УДК 681.5;004

В. А. Доровской,
д-р техн. наук, профессор,
Керченский государственный морской
технологический университет;

С. Г. Черный,
канд. техн. наук, доцент,
Керченский государственный морской
технологический университет

НЕЧЕТКИЕ МЕТОДЫ И МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМИ СИСТЕМАМИ ПОДВОДНОЙ ДОБЫЧИ ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ В УСЛОВИЯХ РИСКА

FUZZY METHODS AND MODELS OF INTELLIGENT UNDERWATER MINING SYSTEMS FOR CONDITIONS OF RISK

В работе рассмотрены нечеткие методы и модели принятия решений интеллектуальными системами подводной добычи полезных ископаемых в условиях риска (неопределенности). Методы принятия решений в условиях неопределенности являются узкоспециализированными, ориентированными на отдельные виды неопределенностей: стохастическую, нечеткую или интервальную. Корректные методы их взаимной трансформации или учета их различных композиций мало разработаны.

Considered the fuzzy methods and models of decision-making intelligent systems underwater mining in conditions of risk (uncertainty). Methods of decision making under uncertainty is a specialized, focused on certain types of uncertainty: stochastic, fuzzy, or interval. Correct methods of their mutual transformation and taking into account their different compositions developed not enough.

Ключевые слова: нечеткие методы, принятие решений, риск, критерий, альтернатива.
Key words: fuzzy techniques, decision-making, risk of criteria, alternative.

Введение и анализ существующих исследований. Интеллектуальное месторождение всегда начинается с построения его геологической и технологической модели. Без знания особенностей пласта, представления о том, как должна быть организована добыча, невозможно создать систему управления. Не случайно некоторые эксперты полагают [1], что интеллектуальные технологии лучше всего подходят для месторождений, находящихся на поздней стадии разработки, так как они максимально изучены.

Прогноз добычи и повышение коэффициента извлечения нефти, оптимизацию операционных и капитальных затрат в концепции интеллектуального месторождения (Smart Field) можно оценить благодаря созданию интегрированной модели месторождения, ее адаптации к реальным условиям и расчету оптимальных вариантов разработки нефтегазового актива. Интегрированная модель объединяет модели пласта и наземной инфраструктуры и позволяет делать выбор наилучшего варианта развития месторождения или оптимизации производства, выявить избыточную инфраструктуру, ненужное бурение, причины отказов оборудования, потери по добыче углеводородов из-за «узких мест системы сбора» и в целом повысить экономическую эффективность принимаемых решений по управлению нефтегазовым активом. При этом диспетчер сталкивается с проблемами нечетких моделей и методов принятия решений в условиях риска (неопределенности). На рис. 1 схематично представлена интеллектуальная система добычи углеводородов.

Существует большое количество моделей принятия решений в условиях стохастической неопределенности, которые ориентированы на учет как объективных особенностей ситуации принятия решений, таких как размерность задачи, степень и форма неопределенности представления исходной информации и т. д., так и субъективных предпочтений ЛПР, вынужденного тем или иным способом возмещать недостающую объективную информацию. Заметим, что с момента опубликования основоположником теории нечетких множеств и логики Л. А. Заде в 1965 г. статьи “Fuzzy Sets” [2] термин “fuzzy” (*англ.* — нечеткий, размытый) стал ключевым словом практически во всех областях науки. Работа Л. Заде [3] заложила основы моделирования интеллектуальной деятельности человека и явилась начальным толчком к развитию новой математической теории. Теория нечетких множеств и нечеткой логики согласно основной идее Л. Заде в течение почти 40 лет достаточно широко используется в качестве инструментария для моделирования и обработки нечеткой, лингвистической или так называемой качественной информации, для моделирования нечеткости мышления и рассуждений человека, его способности использовать приближенные оценки для описания сложных, плохо (слабо) формализуемых процессов принятия решений в различных областях знаний.

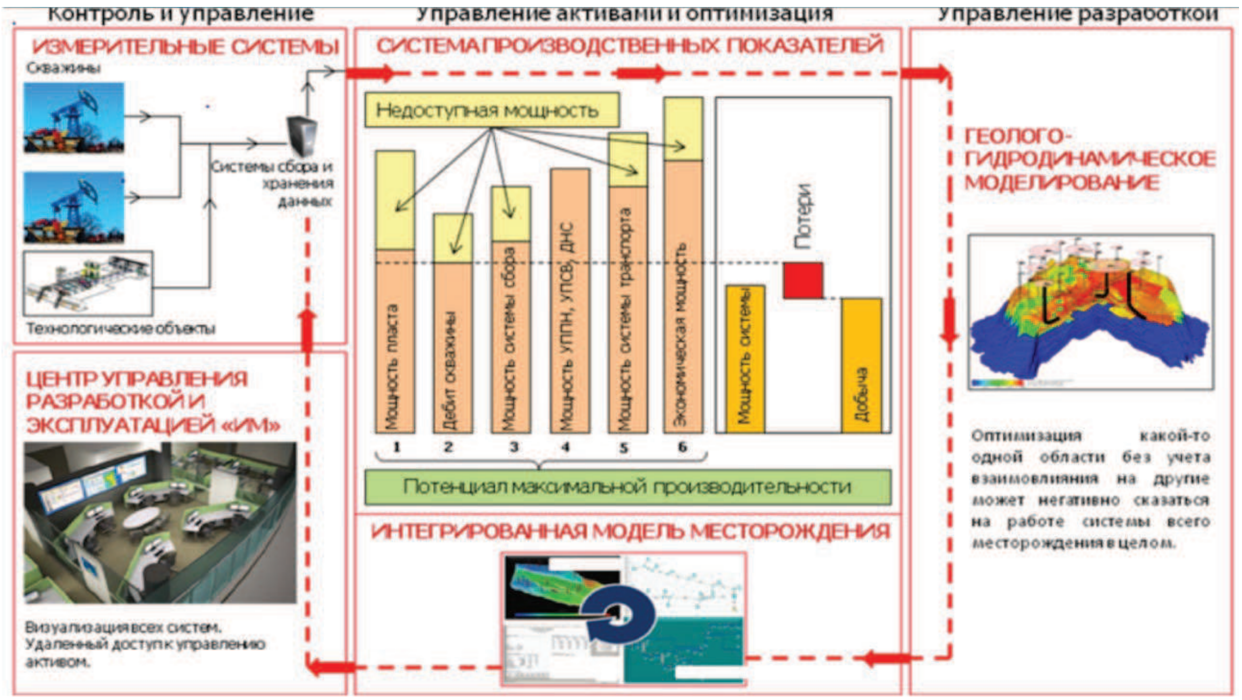

Рис. 1. Интегрированная модель получает в реальном времени параметры эксплуатационных объектов, обрабатывает и выдает варианты управленческих решений, направленных на снижение разницы между плановой и фактической добычей нефти (иллюстрация А. Власова [1])

Фундаментальной работой, в которой предложены методы моделирования неопределенности в процессе принятия решений при помощи теории нечетких множеств и логики, послужила статья Р. Е. Беллмана и Л. Заде [4, p. 338–353]. В работе рассматривается «процесс принятия решения, в котором цели и/или ограничения имеют нечеткую природу». Следует также остановиться на основных вопросах теории рассуждений, предложенной Л. Заде. Судя из его высказываний, «обычные методы представления знаний, основанные на исчислении предикатов и других близких методах, не очень хорошо подходят для представления “знаний здравого смысла”, поскольку предикаты в предложениях, описывающих такие повседневные знания, чаще всего не имеют четких денотатов». Затем проблемы представления смысла обсуждаются в контексте «композиции гибких ограничений» совместно с правилами модификации, композиции, квантификации.

Постановка задачи. Применение теории нечетких множеств к решению различных задач принятия решений при нечеткой информации способствовало созданию и развитию новых методов решения задач математического программирования, в которых содержатся некоторые нечеткие, недостоверные факторы в целевой функции или в ограничениях. Такой класс задач назван задачами нечеткого математического программирования.

Однако, несмотря на вышеприведенные различия, можно сформулировать обобщенную постановку задачи принятия решений в условиях стохастической неопределенности, известной как проблема принятия решений в условиях риска [5, с. 172–215].

Решение задачи. Будем полагать, что множество состояний внешней среды S задано явно, а стохастическая неопределенность проявляется в случайной реализации состояний $s \in S$, которые не зависят от выбора альтернативы $x \in X$. Стохастическая неопределенность описывается плотностью распределения вероятности $p(s)$.

Для наглядности, но без потери общности, в дальнейшем будем полагать, что множества X и S являются счетными, то есть $X\left\{x_i\right\},\ i=\overline{1,n}$; $S=\left\{s_j\right\},\ j=\overline{1,m}$. Тогда при выборе конкретного решения $x_i \in X$ и случайной реализации одного из возможных состояний внешней среды $s_j \in S$ эффективность решения $E(x, s)$ характеризуется двумя частными критериями: оценкой ожидаемого эффекта $f(x_i, s_j)$ и вероятностью его реализации $p(s_j)$, то есть

$$E\left(x_i\right)=\Phi\left[f\left(x_i,s_j\right),p(s_j)\right]. \tag{1}$$

Комбинаторное множество значений указанных частных критериев образует множество возможных решений, которое наглядно может быть представлено в виде табл. 1, известной как матрица платежей. Цель задачи принятия решения состоит в максимизации эффекта:

$$x_1^0=\arg\max_{x_i\in X,p(s_j)}\Phi_1\left[f\left(x_i,s_j\right),p(s_j)\right] \tag{2}$$

Таблица 1

Множество возможных решений

Решения \ Случайные ситуации	$p(s_1)$	$p(s_2)$	…	$p(s_m)$
x_1	$f(x_1, s_1)$	$f(x_1, s_2)$	…	$f(x_1, s_m)$
x_2	$f(x_2, s_1)$	$f(x_2, s_2)$	…	$f(x_2, s_m)$
…	…	…	…	…
x_n	$f(x_n, s_1)$	$f(x_n, s_2)$	…	$f(x_n, s_m)$

В качестве альтернативной оценки эффективности принимаемого решения можно использовать так называемый риск $r(x_i, s_j)$, который характеризует упущенный эффект. Риск представляет собой разность между максимально возможным потенциальным эффектом, который можно было бы получить в условиях полной определенности о состоянии внешней среды, и действительным эффектом:

$$r\left(x_i,s_j\right)=\max_i f\left(x_i,s_j\right)-f\left(x_i,s_j\right). \tag{3}$$

В этом случае цель задачи принятия решений состоит в минимизации риска, то есть

$$x_2^0=\arg\min_{x_i\in X,p(s_j)}\Phi_2\left[r\left(x_i,s_j\right),p(s_j)\right]. \tag{4}$$

Независимо от вида оценки (2) или (4) для конструктивного решения задачи принятия решения необходимо сформулировать обобщенный критерий выбора, учитывающий два вышеуказанных частных критерия. Данная субъективная процедура реализуется лицом, принимающим решение (ЛПР). В качестве примера рассмотрим модель ПР, разработанную в пакет Simulink (рис. 2).

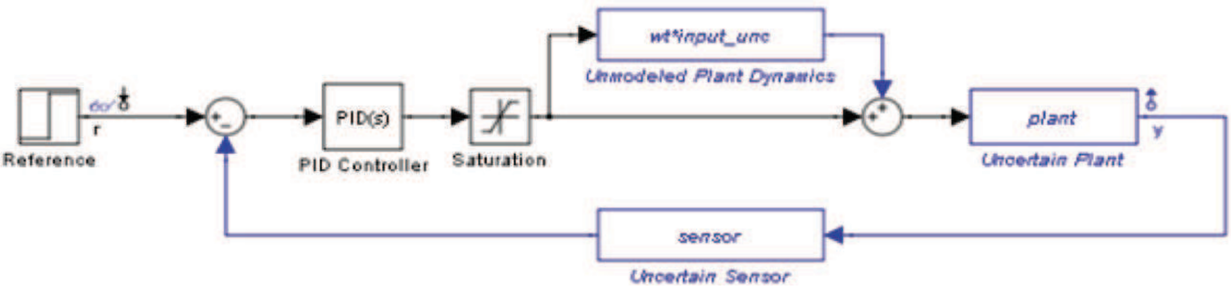

Рис. 2. Модель ПР готова к проведению нечеткой линеаризации

Дальнейшая процедура сводится к имитационному моделированию в пакете Simulink с различными параметрами моделирования. Оценку полученных результатов осуществляли по таким критериям.

Критерий максимального математического ожидания (Байеса–Лапласа). Критерий ориентирован на максимизацию математического ожидания эффекта или минимизацию математического ожидания риска и соответственно имеет для дискретного случая вид:

$$x_1^0 = \arg\max_{x_i \in X} \sum_{j=1}^{m} f\left(x_i, s_j\right) \cdot p(s_j); \tag{5}$$

$$x_2^0 = \arg\min_{x_i \in X} \sum_{j=1}^{m} r\left(x_i, s_j\right) \cdot p(s_j). \tag{6}$$

В случае если множество S непрерывно, формулы (5) и (6) примут, соответственно, вид

$$x_1^0 = \arg\max_{x_i \in X} \int_{s \in S} f\left(x_i, s_j\right) \cdot p(s_j)\ ds; \tag{7}$$

$$x_2^0 = \arg\min_{x_i \in X} \int_{s \in S} f\left(x_i, s_j\right) \cdot p(s_j)\ ds. \tag{8}$$

Следует подчеркнуть, что в силу особенности математического ожидания, которое является средним значением многократно повторяющейся случайной величины, решения x_1^0 и x_2^0 являются эффективными в среднем по множеству многократного применения в однородных стохастических условиях и не пригодны для решений, которые принимаются и используются один раз. В этом случае эффект или риск могут принять любое значение из интервала [4]:

$$\left[M\left(E\right) \pm 3\sigma\left(E\right)\right] \text{ или } \left[M\left(r\right) \pm 3\sigma\left(r\right)\right], \tag{9}$$

где $\sigma = \sqrt{D}$.

Требование многократной реализации принятого решения позволяет несколько смягчить критерий минимальной дисперсии.

Критерий минимальной дисперсии ориентирован на выбор такого решения из допустимого множества X, которое минимизирует величину интервалов и, следовательно, снижает риск получения невысокого выигрыша при реализации конкретного единичного решения за счет его отклонения от математического ожидания. Оптимальными решениями по этому критерию принимаются решения

$$x^0 = \arg\min_{x_i \in X} \int_{s \in S} \left[f\left(x, s\right) - M\left(x\right)\right]^2 \cdot p(s) ds; \tag{10}$$

$$x^0 = \arg\min_{x_i \in X} \sum_{j=1}^{m} \left[f\left(x_i, s_j\right) - M\left(x_i\right)\right]^2 \cdot p(s_j). \tag{11}$$

соответственно для непрерывного и дискретного случаев.

Критерий компромисса между математическим ожиданием и дисперсией. Это адаптивный критерий, который позволяет пользователю реализовать решение, представляющее компромисс между ожиданием благоприятного состояния внешней среды — оптимизмом и боязнью получить большие потери — риском за счет неблагоприятного состояния S_j — пессимизма. Критерий имеет вид

$$x^0 = \arg\max\left[\left(1-k\right)M\left(x\right)-kD\right], \tag{12}$$

где $0 \le k \le 1$.

При $k = 0$ реализуется критерий максимума математического ожидания (3), а при $k = 1$ — критерий минимума дисперсии (11). Во всех других случаях реализуется компромиссное решение.

Критерий предельного уровня ориентирован на максимизацию вероятности получения некоторого эффекта f^*, лежащего в интервале

$$\min_{x\in X, s\in S} f\left(x,s\right) \le f^* \le \max_{x\in X, s\in S} f\left(x,s\right), \tag{13}$$

то есть выбор альтернативы по критерию

$$x^0 = \arg\max_{x\in X} P\left[f\left(x,s\right) \ge f^*\right], \tag{14}$$

при этом значение f^* определяется эвристически пользователем.

Критерий наиболее вероятного исхода обеспечивает выбор такого решения $x \in X$, которое обеспечивает максимальный ожидаемый эффект при наиболее вероятном состоянии внешней среды s^*:

$$s^* = \arg\max_j p\left(s_j\right). \tag{15}$$

Выбор решения осуществляется по правилу

$$x^0 = \arg\max_{x_i\in X} f\left(x_i, s^*\right). \tag{16}$$

Данный критерий нецелесообразно применять, если внешняя среда может принимать много состояний с небольшими вероятностями, а также если несколько состояний имеют равные или близкие вероятности реализации.

Критерий недостаточного основания Лапласа. По определению, ЛПР не располагает никакой априорной информацией, позволяющей считать, что вероятность (возможность) реализации одного из состояний природы s_j, $j=\overline{1,m}$ больше, чем другие. Поэтому в качестве рабочей принимается гипотеза о равенстве вероятностей реализации всех состояний s_j, $j=\overline{1,m}$:

$$p\left(s_j\right) = \frac{1}{m}. \tag{17}$$

В рамках данной гипотезы критерий максимума математического ожидания эффекта или минимума риска имеет представление:

$$x_1^0 = \arg\max_{x\in X} \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} f\left(x_i, s_j\right); \tag{18}$$

$$x_2^0 = \arg\min_{x\in X} \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} f\left(x_i, s_j\right). \tag{19}$$

Максиминный критерий Вальда — критерий является наиболее осторожным, поскольку он основывается на выборе наилучшей из наихудших возможностей, и поэтому его иногда называют критерием крайнего пессимизма:

$$x^0 = \arg\max_{x_i\in X}\min_{1\le j\le m} f\left(x_i, s_j\right). \tag{20}$$

Правило выбора решения в соответствии с критерием Вальда можно интерпретировать следующим образом. Матрица выигрышей дополняется столбцом, каждый элемент которого представляет собой минимальное значение выигрыша для соответствующей стратегии ЛПР:

$$W_i(x_i) = \min_{1 \le j \le m} f(x_i, s_j). \qquad (21)$$

Оптимальной по данному критерию считается стратегия ЛПР, при которой выбор минимального значения выигрыша максимален:

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n} W_i(x_i). \qquad (22)$$

В результате чего выбранная таким образом стратегия полностью исключает риск, что означает — ЛПР не может получить худший результат, чем тот, на который он ориентируется (результат ему гарантирован). Данное свойство позволяет считать критерий Вальда одним из фундаментальных. Отметим, что выбор решения

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n} \max_{1 \le j \le m} r(x_i, s_j) \qquad (23)$$

дает крайне оптимистичное решение.

Критерий минимаксного риска Сэвиджа. В основе оценки полезности альтернатив по критерию Сэвиджа лежит введенное выше понятие риска. Данный критерий рекомендуется в условиях неопределенности, когда следует выбирать стратегию, при которой величина риска принимает наименьшее значение в самой неблагоприятной ситуации (когда риск максимален):

$$x^0 = \arg\min_{1 \le i \le n} \max_{1 \le j \le m} r(x_i, s_j). \qquad (24)$$

Критерий Сэвиджа — критерий крайнего пессимизма (худшим считается не минимальный выигрыш, а максимальная потеря выигрыша (упущенный эффект) по сравнению с тем, чего можно было бы достичь в данных условиях).

Для определения оптимальной стратегии по критерию Сэвиджа на основе платежной матрицы рассчитывается матрица рисков. Матрица рисков дополняется столбцом, содержащим максимальные значения риска по каждой из стратегий ЛПР:

$$R_i(x_i) = \max_{1 \le j \le m} r(x_i, s_j). \qquad (25)$$

Оптимальной по данному критерию считается та стратегия, в которой значение R_i минимально:

$$x^0 = \arg\min_{1 \le i \le n} R_i(x_i). \qquad (26)$$

Ситуация, в которой оправдано применение критерия Сэвиджа, аналогична ситуации критерия Вальда, однако наиболее существенным в данном случае является учет степени воздействия риска на величину выигрыша.

Критерий пессимизма–оптимизма Гурвица. В практике принятия решений ЛПР руководствуется не только критериями, связанными с крайним пессимизмом или учетом максимального риска. Стараясь занять наиболее взвешенную позицию, ЛПР может ввести оценочный коэффициент, называемый коэффициентом пессимизма α, который выбирается в интервале [0, 1] и отражает промежуточную ситуацию между точками зрения крайнего оптимизма и крайнего пессимизма. Данный коэффициент определяется на основе оценки сложившейся обстановки и личного опыта принятия решений в схожих ситуациях. Критерий Гурвица выражается соотношением

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n} \left[\alpha \cdot \min_{1 \le j \le m} f(x_i, s_j) + (1-\alpha) \cdot \max_{1 \le j \le m} f(x_i, s_j) \right]. \qquad (27)$$

При определении оптимальной стратегии по критерию Гурвица матрица выигрышей дополняется столбцом, элементы которого рассчитываются по формуле

$$H_i(x_i) = \alpha \cdot \min_{1 \le j \le m} f(x_i, s_j) + (1-\alpha) \cdot \max_{1 \le j \le m} f(x_i, s_j). \qquad (28)$$

Оптимальной по данному критерию считается стратегия, в которой значение $H_i(x_i)$ максимально:

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n} H_i\left(x_i\right). \tag{29}$$

При α = 1 критерий Гурвица превращается в критерий Вальда. При α = 0 он превращается в критерий «оптимиста», делающего ставку на то, что «выпадет» наилучший случай.

Критерий Ходжа–Лемана. Этот критерий применяется в ситуации, когда ЛПР располагает сведениями о вероятностях состояний внешней среды, хотя и не имеет к ним полного доверия. Он является комбинацией критерия Вальда и критерия максимального математического ожидания. При определении оптимальной стратегии по этому критерию вводится параметр достоверности информации о распределении вероятностей состояний окружающей среды, значение которого находится в интервале [0, 1]. Если степень достоверности велика, то доминирует критерий максимального математического ожидания, в противном случае — критерий Вальда. Выражение для критерия Ходжа–Лемана имеет вид:

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n}\left[u \cdot \sum_{j=1}^{m} f\left(x_i, s_j\right) \cdot p\left(s_j\right) + \left(1-u\right) \cdot \min_{1 \le j \le m} f\left(x_i, s_j\right)\right]. \tag{30}$$

Матрица выигрышей дополняется столбцом, коэффициенты которого определяются по формуле

$$L_i\left(x_i\right) = u \cdot \sum_{j=1}^{m} f\left(x_i, s_j\right) \cdot p\left(s_j\right) + \left(1-u\right) \cdot \min_{1 \le j \le m} f\left(x_i, s_j\right), \tag{31}$$

где u — параметр достоверности информации о вероятностях состояний окружающей среды.

Оптимальной по данному критерию считается та стратегия, в которой значение L_i максимально:

$$x^0 = \arg\max_{1 \le i \le n} L_i\left(x_i\right). \tag{32}$$

Общие рекомендации по выбору того или иного критерия дать затруднительно. Однако отметим следующее: если в отдельных ситуациях недопустим даже минимальный риск, то следует применять критерий Вальда; если определенный риск вполне приемлем, то можно воспользоваться критерием Сэвиджа. Можно рекомендовать одновременно применять поочередно различные критерии. После этого среди нескольких вариантов, отобранных таким образом в качестве оптимальных, приходится волевым решением выделять некоторое окончательное решение (рис. 3).

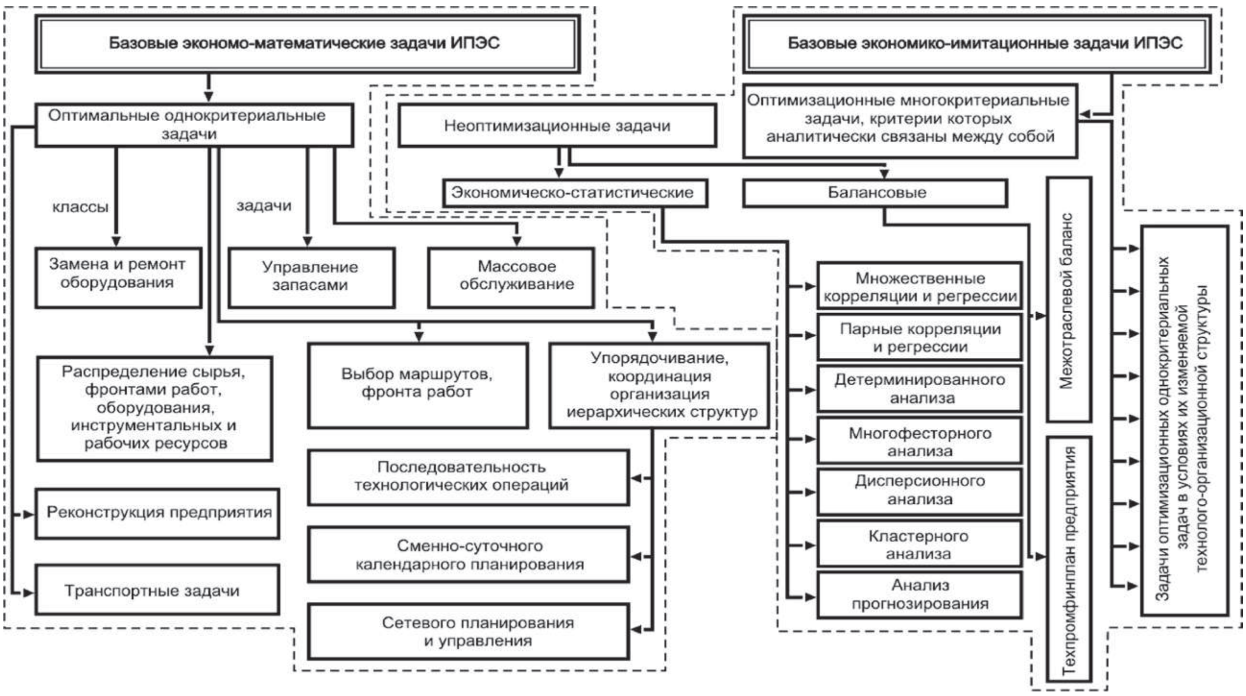

Рис. 3. Классификация нечетких методов и моделей принятия решений интеллектуальных систем глубоководной добычи полезных ископаемых в условиях риска (неопределенности)

Рассмотренные критерии очерчивают круг идей, которые определяют принципы принятия решений в условиях стохастической неопределенности. В плане развития этих принципов рассмотрим особенности принятия решений в условиях нечеткой неопределенности. Теория нечетких множеств и основанная на ней нечеткая логика являются в настоящее время одним из важнейших формализмов, используемых в искусственном интеллекте для моделирования неопределенности в знаниях. Нечеткая логика является основой приближенных (нечетких) рассуждений, которые являются в последние годы наиболее популярным инструментом, используемым в системах нечеткого вывода для решения проблем в нечетких, неопределенных условиях [2; 6, с. 137–138; 7, с. 155–160].

Выводы. Методы принятия решений в условиях неопределенности являются узкоспециализированными, ориентированными на отдельные виды неопределенностей: стохастическую, нечеткую или интервальную. Корректные методы взаимной трансформации или учета их различных композиций мало разработаны. Во всех указанных направлениях ведутся интенсивные исследования, но в целом в настоящее время проблема принятия многокритериальных решений в условиях неопределенности далека от исчерпывающего решения.

Список литературы

1. *Зубкова Е.* «Умное месторождение» для оптимального промысла / Е. Зубкова [Электронный ресурс]. — Электрон. дан. — Режим доступа: http://www.energyland.info/analitic-show-123296 (дата обращения: 29.08.2014).

2. *Петров К. Э.* Компараторная структурно-параметрическая идентификация моделей скалярного многофакторного оценивания: моногр. / К. Э. Петров, В. В. Крючковский. — Херсон: ОЛДІ-плюс, 2009. — 294 с.

3. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. — М.: Мир, 1976. — 168 с.

4. *Zadeh L. A.* Fuzzy Sets / L. A. Zadeh // Information and Control. — 1965. — № 8.

5. *Беллман Р.* Принятие решений в расплывчатых условиях / Р. Беллман, Л. Заде // Вопросы анализа и процедуры принятия решений. — М.: Мир, 1976.

6. *Крючковский В. В.* Методы и модели принятия многокритериальных решений с учетом интервальной неопределенности / В. В. Крючковский // Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании, Севастополь, 7–12 сентября 2009 г.: материалы Междунар. науч.-практ. конф. — Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2009.

7. *Черный С. Г.* Элементы технологии групповой классификации многопризнаковых объектов для поддержки принятия решений / С. Г. Черный // Вестник Херсонского национального технического университета. — 2013. — № 1 (46).