

© Кукушкин С.С., Потупкин А.Ю., Антипов В.А.
Kukooschkin S.S., Potupkin A.J., Antipov V.A.

ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ СИНТЕЗА УЛЬТРАОПЕРАТОРА КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ, ПОЛУЧЕННОЙ С ПОМОЩЬЮ РАЗЛИЧНЫХ СРЕДСТВ ДИСТАНЦИОННОГО МОНИТОРИНГА

THE THEORETICAL BASIS OF PROCESSING INFORMATION ULTRA OPERATOR'S SYNTHESIS USING INFORMATION RECEIVED FROM VARIOUS MEANS OF REMOTE MONITORING IS CONSIDERED

Аннотация. Рассматривается задача синтеза оператора комплексной обработки информации, полученной с помощью различных средств дистанционного мониторинга. Особенность существования систем мониторинга заключается в некорректности задачи анализа информации. В этом случае необходима разработка метода регуляризации обратной задачи анализа с учетом специфики информации, получаемой от разнородных источников. В качестве математического аппарата выбрана математическая информатика и её раздел – теория ультраоператоров, позволяющая осуществить математическую обработку семантической информации.

Annotation. The task of complex processing of the information operator synthesis using information received from various means of remote monitoring is considered. The feature of this task is the incorrectness of information analysis task as a return task. In this case the development of analysis's task regularization method is needed in a view of information's specification received from diverse sources. As a mathematical device the mathematical computer science and its part – the ultra operator's theory, allowing carrying out semantic information mathematical processing are chosen.

Ключевые слова. Дистанционный мониторинг, комплексная обработка информации, обратная задача, теория ультраоператоров.

Key words. Remote monitoring, complex processing of the information, ultra operator's theory.

Введение

Системы мониторинга предназначены для оценки влияния запланированных действий на окружающую среду с целью предотвращения вредных последствий этого влияния.

В общем случае мониторинг определяется как наблюдение, оценка и прогнозирование состояния окружающей среды в связи с деятельностью человека. С учетом этого системы мониторинга создаются и применяются для контроля окружающей среды в зоне действий атомных электростанций, вредных химических предприятий, полигонов, где проводились или проводятся испытания

химического и ядерного оружия, в крупных городах с неблагоприятной экологической обстановкой. В последнее время возникают задачи мониторинга состояния крупных транспортных артерий, в том числе газо- и нефтепроводов, а также появляются иные применения: выявление и локализация техногенных и естественных катастроф, оценка их последствий; поиск отдельных и групповых объектов в труднодоступных районах в интересах силовых ведомств в рамках антитеррористической деятельности. Подобные системы на основе комплексного анализа параметров окружающей среды дают соответствующую оценку обстановки и вырабатывают рекомен-

Кукушкин Сергей Сергеевич – доктор технических наук, профессор, ведущий научный сотрудник, 4 ЦНИИ Министерства обороны РФ, тел. 515-19-82;

Потупкин Александр Юрьевич – доктор технических наук, профессор, начальник кафедры ВА РВСН имени Петра Великого, тел. 698-44-18;

Антипов Владимир Александрович – старший научный сотрудник ВА РВСН имени Петра Великого, тел. 698-44-18.

Kukooschkin Sergej Sergeevich – Dr. Sci. Tech, the professor, conducting the scientific employee, 4 CNII the Ministries of Defense, tel. 515-19-82,

Potupkin Aleksander Jurievich – Dr. Sci. Tech, the professor, the chief of chair VA RVSN of a name Peter the Great, tel. . 698-44-18;

Antipov Vladimir Alecsandrovich – the senior scientist employee of chair VA RVSN of a name Peter the Great, tel. 698-44-18.

дации по снижению негативного влияния деятельности предприятий или других объектов.

Как правило, такие системы включают в себя наземный и авиационный компоненты, оснащенные соответствующими датчиками наблюдения, аппаратурой передачи информации, системой обработки и анализа информации.

Процесс мониторинга в целом характеризуется требованиями по повышению информативности мониторинга, достоверности представляемой информации, точности привязки объектов, а также оперативности представления информации потребителю. Проведенный анализ показал, что существующие системы мониторинга не в полной мере отвечают требованиям потребителя, что во многом обусловлено низкой степенью автоматизации процесса мониторинга, особенно на этапах анализа информации. Вторая причина заключается в неразвитости средств поддержки и принятия решений. В ряде случаев при сложной фоноцелевой обстановке и ограниченных возможностях операторов задачи мониторинга оказываются нерешенными. В основе процесса анализа лежат методы распознавания, попытки автоматизации которых предпринимались неоднократно. На сегодняшний день разработан целый арсенал методов распознавания, однако широкого распространения они не получили. Основная причина видится в том, что задача мониторинга относится к классу обратных задач, связанных с обращением причинно-следственных связей. Вследствие этого она является принципиально некорректной. Некорректность проявляется в неустойчивости решения по отношению к вариациям исходных данных, что на практике приводит к низкой достоверности методов распознавания.

Вследствие этого представляется актуальной разработка теоретических подходов к формализации процесса анализа с целью выбора способа регуляризации, обеспечивающего корректное решение. В статье предложен метод автоматизированного анализа результатов мониторинга, основанный на положениях относительно новой теории – математической информатики [1, 3, 5]. Математическая информатика включает в себя такие разделы как теория семантической информации и теория ультрасистем. Ввиду необходимости обработки семантики предполагается использование результатов теории нечетких множеств [1, 2]. Выбор формального аппарата обусловлен свойством ультрапрерывности ультраоператоров, позволяющим получить устойчивый метод решения всякой математической задачи, имеющей решение. В этом случае регуляризация обратной задачи ана-

лиза обеспечивается путем целенаправленного, с учетом семантической достоверности, комплексного привлечения всей информации систем мониторинга.

Практическая значимость метода заключается в предоставлении возможности управления процессом мониторинга на основе создания комплексной модели анализа объектов мониторинга, учитывающей как модель анализируемого объекта, так и дополнительную информацию о нём. Реализация метода возможна в системах мониторинга путем разработки соответствующего программно-математического обеспечения. Для систем дистанционного мониторинга решение задачи распознавания объекта происходит путем целенаправленного привлечения видовой, радиолокационной, радио- и радиотехнической информации.

1. Общие замечания

В общем случае процесс мониторинга объекта будем рассматривать как совокупность двух процессов преобразования информации: прямого, или контроля состояния объекта, и обратного, понимаемого как анализ состояния по результатам контроля. В терминах выбранного математического аппарата система мониторинга представляется в виде ультрасистемы, на входе которой будет информация об объекте мониторинга, а на выходе – информация о контролируемых признаках объекта (рис.1). При этом следует учитывать, что речь идет о семантической информации, отображающей смысл используемых понятий и выраженной на естественном языке.

С позиций математической информатики вход и выход системы должны быть представлены в виде ультрамножеств с соответствующими ультраоснащениями. Ультраоснащение множеств должно проводиться исходя из особенностей предметной области, в данном случае, с учетом особенностей объекта мониторинга, системы дистанционного мониторинга и группы анализа.

В результате ультраоснащения вся имеющаяся информация должна быть представлена в соответствующих шкалах решеток понятий, элементами которых являются понятия (категории предметной области), и решеток достоверностей, выраженных в нечеткой мере (рис.2). При этом шкалы могут быть как дискретными, так и непрерывными.

Понятия $\lambda_x \subset \Pi_x$ некоторой решетки, заданные с достоверностью μ , порождают сведения $\delta(x)$, которые в результате применения логических операций дают информацию об объекте $J(x)$. Семантика всякого сведения предполагает наличие следующих четырех элементов: опорного множества X объектов; семантического указа-

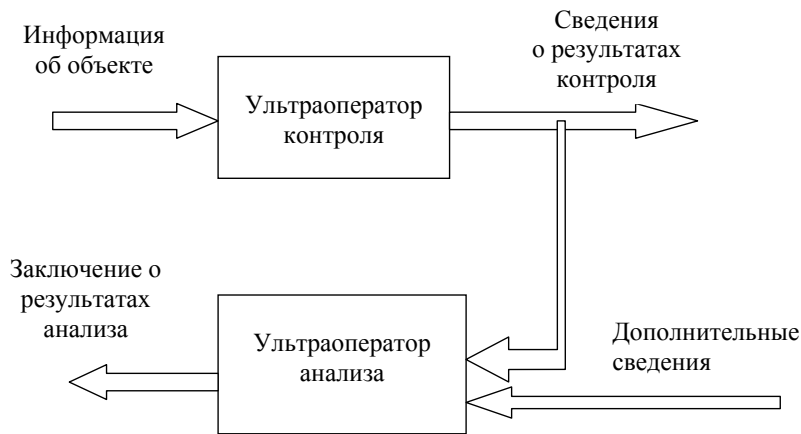


Рис.1. Ультрасистема мониторинга

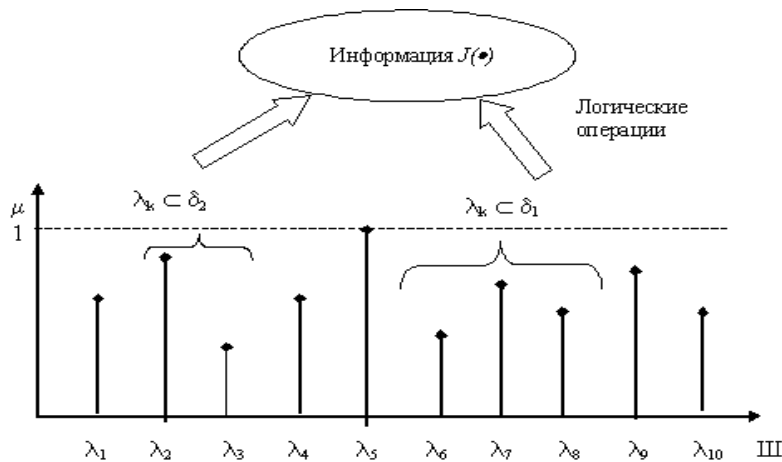


Рис.2. Ультраоснащение шкалы понятий

теля x объектов из X , то есть $x \in X$; подмножества объектов δ из X , то есть $\delta \subset X$ и семантической достоверности μ , которая характеризует достоверность выполнения главного условия $x \in \delta$. В связи с этим всякое сведение объекте $x \in X$ обозначается триадой $\{(\mu) \delta (x)\}$, а набор (семейство) сведений об одном объекте образует данные об объекте $\{(\mu) \delta_i(x)\} = \Delta(x)$. Информация $J(x)$ об объекте $x \in X$ – это такое семейство сведений $\delta(x)$ об объекте, которому принадлежат как данные об объекте, так и все их простейшие логические следствия (полученные путем операций конъюнкции, дизъюнкции и отрицания сведений). При качественном сравнении двух информаций об одном и том же объекте большую информационную нагрузку несет менее общее сведение.

При этом сведения об объекте (точке) задаются на некоторой решетке понятий L с атомарной шкалой $\mathbb{Ш} = \{\lambda_k; k \in K\}$, $\delta \in L$, $\lambda_k \subset \delta$. Семантический аспект информации учитывается при формировании шкалы. Для количественного сравнения предлагается использовать энтропийный подход, причем количественную меру информации необходимо определять относительно пользователя, т.е. с учетом уже имеющейся априорной инфор-

мации. Исторически подобного рода задачи рассматриваются с учетом вероятностной меры достоверности. Однако для решения задач оперативного анализа целесообразно использовать нечеткую меру. Особенности определения количества элементарной информации для нечеткой меры изложены в работе [3]. Приведем без вывода необходимые результаты.

Определение 1. Пусть X – произвольное множество, L – некоторая решетка понятий (подмножеств) для X с атомарной шкалой $\mathbb{Ш} = \{\lambda_k; k \in K\}$ и для каждой точки $x_0 \in X$ определено дискретное распределение достоверностей, заданное на шкале, то есть определена неотрицательная числовая функция $\mu(\lambda_k, x_0) \geq 0$, $\lambda_k \in \mathbb{Ш}$, с условием нормировки $\max \mu = 1$. Тогда такое распределение назовем начальным распределением достоверностей для точки $x_0 \in X$ относительно решетки понятий L , а величину $\bigcap_{\lambda_k \in \delta} \mu(\lambda_k, x_0) = \mu$ или $\bigcup_{\lambda_k \subset \delta} \mu(\lambda_k, x_0) = \mu$, определенную для любого подмножества $\delta \in L$, назовем *достоверностью* факта принадлежности $x_0 \in \delta$. Очевидно, $\mu \in [0, 1]$. Конкретизация начального распределения $\mu(\lambda_k, x_0)$ для точки $x_0 \in X$ зависит от пользователя и характеризует

имеющуюся у него исходную информацию.

В терминах теории нечетких множеств произвольное множество X переходит в разряд нечетких множеств $\tilde{X} = \sum \mu_k / \lambda_k$, при этом функция принадлежности $\mu(\lambda_k, x_0)$ дает ответ на вопрос, «в какой степени объект x_0 принадлежит атому λ_k в интервале $[0,1]$. Каждое из сведений $\delta \in L$ также представляется соответствующим нечетким множеством

$$\tilde{\delta} = \sum \mu_k / \lambda_k, \lambda_k \subset \delta. \quad (1)$$

Так как операции пересечения в теории нечетких множеств соответствует операция \min , а операции объединения – \max , то достоверность сведения может быть определена как

$$\mu(\delta) = \min [\mu(\lambda_k, x_0), \lambda_k \subset \delta]$$

$$\text{или } \mu(\delta) = \max [\mu(\lambda_k, x_0), \lambda_k \subset \delta]. \quad (2)$$

Пусть в результате опыта реализовалось сведение $\delta \in L$. Тогда вторичное распределение достоверностей определим как нечеткое множество

$$\tilde{\delta}^* = \sum \mu_k^* / \lambda_k, \lambda_k \subset \delta, \quad (3)$$

где μ_k^* – функции принадлежности нормализованного нечеткого множества $\mu_k^* = \mu_k / \max \mu_k, \lambda_k \subset \delta$. Отметим обязательность нормализации нечетких множеств, при которой выполняется требование $\max \mu(\lambda_k, x_0) = 1$.

При известных априорном (начальном) и апостериорном (вторичном) распределениях достоверностей количество информации, принесенное сведением (x_0) об объекте (точке) $x_0 \in X$, равно величине изменения энтропии

$$J[(x_0)] = H[X(x_0)] - H[(x_0)]. \quad (4)$$

В случае вероятностной трактовки достоверности мерой обобщенной нечеткости является шенноновская энтропия, введенная К. Шенноном в 1948 г. Следует отметить, что в отличие от вероятностного подхода энтропия для нечеткой меры достоверности может быть оценена различными способами. В работах [1,2] предложен комбинированный подход, позволяющий преобразовать распределение нечеткой меры в вероятностное распределение. При этом используется аксиоматическая трактовка вероятности по А.Н. Колмогорову.

Определение 2. Пусть X – опорное множество; L – координатная решетка для X с атомарной шкалой $\Pi = \{ \lambda_k; k \in K \}$; M – решетка достоверностей с атомарной шкалой $P = \{ \mu_k; k \in K \}$. Считается, что решетка достоверностей числовая, $\mu_{\min} = 0, \mu_{\max} = 1$, а сообщение $\delta \supset k$ невырожденное. Примем, что решетка L состоит из измеримых множеств и мера X конечна $mes X = \sum_k mes \lambda_k$.

Тогда вероятность гипотезы $G_k = \langle \text{Точка } x_0 \in X \text{ принадлежит атому } \lambda_k \rangle$ может быть определена как

$$p(G_k) = \frac{\mu_k mes \lambda_k}{\sum_k \mu_k mes \lambda_k}, \lambda_k \subset \delta, \quad (5)$$

и, соответственно, энтропия H сведения $\delta(x_0)$ как

$$H[\delta(x_0)] = - \sum_k p(G_k) \log_2 p(G_k), \lambda_k \subset \delta. \quad (6)$$

Если начальную энтропию выразить соотношением

$$H[X(x_0)] = - \sum_k p_x(G_k) \log_2 p_x(G_k), \lambda_k \subset X, \quad (7)$$

$$\text{где } p_x(G_k) = \frac{\mu_k mes \lambda_k}{\sum_k \mu_k mes \lambda_k}, \lambda_k \subset X, \quad (8)$$

то можно найти количество информации, привнесенное сведением $\delta(x_0)$ относительно начальной информации согласно (4).

В случае, когда решетка является несчетным множеством, то для начального и вторичного распределений достоверностей, выраженных в виде соответствующих функций принадлежности $\mu(x, x_0), \mu_\delta(x, x_0)$, определяются соответствующие плотности распределения $f(x, x_0), f_\delta(x, x_0)$

$$f(x, x_0) = \frac{\mu(x, x_0)}{\int_x \mu(x, x_0) dx}, x \in X; \quad (9)$$

$$f_\delta(x, x_0) = \frac{\mu_\delta(x, x_0)}{\int_x \mu_\delta(x, x_0) dx}, x \in \delta. \quad (10)$$

При этом энтропия определится как

$$H[X(x_0)] = - \int_x f(x, x_0) \log f(x, x_0) dx, x \in X; \quad (11)$$

$$H[\delta(x_0)] = - \int_x f_\delta(x, x_0) \log f_\delta(x, x_0) dx, x \in \delta. \quad (12)$$

Приведем некоторые важные следствия:

- количество информации не зависит от опорного множества и носителя информации, а определяется размерностью решетки понятий и распределением достоверностей;
- информация об объекте, привносимая различными сведениями, суммируется;
- если $\delta_1(x_0)$ является более общим сведением, чем $\delta_2(x_0)$, то есть $\delta_1(x_0) \supset \delta_2(x_0)$, то выполняется неравенство $J[\delta_1(x_0)] \leq J[\delta_2(x_0)]$.

Кроме того, отметим простоту его реализации, что немаловажно в практических приложениях. Его распространению также будет способствовать интуитивное приятие специалистами таких понятий как «гипотеза, вероятность гипотезы».

Для построения входного ультрамножества могут быть использованы известные типы объектов мониторинга. При этом выходное ультрамножество будет комплексным, включающим ультрамножества контролируе-

мых признаков объекта и параметров состояний, каждое из которых будет задано своей решеткой.

Примем, что для входного ультрамножества могут быть использованы известные типы объектов мониторинга. Тогда, соответственно, можно предложить следующие образующие (шкалы) Π_x решетки понятий P_x входа ультрасистемы:

\emptyset - пустое множество; тип 1; тип 2; ...; все типы.

Элементами решетки (атомами) $\lambda \subset \Pi_x$ являются понятия – типы объектов, определяемые через образующие решетки при помощи логических операций: отрицания, конъюнкции и дизъюнкции.

Для информации о выходных параметрах (признаках объектов) может быть предложено несколько вариантов различных ультраоснащений ультрамножества признаков. В этом случае решетки P_j выходного ультрамножества – это решетки признаков моделей объекта мониторинга или признаков контроля, определяемые с помощью датчиковой аппаратуры.

Таким образом, ультраоператор контроля осуществляет преобразование информации о типах объекта в информацию о признаках контроля. В свою очередь ультраоператор анализа должен осуществлять обратную операцию. В соответствии с теоремой о существовании канонических ультрапрерывных ультраоператоров [1,2] корректное решение задачи анализа может быть получено с использованием специального оператора – регуляризатора, позволяющего сформировать насыщенный носитель информации путем целенаправленного привлечения дополнительной информации о возможном решении задачи. При этом дополнительная информация также должна задаваться на соответствующих решетках.

Исходя из особенностей объектов мониторинга, для решения задачи анализа может быть привлечена следующая информация о контролируемых признаках моделей объектов: геометрические характеристики объекта мониторинга – решетка P_1 ; пространственное положение объекта – решетка P_2 ; количественные характеристики группового объекта – решетки P_3, P_4 . Возможны и другие варианты, исходя из специфики решаемой задачи. Например, могут учитываться мнения экспертов о возможных априорных типах объекта – P_5 .

Полученная в результате контроля решетка признаков моделей объекта мониторинга и приведенные варианты решеток образуют в совокупности комплексную решетку, определяемую как их произведение

$$P_\Sigma = P_1 \times P_2 \times P_3 \times P_4 \times P_5 = \Pi P_1.$$

При задании решеток достоверностей будем исходить из того, что решетка достоверностей D для ультра-

множеств входа и выхода может быть представлена нечеткой мерой достоверности в виде функций принадлежности $\mu \in [0, 1]$.

Следует отметить, что задачи анализа результатов мониторинга принято рассматривать в основном как задачи распознавания образов или, в частном случае, задачи классификации. Известны и способы их решения, основанные на представлении функций классификации классификационными правилами, деревьями решений или математическими функциями. Однако практическая реализация методов выявила ряд существенных недостатков, связанных с низкой устойчивостью в условиях воздействия ложных сведений и отсутствия требуемой статистики. Как правило, все признаки классификации, в том числе и ложные (дезинформация), полагаются достоверными и с равным весом участвуют в формировании носителя информации. При этом достоверность принято оценивать вероятностной мерой, что для оперативного анализа непригодно из-за отсутствия статистики.

Поэтому в настоящее время всё больше внимания уделяется нечетким мерам достоверности, что в свою очередь ставит вопрос об информативности получаемого результата. Дело в том, что для вероятностной меры критерий максимума достоверности, по которому синтезируется метод классификации, и критерий информативности являются идентичными при выполнении условия нормировки. Это соответствует требованию, согласно которому должно быть получено как можно более информативное (конкретное, точное) и достоверное решение. В предельном случае область определения решения стягивается в точку, не имеющую альтернативы. Известно, что нижняя граница энтропии вероятностной меры

$$H(x) = - \sum_1^m P_i \log_2 P_i; \quad 0 \leq H(x) \leq \log_2 |X|$$

достигается в случае, когда вероятности всех выходных значений, за исключением одного, равны 0, верхняя – когда вероятности всех событий одинаковы, т.е. равны $1/|X|$, где $|X|$ – размерность множества. Поэтому, если задача решена корректно, т.е. обеспечена единственность решения, то достоверность результата $P_i \rightarrow 1$, а количество информации максимально и равно апостериорной неопределенности.

Для нечеткой меры ввиду более слабого условия нормировки $\max \mu_i = 1$, требование получения наиболее достоверного результата не является единственным. Нужно обеспечить ещё и конкретность результата. Следовательно, требуется дополнительный алгоритм отбора данных для конкретизации сведений, формирующих насыщенный носитель информации об объекте мониторинга.

2. Постановка задачи

Математическая постановка задачи анализа объекта мониторинга может быть сформулирована следующим образом.

Дано.

1. На базе опорных множеств X, Y заданы ультрамножества возможных типов объектов мониторинга X^* и признаков моделей объекта Y^* с комплексными ультраоснащениями как декартовы произведения соответствующих опорных множеств X, Y , решеток понятий P_x, P_y и достоверностей D_x, D_y

$$X^* = D_x \times P_x \times X; \quad Y^* = D_y \times P_y \times Y.$$

2. Ультраоператор контроля объекта в виде $C^*: X^* \rightarrow Y^*$, отображающий информацию о типах моделей объекта мониторинга в информацию о наблюдаемых признаках соответствующих моделей объекта

$$J_x(x_0) \rightarrow J_y(y_0).$$

3. Задана структура данных о признаках моделей контролируемого объекта в виде

$$\Delta = \{ \{ \mu_1 \} \delta_1(x) \}, \{ \{ \mu_2 \} \delta_2(x) \}, \{ \{ \mu_i \} \delta_i(x) \}, \{ \{ \mu_n \} \delta_n(x) \} \subset X^*.$$

4. Заданы критерий и показатели эффективности решения задачи анализа в виде

$$\Psi \{ \pi_j \} /_{x=x_0} \geq \Psi_{\text{треб}} \{ \pi_j \},$$

где Ψ – некоторый функционал;

$x_0 \in X$ – тип объекта;

$\{ \pi_j \}$ – показатели качества решения задачи анализа.

Требуется. Синтезировать ультраоператор анализа

$$C^{-1}: J_y(y_0) \rightarrow J_x(x_0)$$

как оператор отображения информации о признаках моделей в информацию о типах моделей объекта мониторинга, удовлетворяющий заданному критерию.

В качестве показателей качества решения задачи анализа примем оперативность, достоверность и информативность. Тогда критерий синтеза ультраоператора анализа будет выглядеть следующим образом: ультраоператор анализа должен обеспечивать достоверность и информативность не хуже заданных в требуемые сроки.

3. Синтез ультраоператора анализа

Рассмотрим общую структуру решения поставленной задачи. При этом будем учитывать, что оперативность анализа достигается путем его автоматизации, а достоверность и информативность являются непротиворечивыми требованиями. Результат решения (на практике может быть и множество решений) будем находить в соответствии с правилом

$$\{ X_0 \} = \arg \{ \Psi \{ \pi_j \} /_{x=x_0} \geq \Psi_{\text{треб}} \{ \pi_j \} \}. \quad (14)$$

Решение задачи базируется на свойстве ультра-

прерывности, являющимся обобщением понятия устойчивости методов – для любого опорного оператора можно построить ультрапрерывный ультраоператор над ним и, следовательно, существует устойчивый метод решения всякой имеющей решение математической задачи. Требуется осуществить синтез такого оператора.

Пусть задан оператор контроля в виде $C_x = y$, на основе которого построен ультраоператор $C^*: X^* \rightarrow Y^*$, отображающий информацию о причинно-следственной связи $X \rightarrow Y: J_x(x_0) \rightarrow J_y(y_0)$. Тогда анализатором является ультраоператор $C^{-1}: J_x(x_0) \leftarrow J_y(y_0)$, отображающий информацию о следствиях в информацию о причинах, их порождающих, при условии, что уравнение контроля $C_x = 0$ имеет единственное решение x_0 . Если информации $J_x(x_0)$ и $J_y(y_0)$ заданы совершенными носителями $\Delta(x_0), \Omega(y_0)$, состоящими из сведений $\delta(x_0), \beta(y_0)$, определенных на соответствующих решетках понятий P_x, P_y , с образующими Π_x, Π_y и атомами $\lambda \subset \Pi$, то условие ультрапрерывности выполняется и существует единственное решение x_0 . Однако в силу специфики обратных задач и влияния различных источников некорректности носитель информации $\Delta(x_0)$ не является совершенным (насыщенным). Поэтому требуется введение специального оператора – регуляризатора $R: U \rightarrow X$ для базового оператора $C: X \rightarrow Y$ в точке $x_0 \in X$, если определено множество $G \subset U$ такое, что $R(G) = K$, где K – множество корректности по А.Тихонову. При этом элементы $u \in U$ – суть так называемые управления или параметры регуляризации. Элементы $x \in X$ вида $x = Ru$ являются регуляризованными. Уравнение контроля $Cx = y$ представляется в этом случае в виде $Cru = y, u \in G, y \in Y$, с прежней правой частью. Тогда по каждому сведению $\beta(y_0) \in \Omega(y_0)$ будем искать сведение $\delta(x_0) \in \Delta(x_0)$ уже среди регуляризованных элементов, для чего достаточно целенаправленно менять управление в области $G \subset U$ с тем, чтобы $Cru \in \beta(y_0)$. Регуляризованные элементы $\delta = \{ x = Ru : Cru \in \Omega(y_0) \}$ будут образовывать в совокупности так называемый совершенный носитель информации о решении x_0 , а семейство отдельных операторов $\{r\}$ будет определять ультраоператор анализа C^{-1} . Таким образом, решение задачи достигается целенаправленным привлечением таких дополнительных сведений, добавление которых к имеющейся информации о точке x_0 полностью задавало бы эту точку. Для решения задачи требуется осуществить выбор регуляризатора как множества дополнительных сведений о решении и определить порядок их использования, а также параметры регуляризации.

Следует отметить, что привлечение дополнительного сведения для формирования насыщенного носите-

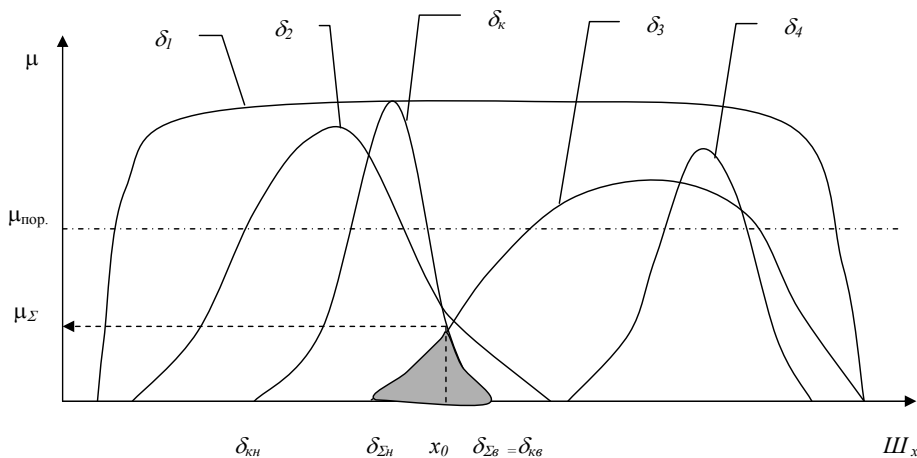


Рис.3. Примеры сведений

ля информации целесообразно только тогда, когда оно может быть сравнимо с имеющимися, т.е. они относятся к одному и тому же объекту $\delta \subset X$. При этом сравнение может вестись как по общности, так и по достоверности.

Таким образом, для формирования насыщенного носителя информации требуется осуществить выбор дополнительных сведений и привести их к единой шкале сравнения.

В общем случае сведения могут быть различными как по общности, так и по достоверности. Пусть о некотором объекте мониторинга известен ряд сведений δ_k, δ_{1-4} , заданных на непрерывной шкале, с достоверностью, выраженной в нечеткой мере в виде функций принадлежности (рис. 3). При этом базовыми являются сведения δ_1 , накладывающее ограничения на возможные результаты решения (например, физические и т.д.), и сведения δ_k , полученное на основании процедуры контроля.

Рассмотрим целесообразность привлечения сведений для формирования насыщенного носителя информации. Ввиду того, что при формировании носителя привлекаются сведения как сравнимые, так и не сравнимые по общности с имеющимися сведениями, возможны «жесткий» и «мягкий» варианты привлечения дополнительных сведений. В «мягком» варианте учитываются все имеющиеся сведения об объекте, в том числе и про-

тиворечивые, в «жестком» - накладывается ряд ограничений, учитывающих то, что привлекаемые сведения могут быть носителями как положительной, так и отрицательной информации (дезинформации).

При задании критерия «жесткого» выбора дополнительного сведения будем учитывать следующее утверждение [1]: если $\delta_1(x_0)$ является более общим сведением, чем $\delta_2(x_0)$, то есть $\delta_1(x_0) \supset \delta_2(x_0)$, то выполняется неравенство $J[\delta_1(x_0)] \leq J[\delta_2(x_0)]$. Тогда критерием будет являться следующее правило – если конъюнкция основного сведения с дополнительным является более конкретным или более достоверным сведением, то дополнительное сведение включается при формировании насыщенного носителя информации.

Заключение

Рассмотренный в статье метод синтеза ультраоператора анализа результатов мониторинга, основанный на регуляризации обратной задачи путем формирования насыщенного носителя информации о точном решении, позволяет обеспечить на практике корректное решение обратных задач анализа. Метод предоставляет возможность регулярного синтеза технологий оценивания результатов мониторинга в сложных условиях, связанных с необходимостью обработки семантической информации в условиях неопределённости.

Литература

1. Чечкин А.В. Математическая информатика. М.: Наука, 1991. – 283с.
2. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова, М.: Наука, 1986. – 675с.
3. Поттопкин А.Ю. Научно – методические основы решения задач анализа состояния объектов ракетно – космической техники в условиях неопределенности. – М.:ВА РВСН, 2003. – 234с.
4. Барсегян А.А., Куприянов М.С., Степаненко В.В., Холод И.И. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining.– СПб.: БХВ-Петербург, 2004.–531с.
5. Кукушкин С.С. Теория конечных полей и информатика /Т.1 Методы и алгоритмы, классические и нетрадиционные, основанные на использовании конструктивной теоремы об остатках, М.: МО РФ, 2003. – 284с.
6. Кукушкин С.С., Гладков И.А., Чаплинский В.С. Методы и информационные технологии контроля состояния динамических систем М.: МО РФ, 2008. – 328с

Материал поступил в редакцию 10. 02. 2009г.