

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

И.А. Верещак¹, И.Б. Сироджа²

¹Научно-исследовательский институт радионизмерений, Харьков,

²Национальный аэрокосмический университет «ХАИ» им. Н.Е. Жуковского, Харьков)

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

адекватность, эффективность, знаниеориентированные решения, метод вероятных алгоритмических квантов знаний, v-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 vРАКЗ-моделей принятия решений как процесса логического вывода v-квантов-следствий из v-квантов-посылок в классе M_v vk-знаний и в классе M_π π k-знаний [1 – 4]. Этот процесс реализуется, как указано в работах [1,3,4], с помощью индуктивно построенной базы v-квантов знаний (Bvk3) как системы имплицативных и/или функциональных закономерностей и дедуктивного вывода прогнозных (C_v -задача) либо идентификационных (B_v -задача) решений. Дедуктивный вывод осуществляется посредством специальных операторов, опираясь на Bvk3 или B π k3, с помощью π -квантовой сети вывода приближённых решений (π -КСВР) или v-квантовой сети вывода вероятных решений (v-КСВР) [1, 2].

Адекватность v-квантовых и π -квантовых РАКЗ-моделей принятия решений будем характеризовать величиной ранга r_{\max} комбинаций признаков ОПР, находящихся в имплицативной и функциональной связи в B π k3 или Bvk3 [1].

Эффективность π ,vРАКЗ-моделей будем оценивать величиной эмпирического риска, допускаемого при выводе решения на контрольных π k- или vk-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 ν -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 ν -неопределённости определяется формально четвёркой

$$S = (\Theta, U, L, P), \quad (1)$$

где Θ – множество возможных значений неизвестного признака ОПР, т.е. множество возможных ситуаций на множестве возможных результатов наблюдений $X^n = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$; $U = \{u\}$ – множество возможных решений; $L : \Theta \times U \rightarrow \mathbb{R}$ – 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 имплицативных 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

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

а неопределённость называется байесовской [5].

Если о θ ничего не известно, то минимизируют максимальные потери

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

а неопределённость 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

$$\sup_{P \in \mathcal{P}_{X^n}} \int L(\theta, u) P(d\theta) \rightarrow \inf (u \in U), \quad (4)$$

и называют неопределённость стохастической [5].

Кроме этого в нашем случае, имеет место указанная ν -неопределённость, которая связана с неизвестностью информативных признаков ОПР, их количества, решающего правила, а также со случайностью и нечёткостью данных. Однако, нам предоставлена возможность ставить эксперимент, извлекать знания от экспертов, из справочников и обучаться путем наблюдений, а также формировать известные классы имплицативных и

функциональных закономерностей на Θ . Это всегда позволяет задавать схему принятия решений (СхПР) в виде упорядоченной тройки

$$Z = (\Theta, U, L) \in Z, \quad (5)$$

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

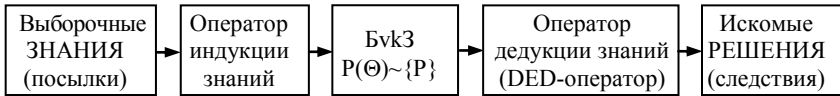


Рис. 1. Схема принятия знаниеориентированных решений

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 $(\Theta, U, L) \in Z$, а $P \in P(\Theta)$, где $P(\Theta)$ – семейство статистических закономерностей на Θ , и каждой $S = (\Theta, U, L, P)$ из класса $S(\Theta)$ сопоставлена функция

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

а также число

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

где $L_s^*(u)$ – априорная оценка результата принятия решения $u \in U$.

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 $L_s^*(u) : U \rightarrow R$, названное целевым критерием. Особенность предлагаемого v-РАКЗ-метода в данном случае заключается в том, что рассматривается не единственный 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 $Z = (\Theta, U, L) \in Z$ и класс закономерностей $P(\Theta)$, 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 характеристики последовательности $\{\theta_n\}$ которая решается предложенным vPAK3-методом с помощью использования базы знаний как импликативных, так и функциональных v-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 v-неопределенности, задача экспериментального исследования предложенных v PAK3-моделей свелась к опытному оцениванию их адекватности и эффективности в процессе компьютерного решения гипотетических и реальных задач. Итак, в целом адекватность и эффективность предложенных v-квантовых и π -квантовых PAK3-моделей будем оценивать минимаксным целевым критерием риска R . Наилучшим решением считаем решение u^* , для которого выполняется условие:

$$\sup_{\theta} R(\theta(u^*)) = \inf_u \sup_{\theta} R(\theta(u)). \quad (8)$$

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 vPAK3-моделей. Экспериментальная оценка адекватности и эффективности разработанных v-квантовых PAK3-моделей проведена на основе результатов решения 4-х реальных задач принятия производственных решений в условиях указанной π -, v-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 v-квантов 1-го уровня).

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

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

Задача №4. Знаниеориентированное принятие решений для прогнозирования и распознавания производственных ситуаций при оператив-

ном 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 имплицативной 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 $n = 50 \div 100$, устойчивыми при допустимом $M_S^* = 10^{-3}$ являются имплицативные 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_{cp} 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.

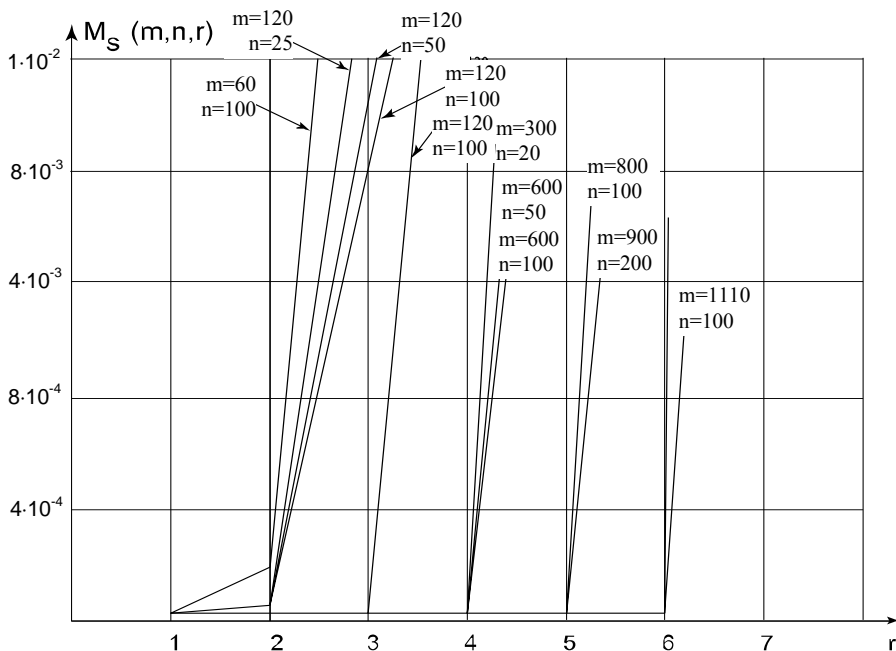


Рис. 2. Адекватность vРАКЗ-моделей: зависимость оценки $M_S(m, n, r)$ от ранга r имплицативных закономерностей, определяемых по обучающим vk-знаниям фиксированного объема $m \times n$

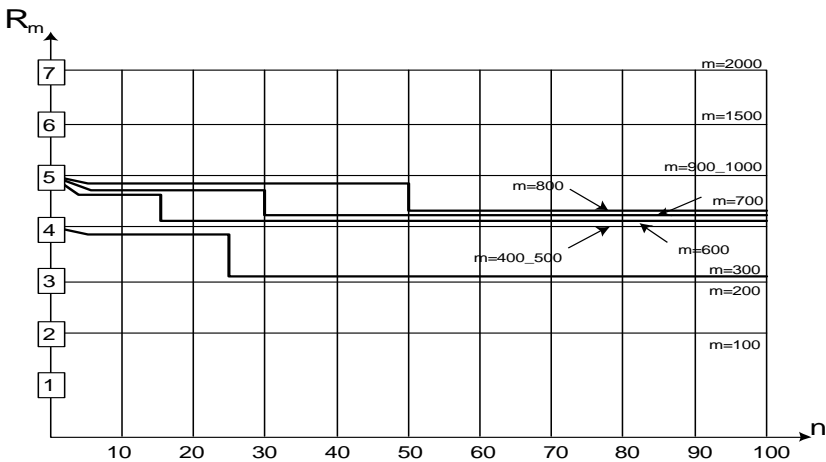


Рис. 3. Зависимость адекватности vPAK3-моделей принятия решений (т.е. max ранг R_m импликативных закономерностей Bvk3) от n признаков при фиксированном числе m наблюдений и $M_S^* = 0,001$

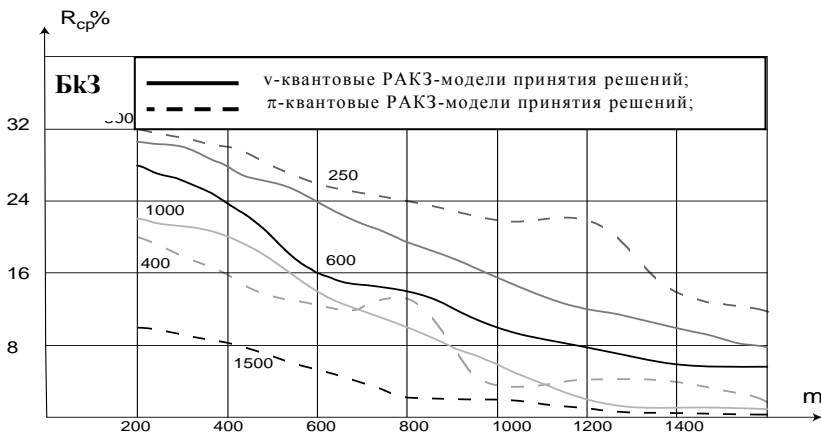


Рис. 4. Зависимость эффективности vPAK3-моделей принятия решений (т.е. средний риск $R_{cp}\%$ по совокупности 4-х задач) от объема $m \times n$ обучающих vk знаний и Bvk3

Предложенные авторами vPAK3-модели принятия решений по своей эффективности оказываются лучшими по сравнению с MAK3-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

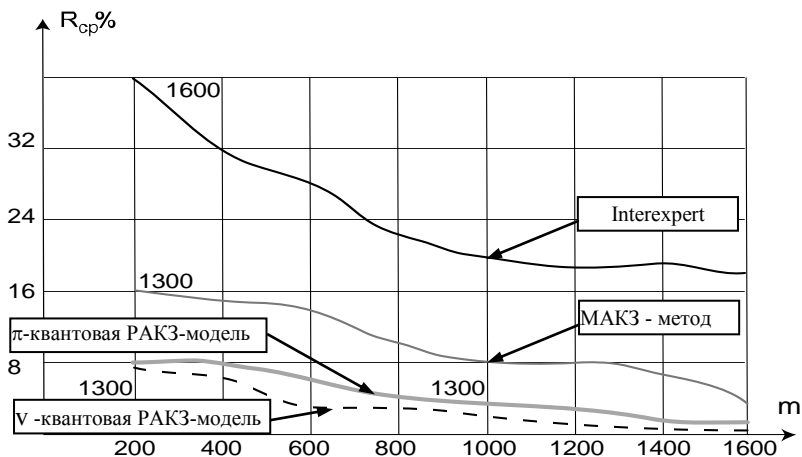


Рис. 5. Результаты сравнения vРАКЗ-метода принятия решений по эффективности ($R_{cp}\%$ по совокупности 4-х задач) с известными: π РАКЗ-и МАКЗ-методами, а также с системой Interexpert-GURU

на рис. 2÷5 результатам объективно судить о преимуществе vРАКЗ-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., Верецк И.А. Принятие решений методом вероятных алгоритмических квантов знаний в интеллектуальных системах управления // Сб. тр. Межд. конф. "АВТОМАТИКА 2000". – Львов: Гос. НИИ ИИ, 2000. – Т. 3. – С. 85-93.
4. Верецк 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».