

УДК.621.395

МОДЕЛИ БЕСПРОВОДНЫХ СЕНСОРНЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАЗЛИЧНЫХ ПРИМЕНЕНИЙ

А.И. Выборнова, аспирантка СПбГУТ им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, a.vybornova@gmail.com

Ключевые слова: беспроводные сенсорные сети, самоподобие трафика, параметр Хёрста, медицинское применение, слежение за целью.

В ближайшем будущем в соответствии с прогнозами развития телекоммуникаций в мире [1, 2] будет насчитываться несколько триллионов беспроводных телекоммуникационных устройств. Можно предположить, что значительная часть этих устройств будет работать в беспроводных сенсорных сетях (БСС), осуществляющих мониторинг различных характеристик окружающей среды и расположенных в ней объектов. В связи с этим все большую актуальность приобретают исследования как сенсорных сетей в целом, так и трафика, генерируемого в этих сетях, в частности.

В статье рассмотрены два приложения всепроникающих сенсорных сетей (USN – Ubiquitous Sensor Networks): медицинская БСС и БСС слежения за целью. Выявлено, что в обоих сценариях трафик, поступающий на шлюз сети, обладает свойством самоподобия. Для оценки степени самоподобия трафика использованы три метода вычисления параметра Хёрста: R/S-анализ, метод Хигучи и локальный метод Виттла. Кроме того, обнаружена зависимость показателя Хёрста от интервала между передачей пакетов в сценарии для медицинской сенсорной сети.

Введение. Специфика сенсорных сетей, связанная с наличием в сети большого числа сенсорных узлов, а также широкий спектр областей применения делают сенсорные сети действительно «всепроникающими». Именно поэтому для обозначения сенсорных сетей все чаще используется термин USN (Ubiquitous Sensor Network).

На данный момент существует значительное количество исследований, посвященных различным аспектам функционирования БСС. В то же время стоит отметить, что одно из наиболее важных направлений исследований — изучение трафика, генерируемого в сенсорных сетях, привлекает незаслуженно мало внимания. Характеристики трафика традиционных телекоммуникационных сетей изучены достаточ-

но широко. Однако упомянутая выше специфика БСС дает основания полагать, что модели трафика, адекватно характеризующие сенсорные сети, нуждаются в дополнительных исследованиях.

В статье для анализа трафика, генерируемого всей сенсорной сетью, предпринята попытка просуммировать опыт предыдущих исследований в области моделирования трафика, поступающего от сенсорных узлов. Рассматриваются одни из наиболее распространенных приложений USN: медицинская БСС и БСС слежения за целью. В [3] было доказано, что трафик, поступающий на шлюз некоторых сенсорных сетей, является самоподобным. Исходя из этого, в качестве рабочей гипотезы взято предположение о самоподобии трафика на шлюзе исследуемых в данной работе моделей БСС.

Модели источников трафика. Возможность использования тех или иных моделей трафика для представления нагрузки, поступающей от каждого сенсорного узла, в значительной степени зависит от сценария работы БСС. Так, для сценариев, в которых сенсорный узел отправляет шлюзу пакеты через определенные промежутки времени, применяется модель трафика с постоянной скоростью (CBR, Constant Bit Rate) [4].

Однако значительная часть сценариев работы БСС предполагает отправку пакетов только при возникновении какого-либо события в сети (например, появлении «цели» в зоне покрытия сенсора или срабатывании датчика движения). В этом случае использование модели CBR неоправданно.

В некоторых исследованиях [5] для моделирования такого рода трафика применяли распределение Пуассона. Однако подобное допущение не имеет под собой твердого основания, так как трафик от источника в таких сценариях может обладать свойством «пачечности» (пакеты передаются, пока в зоне покрытия датчика находится «цель» и перестают передаваться, когда «цель» покидает зону), в то время как Пуассоновская модель не отражает данное свойство.

Одной из моделей, используемых для представления трафика, поступающего от каждого сенсорного узла, является

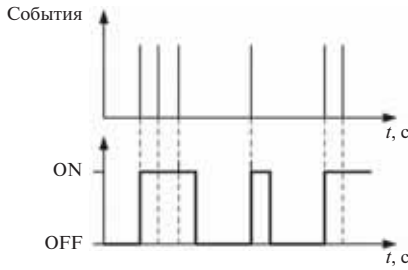


Рис. 1. ON/OFF-модель

ON/OFF-модель. В этом случае смоделированный трафик представляет собой последовательность интервалов ON, в течение которых данные от сенсорного узла следуют с постоянной скоростью, и интервалов OFF, в течение которых сенсорный узел не передает данные (рис. 1). Было доказано, что распределение величин интервалов ON и OFF соответствует обобщенному распределению Парето [6].

В данном исследовании для моделирования величин интервалов ON и OFF использовалось распределение Парето с параметром формы $k=1,5$ и разными минимальными значениями случайной величины.

Описание моделей USN. Для моделирования сенсорной сети использовался пакет Network Simulator-2. Обработка данных производилась с помощью скриптов на языке Python с расширениями NumPy, SciPy и библиотекой Matplotlib [11]. Физический уровень и уровень звена данных в обеих моделях соответствовал стандарту IEEE 802.15.4, сетевой уровень был представлен протоколом IP, транспортный — TCP. Маршрутизация осуществлялась по протоколу AODV (Ad hoc On-Demand Distance Vector).

В модели медицинской БСС использовалось по 25 мобильных и стационарных сенсорных узлов. Стационарные узлы были равномерно расположены на плоскости 30x30 м (рис. 2) и предназначались только для маршрутизации пакетов данных от мобильных датчиков к шлюзу.

Мобильные сенсорные узлы были расположены на плоскости случайным образом и двигались по прямой со скоростью 1 м/с, меняя направление движения на случайно выбранное каждые 100 с и отправляя данные в центральный шлюз с постоянной скоростью (модель СБР). Мобильные сенсорные узлы при использовании в реальных системах могут представлять собой такие медицинские устройства как пульсометры, манометры, современные глюкометры с присоединенным к ним модулем беспроводной связи.

Шлюз медицинской БСС располагался в центре моделируемой плоскости. Проводили исследование зависимости степени самоподобия трафика, проходящего через шлюз, от величины интервала между отправкой пакетов каждым сенсорным узлом.

Модель БСС слежения за целью состояла из 25 стационарных сенсорных узлов, равномерно распределенных на плоскости 30x30 м (рис. 3). Для моделирования трафика от каждого сенсорного узла использовалась ON/OFF модель, интервалы ON и OFF которой соответствовали распределению Парето с параметром формы $k = 1,5$. В течение ON-интервалов сенсорные узлы передавали данные с постоянной скоростью 10 бит/с, в течение OFF-интервалов передача данных не производилась. Математическое ожидание длины ON-интервалов составило 10 с; математическое ожидание длины OFF-интервалов было различным.

Шлюз БСС слежения за целью располагался в центре моделируемой плоскости. Исследовали зависимость степени самоподобия трафика от величины OFF-интервалов.

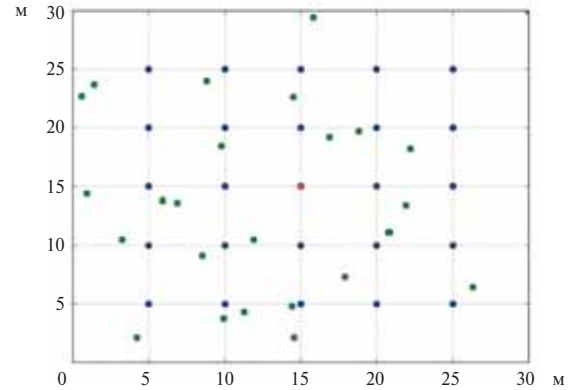


Рис. 2. Расположение сенсорных узлов на плане. Модель медицинской БСС

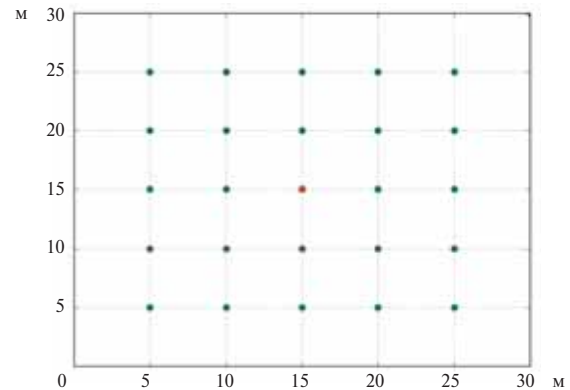


Рис. 3. Расположение сенсорных узлов на плане. Модель БСС слежения за целью

Методы анализа данных. Процесс $X(t), t \in R$, является самоподобным (в широком смысле) с показателем $H > 0,5$, если для всех $a > 0$ конечномерные распределения $\{X(at), t \in R\}$ идентичны конечномерным распределениям $\{a^H X(t), t \in R\}$, т.е. для любых $k \geq 1, t_1, t_2, \dots, t_k \in R$, и любых $a > 0$:

$$(X(at_1), X(at_2), \dots, X(at_k)) \stackrel{d}{=} (a^H X(t_1), a^H X(t_2), \dots, a^H X(t_k)), \quad (1)$$

или

$$(X(at), t \in R) \stackrel{d}{=} (a^H X(t), t \in R), \quad (2)$$

где H — параметр Хёрста.

Для оценки степени самоподобия полученных данных использовалось три метода вычисления параметра Хёрста. Первый — R/S -анализ или анализ нормированного размаха был описан Хёрстом в [7]. Там было показано, что для некоторых природных процессов выполняется соотношение:

$$M[(R/S)_t] \sim cn^H \text{ при } n \rightarrow \infty, \quad (3)$$

где оператор $M[\]$ — математическое ожидание; $(R/S)t$ — нормированная оценка ширины размаха; c — константа; n — размер исследуемого блока наблюдений; H — параметр Хёрста, т.е. степень самоподобия исследуемого процесса. Алгоритм определения (R/S) , рассмотрен в [7].

В логарифмических осях отмечаются значения математических ожиданий $M[(R/S)t]$ и соответствующие им значения t . Полученные точки аппроксимируются линейной функцией, построенной с помощью метода наименьших квадратов. Тангенс угла, образующий график данной функции с положительным направлением оси абсцисс, равен оценке параметра Хёрста.

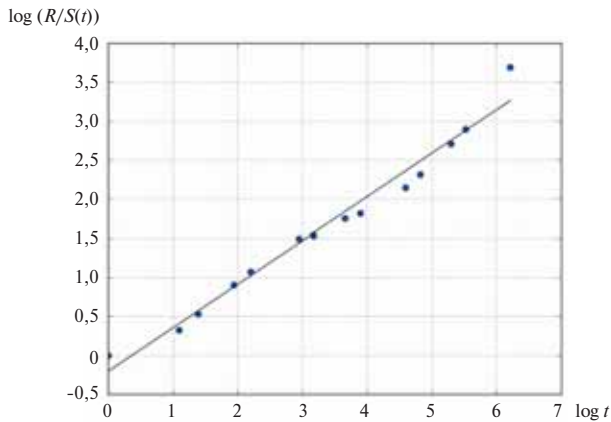


Рис. 4. Пример определения параметра Хёрста методом R/S-анализа

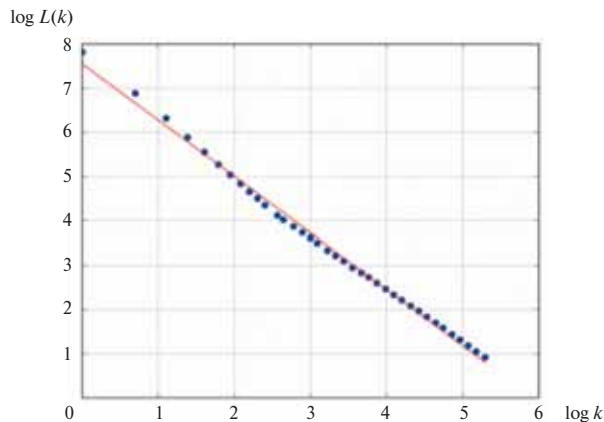


Рис. 5. Пример определения фрактальной размерности методом Хигучи

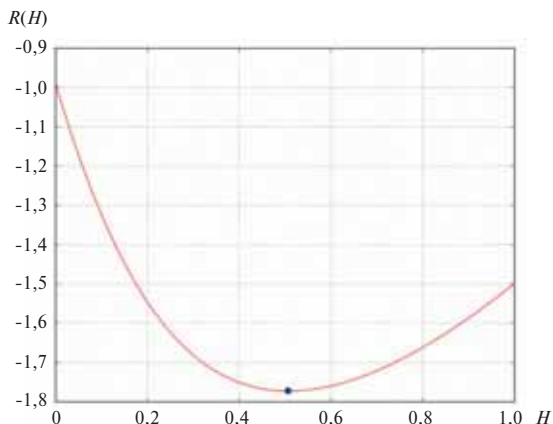


Рис. 6. Пример определения параметра Хёрста локальным методом Виттла

Аппроксимация значений нормированного размаха линейной функцией для оценки параметра Хёрста приведена на рис. 4.

Одной из проблем анализа нормированного размаха является конечность анализируемого набора данных, в то время как условие (3) выполняется при $n \rightarrow \infty$. Кроме того, при малых t достоверность вычисления размаха отклонений вызывает сомнения в силу небольшого размера блока данных, используемых для расчета. Для преодоления этого недостатка необходимо отбрасывать несколько точек, соответствующих наименьшим значениям t при построении линейной аппроксимирующей функции. Однако неочевидно, какое именно количество точек должно быть отброше-

но для достижения наибольшей точности оценки параметра Хёрста.

Вторым использованным в данном исследовании методом оценки параметра Хёрста является метод Хигучи [8]. С его помощью вычисляют фрактальную размерность, связанную с параметром Хёрста соотношением:

$$H = 2 - D. \tag{4}$$

В [8] показано, что если усредненные длины дуг $L(k)$ различных временных интервалов k удовлетворяют условию:

$$L(k) \sim k^{-D}, \tag{5}$$

то исследуемый набор данных является самоподобным с величиной фрактальной размерности D .

Алгоритм определения усредненных длин дуг для различных выборок из исходного набора данных описан в [8]. Аналогично методу Хёрста, фрактальная размерность оценивается как тангенс угла между осью абсцисс и линейной аппроксимацией точек, полученных в результате отображения в логарифмических осях усредненных длин дуг $L(k)$ при различных k . Пример аппроксимации значений функции средней длины дуги линейной функцией показан на рис. 5.

Третий метод вычисления параметра Хёрста, используемый в данной работе, — локальный метод Виттла [9]. От двух предыдущих он отличается тем, что анализирует не временные отсчеты исследуемого сигнала, а его функцию спектральной плотности.

Метод Виттла подразумевает подбор вектора η параметров функции $f(n; \eta)$ таким образом, чтобы разница между функцией $f(n; \eta)$ и периодограммой $I(n)$ исходного сигнала $X(t)$ была минимальной:

$$Q(\eta) = \int_{-\pi}^{\pi} \frac{I(v)}{f(v; \eta)} dv + \int_{-\pi}^{\pi} \log f(v; \eta) dv \rightarrow \min. \tag{6}$$

При этом подразумевается, что вид функции $f(n; \eta)$ известен. В случае, если не существует предположений о виде функции спектральной плотности исследуемого временного ряда, используется локальный метод Виттла. При этом рассматривается только часть функции спектральной плотности от 0 до m , где m — целое число, меньшее, чем $N/2$ (N — длина анализируемого ряда данных X). В соответствии с [9] можно считать, что

$$f(v) \sim G(H) |v|^{1-2H} \text{ при } v \rightarrow 0. \tag{7}$$

Тогда условие нахождения параметра Хёрста для дискретного процесса будет выглядеть следующим образом:

$$Q(G, H) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(\frac{I(v_j)}{G v_j^{1-2H}} + \log G v_j^{1-2H} \right) \rightarrow \min. \tag{8}$$

Подставив в (8) значение функции G :

$$\hat{G} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{I(v_j)}{v_j^{1-2H}}, \tag{9}$$

можно переписать его, оставив в (9) только переменную H :

$$R(H) = \log \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{I(v_j)}{v_j^{1-2H}} + (1-2H) \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \log v_j \rightarrow \min. \tag{10}$$

При реализации данного метода важен выбор величины $m \leq N/2$, ограничивающей область частот, для которых проводится дальнейший анализ. Чем большее значение m , тем меньше разница между значением H , вычисленным с помощью данного алгоритма, и его реальным значением H [10]. В то же время слишком большое m приводит к тому, что условие $n \rightarrow 0$ в (16) перестает выполняться, следовательно, пред-

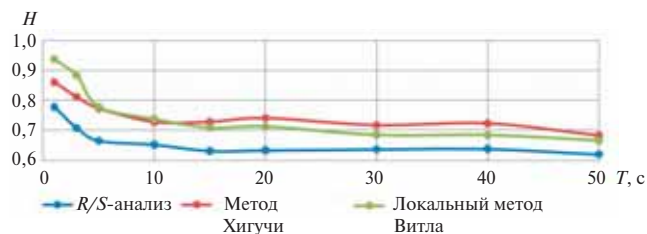


Рис. 7. Результаты анализа трафика в модели медицинской БСС

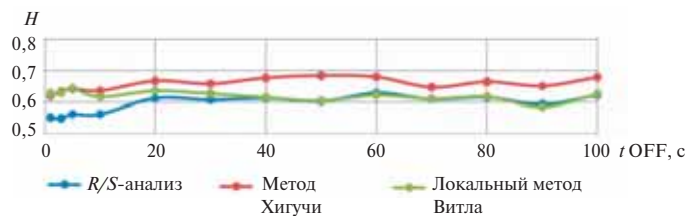


Рис. 8. Результаты анализа трафика в модели БСС слежения за целью

положение о виде функции $f(n)$ становится необоснованным, приводя к ошибочному результату вычисления. Нахождение минимума функции $R(H)$ при вычислении параметра Хёрста локальным методом Виттла показано на рис. 6.

Все три метода были проверены с помощью наборов случайных чисел ($N=1000$) с нормальным законом распределения, единичным среднеквадратичным отклонением и разными значениями математического ожидания (гауссовский шум). Теоретически параметр Хёрста для таких наборов данных равен 0,5.

Тестирование данных трех методов показало, что оценка показателя Хёрста, рассчитанная методом Хигучи, сильно зависит от среднего значения гауссовского шума. При нулевом среднем оценка показателя Хёрста близка к теоретической, в то время как при среднем, отличном от нуля, алгоритм Хигучи дает оценку показателя Хёрста, приблизительно равную единице. Таким образом, метод Хигучи не может гарантировать точной оценки степени самоподобия набора данных с математически ожиданием, отличным от нуля. Для устранения этого недостатка использовалось вычитание среднего арифметического, полученного при моделировании ряда данных из каждого его значения.

Оценка показателя Хёрста методом R/S -анализа не зависит от среднего арифметического набора данных, однако она несколько завышена по сравнению с теоретическим значением ($H=0,59$), т.е. R/S -анализ может давать неточную оценку самоподобия трафика, поэтому для подтверждения оценки необходимо использовать другой метод анализа.

Наиболее близкая к теоретическому значению оценка показателя Хёрста получена с помощью локального метода Виттла. Были рассмотрены различные интервалы анализа, характеризуемые величиной m . Значительной зависимости оценки показателя Хёрста от величины m для набора данных с нормальным распределением обнаружено не было. Для дальнейшего исследования были выбраны величины $m = N/3$ и $N/2$ (для некоторых случаев с большой длительностью переходных процессов).

Результаты анализа. При исследовании модели медицинской БСС была обнаружена зависимость степени самоподобия трафика, поступающего на шлюз, от интервала между отправками пакетов сенсорными узлами. На интервале $T < 10$ с (размер пакетов равен 20 байтам) показатель Хёрста увеличивается.

Для интервалов между отправкой пакетов более 10–15 с наблюдается одинаковый уровень самоподобия трафика на

шлюзе. Показатель Хёрста, вычисленный в соответствии с локальным методом Виттла, находится в этом случае в интервале 0,67–0,71.

При исследовании модели БСС слежения за целью не было обнаружено значимой зависимости показателя Хёрста от средней длительности интервала OFF. Показатель Хёрста (для средней длительности интервала ON, равной 10 с, и скорости передачи данных в течение фазы ON, равной 10 бит/с) в соответствии с локальным методом Виттла находится в интервале 0,58–0,65.

Заключение. В результате исследований установлено, что трафик на шлюзе БСС для медицинских приложений и приложений слежения за целью является самоподобным со средней степенью самоподобия.

Обнаружена зависимость степени самоподобия трафика на шлюзе от интервала между отправками пакетов сенсорными узлами. Это явление должно учитываться при проектировании БСС такого типа и при создании сценариев их работы, так как самоподобие трафика может влиять на параметры качества обслуживания в сети.

При исследовании модели слежения за целью не обнаружено значимой зависимости показателя Хёрста от средней длительности интервала OFF.

В ходе дальнейших исследований планируется определить наличие и степень зависимости показателя Хёрста от размера пакетов, передаваемых узлами (для модели медицинской БСС), и от интервала ON и скорости передачи данных в течение этого интервала (для БСС слежения за целью).

ЛИТЕРАТУРА

1. Sorensen L., Skouby K.E. Use scenarios 2020 — a worldwide wireless future. Visions and research directions for the Wireless World / Outlook. Wireless World Research Forum 4. — 2009.
2. Waldner J.-B. Nanocomputers and Swarm Intelligence / ISTE. Wiley&Sons, London. — 2008.
3. Koucheryavy A., Prokopiev A. Ubiquitous Sensor Networks Traffic Models for Telemetry Applications / The 11th International Conference on Next Generation Wired/Wireless Networking. NEW2AN 2011. LNCS, Springer, Heidelberg. — 2011. — Vol. 6869. — P. 287–294.
4. Wang P., Akyildiz I.F. Spatial Correlation and Mobility Aware Traffic Modelling for Wireless Sensor Networks / IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM'09). — 2009.
5. Tang S. An Analytical Traffic Flow Model for Cluster-Based Wireless Sensor Networks / 1st International Symposium on Wireless Pervasive Computing. — 2006.
6. Wang Q., Zhang T. Source Traffic Modelling in Wireless Sensor Networks for Target Tracking / 5th ACM International Symposium on Performance Evaluation of Wireless Ad Hoc Sensor and Ubiquitous Networks. — 2008. — P. 96–100.
7. Hurst H.E. Long-term storage of reservoirs: an experimental study / Transactions of the American society of civil engineers. — 1951. — Vol. 116. — P. 770–799.
8. Higuchi T. Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. Physica D. — 1988. — Vol. 31. — P. 277–283.
9. Robinson P.M. Gaussian Semiparametric Estimation of Long Range Dependence / Annals of Statistics. — 1995. — Vol. 23. — P. 1630–1661.
10. Hurvich C.M., Ray B.K. The local Whittle estimator of long-memory stochastic volatility / Journal of Financial Econometrics. — 2003. — Vol. 1. — P. 445–470.
11. Vybornova A., Koucheryavy A. Ubiquitous Sensor Networks Traffic Models for Medical and Tracking Applications / The 12th International Conference on Next Generation Wired / Wireless Networking. NEW2AN 2012. LNCS, Springer, Heidelberg. — 2012. — Vol. 7469. — P. 338–346.