УДК 518.7

ОЦЕНИВАНИЕ АДЕКВАТНОСТИ И ЭФФЕКТИВНОСТИ МОДЕЛЕЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МЕТОДОМ ВЕРОЯТНЫХ АЛГОРИТМИЧЕСКИХ КВАНТОВ ЗНАНИЙ

И.А. Верещак[1], И.Б. Сироджа[2]
([1]Научно-исследовательский институт радиоизмерений, Харьков,
[2]Национальный аэрокосмический университет «ХАИ» им. Н.Е. Жуковского, Харьков)

Предложена методика оценивания адекватности и эффективности моделей принятия знаниеориентированных решений методом вероятных алгоритмических квантов знаний (νРАКЗ-метод) в условиях ν-неопределённости. Приведены результаты экспериментального оценивания на основе решения четырех реальных задач принятия производственных решений.

адекватность, эффективность, знаниеориентированные решения, метод вероятных алгоритмических квантов знаний, ν-неопределённость

Постановка задачи. Основными характеристиками математической модели являются её эффективность и адекватность реальному объекту (процессу) относительно выбранной системы его характеристик. Задача заключается в экспериментальном оценивании адекватности и эффективности νРАКЗ-моделей принятия решений как процесса логического вывода ν-квантов-следствий из ν-квантов-посылок в классе M_ν νk–знаний и в классе M_π πk-знаний [1 – 4]. Этот процесс реализуется, как указано в работах [1,3,4], с помощью индуктивно построенной базы ν-квантов знаний (БνkЗ) как системы импликативных и/или функциональных закономерностей и дедуктивного вывода прогнозных (C_ν-задача) либо идентификационных (B_ν-задача) решений. Дедуктивный вывод осуществляется посредством специальных операторов, опираясь на БνkЗ или БπkЗ, с помощью π-квантовой сети вывода приближённых решений (π-КСВР) или ν-квантовой сети вывода вероятных решений (ν-КСВР) [1, 2].

Адекватность ν-квантовых и π-квантовых РАКЗ-моделей принятия решений будем характеризовать величиной ранга r_{max} комбинаций признаков ОПР, находящихся в импликативной и функциональной связи в БπkЗ или БνkЗ [1].

Эффективность π,νРАКЗ-моделей будем оценивать величиной эмпирического риска, допускаемого при выводе решения на контрольных πk- или νk-знаниях, в зависимости от некоторой функции потерь. Поясним это, используя самую общую формулировку задачи принятия решений (ЗПР) из [5] и сопоставляя РАКЗ-модели с другими подходами.

Назовём v-неопределённостью совокупность ограничений (условий): неизвестность информативных характеристик ОПР, их количество, а также вида решающих правил, нечёткость и вероятностный характер данных, неявное задание целевых критериев. Пусть общая ЗПР S в условиях v-неопределённости определяется формально четвёркой

$$S = (\Theta, U, L, P), \tag{1}$$

где Θ – множество возможных значений неизвестного признака ОПР, т.е. множество возможных ситуаций на множестве возможных результатов наблюдений $X^n=\{X_1,X_2, \ldots, X_n\}$; $U=\{u\}$ – множество возможных решений; $L : \Theta\times U\rightarrow R$–ограниченная функция потерь $L(\theta, u)$; P – некоторая статистическая закономерность на Θ, т.е. замкнутое в соответствующей топологии непустое семейство конечных вероятностных аддитивных мер на множестве 2^Θ, или заданный класс закономерностей. В нашем случае ограничимся рассмотрением и анализом класса функциональных или импликативных закономерностей [1]. Требуется выбрать такое $u\in U$, которое минимизировало бы потери при неизвестном $\theta\in\Theta$. Заметим, что в рамках постановки ЗПР (1) удобно различать характер неопределённости. Например, если параметр θ случаен с заданным распределением P, то принято выбирать $u\in U$ из расчёта минимизации средних потерь по множеству наблюдений X^n, т.е. ЗПР имеет вид

$$\int_{X^n} L(\theta,u)P(d\theta) \rightarrow \inf, \tag{2}$$

а неопределённость называется байесовской [5].

Если о θ ничего не известно, то минимизируют максимальные потери

$$\sup_{\theta\in\Theta} L(\theta,u) \rightarrow \inf, \ (u \in U), \tag{3}$$

а неопределенность называют полной [5]. На практике нам редко бывает известно распределение, еще реже – ничего не известно о θ. Известно все же, что параметр θ случаен с каким-то неизвестным распределением из заданного класса P распределений на Θ. В этом случае ставят задачу в виде

$$\sup_{P\in\mathbf{P}} \int_{X^n} L(\theta,u)P(d\theta) \rightarrow \inf, \ (u \in U), \tag{4}$$

и называют неопределенность стохастической [5].

Кроме этого в нашем случае, имеет место указанная v-неопределенность, которая связана с неизвестностью информативных признаков ОПР, их количества, решающего правила, а также со случайностью и нечеткостью данных. Однако, нам предоставлена возможность ставить эксперимент, извлекать знания от экспертов, из справочников и обучаться путем наблюдений, а также формировать известные классы импликативных и функциональных закономерностей на Θ. Это всегда позволяет задавать схему принятия решений (СхПР) в виде упорядоченной тройки

$$Z = \left(\Theta, U, L\right) \in \mathbf{Z}, \qquad (5)$$

из класса Z допустимых СхПР и реализовать алгоритмический поиск системы {P} импликативных и функциональных закономерностей в форме БvkЗ для вывода искомых решений (рис. 1). Здесь из выборочных знаний с помощью IND-оператора строится БvkЗ, опираясь на которую по наблюдениям с помощью DED-оператора выводятся искомые решения.

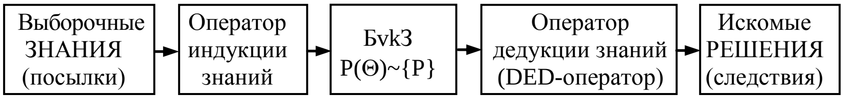

Рис. 1. Схема принятия знаниеориентированных решений

Таким образом, выбирая в качестве принципа оптимальности принцип гарантированного результата [5], четверка (Θ, U, L, P) оказывается полным математическим описанием ситуации принятия решений с указанной неопределенностью в нашем случае. Теперь ЗПР S будем называть всякую упорядоченную четверку (1), где (Θ, U, L)∈Z, а P∈P(θ), где P(θ) – семейство статистических закономерностей на Θ, и каждой S = (Θ, U, L, P) из класса S(θ) сопоставлена функция

$$L_s^* : U \to R, L_s^*(u) = \max_{P \in P} \int_{X^n} L(\theta(u)P(d\theta), \qquad (6)$$

а также число

$$R(S) = \inf_{u \in U} L_Z^*(u)\,, \qquad (7)$$

где $L_Z^*\left(u\right)$ – априорная оценка результата принятия решения u ∈ U.

Выражение (6) определяет критерий выбора, а выражение (7) – риск в ЗПР S. Иными словами, чтобы из множества U возможных решений выбрать оптимальное, нужно знать СхПР (5) и по ней уметь строить некоторое отношение предпочтения на U в виде собственной функции потерь $L_Z^*(u): U \to R$, названное целевым критерием. Особенность предлагаемого v-РАКЗ-метода в данном случае заключается в том, что рассматривается не единичный выбор, а последовательность независимых выборов $\{u_n\}$, для которых соответствующий набор значений параметра $\{\theta_n\}$ не зависит от принимаемых решений. Собственно, для единичного выбора в принципе и задачи не существует. Если же построены правила выбора для минимизации средних потерь, то тем самым определено правило выбора в единичном акте.

Следовательно, задачу (1) можно сформулировать так: заданы СхПР Z=(Θ, U, L)∈Z и класс закономерностей P(θ), характеризующих $\{\theta_n\} \in \Theta$. Необходимо так выбрать последовательность решений $\{u_n\} \in U$, чтобы средние потери (либо риск R(S)) были минимальными при заданном классе закономерностей $P(\theta)$.

1. Методика решения задачи. Приведенная постановка ЗПР порождает задачу характеризации последовательности $\{\theta_n\}$ которая решается предложенным νРАКЗ-методом с помощью использования базы знаний как импликативных, так и функциональных ν-квантовых закономерностей либо множества P_θ вероятностей на Θ, описывающих поведение $\{\theta_n\}$ в среднем. Исходя из проведенного выше теоретического анализа методологии принятия решений в условиях ν-неопределенности, задача экспериментального исследования предложенных ν РАКЗ-моделей свелась к опытному оцениванию их адекватности и эффективности в процессе компьютерного решения гипотетических и реальных задач. Итак, в целом адекватность и эффективность предложенных ν-квантовых и π-квантовых РАКЗ-моделей будем оценивать минимаксным целевым критерием риска R. Наилучшим решением считаем решение $u,^{**}$ для которого выполняется условие:

$$\sup_{\theta} R(\theta(u^{**}) = \inf_{u} \sup_{\theta} R(\theta(u). \qquad (8)$$

На практике риск R оценивается величиной ошибки, которую совершает найденное решающее правило на контрольных ситуациях $\{\theta_k, k \in K\} \subseteq \Theta$. Величина ошибки характеризуется отношением числа не правильно принимаемых решений к общему количеству принятых решений на контрольных выборочных знаниях. Ниже изложим результаты экспериментальных исследований.

2. Результаты экспериментальной оценки адекватности и эффективности νРАКЗ-моделей. Экспериментальная оценка адекватности и эффективности разработанных ν-квантовых РАКЗ-моделей проведена на основе результатов решения 4-х реальных задач принятия производственных решений в условиях указанной π-, ν-неопределенности [1, 2].

Задача №1. Принятие классификационных решений при проектировании принципиальной схемы штамповки взрывом и маршрутной технологии импульсной обработки металлов (общий объем обучающих знаний 1700 ν-квантов 1-го уровня).

Задача №2. Знаниеориентированное принятие решений при прогнозировании продолжительности проекта с минимальными дополнительными расходами (объём обучающих знаний –2000 ν-квантов).

Задача №3. Принятие прогнозных и классификационных решений при оперативном планировании и управлении производством в условиях неопределенности срока операций (о.о.з.–.1500 ν-квн.).

Задача №4. Знаниеориентированное принятие решений для прогнозирования и распознавания производственных ситуаций при оперативном планировании и управлении производством в условиях неопределенности распределения ресурсов рабочей силы (о.о.з. –1510 v-квн.)

Высокая адекватность разработанных v-квантовых и π-квантовых ВАКЗ-моделей иллюстрируется на графиках рис. 2 и 3, о чем свидетельствует сильная зависимость оценки $M_s(m,n,r)$ вероятности существования импликативной закономерности в заданном объеме $m \times n$ обучающих знаний. Анализируя график на рис. 2, видим, что при объеме выборочных знаний m = 100 и числе признаков n = 50÷100, устойчивыми при допустимом $M_S^* = 10^{-3}$ являются импликативные закономерности БvkЗ 2-го ранга. Из графика на рис. 3 следует, что при m=1500-2000 обучающих v- π-квантов максимальный ранг R_m устойчивой закономерности не должен превышать R_m=6 и R_m=7 соответственно для 1500 и 2000 v-квантов и π-квантов 1-го уровня.

Зависимость эффективности РАКЗ-моделей принятия решений, характеризующейся средним риском $R_{ср}$ по совокупности решений 4-х приведенных задач (№1 ÷ №4), представлена графиком на рис. 4. Из этих зависимостей следует, что чем больше объем m обучающих знаний и емкость БvkЗ, тем выше эффективность vРАКЗ-моделей принятия решений.

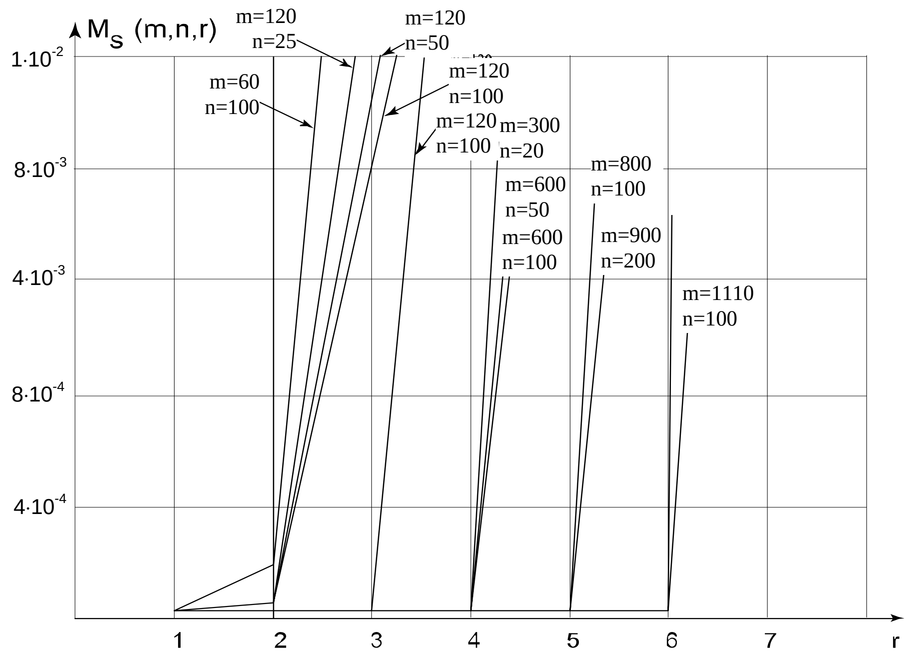

Рис. 2. Адекватность vРАКЗ-моделей: зависимость оценки M_S (m, n, r) от ранга r импликативных закономерностей, определяемых по обучающим vk-знаниям фиксированного объёма m × n

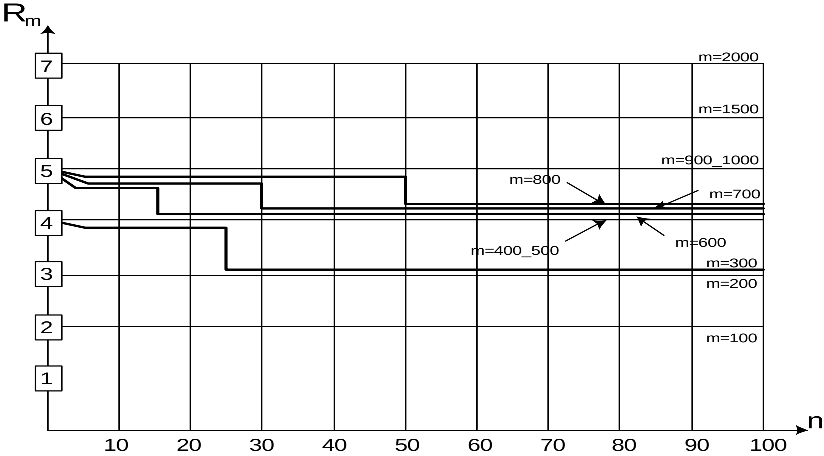

Рис. 3. Зависимость адекватности vРАКЗ-моделей принятия решений (т.е. max ранг R_m импликативных закономерностей БvkЗ) от n признаков при фиксированном числе m наблюдений и M_S*=0,001

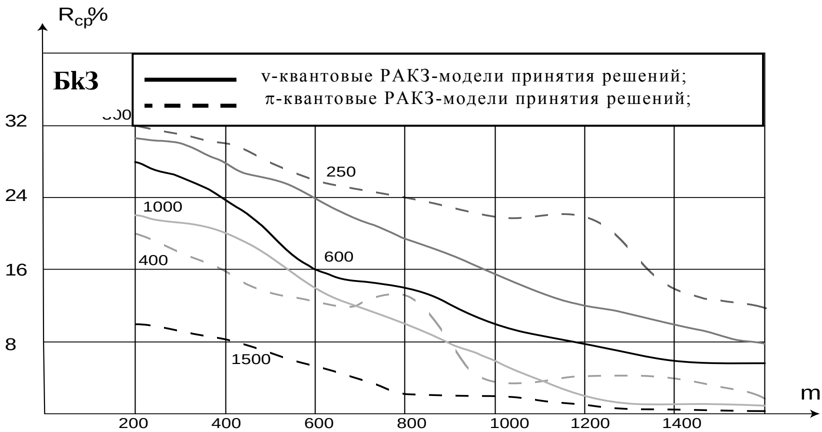

Рис. 4. Зависимость эффективности vРАКЗ-моделей принятия решений (т.е. средний риск Rср% по совокупности 4-х задач) от объема m × n обучающих vk знаний и БvkЗ

Предложенные авторами vРАКЗ-модели принятия решений по своей эффективности оказываются лучшими по сравнению с МАКЗ-методом [1], а также продукционными моделями знаний в известной интеллектуальной международной системе Interexpert-GURU. Об этом свидетельствуют полученные результаты сравнения, показанные на графиках рис. 5.

Выводы. На основании данных экспериментального сравнения указанных показателей адекватности и эффективности предложенных авторами моделей принятия знаниеориентированных решений можно по приведенным

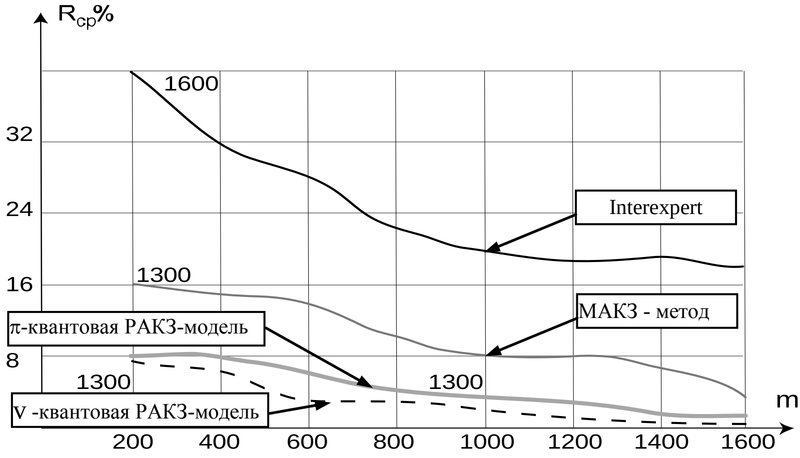

Рис. 5. Результаты сравнения νРАКЗ-метода принятия решений по эффективности (Rср% по совокупности 4-х задач) с известными: πРАКЗ-и МАКЗ-методами, а также с системой Interexpert-GURU

на рис. 2÷5 результатам объективно судить о преимуществе νРАКЗ-моделей принятия решений перед существующими моделям в указанном смысле.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – К.: Наук. думка, 2002. – 490 с.*
2. *Сироджа И.Б., Петренко Т.Ю. Метод разноуровневых алгоритмических квантов знаний для принятия решений при недостатке или нечёткости данных. – К.: Наук. думка, 2000. – 247 с.*
3. *Сироджа И.Б., Верещак И.А. Принятие решений методом вероятных алгоритмических квантов знаний в интелектуальных системах управления // Сб. тр. Межд. конф. "АВТОМАТИКА 2000". – Львов: Гос. НИИ ИИ, 2000. – Т. 3. – С. 85-93.*
4. *Верещак И.А. Моделирование и синтез интеллектуальной квантовой сети вывода решений в инженерии нечетких знаний // Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – Львов: Львівська політехніка, 2000. – С. 30-35.*
5. *Иваненко В.И., Лабковский В.А. Проблема неопределенности в задачах принятия решений. – К.: Наук. думка, 1990. – 132 с.*

Поступила 4.05.2006

Рецензент: доктор технических наук профессор Э.В. Лысенко, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ».