

АЛГОРИТМЫ ЗАЩИТЫ И ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ УЗЛОВ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОЙ СЕТИ 5G

Макаров А.Е.¹, Варламов А.А.²

¹Макаров Анатолий Евгеньевич - старший архитектор программного обеспечения
Digital IQ, Феникс, штат Аризона;

²Варламов Александр Александрович - старший архитектор решений,
LI9 INC, Роли, Северная Каролина,
Соединенные Штаты Америки

Аннотация: рассмотрены современные подходы в области организации распределенных информационных сетей. Указан приоритет внедрения стандарта 5G, на основе которого предоставляется возможность расширить инструментарий обработки входных данных на уровне сетевых сервисов и реорганизовать сетевую структуру с целью оптимизации ключевых параметров и дальнейшего масштабирования телекоммуникационной сети. Показано, что в рамках внедрения стандарта 5G и задачи работы с большими объемами входных данных в режиме реального времени при расширении и модификации структуры сетевых узлов значительно увеличивается вероятность возникновения локальных перегрузок информационных каналов. Решение данной задачи путем наращивания вычислительного ресурса аппаратно-программной платформы и пропускной способности сетевой инфраструктуры при этом рассматривается как неэффективное. Поэтому была предложена комплексная методика прогнозирования и устранения перегрузок в инфраструктуре телекоммуникационной сети стандарта 5G, которая базируется на алгоритмах с оценкой минимума и алгоритмах ограниченного обновления. Показано, что предложенная методика позволяет увеличить точность прогнозирования и локализации потенциальных перегрузок при ограничении потребления вычислительного ресурса и пропускной способности информационных каналов общей инфраструктуры распределенной информационной сети.

Ключевые слова: телекоммуникационные сети, стандарт 5G, вычислительный ресурс, пропускная способность, алгоритмы с оценкой минимума, алгоритмы ограниченного обновления, экстремумы целевых функций.

Введение

Расширение инструментария по обработке входных данных и активной реорганизации телекоммуникационных сетей, связанные с внедрением стандарта 5G [1, 2], привели к значительному усложнению механизмов автоматического регулирования и обработки потоков входных данных. В первую очередь это связано с необходимостью построения интерфейсов безопасной передачи «чувствительных данных», а также глубинного анализа «больших данных» с целью прогнозирования потенциальных угроз и составления методических рекомендаций по дальнейшей оптимизации сетевых сервисов [3-5]. Это значительно увеличило вероятность возникновения недетерминированных локальных перегрузок в узлах инфраструктуры телекоммуникационной сети, которые способны парализовать процессы передачи и обработки данных.

Наличие данной проблемы указывает на высокую **актуальность** задачи прогнозирования пиковых нагрузок, которые превышают вычислительный ресурс и пропускную способность информационных каналов сети стандарта 5G. **Анализ современных исследований и публикаций в профильных изданиях** посвященных данной проблеме показал, что внедрение алгоритмов анализа процессов передачи и обработки данных приводит к дополнительным нагрузкам на информационные узлы распределенной сети и при этом снижает масштабируемость сети [6-8]. В качестве перспективного решения рассматривается использование потоковых алгоритмов (Streaming Algorithms, ST-алгоритмов), в основе которых лежит статистический анализ показателей нагрузки для пар информационных узлов телекоммуникационной сети. Среди ST-алгоритмов были рассмотрены такие группы как: (i) алгоритмы расчета с потерями [9]; (ii) экономные алгоритмы [10]; (iii) алгоритмы с оценкой минимума [11, 12]; (iv) алгоритмы ограниченного обновления [13, 14]. При этом на сегодняшний день ST-алгоритмы не могут обеспечить достаточную точность прогнозирования потенциальных угроз при минимальной нагрузке на вычислительный ресурс и ограничениях в интервале задержки в соответствии с обработкой данных в режиме реального времени, что рассматривается как **нерешенная часть** вопроса в рамках общего исследования.

Таким образом, **целью работы** стала разработка комплексной методики построения и оптимизации алгоритмов прогнозирования локальной перегрузки в информационных узлах телекоммуникационной сети стандарта 5G на основе определения глобального максимума целевой функции точности прогнозирования, а также ограничений на время обработки потока данных, использование вычислительного ресурса и сетевого трафика.

1. Математическое моделирование процессов передачи и обработки данных в распределенной информационной сети

В рамках данного исследования работа над решением задания организации прогнозирования пиковых нагрузок в телекоммуникационной сети стандарта 5G подразумевает построение адекватной математической модели обработки сетевым сервисом входных данных. На рис. 1 приведена четырехуровневая иерархическая структура, в рамках которой запросы пользователей сервиса передаются на узлы телекоммуникационной сети, агрегируются и обрабатываются на уровне аппаратно-программной платформы комплекса.

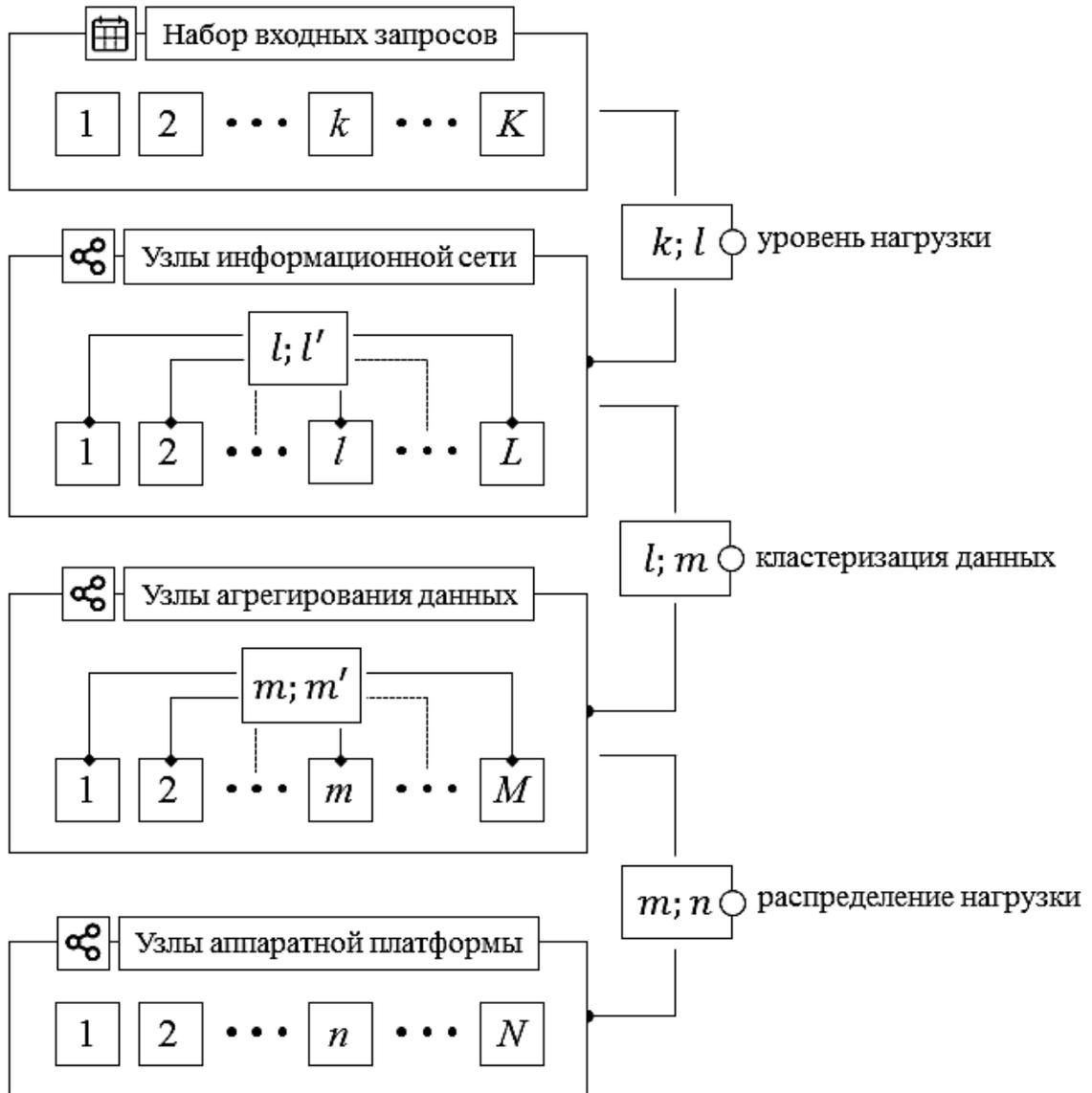


Рис. 1. Базовая модель распределенной телекоммуникационной сети

Проведем формализацию функциональных элементов инфраструктуры телекоммуникационной сети стандарта 5G с целью построения математического аппарата:

- набор запросов пользователей сервиса, представленный в виде одномерной матрицы $A_K: \{a_k\}$ где $k \in [1; K]$;
- набор информационных узлов телекоммуникационной сети, представленный в виде одномерной матрицы $A_L: \{a_l\}$ где $l \in [1; L]$;
- набор узлов агрегирования, представленный в виде одномерной матрицы $A_M: \{a_m\}$ где $m \in [1; M]$, где $M \leq K$;
- набор виртуальных машин серверного комплекса обработки данных, представленный в виде одномерной матрицы $A_N: \{a_n\}$ где $n \in [1; N]$, где $N > M$ и $N \leq K$.

При этом нужно также и формализовать процесс передачи данных между уровнями структуры распределенной сети, а также между информационными узлами одного уровня:

- набор блоков входных запросов, которые передаются на информационные узлы телекоммуникационной сети, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_K^l: \{a_k; a_l\}$;
- набор взаимодействия информационных узлов на уровне телекоммуникационной сети, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_L^{l'}: \{a_l; a_{l'}\}$, где $l' \in [1; L]$;
- набор данных информационных узлов телекоммуникационной сети, которые агрегируются, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_L^m: \{a_l; a_m\}$;
- набор взаимодействия узлов агрегирования, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_M^{m'}: \{a_m; a_{m'}\}$, где $m' \in [1; M]$;
- набор агрегированных данных, которые передаются на виртуальные машины комплекса, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_M^n: \{a_m; a_n\}$;

- набор взаимодействия виртуальных машин комплекса, представленный в виде одномерной матрицы пар элементов $A_N^{n'}: \{a_n; a_n\}$, где $n' \in [1; N]$.

Также следует учесть, что анализ работы системы в рамках мониторинга проводится в определенном часовом интервале, что позволяет уточнить число элементов на каждом уровне:

Уровень нагрузки на телекоммуникационную сеть зависит от соотношения количества узлов N и узлов взаимодействующих с ними, что определяются через матрицы $A_K^k: \{a_k; a_l\}$, $A_L^l: \{a_l; a_l\}$ и $A_M^m: \{a_l; a_m\}$. При этом, поскольку количество узлов телекоммуникационной системы значительно превышает количество остальных информационных узлов, расширение аппаратно-программной платформы на данном уровне значительно увеличит себестоимость общего комплекса. В рамках данного исследования предлагается разработать комплексную методику построения гибридного алгоритма на основе алгоритма с оценкой минимума (Count-Min Algorithm, CM-алгоритм) и алгоритмы ограниченного обновления (Conservative Update Algorithm, CU-алгоритм). Для CM-алгоритмом характерен высокий уровень ошибок [11, 12], а CU-алгоритмы, с другой стороны, характеризуется долгим временем обработки входных данных [13, 14]. Подразумевается, что на основе гибридного алгоритма должен быть найден баланс между недостатками обоих подходов, который в рамках модели регулируется через показатель $\mu_{CM}^{CU} \in [0; 1]$. При этом $\mu_{CM}^{CU} \rightarrow 0$ соответствует CM-алгоритму, а $\mu_{CM}^{CU} \rightarrow 1$ — CU-алгоритму.

2. Построение гибридного алгоритма прогнозирования пиковых нагрузок в телекоммуникационной сети стандарта 5G

Внедрение гибридных ST-алгоритмов в систему мониторинга телекоммуникационной сети стандарта 5G с целью прогнозирования пиковых нагрузок базируется на анализе набора статистических данных с целью расчета нагрузки W_t при передаче данных между парами узлов, как функции от времени t . Определим изменение значения W_t в интервале $[t_A; t_B]$ как:

$$\delta W_t = \frac{\Delta W_t}{W_t}, \text{ где } \Delta W_t = |W_{t+\Delta t} - W_t|. \quad (1)$$

В гибридном алгоритме для уменьшения размерности матриц при статистическом анализе используется отсчетный скетч, представленный в виде двумерной матрицы размерности $X \times Y$, которая в зависимости от показателя μ_{CM}^{CU} формализуется как:

- $M(x, y)$ при $\mu_{CM}^{CU} \rightarrow 0$ (соответствует CU-алгоритму), где $x \in [1; X]$ и $y \in [1; Y_M]$;
- $U(x, y)$ при $\mu_{CM}^{CU} \rightarrow 1$ (соответствует CU-алгоритму), где $x \in [1; X]$ и $y \in [1; Y_U]$.

Размерность матриц $M(x, y)$ и $U(x, y)$ определяет как нагрузку на вычислительный ресурс в процессе мониторинга, так и точность определения пиковых нагрузок при передаче данных между информационными узлами телекоммуникационной сети. Для оценки точности прогнозирования пиковых нагрузок вводится два коэффициента: (i) κ_{EA} — показатель точности прогнозирования пиковых нагрузок (Estimation Accuracy, EA) и (ii) κ_{EP} — показатель вероятности для адекватной оценки показателя точности прогнозирования пиковых нагрузок (Estimation Probability, EP):

$$\begin{cases} X = \lceil e / \kappa_{EA} \rceil \\ Y = \lceil -\ln(1 - \kappa_{EP}) \rceil \end{cases}. \quad (2)$$

Соответственно на уровне построения алгоритма, первым шагом определяются минимальные показатели точности анализа и далее на их основе рассчитываются размерности матриц отсчетных скетчей.

Наконец, одним из ключевых показателей эффективности алгоритма является временная сложность алгоритма T_{CM}^{CU} , которая определяется как время обработки входных данных. Если поток данных определяется для промежутка и при этом содержит L_{T_+} , сходящихся от полного множества информационных узлов телекоммуникационной сети:

$$T_{CM}^{CU} L_{T_+}^{(1+\mu_{CM}^{CU})_{при}} \quad (3)$$

На основе оценки изменения T_{CM}^{CU} можно определить временную сложность для функции разбиения (Partition Function, PT-функция), которая применяется по отношению к отсчетным скетчам с целью дальнейшей оптимизации работы гибридного алгоритма. Внедрение PT-функции дает возможность уменьшить нагрузку на вычислительный ресурс путем уточнения размерности скетча в зависимости от запроса. PT-функция рассчитывается для полного набора $[1; X]$ при $y = const$, где $y \in [1; Y]$ (расчет набора $\{PT_x^y\}$ по строкам матрицы) и для полного набора $[1; Y]$ при $x = const$, где $x \in [1; X]$ (расчет набора $\{PT_x^y\}$ по столбцам матрицы). Следует отметить, что показатели X , Y и L_{T_+} определяются для наборов $\{x_i\}$, $\{y_i\}$ и $\{l_i\}$, где $i \in [1; I]$ — операции разбиения. При указанном подходе временная сложность для гибридных алгоритмов с функцией разбиения оценивается как:

$$T_{PT} = \frac{\sum_{i=1}^I ((Y - y_i) \cdot l_i) + \sum_{i=1}^I (y_i \cdot l_i)}{I}, \quad (4)$$

причем оценка эффективности применения РТ-функции может быть рассчитана на основе следующего неравенства:

$$\sum_{i=1}^I ((Y - y_i) \cdot l_i) \gg 0. (5)$$

Соответственно, минимизация времени обработки данных может быть оценена через поиск такого y_i (рис. 2), при котором достигается минимальное значение $\sum_{i=1}^I (y_i \cdot l_i)$ путем применения множителей Лагранжа.

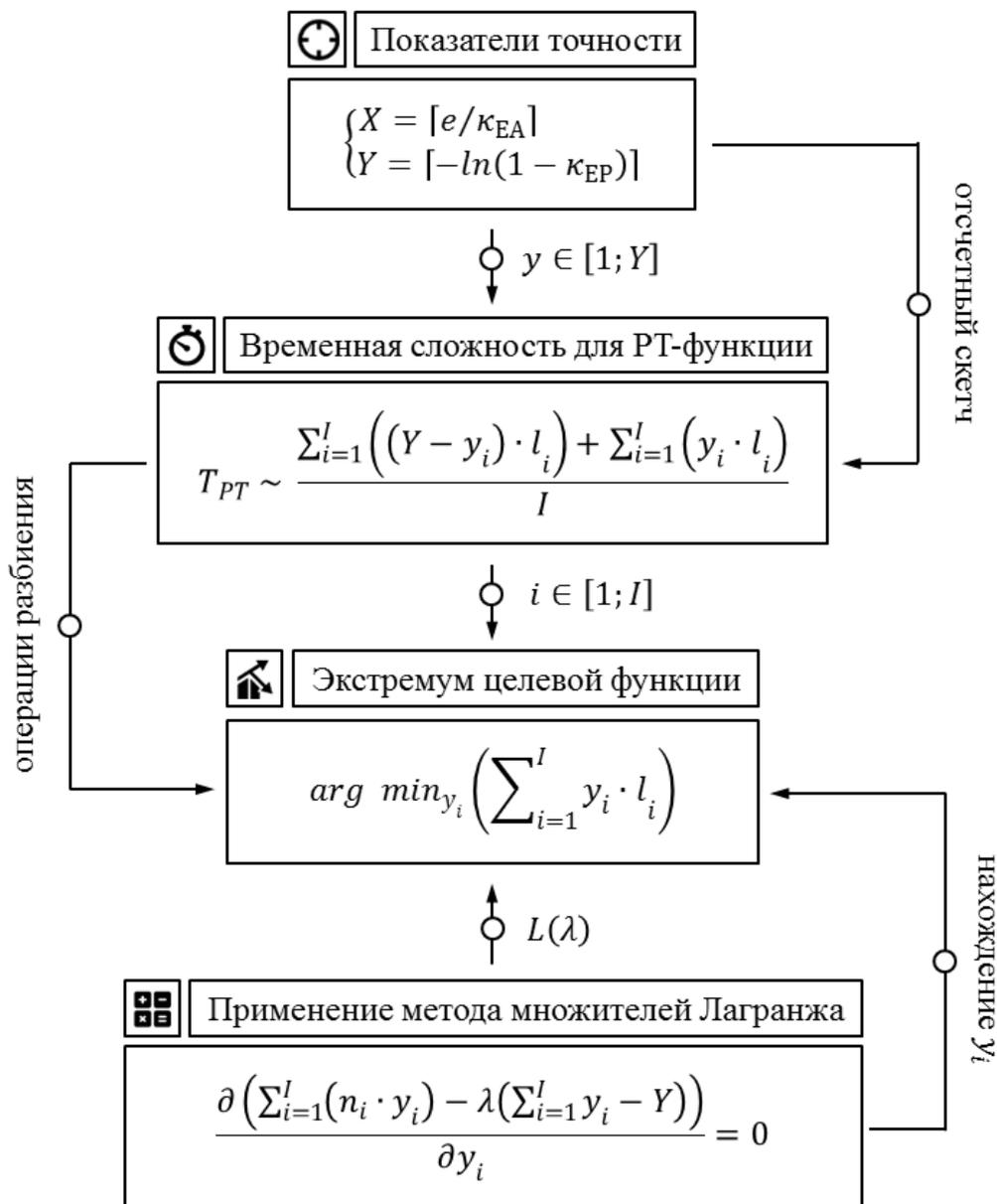


Рис. 2. Алгоритм оптимизации гибридных ST-алгоритмов через уменьшение времени обработки данных

Таким образом, оптимизация ST-алгоритмов проводится через увеличение точности определения пиковых нагрузок, рациональное использование вычислительного ресурса и уменьшение времени обработки данных.

Выводы

В результате проведенной работы были рассмотрены особенности организации систем автоматического управления распределенных информационных сетей. Показано, что внедрение в инфраструктуру телекоммуникационных сетей стандарта 5G дает возможность расширить инструментарий обработки данных и реорганизовать сетевую структуру с целью оптимизации работы и масштабирования сети. Обработка больших объемов входных данных в режиме реального времени при расширении и модификации структуры сетевых узлов значительно увеличивает вероятность возникновения локальных пиковых нагрузок при передаче данных между отдельными информационными узлами общей инфраструктуры. Предложена четырехуровневая иерархическая модель телекоммуникационной сети, на основе которой показано, что увеличение вычислительного ресурса аппаратно-программной платформы и пропускной способности сетевой

инфраструктуры является неэффективным и чрезвычайно затратным. Таким образом, была предложена методика прогнозирования и устранения перегрузок в инфраструктуре телекоммуникационной сети стандарта 5G, которая базируется на подходах, которые лежат в основе алгоритмов с оценкой минимума и алгоритмов ограниченного обновления. В качестве целевых функций эффективности гибридного алгоритма было предложено рассматривать показатели точности прогнозирования пиковых нагрузок, нагрузку на вычислительный ресурс аппаратно-программной платформы и время обработки данных.

Список литературы

1. *Marriwala N., Tripathi C.C., Kumar D. & Jain,S.* (2021). *Mobile Radio Communications and 5G Networks Proceedings of Mrcn 2020*. Springer Singapore.
2. *Kim H.* (2020). *Design and optimization for 5G wireless communications*. Wiley-IEEE Press.
3. *Zhang J., Ma Q., Zhang W. & Qiao D.* (2017). TSKT-ORAM: A Two-Server k-ary Tree Oblivious RAM without Homomorphic Encryption. *Future Internet*, 9 (4), 57. <https://doi.org/10.3390/fi9040057/>
4. *Hoang T., Yavuz A.A. & Guajardo J.* (2020). A Multi-server ORAM Framework with Constant Client Bandwidth Blowup. *ACM Transactions on Privacy and Security*. 23 (1). 1–35. <https://doi.org/10.1145/3369108>.
5. *Li J., Li X. & Ning Y.* (2020). Deep Learning Based Image Recognition for 5G Smart IoT Applications. *Electronics*, 5(2), 75–82. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-108738/v1>.
6. *Liu C.H., Kind A. & Vasilakos A.V.* (2013). Sketching the data center network traffic. *IEEE Network*, 27 (4), 33–39. <https://doi.org/10.1109/mnet.2013.6574663>.
7. *Al-Fares M., Radhakrishnan S., Raghavan B., Huang N. and Vahdat A.* (2010) “Hedera: Dynamic flow scheduling for data center networks”. In *Proc. NSDI*. P. 19.
8. *Al-Fares M., Loukissas A. & Vahdat A.* (2008). A scalable, commodity data center network architecture. *Proceedings of the ACM SIGCOMM 2008 Conference on Data Communication - SIGCOMM '08*. <https://doi.org/10.1145/1402958.1402967>.
9. *Ikada S. & Hamaguchi Y.* (2009). Approximate Frequency Counts Algorithm for Network Monitoring and Analysis: Improvement of "Lossy Counting". *2009 First International Conference on Emerging Network Intelligence*. <https://doi.org/10.1109/emerging.2009.27>.
10. *Liu C.H., Kind A. & Vasilakos A.V.* (2013). Sketching the data center network traffic. *IEEE Network*, 27 (4), 33–39. <https://doi.org/10.1109/mnet.2013.6574663>.
11. *Cormode G. & Muthukrishnan S.* (2005). An improved data stream summary: the count-min sketch and its applications. *Journal of Algorithms*, 55 (1). 58–75. <https://doi.org/10.1016/j.jalgor.2003.12.001>.
12. *Cormode G. & Muthukrishnan M.* (2012). Approximating Data with the Count-Min Sketch. *IEEE Software*, 29(1), 64–69. <https://doi.org/10.1109/ms.2011.127>.
13. *Liu C.H. & Fan J.* (2014). Scalable and Efficient Diagnosis for 5G Data Center Network Traffic. *IEEE Access*, 2, 841–855. <https://doi.org/10.1109/access.2014.2349000>.
14. *Estan C. & Varghese G.* (2003). New directions in traffic measurement and accounting. *ACM Transactions on Computer Systems*, 21 (3), 270–313. <https://doi.org/10.1145/859716.859719>.