УДК 519.2

Т. И. Межуева

МОДЕЛИ, ДЕМОНСТРИРУЮЩИЕ ОБРАЗОВАНИЯ КОГЕРЕНТНОЙ СЛУЧАЙНОЙ КОЛЛЕКТИВНОЙ ПЕРЕМЕННОЙ В АНСАМБЛЕ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Рассмотрены некоторые особенности поведения сложных систем, общие закономерности и возможности использования уравнений для реализаций случайных процессов, в том числе, и при моделировании динамик информационных потоков; исследованы модели, демонстрирующие образования когерентной случайной коллективной переменной (воздействия) в ансамбле динамических систем.

***Ключевые слова**: Модели, когерентная случайная коллективная величина, ансамбль динамических систем, сложные системы, моделирование динамики информационных потоков*

Mezhueva T.I. The Model showing education coherent random collective variable in the ensemble dynamical systems

Some features of the behavior of complex systems, the general laws and the possibility of using the equations for the realizations of random processes, including modeling and dynamics of information flows; studied model showing formation of coherent collective random variable (exposure) in the ensemble of dynamical systems.

***Key words:** The Model, the coherent collective random variable, the ensemble of dynamical systems, the complex systems, modeling dynamics of information flows*

Наука сегодня подошла к рубежу, за которым успешно работавшие ранее приемы становятся непригодными. Новые задачи требуют и новых способов решения. Большие надежды сейчас связывают с использованием вероятностных методов для прогнозирования развития научных областей. Детерминированные модели не дают возможности учесть существенную неопределенность, столь характерную для развития научных подобластей.

В детерминированных моделях все зависимости жестко зафиксированы. Круг учитываемых факторов всегда ограничен, при этом не учитываются другие важные параметры. Разрабатывая такие модели, специалисты часто сталкиваются с проблемой: рассматривать ли большее число параметров (но тогда модель будет очень сложной, зачастую не поддающейся не только расчету, но и простому анализу) или значительно ее упростить, введя небольшое число параметров (но тогда она не будет адекватно отражать действительность)?

Вероятностные методы позволяют отображать многообразия связей в сложных системах и, что самое главное, учитывать фактор неопределенности, характеризующий в той или иной степени их эволюции.

Исследуемые стохастические модели эволюции, селекции и интеграции знаний (информации) исходят из вероятностной трактовки анализируемых явлений и их параметров. Каждой входящей в модель величине не приписываются одно какое-либо значение или пределы ее изменения, а указывается только вероятностный закон распределения ее значений, а также характеристики такого распределения (математическое ожидание, дисперсия и т.д.).

Вероятностные модели позволяют установить с большой достоверностью взаимосвязи и взаимозависимости реального мира и зачастую приводят к неожиданным результатам. Рассмотрим две из таких моделей.

Первая модель – интегро-дифференциальная стохастическая билинейная модель взаимодействующих потоков информации.

Предположим, в отличие от моделей Риденура-Гартмана-Холтона, что существует взаимодействие между потоками. В уравнениях Риденура-Гартмана-Холтона [6], [7], [8], [9] учитывается зависимость только от числа производителей информации, функция для которых зависит только от времени. Взаимодействие потоков информации и даже билинейная зависимость не учитывается [4]. Анализ эмпирических корреляций, показал, что нельзя не учитывать взаимодействие между потоками.

Пусть $u(t, y) \in R^1$ – количество информации произведенной в данной области y), порождаемой областью знаний y в момент t. Если множество потоков счетное, то y индексируют, отождествляют с набором чисел, чаще всего, (если индексацию не связывать с попыткой заложить в число – индекс какую-то информацию о потоке) целыми числами. В ситуации, когда число потоков велико, можно полагать, что y непрерывно и $y \in [a;b)$, поскольку любые непрерывные интервалы – равномощные множества, то в качестве такого интервала индексации выберем $y \in [0;1)$.

Для $u(t, y)$ используется модель в форме стохастического интегро-дифференциального уравнения

$$du(t,y) = a(t,y)u(t,y)dt + u(t,y)\int_0^1 \beta(t,y,z)u(t,z)dzdt +$$
$$+\sigma(t,y)u(t,y)dw(t,y),$$

где $w(t;y)$ – зависимые $\forall y$ скалярные винеровские процессы;

$\beta(t,y,z)$ – весовая функция, характеризующая взаимодействия между информационными потоками z и y;

$a(t;y)$ - функция, характеризующая неслучайное смещение (эволюцию текущего состояния выделенной подсистемы)

Относительно $a(.),\beta(.)$ – предполагается, что они непрерывны по t, удовлетворяют условиям Липшица по переменным y,z и ограничены; $a(t;y) > 0$.

В приведенной модели нет ограничений на количество взаимодействующих информационных потоков. Основную роль при этом играют ограничения на весовую функцию, обеспечивающие переход от суммирования к интегрированию.

Для этого уравнения, согласно [4], существует при указанных ограничениях точное решение:

$$u(t,y) = \frac{\exp\left\{\int_0^t \left(a(\tau,y) - \frac{\sigma^2(\tau,y)}{2}\right)d\tau + \int_0^t \sigma(\tau,y)dw(\tau,y)\right\}u(0,y)}{1 - \int_0^t d\tau \int_0^1 dy u(0,y)\beta(\tau,y)\exp\left\{\int_0^\tau \left(a(x,y) - \frac{\sigma^2(x,y)}{2}\right)dx + \int_0^\tau \sigma(x,y)dw(x,y)\right\}},$$

Элемент неопределенности, вносимый $w(t,y)$, можно трактовать как возмущения процесса генерации информации. $u(t,y)$, интерпретируется в данной модели как интенсивность продуцирования информации в области y, с вероятностью 1, если выполнены следующие начальные условия:

$$(\beta(t,y,z)u(0,z)) < 0, \forall z.$$

Это соответствует отрицательному влиянию всех остальных потоков информации на конкретный. Последнее вполне согласуется с представлениями о том, что информационные потоки конкурируют за производящие их ресурсы. Кроме того, выполняется условие не убывания объема накопленных знаний:

$$\int_0^t u(\tau,y)d\tau + u(0,y) \geq u(0,y) \geq 0, \forall t, \forall y \in [0,1).$$

В качестве второй модели, демонстрирующей образование когерентной случайной коллективной переменной в ансамбле динамических систем, используется система стохастических дифференциальных уравнений.

$$\begin{cases} dx_{l,n}(t) = (a(x_n(t)) + x_n(t)b(x_n(t)))x_{l,n}(t)dt + \varepsilon_l(n)dw_l(t), \\ x_n(t) = \sum_{l=1}^{n} x_{l,n}(t), \quad |\mathrm{x}_n(0)| < \mathrm{const}, \forall l = \overline{1,n}, \forall n \geq 1, \end{cases} \tag{1}$$

где $\{x_l(t)\}_{l=1}^{n}$ – переменные состояния элементов многокомпонентной эволюционирующей системы, которая описывает взаимодействующие информационные потоки [7].

Предполагается, что выполнены условия L_1:

а) $a(\cdot), b(\cdot), \varepsilon_l(n)$ – скалярные функции; $x_l(t) \in R^1, \forall\, l = \overline{1,n};$

б) $w_l(t)$ – независимые винеровские процессы.

Модель (1) – показывает зависимость динамики конкретного информационного потока от интегрального влияния всей совокупности информационных потоков, порожденных различными подобластями.

Выясняется, что существует два режима функционирования системы в зависимости от величины параметра α (α - постоянная, для которой выполняется неравенство 0<α<1, только тогда существует непрерывное решение стохастического дифференциального уравнения [14]):

1) когда $\alpha = 0{,}5$, то решения уравнений (1) аппроксимируются решением системы

$$\begin{cases} dx_l(t) = (a(x(t)) + b(x(t))x(t))x_l(t)dt, \\ dx_n(t) = [a(x(t)) + b(x(t))x(t)]x(t)dt + \sigma dw(t); \end{cases}$$

2) когда $\alpha > 0{,}5$ – решением системы

$$\begin{cases} \dfrac{dx_l(t)}{dt} = (a(x_l(t)) + b(x(t))x(t))x_l(t), \\ \dfrac{dx(t)}{dt} = (a(x(t)) + b(x(t))x(t))x(t). \end{cases}$$

Для того чтобы пояснить разницу между моделями приведем ряд вспомогательных утверждений [7].

Лемма 1*.

Пусть $u_n(t, y_j)$ – решение системы уравнений

$$du_n(t,y_j)=(a(t,y_j)u(t,y_j)+u_n(t,y_j)\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}\beta(t,y_j,z_l)\cdot u_n(t,z_l)dt+$$

$$+\sigma(t,y_j)u(t,y_j)dw(t,y_j)\,.$$

Относительно коэффициентов предполагаем, что $(\forall j)$:

1) $a(.),\beta(.),\sigma(.),u_n(0,y_j),$ – непрерывны по t, удовлетворяют условиям Липшица по переменным y,z и ограничены; $\beta(.)u_n(0,y_j)<0$;

2) $w(t,y_j)$ - независимые винеровские процессы, $\forall j$.

Тогда

$$\underset{n\to\infty}{\mathrm{l.i.m.}}\left|u_{n+m}(t,y_j)-u_n(t,y_j)\right|=0,\forall m>0.$$

Стохастический предел [15].

Лемма 2*.

Пусть выполнены условия Леммы 1*, а также условия:

3) $\beta(t,y_j,z_l)=\beta(t,z_l)$, $a(t,y_j)=a(t)$,

4) $\lim\limits_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}\beta(0,z_l)u_n(0,z_l)=q(0).$

Тогда при $n\to\infty$ для последовательности

$$q_n(t)=\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}\beta(t,y_j,z_l)u_n(t,z_l),$$

существует следнеквадратический предел

$$\underset{n\to\infty}{\mathrm{l.i.m.}}\; q_n(t)=q(t),\ \ \forall \mathrm{t}\in[0,\mathrm{T}),$$

который совпадает с решением уравнения

$$dq(t)=(a(t)q(t)+q^2(t))dt,$$
$$q(t)\big|_{t=0}=q(0).$$

Это уравнение для управляющей переменной (макропеременной, коллективной переменой).

Из всего выше изложенного следует, что макропеременная информационного потока не будет хаотичной в таких случаях:

а) взаимодействие выделенного информационного потока y со всеми остальными осуществляется на основе осредненного влияния

$$\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}\beta(t,y_j,z_l)\cdot u_n(t,z_l)\ \Rightarrow \int_0^1 \beta(t,y,z)u(t,z)dz\ ,$$

т.е. когда один поток реагирует на усредненную интенсивность всех потоков (первая модель);

б) когда поток реагирует на суммарную интенсивность всех потоков, но развитие каждой из информационных компонент происходит при малых возмущениях порядка $1/n^{\alpha}$, $(\alpha > 0{,}5)$, n – число взаимодействующих информационных потоков (вторая модель).

При $\alpha = 0{,}5$ – макропеременная становится хаотичной, и влияние этого хаоса на каждый из потоков – существенно. Появление наблюдаемой хаотичности макропеременной во второй модели показывает, что при сильном взаимодействии между потоками влияние бесконечно малых возмущений на каждый из потоков может становиться существенным на уровне управляющей переменной, т.е. на макроуровне.

Большой практический интерес представляет выявление тенденций в динамике, развитии, интеграции исследуемых информационных потоков знаний, определение их развития. Исследование прогнозной модели имеет важное значение для проведения перспективного анализа функционирования научной отрасли, определения основных направлений их развития, позволяет научно обоснованно выявлять резервы и принимать решения по их интенсивному использованию.

Автор благодарен В.А. Дубко за постановку задачи и помощь в работе над ней.

Литература

6. Глушков В.М. Гносеологическая природа информационного моделирования.- Вопросы филисофии,1963, № 10, С.13-18.

7. Горькова В.А. Системные исследования документального информационного потока.- М.: Наука ,1980, С. 240-264.

8. Горькова В.И., Наумычева К.И. Частотное распределение множества ключевых слов. НТИ, 1970, серю 2, № 6.

9. Дубко В.А, Нестеренко Т.В. Исследование одного класса уравнений Ито билинейного типа и их решений // Препринт № 10-96,- Хабаровск: Ин-т прикладной математики ДВО РАН ,1996 - 9с.

10. Ciganik Marek. Tok informacii a jego ovladanie. - Jn: Bibliogr. sp.1966. Martin, 1967, p. 56-82.

11. Ciganik Marek. Modely prestupu informacii. – “Met. a techn. inform.”, 1970, v.12, N 4, p. 14-30.

12. Межуева Т.И. Билинейная модель взаимодействия информационных потоков. – Владивосток: Дальнаука, 2002. – 7 с. (препринт).

13. Vontorcik Emil. K teoretickemu modeiu informatiky.-“Knizn.avedeck. inform.”, 1970, N3, p. 97-100.

14. Regan John E. The dynamic aspects jf information flow within a society.-“JEEE Trans. Eng. Writ. and Speech”, 1960, v. 13, N2, p. 65-73.

15. Суханов А.П. Мир информации.М.: Мысль, 1986-202 с.

16. Sonka Jaroslav. Tok informaci ve VTEL.-“Yechn. Knih”., 1970, v. 14, N 12, p. 377-380.

17. Waiter Rudoif. Zum Verhaltnis von gesellschaftswissen – schaftlichtr Information und Leitungsinformation. – “ZIID-Zeitschrift”, 1968,Bd. 15, N1, s. 10-13.

18. Хурсин Л.А. Система научно- технических журналов, структура и информация. НТИ, 1970, сер. 2, №11.

19. Шрейдер Ю.А. О возможности теоретического вывода статистических закономерностей текста. – «Проблемы передачи информации», 1967, №3, вып.1.

20. Яблонский А.И. стохастические модели научной деятельности. В книге «Системные исследования. Ежегодник. 1975», М., Наука, 1976.

21. Яблонский А.И. Модели и методы математического исследования науки: Научно-аналитический обзор. М., ИНИОН, 1977.

22. Yablonsky A.I. On fundamental regularities of the distribution of scientific productivity. Scientometrics, 1980, v. 2.