

Мягкие измерения, как основа параметрической и структурной идентификации для управления производственными процессами и оценки качества

С. Г. Збрищак¹, Л. С. Звягин²

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Финуниверситет), Financial University
Москва, Россия

¹sv1417@yandex.ru, ²sdmif@yandex.ru

Аннотация. На сегодняшний день мягкие измерения и вычисления входят в новые информационные технологии и вычислительные техники шестого поколения. Направление мягких измерений – ветвь мягких вычислений, в которой информационные технологии компонентов мягких вычислений осуществлены по принципу единства измерений с метрологической поддержкой решения. В следствие этого новое направление мягких измерений может применять преимущества мягких вычислений (скорость обработки, разнообразные формы представления полученных результатов и комплексы метрологического характера, которые включают такие показатели, как неопределенность, использующая в системе мягких вычислений) для осуществления процессов измерения, улучшая результат измерения. Также для систем мягких вычислений расширяются сферы их приложения, увеличивается вычислительная мощность при помощи эффективного использования методов числовой обработки информации и впервые предоставляется возможность целенаправленно регулировать и оценивать качество получаемого решения.

Ключевые слова: мягкие измерения; байесовский подход; теория измерений; сложные системы; мягкие модели; измерительные шкалы

I. ВВЕДЕНИЕ

Развитие информационно-технологических и технических баз привели к расширению сфер их применения, благодаря данным сферам решаются такие задачи, как оценивание и контроль свойств сложных объектов (СО) и управление им. К СО можно отнести техногенные процессы: технологические процессы, производственные системы, сети передачи информации и ресурсов, а также природные явления и процессы. В данных системах информационные процессы осуществляются с учетом измерительного подхода, который предполагает соблюдение принципа единства измерения для каждого этапа и непрерывное методологическое сопровождение промежуточных и конечных результатов. Измерительный подход используют для параметрической и структурной идентификации,

управления производственными процессами, оценки качества, классификации и обработки изображения.

На практике подобные задачи имеют сложную информационную ситуацию, для которой характерно неопределенность знаний о свойствах контролируемого объекта и влияние его факторов среды на функционирование, невозможность наблюдения за многими из них, неточность и неполнота экспериментальной информации, что отражает важность функции методологии.

Применять в данной ситуации классическую методологию измерения, которая представлена в числовом значении и получена в результате эксперимента числовой информации, то же самое, если применять методы обработки измерительной информации без соблюдения принципа единства измерения, которое выполняет указанные задачи неэффективно и практически неприглядно из-за низкого качества и неконтролируемого уровня неопределенности.

Вследствие этого необходимо совершенствовать методическую базу измерительных систем для направления усиления роли познавательной функции измерения, что вызвано требованием получения результата «обобщенных» измерений в форме знаний с учетом объема априорной и поступающей в результате измерительного эксперимента. Выполнение данных условий способствует привлечению таких теорий, как оптимальное решение, искусственный интеллект и нечеткие системы в измерительной среде. Желание к измерению не количественных свойств объектов повлияло на создание общей теории измерения. Термин «измерение» используют для определения функции принадлежности и степени нечеткости.

II. КОНЦЕПЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ИЗМЕРЕНИЯ

«Жесткие» вычисления основаны на точных моделях, включающие рассуждение, символическую логику и классические методы вычисления, и поиск информации. Мягкие вычисления основаны на приближенных моделях,

которые состоят из методов приближённых рассуждений и вычислительных методов, состоящие из функциональной аппроксимации, случайного поиска и оптимизации. В 1994 году Л. Заде дал определение вычислительному интеллекту и мягким вычислениям. Тогда и был сформулирован основной принцип мягкого вычисления – терпимость к неточностям и частичная истинность для достижения интерпретируемости, гибкости и низкой стоимости решения. Методы приближённых рассуждений, которые входят в мягкие вычисления, состоят из условного вывода и правила вывода (*Modus ponens* – «правило вывода» – лат.).

Условный *modus* включает в себя:

1. Вероятность модели: вероятностная логика Нильсона; нечеткая вероятностная логика Нгуена; вероятностные рассуждения Перл на байесовских сетях, субъективные байесовские методы.
2. Методы, которые основаны на функциях доверия: теория Демстера-Шейфера, функции доверия Сметца, верхние и нижние вероятности Фагина-Гальперна.

Modus ponens включает многозначные логики, нечеткую логику и теорию возможностей. Вычислительные методы, которые основаны на функциональной аппроксимации, случайном поиске и оптимизации, разделяются на такие механизмы, как локальный поиск и глобальный поиск. В основном подходы, которые входят в мягкие вычисления, считаются универсальными, но они взаимодополняют друг друга и их используют в комбинации для создания гибридных интеллектуальных систем. Именно поэтому, когда создается система, работающая с неопределенностью, нужно понимать, какая из состоящих частей мягких вычислений или какая из комбинаций лучше подходит для решения задачи.

Гибридные интеллектуальные системы разделяются на такие классы, как:

1. Гибридные системы с функциональным замещением. В них используется модель, элемент которой замещается другой моделью, к примеру: а) перерасчет весов в обратном распространении происходит за счет генетического алгоритма. Число итераций сокращается, чтобы получить решение; б) подбор функций принадлежности в нечетком контроллере происходит за счет генетического алгоритма. Функции выходят точнее, чем когда подбираются вручную.
2. Гибридные системы с взаимодействием. Используют независимые модели, чтобы обмениваться информацией и выполнять функции для получения общего решения. Если задачу разбить на распознавание образов, выводов и оптимизацию, то функции являются нейронными сетями, экспертными системами и генетическими алгоритмами.

3. Полиморфные гибридные системы. Одна из моделей используется для имитации функционирования других моделей.

В 90-е годы XX века, когда развивалась концепция интеллектуального измерения, была разработана методология байесовских интеллектуальных измерений (БИИ), которая основана на регулирующем байесовском подходе (РБП). РБП состоит из модификации байесовского подхода для получения оптимальных решений указанных задач, в условии априорной неопределенности при соблюдении принципа единства измерения во время принятия решения [4].

Концепция БИИ, которая основана на РБП, состоит из методологии синтеза нового типа шкал для реализации «обобщенных» измерений, чтобы достичь качественного решения прикладной задачи на основе всестороннего познания свойств СО и среды его функционирования. Такие шкалы называются шкалами с динамическими ограничениями (ШДО), которые способны адаптироваться к изменениям структуры при накоплении информации о развитии свойств СО или среды его функционирования и осуществляются в метрическом пространстве динамически компактов их носителей. При решении прикладной задачи, основанной на методологии БИИ, осуществляется, как процесс целенаправленного преобразования иерархической структуры ШДО, который отражает свойства СО. Иерархическая ШДО отражает свойства СО и среду, которая представлена в виде геометрического гиперкуба, связанного одновременно ШДО [5].

Результаты ШДО могут быть представлены в виде: числового значения параметра; аналитической функциональной зависимости; системы аналитических зависимостей, которые определяют состояние СО; лингвистического значения и выражения, которые определяют выводы и решения касательно свойств и состояния для ОМ; рекомендации для обеспечения устойчивого функционирования ОМ.

Структура ШДО БИИ состоит из сопряженной лингвистической шкалы и пространства трехзвенного носителя, которые представлены в виде иерархической структуры пространства нечеткого термножества лингвистической переменной, для которых базовым множеством X является носитель текущей шкалы БИИ контролируемого свойства СО. Нужно отметить, что возможность учета лингвистической информации, основанной на формализме РБП в результате получения измерения, возникает впервые, предоставляя возможность учесть дополнительную лингвистическую информацию, чтобы снизить степень неопределенности и повысить качество результата измерения. В моей работе представлены теоретические положения синтеза сопряженных лингвистических ШДО. Нечеткая динамическая модель данного параметра получена на динамической ШДО БИИ [5]. При помощи ее получены аналитические зависимости для возможных альтернативных моделей динамики численности, каждая из которых имеет собственный комплекс метрологических показателей, числа которых состоят из точности модели,

надежности и достоверности. Также происходит контроль над риском решения и количеством получаемого в процессе измерения. Метрологические характеристики, за исключением нормированных показателей качества измерений, содержат в себе важные характеристики качества решения [6].

III. ОСНОВНЫЕ ПРИНЦИПЫ БИИ

Основные принципы БИИ включают в себя следующие пункты:

- интеграция разной формы представления информации для улучшения или достижения необходимого качества результата;
- метрологическое пояснение полученного решения в качестве количественного показателя меры апостериорной неопределенности, к примеру, показатели точности, надежности и достоверности;
- действие принципа саморазвития модели объекта измерения и среды функционирования на основе адаптации структуры ШДО к свойствам СО.

Уравнение БИИ в оптимизированной форме имеет вид:

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

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

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

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

где $\{h_k\}$ – список результатов БИИ, из которых достоверность определяется, как апостериорная байесовская вероятность; H, K, T – множество результатов БИИ, с переменными границами и объемом, которое в дальнейшем будем называть динамическое множество; $C^{(B)}$ – БРП принятия решения по алгоритму $\phi_{j,t}$ из динамического множества алгоритмов $\Phi_{J,T}$ при наборе экспериментальных данных и условиях измерений $y_{i,t} \in Y_{I,T}$, где

$$y_{i,t} = \{A_{i,t}\} * \{M_{i,t}\} * \{O_{i,t}\}$$

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

При выборе идеологии байесовского подхода для концептуальной основы БИИ ссылаются на необходимость привлечения знаний о неконтролируемых свойствах СО, чтобы обеспечить требуемое качество решения при неточной, неполной и нечеткой априорной информации, которые характерны для задач, что ориентированы на СО. Итог такого измерения должно на каждом этапе быть определено комплексом метрологического характера, имеющего такую структуру, как:

$$MX_{k,t} = \{\xi_{k,t}; V_{k,t}; \{P_{k,t}\}\}$$

где $\xi_{k,t}$ – результат точного решения на ШДО,

$V_{k,t}$ – результат надежного решения на ШДО, который определяется уровнем первого и второго рода ошибок,

$P_{k,t}$ – список показателей неопределенности: байесовская мера достоверности, мера возможности, мера доверия и т.д.

Комплексы метрологических характеристик рассчитываются на основе таких показателей, как качество решения и априорные характеристики качества решения.

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

где $MX_{k,j}^{(T)}$ – комплекс метрологических характеристик решения, которые получены на текущем шкале ШДО; $MX_{k,t-1}$ – комплекс метрологических характеристик априорного решения.

На сегодняшний день при помощи РБП разработали большой спектр методов, средств мониторинга СО и поддержку для принятия управляющих решений. По своей сути БИИ – обобщение определенных типов измерений: прямые, косвенные, совокупные, совместимые, адаптивные, алгоритмические, статистические и т.д., которые выявляют преимущество к достоинствам вышеприведенных типов измерений. Но достоинства БИИ являются неполными, если не учитывать настраиваемую логику, которую используют в различных системах нечеткого вывода [4]. Применение нечетких логик предоставляет возможность быстро менять методы обработки нечеткости знаний. В нечеткой логике достоверность является нечетким истинным значением. Распространенная в ИС нечеткая логика, основанная на треугольной норме Заде, но можно и другую Т-норму: вероятностную, Лукашевича и др. Разнообразные Т-нормы предоставляют разнообразную нечеткую логику. При использовании нечеткой лингвистической шкалы для оценки можно в диалоге ИС применять лингвистические понятия, а не числа. Данная шкала представлена в качестве набора (от 5–9 объектов), которые упорядочены по определенному критерию. Аппроксимация результата происходит при выводе нечетких шкал. Если использовать вывод таблицы перехода полностью, то выходит нечеткая логика и выявляются такие преимущества, как:

1. Процесс нечеткого вывода происходит быстрее.
2. Таблица перехода понятно даже человеку, который не владеет математическим образованием.
3. Смена метода пересчета неопределенности происходит за счет смены одной таблицы на другую, соответственно, смена может быть в любое время, даже при процессе вывода.
4. Новую таблицу перехода может создать человек методом когнитивной графики, а компьютер проверит выполнение свойств и норм.

Далее под нечеткой логикой понимается логика, обобщающая операторы конъюнкции и дизъюнкции, которые используют -норму и -конорму, соответствующие

системе аксиом. При этом модули вывода экспертной системы для механизма управления неопределенностью используют данную логику (или семейство таких логик). В основном семейство нечетких логик представлена в виде формул для вычисления.

Норма – оператор конъюнкции, который задан степенями неопределенности 2-х или более условий для одной и той же продукции, удовлетворяющий такие свойства, как:

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

$$T(p, I) = T(I, p) = p$$

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

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

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

-конорма $S(p, q)$ определяет степень неопределенности заключения, который вывели из 2-х или более правил. Данный оператор дизъюнкции удовлетворяет такие свойства:

$$S(I, I) = I$$

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

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

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

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

-норма и -конорма связаны:

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

При помощи -норм и -конорм во время подбора соответствующего отрицания возможно определить импликацию и выявить правило вывода Modus ponens, которых достаточно, чтобы рассчитать степень неопределенности вывода, зависящего от степеней неопределенности посылок и правил.

Степень неопределенности может быть и числом из интервала $[0,1]$, и функцией $f(x) : [0,1] \rightarrow [0,1]$. В данном случае число значений нечеткой логики ограничено числом термов лингвистической шкалы. Для функции $f(x)$ в основном используют такие функции, как нечеткая метка, трапецидальная функция, S-функция. В основном число термов расположены в диапазоне от 5–9. Исходя из исследований, результаты различаются при выводе терм-множеств не более 9 элементов, которые представлены в виде пар (T_1, S_1) – логика Лукашевича, (T_2, S_2) – вероятностная логика и (T_3, S_3) – логика Заде.

После каждой операции выполняется лингвистическая аппроксимация результата элементами шкалы. Исходя из того, что число входов бинарной операции конечно, то результат может быть представлен в виде матрицы 9×9 . Из этого следует, что каждая из 3-х логик будет соответствовать набору матрицы и экспертная роль заключается в выборе номера данного набора.

В системе нечеткое лингвистическое значение представлено, как функция принадлежности, которая определена на интервале $[0, 1]$, где 0 – ложь, 1 – истина. Для сокращения чисел вычисления, вместо функции принадлежности используют трапецидальную функцию.

Операторы конъюнкции и дизъюнкции, которые применимы к данным функциям, предоставят в результате новую функцию принадлежности. Данную операцию называют аппроксимацией, и она важна, чтобы обеспечить замкнутость терм-множества для всех логических операций. Ближайшая функция принадлежности составляется по евклидовой метрике в пространстве математического ожидания (первое измерение) и площади (второе измерение). При получении итога логической операции, применяются -нормы и -конормы либо импликации ко всем попарно значениям из терм-множеств по выше представленным правилам и после аппроксимации получают матрицу, в которой представлены итоги операции и их можно применять для перерасчета по формулам.

Вторым способом для управления неопределенностью является использование нечетких меток, которые изменяют степень уверенности в факте.

Типы меток:

1. «Размывающие» высказывания (увеличивают степень неопределенности) – $(0, a)$, $a \in [0, 1]$.
2. «Конкретизирующие» высказывания (уменьшают степень неопределенности) – $(a, 1)$, $a \in [0, 1]$.

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

Наборы нечетких методов используют в системе, как терм-множество. Для известного терм-множества можно рассчитать и заполнить результат данных операций в матрице. При помощи комбинации операций рассчитывается уверенность в факте, стоящее в правой части продукции.

Число, полученное системой логик, зависит от таких факторов как размер матрицы, соответственно, число возможных значений ее элементов и дополнительные аксиомы, сужающие многие порождающие матрицы.

Для случая дискретного множества значений необходимо ввести определение треугольной нормы.

Пусть A – упорядоченное лингвистическое значение = $\{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, где $A_i \leq A_j$, если $i \leq j$, обозначающая достоверность, которая выражена A_i , меньше достоверности, выраженной A_j , что совпадает с выше приведенным отношением порядка на нечетких числах.

Для построения нечеткой логики возможно определить такие операции, как отрицание, дизъюнкция и конъюнкция.

IV. НАСТРАИВАЕМАЯ ЛОГИКА

Настраиваемая логика – основной элемент теории нечетких систем, входящий в направление, которое получило название мягкие вычисления, соответственно, данный новый тип называется мягким измерением (МИ) с учетом того, что критерий принятия решения является байесовским, следовательно, данный тип называется байесовским мягким измерением БМИ.

Можно отразить уравнение, которое описывает концепцию компонентов, составляющее направление МИ (нечеткая система, нейронные сети, эволюционные вычисления), учитывающее эволюционную стратегию, эволюционную программу, генетический алгоритм, генетическое программирование и выше представленное уравнение являются частным случаем уравнения МИ. Если их осуществить на принципе единства измерения с полным метрологическим обоснованием полученных решений, соответственно, можно получить новые типы мягких измерений: нечеткие, нейро- и эволюционные измерения. Если отдельное составляющее уравнение МИ отсутствует: комплекс метрологических характеристик, то получаем уравнение:

Нечеткие вычисления

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

Вычисления в нейронных сетях

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

Эволюционные вычисления

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

где $h_{k,t} \in H_{k,T}$ – решение из динамически многих решений на ШДО; $\phi_{j,t} \in \Phi_{j,T}$ – алгоритм обработки из многих алгоритмов обработки; $x_{i,t} \in X_{i,T}$ – информационный поток из динамически многих информационных потоков; $y_{i,t} \in Y_{i,T}$ – набор условий измерений из динамически многих наборов условий измерения; l_{t-1} – логика, при помощи которой получили решение $h_{k,t-1}$ – логика из динамически многих логик вывода, $t=1 \dots, T$, где T – период времени измерения.

При анализе выше представленных уравнений можно сказать, что направление МИ – ветвь направления мягких вычислений, в которой информационная технология компонентов мягких вычислений осуществлена на принципе единства измерений при помощи метрологической поддержки решения. В следствие можно создать отдельную ветвь мягких измерений:

Нечеткие измерительные системы

$$\{h_{k,l}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t_1}^{(l_1)}\} = \phi_{j,t}^{(l_1)}(*^{l_1} x_{i,t}) | y_{i,t}$$

Нейронная измерительная сеть

$$\{h_{k,l}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t}^{(l_1)}\} = \phi_{j,t}^{(l_1)}(*^{l_1} x_{i,t}) * (h_{k,l-1} | \{MX\}_{k,t-1}^{(l_1)}) | y_{i,t}$$

Эволюционные измерения

$$\{h_{k,l}^{(l_t)} | \{MX\}_{k,t_1}^{(l_1)}\} = \text{rang}\{\text{argextr}C_t^{l_t}[\phi_{j,t}^{(l_1)}(*^{l_1} x_{i,t}) | y_{i,t}]\}$$

где $h_{k,t} \in H_{k,T}$ – решение из динамически многих решений на ШДО; $\phi_{j,t} \in \Phi_{j,T}$ – алгоритм обработки из многих алгоритмов обработки; $x_{i,t} \in X_{i,T}$ – информационный поток из динамически многих информационных потоков; $y_{i,t} \in Y_{i,T}$ – набор условий измерений из динамически многих наборов условий измерения.

V. МОДЕЛИРОВАНИЕ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

Сложные системы характеризуются рядом особенностей, которые необходимо учитывать в ходе их управления и прогнозирования. В связи с этим моделирование сложных систем представлено множеством методов, ориентированных на решение сложных задач управления объектами с уникальными характеристиками. Одной из наиболее эффективных моделей сложных распределенных объектов является модель, построенная на основе теории нечетких множеств.

Данная теория позволяет формализовано описать состояние объекта G_i с учетом интенсивностей свойств через лингвистическую переменную вида:

$$\langle G_i; T_i; X_i \rangle$$

В качестве X_i выступает базовое множество показателя G_i , T_i – множество значений, т.е. нечетких переменных лингвистической переменной. При этом каждая переменная $T_{ij} \in \{T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{in}\}$ может быть задана в виде нечеткого множества как $T_{ij} \in \{\mu T_{ij}(x) / x \in X_i\}$. В таком случае возможное состояние исследуемого объекта описывается семейством вида:

$$\{\langle G_i; \max\{T_{ij}\}; X_i \rangle\}$$

где $\max\{T_{ij}\} = T_{ik}$, при этом T_{ik} такое, что $\mu T_{ik} = \max\{\mu T_{ij}(x)\}$ [4].

В ходе исследования часто оцениваются объекты, состояния которых различимы. Для подобных объектов необходимо определить меры сходства и различия. Так для четких переменных мера сходства объектов вычисляется по степени совпадения семейств свойств, которыми они описаны, т.е. по числу совпадающих свойств $n(1,1)$ оцениваемых объектов. В случае нечетких множеств вводятся бинарные операции объединения \cup , пересечения \cap и одноместная операция дополнения множества $C(A)$. Пусть A, B, C – нечеткие множества, x – элемент носителя этих нечетких множеств, тогда вышеперечисленные операции вычисляются следующим образом:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \mu_B(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\};$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\};$$

$$\mu_{C(B)}(x) = 1 - \mu_B(x).$$

Оценка сходства объектов, описанных посредством интенсивностей свойств, сводится к оценке сходства соответствующих нечетких множеств. Данная оценка проводится в абсолютном или относительном выражении. В первом случае объекты или качества сравниваются как нечеткие множества, при этом в качестве базового множества принимается множество свойств без каких-либо ограничений. Базой сравнения может выступать множество свойств, на котором функция принадлежности хотя бы для одного из сравниваемых объектов не равна нулю. Во втором случае коэффициенты сходства оцениваются по отношению к эталонному набору свойств – пространству качества.

В обоих подходах оценивать меру сходства соответствующих нечетких множеств возможно путем построения индексов сравнения. Данный метод предполагает сравнение состояния объекта с эталонным классом по совпадению $n(1,1)$. Тогда:

1. Мера сходства определяется числом совпадающих в оцениваемых объектах свойств. Пусть A – носитель ситуации на множестве признаков объекта управления, т.е. $A = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\}$, B – носитель ситуации управления на множестве свойств объекта управления эталонного класса, т.е. $\{x \in X | \mu_B(x) > 0\}$. Тогда в качестве нормируемого множества выберем множество $A \cup B$ и $n^{1,1} = (\sum \mu_{A \cap B}(x)) / \{\sum \max(\mu_A(x), \mu_B(x))\}$. При этом вид делителя определяется выполнением условия $n^{1,1} = 1$ при $A = B$.
2. Мера различия ситуации управления также рассчитывается на основе нормируемого множества $A \cup B$ и $n^{1,1} = (\sum \mu_{A \cap B}(x)) / \{\sum \max(\mu_A(x), \mu_B(x))\}$. Однако в данном случае вид делителя должен удовлетворять требованию равенства единице коэффициента полного различия при условии $A \cap B = \emptyset$ [7].

В условиях неопределенности информации, когда классические методы моделирования становятся малоэффективными, управление сложными системами предполагает применение широкого инструментария формально-экспертных методов. В частности, моделирование сложных систем осуществляется на основе теории нечетких множеств, «мягкого» моделирования, эвристических или фрактальных моделей и других.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлена классификация структур, которую реализуют мягкие вычисления, отражая сочетание компонентов данного направления. При этом полученные комбинации компонентов системы называются

гибридными. Однако такие системы имеют ряд недостатков: отсутствует метрологическое обоснование и возможность планирования стратегии осуществления процессов получения решения для того, чтобы обеспечить необходимое качество, также отсутствие возможности саморазвития на основе самообучения.

Композиция некоторых измерений дает гибридные, типы МИ. Основанные на такой методологической основе информационной системы получили такие названия, как нечеткая измерительная система, нейронная измерительная сеть, эволюционная измерительная система и гибридная система МИ. Объединение систем мягких вычислений и систем мягких измерений может происходить на нескольких уровнях интеграции, которые обеспечивают разную глубину взаимного проникновения методологии. На макроуровне может быть предложена гибридная структура, которая реализует композиции мягких измерений и компоненты мягких вычислений. На среднем уровне при интеграции методологии одна из них является важнее другой. Однако наиболее эффективным является интеграция методологии на микроуровне: объединение методологий во время осуществления элементарных действий этапов процесса получения решения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] ГОСТ Р 54500.1-2011/Руководство ИСО/МЭК 98-1:2009. Национальный стандарт Российской Федерации. «Неопределенность измерения. Часть 1. Введение в руководства по неопределенности измерения» (Утв. и введен в действие Приказом Росстандарта от 16.11.2011 N 555-ст)
- [2] Ефимова Н.Ю. Оценка неопределенности в измерениях: практическое пособие / Н.Ю. Ефимова. Мн.: БелГИМ, 2003. 50 с.
- [3] Карасева М.В., Новожилов А.А., Рукавицына Т.А. К вопросу оценки эффективности функционирования организационно - технических систем. // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. 2011. №4.
- [4] Прокопчина С.В., Черников Л.Ю. Определение динамических моделей, тенденций и рисков показателей состояния котельных на основе регуляризирующего байесовского подхода // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2011. Т. 1. С. 222-225.
- [5] Прокопчина С.В., Украинский Д.А. Нечеткие модели байесовских интеллектуальных технологий // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2010. Т. 1. С. 52-57.
- [6] Прокопчина С.В., Шестопалов М.Ю., Уткин Л.В., Куприянов М.С., Лазарев В.Л., Имаев Д.Х., Горохов В.Л., Жук Ю.А., Спасивцев А.В. Управление в условиях неопределенности // СПбГЭТУ «ЛЭТИ». Санкт-Петербург, 2014.
- [7] Чабаненко П.П. Становление и развитие аппарата функциональных сетей // Сборник научных трудов. Вып. 2. Севастополь: СВМИ им. П.С. Нахимова, 2003. С. 160–168.