

УДК 004.051

## АНАЛИЗ МЕТОДОВ И МОДЕЛЕЙ СИСТЕМ СИТУАЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ

**Колесников Андрей Александрович,**

канд. техн. наук, доцент кафедры управления, информатики и общенаучных дисциплин,

e-mail: [indra.ufa@gmail.com](mailto:indra.ufa@gmail.com),

Академия ВЭГУ, г. Уфа,

<http://www.vegu.ru/>

*Формализованное представление сложных нестационарных производственных процессов приводит к экспоненциальному усложнению математических методов и моделей и зачастую невозможности их решения, в том числе, эвристическими методами. В статье проводится анализ математических методов и моделей систем ситуационного управления производственным процессом. Рассматриваются особенности их применения для разного типа производственных процессов: дискретных, дискретно-непрерывных, непрерывных. Для построения общесистемной модели предлагается подход интегративных потоковых диаграмм, сочетающих элементы с непрерывными потоками и дискретно-событийные потоки. Данный подход позволяет облегчить задачу формализации знаний специалистов в предметной области и использовать только одну форму представления знаний – потоковые диаграммы. Применение системных моделей на основе интегративных потоковых диаграмм позволяет в процессе реинжиниринга системы изменять тип отдельных элементов диаграммы без изменения топологии связей, формализующих экспертные знания о предметной области, что значительно снижает трудозатраты по изменению модели.*

**Ключевые слова:** ситуационное управление, производственный процесс, нечеткая логика, нестационарный объект, классификация ситуаций

## ANALYSIS OF METHODS AND MODELS OF SITUATIONAL MANAGEMENT SYSTEMS

**Kolesnikov A.A.,**

cand. tech. sci., Associate Professor, department of management, informatics and general scientific disciplines,

e-mail: [indra.ufa@gmail.com](mailto:indra.ufa@gmail.com)

VEGU Academy, Ufa, Russia,

<http://www.vegu.ru/>

*Formalized representation of complex non-stationary production processes leads to exponential complication of mathematical methods and models and often the impossibility of solving them, including heuristic methods. The article analyzes mathematical methods and models of situational control systems of the production process. The features of their application for different types of production processes are considered: discrete, discrete – continuous, continuous. An integrative approach is proposed to construct a system-wide model, which combine continuous flow and discrete event flows. This approach makes it easier to formalize the knowledge of specialists in the subject area and use only one form of knowledge representation – flow diagrams. The use of system models based on integrative flowcharts allows to change the type of individual chart elements in the process of system reengineering without changing the topology of links that formalize expert knowledge about the subject area, which significantly reduces the labor costs of changing the model.*

**Keywords:** situational management, production process, fuzzy logic, non-stationary object, classification of situations

DOI 10.21777/2500-2112-2019-2-85-91

Производственный процесс современного предприятия рассматривается как совокупность различных систем, включая сложную техническую систему, экономическую, социальную, экологическую и др. В каждой из систем выделяется объект управления, который характеризуется множеством разнородных параметров. Техническая система предприятия включает технологическое оборудование, подсистему управления на основе человеко-машинного интерфейса и имеет следующие особенности: имеет непрерывный технологический цикл производственных операций и дискретный процесс управления, отличается отсутствием полного комплекса априорной информации об объекте управления, содержит объективную возможность возникновения нештатных ситуаций. В функциональной области техническая система характеризуется неразрывными связями системы управления технологическим процессом и системы организационного управления, и соответственно наличием определенных субъективных факторов. Даже при наличии формализованной эталонной модели объекта управления существует пространство признаков, в котором проявляется свойство неполной определенности эталонной модели и требуется принятие решений в соответствии с ситуационной моделью. Также необходимо учитывать, что производственная система характеризуется, как правило, наличием нестационарных объектов, обладающих различными степенями влияния на ее эффективность и напрямую влияющих на агрегированные показатели качества управления. Производственный процесс, при котором наблюдается изменение характеристик физической среды, в которой он выполняется, определяется как нестационарный. Нестационарность, как правило, не учитывается в моделях управления или учитывается не в той степени, насколько это необходимо, в связи с тем, что включение данного фактора приводит к избыточному усложнению системных и математических моделей. Нестационарность в классических моделях управления исследователи склонны рассматривать как случайную ошибку в значениях параметров, хотя причиной ее появления является неоднозначное изменение параметров производственного процесса во времени. Как следствие, фактор нестационарности производственного процесса недостаточно полно учитывается в существующих моделях управления.

Применяемые подходы к управлению, как правило, строятся на том предположении, что параметры объекта управления в пространстве признаков известны с заданной точностью. Формальная математическая модель строится как зависимость входов и выходов системы управления. Однако, даже при наличии инструментария автоматизированного аналитического вывода, сферой, в которой применяются «классические» методы управления, остаются относительно простые объекты управления с хорошо формализуемыми свойствами. При попытке проанализировать и описать более сложные свойства объектов управления экспоненциально усложняются математические модели, значительно повышается сложность их решения, в том числе эвристическими методами. Начиная с середины прошлого столетия идет активное развитие «неклассических» подходов в теории управления [10], в которых объект управления рассматривается не как абсолютно известная точка в пространстве признаков, а как некоторая информация об этой «точке». При этом управление сводится к замене аналитических функциональных зависимостей параметров объекта управления априорными или эмпирическими знаниями, либо результатами обучения на контрольных выборках.

В связи с неполной определенностью эталонной модели объекта управления, система ситуационного управления анализирует не отклонение параметров от эталона, а анализирует ситуацию и относит ее к одному из классов ситуаций. Каждая ситуация характеризуется вектором числовых параметров  $P_i$ . В  $N$ -мерном пространстве признаков строятся функции принадлежности классам ситуаций. Таким образом классификацией в данных теориях управления является упорядоченное по определенному принципу множество объектов, которые характеризуются сходными классификационными признаками (одно или несколько свойств), отобранных для определения сходства или различия между этими объектами.

Классификация ситуаций производится по следующим правилам:

- в каждом акте деления используется только один признак;
- объединение множеств ситуаций после деления должно быть тождественным исходному множеству ситуаций;
- множества классов после деления не должны пересекаться;
- деление должно производиться в соответствии с иерархической моделью представления данных.

Классификатором ситуаций является иерархический адаптивный объект базы знаний, определяющий какому из ранее определенных классов принадлежит возникающая ситуация по вектору признаков. Процесс классификации ситуаций состоит из двух этапов [11]: конструирования модели и ее использования. Конструирование модели – описание множества предопределенных классов. Каждый пример набора данных относится к одному предопределенному классу. На этом этапе используется обучающее множество, на нем происходит конструирование модели. Полученная модель представляется деревом решений. Использование модели – классификация новых ситуаций.

Оценка адекватности модели осуществляется на основе следующих правил:

- известные значения из тестового примера сравниваются с результатами использования полученной модели;
- степень адекватности – это относительное количество правильно классифицированных ситуаций в тестовом множестве;
- тестовое множество не должно зависеть от обучающего множества ситуаций.

Методы анализа данных, основанные на статистических расчетах, являются параметрическими, т.е. заранее должны быть известны вид модели или зависимость между зависимыми и независимыми переменными. Например, классификаторы, построенные по принципу максимального правдоподобия, предполагают, что данные имеют нормальное распределение. Подобные предположения для создаваемой системы ситуационного управления проверить невозможно.

Одним из возможных решений проблемы классификации является применение кластерного анализа. Кластеризация – это сведение объектов в группы (кластеры) по принципу близости признаков для одной категории и противопоставлению различных групп между собой. Значительная часть алгоритмов кластеризации не основана на традиционных для статистических методов допущениях; данный вид анализа не нуждается в априорных предположениях о наборе данных. Алгоритмы кластеризации могут использоваться даже в условиях отсутствия информации о законах распределения данных. Метод кластеризации не ставит ограничений на представление исследуемых объектов, кроме того он позволяет включать в анализ показатели объектов с различными типами данных: количественными, качественными или смешанными признаками. Однако при этом измерение переменных должно осуществляться в сравнимых измерительных знаковых системах (шкалах). Схожесть и различие кластеров определяются по критерию расстояния между объектами. Наиболее часто применяется метрика евклидова расстояния:

$$D_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}.$$

Кластеры дифференцируются по двум математическим характеристикам: координаты центра и радиус, выраженный одной из метрик. Центром кластера является среднее геометрическое место точек в пространстве переменных. Радиус кластера – максимальное расстояние точек от центра кластера. В основе предлагаемого кластерного анализа два предположения: первое – рассматриваемые признаки допускают разбиение пула объектов на кластеры; второе – применяемые масштаб и единицы измерения признаков являются верными.

Цель применяемых методов кластерного анализа заключается в поиске функции  $f(x)$ , которая разделяет набор данных по классам. При этом в методах кластерного анализа выделяют две группы данных: иерархические, неиерархические. Недостатком подобных методов является [7]:

- разбиение на кластеры не всегда соответствует реальным классам объектов, в ряде случаев полученное разбиение на кластеры определяется структурой обучающей выборки;
- существуют ограничения на объем данных в выборке;
- кластерный анализ часто не является устойчивым к исключению обучающих выборок;
- некоторые способы кластеризации используют методы статистической обработки информации, предполагающие заданный статистический закон распределения исходных данных, что, как правило, не соответствует реальным производственным ситуациям.

Существует ряд усовершенствованных методов кластеризации, обеспечивающих устойчивость алгоритма к изменениям входных данных и позволяющих обрабатывать большие объемы данных. От-

метим такой алгоритм как WaveCluster (волновая кластеризация), который в начале работы обобщает данные путем наложения на пространство данных многомерной решетки и анализирует обобщенные характеристики точек, попавших в одну ячейку решетки. Этот алгоритм обеспечивает возможность обнаружения кластеров произвольной формы, алгоритм не чувствителен к шумам. В тоже время он обладает рядом недостатков: сложность реализации, применимость только к данным низкой размерности. Ряд алгоритмов кластеризации, таких как Clustering LARge Applications, Clarans, CURE, DBScan способны обрабатывать большие объемы данных, но они строятся на основе методов статистической обработки данных. В связи с этим эффективность этих алгоритмов зависит от выбранных обучающих выборок и может не обеспечить качества кластеризации на всем множестве исходных данных.

Нечеткая кластеризация определяется матрицей нечеткого разбиения вида:

$$F = [\mu_{ki}], \mu_{ki} \subseteq [0, 1], k=1, m; i=1, c,$$

в которой  $n$ -ая строка содержит степени принадлежности  $\mu_{kn}$  для  $k$ -го объекта, определяемого набором параметров  $(x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn})$ , к кластерам  $A_1, A_2, \dots, A_c$ . Единственным отличием матрицы нечеткого разбиения является то, что степень принадлежности объекта к кластеру принимает значения из интервала  $[0, 1]$ , а не из двухэлементного множества  $\{0, 1\}$  как для «четкого» разбиения [5].

Условия для матрицы нечеткого разбиения записываются в виде [4, 6]:

$$\sum_{i=1, c} \mu_{ki} = 1, k = 1, m,$$

$$\sum_{k=1, m} \mu_{ki} < n, k = 1, c.$$

Для оценки качества нечеткого разбиения используется такой критерий разброса [3]:

$$\sum_{i=1, c} \sum_{k=1, n} (\mu_{ki})^m V_i - X_k^2,$$

где  $V_i = \frac{(\sum_{k=1, n} (\mu_{ki})^m X_k)}{\sum_{k=1, n} (\mu_{ki})^m}, i = 1;$

$c$  – центры нечетких кластеров;

$\mu$  – экспоненциальный вес, определяющий нечеткость кластеров.

Наиболее известный и часто применяемый алгоритм нечетких средних, в основу которого положен метод неопределенных множителей Лагранжа. Он позволяет найти локальный оптимум, поэтому выполнение алгоритма из различных начальных точек может привести к разным результатам.

Нелинейное разделение классов объектов реализуется в методах, основанных на прецедентах. Эти методы для решения задачи используют следующие шаги:

- сбор информации о задаче;
- сопоставление информации с прецедентами, хранящимися в базе, для выявления аналогичных ситуаций;
- выбор прецедента, наиболее близкого к текущей ситуации, из базы прецедентов;
- адаптация выбранного решения к текущей ситуации, если это необходимо;
- верификация каждого вновь полученного решения;
- занесение информации о новом прецеденте в базу прецедентов.

Таким образом, вывод, основанный на прецедентах, представляет собой метод анализа данных, который делает заключения относительно данной ситуации по результатам поиска аналогий, хранящихся в базе прецедентов. Данный метод относится к категории «обучение без учителя». Разработка базы прецедентов по конкретной предметной области происходит на естественном языке, следовательно, может быть выполнена сотрудниками предприятия (организации), работающими в данной предметной области, без привлечения специалистов по информационным технологиям. К преимуществам данного метода относится:

- простота использования полученных результатов;
- решения не уникальны для конкретной ситуации, возможно их использование для других случаев;
- целью поиска является лучшее из возможных решений.

Недостатками метода является:

– данный метод не создает каких-либо моделей или правил, обобщающих предыдущий опыт. В выборе решения они основываются на всем массиве доступных исторических данных, поэтому невозможно сказать, на каком основании строятся ответы;

– существует сложность выбора метрики. От нее главным образом зависит объем множества записей, которые нужно хранить в базе знаний для достижения требуемой точности классификации;

– при использовании метода возникает необходимость полного перебора обучающей выборки при распознавании, следствие этого – вычислительная трудоемкость.

Существуют альтернативные решения задачи классификации ситуаций на основе использования методик нечеткого вывода Мамдани-Заде [9] и гибридных нечетких нейронных сетей, таких как, сети Такаги-Сугено-Канга [8]. В задачах ситуационного управления производственным процессом, как правило, отсутствует достаточный объем обучающих и тестовых данных для полного обучения нейронной сети. Таким образом, необходимо первичную настройку самообучаемой системы произвести аналитически и тем самым сократить необходимый объем экспериментальных данных. Классический алгоритм нейронных сетей не позволяет непосредственно построить вектора настройки узлов по аналитическим данным. Очевидным способом решения задачи является предварительная настройка нейронной сети на основе данных имитационного моделирования. Ряд гибридных нечетко-нейронных систем, в частности Такаги-Сугено-Канга, являются существенно более «прозрачными» и допускают прямую аналитическую настройку узлов.

Модели нечеткого вывода Мамдани-Заде позволяют описать выходной сигнал  $y$  многомерного процесса как нелинейную функцию входных переменных  $x_i, i = 1, 2, \dots, N$  и параметров нечеткой системы. Каждое из  $M$  правил определяется уровнем активации условия:

$$\mu(y_i) = \prod_{j=1}^M \mu_{A_i}(x_j),$$

где  $y_i$  – значение  $y$ , при котором значение  $\mu(y_i)$  максимально.

Пусть  $y_i$  – центр  $C_i$  нечеткого множества заключения  $i$ -го правила вывода. Тогда дефазификация относительно среднего центра осуществляется согласно выражению:

$$\mu(y_i) = \left( \sum_{i=1}^N C_i \left[ \prod_{j=1}^M \mu_{A_i}(x_j) \right] \right) / \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^M \mu_{A_i}(x_j).$$

Величину  $y$  можно рассматривать как результат аппроксимации данных обучающей выборки. Таким образом, задачу формализации экспертных знаний можно привести к задаче оптимизации построения аппроксимирующей функции  $y$  в пространстве функций с метрикой  $d$ .

Возможным решением задачи является использование нечетких нейронных сетей Такаги-Сугено-Канга [1]. В литературе приводятся данные о сравнительной эффективности применения методик нечеткого вывода Мамдани-Заде [2] и нечетких нейронных сетей Такаги-Сугено-Канга. Показано, что эффективность нейронных сетей Такаги-Сугено-Канга несколько выше [9] и их реализация проще.

Модели ситуационного управления интегрируются с системой сетевого планирования и управления. Методология (но не реализация) сетевого планирования производственных моделей на основе диаграмм IDEF0 и IDEF3 описана, в частности, в стандарте IDEF4.

В системах поддержки принятия решений ключевыми методиками динамического моделирования являются следующие: моделирование на основе непрерывных потоков, дискретно-событийное моделирование, агентное моделирование. Первая методика – моделирование на основе непрерывных потоков, или как ее еще называют, «системная динамика» – представляет собой классическое направление, которое разработал и предложил в конце 1950-х годов Джей Форрестер. Автор методики определял её как «исследование информационных обратных связей в промышленной деятельности». Данный подход впоследствии широко применялся для моделирования социальных, медицинских и экологиче-

ских систем. Ключевые особенности построения потоковых моделей основаны на способе неявного определения разностных схем, который обеспечивает:

- возможность построения многомерных моделей с высокой размерностью;
- возможность построения моделей высокого порядка;
- отсутствие необходимости аналитической записи передаточных функций, т.е. допустимо неявное определение функций элементов модели;
- возможность работы с асимптотической неустойчивой моделью при условии ее нелинейности.

Система с непрерывными потоками является эффективной моделью в тех случаях, когда речь идет о дискретно-непрерывных процессах, поскольку процесс производства более естественно описать как непрерывный. Как правило эксперты по производству без особых затруднений способны формализовать причинно-следственные связи в терминах непрерывных потоков. Однако в то же время эти системы обычно не удается формализовать в терминах дискретных причинно-следственных связей формальной булевой логики или продукционных правил.

Дискретно-событийное моделирование относится к подходу, соответствующему низкому и среднему уровню абстракции. Автором данной концепции стал Джеффри Гордон, который в 60-х годах прошлого века разработал популярное до сегодняшнего дня программное средство GPSS. Гордон предложил использовать концепции заявок (entities), ресурсов и потоковых диаграмм (flowcharts). Заявки представляют собой некие пассивные объекты, которые перемещаются, захватывают и освобождают ресурсы согласно потоковым диаграммам – схемам, описывающим изучаемый процесс. В качестве заявок могут выступать исполнители, товары, детали, документы и сообщения. Данный метод моделирования является дискретным, поскольку каждому событию соответствует определенный дискретный момент времени. «Обезличенность» заявки является характерной чертой данного подхода, т.е. заявка абстрагируется от индивидуальных свойств представляемого объекта. Предполагается, что все заявки обладают универсальной логикой поведения и обрабатываются по единому, заранее известному алгоритму. На сегодняшний день существует достаточно много программных продуктов, в которых реализован данный подход, что объясняется большой популярностью дискретно-событийного моделирования в таких областях как системы массового обслуживания, бизнес-процессы, производство, логистика, медицина, транспорт и др.

Для построения системной модели нестационарного производственного процесса наиболее эффективным является подход интегративных потоковых диаграмм, который сочетает в себе как элементы с непрерывными потоками, так и дискретно-событийные потоки. Потоковые диаграммы применяются в соответствии с принципами процессного подхода, т.е. представлении производственного процесса в виде цепочек последовательных производственных операций. Данный подход позволяет облегчить задачу формализации знаний специалистов в предметной области и использовать только одну форму представления знаний – потоковые диаграммы. Более того, в процессе реинжиниринга системы возможно изменение типа отдельных элементов диаграммы без изменения топологии связей, формализующих экспертные знания о предметной области.

### Заключение

В работе произведен сравнительный анализ математических моделей систем ситуационного управления, которые применяются для разных типов производственных процессов: дискретных, дискретно-непрерывных и непрерывных. Выделены основные свойства, преимущества и недостатки методов, сформулированы основные принципы применения методов в системах ситуационного управления. Для построения общесистемной модели предлагается подход интегративных потоковых диаграмм, сочетающих как элементы с непрерывными потоками, так и дискретно-событийные потоки.

### Список литературы

1. Гилев, С.Е. Контрастирование, оценка значимости параметров, оптимизация их значений и их интерпретация в нейронных сетях / С.Е. Гилев, Д.А. Коченов, Е.М. Миркес, Д.А. Россиев. Доклады III Всероссийского семинара “Нейроинформатика и ее приложения”. – Красноярск, 1995. – С. 66–78.

2. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1996. – 276 с.
3. Губин, Н.М. Экономико-математические методы и модели в планировании и управлении в отрасли связи / Н.М. Губин, А.С. Добронравов, Б.С. Дорохов. – М.: Радио и связь, 1993. – 376 с.
4. Гультяев А.К. Microsoft Project 2002. Управление проектами. – СПб.: Корона принт, 2003. – 592 с.
5. Заде Л.А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений // Математика сегодня: Сб. статей / пер. с англ. – М.: Знание, 1994. – С. 5–49.
6. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для научных работников и инженеров. – М.: Наука, 1977. – 832 с.
7. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений. – М.: Логос, 2003. – 392 с.
8. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. – М.: Наука, 1986. – 386 с.
9. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2007. – 450 с.
10. Черкасов В.В. Проблемы риска в управленческой деятельности. – М.: Рефл-бук. – К.: Ваклер, 1999.
11. Levine D.S., Parks R.W., Prueitt P.S. Methodological and theoretical issues in neural network models of frontal cognitive functions. *Int. J. Neurosci.* – 1993. – V. 72. – № 3-4. – P. 209–233.

#### Reference

1. Gilev, S.E. Kontrastirovanie, ocenka znachimosti parametrov, optimizaciya ih znachenij i ih interpretaciya v nejronnyh setyah / S.E. Gilev, D.A. Kochenov, E.M. Mirkes, D.A. Rossiev. *Doklady III Vserossijskogo seminaru "Nejroinformatika i ee prilozheniya"*. – Krasnoyarsk, 1995. – S. 66–78.
2. Gorban' A.N., Rossiev D.A. *Nejronnye seti na personal'nom komp'yutere*. – Novosibirsk: Nauka (Sib. otdelenie), 1996. – 276 s.
3. Gubin, N.M. *Ekonomiko-matematicheskie metody i modeli v planirovanii i upravlenii v otrasli svyazi* / N.M. Gubin, A.S. Dobronravov, B.S. Dorohov. – M.: Radio i svyaz', 1993. – 376 s.
4. Gul'tyaev A.K. *Microsoft Project 2002. Upravlenie proektami*. – SPb.: Korona print, 2003. – 592 s.
5. Zade L.A. *Osnovy novogo podhoda k analizu slozhnyh sistem i processov prinyatiya reshenij* // *Matematika segodnya: Sb. statej / Per. s angl.* – M.: Znanie, 1994. – S. 5–49.
6. Korn G., Korn T. *Spravochnik po matematike dlya nauchnyh rabotnikov i inzhenerov*. – M.: Nauka, 1977. – 832 s.
7. Larichev O.I. *Teoriya i metody prinyatiya reshenij*. – M.: Logos, 2003. – 392 s.
8. *Nechetkie mnozhestva v modelyah upravleniya i iskusstvennogo intellekta* / Pod red. D.A. Pospelova. – M.: Nauka, 1986. – 386 s.
9. *Rutkovskaya D., Pilin'skij M., Rutkovskij L. Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy*. – M.: Goryachaya Liniya - Telekom, 2007. – 450 s.
10. *Cherkasov V.V. Problemy riska v upravlencheskoj deyatel'nosti*. – M.: Refl-buk. – K.: Vakler, 1999.
11. *Levine D.S., Parks R.W., Prueitt P.S. Methodological and theoretical issues in neural network models of frontal cognitive functions*. *Int. J. Neurosci.* – 1993. – V. 72. – № 3-4. – P. 209–233.