

УДК 004.67

ДМИТРИЙ ЛАНДЭ,
ВАДИМ ДОДОНОВ**НЕЛИНЕЙНЫЕ СВОЙСТВА МУЛЬТИАГЕНТНОЙ МОДЕЛИ РАСПРОСТРАНЕНИЯ
НОВОСТЕЙ**

Наряду с изучением простых статистических свойств временных рядов, для решения задач прогнозирования, выявления периодичностей, аномалий, все чаще используется вейвлет- и фрактальный анализ. В работе исследованы нелинейные (фрактальные) характеристики (показатель Херста) и вейвлет-скейлограммы предложенной модели распространения информации, которая соответствуют реальному информационному процессу. Рассматривается мультиагентная модель, параметры функционирования которой следующие. Информационные сообщения могут тиражироваться (путем “репостинга”), содержать ссылки как на близкие по смыслу информационные сообщения, так и на другие объекты реального или виртуального мира, “умирать” из-за старения. При этом эволюция агента будет связана с событиями, которые с ним происходят. В качестве основной характеристики агента вводится “энергия”, которая отображает актуальность сообщения и степень интереса к нему. Предложен подход к моделированию и последующему прогнозированию реальных информационных потоков, путем изменения параметров модели во время ее работы. Исследован эффект изменения показателя Херста от параметров модели, имеющих смысловые значения. Рассмотрены также фрактальные характеристики реальных информационных потоков. Показано, как динамика показателя Херста на практике зависит от состояния этих информационных потоков. Выполнено сопоставление графика динамики показателя Херста и вейвлет-скейлограмм. Алгоритм вычисления показателя Херста ввиду своей эффективности позволяет рекомендовать постоянное наблюдение динамики этого параметра в процессе аналитической работы. Это обеспечивает возможность прогнозирования поведения информационных потоков по значению параметра Херста.

Ключевые слова: новости, распространение новостей, мультиагентная модель, показатель Херста, вейвлет-скейлограммы.

Постановка проблемы. Статистические исследования временных рядов, соответствующих объемам потоков информационных сообщений по той или иной тематике в глобальных сетях имеют важное значение при анализе содержательных процессов, отражающихся в этих сетях. Однако, наряду с изучением простых статистических свойств временных рядов, для решения задач прогнозирования, выявления периодичностей, аномалий, все чаще используется вейвлет- и фрактальный анализ.

В данной работе будет описана модель распространения тематических новостей. Для формального определения тематических информационных потоков введем некоторые общие для всего последующего изложения предположения [1].

Информационный поток. Рассмотрим отрезок (a, τ) действительной оси (оси времени), где $\tau > a$. Допустим, что на этом отрезке времени в соответствии с определенными закономерностями (в дальнейшем будет предложена одна из возможных) в сети публикуется некоторое количество информационных документов – k . На оси времени моменты публикации отдельных документов обозначим как $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k$ ($a \leq \tau_1 \leq \tau_2 \leq \dots \leq \tau_k \leq \tau$). Информационным потоком будем называть процесс $N_a(\tau)$, реализация которого характеризуется количеством точек (документов), появившихся в интервале (a, τ) , как

функцию правого конца отрезка τ . Таким образом реализация информационного потока является неубывающей ступенчатой всегда целочисленной функцией $N_\alpha(\tau)$.

Приведенное определение соответствует действительности в локальных временных областях, но не учитывает такой эффект как старение информации, которое противоречит “накопительной” способности информационного потока $N_\alpha(\tau)$ на больших промежутках времени, что учтено в предлагаемой ниже модели.

В более узком смысле под тематическим информационным потоком будем понимать количество документов, которые в некотором смысле (по содержанию) соответствуют заданной теме. Ниже рассмотрим общую картину динамики тематических информационных потоков.

Для моделирования информационных потоков используются различные подходы, среди которых можно назвать нелинейные аналитические модели, модели, базирующиеся на концепции клеточных автоматов [2-3], мультиагентные модели [4-5].

Сложность процессов функционирования системы взаимодействия информационных сообщений, их порождения и организации воздействия на общество обуславливает необходимость исследования соответствующих механизмов и, соответственно, разработки моделей или целых моделирующих комплексов.

Ниже детально остановимся на мультиагентной концепции распространения информации. В отличие от известных подходов, где моделируется поведение людей, в данном случае объектом моделирования является информационное пространство, которое рассматривается в качестве модельной среды функционирования информационных агентов. В качестве этих агентов рассматриваются связанные сущности – информационное сообщения. Именно информационные сообщения рассматриваются как инструмент информационного воздействия.

Мультиагентная модель. Рассмотрим мультиагентную модель, параметры функционирования которой следующие. Информационные сообщения могут тиражироваться (путем “репостинга”), содержать ссылки как на близкие по смыслу информационные сообщения, так и на другие объекты реального или виртуального мира, “умирать” из-за старения т.п. [4]. При этом эволюция агента будет связана с событиями, которые с ним происходят. В качестве основной характеристики агента введем “энергию” (E), которая отображает актуальность сообщения и степень интереса к нему. Естественно, что старение информации или отрицательная реакция уменьшают энергию сообщения, а положительная реакция или появление ссылки на сообщение увеличивает его энергию.

Агент появляется с начальной энергией E_0 и с каждым дискретным отсчетом времени его энергия уменьшается на 1. Будем рассматривать события типичные для социальных сетей: лайк, репост, линк (предоставления ссылки на одного агента другим). Эти события влияют на энергию агента следующим образом: лайк повышает энергию на 1, репост повышает на 2, линк повышает на 1. С другой стороны, вероятность того, что какое-то из этих событий произойдет, зависит от актуальности сообщения, интереса к информации в нем, что в терминах модели выражается энергией. В связи с этим определим вероятности того, что с сообщением с энергией E произошло определенное событие, следующим образом:

$$P_{like}^{(E)} = p_{l_0} \varphi(E); \quad P_{repost}^{(E)} = p_{r_0} \varphi(E),$$

где p_{l_0}, p_{r_0} – параметры модели,

φ – это некоторая монотонно неубывающая функция от текущей энергии агента со значениями в $[0, 1]$. При падении энергии до 0, агент “умирает”.

Моделирование динамики всего информационного потока начинается с одного агента. Появление нового агента возможно двумя способами. Первый заключается в копировании существующего агента с помощью операции репост. Также возможно самозарождение агента, что отвечает публикации нового сообщения. Таким образом, в каждый момент времени с определенными вероятностями, с каждым из агентов, может произойти любое из

событий. Также в любой момент времени с вероятностью p_s может появиться новый агент в результате самозарождения.

Рассмотрим жизненный путь одного агента. Агент появляется с начальным значением энергии E_0 и далее его энергия изменяется в зависимости от событий, которые с ним происходят. Будем считать, что возможны два события: лайк и репост. За единицу времени может произойти одно из этих событий, оба одновременно или не произойти ни одного.

Обозначим ε_t значение энергии агента в момент времени t . Тогда значение энергии в следующий момент времени можно записать следующим образом

$$\varepsilon_{t+1} = \varepsilon_t + \delta_t,$$

где δ_t – является случайной величиной со значениями в $\{-1, 0, 1, 2\}$. Согласно с правилами изменения энергии, введенными выше, увеличение энергии на 2 соответствует тому, что произошли одновременно лайк и репост; увеличение на 1 – произошел только репост; энергия не меняется, если был лайк; и уменьшается на 1, если не произошло ни одно из событий.

Процесс изменения энергии агента можно рассматривать как целочисленное случайное блуждание. Так как значение энергии в следующий момент времени зависит только от значения энергии в предыдущий момент времени, то стохастическая последовательность $(\varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_t, \dots)$ в исходном виде является марковской цепью с некоторыми переходными вероятностями p_{ij} .

В отличие от работы [4], где заданы “жесткие” параметры модели p_{l_0}, p_{r_0} , в данной работе, в том числе, исследовалась “мягкая” модель, изменяющая эти свои параметры во время функционирования.

В качестве временных рядов для исследования рассматривается объем популяции агентов-сообщений, функционирующих в мультиагентной среде в каждый конкретный момент времени. Ниже приведены результаты моделирования, а также вейвлет-анализа [6-8] и диаграммы изменения значений показателя Херста [9-11] для таких временных рядов в каждом конкретном случае.

Вейвлет-анализ информационных потоков. Основой вейвлет-анализа являются вейвлет-преобразование, представляющего собой особый тип линейного преобразования, базисные функции которого (вейвлеты) имеют специфические свойства. Вейвлетом (малой волной) называется некоторая функция, сосредоточенная в небольшой окрестности некоторой точки и резко убывающая к нулю по мере удаления от нее как во временной, так и в частотной области. Существуют разнообразные вейвлеты, имеющие разные свойства. Вместе с тем, все вейвлеты имеют вид коротких волновых пакетов с нулевым интегральным значением, локализованных на временной оси, являющихся инвариантными к сдвигу и масштабированию.

К любому вейвлету можно применить две операции:

- сдвиг, т.е. перемещение области его локализации во времени;
- масштабирование (растяжение или сжатие).

Главная идея вейвлет-преобразования заключается в том, что нестационарный временной ряд разделяется на отдельные промежутки (так называемые “окна наблюдения”), и на каждом из них выполняется вычисление скалярного произведения (величины, которая характеризует степень близости двух закономерностей) исследуемых данных с разными сдвигами некоторого вейвлета на разных масштабах. Вейвлет-преобразование генерирует набор коэффициентов, с помощью которых представляется исходный ряд. Они являются функциями двух переменных: времени и частоты, и потому образуют поверхность в трехмерном пространстве. Эти коэффициенты, показывают насколько поведение процесса в данной точке аналогично вейвлету на данном масштабе. Чем ближе вид анализируемой зависимости в окрестности данной точки к виду вейвлета, тем большую абсолютную величину имеет соответствующий коэффициент.

Технология использования вейвлетов позволяет обнаруживать единичные и нерегулярные “всплески”, резкие изменения значений количественных показателей в разные периоды времени, в частности, объемов тематических публикаций в веб-пространстве. При этом могут обнаружиться моменты возникновения циклов, а также моменты, когда за периодами регулярной динамики следуют хаотические колебания.

Рассматриваемый временной ряд может аппроксимироваться кривой, которая, в свою очередь, может быть представлена в виде суммы гармонических колебаний разной частоты и амплитуды. При этом колебания, которые имеют низкую частоту, отвечают за медленные, плавные, крупномасштабные изменения значений исходного ряда, а высокочастотные – за короткие, мелкомасштабные изменения. Чем сильнее изменяется описываемая данной закономерностью величина при данном масштабе, тем большую амплитуду имеет составляющая соответствующей частоты. Таким образом, исследуемый временной ряд можно рассматривать в частотно-временной области – т.е. об исследовании закономерности, описывающей процесс в зависимости как от времени, так и от частоты.

Непрерывное вейвлет-преобразование для функции $f(t)$ строится с помощью непрерывных масштабных преобразований и переносов выбранного вейвлета $\psi(t)$ с произвольными значениями масштабного коэффициента a и параметра сдвига b :

$$W(a, b) = W(f(t), \psi(t)) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt.$$

Полученные коэффициенты представляются в графическом виде как карта коэффициентов преобразования, или скейлограмма. На скейлограмме по одной оси откладываются сдвиг вейвлета (ось времени), а по другой – масштабы (ось масштабов), после чего точки схемы, которая получается, раскрашиваются в зависимости от величины соответствующих коэффициентов (чем больше коэффициент, тем ярче цвета изображения). На скейлограмме видны все характерные особенности исходного ряда: масштаб и интенсивность периодических изменений, направление и величина трендов, наличие, расположение и продолжительность локальных особенностей.

В качестве примера рассмотрим описанную выше мультиагентную систему со следующими параметрами: вероятность появления нового агента на каждом шагу составляет 0,9, вероятность лайка на агента – 0,05, вероятность репостинга от агента – 0,001. На рис. 1 сверху приведен график объема публикаций (количества сообщений), присутствующих на каждом шагу эволюции системы. Внизу – соответствующая вейвлет-скейлограмма – результат непрерывного вейвлет-анализа (вейвлет Гаусса).

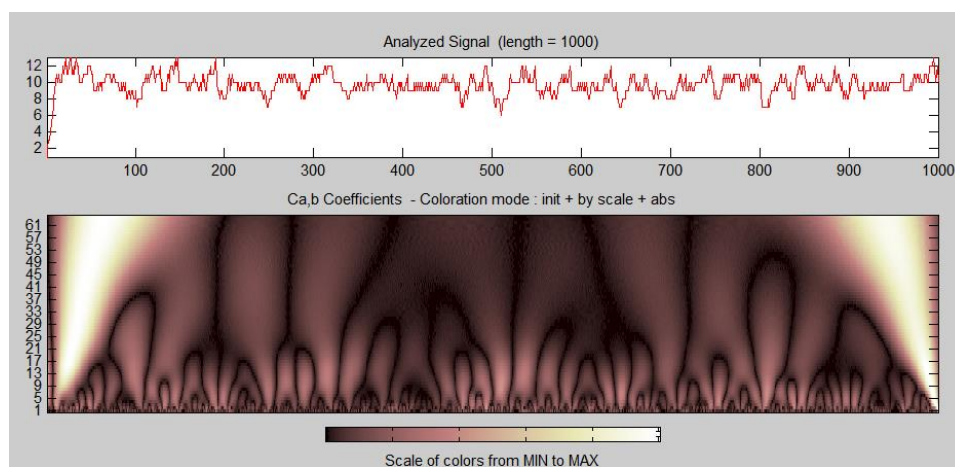


Рисунок 1 – Пример 1. Объем популяции агентов и вейвлет-скейлограмма

На рис. 2 приведен подобный график для примера 2, когда вероятность репоста увеличена до значения 0,05. При этом амплитуда временного ряда существенно увеличена, о чем свидетельствует также более светлая верхняя часть скейлограммы. Как видим, оба ряда носят случайный характер с подобными элементами на разных уровнях амплитуд.

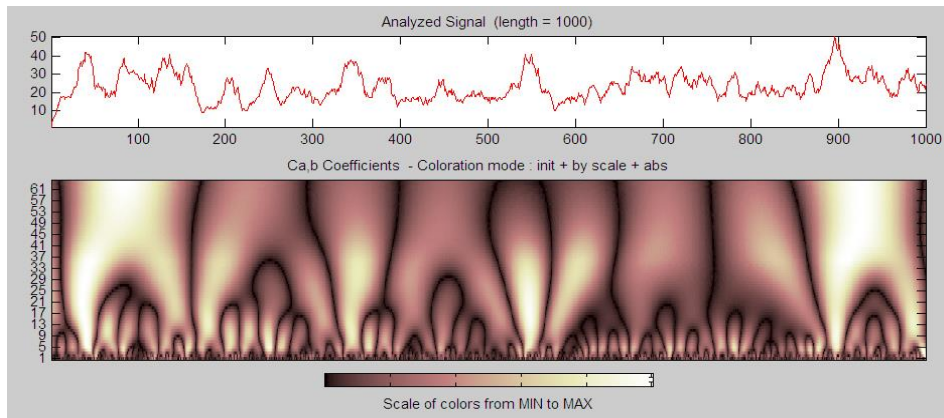


Рисунок 2 – Пример 2. Объем популяции агентов и вейвлет-скейлограмма

В динамике реальных информационных потоков часто наблюдаются резкие изменения, связанные с изменениями в реальных процессах, их порождающих. Поэтому в качестве примера 3 исследовался ряд, соответствующий модели, у которой первые 20% шагов эволюции параметр репоста соответствовал примеру 1, а остальные 80% – примеру 2. Соответствующий график и скейлограмма приведены на рис. 3. Как и следовало ожидать, изменение поведения процесса хорошо видно на вейвлет-скейлограмме.

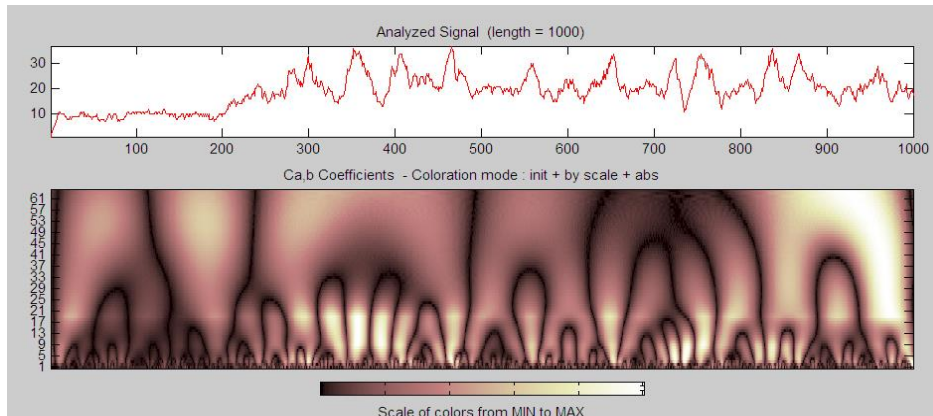


Рисунок 3 – Пример 3. Объем популяции агентов и вейвлет-скейлограмма

В качестве примера 4 рассмотрим реальный информационный поток – массив новостных сообщений из веб-пространства, поступивших в базу данных системы контент-мониторинга InfoStream (<http://infostream.ua>) по запросу “Tesla” (автомобиль) в течение 2016 года. На рис. 4. приведена динамика количества соответствующих сообщений и вейвлет-скейлограмма, которые в некотором смысле оказалась близкими примеру 3. На рис. 4. явно виден день года, когда процесс изменил свое поведение.

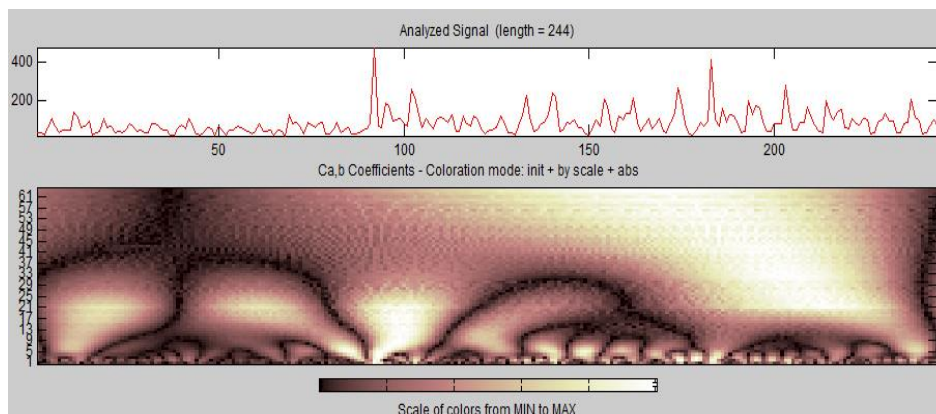


Рисунок 4 – Пример 4. Динамика изменения временного ряда, соответствующая запросу “Tesla” и вейвлет-скейлограмма

Приведенный пример показывает, что вейвлет-анализ позволяет обнаруживать не только очевидные аномалии в исследуемом ряде, но и критические значения, которые скрыты за относительно небольшими абсолютными значениями элементов ряда. Например, наибольшие значения отмечены не только в 90-й день, когда Автомобильная компания Tesla Motors представила бюджетную версию своего электромобиля, но показаны и неясные экстремумы, например, 178-й день – авария автопилотируемого автомобиля Tesla Model S.

Фрактальный анализ информационных потоков. Для изучения фрактальных характеристик тематических информационных потоков изучались значения показателя Херста (H) за определенный период для временных рядов, составленных из количества относящихся к ним сообщений. Показатель Херста связывают с коэффициентом нормированного размаха (R/S), где R – вычисляемый определенным образом “размах” соответствующего временного ряда, а S – стандартное отклонение. Была исследована динамика изменения показателя Херста в зависимости от параметров модели. Показатель Херста для временного ряда вычисляется по следующему алгоритму. Сначала вычисляется среднее значение измеряемой переменной (в нашем случае количество сообщений) за N шагов эволюции модели:

$$\langle \xi \rangle_N = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \xi(t).$$

Затем рассчитывается накопившееся отклонение ряда измерений $\xi(t)$ от среднего $\langle \xi \rangle_N$:

$$X(t, N) = \sum_{u=1}^t (\xi(u) - \langle \xi \rangle_N).$$

После этого рассчитывается разность максимального и минимального накопившегося отклонения, которая и называется “размахом”:

$$R(N) = \max_{1 \leq t \leq N} X(t, N) - \min_{1 \leq t \leq N} X(t, N).$$

Стандартное отклонение рассчитывается по известной формуле:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\xi(t) - \langle \xi \rangle_N)^2}.$$

Экспериментально обнаружено, что для многих временных рядов справедливо:

$$R/S = (N/2)^H.$$

Именно коэффициент H и получил название показателя Херста, который связан с традиционной “клеточной” фрактальной размерностью (ρ) простым соотношением:

$$\rho + H = 2.$$

Условие, при котором показатель Херста связан с фрактальной “клеточной” размерностью в соответствии с этой формулой, “когда структура кривой, описывающая фрактальную функцию, исследуется с высоким разрешением, т.е. в локальном пределе” [8]. Еще одним важным условием является самоаффинность функции. Для информационных потоков это свойство интерпретируется как самоподобие, возникающее в результате процессов их формирования. При этом временные ряды, построенные на основании мощных тематических информационных потоков, вполне удовлетворяют этому условию [10].

Известно, что показатель Херста представляет собой меру персистентности – склонности процесса к трендам (в отличие от обычного броуновского движения). Значение $H > 1/2$ означает, что направленная в определенную сторону динамика процесса в прошлом, вероятнее всего, повлечет продолжение движения в том же направлении. Если $H < 1/2$, то прогнозируется, что процесс изменит направленность. $H = 1/2$ означает неопределенность.

На рис. 5 показаны графики изменения значения параметра H для рассматриваемых выше примеров (a – пример 1, b – пример 2, v – пример 3, d – пример 4).

Изменение параметров модели в примерах 1 и 2 привело к изменению показателя Херста от 0,73 до 0,85. Т.е. можно сделать вывод, что увеличение вероятности репостинга сообщений приводит к большей персистентности, т.е. предсказуемости процессов,

связанных с объемами эволюции. Изменение параметров модели приводит к всплеску динамики изменения показателя Херста, который, однако, стабилизируется при стабилизации параметров модели.

В случае временного ряда, порождаемого запросом “Tesla” динамика изменения параметра Херста четко показывает на временной момент, когда информационный поток в корне меняет свое поведение. При этом уровень персистентности временного ряда достаточно высокий (0,83), он хорошо прогнозируемый и соответствует модельному примеру 2.

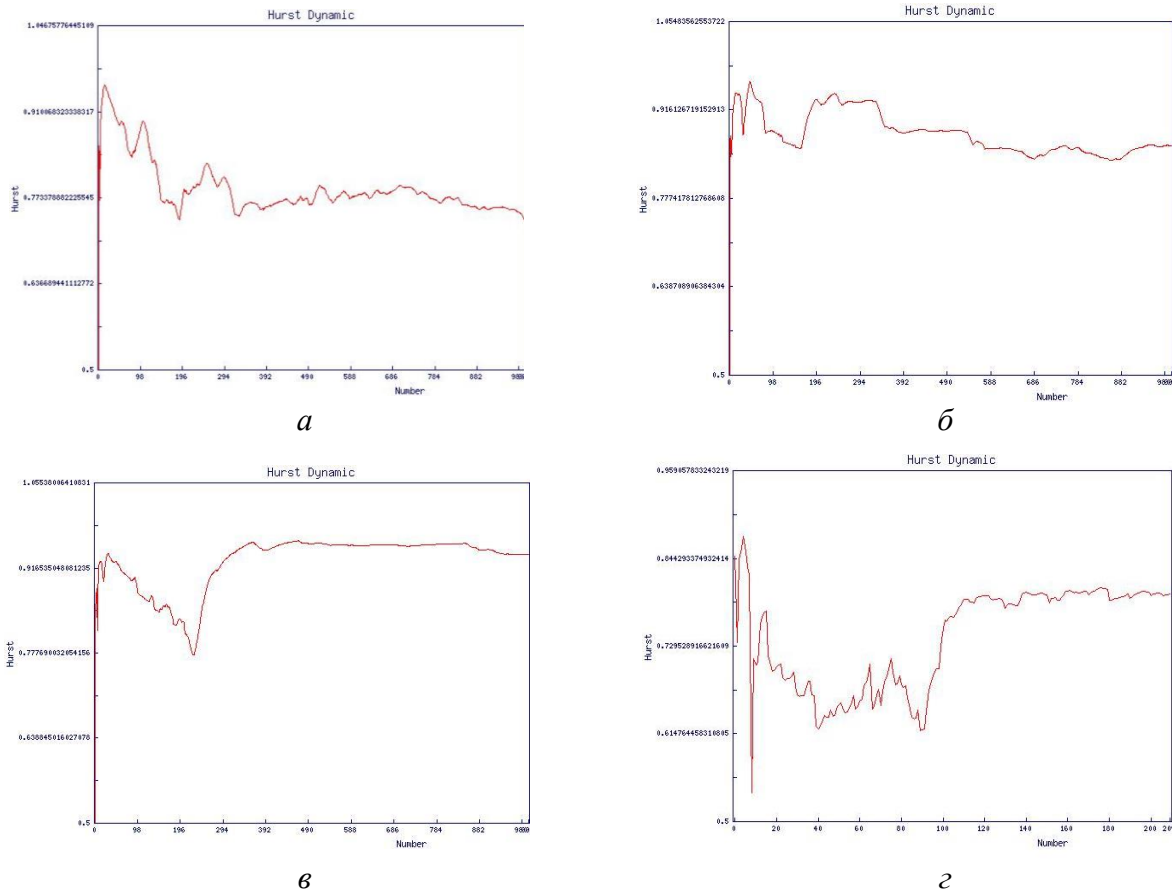


Рисунок 5 – Динамика изменения показателя Херста от шага эволюции

Выводы. Предложена модель, которая соответствует реальному информационному процессу. Предложен подход к моделированию и последующему прогнозированию реальных информационных потоков, путем изменения параметров модели во время ее работы.

1. Наряду с близостью общих статистических характеристик (среднее, среднеквадратичное отклонение), схожестью вейвлет-спектрограмм адекватность мультиагентной модели подтверждается совпадением значений показателя Херста при вероятности лайков на агента – 0,05 и репостов от агента – 0,05.

2. На модели и на примерах показана возможность выявления изменений поведения реальных информационных потоков по изменению динамики показателя Херста.

3. Выполнено сопоставление графика динамики показателя Херста и вейвлет-скейлограмм. Более эффективный алгоритм вычисления показателя Херста позволяет рекомендовать постоянное наблюдение динамики этого параметра в процессе аналитической работы. Кроме того, это обеспечивает возможность прогнозирования поведения информационных потоков по значению параметра Херста.

Публикация содержит результаты исследований, которые проводились при грантовой поддержке Государственного фонда фундаментальных исследований по конкурсному проекту Ф73 № 23558 “Разработка методов и средств поддержки принятия решений при обнаружении информационных операций”.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] А.Г. Додонов, и Д.В. Ландэ. *Живучесть информационных систем*. Киев, Украина: Наукова думка, 2011.
- [2] S. Bhargava, A. Kumar, and A. Mukherjee, “A stochastic cellular automata model of innovation diffusion”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 44, iss. 1, pp. 87-97, August 1993.
doi: 10.1016/0040-1625(93)90008-U.
- [3] Д.В. Ландэ, “Модель диффузии информации”, *Информационные технологии и безопасность. Менеджмент информационной безопасности*, вып. 10, с. 51-67, 2007.
- [4] D.V. Lande, A.M. Hraivoronska, and B.O. Berezin, “Model of information spread in social networks”, *European Journal of Natural History*, no. 5, pp. 41-45, 2016.
- [5] D.V. Lande, V.A. Dodonov, and T.V. Kovalenko, “Monitoring of network informational resources based on multiagent Approach”, *International Journal of Applied and Fundamental Research*, no. 5, 2016. [Online]. Available: www.science-sd.com/467-25062. Accessed on: July 19, 2016.
- [6] С.К. Чуи. *An Introduction to Wavelets*. San Diego, New York, USA: Academic Press, 1992.
- [7] А.А. Давыдов, “Вейвлет-анализ социальных процессов”, *Социологические исследования*, № 11, с. 97-103, 2003.
- [8] А.А. Давыдов. *Системная социология*. Москва, Россия: КомКнига, 2006.
- [9] J. Feder. *Fractals (Physics of Solids and Liquids)*. New York, USA: Plenum Press, 1988.
- [10] A.F.J. Van Raan. “Fractal geometry of information space as represented by co-citation clustering”, *Scientometrics*, vol. 20, iss. 3, pp. 439–449, March 1991.
doi: 10.1007/BF02019764.
- [11] Д.В. Ландэ, “Фрактальные свойства тематических информационных потоков из Интернет”, *Регистрация, хранение и обработка данных*, т. 8, № 2, с. 93-99, 2006.
- [12] О.М. Барановський, та А.Б. Качинський, “Дослідження часової залежності інформаційних потоків методом R/S аналізу”, *Інформаційна безпека людини, суспільства, держави*, № 2, с. 54-58, 2013.

Статья поступила в редакцию 19.09.2016.

REFERENCE

- [1] A.G. Dodonov, and D.V. Lande. *Vitality of information systems*. Kyiv, Ukraine: Naukova dumka, 2011.
- [2] S. Bhargava, A. Kumar, and A. Mukherjee, “A stochastic cellular automata model of innovation diffusion”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 44, iss. 1, pp. 87-97, August 1993.
doi: 10.1016/0040-1625(93)90008-U.
- [3] D.V. Lande, “Model of information diffusion”, *Information Technologies and Security. Information Security Management*, iss. 10, pp. 51-67, 2007.
- [4] D.V. Lande, A.M. Hraivoronska, and B.O. Berezin, “Model of information spread in social networks”, *European Journal of Natural History*, no. 5, pp. 41-45, 2016.
- [5] D.V. Lande, V.A. Dodonov, and T.V. Kovalenko, “Monitoring of network informational resources based on multiagent Approach”, *International Journal of Applied and Fundamental Research*, no. 5, 2016. [Online]. Available: www.science-sd.com/467-25062. Accessed on: July 19, 2016.
- [6] С.К. Чуи. *An Introduction to Wavelets*. San Diego, New York, USA: Academic Press, 1992.
- [7] А.А. Davydov, “Wavelet analysis of social processes”, *Sociological Studies*, iss. 11, pp. 97-103, 2003.
- [8] А.А. Davydov. *System Sociology*. Moscow, Russia: KomKniga, 2006.
- [9] J. Feder. *Fractals (Physics of Solids and Liquids)*. New York, USA: Plenum Press, 1988.

- [10] A.F.J. Van Raan. “Fractal geometry of information space as represented by co-citation clustering”, *Scientometrics*, vol. 20, iss. 3, pp. 439–449, March 1991.
doi: 10.1007/BF02019764.
- [11] D.V. Lande, “Fractal properties of topic-based information streams from Internet”, *Data Registration, Storage and Processing*, vol. 8, iss. 2, pp. 93-99, 2006.
- [12] O.M. Baranovskyi, and A.B. Kachynskyi, “Study of time-dependent behavior of information streams by R/S analysis method”, *Information security of person, society and state*, no. 2, pp. 54-58, 2013.

ДМИТРО ЛАНДЕ,
ВАДИМ ДОДОНОВ,

НЕЛІНІЙНІ ВЛАСТИВОСТІ МУЛЬТИАГЕНТНОЇ МОДЕЛІ РОЗПОВСЮДЖЕННЯ НОВИН

Поряд з вивченням простих статистичних властивостей часових рядів, для вирішення завдань прогнозування, виявлення періодичностей, аномалій, все частіше використовується вейвлет і фрактальний аналіз. В роботі досліджено нелінійні (фрактальні) характеристики (показник Херста) і вейвлет-скейлограмми запропонованої моделі поширення інформації, яка відповідає реальному інформаційному процесу. Розглядається мультиагентна модель, параметри функціонування якої такі. Інформаційні повідомлення можуть тиражуватися (шляхом “репостингу”), містити посилання як на близькі за змістом інформаційні повідомлення, так і на інші об’єкти реального або віртуального світу, “вмирати” через старіння тощо. При цьому еволюція агента буде пов’язана з подіями, які з ним відбуваються. В якості основної характеристики агента вводиться “енергія”, яка відображає актуальність повідомлення і ступінь інтересу до нього. Запропоновано підхід до моделювання і подальшого прогнозування реальних інформаційних потоків, шляхом зміни параметрів моделі під час її роботи. Досліджено ефект зміни показника Херста від параметрів моделі, що мають смислові значення. Розглянуто також фрактальні характеристики реальних інформаційних потоків. Показано, як динаміка показника Херста на практиці залежить від стану цих інформаційних потоків. Виконано зіставлення графіків динаміки показника Херста і вейвлет-скейлограмм. Алгоритм обчислення показника Херста зважаючи на свою ефективності дозволяє рекомендувати постійне спостереження динаміки цього параметра в процесі аналітичної роботи. Це забезпечує можливість прогнозування поведінки інформаційних потоків за значенням параметра Херста.

Ключові слова: новини, розповсюдження інформації, мультиагентна модель, показник Херста, вейвлет-скейлограми.

DMYTRO LANDE,
VADYM DODONOV

NONLINEAR PROPERTIES OF AGENT-BASED NEWS DISTRIBUTION MODEL

Along with studying common statistic properties of time-series, wavelet-analysis and fractal analysis has been recently used with increased frequency for solving forecasting problems, revealing periodicities, anomalies. The paper deals with Nonlinear (fractal) characteristics (Hurst exponent) and wavelet-scaleograms of the information distribution agent-based model, suggested by the authors. Let us consider an agent-based model with the following performance parameters. Informative messages can be replicated (by way of “reposting”), they can contain links both to informative messages of similar content and to other objects of the real and the virtual world, they can “die” due to ageing etc. The agent’s evolution will be connected with the events, which happened to such agent. As regards to the principal characteristic, let us introduce the “energy”, which reflects the timeliness of the message and the degree of interest to it. It goes without saying, that ageing of information or negative reaction will reduce the message’s energy, and positive reaction or appearance of the link to such message will increase its energy. The authors have studied the effect of Hurst exponent change depending upon

the model parameters, which have semantic meaning. The paper also considers fractal characteristics of real information streams. It describes how the Hurst exponent dynamics depends on these information streams state in practice. The authors have suggested an approach to modeling and further forecast of real information streams by changing the model parameters during its operation. With the help of the model and case-studies it has been shown, that it is possible to reveal changes in behavior of real information streams by analyzing changes in the dynamics of Hurst exponent. The diagram of Hurst exponent dynamics has been compared with the wavelet-scaleogram. A more effective algorithm of Hurst exponent evaluation permits recommending constant observation over this parameter dynamics in course of analytical work. Besides, it allows forecasting the information streams' behavior on the grounds of Hurst parameter value.

Keywords: news, news distribution, multi-agent model, Hurst index, wavelet-scaling.

Дмитрий Владимирович Ланде, доктор технических наук, старший научный сотрудник, заведующий отделом специализированных средств моделирования, Институт проблем регистрации информации Национальной академии наук Украины, Киев, Украина.

E-mail: dwlанде@gmail.com.

Вадим Александрович Додонов, ведущий инженер отдела специализированных средств моделирования, Институт проблем регистрации информации Национальной академии наук Украины, Киев, Украина

E-mail: dodonov.vadim@gmail.com.

Дмитро Володимирович Ланде, доктор технічних наук, старший науковий співробітник, завідувач відділом спеціалізованих засобів моделювання, Інститут проблем реєстрації інформації Національної академії наук України, Київ, Україна.

Вадим Олександрович Додонов, провідний інженер відділу спеціалізованих засобів моделювання, Інститут проблем реєстрації інформації Національної академії наук України, Київ, Україна.

Dmytro Lande, doctor of technical science, senior researcher, head of the specialized modeling tools department, Institute for information recording of National academy of science of Ukraine, Kyiv, Ukraine.

Vadym Dodonov, lead engineer of the specialized modeling tools department, Institute for information recording of National academy of science of Ukraine, Kyiv, Ukraine.

УДК 004.273

ОЛЕКСІЙ КОВАЛЕНКО

ПОБУДОВА БАГАТОРІВНЕВИХ МУЛЬТИАГЕНТНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ЗАСНОВАНИХ НА ЗНАННЯХ

У статті розглядаються питання побудови багаторівневих інформаційних систем, які проектуються з використанням моделей предметних областей у формі онтологій. Сформульовано принципи побудови багаторівневих систем, визначено структуру опису та рівні управління таких систем. Запропонована формальна модель багаторівневої системи на основі теоретико-множинного підходу з врахуванням аспектів її функціонування: ієрархічного, управлінського, функціонального, комунікаційного. Аналізуються особливості створення та ефективного використання таких систем. Деталізовано семантику кожного рівня багаторівневої системи на основі онтологічних описів. Запропоновано підхід до

© О. Коваленко, 2016