

УДК 519.87

О НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ СТОХАСТИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ С ПАМЯТЬЮ

А. В. Банникова, Н. А. Сергеева

Сибирский федеральный университет
Российская Федерация, 660041, г. Красноярск, просп. Свободный, 79
E-mail: bannikova.anast@gmail.com

Рассматривается проблема идентификации стохастических объектов с дискретно-непрерывным характером технологического процесса. Причем акцент делается не только на наличие случайных помех в различных каналах связи, но и на неполноту сведений о протекании технологического процесса. Особое внимание уделяется случаю, когда расчетное управляющее воздействие поступает на реальный объект в искаженном в силу ряда причин виде. Кроме того, проблема идентификации многомерных стохастических систем исследуется в замкнутом контуре, т. е. в виде некоторого макрообъекта, включающего в себя систему «объект–регулятор». Исследуется вопрос о влиянии текущей информации о входных управляемых воздействиях на качество идентификации в условиях помех, при различном шаге дискретизации. Приводятся результаты численного исследования непараметрических моделей многомерных процессов с памятью.

Ключевые слова: объект с памятью, текущее входное воздействие, макрообъект, априорная информация, непараметрическая идентификация, стохастический процесс.

ABOUT THE NON-PARAMETRIC MODELING OF STOCHASTIC OBJECTS WITH MEMORY

A. V. Bannikova, N. A. Sergeeva

Siberian Federal University
79, Svobodny prosp., Krasnoyarsk, 660041, Russian Federation
E-mail: bannikova.anast@gmail.com

The authors consider the problem of identifying objects with stochastic discrete - continuous nature of the process. Moreover, the emphasis is not only on the presence of random noise in different channels of communication, but also on the lack of information about the course of the process. Special attention is paid to the case when the design is applied to control the impact of a real object in a distorted, for several reasons. Additionally, the problem of identification of multidimensional stochastic systems is investigated in a closed loop, in the form of a macroscopic object, including a system “object–regulator”. The authors consider the question of the impact of the current information about the input to manage the impact on the quality of identification in noisy environments, with different sampling step. The results of numerical studies of nonparametric multidimensional models of processes with memory are presented.

Keywords: object with memory, current controlled impact, macro object, a priori information, non-parametric identification, stochastic processes.

Проблемы моделирования и идентификации сложных промышленных объектов традиционно имеют высокую практическую значимость. В большинстве случаев реальные технологические процессы можно отнести к классу динамических. Традиционно динамические объекты описываются дифференциальными уравнениями, но следует отметить, что такого рода описание не является единственным. Например, динамический объект может быть описан следующим уравнением: $x(t) = f(x(t-1), x(t-5), u(t))$, где $u(t)$ – управляющее воздействие; $x(t)$ – выходная переменная объекта. А. А. Фельдбаум называл подобные объекты объектами с памятью. В дальнейшем мы будем придерживаться этого определения.

На практике для управления подобными процессами часто используются типовые законы регулиро-

вания, такие как П-, ПИ-, ПИД-законы, также функции устройства управления зачастую может выполнять человек-оператор. В некоторых случаях появляется необходимость рассматривать систему «объект – управляющее устройство» как некоторый «макрообъект», который управляется внешним контуром регулирования. При изучении такого рода реальных процессов исследователь сталкивается с неполной информацией о текущих входных данных, которые могут существенно отличаться от реальности. В частности, может возникнуть ситуация, когда контур с регулятором отсутствует и заменен человеком-оператором. В процессе своей работы последний вносит коррекции по ходу технологического процесса на основании имеющейся у него технологической карты. Во многих случаях значения управляющих воздействий, т. е.

действий оператора, из-за недостатка средств контроля остаются неизвестными. Это накладывает свой отпечаток при моделировании тех или иных процессов и обуславливает проблему построения модели при недостатке текущей информации о входных воздействиях объекта.

Предметом исследования настоящей статьи является построение модели процесса управления объектом с памятью, в котором итоговое управляющее воздействие, поступающее на вход объекта от управляющего устройства, остается неизвестным. Как было описано выше, это может происходить из-за коррекции входных контролируемых воздействий человеком-оператором. Это важный этап для построения внешнего контура управления системой «объект – управляющее устройство».

Постановка задачи. Пусть объект представляет собой динамическую систему и описывается уравнением

$$x(t) = f(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k), u(t), \mu_1(t), \mu_2(t), \mu_3(t)),$$

где k определяется на основании имеющейся априорной информации. Блок-схема рассматриваемого динамического процесса представлена на рис. 1.

На рис. 1 приняты следующие обозначения: $x(t)$ – выходная переменная процесса; $u(t)$ – входное воздействие; $\mu(t) = \{\mu_1(t), \mu_2(t), \mu_3(t)\}$ – вектор входных неизвестных, но контролируемых воздействий; $x(t-1)$, $x(t-2)$ – выходы объекта в предыдущих состояниях; $\bar{u}(t)$ – неизвестное входное воздействие; $x^*(t)$ – задающее воздействие; $\hat{x}(t)$ – выход модели объекта; t – непрерывное время. Контроль переменных осуществляется через интервал времени Δt . Таким образом, мы имеем выборку входных-выходных переменных

$\{x_i, \mu_{1i}, \mu_{2i}, \mu_{3i}, \bar{u}_i, i = \overline{1, S}\}$, где S – объем выборки.

УУ – устройство управления; блок Н выполняет роль сумматора входных воздействий $u(t)$ и $\Delta u(t)$.

Следует заметить, что $x(t-1)$, $x(t-2)$ фактически играют роль $\mu(t)$, но отличаются от $\mu(t)$ тем, что представляют собой значения выходной переменной на один и более тактов позже, что и характерно для объекта с памятью.

Непараметрическая идентификация. В настоящее время наиболее развитой является теория параметрических систем, которая предполагает предварительную параметризацию модели [1–3]. В случае недостатка априорной информации об исследуемом объекте часто не представляется возможным обоснованно выбрать параметрическую структуру модели. В этом случае исследователь вынужден, обрабатывая имеющиеся выборки входных-выходных переменных, «добывать» дополнительную априорную информацию, которая позволит более обоснованно выбрать параметрическую структуру модели.

В случае, когда априорной информации недостаточно, естественно использовать теорию непараметрической идентификации [4; 5]. Непараметрическая теория, в отличие от предыдущей, предполагает, что известны только качественные характеристики системы. Это позволяет полностью уйти от вопроса определения параметрической структуры объекта.

В данном случае задача идентификации состоит в оценивании класса операторов на основе выборки $\{x_i, x_{i-1}, x_{i-2}, \mu_{1i}, \mu_{2i}, \mu_{3i}, \bar{u}_i, i = \overline{1, S}\}$. В качестве непараметрической модели объекта можно использовать непараметрическую оценку [4]:

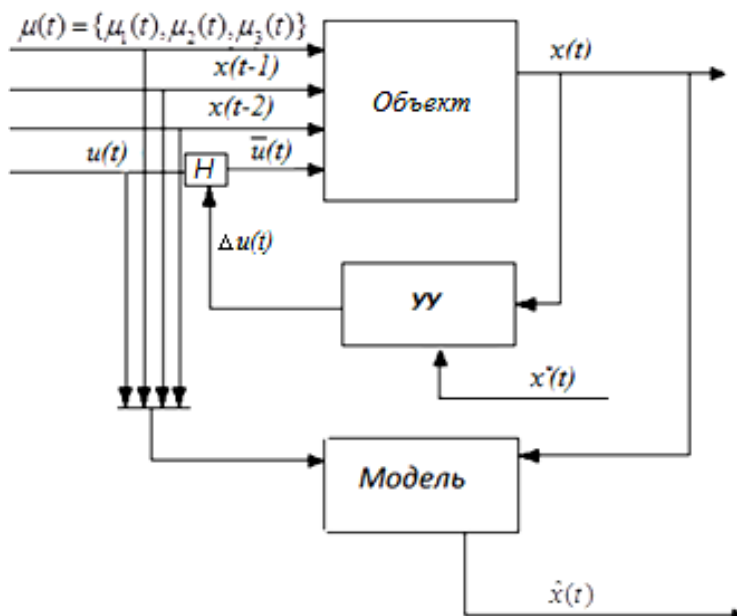


Рис. 1. Блок-схема моделирования динамического процесса

$$\bar{x}_s(u, \mu) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \cdot \Phi\left(\frac{u_s - u_i}{C_s}\right) \Phi\left(\frac{x_{s-1} - x_{i-1}}{C_s}\right) \Phi\left(\frac{x_{s-2} - x_{i-2}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{1s} - \mu_{1i}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{2s} - \mu_{2i}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{3s} - \mu_{3i}}{C_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_s - u_i}{C_s}\right) \Phi\left(\frac{x_{s-1} - x_{i-1}}{C_s}\right) \Phi\left(\frac{x_{s-2} - x_{i-2}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{1s} - \mu_{1i}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{2s} - \mu_{2i}}{C_s}\right) \cdot \Phi\left(\frac{\mu_{3s} - \mu_{3i}}{C_s}\right)}, \quad (1)$$

где $\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция; C_s – коэффициент размытости ядра, которые удовлетворяют следующим условиям сходимости [6]:

$$\Phi(\cdot) < \infty, \quad C_n^{-1} \int_{\Omega(x)} \Phi(C_n^{-1}(x - x_i)) dx = 1, \quad z \in \Omega(z), \quad (2)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} C_n^{-1} \Phi(C_n^{-1}(x - x_i)) = \delta(x - x_i), \quad (3)$$

$$C_n > 0, \quad n = 1, 2, \dots, \quad \lim_{n \rightarrow \infty} C_n = 0. \quad (4)$$

В качестве колоколообразной функции $\Phi(\cdot)$ могут быть использованы различные ядра, удовлетворяющие условиям (2)–(3). Непараметрические статистики подобного типа подробно исследовались Э. А. Надарая [6]. Параметр размытости C_s при наличии обучающей выборки находится из задачи минимизации показателя соответствия выхода объекта и выхода модели, основанного на методе скользящего экзамена, когда в модели (4) по индексу i исключается k -е наблюдение переменной, предъявляемой для экзамена:

$$R(C_s) = \sum_{k=1}^s (\bar{x}_s(u_k, \mu_k) - x_k)^2 = \min_{C_s}, \quad k \neq i, \quad (5)$$

где индекс i фигурирует в формуле (1).

Для оценки полученных моделей была использована квадратичная ошибка

$$R_s = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x}_s(u_i, \mu_i))^2, \quad (6)$$

где x_i – измеренное значение выходной переменной; x_i^s – полученная оценка; R_s – квадратичная ошибка. Также для каждой модели вычисляется относительная ошибка, равная отношению квадратичной ошибки к дисперсии выходной переменной:

$$W = R_s / D_s, \quad (7)$$

где D_s – дисперсия выходной переменной.

Вычислительный эксперимент. Пусть исследуемый объект является динамическим и описывается уравнением вида

$$x(t) = 0,1x(t-1) + 0,2x(t-2) + 3,09u(t) + 1,03\mu_1(t) + 1,05\mu_2(t) + 2,03\mu_3(t),$$

где $x(t)$ – выходная переменная процесса; $u(t)$ – входная переменная процесса; $x(t-1), x(t-2)$ – значение выходной переменной в предыдущие моменты времени; $\mu_1(t), \mu_2(t), \mu_3(t)$ – контролируемые воздействия.

Пусть входное воздействие имеет вид $u(t) = 2 + 2 \sin(0,2t)$.

Входное воздействие, поступающее на объект, примем в виде $u(t) = 2 + 1,8 \sin(1,8t)$,

$$\mu_1(t) = 0,5 \cdot \cos(0,5 \cdot t), \quad \mu_2(t) = 0,35 \cdot \cos(0,4 \cdot t), \\ \mu_3(t) = 0,2 \cdot \sin(0,6 \cdot t).$$

На рис. 2, 3 представлены графики входных воздействий процесса.

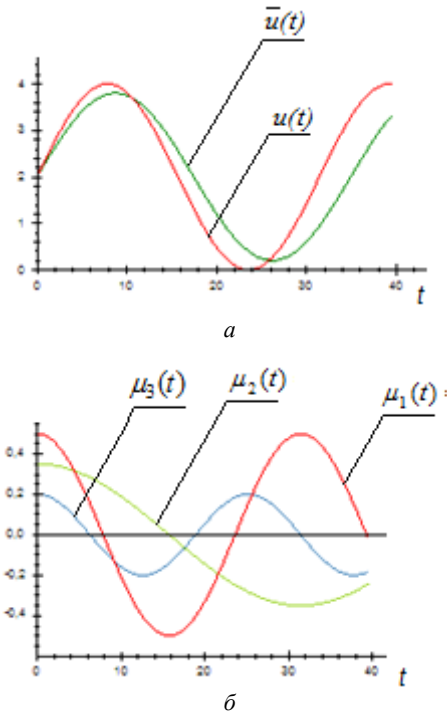


Рис. 2. Входное управляемое воздействие (а); вектор неизвестных воздействий (б)

Рассмотрим модели, полученные при различных входных данных. Установим значения переменных равными: шаг дискретизации – 0,2, объем выборки – 150, помехи отсутствуют (рис. 3).

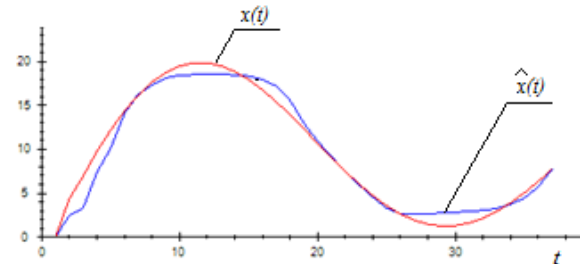


Рис. 3. Выход модели и выход объекта при недостатке текущей информации

Квадратичная ошибка модели, представленной на рис. 3, равна 1,54, относительная – 0,36. Как мы можем увидеть из графика функций и значения относительной ошибки, модель получилась достаточно грубой. Сравним полученный результат с моделированием ситуации, когда все входные воздействия, действующие на объект, известны (рис. 4).

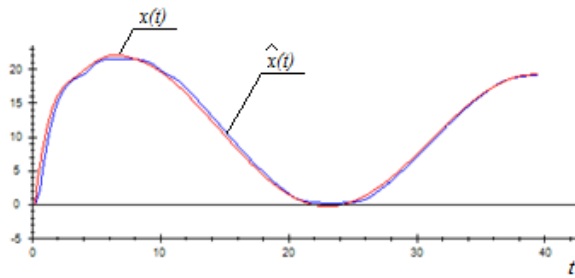


Рис. 4. Выход модели и выход объекта при полной текущей информации

Здесь квадратичная ошибка равна 0,16, относительная – 0,03. Как мы и предполагали, модель, полученная в условиях полной текущей информации о входных воздействиях, намного качественней.

Теперь проанализируем зависимость ошибки моделирования от шага дискретизации. Увеличим шаг дискретизации до значения 0,4, объем выборки уменьшится до 50. Результаты моделирования при отсутствии информации, поступающей на вход объекта от устройства управления, представлены на рис. 5.

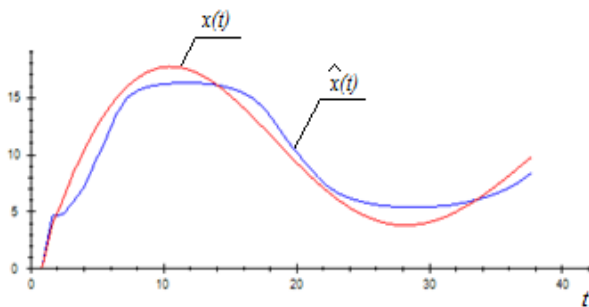


Рис. 5. Выход модели и выход объекта в условиях недостатка текущей информации при увеличении шага дискретизации

В данном случае квадратичная ошибка равна 1,85, относительная – 0,41. Приведем результаты моделирования, схемы при полной текущей информации, при тех же параметрах моделирования (шаг дискретизации – 0,4, объем выборки – 50) (рис. 6). На данном рисунке квадратичная ошибка равна 0,54, относительная – 0,067.

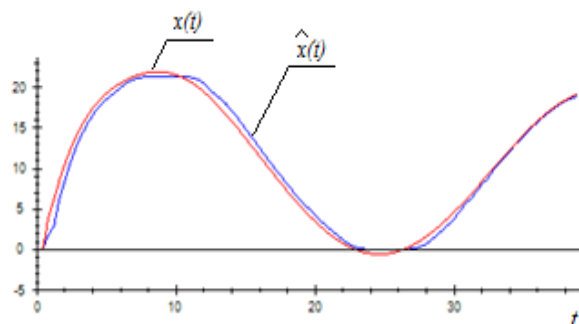


Рис. 6. Выход модели и выход объекта в условиях полной текущей информации при увеличении шага дискретизации

Как мы можем заметить, в обоих экспериментах при увеличении шага дискретизации относительная и квадратичная ошибки увеличиваются. Но тенденция того, что моделирование при полной текущей информации о входных данных намного качественней, сохраняется.

В целом картина зависимости относительной ошибки от шага дискретизации представлена на графике, изображенном на рис. 7, и табл. 1.

Таблица 1

Зависимость относительной ошибки от шага дискретизации

Шаг	0,05	0,1	0,2	0,4	0,6	0,8
Ошибка моделирования	0,15	0,22	0,32	0,36	0,41	0,64

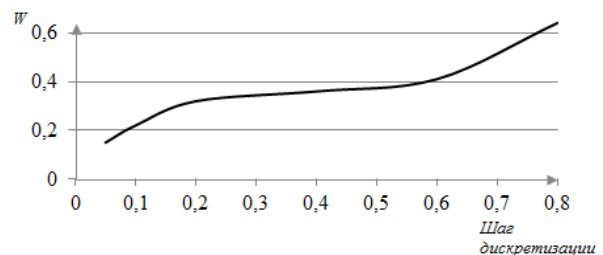


Рис. 7. Зависимость относительной ошибки от шага дискретизации

Анализируя выше представленные табл. 1 и график (рис. 7), можно говорить о том, что зависимость относительной ошибки моделирования от шага дискретизации имеет пропорциональный характер: с увеличением уровня помехи относительная ошибка моделирования увеличивается.

Рассмотрим зависимость квадратичной ошибки от уровня помех. В качестве помехи мы будем брать случайную величину, распределенную по нормальному закону распределения с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, равной 1. Установим значения параметров, равными: шаг дискретизации – 0,2, объем выборки – 150, уровень помех – 10 % (рис. 8).

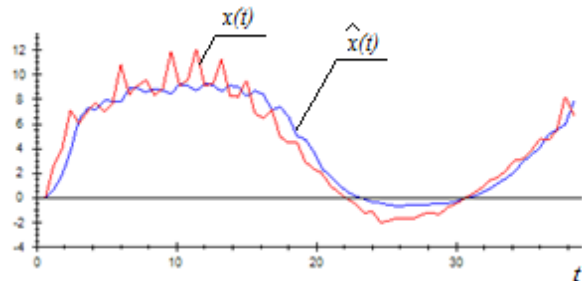


Рис. 8. Выход модели и выход объекта в условиях недостатка текущей информации при уровне помех 10 %

В случае, представленном на рис. 8, квадратичная ошибка равна 2,54, относительная – 0,62, результат моделирования при полученных ошибках можно считать неудовлетворительным. Сравним

полученный результат с моделированием при полных текущих данных о контролируемом входном воздействии при тех же параметрах (шаг дискретизации – 0,2, объем выборки – 150, уровень помех – 10 %) (рис. 9).

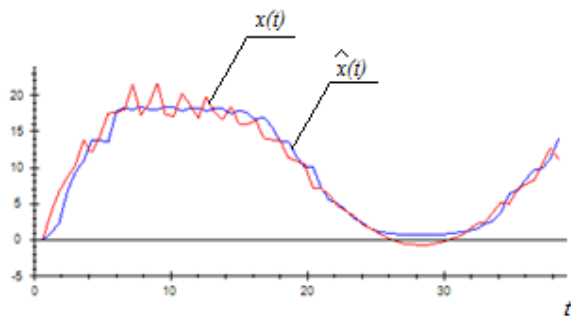


Рис. 9. Выход модели и выход объекта в условиях полной текущей информации при уровне помех 10 %

Здесь квадратичная ошибка равна 1,67, относительная – 0,31. Как мы можем наблюдать из рис. 9, полученная модель является более точной, чем модель, соответствующая эксперименту, представленному на рис. 8, хотя обе модели были получены при одинаковых условиях (равный шаг дискретизации, объем выборки и уровень помех).

Общий анализ зависимости относительной ошибки моделирования от уровня помехи, действующей на объект, представлен на рис. 10 и в табл. 2.

Таблица 2

Зависимость относительной ошибки от уровня помехи

Помеха, %	0	1	5	10	15	20
Ошибка моделирования	0,32	0,34	0,53	0,62	0,71	0,89

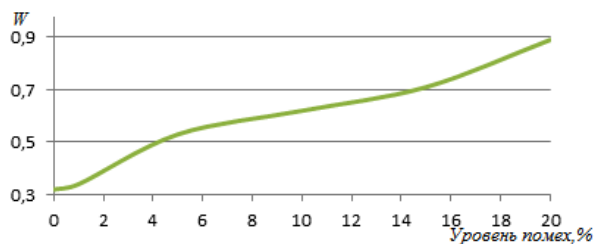


Рис. 10. Зависимость относительной ошибки от уровня помехи

Из табл. 2 и рис. 10 мы можем сделать вывод, что с увеличением уровня помехи относительная ошибка моделирования также увеличивается.

Подводя итог, следует заметить, что рассматривается очень важная с практической точки зрения задача идентификации в замкнутом контуре для дискретно-непрерывных процессов в условиях непараметрической неопределенности. Актуальность рассмотренной задачи обусловлена тем, что в настоящее время в некоторых случаях на промышленных предприятиях при управлении сложными технологическими процессами роль устройства управления выполняет человек-

оператор. Естественно, действия оператора регламентируются технологической картой, а также опытом управления на данном объекте. Зачастую его действия по корректировке входных управляемых воздействий по тем или иным причинам не контролируются. Это приводит к тому, что при моделировании исследователь сталкивается с неполнотой текущей информации об объекте, а также о значениях управляемых воздействий, поступающих на объект. В этом случае исследование процесса построения модели представляет специальный самостоятельный процесс.

В статье приводятся непараметрические модели для многомерных дискретно-непрерывных процессов при частичном отсутствии текущей информации о входных данных, поступающих на объект исследования. Достаточно подробно изложены результаты численного исследования, которые проводились для двух случаев: в первом случае действия человека-оператора оставались неизвестными, а во втором случае они измерялись. Как и следовало ожидать, в первом случае модель объекта с памятью оказалась сравнительно грубой, чем во втором, при этом важно отметить, что нарушение технологического регламента не происходило. Как и следовало ожидать, действия оператора существенно сказываются на управлении, хотя ведутся в рамках технологического регламента. Также была рассмотрена зависимость ошибки моделирования от шага дискретизации и уровня помех. Приведенные исследования открывают возможность для построения внешнего контура управления в дальнейших исследованиях с целью оптимизации ведения технологического процесса в рамках технологического регламента.

Библиографические ссылки

1. Фельдбаум А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М. : Физматгиз, 1963. 552 с.
2. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М. : Наука, 1968. 400 с.
3. Эйхгофф П. Основы идентификации систем управления. М. : Мир, 1975. 683 с.
4. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука, 1983. 174 с.
5. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Моделирование // Вестник СибГАУ. 2010. № 4 (30). С. 4–9.
6. Надарая Э. А. Непараметрические оценки плотности вероятности и кривой регрессии. Тбилиси : Изд. Тбил. ун-та, 1983. 194 с.

References

1. Feldbaum A. A. *Osnovy teorii optimalnykh avtomaticheskikh sistem* [Fundamentals of the theory of optimal automatic systems]. Moscow, Fizmatgiz Publ., 1963, 552 p.
2. Eykhoff P. *Osnovy identifikatsii sistem upravleniya* [System Identification Parameter and State Estimation]. Moscow, Mir Publ., 1975, 683 p.

3. Цыпкин Я. З. *Adaptatsiya i obuchenie v avtomaticheskikh sistemakh* [Adaptation and training in automated systems]. Moscow, Nauka Publ., 1968, 400 p.

4. Medvedev A. V. *Neparametricheskie sistemy adaptatsii* [Nonparametric adaptation systems]. Novosibirsk, Nauka Publ., 1983, 174 p.

5. Medvedev A. V. [The theory of non-parametrical systems. Modeling]. *Vestnik SibGAU*, 2010. Vol. 30, no. 4, p. 4–9. (In Russ.)

6. Nadaraya E. A. *Neparametricheskie otsenki plotnosti veroyatnosti i krivoj regressii* [Non-parametric estimation of the probability density and the regression curve]. Tbilisi, Tbil. un-t Publ., 1983, 194 p.

© Банникова А. В., Сергеева Н. А., 2014

УДК 658.5.011.56

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ИЗДЕЛИЯ

А. А. Бикчентаев

ОАО «Информационные спутниковые системы» имени академика М. Ф. Решетнёва
Российская Федерация, 662972, г. Железногорск Красноярского края, ул. Ленина, 52
E-mail: ayrat715@iss-reshetnev.ru

Подчеркивается важность сбора и систематизации знаний о бизнес-процессах предприятия при реализации концепции информационной поддержки жизненного цикла изделия. Рассматриваются существующие и наиболее широко применяемые методики моделирования бизнес-процессов и анализируются возможности их применения. При этом обращается внимание на поддержку данных методик государственными и международными стандартами. В качестве аналога рассматривается существующий подход к применению методик моделирования бизнес-процессов, используемый в одной из наиболее развитых и популярных систем бизнес-моделирования. Дается обоснование перспективности применения нотации BPMN и указываются ее преимущества по сравнению с другими методиками. Приводится пример, демонстрирующий использование результатов данной работы при описании процессов одного из этапов жизненного цикла изделия.

Ключевые слова: бизнес-процесс, моделирование, информационная поддержка.

MODELING OF PROCESSES OF ITEMS LIFE CYCLE

A. A. Bikchentaev

JSC "Information satellite systems" named after academician M. F. Reshetnev"
52, Lenin str., Jeleznogorsk, Krasnoyarsk region, 662972, Russian Federation
E-mail: ayrat715@iss-reshetnev.ru

In this work the importance of gaining and systematization of knowledge about enterprise business processes for CALS (Continuous Acquisition and Life-cycle Support)-technologies implementation is pointed out. The most used existing techniques of business processes modeling are considered and possibilities of their applying are analyzed. At the same time supporting of these techniques by state and international standards is emphasized. The way of business processes modeling, that is used in one of the most developed and popular business modeling systems, is taken as an analogue. Arguments confirming of prospects of using notation BPMN are provided and its benefits versus other techniques are pointed out. The example, that shows how results of this work are used for description of one of the stages of product life cycle, is provided.

Keywords: business process, modeling, information support.

Моделирование процессов жизненного цикла изделия (ЖЦИ) [1] является необходимой составляющей при реализации подхода информационной поддержки процессов жизненного цикла изделия [2].

Средства описания бизнес-процессов существуют и развиваются уже довольно долгое время. Так, например, методология IDEF0 была стандартизирована в США в 1981 г. В 2001 г. она была изложена в рекомендациях