УДК [004.81:004.45]:519.876.2

Математические модели сложных слабоформализуемых систем: компонентный подход

И.А. Щербатов

Астраханский государственный технический университет, Татищева 16, Астрахань, Россия
Sherbatov2004@mail.ru
Статья поступила 9.04.2014, принята 20.05.2014

Рассмотрен класс сложных слабоформализуемых систем с позиций компонентного подхода. Компонентный подход обеспечивает построение не единственной математической модели системы. Показаны механизмы образования компонент в рассматриваемом классе сложных систем, обуславливающие множественность математического описания. Сформулирована постановка задачи выбора необходимой математической модели из множества моделей компонент. Синтезирована методика описания математических моделей сложных слабоформализуемых систем на основе аналитических и интеллектуальных моделей. Показан выбор единственной модели для каждой компоненты, обеспечивающий согласованное достижение глобальной цели. Произведен анализ способов математического описания моделей. В качестве способа описания выбора математической модели предложено нечеткое когнитивное моделирование. Рассмотрен пример решения поставленной задачи на основе разработанной нечеткой когнитивной карты.

Ключевые слова: сложная слабоформализуемая система, компонента, компонентная структура, математическая модель, нечеткое когнитивное моделирование.

Mathematical models of complex poorly-formalized systems: component-based approach

I.A. Shcherbatov

Astrakhan State Technical University, 16 Tatishchev St., Astrakhan, Russia
Sherbatov2004@mail.ru
Received 9.04.2014, accepted 20.05.2014

A class of complex poorly-formalized systems has been discussed according to the component-based approach. The component-based approach enables to construct not only one mathematical model of the system. Mechanisms of components formation in the class of complex systems causing a multiplicity of mathematical description has been shown. The problem of selecting the mathematical model out of a multiplicity of component models has been formulated. The method for describing mathematical models of complex poorly-formalized systems based on analytical and intellectual models has been synthesized. Selection of a single model for each component to ensure consistent global goal has also been presented. The analysis of the ways of describing mathematical models has been made. As a way of describing the choice of a mathematical model fuzzy cognitive modeling has been proposed. An example of the problem solution based on the fuzzy cognitive map developed has been discussed.

Keywords: complex poorly-formalized system, component, component structure, mathematical model, fuzzy cognitive modeling.

Введение. Математическая модель сложной системы – совокупность моделей подсистем, их связей, а также влияний внешней среды [1]. Реальная сложная система может иметь не единственную математическую модель [2]. Это обусловлено тем, что имеют место различные цели построения моделей, например, полнота описания свойств и закономерностей, точность воспроизведения результатов и пр. Кроме того, наличие не единственной модели позволяет существенно расширить знания об исследуемой сложной системе. Подходы к математическому моделированию сложных систем подробно описаны в литературных источниках [3 – 5]. Разработаны и успешно применяются аналитические, статистические, теоретико-множественные, логические, лингвистические, семиотические и графические методы формализованного представления сложных систем [1, 6]. Существуют также подходы, объединяющие в себе сразу несколько типов математических моделей в рамках одной имитационной модели сложной системы [7]. Однако при рассмотрении нового класса сложных систем подходы к построению математических моделей должны модифицироваться и специфицироваться к конкретным свойствам системы и особенностям ее функционирования.

Сложные слабоформализуемые многокомпонентные системы (МС, обозначаемые в работе S) обладают рядом особенностей, позволяющих отнести их к новому подклассу сложных систем [9]. Поэтому справедливо замечание о необходимости разработки модифицированных подходов к построению математических моделей МС [10]. Концептуальные основы математического моделирования МС, а также обобщенные подходы к проверке непротиворечивости, неопределенности, чувствительности, работоспособности и реалистичности математических моделей данного подкласса сложных систем описаны в [10]. При этом постулированный принцип множественности описания не реализован для целей математического моделирования МС.

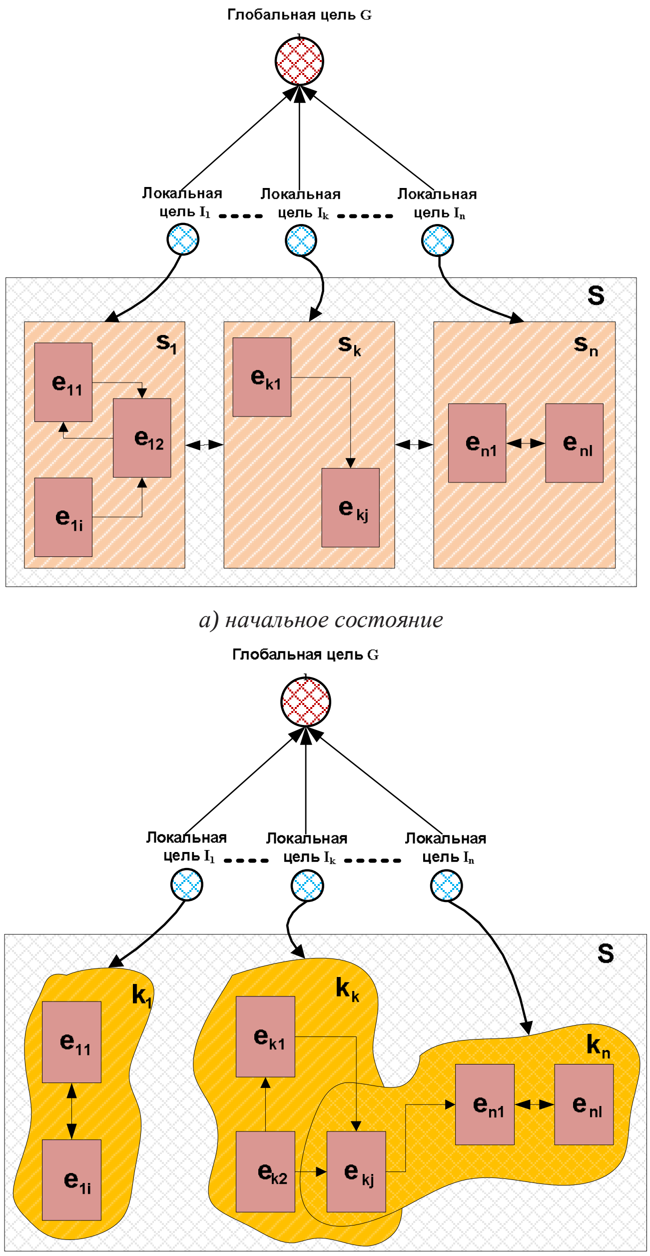
Поэтому целью настоящей работы является разработка методики представления математических моделей МС, обеспечивающей реализацию множественности описания свойств, структур и связей внутри системы.

Для достижения поставленной цели необходимо формализовать задачу множественности описания моделей МС, показать границы применимости типов математических моделей для различных видов компонент и связей между ними, синтезировать методику и провести ее практическую апробацию.

В процессе функционирования в МС происходит образование компонент K (на основе единства цели или агрегирования элементов e системы S по типу неопределенности) [9].

Компонента K – обособленное конечное множество элементов МС, образующееся в процессе функционирования системы (отличия компоненты от подсистемы описаны в [9]). Способы объединения элементов МС в компоненты показаны на рис. 1 (изменение глобальной цели приводит к тому, что часть элементов подсистем объединяется в компоненту для достижения единой локальной цели) и рис. 2 (образование компонент из элементов, на которые воздействуют сходные по своей природе типы неопределенности).

Компоненты разделяются на активные K_A, т. е. обладающие рациональными поведенческими признаками, и пассивные K_P, у которых данные признаки отсутствуют [9]. Таким образом, в процессе функционирования МС формируется некоторое множество компонент, образующих компонентную структуру KS. Число компонент и их взаимосвязи в системе изменяются в процессе функционирования.



а) начальное состояние

б) глобальная цель изменилась

Рис. 1. Формирование компонент на основе цели

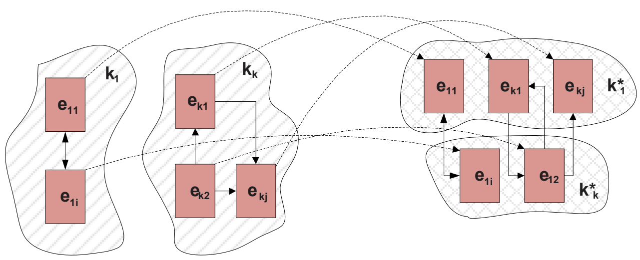


Рис. 2. Формирование компонент на основе типа неопределенности

Постановка задачи. Модель компонентной структуры M_{KS} в конкретный момент времени $t_0 \in T$ представляет собой математическую модель МС M_S. Множество моделей компонентных структур $M_{KS} = \{M_{KSi}\}, i = \overline{1,N}$ и МС $M_S = \{M_{Si}\}, i = \overline{1,N}$

конечно. Компонента K_j может быть представлена кортежем $\langle E_j, C(E_j) \rangle$, где E_j – множество элементов системы, а $C(E_j)$ – связи между элементами. В соответствии с принципом множественности описания каждая компонента K_j может быть описана с использованием различных типов моделей. Т. е. математическая модель компонента M_{Kj} есть множество моделей $\{M_g\}, g = \overline{1,h}$, где M_g – некоторая формализованная математическая модель, например, система уравнений (регрессионных, дифференциальных и пр.), продукционно-фреймовая, нейросетевая, когнитивная и пр.

Замечание 1. В работе не рассматриваются вопросы самоорганизации, т. е. число возможных компонентных структур N конечно и может быть получено на этапе проектирования МС.

На этапе проектирования синтезируется полное множество компонентных структур, предоставляющее возможность выбора и определяющее совокупность заданных отношений между любыми его компонентами и характеризующее степень их близости. Математическое представление сформулированной задачи может быть представлено следующим образом:

$$\forall S, \exists M_{KS} : M_{KS_i} \to G, i \neq 1. \qquad (1)$$

Лингвистическая интерпретация данного выражения означает, что для всех МС S существует некоторое множество математических моделей компонентных структур M_{KS}, обеспечивающих достижение глобальной цели системы G.

Покажем реализацию принципа множественности описания в виде методики, обеспечивающей решение задачи в форме (1).

Методика описания моделей сложных слабоформализуемых систем. Активные и пассивные компоненты, выделенные в МС в зависимости от возможности их формализации (на основании имеющихся способов математического представления), разделяются на формализуемые и слабоформализуемые (табл. 1).

Примечание 1. Под интеллектуальной моделью понимается математическая модель, формализованная с использованием методов искусственного интеллекта.

На основании сформулированного принципа мультиструктурности [10] предложим *способ представления организационных структур* МС.

Замечание 2. Выбор способа математического описания единичной компонентной структуры $KS_i \in \{KS\}_N$ зависит от локальной цели компоненты, при этом изменение локальной цели может повлечь за собой смену способа задания модели компонент.

Таблица 1

Математическое описание МС

Тип компоненты/ возможность формализации	Вид модели
Активная/формализуемая	Аналитическая и/или интеллектуальная
Активная/слабоформализуемая	Интеллектуальная
Пассивная/формализуемая	Аналитическая
Пассивная/слабоформализуемая	Интеллектуальная

Для описания единичной организационной структуры KS_i используем матричный способ представления. Структура KS_i представляется матрицей $A = \{\alpha_{\alpha\beta}\}$, где $\alpha_{\alpha\beta}, \alpha = \overline{1,N}; \beta = \overline{1,N}$ – число связей, выходящих из *i*-й компоненты и входящих в *j*-ю компоненту. Общее число компонент для всех организационных структур множества $\{KS\}_N$ равно k, причем $k = \alpha = \beta$, таким образом, матрица $A = \{\alpha_{\alpha\beta}\}$ является квадратной.

В случае если для описания связи внутри KS используются весовые коэффициенты уверенности в наличии связи или весовые коэффициенты мощности связи ω_l, матрица организационной структуры будет иметь следующий вид:

$$A = \left\{ \left(\sum_{l=1}^{\alpha_{\alpha\beta}} \omega_l \right)_{\alpha\beta} \right\} \qquad (2)$$

Данный способ удобен для машинного представления организационных структур. Рассмотрим основные типы математических моделей компонент МС.

Математическая модель активной формализуемой компоненты в общем виде может быть представлена следующим образом: $M_1 : \langle A_C, \varphi_{\mathrm{I}}(P_C) \rangle$, где A_C – аналитическая модель, $\varphi_{\mathrm{I}}(P_C)$ – интеллектуальная модель.

Исходя из приведенных выше требований, разрабатываемая интеллектуальная модель должна реализовывать в режиме реального времени следующие функции: хранение знаний, реализация их формализации и обработка для выработки решения, продуцирование текущих знаний, оценка их качества, осуществление адаптации базы знаний, выработка решения.

Для осуществления хранения знаний в основном используется методология экспертных систем, в основе которой реализована та или иная модель базы знаний. Учитывая, что качество измерительной информации может являться следствием свойства нестационарности компоненты, процесс взаимодействия текущей и хранимой в базе знаний информации является актуальным.

Таким образом, математическая модель активной формализуемой компоненты в общем виде может быть представлена следующим образом: $M_2 : \langle \varphi_I(P_C) \rangle$.

Аналогичным образом осуществляется математическое описание пассивных компонент. Для формализуемой компоненты применяются аналитические модели (регрессионные уравнения, дифференциальные уравнения и пр.). Для слабоформализуемой компоненты применяются интеллектуальные или гибридные модели (объединяющие в себе аналитические и интеллектуальные модели).

Построим дерево выбора (рис. 3), отражающее взаимосвязь ключевых составляющих, учитываемых при решении задачи моделирования МС в условиях неопределенности.

Древовидная структура, изображенная на рис. 3, может быть представлена в матричной форме. Взаимосвязь между глобальной целью и локальными целями описывается с помощью следующего выражения:

$$\Lambda_1 = \begin{array}{c|cccc} G \setminus I & G_1 & G_2 & \ldots & G_m \\ \hline I_1 & w_{11}^{\Lambda_1} & . & . & w_{1m}^{\Lambda_1} \\ I_2 & . & . & . & . \\ \ldots & . & . & . & . \\ I_k & w_{k1}^{\Lambda_1} & . & . & w_{km}^{\Lambda_1} \end{array}, \qquad (3)$$

где m – число глобальных целей; k – число локальных целей; $w_{km}^{\Lambda_1}$ – вес связи между m-й глобальной и k-й локальной целями.

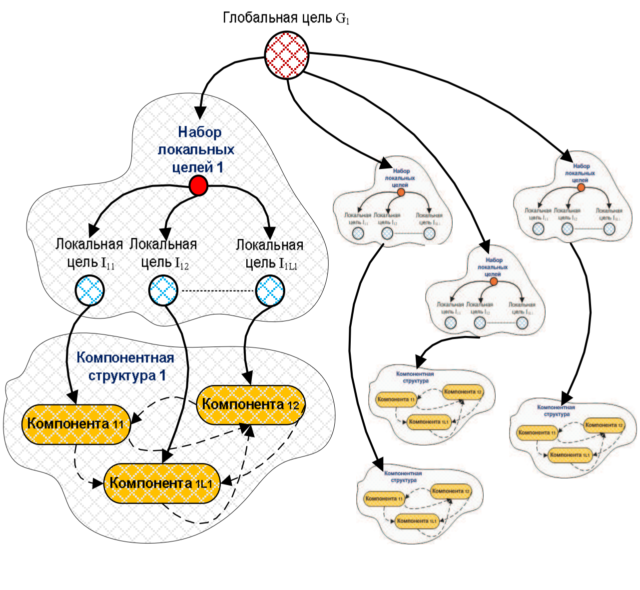


Рис. 3. Дерево выбора методики множественности математического описания компонент

Аналогичным образом описывается взаимосвязь между локальными целями и математическими моделями:

$$\Lambda_2 = \begin{array}{c|cccc} I \setminus M & I_1 & I_2 & \ldots & I_k \\ \hline M_1 & w_{11}^{\Lambda_2} & . & . & w_{1k}^{\Lambda_2} \\ M_2 & . & . & . & . \\ \ldots & . & . & . & . \\ M_h & w_{h1}^{\Lambda_2} & . & . & w_{hk}^{\Lambda_2} \end{array}, \qquad (4)$$

где k – число локальных целей; h – число моделей компонент; $w_{hk}^{\Lambda_2}$ – вес связи между k-й локальной целью и h-й математической моделью.

Общая схема решения задачи. Обобщенно процедура выбора наиболее подходящей математической модели может быть представлена последовательным прохождением пяти этапов (рис. 4).

На первом этапе происходит формирование дерева целей по аналогии со структурой, представленной на рис. 5. После этого на основе имеющейся компонентной структуры происходит формирование множества вариантов математических моделей.

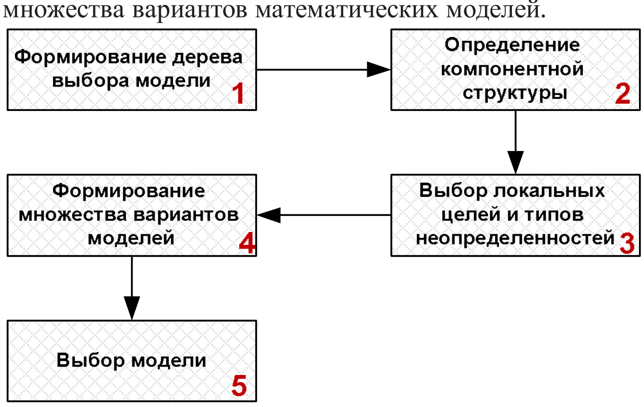


Рис. 4. Общая схема решения задачи

Выбор локальных целей и типов неопределенностей является вспомогательной операцией и происходит автоматически, исходя из сформированной в системе компонентной структуры. Последним этапом является выбор модели на основе численного значения некоторого обобщенного критерия:

$$F = f(\Lambda_1, \Lambda_2) \qquad (5)$$

где F – обобщенный критерий выбора математической модели; $f(\Lambda_1, \Lambda_2)$ – функция выбора.

Байесовский подход. В соответствии с подходами, описанными в [11 – 17], произведем отбор необходимой математической модели в случае выбора конкретной глобальной цели, при условии воздействия определенных видов неопределенности на основании Байесовского подхода:

$$P\left(M_i \middle| \{I_j, N\}\right) = \frac{P(M_i)P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)}{P\left(\{I_j, N\}\right)}, M_i \in M, \quad (6)$$

где $M_i \in M$ – i-я математическая модель (из которых одна, и только одна математическая модель будет выбрана); M – множество всех математических моделей компонент; $\{I_j, N\}$ – выбранная локальная цель I_j и набор неопределенностей N, оказывающих влияние на компоненту при выборе данной цели; $P\left(M_i \middle| \{I_j, N\}\right)$ – вероятность того, что выбор $M_i \in M$ сделан верно, при условии, что имеется набор данных $\{I_j, N\}$; $P(M_i)$ – априорная вероятность выбора математической модели $M_i \in M$; $P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)$ – вероятность получить набор данных $\{I_j, N\}$ при условии, что выбор $M_i \in M$ сделан правильно.

Для исключения некорректного выбора, обусловленного расчетом априорных вероятностей (проблема «неоптимальной» классификации [17]) используем веса $w_{lk}^{\Lambda_2}$. Вес в этом случае будет определять ценность выбора $M_i \in M$. Тогда наиболее подходящая при данном наборе $\{I_j, N\}$ математическая модель будет выбрана, исходя из выражения $w_{lk}^{\Lambda_2} P(M_i) P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)$.

Алгоритм реализации методики состоит из последовательности шагов.

Шаг 1. Построение дерева выбора методики множественности математического описания компонент $D = (G; I; M; P)$.

Шаг 2. Задание матриц взаимного влияния Λ_1, Λ_2 для соответствующих узлов дерева D.

Шаг 3. Расчет априорных вероятностей выбора математической модели $P(M_i)$.

Шаг 4. Расчет вероятностей $P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)$ при условии, что имеются набор данных $\{I_j, N\}$ и математическая модель $M_i \in M$.

Шаг 5. Расчет апостериорных вероятностей $P\left(M_i \middle| \{I_j, N\}\right)$.

Шаг 6. Вычисление величин $w_{lk}^{\Lambda_2} P(M_i) P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)$.

Шаг 7. Выбор наиболее подходящей модели $M_i \in M$ при имеющемся наборе данных $\{I_j, N\}$.

В качестве обобщенного критерия выбора математической модели может выступать максимальное значение, рассчитанное по вышеуказанной методике $F = \max\left[w_{lk}^{\Lambda_2} P(M_i) P\left(\{I_j, N\} \middle| M_i\right)\right]$.

Недостатком реализации методики множественности описания с применением Байесовского подхода является необходимость определения априорных вероятностей на этапе проектирования сложной слабоформализуемой системы. Данная задача является крайне трудоемкой в плане вычислительной сложности.

Деревья решений. Подход, основанный на выборе математической модели с помощью деревьев решений [19], предполагает участие лица, принимающего решение (ЛПР), в процедуре выбора. Для рассматриваемой задачи дерево решения представлено в виде иерархии вероятности выбора наборов локальных целей $q_1, q_2, q_{i'}$, локальных целей p_1, p_2 и моделей компонент $p_1^{'}, p_2^{'}$ (на рис. 5, квадратом обозначены узлы, в которых решение принимает ЛПР, а кругом – вероятностный выбор).

В этом случае значения весов в (3) и (4) имеют смысл вероятностей. Значения полезности f_1, f_2 задаются ЛПР.

К недостатку, отмеченному при применении Байесовского подхода, добавляется необходимость участия ЛПР в процедуре выбора математической модели. Это накладывает ряд ограничений, связанных с субъективным характером принятия решения о выборе, опытом ЛПР и пр.

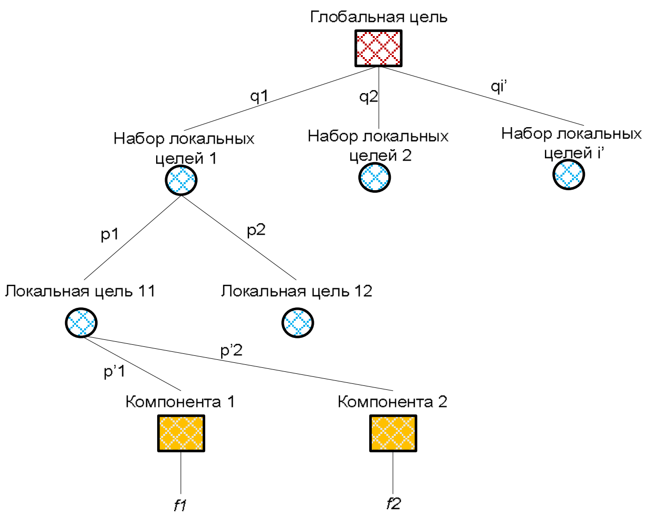


Рис. 5. Дерево решений

Метод анализа иерархий. Для выбора математической модели с применением метода анализа иерархий [20] необходимо получить несколько матриц парных сравнений: A_{SLG} – матрица парных сравнений наборов локальных целей; A_{CKM} – матрица парных сравнений моделей компонент. Выбор представлен следующей последовательностью: выбор набора локальных целей $\{I\}'$ на основе A_{SLG}; выбор модели компоненты и, соответственно, компонентной структуры M'_{KS} на основе A_{CKM} .

Матрица A_{SLG} позволяет выбрать наиболее подходящий набор локальных целей, требуемый для достижения глобальной цели. А матрица A_{CKM} необходима для выбора наиболее подходящей математической модели компоненты в той части дерева, которая локализована с использованием матрицы A_{SLG}.

Однако результаты парных сравнений для рассматриваемой сложной задачи могут оказаться противоречивыми, а значит, возникает необходимость проведения корректирующих расчетов для устранения противоречия. Итерационная процедура корректировки матриц парных сравнений может оказаться очень трудоемкой, что накладывает определенные ограничения на применение метода анализа иерархий для решения задачи выбора требуемой математической модели рассматриваемого класса сложных слабоформализуемых систем.

Продукционные правила. Выбор набора локальных целей и математических моделей компонент может быть описан с применением продукционных правил (рис. 6) [21]. Все параметры, участвующие в образовании дерева (рис. 3), представляются лингвистическими переменными, значения которых формализуются с применением девятиуровневого классификатора:

$$x_k = \{BND, LMND, MND, SND, Z, SPD, HMPD, MPD, LPD\}, \quad (6)$$

где B – большое, M – среднее, S – малое, L – ниже, H – выше, D – отклонение в N – отрицательном, P – положительном направлении от Z – нулевого значения.

Для задания функций принадлежности термов могут быть использованы типовые функции, например, Гауссова [22]. В качестве продукционных правил используются правила вида «*ЕСЛИ* … *ЕСТЬ* … *И* … *ЕСТЬ* … *ТО* … *ЕСТЬ* …».

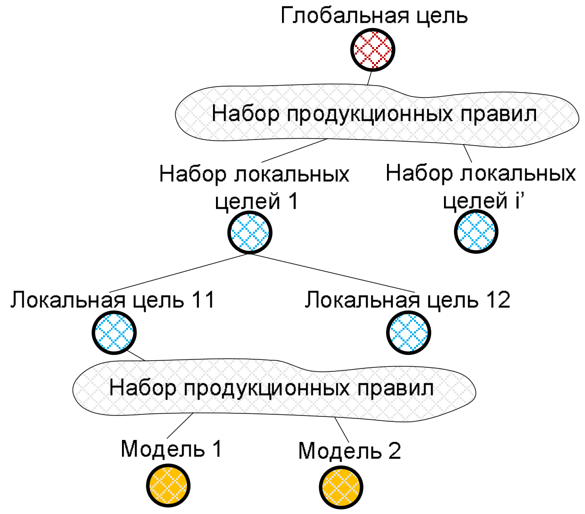


Рис. 6. Выбор на основе продукционных правил

В качестве алгоритмов нечеткого вывода могут быть использованы алгоритмы Мамдани, Сугено, Цукамото, Ларсена [23, 24]. Коррекция наборов продукционных правил из-за нестационарности процессов в рассматриваемом классе сложных слабоформализуемых систем может осуществляться с применением подхода, описанного в [25]. Данный подход обладает существенным недостатком, заключающимся в невозможности его применения в процессе функционирования сложной слабоформализуемой системы.

Нечеткие когнитивные карты. Задача множественности математического описания относится к классу слабоструктурированных задач, т. к. присутствуют [26]:

- вариативность организационного взаимодействия внутри древовидной структуры выбора модели (рис. 3) [27];
- некоторое число видов неопределенностей и малая изученность процессов, происходящих в некоторых компонентах [28];
- нестационарность, обусловленная изменчивостью процессов во времени.

Математический аппарат нечетких когнитивных карт (НКК) был впервые предложен Б. Коско в работе [29]. Существует значительное число видов нечетких когнитивных карт: нечеткие продукционные карты [30], обобщенные НКК [31], реляционные НКК [32], динамические когнитивные сети [33], НКК в базисе <истина, ложь, неопределенность> [34], НКК В.Б. Силова [35].

НКК – это граф, описываемый отношением $CM = (K, W)$, где CM – НКК, K – множество факторов (концептов) карты, $W = |w_{ij}|$ – матрица смежности, показывающая взаимное влияние концептов друг на друга $w_{ij} \in [-1;1]$. Концепты задаются лингвистическими описаниями и могут быть формализованы с применением теории нечетких множеств. Графическое изображение НКК представлено на рис. 7.

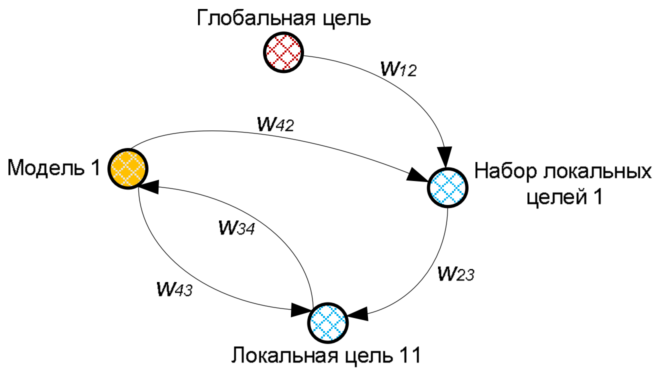


Рис. 7. Выбор на основе нечеткой когнитивной карты

Для определения наиболее подходящего математического аппарата описания дерева выбора модели компонентной структуры сложной слабоформализуемой системы проведем анализ описанных выше методов.

Анализ способов описания дерева выбора. Для удобства представления и анализа сведем достоинства (табл. 2) и недостатки (табл. 3) в таблицы (символ «+» обозначает наличие, а «–» – отсутствие соответствующей возможности).

Для табл. 2 введены следующие обозначения: A1 – наличие графического способа отображения, A2 – возможность использования лингвистических описаний, A3 – возможность использования экспертной информации, A4 – простота машинной реализации.

Таблица 2

Достоинства способов описания дерева выбора

Способ описания	A1	A2	A3	A4
Байесовский подход	–	–	+	+
Деревья решений	+	–	+	+
Метод анализа иерархий	–	+	+	+
Продукционные правила	–	+	+	+
Нечеткие когнитивные карты	+	+	+	+

Таблица 3

Недостатки способов описания дерева выбора

Способ описания	B1	B2	B3	B4
Байесовский подход	+	+	+	+
Деревья решений	+	–	+	+
Метод анализа иерархий	–	–	+	+
Продукционные правила	–	–	+	+
Нечеткие когнитивные карты	–	–	–	–

Для табл. 3 введены следующие обозначения: B1 – большой объем предварительных статистических вычислений, B2 – использование ЛПР в процессе функционирования системы, B3 – необходимость устранения противоречий в процессе функционирования, B4 – необходимость корректировки при наличии нестационарности.

Таким образом, анализ описанных в работе подходов (табл. 1 и табл. 2) позволяет сделать вывод о том, что наиболее подходящим способом описания дерева выбора математической модели компонентной структуры сложной слабоформализуемой системы являются нечеткие когнитивные карты. Рассмотрим расчетный пример, иллюстрирующий применение НКК для целей выбора требуемой математической модели компонентной структуры.

Расчетный пример. Построим нечеткую когнитивную карту выбора математической модели сложной слабоформализуемой системы на основе компонентного подхода для фрагмента дерева выбора, соответствующего ветке «глобальная цель – набор локальных целей 1» (рис. 8).

В качестве основы выберем нечеткие когнитивные карты В.Б. Силова, в которых применяется каузальная алгебра, которая использует операции *T*-норм, *S*-норм, макстриангулярную композицию, операцию *max* и замыкание [35].

Построенная нечеткая когнитивная карта является достоверной на основе критериев, предложенных в работе (критерий наличия нормальной формы, критерий бесконтекстности понимания конструкций карты, критерий полноты влияния на концепт и критерий соразмерности концептов по объемам понятий) [36].

Консонанс влияния концептов на выбор математической модели близок к единице, что показывает высокий уровень доверия к полученным результатам. Наибольшее влияние на процесс выбора математической модели оказывают «уверенность в выборе набора локальных целей» и «вид локальной цели».

Анализ достоверности и проверка структурной устойчивости нечеткой когнитивной карты, совместно с полученными значениями интегральных показателей, позволяют сделать вывод о применимости построенной в расчетном примере карты для целей выбора требуемой математической модели.

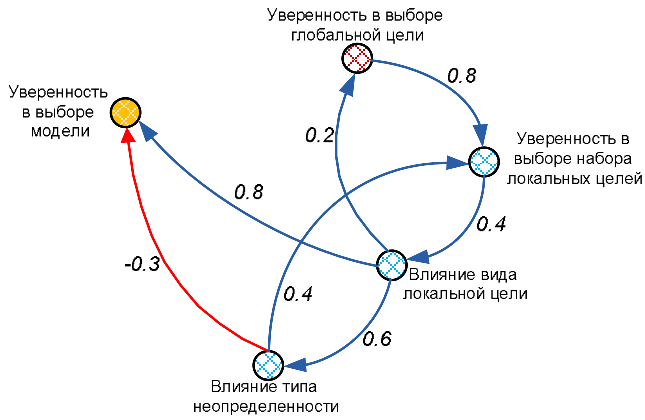


Рис. 8. Пример нечеткой когнитивной карты

Кроме того, карта является структурно устойчивой (имеются два цикла положительной обратной связи «уверенность в выборе глобальной цели→уверенность в выборе набора локальных целей→влияние вида локальной цели» и «уверенность в выборе набора локальных целей→влияние вида неопределенности→влияние типа неопределенности») [37].

Рассчитанные интегральные показатели, представленные в табл. 4, позволяют утверждать о возможности применения математического аппарата нечетких когнитивных карт для рассматриваемой задачи. Для табл. 4 введены следующие обозначения: C1 – консонанс влияния концепта на процесс выбора математической модели; C2 – диссонанс влияния концепта на процесс выбора математической модели; C3 – влияние выбора математической модели на факторов, выделенных в работе, на процесс выбора требуемой математической модели в процессе функционирования сложной слабоформализуемой системы на основе компонентного подхода.

Литература

1. Волкова В.Н., Денисов А.А. Теория систем и системный анализ. М.: Юрайт, 2010. 680 с.

2. Мышкис А.Д. Элементы теории математических моделей. Изд. 3-е, испр. М.: КомКнига, 2007. 192 с.

3. Бусленко Н.П. Моделирование сложных систем. М.: Наука, 1978. 384 с.

4. Павловский Ю.Н. Имитационные модели и системы. М.: Фазис, 2000. 131 с.

5. Boccara N. Modeling Complex Systems. Springer, 2010. 490 p.

6. Fiona A. C. Polack, Tim Hoverd, Adam T. Sampson, Susan Stepney, Jon Timmis. Complex Systems Models: Engineering Simulations. ALife XI Winchester UK, August 2008. MIT Press, 2008. P. 482-489.

7. Ганюков В.Ю., Ханова А.А., Сульдина Н.В. Интеллектуальная система управления цепями поставок логистического предприятия на основе дискретно-событийной, агентной и системно-динамической имитационных моделей // Вестн. Астрахан. гос. техн. ун-та. Сер. Управление, вычислительная техника и информатика. 2012. № 2. С. 143-149.

8. Дубов В.М., Капустянская Т.И., Попов С.А., Шаров А.А. Проблематика сложных систем (концептуальные основы модельных представлений). СПб.: Элмор, 2006. 184 с.

9. Щербатов И.А., Проталинский О.М. Сложные слабоформализуемые многокомпонентные технические системы // Управление большими системами: сб. ст. М., 2013. Вып. 45. С. 30-46.

концепт; C4 – влияние концепта на выбор математической модели.

Таблица 4

Значение показателей нечеткой когнитивной карты

Показатель	К1	К2	К3	К4	К5
C1	0.927	0.927	0.927	0.88	0
C2	0.073	0.073	0.073	0.12	1
C3	0.075	0.352	0.208	0.226	0.215
C4	0.326	0.24	0.432	0.078	0

Заключение

В работе обоснована актуальная задача не единственности математической модели компоненты сложной слабоформализуемой системы. Проведен аналитический обзор способов описания математических моделей, на основании которого в качестве инструментария выбрано нечеткое когнитивное моделирование с применением нечетких когнитивных карт В.Б. Силова. Приведенный расчетный пример показывает, что выбранный подход применим для целей выбора требуемой математической модели компонентной структуры сложной слабоформализуемой системы.

В качестве дальнейшего развития работы предполагаются анализ и моделирование влияния различных

10. 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. No. 2. P. 276-283.

11. Berger J.O., Pericchi, L. (2001). Objective Bayesian methods for model selection: Introduction and comparison (with discussion) // In Model Selection. IMS, Beachwood, OH. P. 135-207.

12. Chipman, H. A., George, E. I., Mcculloch, R. E. (2001). The practical implementation of Bayesian model selection (with discussion) // The same. P. 65–134

13. Clyde M., George E.I. Model Uncertainty // Statistical Science. 2001. Vol. 19, No. 1. P. 81-94.

14. Draper D. (1995). Assessment and propagation of model uncertainty (with discussion) // J. Roy. Statist. Soc. Ser. B 57. P45–97.

15. Hodges J. S. Uncertainty, policy analysis and statistics (with discussion) // Statistical Science. 2001. Vol. 2. P. 259-275.

16. Hoeting, J. A., Madigan, D., Rdftery, A. E. And Volinsy, C. T. (1999). Bayesian model averaging: A tutorial (with discussion) // Statist. Sci. 14 382–417.

17. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основе принципа минимальной длины описания. СПб.: Политехника, 2007. 548 с.

18. Тулупьев А.Л., Николенко С.И., Сироткин А.В. Байесовские сети: Логико-вероятностный подход. СПб.: Наука, 2006. 607 с.

19. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в Волшебных Странах: 392 с.

20. Саати Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: Аналитические сети: пер. с англ. Изд. 3-е. М.: ЛИБРОКОМ, 2011. 360 с.

21. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и FuzzyTech. СПб: БХВ-Петербург, 2005. 736 с.

22. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. М.: Горячая Линия-Телеком, 2004. 143 с.

23. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plants // Proc. Inst. Elect. Eng. 1974. Vol. 121, № 12. P. 1585-1588.

24. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // IEEE Trans. Syst., Man. Cybern. 1985. Vol. 15, № 1. P. 116-132.

25. Проталинский О.М. Применение методов искусственного интеллекта при автоматизации технологических процессов: моногр. Астрахань: Изд-во Астрахан. гос. техн. ун-та, 2004. 184 с.

26. Максимов В.И., Корноушенко Е.К. Аналитические основы применения когнитивного подхода при решении слабоструктурированных задач // Труды ИПУ РАН. 1999. Т. 2. С. 95-100.

27. Horling, B., Lesser, V. A survey of multi-agent organizational paradigms // Knowl. Eng. Rev. 2005. № 19. P. 281–316.

28. Щербатов И.А. Классификация неопределенностей в задачах моделирования и управления сложными слабоформализуемыми системами // Вестн. Сарат. гос. техн. ун-та. 2013. Т. 1, № 1 (69). С. 175-179.

29. Kosko B., Fuzzy cognitive maps // International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24, № 1. P. 65-75.

30. Carvalho, J.P., Tomé J.A.B. Rule Based Fuzzy Cognitive Maps – Fuzzy Causal Relations, Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation // Evolutionary Computation & Fuzzy Logic for Intelligent Control, Knowledge Acquisition & Information Retrieval, edited by M.: Mohammadian, IOS Press, 1999.

31. Федулов А.С., Борисов В.В. Обобщенные нечеткие когнитивные карты // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2004. № 4. С. 3-21.

32. Федулов А.С. Нечеткие реляционные когнитивные карты // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2005. № 1. С. 120-133.

33. Miao, Y., Liu Z. Dynamical Cognitive Network as an extension of Fuzzy Cognitive Map in Proc. Int // Conf. Tools Artificial Intelligence. Chicago, IL, November 1999.

34. Vasanta Kandasamy W.B., Smarandache F. Fuzzy Cognitive Maps and Neutrosophic Cognitive Maps. Xiquan, 2003. 211 p.

35. Силов В.Б. Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке. М.: ИНПРО-РЕС, 1995. 228 с.

36. Абрамова Н.А., Коврига С.В. Некоторые критерии достоверности моделей на основе когнитивных карт // Проблемы управления. 2008. № 6. С. 23-33.

37. Ямалов И. Моделирование процессов управления и принятия решений в условиях чрезвычайных ситуаций. М.: Лаборатория базовых знаний, 2007. 288 с.4

References

1. Volkova V.N., Denisov A.A. Systems theory and systems analysis. M.: Izd. Jurajt, 2010. 680 p.

2. Myshkis A.D. Elements of the theory of mathematical models. Izd. 3-e, ispr. M.: KomKniga, 2007. 192 p.

3. Buslenko N.P. Modeling of complex systems. M.: Nauka, 1978. 384 p.

4. Pavlovskij Yu.N. Simulation models and systems. M.: Fazis, 2000. 131 p.

5. Boccara N. Modeling Complex Systems. Springer, 2010. 490 p.

6. Fiona A. C. Polack, Tim Hoverd, Adam T. Sampson, Susan Stepney, Jon Timmis. Complex Systems Models: Engineering Simulations. ALife XI, Winchester, UK, August 2008. MIT Press, 2008. P. 482-489.

7. Ganjukov V.Yu., Hanova A.A., Suldina N.V. Intelligent control system of chains of deliveries of logistics enterprises on the basis of a discrete-event, agent-based and system-dynamics imitational models // Vestn. Astrahan. gos. tehn. un-ta. Ser. Upravlenie, vychislitelnaja tehnika i informatika. 2012. № 2. P. 143-149.

8. Dubov V.M., Kapustjanskaja T.I., Popov S.A., Sharov A.A. Problems of complex systems (conceptual basis of model representations). SPb.: «Jelmor», 2006. 184 p.

9. Shcherbatov I.A., Protalinskij O.M. Complex poor-formalized multicomponent technical systems // Upravlenie bolshimi sistemami: sb. st. M., 2013. Iss. 45. P.30-46.

10. 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. № 2. P. 276-283.

11. Berger J.O., Pericchi, L. (2001). Objective Bayesian methods for model selection: Introduction and comparison (with discussion) // In Model Selection. IMS, Beachwood, OH. P. 135-207.

12. Chipman, H.A., George, E.I., Mcculloch, R.E. (2001). The practical implementation of Bayesian model selection (with discussion) // In Model Selection. IMS, Beachwood, OH. P. 65–134.

13. Clyde M., George E.I. Model Uncertainty // Statistical Science. 2001. Vol. 19, No. 1. P. 81-94.

14. Draper D. (1995). Assessment and propagation of model uncertainty (with discussion) // J. Roy. Statist. Soc. Ser. B 57. P45–97.

15. Hodges J.S. Uncertainty, policy analysis and statistics (with discussion) // Statistical Science. 2001. Vol. 2. P. 259-275.

16. Hoeting, J.A., Madigan, D., Rdftery, A.E., Volinsy, C.T. (1999). Bayesian model averaging: A tutorial (with discussion) // Statist. Sci. 14. P. 382–417.

17. Potapov A.S. Pattern recognition and machine perception: A general approach based on the principle of minimum description length. SPb.: Politehnika, 2007. 548 p.

18. Tulupiev A.L., Nikolenko S.I., Sirotkin A.V. Bayesian networks: Logic and probabilistic approach. SPb.: Nauka, 2006. 607 p.

19. Larichev O.I. Theory and methods of decision-making, and Chronicle of Events in Magic Kingdoms. M.: Logos, 2003. 392 p.

20. Saati T.L. Decision-making at the dependencies and feedback: Analytic network: per. s angl. Izd. 3-e.-M.: «LIBROKOM», 2011. 360 p.

21. Leonenkov A. Fuzzy modeling in MATLAB and FuzzyTech. SPb: BHV-Peterburg, 2005. 736 p.

22. Uskov A.A., Kuzmin A.V. Intelligent control technology. Artificial neural networks and fuzzy logic. M.: Gorjachaja Linija-Telekom, 2004. 143 p.

23. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plants // Proc. Inst. Elect. Eng. 1974. Vol.121, № 12. P. 1585-1588.

24. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // IEEE Trans. Syst., Man. Cybern. 1985. Vol.15, № 1. P. 116-132.

25. Protalinskij O.M. Application of artificial intelligence methods in process automation: monogr. Astrahan: Izd-vo Astrahan. gos. tehn. un-ta, 2004. 184 p.

26. Maksimov V.I., Kornoushenko E.K. Analytical basis for the use of the cognitive approach in solving semistructured problems // Trudy IPU RAN. 1999. Vol. 2. P.95-100.

27. Horling, B., Lesser, V. A survey of multi-agent organizational paradigms. Knowl. Eng. Rev. 2005. №19. P. 281–316.

28. Shcherbatov I.A. Classification of uncertainty for modeling and control of complex poor-formalized systems // Vestn. Sarat. gos. tehn. un-ta. 2013. Vol. 1, № 1 (69). P. 175-179.

29. Kosko B., Fuzzy cognitive maps // International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24, № 1, P. 65-75.

30. Carvalho, J.P. and Tomé J.A.B., Rule Based Fuzzy Cognitive Maps – Fuzzy Causal Relations, Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation: Evolutionary Computation & Fuzzy Logic for Intelligent Control, Knowledge Acquisition & Information Retrieval, edited by M. Mohammadian, IOS Press, 1999.

31. Fedulov A.S., Borisov V.V. Generalized fuzzy cognitive maps // Nejrokompjutery: razrabotka, primenenie. 2004. № 4. P. 3–21.

32. Fedulov A.S. Fuzzy relational cognitive maps // Izv. RAN. Teorija i sistemy upravlenija. 2005. № 1. P. 120–133.

33. Miao, Y., and Z. Liu, Dynamical Cognitive Network as an extension of Fuzzy Cognitive Map in Proc. Int. Conf. Tools Artificial Intelligence, Chicago, IL, November 1999.

34. Vasanta Kandasamy W.B., Smarandache F. Fuzzy Cognitive Maps and Neutrosophic Cognitive Maps. Xiquan, 2003. 211 p.

35. Silov V.B. Strategic decision-making in a fuzzy environment. M.: INPRO-RES, 1995. 228 p.

36. Abramova N.A., Kovriga S.V. Some criteria for the validation of models based on cognitive maps // Problemy upravlenija. 2008. № 6. P. 23-33.

37. Jamalov I. Modeling control and decision-making processes in emergency situations. M.: Laboratorija bazovyh znanij, 2007. 288 p.