УДК 378.14
DOI: http://dx.doi.org/10.21686/1818-4243-2023-4-52-59

А.А. Солодов[1], Т.Г. Трембач[2], К.Е. Жовноватый[1]

[1] Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство). Москва, Россия
[2] Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), Москва, Россия

Алгоритм расчета помехоустойчивости когнитивных динамических систем в пространстве состояний

Целью исследования *является разработка алгоритма расчета помехоустойчивости когнитивных систем, поведение которых описывается в пространстве состояний. При этом под когнитивной системой понимается автоматическое техническое устройство, проявляющее в некоторых ситуациях человеческие реакции.*

Метод исследования *состоит в применении для описания поведения когнитивных систем метода пространства состояний, широко используемого при исследовании автоматических динамических систем. Предполагается, что на входе когнитивной системы действуют сигнал и помеха, описываемые пуассоновскими точечными процессами, моделирующими количество информации, величину эмоционального стресса и т.п., отвечающими каждому событию.*

Когнитивные свойства системы в работе учитываются двумя обстоятельствами.

Во-первых, локализованные во времени события характеризуются в работе не только пуассоновским распределением времен их появления, но и некоторыми случайными величинами, характеризующими важность (значимость) события для системы. Типичным примером является приписывание каждому событию некоторого количества информации, если моделируется система переработки информации. Другим примером является эмоциональная реакция личности на появление стрессов, описанная в классической работе по психологии. При этом точкой является событие, вызывающее стресс, а воздействие стрессов на систему моделируются относительной величиной стрессов в соответствии со шкалой Холмса и Раэ.

Во-вторых, когнитивная система с присущей ей скоростью перерабатывает, усваивает, адаптируется к тому воздействию, которое оказывает не нее каждое событие. В работе указанное явление моделируется в виде прохождения точечного процесса через динамическую систему, описываемую дифференциальными уравнениями. Такие процессы называются фильтрованными точечными процессами.

Приводятся примеры воздействий и для простоты принято допущение о величине воздействия как количестве информации, получаемой системой при появлении события. Таким образом, моделью когнитивной системы является динамическая система, описываемая дифференциальным уравнением в пространстве состояний, на входе которой в случайные дискретные моменты времени возникают сообщения с определенной информационной нагрузкой.

Как и для любой технической системы для когнитивной системы возникает задача оценки качества ее работы. В связи с этим в работе обосновывается применение удобного с инженерной точки зрения показателя качества и соответствующего критерия в виде отношения сигнал – помеха.

Новыми результатами *являются дифференциальные уравнения в пространстве состояний для математических ожиданий сигнала и помехи, а также алгоритм расчета помехоустойчивости когнитивной системы. В качестве примера рассчитан и представлен график помехоустойчивости конкретной когнитивной системы, подтверждающий интуитивное представление о его поведении*

В заключении *отмечается, что основным результатом работы является алгоритм расчета помехоустойчивости когнитивных систем с применением дифференциальных уравнений, позволяющие рассчитать поведение нестационарных когнитивных систем при любых точечных воздействиях, описываемых нестационарной функцией интенсивностей появления точек. Уравнения поведения математического ожидания переработанной информации приведены к каноническому виду, что позволяет применить их к многообразным практическим задачам, например к описанию иерархических когнитивных структур, когда выход одного уровня является входом другого.*

Ключевые слова: *когнитивная система, точечный случайный процесс, уравнение в пространстве состояний, помехоустойчивость когнитивной системы.*

Alexander A. Solodov[1], Tatyana G.Trembach[2], Kirill E. Zhovnovatiy[1]

[1] Russian State University A. N. Kosygin, Moscow, Russia
[2] Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia

Algorithm for Calculating Noise Immunity of Cognitive Dynamic Systems in the State Space

The aim *of the study is to develop an algorithm for calculating the noise immunity of cognitive systems which behavior is described in the state space. At the same time, a cognitive system is understood as an automatic technical device that exhibits human reactions in some situations.*

The research method *consists in applying the state space method, widely used in the study of automatic dynamical systems, to describe the behavior of cognitive systems. It is assumed, that at the input of the cognitive system, there is a signal and interference described by Poisson point processes, modeling the amount of information, the amount of emotional stress, etc., corresponding to each event. The cognitive properties of the system in the paper are taken into account by two circumstances.*

Firstly, events localized in time are characterized in the paper not only by the Poisson distribution of the times of their occurrence, but also by some random variables that characterize the importance (significance) events for the system. A typical example is the attribution of a certain amount of information to each event, if an information processing system is modeled. Another example is the emotional reaction of a person to the appearance of stress, described in a classic work on psychology. In this case, the point is the event that causes stress, and the effects of stress on the system are modeled by the relative magnitude of stress in accordance with the Holmes and Rahe scale.

Secondly, the cognitive system processes, assimilates, adapts to the impact that each event has on it with its inherent speed. In this paper,

this phenomenon is modeled as the passage of a point process through a dynamic system described by differential equations. Such processes are called filtered point processes.
Examples of impacts are given and, for simplicity, an assumption is made about the magnitude of the impact as the amount of information received by the system when an event occurs. Thus, the model of a cognitive system is a dynamic system described by a differential equation in the state space, at the input of which messages with a certain information load appear at random discrete moments of time.
As for any technical system, the cognitive system faces the task of evaluating the quality of its work. In this regard, the paper substantiates the use of a convenient quality index from an engineering point of view and an appropriate criterion in the form of a signal — interference ratio.
***The new results** are differential equations in the state space for the mathematical expectations of the signal and interference, as well as an algorithm for calculating the noise immunity of the cognitive system. As an example, a graph of the noise immunity of a particular cognitive system is calculated and presented, confirming an intuitive idea of its behavior.*
***In conclusion**, it is noted that the main result of the paper is an algorithm for calculating the noise immunity of cognitive systems using differential equations that allow calculating the behavior of non-stationary cognitive systems under any point impacts described by a non-stationary function of the intensities of the appearance of points. The equations of behavior of the mathematical expectation of the processed information are reduced to a canonical form, which allows them to be applied to a variety of practical tasks, for example, to the description of hierarchical cognitive structures when the output of one level is the input of another.*

***Keywords:** cognitive system, point random process, equation in the state space, noise immunity of the cognitive system.*

Введение

Любое локализованное во времени случайное явление может трактоваться как точечный случайный процесс, в котором точки на временной оси указывают случайные времена появления событий. Наиболее изученным классом точечных процессов являются пуассоновские процессы и многочисленные процессы, порождаемые пуассоновским.

Пуассоновские процессы описывают широкий круг явлений, возникающих в физике, технике и в функционировании когнитивных систем. К таким процессам относятся, в частности, передача нервных импульсов [1], образование капель в метеорологии [2], другие явления в гидрологии и гидроклиматологии [3]. Пуассоновские процессы используются в разработке моделей распределения пикселей в электронной микроскопии и улучшении качества изображения [4, 5, 6, 7], визуализации медицинской томографии [8, 9].

Наиболее полное изложение теории точечных пуассоновских процессов содержится в [10].

В целях данной работы под когнитивными системами будем понимать автоматические технические системы, проявляющие в некоторых ситуациях человекоподобные реакции. В работе предпринято моделирование методами точечных случайных процессов явлений, которые могут быть отнесены к когнитивным проявлениям технических систем.

Общность математического описания самых разнообразных явлений позволяет сделать предположение о том, что обработка, понимание, переживание таких явлений могут быть описаны универсальным образом.

Одной из прикладных областей, в которых такое универсальное описание может быть эффективно применено, являются процессы образования и самообразования. Так, в [11, 12] методами точечных случайных процессов изучаются процессы образования и самообразования. В соответствии с представлениями когнитивной теории [13, 14, 15] в человеческом мозге формируются образы (схемы, категории, гештальты, системы, архетипы и т.п.), которые затем обрабатываются. В работе для обозначения упомянутых понятий используется термин «образ», а когнитивные системы именуются просто системами.

Предполагается, что возникшие образы, являются теми воздействиями, которые затем обрабатываются, воспринимаются, перерабатываются, используются сознанием, и являются внешними по отношению к сознанию несмотря на то, что этот тезис не очевиден. Следуя [13], будем полагать, что «Человек всегда взаимодействует с информацией, полученной от органов чувств — дорабатывая ее в своем сознании».

Когнитивные свойства системы в работе учитываются двумя обстоятельствами.

Во-первых, каждой точке, появившейся на входе системы, приписывается число, которое может быть и случайным, характеризующее важность события для системы. Типичным примером является приписывание каждому событию некоторого количества информации, если моделируется система переработки информации. Другим примером является эмоциональная реакция личности на появление стрессов, описанная в классической работе по психологии [16]. При этом точкой является событие, вызывающее стресс, а воздействие стрессов на систему моделируются относительной величиной стрессов в соответствии со шкалой Холмса и Раэ [17].

Такие пуассоновские процессы называются мечеными, а сами числа — метками. Везде далее для простоты считается, что когнитивная система перерабатывает информацию, поэтому метка отождествляется с количеством информации, полученным системой.

Во-вторых, когнитивная система с присущей ей скоростью перерабатывает, усваивает, адаптируется к тому воздействию, которое оказывает не нее каждое событие. В работе указанное явление моделируется в виде прохождения меченого точечного процесса через динамическую систему, описываемую дифференциальными уравнениями. Такие процессы называются фильтрованными точечными процессами.

Как и для любой технической системы для когнитивной системы возникает задача оценки качества ее работы. В связи с этим в работе обосновывается применение удобного с инженерной точки зрения показателя качества и соответствующего критерия в виде о ношения сигнал – помеха. При этом используется специфическое свойство не отрицательности процессов, протекающих в когнитивных системах, что дало возможность определить упомянутое отношение для математических ожиданий процессов, которые, в свою очередь, являются не отрицательными.

Основной научный результат работы состоит в разработке алгоритма расчета помехоустойчивости с применением метода уравнений состояния когнитивной системы. Рассмотрен простейший пример системы с постоянными параметрами и получены соответствующие графики помехоустойчивости.

Уравнения состояния для математических ожиданий

Основой методологии исследования является предположение о том, что существенной и обозримой характеристикой процесса функционирования когнитивной системы является математическое ожидание величины переработанной системой информации.

В связи с этим для получения уравнений для указанной характеристики используется представление случайных процессов в пространстве состояний когнитивной системы, а сами уравнения выводятся с применением теории точечных случайных процессов.

Рассмотрим процесс появления точек случайного точечного процесса, развивающегося в непрерывном времени, и предположим, что точки на оси времени возникают таким образом, что их положение и число является случайным.

Пусть наблюдение начинается в момент времени $t_0 = 0$, а через некоторое время t_1 в текущий момент времени W_1 на входе системы появилась точка, через некоторое другое время t_2 в текущий момент времени W_2 появилась другая точка и т.д.

Введем в рассмотрение процесс $N(t)$ счета точек, в которых возникали точки и назовем его процессом счета точек или счетным точечным процессом. Таким образом, процесс $N(t)$ является кусочно-постоянным, имеет единичные приращения в моменты появления точек W_i и показывает, сколько точек появилось на интервале времени $[t_0, t)$.

Как уже указывалось, времена появления точек W_i, а поэтому и межточечные интервалы t_i и число точек $N(t)$ являются случайными величинами.

Рассмотрим произвольный интервал времени $[0, t)$, и предположим, что число точек, появившихся к моментам времени t и 0 равно соответственно $N(t)$ и $N(0)$. Обозначим через $N(t) = N(t) - N(0)$ число точек, появившихся на этом интервале, а через $P[N(t) = n]$ вероятность того, что это число точек окажется равным n.

Пусть теперь распределение произвольного числа точек на интервале $[0, t)$ является пуассоновским:

$$P\left[N(t)=n\right]=\frac{1}{n!}\left[\Lambda(t)\right]^n \exp\left[-\Lambda(t)\right]. \qquad (1.1)$$

В соответствии с общим определением пуассоновского распределения $\Lambda(t)$ называется параметром распределения, является математическим ожиданием числа точек $N(t)$ и равно, поэтому, среднему числу точек, выпавших к моменту времени t.

Другой общепринятой характеристикой, применяемой для процессов Пуассона, является производная $\lambda(t)$ параметра $\Lambda(t)$:

$$d\Lambda(t)=\Lambda(t)\lambda(t)dt \text{ или } \int_0^t \lambda(\tau)d\tau=\Lambda(t), \qquad (1.2)$$

которая, очевидно, имеет размерность [1/время] равна среднему числу точек, выпавших за единицу времени, и называется, поэтому, интенсивностью появления точек

Рассмотрим теперь случайный точечный процесс появления точек и припишем каждой появившейся i-той точке некоторую случайную величину U_i, которую назовем меткой, а соответствующий процесс – меченым пуассоновским процессом. Эти величины по определению являются внешними по отношению к точечному процессу в том смысле, что не могут влиять на интенсивность появления точек. Для придания рассмотрению физического смысла, будем полагать, что каждая метка процесса U_i равна тому количеству информации, которая получила когнитивная система в момент появления точки. Важно подчеркнуть, что величина U_i определяется самой когнитивной системой в зависимости от целей, для которых она создана.

Таким образом, когнитивная система воспринимает (регистрирует, наблюдает) процесс появления событий (точек), каждое из которых несет случайное количество информации.

Естественно, считать, что общее количество информации, полученное когнитивной системой к моменту времени t, равно [10, 18]

$$U(t)=\sum_{i=1}^{N(t)} U_i. \qquad (1.3)$$

Практический интерес будет представлять математическое ожидание $M[U(t)]$, процесса $U(t)$. Если для простоты предположить, что все случайные величины U_i имеют одинаковое математическое ожидание u, то $M[U(t)]$ легко вычисляется с использованием свойств условных математических ожиданий и вероятностной меры (1.1):

$$M\left[U\left(t\right)\right]=M_N\left\{M_u[u\left(t\right)/N\left(t\right)\right\}=u\int_0^t\lambda\left(\tau\right)d=u\Lambda\left(t\right). \quad (1.4)$$

Смысл соотношения (1.4) очевиден: $\Lambda(t)$ является средним числом точек, выпавших к моменту времени t, которые имеют метки с одинаковыми математическими ожиданиями u.

Из (1.4) следует дифференциальное соотношение

$$dM[U(t)] = u\lambda(t)dt = d\Lambda(t), \quad (1.5)$$

являющееся методологической основой дальнейших математических преобразований.

Осмысление, переработка, освоение среднего количества информации $u(t)$, полученного и переработанного когнитивной системой к моменту времени t, должно занимать некоторое время, причем, чем больше времени прошло с момента появления информации, тем меньше его остаточное воздействие на систему. Таким образом, возникает задача описания такого свойства когнитивной системы, как инерционность. Для этого предпримем описание когнитивной системы в виде линейной динамической системы в пространстве состояний.

В теории динамических систем общепринятым описанием линейных систем является уравнение вида

$$dZ(t) = A(t)Z(t)dt + B(t)dW(t),\ Z(0) = Z_0, \quad (1.6)$$

в котором $Z(t)$ – процесс (вектор) состояния, полностью описывающий поведение динамической системы, $A(t)$ и $B(t)$ – известные коэффициенты, в общем случае зависящие от времени, $W(t)$ – так называемый возбуждающий процесс, который является входом динамической системы, Z_0 – состояние системы в начальный момент времени. Коэффициенты $A(t)$ и $B(t)$ определяют динамические свойства системы, т.е. поведение системы во времени, полностью определяемое переменной состояния $Z(t)$.

Очевидно, что если на входе когнитивной системы действует возбуждающий процесс (1.5), то уравнение (1.6) принимает вид

$$dZ(t) = A(t)Z(t)dt + uB(t)\lambda(t)dt,\ Z(0) = 0, \quad (1.7)$$

или в другой форме

$$dZ(t) = A(t)Z(t)dt + B(t)dM[U(t)],\ Z(0) = 0. \quad (1.8)$$

Таким образом, в правой части дифференциального уравнения (1.8) стоит дифференциал математического ожидания суммы меток (1.3). Соотношение (1.8) имеет методическое значение и показывает, каким образом может быть описаны динамические характеристики когнитивной системы. Поскольку возбуждающим динамическую систему является процесс $M[U(t)]$, то процесс $Z(t)$ указывает не переработанную к текущему моменту времени информацию, поступившую в систему, а уравнения (1.7) и (1.8) определяют поведение этой величины во времени. Отметим, что для теоретического изучения и расчетов более удобным является уравнение (1.7).

Дифференциальное уравнение для поступающей в текущем времени информации в соответствии с (1.5) является очевидной модификацией уравнения (1.7) в котором $A(t) = 0$ и $B(t) = 1$

$$dY(t) = u\lambda(t)dt,\ Y(0) = 0, \quad (1.9)$$

где введено обозначение $Y(t) = M[U(t)]$.

Очевидно, что количеством переработанной к моменту t информацией является разность $X(t)$ количества поступившей информации $M[U(t)]$ и количества не переработанной информации $Z(t)$

$$X(t) = Y(t) - Z(t). \quad (1.10)$$

Из соотношения (1.10) следует, что

$$dX(t) = dY(t) - dZ(t). \quad (1.11)$$

Введем в рассмотрение очевидные векторно-матричные обозначения

$$X\left(t\right)=\begin{pmatrix} Z \\ X \end{pmatrix},\ A\left(t\right)=\begin{pmatrix} A\left(t\right) & 0 \\ -A\left(t\right) & 0 \end{pmatrix},\ B\left(t\right)=\begin{pmatrix} B\left(t\right)u \\ 0 \end{pmatrix},$$

с применением которых уравнения (1.7) и (1.9) с учетом (1.9) и (1.11) принимают канонический вид:

$$dX(t) = A(t)X(t)dt + B(t)d\Lambda(t),\ X(0) = 0, \quad (1.12)$$

или в развернутой форме

$$d\begin{pmatrix} Z \\ X \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} A\left(t\right) & 0 \\ -A\left(t\right) & 0 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} Z \\ X \end{pmatrix}dt+\begin{pmatrix} B\left(t\right)u \\ 0 \end{pmatrix}\lambda\left(t\right)dt, \quad (1.13)$$

$$\begin{pmatrix} Z\left(0\right) \\ X\left(0\right) \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

Алгоритм расчета помехоустойчивости

Переработка информации когнитивными системами может сопровождаться помехами. Типичной помехой является внешний по отношению к системе фон, который может рассматриваться как всегда существующий точечный процесс появления ложной, нежелательной информации, не имеющей отношения к информации, подлежащей переработке. Примерами такого рода фона для коллективного сознания могут служить ложные предположения, слухи, которые «будоражат коллектив». Индивидуальное сознание может также испытывать влияние фона, тогда говорят «мысли путаются», «не могу сосредоточиться» и т.п.

Понятно, что система не может отличить полезную информацию от помехи (иначе она сразу бы игнорировалась) и перерабатывает ее точно так же, как и полезную. Вообще отнесение информации к помехе и полезной весьма условно. Тем не менее, будем полагать, что такой фон существует, механизм его возникновения и переработки когнитивной системой не отличается от такового для полезной информации.

Будем далее полагать, что априори известны интенсивности точечного процесса появления полезной информации $\lambda_c(t)$ и информации, представляющей собой помеху $\lambda_п(t)$, а также соответствующие математические ожидания меток u_c и $u_п$.

Поставим задачу определения критерия помехоустойчивости когнитивной системы, когда на ее входе могут действовать как только помеха, так и сигнал с помехой. Под критерием будем понимать правило сравнения разных систем с точки зрения помехоустойчивости. Простота рассматриваемой задачи позволяет выбрать числовой показатель помехоустойчивости. Тогда более помехоустойчивой будет та система, которая имеет больший показатель.

Информация первого типа $X_С$ является полезной для системы и подлежит переработке, а второго типа $X_П$ является ложной, нежелательной и не имеет отношения к полезной информации. Будем называть информацию первого рода сигналом, а второго рода помехой.

Свойство системы функционировать при наличии помех называется помехоустойчивостью. Могут быть разработаны самые разные критерии помехоустойчивости, в том числе, использующие всю доступную вероятностную информацию о сигнале и помехе. Такие статистические критерии являются весьма эффективными, однако часто сложны для разработки алгоритмов их применения.

Более простым и одновременно наглядным является критерий отношения сигнал/помеха, определение которого также может быть сформулировано самыми разными способами. В технических приложениях традиционным способом является составление отношений квадратов процессов, являющихся только сигналом и сигналом с помехой. [19, 20] Квадратичное определение связано с тем, что процессы часто являются знакопеременными и линейное отношение, поэтому, может и не отвечать смыслу, вкладываемому в это отношение. Кроме того, квадрат процесса характеризует его энергию и квадратичное отношение тогда определяет отношение энергий, которое техническими устройствами измерить легче, чем отношение амплитуд.

Поскольку в рассматриваемой задаче процесс появления и переработки информации является по определению неотрицательным, то можно в качестве отношения сигнал/помеха ввести отношение математических ожиданий переработанных системой процессов следующим образом:

$$\alpha = \frac{X_с}{X_с + X_п}, \tag{2.1}$$

где $X_С$ и $X_П$ – соответственно переработанное количество информации, связанное с сигналом и помехой и определяемое формулой (1.10).

Целесообразность определения (2.1) состоит в том, что оно положительно, изменяется между нулем и единицей и, поэтому, удобно для сравнительных оценок.

Отметим, что отношение сигнал/ помеха может быть рассчитано теоретически, т.е. для его определения нет необходимости в обработке наблюдаемого процесса. Существенным является вопрос о времени начала действия сигнала и помехи на входе системы. Очевидно, что под помехой следует понимать ту информацию, которая действует на входе системы постоянно в течение некоторого времени $T_з$ и которая, поэтому, может восприниматься как информационный фон. Сигналом будем считать ту информацию, которая в некоторый момент превысит фон. Если фон действует на протяжении времени $T_з$ до появления полезного сигнала, то в момент $t = 0$ появления сигнала отношение сигнал/помеха является минимальным и растет с течением времени, стремясь к некоторому стационарному значению (если оно существует). Время $T_з$ может быть названо временем задержки появления сигнала. Формула (2.1) принимает при этом вид

$$\alpha = \frac{X_с(t)}{X_с(t) + X_п(t + Tз)}, t \geq 0., \tag{2.2}$$

Таким образом, алгоритм расчета помехоустойчивости системы состоит в расчете решений дифференциальных уравнений вида (1.13) и применения затем формулы (2.2).

Понятно, что решение дифференциальных уравнений может быть получено любым из известных методов, или с применением аналогового формирователя процессов, представленного на рис. 1.

Применение метода уравнений состояния позволяет рассчитать поведение когнитивных систем для нестационарных коэффициентов $A(t)$ $B(t)$ и функции интенсивности $\lambda(t)$, что является несомненным преимуществом по сравнению с попытками описания характеристик систем в конечном виде.

Разработка алгоритма вычисления показателя помехоустойчивости когнитивной системы в соответствии с соотношениями (1.13) и (2.2) является основным научным результатом работы.

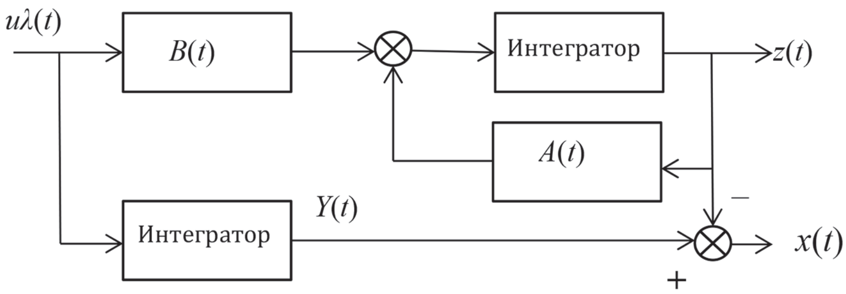

Рис.1. Структурная схема формирователя

Fig.1. Structural diagram of the shaper

Исследование помехоустойчивости системы с экспоненциальной реакцией

Для интерпретации основных результатов исследования применим общее уравнение (2.10) к следующему частному случаю

$$d\begin{pmatrix} Z \\ X \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/\tau & 0 \\ -1/\tau & 0 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} Z \\ X \end{pmatrix} dt + \begin{pmatrix} u\lambda \\ 0 \end{pmatrix} dt, \qquad (3.1)$$

Ясно, что в уравнении (3.1) коэффициент $A(t)$ является константой и равен $1/\tau$, коэффициент $B(t)$ равен единице, а функция интенсивности пуассоновского процесса также постоянна и равна λ.

Такой выбор параметров позволяет наглядно описать реакцию динамической системы в соответствии с уравнением (1.7), которое принимает вид

$$dZ(t) = 1/\tau Z(t)dt + u\lambda dt,\ Z(0) = 0, \qquad (3.2)$$

Действительно, легко показать, что процесс на выходе динамической системы, отвечающей уравнению (3.2) может быть описан в виде интеграла [12]

$$Z(t) = u\lambda \int_0^t h(t,s)\,ds, \qquad (3.3)$$

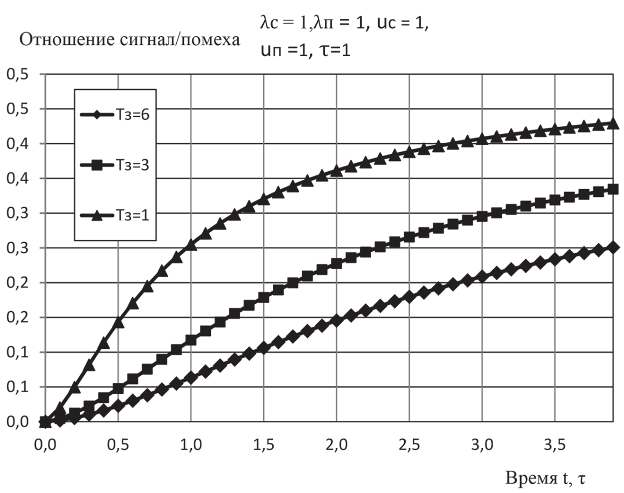

Рис. 2

Fig. 2

где функция $h(t, s)$ называется функцией отклика системы и для выбранных коэффициентов равна

$$h(t,s) = \exp\left(-\frac{t-s}{\tau}\right), \qquad (3.4)$$

Вид функции (3.4) показывает, что реакция системы на входные воздействия $u\lambda$ экспоненциально затухает. Константа τ называется при этом постоянной времени затухания, имеет размерность [время] и характеризует скорость затухания процесса. Ясно, что чем меньше постоянная времени, тем быстрее система реагирует на входные воздействия. Такая функция отклика широко применяется в физике и технике для описания убывающих процессов. Постоянная времени τ определяет масштаб времени, в течение которого имеет смысл рассматривать поведение отклика.

На рис. 2. представлено поведение помехоустойчивости когнитивной системы для указанных на рисунке параметров, полученное в результате вычислений в соответствии с соотношением (2.1). Расчеты проведены для нормированного времени, выраженного в единицах τ, величина λ также понимается в единицах τ. Представленные графики отвечают интуитивному представлению о переработке информации (или другого воздействия) во времени. Действительно, чем меньше время задержки Тз (параметр на графике), тем менее система привыкает к наличию помехи и быстрее реагирует на появление сигнала, что проявляется улучшением помехоустойчивости.

Заключение

В работе представлены результаты применения теории точечных случайных процессов к исследованию помехоустойчивости когнитивных систем, описанных в пространстве состояний.

Основным результатом работы является алгоритм расчета помехоустойчивости когнитивных систем с применением дифференциальных уравнений, позволяющие рассчитать поведение нестационарных когнитивных систем при любых точечных воздействиях, описываемых нестационарной функцией интенсивностей появления точек.

Уравнения поведения математического ожидания переработанной информации приведены к каноническому виду, что позволяет применить их к многообразным практическим задачам, например к описанию иерархических когнитивных структур, когда выход одного уровня является входом другого.

Представлен пример расчета помехоустойчивости для простейшего случая стационарной системы подтверждающий интуитивное представление о поведении помехоустойчивости системы.

Литература

1. Lawlor P.N., Perich M.G., Miller L.E., Kording K.P. Linear-nonlinear-time-warppoisson models of neural activity // J Comput Neurosci. 2018. № 45. С. 173–191.

2. Didier de Villiers, Marc Schleiss, Marie-Claire ten Veldhuis, Rolf Hut, and Nick van de Giese.:Something fishy going on? Evaluating the Poisson hypothesis for rainfall estimation using intervalometers: results from an experiment in Tanzania // Atmos. Meas. Tech. 2021. № 14. С. 5607–5623.

3. Maity R. Statistical Methods in Hydrology and Hydroclimatology, Springer, New York City, New York, USA, 2018.

4. Meiniel W., Olivo-Marin J., Angelini E.D. Denoising of microscopy images: A review of the state-of-theart, and a new sparsity-based method // IEEE Transactions on Image Processing. 2018. Т. 27. № 8. С. 3842–3856.

5. Pham C.T., Tran T.T. An algorithm for hybrid regularizers based image restoration with Poisson noise // Kybernetika. 2021. Т. 57. № 3. С. 446–47.

6. Zhang Y., Zhu Y., Nichols E., Wang Q., Zhang S., Smith C., Howard S. A Poisson — Gaussian denoising dataset with real fluorescence microscopy images // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019. С. 11710–11718.

7. Bal A., Banerjee M., Chaki R., Sharma P. An efficient method for PET image denoising by combining multi-scale transform and non-local means // Multimedia Tools and Applications. 2020. Т. 79. С. 29087–29120.

8. Diwakar M., Kumar M. A review on CT image noise and its denoising // Biomedical Signal Processing and Control. 2018. Т. 42. С. 73–88.

9. Zeng G.L, Lv L., Huang Q. Poisson-noise weighted filter for time-of-flight positron emission tomography // Visual Computing for Industry, Biomedicine and Art. 2020. Т. 3. № 10. С. 4.

10. Snyder D.L., Miller M. Random Point Processes in Time and Space. Springer-Verlag, 1991.480 с.

11. Солодов А.А. Анализ случайных факторов процесса самообразования // Открытое образование. 2016. Т. 20. № 4. С. 29–38.

12. Солодов А.А., Солодова Е.А., Трембач Т.Г. Стохастическая модель развития эмоциональных стрессов в образовательном процессе // Статистика и Экономика. 2022. Т. 19. № 5. С. 59–67.

13. Валькман Ю.Р. Когнитивная семиотика: гештальты и знаки, целостность и структура // Сборник трудов XV Международной конференции «Искусственный интеллект (КИИ-2016)» (Смоленск, октябрь 2016). 2016. Т.2. С. 250-258.

14. Лакофф Д. Женщины, огонь и опасные вещи: Что категории языка говорят нам о мышлении. М.: 2004.

15. Кастлер Г. Возникновение биологической организации. М.: Мир, 1967. 90 с.

16. Rahe R.H, Arthur R.J. Life change and illness studies: past history and future directions // J. Human Stress. 1978. № 4(1). С. 3–15.

17. Holmes T.H., Rahe R.H., The social readjustment rating scale // Journal of Psychosomatic Research. 1967. Т. 11. С. 213-218.

18. Snyder D.L. Random Point Processes. New York, Sydney, Toronto: Wiley and Sons, 1975. 485 с.

19. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. 3-е. изд. М.: Радио и связь, 1989. 656 с.

20. Харкевич А.А. Основы радиотехники. 3-е изд. М.: Физматлит, 2007. 512 с.

References

1. Lawlor PN, Perich MG, Miller LE, Kording KP. Linear-nonlinear-time-warppoisson models of neural activity. J Comput Neurosci. 2018; 45: 173–191.

2. Didier de Villiers, Marc Schleiss, Marie-Claire ten Veldhuis, Rolf Hut, and Nick van de Giese.:Something fishy going on? Evaluating the Poisson hypothesis for rainfall estimation using intervalometers: results from an experiment in Tanzania. Atmos. Meas. Tech. 2021; 14: 5607–5623.

3. Maity R. Statistical Methods in Hydrology and Hydroclimatology, Springer, New York City, New York, USA, 2018.

4. Meiniel W., Olivo-Marin J., Angelini E.D. Denoising of microscopy images: A review of the state-of-theart, and a new sparsity-based method. IEEE Transactions on Image Processing. 2018; 27; 8: 3842–3856.

5. Pham C. T, Tran T. T. T. An algorithm for hybrid regularizers based image restoration with Poisson noise. Kybernetika. 2021; 57; 3: 446–47.

6. Zhang Y., Zhu Y., Nichols E., Wang Q., Zhang S., Smith C., Howard S. A Poisson — Gaussian denoising dataset with real fluorescence microscopy images. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019: 11710–11718.

7. Bal A., Banerjee M., Chaki R., Sharma P. An efficient method for PET image denoising by combining multi-scale transform and non-local means. Multimedia Tools and Applications. 2020; 79: 29087–29120.

8. Diwakar M., Kumar M. A review on CT image noise and its denoising. Biomedical Signal Processing and Control. 2018; 42: 73–88.

9. Zeng G. L, Lv L., Huang Q. Poisson-noise weighted filter for time-of-flight positron emission tomography. Visual Computing for Industry, Biomedicine and Art. 2020; 3; 10: 4.

10. Snyder D.L., Miller M. Random Point Processes in Time and Space. Springer-Verlag; 1991.480 p.

11. Solodov A.A. Analysis of random factors in the process of self-education. Otkrytoye obrazovaniye = Open education. 2016; 20; 4: 29-38. (In Russ.)

12. Solodov A.A., Solodova Ye.A., Trembach T.G. Stochastic model of development of emotional stresses in the educational process. Statistika i Ekonomika = Statistics and Economics. 2022; 19; 5: 59-67. (In Russ.)

13. Val'kman YU.R. Cognitive semiotics: gestalts and signs, integrity and structure. Sbornik trudov XV Mezhdunarodnoy konferentsii «Iskusstvennyy intellekt (KII-2016) = Proceedings of the XV International Conference "Artificial Intelligence (KII-2016)" (Smolensk, October 2016). 2016; 2: 250-258. (In Russ.)

14. Lakoff D. Zhenshchiny, ogon' i opasnyye veshchi: Chto kategorii yazyka govoryat nam o myshlenii = Women, fire and dangerous things: What the categories of language tell us about thinking. Moscow: 2004. (In Russ.)

15. Kastler G. Vozniknoveniye biologicheskoy organizatsii = The emergence of biological organization. Moscow: Mir; 1967. 90 p. (In Russ.)

16. Rahe R.H, Arthur R.J. Life change and illness studies: past history and future directions. J. Human Stress. 1978; 4(1): 3–15.

17. Holmes T.H., Rahe R.H., The social readjustment rating scale. Journal of Psychosomatic Research. 1967; 11: 213-218.

18. Snyder D.L. Random Point Processes. New York, Sydney, Toronto: Wiley and Sons; 1975. 485 p.

19. Levin B. R. Teoreticheskiye osnovy statisticheskoy radiotekhniki = Theoretical Foundations of Statistical Radio Engineering. 3rd. ed. Moscow: Radio and communication; 1989. 656 p. (In Russ.)

20. Kharkevich A.A. Osnovy radiotekhniki = Fundamentals of radio engineering. 3rd ed Moscow: Fizmatlit; 2007. 512 p. (In Russ.)

Сведения об авторах

Александр Александрович Солодов
Д.т.н., профессор, профессор кафедры прикладной математики и программирования
Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство). Москва, Россия
Эл. почта: aasol@rambler.ru

Татьяна Германовна Трембач
Старший преподаватель кафедры И13
Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет) «МАИ», Москва, Россия
Эл. почта: tat-trembach@yandex.ru

Кирилл Евгеньевич Жовноватый
Аспирант
Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство). Москва, Россия
Эл. почта: kirill.zhov@mail.ru

Information about the authors

Alexander A. Solodov
Dr. Sci. (Engineering), Professor,
Professor of the Department of applied mathematics and programming
Russian state University. A. N. Kosygina, Moscow, Russia.
E-mail: aasol@rambler.ru

Tatiana G. Trembach
Cand. Sci. (Engineering), Assoc, Associate Professor of the Department 304
Moscow Aviation Institute (National Research University) "MAI", Moscow, Russia
E-mail: tat-trembach@yandex.ru

Kirill E. Zhovnovatiy
Graduate student of the Department of applied mathematics and programming,
Russian state University. A. N. Kosygina Moscow, Russia.
E-mail: kirill.zhov@mail.ru