

Мягкие вычисления и измерения

А.Н. Аверкин, С.В. Прокопчина

Непрерывное развитие методической информационно - технологической и технической баз измерительных систем привели к столь значительному расширению сферы их применения, что на основе этих средств стали успешно решаться задачи оценивания и контроля свойств сложных объектов (СО), а также управления ими. К числу СО могут быть отнесены техногенные объекты (технологические процессы, производственные системы и комплексы, сети передачи информации, энергии, материальных ресурсов), а также все природные явления, процессы, экосистемы. Информационные процессы в таких системах реализуются на основе измерительного подхода, предполагающего соблюдение принципа единства измерений на каждом этапе измерений и непрерывное метрологическое сопровождение промежуточных и окончательных результатов. Измерительный подход используется для параметрической и структурной идентификации, управления производственными процессами, классификации и обработки изображений, оценки качества продукции, а также в задачах мониторинга экосистем, их компонентов (включая и социально-экономические составляющие) и рационального природопользования.

Как правило, на практике такие задачи сопровождаются сложной информационной ситуацией, характеризуемой значительной априорной неопределенностью знаний о свойствах контролируемого объекта и влияющих факторах среды его функционирования, невозможностью непосредственного наблюдения многих из них, неточностью и неполнотой экспериментальной информации о них, что выделяет познавательную функцию методологии их решения как основополагающую.

Применение в подобной информационной ситуации классической методологии измерений, на основе которой результат измерений может быть представлен только в форме числового значения и получен толь-

ко на основании экспериментальной числовой информации, равно как и применение методов обработки измерительной информации без соблюдения принципов единства измерений делают решение указанных задач не только неэффективными, но часто и вообще практически непригодными из-за их низкого качества и неконтролируемого уровня остаточной неопределенности.

Поэтому совершенно справедливым и актуальным представляется вывод, сделанный в работах [1,3,11,14,17], о необходимости совершенствования методической базы измерительных систем в направлении усиления роли познавательной функции измерений, что обуславливает требование получения результатов таких "обобщенных" измерений в форме знаний (аналитических выражений для моделей, а также выводов и рекомендаций с их полным метрологическим обоснованием в виде комплексов показателей качества этих решений) на основании учета всего объема априорной и поступающей в процессе измерительного эксперимента информации, в том числе и нечисловой [1,2,3].

Выполнение этого требования способствовало привлечению аппаратов теорий оптимальных решений, искусственного интеллекта, нечетких систем в измерительную среду. Стремление к измерению нечисловых свойств объектов привело к созданию общей (репрезентационной) теории измерений [16, 17]. В настоящее время проводятся работы по изучению и использованию семантики различных типов измерительных шкал [15] для повышения эффективности измерительных процессов. С другой стороны теория меры и теория шкалирования широко используются в современной теории нечетких множеств [5,6]. Понятие "измерение" используется при определении функции принадлежности, степени нечеткости. Также определяются типы измерительных шкал, наиболее эффективных для реализации логического вывода в системах принятия решений. Список подобных примеров взаимопроникновения указанных методологий может быть, безусловно, продолжен.

В результате такой интеграции в восьмидесятых годах нашего столетия была сформулирована концепция интеллектуальных измерений [1,4].

Термины вычислительный интеллект и мягкие вычисления введены Л.Заде в 1994 г. Тогда же им был сформулирован главный принцип мягких вычислений - терпимость к неточности и частичной истинности для достижения интерпретируемости, гибкости и низкой стоимости ре-

шения.

"Жесткие" вычисления основаны на точных моделях, которые включают в себя рассуждения, основанные на символической логике и классические методы вычислений и поиска информации. Мягкие вычисления основаны на приближенных моделях, включающих в себя методы приближенных рассуждений и вычислительные методы, основанные на функциональной аппроксимации, случайном поиске и оптимизации.

Методы приближенных рассуждений, входящие в мягкие вычисления, основаны на двух основных механизмах вывода - на условном выводе и на правиле вывода модус поненс.

К первому механизму (условному выводу) относятся:

1. Вероятностные модели - вероятностная логика Нильсона; нечеткая вероятностная логика Нгуена, вероятностные рассуждения Перла на байесовских сетях, субъективные байесовские методы.

2. Методы, основанные на функциях доверия - теория Демстера-Шейфера, функции доверия Сметца, верхние и нижние вероятности Фagina-Гальперна.

Ко второму механизму (модус поненс) относятся многозначные логики (алгебры), нечеткая логика и теория возможностей.

Вычислительные методы, основанные на функциональной аппроксимации, случайном поиске и оптимизации, входящие в мягкие вычисления, в основном, делятся на механизмы локального поиска (нейронные сети) и глобального поиска (эволюционные вычисления).

Многие подходы, входящие в направление мягких вычислений, являются универсальными, однако, они хорошо дополняют друг друга и используются в различных комбинациях для создания гибридных интеллектуальных систем. Поэтому при создании систем, работающих с неопределенностью, надо понимать, какая из составляющих частей мягких вычислений или какая их комбинация наилучшим образом подходит для решения задачи.

Гибридные интеллектуальные системы условно можно разделить на следующие классы:

1. Гибридные системы с функциональным замещением. В них используется одна модель, один из элементов которой замещается другой моделью, например:

а) перерасчет весов в процедуре обратного распространения с помощью генетического алгоритма. Уменьшается число итераций для получения

решений.

б) подбор функций принадлежности в нечетком контроллере с помощью генетического алгоритма. Функции получаются гораздо лучше, чем при ручном подборе.

2. Гибридные системы с взаимодействием. Используются независимые модули, которые обмениваются информацией и выполняют различные функции с целью получения общего решения. Если задача разбивается на распознавание образов, вывод и оптимизацию, то эти функции берут на себя нейронные сети, экспертные системы и генетические алгоритмы.

3. Полиморфные гибридные системы. Одна модель используется для имитации функционирования других моделей. Так рассуждения с помощью цепочки правил можно моделировать с помощью нейронной сети (также и генетический поиск).

В направлении развития концепции интеллектуальных измерений в начале 90-х годов была разработана методология байесовских интеллектуальных измерений (БИИ), основанная на регуляризирующем байесовском подходе (РБП) [3]. РБП представляет собой модификацию байесовского подхода к получению оптимальных решений указанных задач в условиях значительной априорной неопределенности с соблюдением принципов единства измерений в процессе формирования решения.

Концепция БИИ, основанная на РБП, представляет собой методологию синтеза нового типа шкал для реализации "обобщенных" измерений с целью достижения качественного решения прикладной задачи на основе всестороннего познания свойств СО и среды его функционирования. Такие шкалы [1,2,3] реализуются в метрических пространствах динамических компактов их носителей и носят название шкал с динамическими ограничениями (ШДО), что обусловлено их способностью к адаптивному изменению своей структуры в процессе накопления информации и развитии свойств СО или среды его функционирования. Теоретические основы построения ШДО, синтеза их иерархических структур и информационные технологии их применения в прикладных областях приведены в [1]. Процесс решения прикладной задачи на основе методологии БИИ реализуется как процесс целенаправленного преобразования иерархической структуры ШДО, способной адекватно отражать свойства эволюционирующего СО. Иерархическая ШДО может отражать свойства СО и среды, геометрически представляя собой некий гиперкуб

условно связанных одномерных ШДО.

Результатами ШДО могут быть:

- числовое значение параметра;
- аналитический вид функциональной зависимости;
- системы аналитических зависимостей, определяющих состояние СО;
- лингвистические значения и выражения, определяющие выводы и решения относительно свойств и их состояний для ОМ;
- рекомендации по обеспечению устойчивого функционирования ОМ.

ШДО БИИ для определения состояния СО или степени интенсивности проявления его контролируемого свойства может быть представлена в виде трехзвенной структуры ШДО БИИ, приведенной на рисунке 2 [1,2,3], представляющем собой экранную форму системы поддержки принятия управленческих решений (СППУЭР), реализующей методологию БИИ. Данная ШДО состоит из априорной, текущей и апостериорной ШДО и используется для свертки информационных потоков, разнообразных по форме представления информации, ее содержанию и степени неопределенности.

Конкретный пример ШДО БИИ приведен для определения численности популяции ерша в Восточной части Финского залива. Оценка состояния этого популяционного показателя получена в результате интеграции потоков статучетной (числовой) и экспертной (лингвистической) рыбохозяйственной, ихтиологической, гидрологической и климатической информации, предоставленной организацией Севзапрыбвод в рамках программы реализации методологии БИИ в задаче мониторинга состояния рыбных ресурсов и оптимизации промысловой деятельности на Финском заливе. Оценка параметра получена в форме нечеткого результата БИИ, представленного списком возможных альтернативных гипотез о значении показателя.

ШДО БИИ имеет в своей структуре сопряженную лингвистическую шкалу, пространство трехзвенного носителя которой представляет собой иерархическое развитие известной структуры пространства нечеткого терммножества лингвистической переменной [5], для которой базовым множеством X является носитель текущей шкалы БИИ контролируемого свойства СО. При этом впервые возникает возможность учета лингвистической информации на основе формализмов РБП в процессе получения результата измерений, что позволяет использовать дополни-

тельную лингвистическую информацию для снижения степени неопределенности и повышения качества результата измерения. Кроме того, подобная трехзвенная структура лингвистической ШДО позволяет интегрировать на основе методологии БИИ априорную и текущую лингвистическую информацию, получая апостериорное лингвистическое решение с метрологическим обоснованием его качества, а также идентифицировать, или адаптировать форму функций принадлежности, объективизируя ее путем привлечения дополнительной информации (и числовой) в процессе измерений или обработки. В работе [1], приведены теоретические положения синтеза сопряженных лингвистических ШДО.

Нечеткая динамическая модель этого же параметра получена на динамической ШДО БИИ [1,2,3]. С ее помощью получен ряд аналитических зависимостей для возможных альтернативных моделей динамики численности, каждая из которых сопровождается собственным комплексом метрологических показателей, в число которых входят точность модели, ее надежность и достоверность (апостериорная байесовская вероятность). Контролируются также риск решения и количество получаемой в процессе измерений. Комплекс метрологических характеристик, кроме нормированных показателей качества измерений (таких как точность результата), включает в себя наиболее важные характеристики качества решений, рекомендованные в ряде работ известных отечественных и зарубежных ученых [4,11,12].

Таким образом, основными принципами БИИ являются:

- интеграция разнообразной по форме представления информации с целью повышения или достижения требуемого качества результата;
- метрологическое обоснование полученных решений в виде количественных показателей меры апостериорной (остаточной) неопределенности, например, показателей точности, надежности, достоверности;
- реализация принципа саморазвития моделей объектов измерения и среды их функционирования на основе адаптации структур ШДО к свойствам СО, познаваемым в процессе БИИ.

Формальная запись уравнения БИИ в оптимизационной форме имеет следующий вид [1,2,3]:

$$\{h_{k,t} | MX_{k,t}\} = \{\operatorname{argmin} C^{(B)}[\phi_{j,t}(x_{i,t} | \{y_{i,t}\})]\} \quad (1)$$

$$h_k \in H_{K,T}; \quad k = \overline{1, K}.$$

$$x_{i,t} \in X_{I,T}; \quad t = \overline{1, T}$$

$$\phi \in \Phi_{J,T}$$

Где $\{h_k\}$ - список результатов БИИ, достоверность каждого из которых определяется как апостериорная байесовская вероятность; $H_{K,T}$ - множество результатов БИИ, с переменными границами и объемом, которое в работе назовем динамическое множество. $C^{(B)}$ - байесовское решающее правило (БРП) принятия решения по алгоритму $O_{j,t}$ из динамического множества алгоритмов $\Phi_{J,T}$ при наборе экспериментальных данных и условиях измерений $y_{i,t} \in Y_{I,T}$ где

$$y_{i,t} = \{A_{i,t}\} * \{M_{i,t}\} * \{O_{i,t}\} \quad (2)$$

$A_{i,t}$, $M_{i,t}$, $O_{i,t}$ - динамические множества потоков априорной информации, метрологических требований и ограничений соответственно * - знак свертки

Выбор идеологии байесовского подхода в качестве концептуальной основы БИИ определяется необходимостью привлечения дополнительных знаний о неконтролируемых свойствах СО для обеспечения требуемого качества решений при неточной, неполной и нечеткой априорной информации, что характерно для задач, ориентированных на СО.

Результаты таких измерений должны сопровождаться на каждом этапе их определения комплексами метрологических характеристик, имеющим следующую структуру [1,2,3]:

$$MX_{k,t} = \{\xi_{k,t}; V_{k,t}; \{P_{k,t}\}\} \quad (3)$$

где $\xi_{k,t}$ - точность полученного решения на ШДО, $V_{k,t}$ - надежность полученного решения на ШДО, определяемая уровнем ошибок 1-го и 2-го рода $\{P_{k,t}\}$ - список показателей неопределенности, к числу которых относятся байесовская мера достоверности, мера возможности, мера доверия и т.д.

Комплексы метрологических характеристик вычисляются на основании текущих показателей качества решения и априорных характеристик качества решения.

$$MX_{k,j} = MX_{k,j}^{(T)} * MX_{k,t-1} | y_{i,t} \quad (4)$$

где $MX_{k,j}^{(T)}$ - комплекс метрологических характеристик решения, полученного на текущей шкале ШДО: $MX_{k,t-1}$ - комплекс метрологических характеристик априорного решения

В настоящее время на основе методологии РБП разработан широкий спектр методов и средств мониторинга СО и поддержки принятия управляющих решений [1, 2, 3].

В работе [1] аналитически доказано, что БИИ являются обобщением известных типов измерений, таких как прямые, косвенные, совокупные, совместные, адаптивные, алгоритмические, статистические и другие [13] и добавляют новые преимущества к достоинствам перечисленных типов измерений.

Однако, эти достоинства БИИ являются неполными без такого гибкого механизма управления качеством решений, как настраиваемые логики, которые широко используются в разнообразных системах нечеткого вывода [20].

Возможность быстро менять метод обработки нечеткости знаний (вплоть до смены метода в процессе вывода) дает применение нечетких логик. В нечеткой логике достоверность представляется как нечеткое истинностное значение (некое произвольное субъективное значение, не имеющее никакого статистического смысла, в отличие от вероятности). Наиболее распространена в ИС нечеткая логика на основе триангулярной нормы Заде (минимаксная), так же можно использовать и другие T -нормы: вероятностную, Лукашевича и т.п. Разнообразие T -норм дает разнообразие нечетких логик. Если для оценки использовать нечеткую лингвистическую шкалу, то в диалоге с ИС можно оперировать лингвистическими понятиями, а не числами. Эта лингвистическая нечеткая шкала представляет набор (из 5-9 объектов), упорядоченный по какому-либо выбранному критерию. При выводе на нечетких шкалах осуществляется аппроксимация результата. Получается дискретная логика, определенная на данном наборе. Использование при выводе таблицы перехода полностью задает нечеткую логику и имеет следующие преимущества:

- 1) процесс нечеткого вывода идет быстрее;
- 2) смысл таблиц перехода понятен человеку без математического образования;
- 3) смена метода пересчета неопределенности заключается в смене

одной таблицы перехода на другую, следовательно, такая смена может произойти в любой момент, в том числе и в процессе вывода:

4) новые таблицы перехода могут создаваться человеком методами когнитивной графики, компьютер обеспечит проверку выполнения свойств - норм.

В дальнейших рассуждениях под нечеткой логикой мы будем понимать логику, в качестве обобщенных операторов конъюнкции и дизъюнкции использующую - норму и - конорму, удовлетворяющие системе аксиом. В модуле вывода экспертной системы в качестве механизма управления неопределенностью используется именно такая логика (либо семейство таких логик). Семейство нечетких логик обычно задано формулами для их вычислений [18,20].

-норма представляет собой оператор конъюнкции, заданный на степенях неопределенности двух или более условий в одной и той же продукции, который удовлетворяет следующим свойствам:

$$T(0,0) = 0$$

$$T(p,1) = T(1,p) = p$$

$$T(p,q) = T(q,p)$$

$$T(p,q) < T(r,s), \text{ если } p < r, q < s$$

$$T(p, (T(q,r))) = T(T(p,q), r)$$

- конорма $S(p,q)$ вычисляет степень неопределенности заключения, выведенного из двух или более правил. Это - оператор дизъюнкции, удовлетворяющий следующим свойствам:

$$S(1,1) = 1$$

$$S(p,0) = T(0,p) = p$$

$$S(p,q) = S(q,p)$$

$$S(p,q) < S(r,s), \text{ если } p < r, q < s, S(p, (S(q,r))) = S(S(p,q), r)$$

- норма и - конорма связаны между собой следующим образом:

$$(p,q) = 1 - S(1-p, 1-q)$$

С помощью - норм и -конорм при подборе соответствующего отрицания можно определить импликацию и построить правило вывода модуса поненс, чего вполне достаточно для расчета степени неопределенности

вывода в зависимости от степеней неопределенности посылок и самого правила.

Степень неопределенности может являться как числом из интервала $[0, 1]$, так и лингвистической переменной - функцией $f(x) : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$. В этом случае число значений нечеткой логики ограничивается числом термов лингвистической шкалы. В качестве функции $f(x)$ широко используются стандартные функции - нечеткие метки, трапециевидные функции, S-функции. Обычно число термов колеблется от 5 до 9. Согласно экспериментальным исследованиям, существенно различные результаты при выводе на терм-множестве не более чем из 9 элементов дают пары (T_1, S_1) - логика Лукашевича, (T_2, S_2) - вероятностная логика, (T_3, S_3) - логика Заде.

После выполнения любой операции осуществляется лингвистическая аппроксимация результата элементами шкалы. Так как число входов любой бинарной операции конечно, то результат (после лингвистической операции) можно представить матрицей 9×9 . Таким образом, каждой из трех логик будет соответствовать набор матриц и роль эксперта будет заключаться в выборе номера этого набора.

С помощью - норм и - конорм при подборе соответствующего отрицания можно определить импликацию и построить правило вывода модуса поненс, чего вполне достаточно для расчета степени неопределенности вывода в зависимости от степеней неопределенности посылок и самого правила.

Нечеткие лингвистические значения представлены в системе в виде функций принадлежности, определенных на интервале $[0, 1]$, где 0 трактуется как ложь, а 1 как истина. В целях уменьшения числа вычислений, в качестве функций принадлежности используются так называемые трапециевидные функции.

Операторы конъюнкции и дизъюнкции, примененные к этим функциям, выдадут в качестве результата новую функцию принадлежности для которой должна быть найдена ближайшая к ней функция принадлежности из существующего набора. Эта операция называется аппроксимацией и необходима для обеспечения замкнутости терм-множества по всем логическим операциям. Ближайшая функция принадлежности ищется по евклидовой метрике в пространстве математических ожиданий (1-ое измерение) и площадей (2-ое измерение).

После получения результата логической операции - применения

нормы или - конормы или импликации ко всем попарно значениям из терм-множества по приведенным выше правилам и после аппроксимации получаются матрицы, в которых хранятся результаты операций и которые можно в дальнейшем использовать вместо перерасчета по формулам.

Второй способ управления неопределенностью состоит в использовании нечетких меток, изменяющих степень уверенности в факте.

Метки бывают двух типов:

I. "Размывающие" высказывание (увеличивающие степень неопределенности) - $(0, a)$, $a \in [0, 1]$.

II. "Конкретизирующие" высказывание (уменьшающие степень неопределенности) - $(a, 1)$, $a \in [0, 1]$.

Все операции можно свести к арифметике над параметрами a и b нечеткой метки.

В системе в качестве терм-множества используется набор нечетких меток. Для уже известного термножества можно заранее вычислить и запомнить в матрицах результаты этих операций. Посредством комбинирования этих операций происходит вычисление уверенности в факте, стоящем в правой части продукции.

Число полученных системой логик может зависеть от следующих факторов:

- размера матрицы, а следовательно и числа возможных значений ее элементов;

- дополнительных аксиом, которые существенно сужают множество порождаемых матриц.

Введем определение треугольной нормы для случая дискретного множества значений.

Пусть A - упорядоченное множество таких лингвистических значений $= \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, где $A_i \leq A_j$, если $i \leq j$, что означает, что достоверность, выраженная A_i меньше, чем достоверность, выраженная A_j , что вполне согласуется с введенным выше отношением порядка на нечетких числах.

На можно определить следующие операции отрицания, дизъюнкции и конъюнкции, необходимые для построения нечеткой логики.

Оператор N является отрицанием, если он монотонно убывает, то есть $N(A_i) \geq N(A_j)$, если $i \leq j$ для $i, j = 1, \dots, n$ и $N[N(A_i)] = A_i$ для

$i = 1, \dots, n$. Единственная функция, которая обладает этим свойством, это $N(A_i) = A_{n+1-i}$ для $i = 1, \dots, n$.

Конъюнкция и дизъюнкция связаны выражением

$$T(A_i, A_j) = N[S\{(N(A_i), N(A_j))\}] \quad (*)$$

- норма представляет собой оператор конъюнкции, заданный на степенях неопределенности двух или более условий в одной и той же продукции, который удовлетворяет следующим свойствам:

ПОГЛОЩЕНИЕ $T(A_i, A_i) = A_i$ для $i = 1, \dots, n$

ДОМИНИРОВАНИЕ $T(A_n, A_i) = A_i$ для $i = 1, \dots, n$

СИММЕТРИЧНОСТЬ $T(A_i, A_j) = T(A_j, A_i)$ для $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, n$ (**),

МОНОТОННОСТЬ $T(A_i, A_j) \geq (A_{i-1}, A_j)$ для $i = 2, \dots, n, j = 1, \dots, n$

АССОЦИАТИВНОСТЬ $T[T(A_i, A_j), A_k] = T[A_i, T(A_j, A_k)]$ для $i, j, k = 1, \dots, n$

- конорма $S(A_i, A_j)$ вычисляет степень неопределенности заключения, выведенного из двух или более правил. Его свойства вытекают из (*) и (**).

Но при больших n это число - норм достаточно велико. Чтобы еще больше уменьшить их число, вводятся две добавочные аксиомы

СТРОГОСТЬ $T(A_j, A_i) \neq A_i$ для $i, j \neq 1$

α -ОДНОРОДНОСТЬ Если $T(A_i, A_j) = A_k, T(A_{i-1}, A_j) = A_p$ (***) и $T(A_i, A_{j-1}) = A_q$, тогда $k - \alpha \leq p, q \leq k$ при $\alpha \in [1, n]$.

Это означает, что не может быть скачка более чем на α деления между соседними позициями.

Кроме того, так как большинство таблиц отличается только в нескольких клетках, и такое различие несущественно, можно ввести разбиение на классы эквивалентности, например, используя метрику Хемминга. Тогда, при выполнении (***) - (***) и $n = 9$ при $\alpha = 1$ будет 3 матрицы и 3 класса, при $\alpha = 2$ будет 62 матрицы и 7 классов при, $\alpha = 3$ будет 65 матриц и 6 классов.

Подобный подход позволяет представить эксперту весь возможный набор нечетких логик, а он лишь выберет подходящий. Вторым возможным способом является заполнение экспертом лишь нескольких фиксированных позиций с заполнением оставшихся с учетом аксиом (***) - (***) с последующей классификацией.

В случаях, когда порождаемых логик слишком много, можно задавать число кластеров, на которые будет разбиваться множество всех полученных логик.

Настраиваемая логика может выбираться в соответствии с качеством получаемого решения.

$$\{l_t \mid M.X_{l,t}\} = \text{argextr} C_{l,t}^{(B)}[\phi_{j,t}^{(l)}(M.X_{l,t-1})(h_{k,t-1}; x_{i,t-1}; y_{i,t-1}; l_{t-1})] \quad (5)$$

где $C_{l,t}^{(B)}$ - критерий выбора логики, $\phi_{j,t}^{(l)} \in \Phi_{j,T}^{(L)}$ - алгоритм обработки метрологических характеристик, с целью выбора оптимальной логики, l_{t-1} - логика, при которой было получено решение $h_{k,t-1}$.

Для использования этого механизма нужно перейти к реализации БИИ на спектре настраиваемых логик. При этом обобщенное уравнение таких измерений будет иметь следующий вид:

$$\{h_{k,t} \mid M.X_{k,t}^{l_t}\} = \text{rang}\{\text{argextr} C_t[\phi_{j,t}^{l_t}((*)^{L_T} x_{i,t}) *^{l_t} h_{k,t-1}^{(l_t)} \mid M.X_{k,t}^{(l_t)} \mid y_{i,t}\}] \quad (6)$$

где

$h_{k,t}$ - решение из динамического множества решений на ШДО, $\phi_{j,t} \in \Phi_{j,T}$ - алгоритм обработки из множества алгоритмов обработки, $x_{i,t} \in X_{i,T}$ - информационный поток из динамического множества информационных потоков, $y_{i,t} \in Y_{i,T}$ - набор условий измерений из динамического множества наборов условий измерений, l_{t-1} - логика, при которой было получено решение $h_{k,t-1}$, $l_t \in L_T$ - логика из динамического множества логик вывода (в частности, параметрические семейства логик), $i = 1 \dots T$, где T - период времени измерения.

Очевидно, уравнение (6) является обобщением уравнения БИИ в виде (1). Поскольку настраиваемые логики являются основным элементом теории нечетких систем входящих в направление, получившее название мягкие вычисления, очевидно правомочно назвать данный новый тип измерений мягкими измерениями МИ (soft measurements SM), причем если критерий принятия решений останется байесовским, то этот тип уместно назвать байесовскими мягкими измерениями БМИ (Bayesian soft Measurements BSM).

Можно показать, что уравнения, описывающие концепции компонентов, составляющих направление Умягкие вычисления Ф (нечеткие системы, нейронные сети, эволюционные вычисления, включающие эволюционные стратегии, эволюционные программы, генетические алгоритмы и

генетическое программирование [6] являются частными случаями уравнения МИ. При условии их реализации на принципах единства измерений с полным метрологическим обоснованием получаемых решений очевидно могут быть получены новые виды мягких измерений, таких как нечеткие, нейро-, эволюционные (генетические) измерения. при условии их реализации на принципах единства измерений с полным метрологическим обоснованием получаемых решений. Так, например, если отдельные составляющие уравнения МИ отсутствуют, в частности, комплекс метрологических характеристик и др., то приходим к уравнениям:

нечеткие вычисления

$$\{h_{k,t}\} = \phi_{j,t}^{(l_t)}(x_{i,t}) \quad (7)$$

вычисления в нейронных сетях

$$h_{k,t} = \phi_{j,t}^{(l_t)}(x_{i,t} * h_{k,t-1} | y_{i,t}) \quad (8)$$

эволюционные вычисления

$$h_{k,t} = \text{argextr}C[\phi_{j,t}(x_{i,t})] \quad (9)$$

где $h_{k,t} \in H_{K,T}$ - решение из динамического множества решений на ШДО, $\phi_{j,t} \in \Phi_{J,T}$ - алгоритм обработки из множества алгоритмов обработки, $x_{i,t} \in X_{I,T}$ - информационный поток из динамического множества информационных потоков, $y_{i,t} \in Y_{I,T}$ - набор условий измерений из динамического множества наборов условий измерений. l_{t-1} - логика, при которой было получено решение $h_{k,t-1}$ - логика из динамического множества логик вывода (в частности, параметрические семейства логики) $t = 1 \dots T$, где T - период времени измерения

Анализируя совокупность уравнений (7,8,9) можно сделать вывод, что направление мягких измерений является ветвью направления мягких вычислений, в которых информационные технологии компонентов мягких вычислений реализованы на принципах единства измерений с полным охватом их цепью метрологической поддержки решений. Тогда очевидно, что возможно создание отдельных ветвей мягких измерений в виде:

нечетких измерительных систем

$$\{h_{k,t}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t}^{(l_t)}\} = \phi_{j,t}^{(l_t)}(*^l x_{i,t} | y_{i,t}) \quad (10)$$

нейронных измерительных сетей (нейроизмерения)

$$\{h_{k,t}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t}^{(l_t)}\} = \phi_{j,t}^{(l_t)}(*^l x_{i,t} * (h_{k,t-1}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t-1}^{(l_t)} | y_{i,t}) \quad (11)$$

эволюционных измерений

$$\{h_{k,t}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t}^{(l_t)}\} = \text{rang}\{\text{argextr}C_t^{l_t}[\phi_{j,t}^{(l_t)}(*^l x_{i,t} | y_{i,t})]\} \quad (12)$$

где $h_{k,t} \in H_{K,T}$ - решение из динамического множества решений на ШДО, $\phi_{j,t} \in \Phi_{J,T}$ - алгоритм обработки из множества алгоритмов обработки, $x_{i,t} \in X_{I,T}$ - информационный поток из динамического множества информационных потоков, $y_{i,t} \in Y_{I,T}$ - набор условий измерений из динамического множества наборов условий измерений.

В работе [7] предлагается классификация структур, реализующих мягкие вычисления, которая иллюстрирует различные сочетания компонентов этого направления. При этом получающиеся в результате комбинации компонентов системы называются гибридными. Очевидным недостатком таких систем являются невозможность интеграции числовой информации в процессе вычислений, отсутствие метрологического обоснования и возможности планирования стратегии реализации процессов получения решений с целью обеспечения их требуемого качества, и в ряде вариантов (нечеткие системы) отсутствие возможности саморазвития на основе самообучения. Структуры реализующие уравнения (10,11,12) очевидно будут свободны от указанных недостатков.

Композиция нескольких видов таких измерений будет давать гибридные (аналогично [17]), типы мягких измерений. Построенные на такой методологической основе информационные системы можно назвать нечеткими измерительными системами, нейронными измерительными системами, эволюционными измерительными системами и гибридными системами мягких измерений (при их композиции).

На наш взгляд объединение систем мягких вычислений с системами мягких измерений может производиться на нескольких уровнях интеграции, которые будут обеспечивать различную глубину взаимного прояснения методологий.

На макроуровне по аналогии с [17]) могут быть предложены гибридные структуры реализующие композицию средств мягких измерений и известных компонентов мягких вычислений. Так, например, известная

структура нечеткого контроллера может быть модифицирована с применением методологии мягких измерений в различных вариантах: применение технологии мягких измерений при формировании входной матрицы, замене матрицы весов нейросети на гиперкуб, при извлечении множества управляющих решений. При этом возникают дополнительные возможности привлечения числовой информации, контроля качества процесса управления и оптимального его планирования.

На среднем уровне при интеграции методологий одна из них является управляющей по отношению к другой.

Но наиболее эффективным является интеграция методологий на микроуровне, когда объединение методологий происходит на уровне реализации элементарных действий этапов процесса получения решений. Примером такой интеграции является использование настраиваемых логик на уровне ШДО БИИ.

Очевидно, что такие ШДО можно назвать ШДО БМИ.

По мнению одного из ведущих специалистов в области искусственного интеллекта Д.А.Поспелова [8], основные направления развития интеллектуальных систем определяются следующими пятью глобальными идеями, к которым очевидно целесообразно добавить еще две: шестую - интеллектуальные измерения и седьмую - мягкие измерения.

1. Отказ от жестких схем рассуждений, опирающихся на дедуктивную процедуру. Вместо замкнутых формальных систем, моделирующих предметные области, о закономерностях которых априорно известно все, внимание исследователя будет направлено на изучение квазиаксиоматических систем, в которых часть аксиом является сменными, что обеспечивает возможность проведения немонотонных рассуждений и позволяет использовать правдоподобный вывод и правдоподобную аргументацию.

2. Широкое использование идеи прикладной семиотики для построения семантических баз знаний (СБЗ). Информационные единицы в СБЗ в отличие от обычных баз знаний, являются знаками, то есть структурами, позволяющими три стороны любой сущности (имя, концепт, представление) отображать единым образом. Это дает возможность ликвидировать разрыв между левосторонними представлениями и механизмами рассуждений на основе символов и паттернов - гештальтов. Таким образом, механизмы прикладной семиотики позволяют сделать принципиальный шаг по пути приближения когнитивных структур в БЗ, к тем

структурам, которым пользуется мышление человека.

3. Развитие средств когнитивной графики нового подхода не только к решению задач, но и к поиску постановки этих задач. Учитывая отсутствие каких-либо моделей в этой области, можно предположить, что теория когнитивных вычислений станет центральным моментом развития работ в области креативных процессов.

4. Продолжающееся развитие роботов ставит перед исследователями ряд проблем, связанных с логикой действий. Опыт, накопленный в этой области показывает, что логика действий выходит за рамки формальных систем в область семиотического моделирования и многоагентных систем. Развитие логики действий должно в конце концов привести к развитию математической теории динамических открытых систем.

5. Развитие мягких вычислений, то есть комплексное развитие и использование методов вычислений, основанных на нечеткой логике, нейровычислений, генетических вычислений и вероятностных вычислений, реализуемых в различных комбинациях в гибридных интеллектуальных системах.

6. Создание и развитие направления интеллектуальных измерений, как измерений, основанных на получении и использовании метрологически обоснованных знаний в процессе получения результата. При регуляризирующем байесовском подходе такие измерения представляют собой ветвь интеллектуальных измерений, называемых байесовскими (БИИ). Результаты БИИ представляют собой тип нечетких результатов измерений, полученных на сопряженных числовых и лингвистических шкалах специальной структуры, получившие название шкал с динамическими ограничениями (ШДО). Такие типы измерений ориентированы на сложные информационные ситуации со значительной априорной неопределенностью знаний об объекте измерений, среде его функционирования и средстве измерений, использование разнотипной информации, полное и непрерывное метрологическое обоснование результатов, соблюдение принципов единства измерений, саморазвитие измерительных шкал и технологий.

7. Создание и развитие направления мягких измерений - то есть нечетких измерений, нейроизмерений, эволюционных (генетических) измерений и вероятностных измерений, реализуемых в различных комбинациях в интеллектуальных измерительных системах на основе мягких измерений, или, короче, в системах мягких измерений направление мяг-

кие измерения, в целом совпадает со структурой проблемной области для мягких вычислений.

Выбор наиболее подходящего метода приближенных рассуждений для рассматриваемой задачи, не говоря уже об оптимальной структуре интеллектуальной системы, остается достаточно трудной проблемой. Можно сравнивать методы рассуждений, используя какие либо прагматические соображения, например, эффективность, или просто экспериментальным путем, однако до сих пор практически не существовало единого формализма для представления информации, в рамках которого эти методы можно было бы объективно сравнить. Отсутствие подобного формализма для представления методов приближенных рассуждений и систем, на нем основанных, в рамках направления мягких вычислений делает особенно актуальным создание единого интегрированного подхода к обработке информации для представления нечетких, вероятностных методов и методов, основанных на функции доверия. Подобный подход естественным образом укладывается в концепцию "мягких" измерений (см. уравнение 6). Примером такого единого интегрированного подхода является методология БИИ и, в частности, методология мягких измерений. Создание систем поддержки принятия решений на основе данного формализма позволит пользователю наиболее адекватно представить свои знания о проблеме, предварительно разбив ее на сравнительно небольшие фрагменты, и выбрать для каждого из них свой формализм, исходя из ограничений на использование в рамках данного фрагмента знаний тех или иных методов мягких вычислений. Одной из основных проблем в создании технологии мягких измерений является развитие теории, унифицирующей вероятностный, возможностный и нечеткий подходы к решению задач классификации сложных статистических объектов. Разработанные в [9] методы анализа инвариантных нечетких мер дают возможность эффективно восстанавливать нечеткие меры событий в сигма-алгебрах при малом числе статистических наблюдений. Предложенный в работе вариационный подход к построению оптимальных мер близости метризованных отношений позволяет находить меры близости с априорно заданными свойствами, в частности сглаживающие ошибки экспертных данных, что важно при создании интеллектуальных систем. Разработанная теория может быть эффективна в методах мягких измерений. В системах мягких измерений может быть также использована нечетко-значная вероятностная логика. Нильсон

в 1986 году впервые предложил подход анализа "возможных миров" при семантическом обобщении классической логики и построил вероятностную логику. В модели Нильсона вероятность истинности предложения A считается суммой вероятностей всех возможных миров, в которых предложение истинно. В работе [10], была впервые предложена модель нечетко-значной вероятностной логики - обобщение вероятностной логики Нильсона. В этой модели в отличие от модели Нильсона вместо вероятности истинности предложения A используется нечеткое распределение возможностей вероятности истинности предложения A . Данная модель позволяет построить эффективные стратегии вывода и самообучения в интеллектуальных системах, использующих нечеткие и вероятностные знания. Модель является базой для создания интеллектуальных систем в классе оболочек нечетких экспертных систем второго поколения исходя из широких возможностей выбора стратегий вывода на основе подхода возможных миров при проведении рассуждений.

Все перечисленные модели унифицируют вероятностный, возможностный и нечеткий подходы, т.е. объединяют нечеткие измерения и вероятностные измерения в гибридную систему в рамках мягких измерений и создают основу для создания единой методологии в реализации измерительных процессов, использующих как вероятностную, так и нечеткую информацию.

Выводы:

Мягкие вычисления в настоящее время положены в основу новых информационных технологий и вычислительной техники 6-го поколения и своим коммерческим успехом обязаны результатам "обратной волны" в форме "теория нечетких множеств $\Leftarrow$ нечеткие модели $\Leftarrow$ нечеткие системы $\Leftarrow$ нечеткие инструментальные программные средства $\Leftarrow$ нечеткие аппаратные средства" [19]. Направление мягких измерений является новым направлением мягких вычислений, в которых информационные технологии компонентов мягких вычислений реализованы на принципах единства измерений с полным охватом их цепью метрологической поддержки решений. Таким образом, новое направление МИ с одной стороны позволяет использовать все достоинства мягких вычислений простота и скорость обработки, гибкость логики вывода, разнообразие форм представления получаемых результатов и комплексов их метрологических характеристик, в которые могут быть включены показатели неопределенности, традиционно использующиеся в системах мягких вы-

числений) в реализации измерительных процессов, повышая тем самым качество результатов измерений. С другой стороны для систем мягких вычислений значительно расширяется сфера их приложений, повышается их вычислительная мощность за счет эффективного использования методов числовой обработки информации и впервые возникает возможность целенаправленного регулирования и оценивания на формальной основе качества получаемых решений.

Работа частично финансируется Российским Фондом Фундаментальных Исследований (грант 97-01-01102).

Список литературы

- [1] Недосекин Д.Д., Прокопчина С.В., Чернявский Е.А. Информационные технологии интеллектуализации измерительных процессов. СПб.: Энергоатомиздат, 1995. 185 с.
- [2] Прокопчина С.В., Койнаш Б.В. Регуляризирующий байесовский подход в задачах классификации объектов по изображениям. - Препринт АН СССР, ИПА, Л., 1991, 61 с.
- [3] Прокопчина С.В. Разработка методов и средств байесовской интеллектуализации измерений в задачах мониторинга сложных объектов. - Автореферат, СПб.: ГЭТУ, 1995. 33 с.
- [4] Хоффман Д. Интеллектуальные измерения для получения объективной информации в науке и технике //Тр. X Всемирного конгресса ИМЕКО, Препринт, т.1, Прага, 1985. С. 19-34.
- [5] Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений: Пер. с англ. - М.:Мир, 1976. 165 с.
- [6] Zadeh L.A. Fuzzy logic, neural networks and soft computing // Communications of the ACM.- 1994. - Vol.37, No. 3.- P. 77-84.
- [7] Bonissone Pierro P. Soft computing: the convergence of emerging reasoning technologies // Soft Computing (1997) 6-18, Springer-Verlag, 1997.

- [8] Поспелов Д.А. Колонка научного редактора //Программные продукты системы.- 1996.-1 3.
- [9] Броневиц А.Г., Каркищенко А.Н. Вероятностные и возможности модели классификации случайных последовательностей. - Таганрог: ТРТУ, 1996.
- [10] Нгуен М.Х. Моделирование приближенных рассуждений с помощью нечетко-значной вероятностной логики. Изв. РАН. Тех. Кибернетика, N5, (1993).
- [11] Пытьев Ю.П. Методы анализа и интерпретации эксперимента.-М.: Изд-во МГУ, 1990. -288 с.
- [12] Розенберг В.Я. Развитие концепции неопределенности в теории информационных систем.// ИКА, Научн-технич. сб. Обзоров.- М.: ИНФОРМПРИ-БОР, 1985, с. 4-12.
- [13] Арутюнов П.А. Теория и применение алгоритмических измерений.- М.: Энергоатомиздат,1990, -256 с.
- [14] Розенберг В.Я. Введение в теорию точности измерительных систем.-М.: Сов.радио, 1975.-304 с.
- [15] Муравьев С.В., Борилов В.Н., Сигаило М.Н. Интеллектуальная система для исследования в области метрологии.- В сб. Тез. Докл. III Всесоюз. конф. УМетрологическое обеспечение ИИС и АСУПТФ, 3-5 октября 1990. Львов, с.36.
- [16] Супес П., Зинес Д. Основы теории измерений. //Психологические измерения.-М.: Мир, 1967.- с.9- 110.
- [17] Кнорринг В.Г. Развитие репрезентативной теории измерений. //Измерение, контроль, автоматизация.- Сб. Научно-технических обзоров.- М.:Информприбор, 1980, 11-12, с.3-9.
- [18] Аверкин А.Н. и др. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта.- М.: Наука, 1986 -312с.

- [19] Averkin A.N., Pospelov D.A., Tarasov V.B. "Soft Computing, Concurrent Engineering, What Else?", Proceedings of the Sixth International Fuzzy Systems Association World Congress. San Paulo, Brazil, July 22- 28, Vol. 2, 1995.
- [20] Averkin A. N. Fuzzy Logics Simulation Technology in General Strategy of Intelligent System Designing. Proceedings of the Second International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing, edited by R.A.Aliev, K.W.Bonfig, F.Aliev, F.Wieland, ICAFST96, Siegen, Germany - June 25-27, 1996.
- [21] Umkehrer E., Schill K. A General Framework for Comparing Uncertainty Theories // Proceedings of ISUMA-NAFIPST95, pp.613-618.

Модели и методы представления знаний в CASE-технологии

В.Н. Вагин, Е.Ю. Головина, Ф.Ф. Оськин

Рассмотрен новый подход к созданию репозитория, основанный на концепциях "программной инженерии" и "инженерии знаний". Предложена гибридная модель предметной области CASE-системы. Приведены механизмы обработки знаний в гибридной модели. Разработана система КМ моделирования сложноструктурированной проблемной области.

1 Введение

Широкое использование вычислительной техники в различных сферах деятельности человека привело к потребности создания соответствующего программного обеспечения (ПО). Однако трудоемкость и наукоемкость разработки программ настолько огромны, что ведутся работы по созданию новых технологий автоматизации проектирования программных средств. Это направление получило название CASE-технология (Computer-Aided Software Engineering) [1].

Один из центральных звеньев в CASE-системе это репозиторий (информационная база проекта), являющийся основой интеграции в технологических системах. В репозитории сосредоточена информация о создаваемом ПО на всех стадиях жизненного цикла (ЖЦ) от технического задания до сопровождения [1].

Репозиторий, построенный на основе традиционного подхода, представляет собой хранилище информации, необходимой для разработки ПО в CASE-системе.

В настоящее время возникла необходимость в создании интеллектуального репозитория, который облегчит разработчикам процесс создания в CASE-системе ПО, отвечающего современному уровню.