OF STRUCTURAL AUTHENTICATION OF INFORMATIVE STREAMS IN NETWORKS OF TELECOMMUNICATIONS ON BASIS OF BDS-TESTING

A.A. Kuznetsov, S.U. Semenov, S.N. Simonenko, E.V. Meleshko

The method of structural authentication of informative streams is developed in the networks of telecommunications on the basis of BDS-testing, including procedures of design of informative traffic, estimations of his statistical descriptions and «metrization» of the proper interactive services of networks. Researches of properties of informative streams are conducted in a telecommunication network, the models of traffic and portraits of phases of some interactive services of networks are formed. It is shown that the use of BDS-testing allows to promote authenticity of structural authentication of informative streams in the networks of telecommunications as compared to the known methods of correlations of authentication.

**Keywords:** telecommunication network, network traffic, prognostication of conduct of traffic, authentication of traffic.

### Список литературы

1. Петерс. Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
2. Назаров А.Н. Модели и методы расчета структурно-сетевых параметров АТМ сетей / А.Н. Назаров. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 256 с.
3. Семенов А.Д. Идентификация объектов управления: учебн. пособие / А.Д. Семенов, Д.В. Артамонов, А.В. Брюхачев. – Пенза: Изд-во ПГУ, 2003. – 211 с.
4. Семенов С.Г. Анализ методов прогнозирования в телекоммуникационных сетях автоматизированных систем управления / С.Г. Семенов // Системи управління, навігації та зв'язку. – К.: ЦНДІНіУ, 2008. – Вип. 2 (6). – С. 134-137.
5. Шелухин О.И. Фрактальные процессы в телекоммуникациях / О.И. Шелухин, А.М. Тенякиев, А.В. Осин. – М.: Радиотехника, 2003. – 480 с.
6. Brock W. A test for independence based on the correlation dimension / W. Brock, W. Dechert, J. Scheinkman. – Working Paper, University of Wisconsin, 1987.
7. Brock W. Non-linear Dynamics, Chaos, and Instability / W. Brock, D. Hsieh, B. LeBaron. – Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, USA, 1991.
8. A test for independence based on correlation dimension / W. Brock, W. Dechert, J. Scheinkman, B. LeBaron // Econometric Reviews. – 1996. – 15. – P. 197-235.
9. LeBaron B. A Fast Algorithm for the BDS Statistic / B. LeBaron // Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics. – 1997. – Vol. 2, No. 2. – P. 53-59.
10. Chappell D. A note on the distribution of BDS statistics for a real exchange rate series / D. Chappell, J. Padmor // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 1996. – 58, 3. – P. 561- 566.
11. Grassberger P. Characterization of strange attractors / P. Grassberger, I. Procaccia // Phys. Rev. Lett. – 1983. – 58. – P. 2387-2389.
12. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence in Dynamical Systems and Turbulence / F. Takens // Warwick, 1980, eds. D. Rang and L.S. Young, Lecture Notes in Mathematics. – 1981. – V. 898. – P. 366-381.

Поступила в редколлегию 26.08.2010

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. Ю.В. Стасев, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.