

УДК [681.51.015:004.896]:004.4-02721

НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЬ В ЗАДАЧАХ МОДЕЛИРОВАНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ СЛАБОФОРМАЛИЗУЕМЫМИ СИСТЕМАМИ

И.А. Щербатов

Астраханский государственный технический университет
E-mail: sherbatov2004@mail.ru

В работе показаны способы снижения влияния неопределенностей различных типов сложных слабоформализуемых систем. Выделены типы целей на этапах проектирования и функционирования рассматриваемого класса сложных систем, синтезирован алгоритм устранения неопределенности целей. Введено понятие компонентной структуры, формализовано алгоритмическое обеспечение процедуры устранения ее неопределенности. Описан способ устранения неопределенности параметров модели сложной системы. На основании вышеизложенного синтезирована обобщенная методика снижения влияния неопределенностей различных типов в сложных слабоформализуемых системах. Показан расчетный пример, подтверждающий справедливость и корректность полученных результатов.

Ключевые слова: неопределенность, сложная слабоформализуемая система, моделирование, управление, цель, компонентная структура, робот.

UNCERTAINTY IN TASKS OF MODELING AND CONTROL OF COMPLEX POORLY FORMALIZED SYSTEMS

I.A. Shcherbatov

Astrakhan State Technical University
E-mail: sherbatov2004@mail.ru

In this article shows how to eliminate (reduce the impact) of various types of uncertainties. Describes the types of goals of complex systems, synthesized algorithm eliminate their uncertainty. Introduced the concept of a component structure, formalized algorithmic support disambiguation component structure. Discloses a method of removing the uncertainty of the model parameters. Synthesized method of eliminating (reducing the impact) different types of uncertainties in complex systems. Shows a calculated example, confirming the validity and correctness of the results.

Key words: uncertainty, complex pureformalizable system, modeling, control, goal, component structure, robot.

1. Введение

Наличие неопределенностей различных типов в сложных системах оказывает существенное влияние на процесс моделирования. Данный аспект приводит к необходимости учета и устранения неопределенностей на этапах проектирования и функционирования сложных систем. Следует различать ошибку моделирования и неопределенность. Источники ошибок моделирования: сознательно введенные исследователем (например, аппроксимация математической модели) и возникшие в процессе моделирования (на-

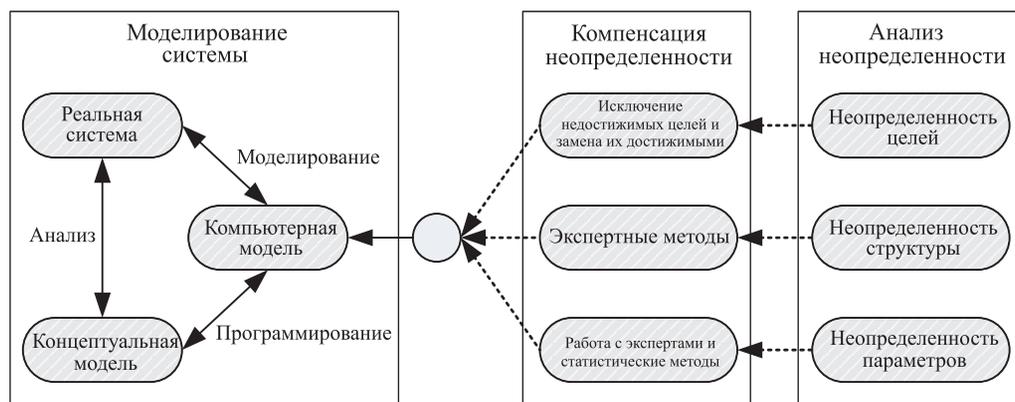


Рис. 1. Неопределенность при моделировании сложных систем

пример, ошибки программной реализации модели) [45]. Неопределенность вызвана недетерминированными источниками, например, внешней средой, лицом принимающим решение (ЛПР) и пр. Однако существует иная трактовка понятия неопределенности, например, в [46] неопределенность в задачах моделирования характеризует ошибки между моделью и реальной системой.

Анализ неопределенности при моделировании крайне важная задача, обеспечивающая получение требуемого качества управления [19]. Выделяют структурированную (известна функция изменения неопределенности, но не известны параметры этой функции) и неструктурированную (функция изменения не известна, но величина неопределенности ограничена) неопределенности [26]. Подробная классификация типов неопределенностей сложных систем приведена в работах [16, 43]. На точность результата моделирования (рис. 1) влияет неопределенность входных данных [34], структуры модели [22, 47], средств измерения (наблюдения) [13], цели [28]. Для анализа неопределенности существует значительное число способов и методов, использующих различный математический аппарат [20, 29–31, 37–39, 44].

В данной работе рассматривается класс сложных слабоформализуемых многокомпонентных систем (МС) [40], отличающийся возможностью образования компонент на основе достижения общей цели и/или устранения некоторого типа неопределенности. В [40] сформулирован принцип компенсации неопределенности, который постулирует возможность устранения неопределенностей на этапе проектирования и функционирования МС или снижения степени их влияния (инвариантность МС по отношению к неопределенностям различных типов).

Для реализации принципа компенсации неопределенности необходимо раскрыть процедурную составляющую устранения (снижения влияния) различных типов неопределенности. В общем случае вариативная составляющая принципа остается, что позволяет исследователю применять различные методики устранения неопределенностей, но концептуальные основы, положенные в его основу, неизменны и могут быть формализованы следующим образом.

2. Неопределенность в задачах моделирования и управления МС

2.1. Снижение влияния неопределенности целей. Цель системы – состояние, к которому направлена тенденция движения системы [8]. Достижение глобальной цели системы обеспечивается достижением каждой из компонент МС локальной цели. При декомпозиции глобальной цели формируется подмножество локальных целей, представляющих собой иерархию [25, 36]. Неопределенность целей в этом случае обусловлена появлением внутри иерархии недостижимых или слабо определенных целей:

$$\begin{cases} I = \{\bar{I}, \bar{\bar{I}}, \tilde{I}\}, \\ I = \bar{I} \cup \bar{\bar{I}} \cup \tilde{I}, \\ \bar{I} \cap \bar{\bar{I}} \cap \tilde{I} = \emptyset, \end{cases} \quad (1)$$

где I – полное множество целей МС; \bar{I} – множество известных достижимых целей; $\bar{\bar{I}}$ – множество недостижимых целей; \tilde{I} – множество плохо (слабо) определенных целей.

Множество $\bar{\bar{I}}$ должно быть исключено на этапе проектирования МС, таким образом чтобы на этапе функционирования при динамическом формировании организационных структур МС появление недостижимых целей было невозможно. Эта задача является крайне трудоемкой и обладает большой вычислительной сложностью, однако ее решение на этапе проектирования МС позволяет исключить подмножество $\bar{\bar{I}}$ из множества I .

Логико-лингвистическая модель цели МС представляется следующим образом:

$$I = \langle N_I, VeF, Cr_I, (\bar{r}; \bar{w}), (\underline{r}; \underline{w}) \rangle, \quad (2)$$

где N_I – конечное множество имен целей на множестве целей; VeF – естественно-языковое представление цели ЛПР в вербальной форме; Cr_I – конечное множество целевых критериев (в том числе частных), функций и функционалов, характеризующих достижение цели; \bar{r} – цель вышестоящего уровня иерархии целей, которой подчинена текущая цель; \bar{w} – мощность (вес связи целей в графе целей) отношения подчинения (дуги в графе целей); \underline{r} – цель подчиненного уровня иерархии; \underline{w} – мощность отношения подчинения.

На этапе проектирования имеют место три типа целей:

– цель недостижима $I_i \in \{\bar{\bar{I}}\}$ – в этом случае производится замена цели I_i на цель $I'_i \in \{I\}$, а значит в случае успешного анализа и оценки множества целей на этапе проектирования $\bar{\bar{I}} = \emptyset$;

– цель слабо определена $I_i \in \{\tilde{I}\}$ – в этом случае производится коррекция организационной структуры OS_k , для которой сформулирована цель, таким образом чтобы цель стала достижимой;

– цель достижима $I_i \in \{\bar{I}\}$.

На этапе функционирования имеют место следующие типы целей:

– цель недостижима $I_i \in \{\bar{\bar{I}}\}$ – производится замена цели I_i на цель $I'_i \in \{I\}$;

– цель слабо определена $I_i \in \{\tilde{I}\}$ – в этом случае производится коррекция организационной структуры OS_k , для которой сформулирована цель, таким образом чтобы цель стала достижимой;

– цель достижима $I_i \in \{\bar{I}\}$ – в этом случае производится формирование управляющего воздействия и его реализация.

На рис. 2 представлен алгоритм устранения неопределенности целей на выделенных этапах жизненного цикла МС (проектирование и функционирование). Для пояснения алгоритма введем определение и сделаем ряд замечаний.

Определение 1. Компонентная структура МС KS_m (КС) – совокупность компонент, образованная под воздействием механизмов формирования структурной организации на основе единства локальной цели, типа неопределенности, а также однородности информационных связей между компонентами.

Количественная мера оценки достижения цели:

$$|\rho(I_k; I_k^*)| \leq \varepsilon, \quad (3)$$

где ρ – мера близости достижения локальной целью I_k требуемого значения I_k^* , т.е. попадание значения меры близости в интервал величиной 2ε свидетельствует о достижении локальной цели I_k .

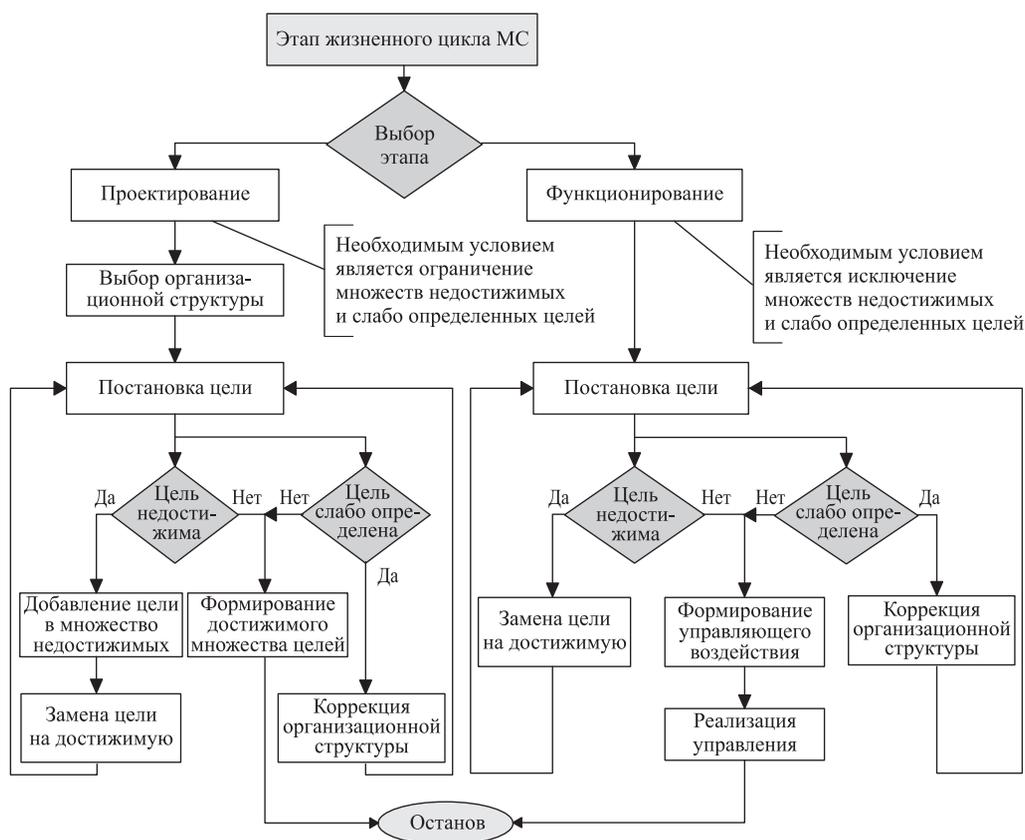


Рис. 2. Алгоритм устранения неопределенности целей МС

Замечание 1. *Цель недостижима* – это означает, что невозможно синтезировать управляющее воздействие, переводящее МС в целевое состояние. Результатом моделирования при подаче на вход модели недостижимой цели будет сообщение об ошибке, так как ρ не попадет в интервал 2ε .

Замечание 2. *Для слабо определенной цели* недостаточно данных для синтеза управляющего воздействия. Результатом моделирования будет сообщение о необходимости выбора организационной структуры, при которой обеспечивается достижение поставленной цели.

В соответствии с рис. 2 компенсация неопределенности целей производится на основе анализа их принадлежности к выделенным подмножествам $\bar{I}, \bar{I}, \bar{I}$.

2.2. Устранение неопределенности компонентной структуры. Неопределенность КС является следствием принципа мультиструктурности, который постулирует не единственность КС МС [40]. Устранение неопределенности структуры, возникающее в процессе проектирования и функционирования МС, производится в соответствии с подходом, основанным на учете пороговых значений индекса целостности и показателя совместимости.

Целостность следует рассматривать как некую характеристику системы, позволяющую с помощью принятого набора мер однозначно определить систему как единое целое. Выделение структурных элементов внутри системы на основе меры целостности требует выполнения обязательного условия, а именно совместимости элементов целого. В ряде работ этот аспект выделяют в качестве самостоятельного принципа системного подхода [2, 6, 7]. *Совместимость* элементов целого, а значит и наличие обеспечивающих эту совместимость связей – основной механизм обеспечения целостности рассматриваемой системы. Поэтому появляется необходимость оценки каждой части системы на предмет совместимости и принципиальной возможности существования связей. Однако совместимость следует понимать не как свойство элемента, но как свойство элемента внутри системы в соответствии с его расположением и функциональными связями, т.е. с расположением внутри КС системы.

Основной системообразующей единицей МС является компонента. Выделение КС является необходимым условием целостности МС. Для получения достаточного условия целостности МС введем следующие определения.

Определение 2. *Индекс целостности In* – мера целостности МС, характеризующая ее как единое целое. Индекс целостности (Integrity index) является величиной относительной и изменяется в интервале от 0 до 1 ($In \in [0; 1]$) и в общем виде может быть описан кортежем:

$$In = \left\langle K_i : i = \overline{1, m}, \xi \in [1; l], \omega_i^l \right\rangle, \quad (4)$$

где $K_i : i = \overline{1, m}$ – множество компонент МС; $\xi \in [1; l]$ – множество экспертов, привлекаемых для оценки правильности выделения (обособления) компонент МС; w_i^l – балльная (рейтинговая) оценка вхождения i -й компоненты в МС по мнению l -го эксперта.

Определение 3. *Показатель совместимости Ic* (Compatibility indicator) является величиной относительной и изменяется в интервале от 0 до 1 ($Ic \in [0; 1]$) и в общем виде может быть описан кортежем:

$$I_c = \left\langle K_i : i = \overline{1, m}, P_{ij} : j = \overline{1, n}, m \leq n, \xi \in [1; l], \phi_{ij}^l \right\rangle, \quad (5)$$

где $K_i : i = \overline{1, m}$ – множество компонент МС; $P_{ij} : j = \overline{1, n}, m \leq n$ – множество связей между компонентами; $\xi \in [1; l]$ – множество экспертов, привлекаемых для оценки правильности выделения (обособления) компонент МС; ϕ_{ij}^l – балльная (рейтинговая) оценка наличия связи i - j между компонентами в МС по мнению l -го эксперта.

Балльные оценки ω_i^l и ϕ_{ij}^l рассчитываются с применением подхода, описанного в [17]. Кроме того, они могут быть рассчитаны с помощью известных методов экспертных оценок и определения индексов согласованности мнений экспертов, например с помощью расчета коэффициентов множественной ранговой корреляции (конкордации) [11].

Для расчета I_n можно воспользоваться средним арифметическим ω_i^l для компонент, входящих в МС:

$$I_n = \frac{\sum_i \frac{\sum_l w_i^l}{l}}{i}. \quad (6)$$

Для расчета I_c используется следующая зависимость:

$$I_c = \frac{\sum_{ij} \phi_{ij}^l}{j}. \quad (7)$$

Таким образом, необходимым и достаточным условием целостности МС будет:

$$\begin{cases} OS_m = \{(K_1, K_2, \dots, K_i), P_{ij}(K_{ij}), M_k(P_{ij})\}, \\ I_l \geq \theta_l, \\ I_c \geq \theta_c, \end{cases} \quad (8)$$

где $M_k(P_{ij})$ – механизм образования связи P_{ij} ;

θ_l, θ_c – значения, принятые в качестве пороговых для индекса целостности и показателя совместимости. Превышение пороговых значений обеспечивает рассматриваемой МС целостность.

Для этого применяется тривиальный алгоритм исключения КС, основанный на вычислении индекса целостности и показателя совместимости для каждой КС (рис. 3).

Крайне важным следствием выполнения необходимых и достаточных условий целостности МС (6) является появление новых интегративных свойств – *эмерджентность*. Для расчета показателя эмерджентности МС воспользуемся коэффициентом эмерджентности Хартли [10]:

$$\Delta = \frac{\log_2 \sum_{v=1}^M C_w^v}{\log_2 W}, \quad (9)$$

где Δ – уровень системной организации МС, имеющей W чистых состояний; v – сложность смешанных состояний; M – максимальная сложность смешан-

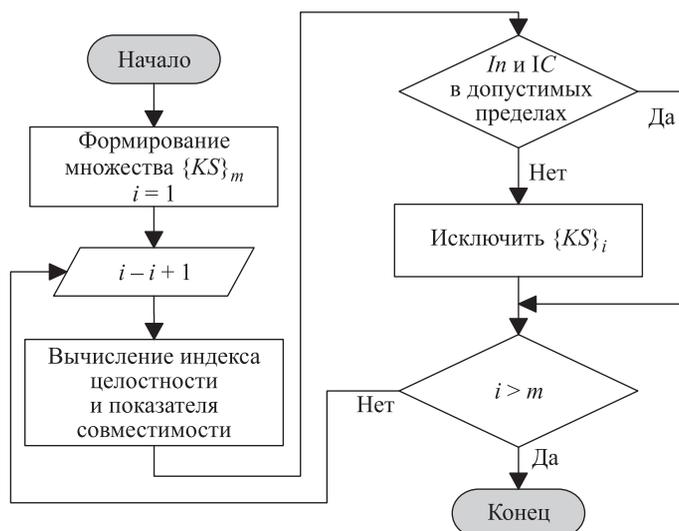


Рис. 3. Алгоритм исключения компонентных структур

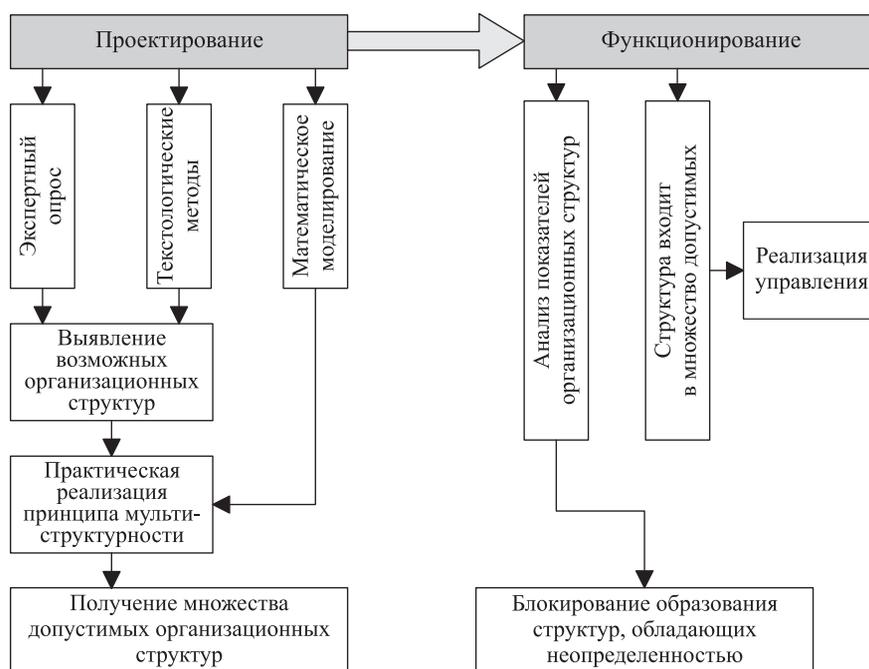


Рис. 4. Устранение неопределенности структуры МС

ных состояний; C_w^m – количество информации за счет системного эффекта (так как расчет коэффициента эмерджентности основан на классической теории информации).

Это означает, что полученное на этапе проектирования на основе анализа и расчета показателей в соответствии с (6) и (7) множество допустимых организационных структур используется на этапе функционирования (рис. 4).

В процессе функционирования осуществляется анализ показателей и при условии, что они находятся в допустимых пределах, реализуется управление конкретной КС МС, в противном случае производится блокирование образования КС, обладающих неопределенностью.

2.3. Устранение неопределенности параметров модели. Неопределенность параметров, возникающая при математическом моделировании, существенным образом влияет на эффективность управления сложными системами [42]. Наиболее часто для оценки вероятностных характеристик неопределенных параметров (например, дисперсии) применяются методы математической статистики [41]. Неопределенность входных параметров модели оказывает влияние на неопределенность выходных переменных [35]. Кроме того, использование не единственной выборки для калибровки модели может привести к получению различных результатов на выходе, а значит являться дополнительным источником неопределенности [21]. К источникам неопределенности также следует отнести неточность в определении граничных условий параметров модели [23].

Важным источником возникновения неопределенности являются экспертные знания [14], формализуемые с применением методов искусственного интеллекта [33]. Неопределенность параметров можно разделить на три типа (см. таблицу) [5].

Неопределенность параметров в МС

| Параметры | Причина неопределенности |
|-------------------|--|
| Измеренные | Шумы, ошибки аппроксимации, случайные и систематические ошибки измерения |
| Прогнозные | Неполнота информации, неопределенность структуры, отсутствие знаний, неопределенность в выборке, качество модели |
| Экспертные знания | Субъективизм, неполнота знаний, отсутствие требуемого опыта эксперта |

Для каждого типа данных, указанных в таблице применяются определенные подходы к формализации неопределенности и методы снижения (устранения) ее влияния. Для устранения неопределенности измерения параметров применяются статистические подходы. Предполагается, что измеряемая величина является случайной, имеющей стандартный закон распределения плотности вероятностей. При этом применяются различные виды анализа статистических данных [1, 4, 9, 15].

На этапе построения математической модели о ряде параметров МС можно сказать, что знания о них неточны, и они принадлежат некоторой области неопределенности Z , которая задается следующим образом [12]:

$$Z = \{\chi : \chi^L \leq \chi \leq \chi^H\}, \quad (10)$$

где χ – вектор неопределенных параметров; χ^L , χ^H – нижняя и верхняя границы компонент вектора неопределенных параметров.

Для определения χ в этом случае используется неявная функция h :

$$\delta = h(u, \chi), \quad (11)$$

где δ – вектор переменных состояния; u – вектор управляющих переменных.

Явный вид функции (11), как правило, не известен, поэтому для каждой совокупности u, χ задача решается отдельно.

Неопределенность экспертных оценок формализуется с применением нечетких моделей [27]. Использование нечеткой логики для описания неопределенности данных требует учета крайне важного аспекта. В случае если данные обладают существенной неопределенностью, наиболее подходящим способом формализации будут нечеткие множества второго рода [24].

3. Методика компенсации неопределенности

В МС имеет место принципиальная возможность устранения или снижения степени влияния различных типов неопределенности. Это означает, что существует хотя бы один способ (алгоритм) для компенсации каждого из выделенных в работе и существенных для МС типов неопределенности. Методика компенсации неопределенности для МС в общем виде может быть представлена следующим образом:

Этап 1. Устранение неопределенности структуры МС.

Этап 2. Устранение неопределенности целей.

Этап 3. Устранение неопределенности данных.

Реализация этапа 1 осуществляется в соответствии с тривиальным алгоритмом, который представлен следующим набором шагов.

Шаг 1. На основе алгоритма исключения КС (см. рис. 3) формируется конечное множество допустимых КС (этап проектирования).

Шаг 2. В соответствии с процедурой устранения неопределенности структуры МС (см. рис. 4) происходит контроль формирования КС, обладающих свойством неопределенности, и блокирование их образования в случае необходимости (этап функционирования).

Этап 2 реализуется с применением алгоритма устранения неопределенности целей, совместно с вопросами коррекции (модификации и реорганизации КС) – алгоритм коррекции КС в зависимости от неопределенности целей.

Шаг 1. На основе алгоритма устранения неопределенности целей на этапах жизненного цикла МС (см. рис. 2) формируется конечное множество достижимых целей (этап проектирования).

Шаг 2. В соответствии с алгоритмом устранения неопределенности целей на этапах жизненного цикла МС в процессе функционирования (см. рис. 2) происходит выбор требуемого управления, а также замена недостижимой или слабо определенной цели на достижимую.

Для снижения влияния неопределенности данных синтезирован алгоритм (рис. 5), позволяющий последовательно проанализировать все выделенные типы параметров и причины, вызывающие неопределенность в соответствии с таблицей.

Этап 3 реализуется с применением алгоритма анализа типов неопределенности параметров (см. таблицу). Алгоритм представлен следующим образом:

Шаг 1. Устранить систематические и случайные погрешности измеренных параметров методами математической статистики.

Шаг 2. Для прогнозных значений, для которых не известны точные значения, ограничить область неопределенности.

Шаг 3. Решить задачу в форме (11).

Шаг 4. Если неопределенность экспертных данных высока, то применить нечеткие множества второго рода для ее формализации и перейти к шагу 6, в противном случае перейти к шагу 5.

Шаг 5. Применить нечеткие множества первого рода для формализации неопределенности экспертных данных.

Синтезированная методика позволяет снизить влияние неопределенности при решении задач моделирования МС. Для подтверждения корректности разработанной методики рассмотрим расчетный пример, иллюстрирующий все этапы методики.

4. Пример применения методики

Для удобства рассмотрим простую КС, состоящую из малого числа компонент, так как взаимодействие в МС по аналогии может быть распространено на неограниченное количество компонент. Пусть существует МС, состоящая из трех компонент K_1, K_2, K_3 , в состав которых входит различное число мобильных роботизированных платформ $e_j, j = \overline{1,8}$ (рис. 5, а), функционирующих в здании, имеющем расположение помещений, показанное на рис. 5, б).

Глобальная цель будет достигнута, если группа роботов (рис. 5, б) компоненты K_1 переместится в область А (локальная цель I_1), компоненты K_2 переместится в область В (локальная цель I_2), компоненты K_3 переместится в область С (локальная цель I_3). На этапе проектирования выявлено, что элементы МС могут образовывать три варианта КС (рис. 5, в).

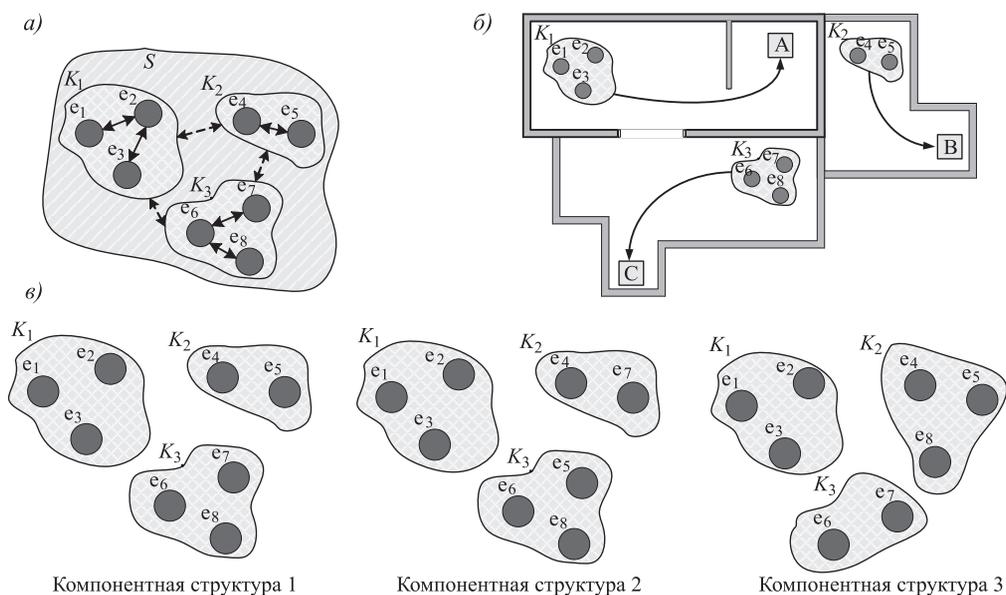


Рис. 5. Неопределенность целей и структуры МС
 а – МС, состоящая из трех компонент; б – локальные цели компонент;
 в – варианты компонентных структур МС

Анализ локальных целей показывает (рис. 5, б), что для каждой компоненты локальные цели достижимы. Недостижимой будет цель I_2 для компонент K_1 и K_3 , а также цели I_1 и I_3 для компоненты K_2 .

Анализ компонентных структур показывает, что структуры KS_2 и KS_3 не могут быть образованы из-за физических ограничений здания, в котором функционирует группа мобильных роботов. Таким образом блокирование образования компонентных структур KS_2 и KS_3 производится из-за уточнения среды функционирования МС, а значит, отсутствует необходимость в расчете индекса целостности и показателя совместимости.

Устранение неопределенности параметров для рассматриваемого примера широко освещено в литературных источниках. Например, способы учета и компенсации погрешностей приведены в [3].

Учет неопределенности прогнозных значений (совместно с неопределенностью экспертных знаний и оценок) появляется, например, в том случае, если применяются интеллектуальные системы управления роботами, основанными на нечеткой логике, нейронных сетях и пр. [18, 32].

Заключение

Таким образом, предложенная комплексная методика обеспечивает возможность снижения влияния неопределенностей различных типов: цели, за счет синтезированного алгоритма замены недостижимых целей на достижимые, а также коррекции КС в случае, если цели слабо определены; компонентной структуры – на основе расчета индекса целостности и показателя совместимости; параметров модели в зависимости от типа параметров. Рассмотренный пример применения обобщенной методики подтверждает корректность полученных теоретических результатов и выводов.

Литература

1. Бендат Д., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа. М.: Мир, 1983. 312 с.
2. Волкова В.Н., Денисов А.А. Теория систем и системный анализ. М.: Юрайт, 2010. 680 с.
3. Воротников С.А. Информационные устройства робототехнических систем: учеб. пособие. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. 384 с.
4. Воскобойников Ю. Регрессионный анализ данных в пакете Mathcad. М.: Лань, 2011. 224 с.
5. Воцинин А.П. Задачи анализа с неопределенными данными – интервальность и/или случайность? // Интервальная математика и распространение ограничений: Рабочие совещания. МКВМ-2004. С. 147–158.
6. Денисов А.А. Современные проблемы системного анализа: Информационные основы. Изд. 2-е. СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2004. 296 с.
7. Дубов В.М., Капустянская Т.И., Попов С.А., Шаров А.А. Проблематика сложных систем (концептуальные основы модельных представлений) / под общ. ред. С.А. Попова. СПб.: Элмор, 2006. 184 с.
8. Ломако Е.И. Математические и понятийные средства системантики. М.: Системная Энциклопедия, 2008. 112 с.
9. Лоули Д., Максвелл А. Факторный анализ как статистический метод. М.: Книга по требованию, 2012. 72 с.

10. Луценко Е.В. Программная идея системного обобщения математики и ее применение для создания системной теории информации // Научный журнал КубГАУ. 2008. № 36 (2). С. 1–18.
11. Общая теория статистики: учебник / под ред. Р.А. Шмойловой. 3-е изд., перераб. М.: Финансы и статистика, 2002. 560 с.
12. Островский Г.М., Волин Ю.М. Технические системы в условиях неопределенности: анализ гибкости и оптимизация. М.: БИНОМ, Лаборатория знаний, 2008. 319 с.
13. Проталинский О.М. Проверка достоверности первичной информации в АСУ ТП с использованием нечетких множеств // Известия вузов. Северо-Кавказский регион. Серия: Технические науки. 2003. № 3. С. 60.
14. Проталинский О.М., Ханова А.А. Концепция интеллектуального управления технологическими процессами грузового порта на основе имитационных моделей // Вестник Астраханского государственного технического университета. 2007. № 1. С. 46–49.
15. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами. М.: Мир, 1973. 948 с.
16. Щербатов И.А. Классификация неопределенностей в задачах моделирования и управления сложными слабоформализуемыми системами // Вестник Саратовского государственного технического университета. 2013. Т. 1, № 1 (69). С. 175–179.
17. Щербатов И.А., Проталинский О.М. Система поддержки принятия решений для операторов слабоформализуемых ТП // Автоматизация в промышленности. 2009. № 7. С. 41–45.
18. Aguirre E., González A. Fuzzy behaviors for mobile robot navigation: design, coordination and fusion. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2000. Vol. 25. Iss. 3. P. 255–289.
19. Apostolakis G.A. A Commentary on Model Uncertainty. Presented at Proc. Workshop I Adv. Topics Risk Reliab. Anal. – Model Uncertainty: Its Character Quantification, Annapolis, MD. 1994. P. 973–980.
20. Cacuci D.G., Ionescu-Bujor M. A Comparative Review of Sensitivity and Uncertainty Analysis of Large-Scale Systems-II: Statistical Methods, Nuclear Science and Engineering. 2004. Vol. 147, N 3. P. 204–217.
21. Daniel P. Loucks, Eelco van Beek Water Resources Systems Planning and Management An Introduction to Methods, Models and Applications. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. 2005. 689 p.
22. Dewooght J. Model uncertainty and model inaccuracy, *Reliability Engineering and System Safety*. 1998. Vol. 59. P. 171–185.
23. Donald E. Brown, Wendy J. Markert Uncertainty management with imprecise knowledge with application to design. *Journal of Automated Reasoning*. October 1992. Vol. 9. Iss. 2. P. 217–230.
24. Dongrui Wu, Jerry M. Mendel Uncertainty measures for interval type-2 fuzzy sets. *Information Sciences*. 2007. Vol. 177. P. 5378–5393.
25. Edwin Vijay Kumar S.K. Chaturvedi Reliability Estimation of Complex Technical Systems with Dependency Modelling: A Fuzzy Approach // *Journal of Uncertain Systems*, 2008. Vol. 2, N 4. P. 280–288.
26. Franklin G., Powell J., Emami-Naeini A. «Stability Robustness», *Feedback Control of Dynamical Systems*, 3rd edition, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., Reading, MA, 1994. P. 427.
27. Hanss M. The transformation method for the simulation and analysis of systems with uncertain parameters, *Fuzzy Sets and Systems* 130 – 3. 2002. P. 277–289.
28. Haw Yen, Xiuying Wang, Darrell G., Fontane R., Daren Harmel, Mazdak Arabi. A framework for propagation of uncertainty contributed by parameterization, input data,

- model structure, and calibration/validation data in watershed modeling. *Environmental Modelling & Software*. 2014. Vol. 54. P. 211–221.
29. Helton J.C., Davis F.J. Illustration of Sampling-Based Methods for Uncertainty and Sensitivity Analysis. *Risk Analysis*. 2002. Vol. 22, N 3. P. 591–622.
 30. Helton J.C., Davis F.J. Latin Hypercube Sampling and the Propagation of Uncertainty in Analyses of Complex Systems. *Reliability Engineering and System Safety*. 2003. Vol. 81, N 1. P. 23–69.
 31. Ionescu-Bujor M., Cacuci D.G. A Comparative Review of Sensitivity and Uncertainty Analysis of Large-Scale Systems-I: Deterministic Methods, *Nuclear Science and Engineering*. 2004. Vol. 147, N 3. P. 189–203.
 32. Janglová D. Neural Networks in Mobile Robot Motion. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2004. Vol. 1, N 1. P. 15–22.
 33. Janssen J.A.E.B., Krol M.S., Schielen R.M.J., Hoekstra A.Y., de Kok J.-L. Assessment of uncertainties in expert knowledge, illustrated in fuzzy rule-based models. *Ecological Modelling*. 2010. N 221. P. 1245–1251.
 34. Jiqin Peng, Jinfang Han Analysis of Uncertainty Information for Several Kinds of Complex Systems. *Proceedings of the Second International Symposium on Networking and Network Security (ISNNS '10)*. Jingtangshan, P. R. China, 2–4, April. 2010. P. 009–011.
 35. Lal W. Sensitivity and uncertainty analysis of a regional model for the natural system of South Florida. West Palm Beach, Fla., South Florida Water Management District. Draft report. 1995.
 36. Lukianova L.M. System Analysis: The structure and purpose approach based on logic-linguistic formalization // *International Journal «Information Theories & Applications»*. 2003. Vol. 10, N 4. P. 380–387.
 37. McKay M.D. Sensitivity and uncertainty analysis using a statistical sample of input values. In: *Uncertainty analysis*, Y. Ronen, ed., CRC Press, Inc., Boca Raton, Florida. P. 145–186.
 38. Mishra S., Deeds N.E., RamaRao B.S. Application of Classification Trees in the Sensitivity Analysis of Probabilistic Model Results, *Reliability Engineering and System Safety*. 2003. Vol. 79, N 2. P. 123–129.
 39. Palmiotti G., Salvatores M., Aliberti G. Methods in Use for Sensitivity Analysis, Uncertainty Evaluation, and Target Accuracy Assessment (preprint, INL/CON-07-13356). 4th Workshop on Neutron Measurements, Evaluations and Applications – Nuclear Data Needs for Generation IV and Accelerator-Driven Systems. 2007. 9 p.
 40. Protalinskii O.M., Shcherbatov I.A., Esaulenko V.N. Analysis and Modelling of Complex Engineering Systems Based on the Component Approach // *World Applied Sciences Journal*. 2013. Vol. 24, N 2. P. 276–283.
 41. Ramsey F.L., Schafer D.W. *The Statistical Sleuth: A Course in the Methods of Data Analysis*. Cengage Learning; 3 edition (May 2, 2012). 748 p.
 42. Shrestha D.L., Kayastha N., Solomatine D.P. A novel approach to parameter uncertainty analysis of hydrological models using neural networks. *Hydrology and Earth System Science*. 2009. N 13. P. 1235–1248.
 43. Thunnissen D. Uncertainty classification for the design and development of complex systems, *Proceedings of the 3rd Annual Predictive Methods Conference*, Veros Software, Santa Ana, CA, June, 2003. P. 1–16.
 44. Vandenberghé Veronique, Ann van Griensven, Willy Bauwens, Peter A. Vanrolleghem. Propagation of Uncertainty in Diffuse Pollution into Water Quality Predictions: Application to the River Dender in Flanders, Belgium. *Diffuse Pollution Conference*, Dublin. 2003. Vol. 10. P. 91–96.
 45. William L. Oberkampf, Sharon M. DeLand, Brian M. Rutherford, Kathleen V. Diegert, Kenneth F. Alvin Error and Uncertainty in Modeling and Simulation // *Reliability Engineering and System Safety*. 2002. Vol. 75. P. 333–357.

46. Zhou K., Doyle J., Glover K. «Model Uncertainty», Robust and Optimal Control, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ. 1996. P.213–214.
47. Zio E., Apostolakis G.E. Two methods for the structured assessment of model uncertainty by experts in performance assessments of radioactive waste repositories, Reliability Engineering and System Safety. 1996. Vol. 54. P. 225–241.

Bibliography

1. Bendat D., Pirsol A. Primenenija korreljacionnogo i spektral'nogo analiza. M.: Mir, 1983. 312 p.
2. Volkova V.N., Denisov A.A. Teorija sistem i sistemnyj analiz. M.: Jurajt, 2010. 680 p.
3. Vorotnikov S.A. Informacionnye ustrojstva robototehnicheskikh sistem: ucheb. posobie. M.: Izd-vo MGTU im. N.Je. Bauman, 2005. 384 p.
4. Voskoboynikov Ju. Regressionnyj analiz dannyh v pakete Mathcad. M.: Lan', 2011. 224 p.
5. Voshhinin A.P. Zadachi analiza s neopredelennymi dannymi – interval'nost' i/ili sluchajnost'? // Interval'naja matematika i rasprostranenie ogranichenij: Rabochie soveshhanija. MKVM-2004. P. 147–158.
6. Denisov A.A. Sovremennye problemy sistemnogo analiza: Informacionnye osnovy. Izd. 2-e. SPb.: Izd-vo Politehn. un-ta, 2004. 296 p.
7. Dubov V.M., Kapustjanskaja T.I., Popov S.A., Sharov A.A. Problematika slozhnyh sistem (konceptual'nye osnovy model'nyh predstavlenij) / pod obshh. red. S.A. Popova. SPb.: Jelmor, 2006. 184 p.
8. Lomako E.I. Matematicheskie i ponjatijnye sredstva sistemantiki. M.: Sistemnaja Jenciklopedija, 2008. 112 p.
9. Louli D., Maksvell A. Faktornyj analiz kak statisticheskij metod. M.: Kniga po trebovaniju, 2012. 72 p.
10. Lucenko E.V. Programmaja ideja sistemnogo obobshhenija matematiki i ee primenenie dlja sozdanija sistemnoj teorii informacii // Nauchnyj zhurnal KubGAU. 2008. № 36 (2). P. 1–18.
11. Obshhaja teorija statistiki: uchebnik / pod red. R.A. Shmojlovoj. 3-e izd., pererab. M.: Finansy i statistika, 2002. 560 p.
12. Ostrovskij G.M., Volin Ju.M. Tehnicheskie sistemy v uslovijah neopredelennosti: analiz gibkosti i optimizacija. M.: BINOM, Laboratorija znaniy, 2008. 319 p.
13. Protalinskij O.M. Proverka dostovernosti pervichnoj informacii v ASU TP s ispol'zovaniem nechetkikh mnozhestv // Izvestija vyzov. Severo-Kavkazskii region. Serija: Tehnicheskie nauki. 2003. № 3. P. 60.
14. Protalinskij O.M., Hanova A.A. Konceptija intellektual'nogo upravlenija tehnologicheskimi processami gruzovogo porta na osnove imitacionnyh modelej // Vestnik Astrahanskogo gosudarstvennogo tehničeskogo universiteta. 2007. № 1. P. 46–49.
15. Himmelblau D. Analiz processov statisticheskimi metodami. M.: Mir, 1973. 948 p.
16. Shherbatov I.A. Klassifikacija neopredelennostej v zadachah modelirovanija i upravlenija slozhnymi slaboformalizuemymi sistemami // Vestnik Saratovskogo gosudarstvennogo tehničeskogo universiteta. 2013. T. 1, № 1 (69). P. 175–179.
17. Shherbatov I.A., Protalinskij O.M. Sistema podderzhki prinjatija reshenij dlja operatorov slaboformalizuemyh TP // Avtomatizacija v promyshlennosti. 2009. № 7. P. 41–45.
18. Aguirre E., González A. Fuzzy behaviors for mobile robot navigation: design, coordination and fusion. International Journal of Approximate Reasoning. 2000. Vol. 25. Iss. 3. P. 255–289.
19. Apostolakis G.A. A Commentary on Model Uncertainty. Presented at Proc. Workshop I Adv. Topics Risk Reliab. Anal. – Model Uncertainty: Its Character Quantification, Annapolis, MD. 1994. P. 973–980.

20. *Cacuci D.G., Ionescu-Bujor M.* A Comparative Review of Sensitivity and Uncertainty Analysis of Large-Scale Systems-II: Statistical Methods, Nuclear Science and Engineering. 2004. Vol. 147, N 3. P. 204–217.
21. *Daniel P. Loucks, Eelco van Beek* Water Resources Systems Planning and Management An Introduction to Methods, Models and Applications. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. 2005. 689 p.
22. *Dewooght J.* Model uncertainty and model inaccuracy, Reliability Engineering and System Safety. 1998. Vol. 59. P. 171–185.
23. *Donald E. Brown, Wendy J.* Markert Uncertainty management with imprecise knowledge with application to design. Journal of Automated Reasoning. October 1992. Vol. 9. Iss. 2. P. 217–230.
24. *Dongrui Wu, Jerry M.* Mendel Uncertainty measures for interval type-2 fuzzy sets. Information Sciences. 2007. Vol. 177. P. 5378–5393.
25. *Edwin Vijay Kumar S.K.* Chaturvedi Reliability Estimation of Complex Technical Systems with Dependency Modelling: A Fuzzy Approach // Journal of Uncertain Systems, 2008. Vol. 2, N 4. P. 280–288.
26. *Franklin G., Powell J., Emami-Naeini A.* «Stability Robustness», Feedback Control of Dynamical Systems, 3rd edition, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., Reading, MA, 1994. P. 427.
27. *Hanss M.* The transformation method for the simulation and analysis of systems with uncertain parameters, Fuzzy Sets and Systems 130 – 3. 2002. P. 277–289.
28. *Haw Yen, Xiuying Wang, Darrell G., Fontane R., Daren Harmel, Mazdak Arabi.* A framework for propagation of uncertainty contributed by parameterization, input data, model structure, and calibration/validation data in watershed modeling. Environmental Modelling & Software. 2014. Vol. 54. P. 211–221.
29. *Helton J.C., Davis F.J.* Illustration of Sampling-Based Methods for Uncertainty and Sensitivity Analysis. Risk Analysis. 2002. Vol. 22, N 3. P. 591–622.
30. *Helton J.C., Davis F.J.* Latin Hypercube Sampling and the Propagation of Uncertainty in Analyses of Complex Systems. Reliability Engineering and System Safety. 2003. Vol. 81, N 1. P. 23–69.
31. *Ionescu-Bujor M., Cacuci D.G.* A Comparative Review of Sensitivity and Uncertainty Analysis of Large-Scale Systems-I: Deterministic Methods, Nuclear Science and Engineering. 2004. Vol. 147, N 3. P. 189–203.
32. *Janglová D.* Neural Networks in Mobile Robot Motion. International Journal of Advanced Robotic Systems. 2004. Vol. 1, N 1. P. 15–22.
33. *Janssen J.A.E.B., Krol M.S., Schielen R.M.J., Hoekstra A.Y., de Kok J.-L.* Assessment of uncertainties in expert knowledge, illustrated in fuzzy rule-based models. Ecological Modelling. 2010. N 221. P. 1245–1251.
34. *Jiqin Peng, Jinfang Han* Analysis of Uncertainty Information for Several Kinds of Complex Systems. Proceedings of the Second International Symposium on Networking and Network Security (ISNNS '10). Jingtangshan, P. R. China, 2–4, April. 2010. P. 009–011.
35. *Lal W.* Sensitivity and uncertainty analysis of a regional model for the natural system of South Florida. West Palm Beach, Fla., South Florida Water Management District. Draft report. 1995.
36. *Lukianova L.M.* System Analysis: The structure and purpose approach based on logic-linguistic formalization // International Journal «Information Theories & Applications». 2003. Vol. 10, N 4. P. 380–387.
37. *McKay M.D.* Sensitivity and uncertainty analysis using a statistical sample of input values. In: Uncertainty analysis, Y. Ronen, ed., CRC Press, Inc., Boca Raton, Florida. P. 145–186.
38. *Mishra S., Deeds N.E., RamaRao B.S.* Application of Classification Trees in the Sensitivity Analysis of Probabilistic Model Results, Reliability Engineering and System Safety. 2003. Vol. 79, N 2. P. 123–129.

39. *Palmiotti G., Salvatores M., Aliberti G.* Methods in Use for Sensitivity Analysis, Uncertainty Evaluation, and Target Accuracy Assessment (preprint, INL/CON-07-13356). 4th Workshop on Neutron Measurements, Evaluations and Applications – Nuclear Data Needs for Generation IV and Accelerator-Driven Systems. 2007. 9 p.
40. *Protalinskii O.M., Shcherbatov I.A., Esaulenko V.N.* Analysis and Modelling of Complex Engineering Systems Based on the Component Approach // *World Applied Sciences Journal*. 2013. Vol. 24, N 2. P. 276–283.
41. *Ramsey F.L., Schafer D.W.* The Statistical Sleuth: A Course in the Methods of Data Analysis. Cengage Learning; 3 edition (May 2, 2012). 748 p.
42. *Shrestha D.L., Kayastha N., Solomatine D.P.* A novel approach to parameter uncertainty analysis of hydrological models using neural networks. *Hydrology and Earth System Science*. 2009. N 13. P. 1235–1248.
43. *Thunnissen D.* Uncertainty classification for the design and development of complex systems, Proceedings of the 3rd Annual Predictive Methods Conference, Veros Software, Santa Ana, CA, June, 2003. P. 1–16.
44. *Vandenberghé Veronique, Ann van Griensven, Willy Bauwens, Peter A. Vanrolleghem.* Propagation of Uncertainty in Diffuse Pollution into Water Quality Predictions: Application to the River Dender in Flanders, Belgium. Diffuse Pollution Conference, Dublin. 2003. Vol. 10. P. 91–96.
45. *William L. Oberkampf, Sharon M. DeLand, Brian M. Rutherford, Kathleen V. Diegert, Kenneth F. Alvin* Error and Uncertainty in Modeling and Simulation // *Reliability Engineering and System Safety*. 2002. Vol. 75. P. 333–357.
46. *Zhou K., Doyle J., Glover K.* «Model Uncertainty», *Robust and Optimal Control*, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ. 1996. P. 213–214.
47. *Zio E., Apostolakis G.E.* Two methods for the structured assessment of model uncertainty by experts in performance assessments of radioactive waste repositories, *Reliability Engineering and System Safety*. 1996. Vol. 54. P. 225–241.