УДК 338.001

HUME-ОПТИМАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ МНОГОФАКТОРНЫМИ РИСКАМИ В ИННОВАЦИОННЫХ ПРОЕКТАХ

© 2010 В.А. Харитонов, А.О. Алексеев, И.В. Елохова*

Ключевые слова: многофакторные риски, предпочтения, управление рисками, линейные и матричные модели свертки, топология матриц, премирование за риск, ставка дисконтирования.

Обсуждается двухэтапное, ориентированное на предпочтения экспертов управление многофакторными рисками, снижающее возможности манипулирования в задачах обоснования ставок дисконтирования инновационных проектов с использованием композиции линейных и матричных моделей свертки.

В практике оценивания эффективности инновационных проектов, отличающихся значительной степенью неопределенности, для расчета ставки дисконтирования *Rd* с учетом *n* факторов риска используется кумулятивный подход, который формально можно записать следующим образом:

$$Rd = d + i + \sum_{l=1}^{n} r_l = d + i + r, \qquad (1)$$

где d - безрисковая ставка; i - темп инфляции; r_l - премия за l-й фактор риска (поправка на этот риск); r - комплексное значение премии, вытекающее из аддитивной модели рисков с учетом субъективного мнения экспертов.

Субъективизм экспертных оценок, с одной стороны, несет в себе возможность полезного использования профессиональных знаний экспертов в задачах управления рисками, но, с другой стороны, может быть источником манипулирования значениями устанавливаемых ставок дисконтирования, влияющими на привлекательность инновационных проектов. Разрешение данного противоречия может иметь место в случае разделения во времени двух последовательных этапов: разработки моделей рисков и управления рисками, включая назначение премий за риск.

Модель рисков, основанная на традиционном кумулятивном подходе, допускает совмещение обоих этапов и манипулирование обоснованием затрат на управление рисками и их оценками.

Hume-технологии управления эволюцией[1], в современных условиях выдвигаемые как альтернатива high-tech технологиям в пользу направлений развития среды в интересах людей с учетом рисков, не могут обходиться без глубокого изучения и учета их индивидуальных и коллективных предпочтений[2] на принципах моделирования. В соответствии с концепцией "Черного ящика" в качестве гипотезы о структуре неизвестных психических процессов принятия решений человеком особую популярность имеют модели в виде разнообразных линейных и нелинейных сверток совокупности существенных частных критериев.

В статье обсуждается двухэтапное, ориентированное на предпочтения экспертов управление многофакторными рисками, снижающее возможности манипулирования в задачах обоснования ставок дисконтирования инновационных проектов, на основе композиции линейных и матричных моделей свертки.

Покажем, что двухэтапное управление рисками можно достигнуть на основе метода взвешенных коэффициентов с использованием универсальных бинарных матриц свертки, повышая его эффективность достаточным обоснованием отношения порядка на множестве свертываемых частных критериев, в нашем случае - ранжированного ряда факторов рассматриваемых рисковых событий. Дополнительные сложности возникают вслед-

* Харитонов Валерий Алексеевич, доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой "Экспертиза недвижимости" Пермского государственного технического университета; Алексеев Александр Олегович, аспирант Пермского государственного технического университета; Елохова Ирина Владимировна, доктор экономических наук, доцент, зав. кафедрой управления финансами Пермского государственного технического университета. E-mail: vestnik@sseu.ru.

ствие двухаспектного характера каждого рискового события: возможность возникновения рискового события и размер потерь C в случае наступления этого события.

Универсальность матриц свертки означает допустимость использования общей бинарной матрицы[3] для оценивания уровней всех факторов риска и предполагает, что эксперты при ранжировании факторов риска принимают во внимание только параметры аспектов риска, агрегирование которых, в конечном счете, влияет на отношение порядка между факторами.

Пусть комплексное оценивание группы рисков описывается линейной сверткой

$$R = \sum_{l=1}^{n} k_l R_l, \qquad \forall k_l \in (0,1), \qquad \sum_{l=1}^{n} k_l = 1, \quad (2)$$

где k_l, R_l - взвешенные коэффициенты и уровни риска по l-му фактору, соответственно; n - число учитываемых факторов риска;   - комплексная оценка уровня риска.

Основными проблемами использования метода взвешенных коэффициентов являются установление уровней риска R_l и весовых коэффициентов k_l, $l = \overline{1,n}$. Решение этих проблем может быть осуществлено путем использования универсальных матричных сверток с топологической интерпретацией, конструируемых по известной методике[4].

Проиллюстрируем процедуру установления уровней риска на примере нескольких рисковых событий, для которых экспертами установлены значения рискообразующих параметров C и P (табл. 1).

Используя функции приведения физических значений переменных к качественным оценкам в шкале [1,4]: $X_C(C) = f_C(C)$, $X_P(P) = f_P(P)$, можно получить исходные дан-

Таблица 1

Определение уровня риска для нескольких факторов

R

Факторы риска l	C_l	$X_C(C_l)$	P_l	$X_P(P_l)$	R_l
Фактор № 1	0,53	2,59	0,27	1,81	1,59
Фактор № 2	0,35	2,05	0,13	1,39	1,08
Фактор № 3	0,33	1,99	0,62	2,86	1,86

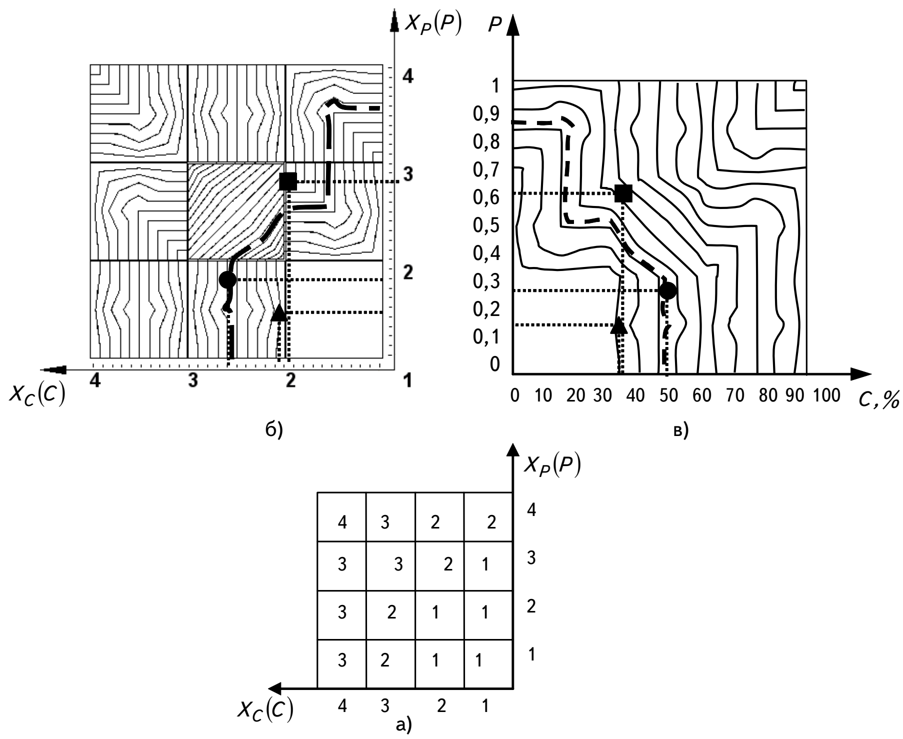

Рис. 1. **Иллюстрация уровней риска нескольких факторов, вычисленных с использованием матрицы свертки (а): б) в качественных шкалах; в) в физических шкалах**

ные для вычисления уровней рисков R_l (табл. 1) согласно нечеткой свертке:

$$R_l = M(X_P(P_l), X_C(C_l)), \quad (3)$$

где M - бинарная матрица (рис. 1а), иллюстративный пример топологической интерпретации которой представлен на рис. 1б.

Значение уровня риска для каждого фактора определяется точкой в пространстве рискообразующих параметров, принадлежащей некоторой изопрайсе (линии одинаковой цены). Изопрайсы имеют аналоги в области значений физических переменных (рис. 1в) согласно обратным функциям приведения: $C = f_C^{-1}(X_C)$ и $P = f_P^{-1}(X_P)$.

Процедуру определения взвешенных коэффициентов k_l на основе полученных оценок уровней риска в исходном состоянии проекта, предшествующем управлению рисками, следует строить в соответствии с выражением

$$k_l = R_l \Big/ \sum_{l=1}^{n} R_l \,. \quad (4)$$

Тогда линейная свертка (2) сможет играть роль критерия эффективности вариантов управления риском в е-области комплексного уровня риска, описываемого исходным набором уровней риска всех существенных факторов.

Комплексный уровень риска вычисляется линейной сверткой, полученной по методу взвешенных коэффициентов в соответствии выражением (4) и данными табл. 1:

$$R = 0{,}35 \cdot R_1 + 0{,}24 \cdot R_2 + 0{,}41 \cdot R_3 \,, \quad (5)$$

принимая значение 1,58 (выделенная изопрайса на рисунках 1б, 1в). На этом завершается первый этап управления рисками (разработка модели риска), опирающийся на позитивный субъективизм экспертов.

Второй этап управления рисками характеризуется разработкой и обоснованием hume-оптимальных вариантов снижения возможностей наступления рисковых событий, размеров ожидаемых потерь и ослаблением влияния человеческого фактора как потенциального источника манипулирования.

Действительно, каждый вариант управления рисками характеризуется затратами и степенью влияния на комплексный уровень риска, выявляемого с помощью линейного уравнения (5). Возникает задача обоснования наиболее эффективного в рамках предпочтений экспертов (hume-оптимального) управления рисками, которую можно сформулировать следующим образом.

Для известных затратных функций $s_l = \varphi_l(\Delta R_l)$, допустимых значений общего уровня затрат $S_{зад}$ и комплексного уровня риска $R_{зад}$, используя линейную свертку (2), можно найти hume-оптимальное из m вариантов управления рисками в двух постановках задачи:

♦ максимизация снижения комплексного уровня риска при ограничениях на уровень затрат

(6)

♦ минимизация затрат при заданном предельно допустимом уровне риска:

$$t_{opt}{}^{R} = Ind_t \min_m \left(\sum_{l=1}^{n} s_l^t = \sum_{l=1}^{n} \varphi_l^t(\Delta R_l);\; R + \Delta R \le R_{зад} \right), \quad (7)$$

где $t = \overline{1,m}$, $\Delta R_l^t \le 0$ - снижение уровня риска по l-му фактору; ΔR - снижение комплексного уровня риска.

В задачах обоснования ставки дисконтирования инновационных проектов эффективность управлений рисками будет оцениваться по изменению известных показателей экономической эффективности инвестиций, например, чистой приведенной стоимости *NPV* в сопоставлении с уровнями затрат S^t на вариант t управления рисками:

(8)

где CF_b - поток денежных средств за период b; ÄRd^t - изменение ставки дисконтирования, с учетом изменения поправок на риск Är^t вследствие снижения его уровня ÄR^t.

Задача выбора наилучшего варианта управления рисками $t_{opt}{}^{NPV}$ формулируется следующим образом:

$$t_{opt}{}^{NPV} = Ind_t \max_m \left(\frac{NPV^t - NPV}{S^t} \right). \quad (9)$$

Достижение уменьшения ставки дисконтирования ДRd^t приводит к увеличению интервала между расчетной ставкой дисконтирования $Rd^t = Rd +$ ДRd^t и значением внутренней нормы доходности (*IRR*), который некоторые эксперты интерпретируют как “устойчивость” проекта к изменениям внешней среды, и уменьшению дисконтированного срока окупаемости (*DPB*). Для этих показателей так же могут быть сформулированы аналогичные оптимизационные задачи управления.

Критерии (8) и (9) являются критериями hume-оптимальности управления рисками и способствуют успешному решению задачи обоснования ставки дисконтирования.

Основной проблемой при использовании поправочных коэффициентов на риск является сложность обоснования их значений из рекомендуемых интервалов, возрастающая при необходимости учета многих факторов риска. Негативным последствием этого является появление у экспертов возможности манипулирования этими значениями при оценке экономической эффективности инновационных проектов.

Для решения данной проблемы предлагается универсальная модель комплексного оценивания качества премирования за риск, агрегирующая качественную оценку уровня риска для отдельного фактора и сопоставляемый с ним диапазон значений премирования r.

Алгоритм обоснования ставки дисконтирования выглядит следующим образом (рис. 2):

- шаг 1, определение безрисковой ставки и темпа инфляции i;
- шаг 2, построение функций приведения частных критериев к стандартной шкале комплексного оценивания;
- шаг 3, конструирование матрицы риска;
- шаг 4, определение качественной оценки уровня риска;
- шаг 5, конструирования матрицы свертки премирования за риск;
- шаг 6, задание экспертом качественного уровня премии, сопоставляя ее с уровнем риска;
- шаг 7, определение размера премии в качественной шкале;

d

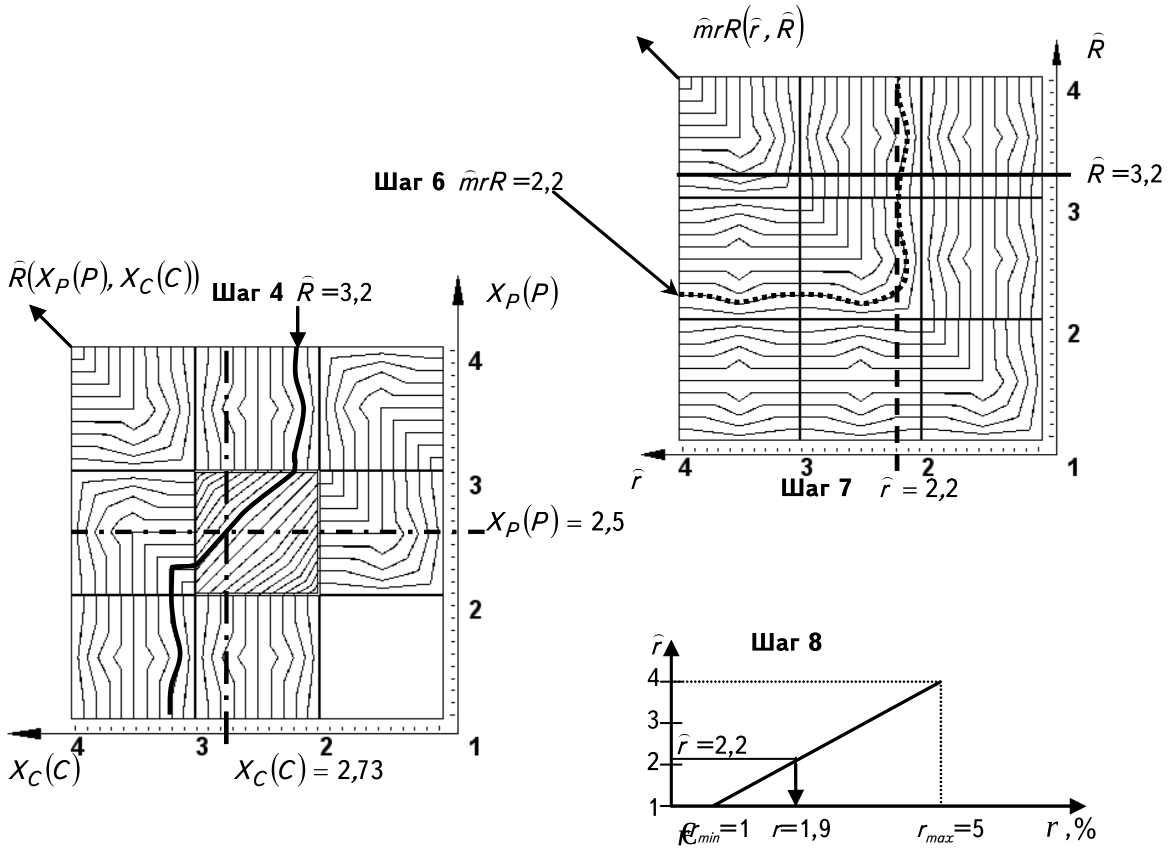

Рис. 2. **Алгоритм обоснования премии за риск**

♦ шаг 8, вычисление значения премии в физической шкале, используя функцию приведения в обратной форме;

♦ шаг 9, установление ставки дисконтирования по формуле (1).

Когда разработка модели комплексного оценивания качества премирования за риск предшествует назначению премий, то совместное использование линейных и матричных сверток в задачах обоснования премии за риск существенно снижает возможности манипулирования при определении ставки дисконтирования.

Линейная свертка (2) достаточно точно описывает риски для обоснования ставки дисконтирования инновационных проектов в некоторой окрестности экспертных оценок исходного состояния объекта, предшествующего управлению рисками. Можно показать[5], что предпочтения экспертов характеризуются более богатой динамикой свертки частных критериев в формируемой ими области определения. Такому классу предпочтений в большей степени соответствуют модели комплексного оценивания, целиком построенные на основе деревьев критериев и на матрицах свертки.

Матричная свертка (рис. 1б) имеет более сложную топологию, чем линейная свертка, благодаря нелинейности составляющих ее изопрайс. Это означает, что каждая отдельно взятая изопрайса может быть приближенно представлена в кусочно-линейной форме как композиция линейных изопрайс. Таким образом, произвольная локальная область матричной свертки может иметь приближенное линейное описание согласно выражению

$$X = f_M(X_1, X_2) \approx k_1\left(X_1^*, X_2^*\right) \cdot X_1 + k_2\left(X_1^*, X_2^*\right) \cdot X_2, \qquad (10)$$

где $f_M(X_1, X_2)$ - нелинейная матричная функция свертки, весовые коэффициенты имеют смысл частных производных в некоторой рабочей точке (X_1, X_2), принадлежащей локальной области $L\left(X_1^*, X_2^*\right)$:

$$k_1 = \frac{\partial f_M\left(X_1, X_2; X_1 = X_1^*, X_2 = X_2^*\right)}{\partial X_1}, \quad k_2 = \frac{\partial f_M\left(X_1, X_2; X_1 = X_1^*, X_2 = X_2^*\right)}{\partial X_2}. \qquad (11)$$

Альтернативное описание матричной нелинейной свертки с помощью семейства линейных сверток, отличающихся значениями весовых коэффициентов в каждой локальной области, дает новый инструмент использования моделей предпочтений экспертов в задачах обоснования ставок дисконтирования.

Для функций свертки большей размерности линейный подход связан с серьезными трудностями в отношении обоснования весовых коэффициентов, а матричные - в обосновании структуры дерева критериев и наполнения матриц свертки.

Отличительной чертой сложившейся ситуации является простота построения необходимого семейства линейных сверток для любой заданной локальной области исследуемой матричной свертки.

Действительно, многомерная линейная область матричной свертки, обозначенная рабочей точкой - функциональными значениями компонент вектора $\vec{X}_i^* = \left(X_1^*, ..., X_n^*\right)_i$ имеет вид

$$X = f_L(X_1, ..., X_n) \approx \sum_{j=1}^{n} k_j^i X_j, \qquad (12)$$

где k^j_i определяется следующим образом:

$$k_j^i = \frac{\partial f_M\left(X_1, ..., X_n; \vec{X}_i^*\right)}{\partial X_j}. \qquad (13)$$

Следует отметить, что выражения (12), (13) являются композицией выражений (10), (11), которая задается деревом критериев. В связи с этим частная производная (13) многомерной функции свертки (12) равна произведению частных производных (11) всех бинарных сверток (10), лежащих на пути графа от вершины X_j к корню дерева X.

Дополнительные возможности в исследовании модели предпочтений, появляющиеся в случае использования рассмотренных подходов, заключаются в следующем:

♦ локальное уменьшение размерности задач принятия решений;

♦ анализ динамики качественных изменений в процедуре свертки при переходе из одной локальной области в другую на основе сопоставления приоритетов частных критериев;

♦ декомпозиция общей проблемы адекватности модели на множество задач локальной адекватности меньшей размерности.

Проиллюстрируем перечисленные возможности вычислительным экспериментом.

Пусть задан механизм комплексного оценивания (рис. 3), выполняющий нелинейную свер-

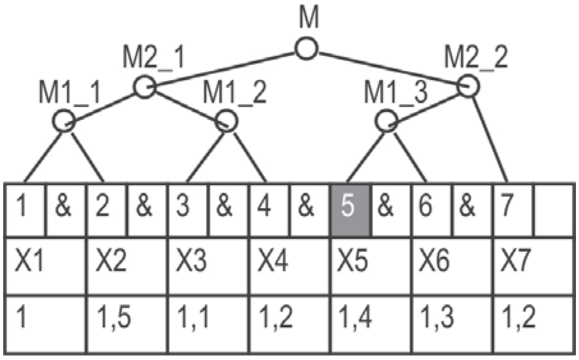

Рис. 3. **Дерево комплексного оценивания**

тку критериев $X1 - X7$. Выберем произвольные рабочие точки $V1 - V5$ в построенной модели по данным табл. 2.

Построение линейных моделей для вариантов, предусмотренных табл. 2, производится методом последовательных поочередных приращений в соответствии с процедурой, оформленной для варианта $V1$ в виде табл. 3.

Таблица 2

Исходные данные вычислительного эксперимента

Критерии	V1	V2	V3	V4	V5
X1	1	1,5	2	2,5	3
X2	1,5	2	2,5	3	3,9
X3	1,1	1,7	2,1	2,6	3,1
X4	1,2	1,8	2,4	2,7	3,5
X5	1,4	1,6	2,1	2,9	3,8
X6	1,3	1,9	2,2	3	3,1
X7	1,2	1,7	2,3	2,8	3,3
X	1,33	1,67	2,3	3	3,78

Таблица 3

Вычисление весовых коэффициентов линейной модели для варианта V1

V1		k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7
*X*1	1	**1,1**	1	1	1	1	1	1
*X*2	1,5	1,5	**1,6**	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5
*X*3	1,1	1,1	1,1	**1,2**	1,1	1,1	1,1	1,1
*X*4	1,2	1,2	1,2	1,2	**1,3**	1,2	1,2	1,2
*X*5	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	**1,5**	1,4	1,4
*X*6	1,3	1,3	1,3	1,3	1,3	1,3	**1,4**	1,3
*X*7	1,2	1,2	1,2	1,2	1,2	1,2	1,2	**1,3**
X	**1,33**	**1,33**	**1,33**	**1,33**	**1,33**	**1,38**	**1,4**	**1,33**
		0	0	0	0	0,05	0,07	0

В соответствии с данными табл. 1 вычислены весовые коэффициенты всех уравнений, назначенных рабочими точками локальных областей (табл. 3), и на этой основе построено семейство линейных моделей:

$$\begin{aligned} &V1 : X = 0{,}5X_5 + 0{,}7X_6, \\ &V2 : X = 0{,}3X_5 + 0{,}7X_7, \\ &V3 : X = 0{,}1X_3 + X_7, \\ &V4 : X = 1{,}6X_6, \\ &V5 : X = -0{,}2X_3 + 0{,}8X_5 - 0{,}3X_7. \end{aligned} \qquad (14)$$

Полученная систем линейных уравнений свидетельствует о локальном уменьшении размерности нелинейной модели (см. мерность пространства - N в табл. 4), о существенной динамике качественных изменений в процедуре свертки при переходе из одной локальной области в другую (чередуются переменные с наибольшим весовым коэффициентом, что соответствует изменению приоритетов частных критериев, их число и состав). Достаточно наглядно описанную динамику иллюстрирует рис. 4.

В статье показана возможность обоснования ставки дисконтирования инвестиционных проектов в предложенном варианте совмещения линейных и модифицированных

Таблица 4

Сводные данные по линеаризации матричной модели

Vj	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	*N*
V1	0	0	0	0	0,5	0,7	0	3
V2	0	0	0	0	0,3	0	0,7	3
V3	0	0	0,1	0	0	0	1	3
V4	0	0	0	0	0	1,6	0	2
V5	0	0	-0,2	0	0,8	0	-0,3	4

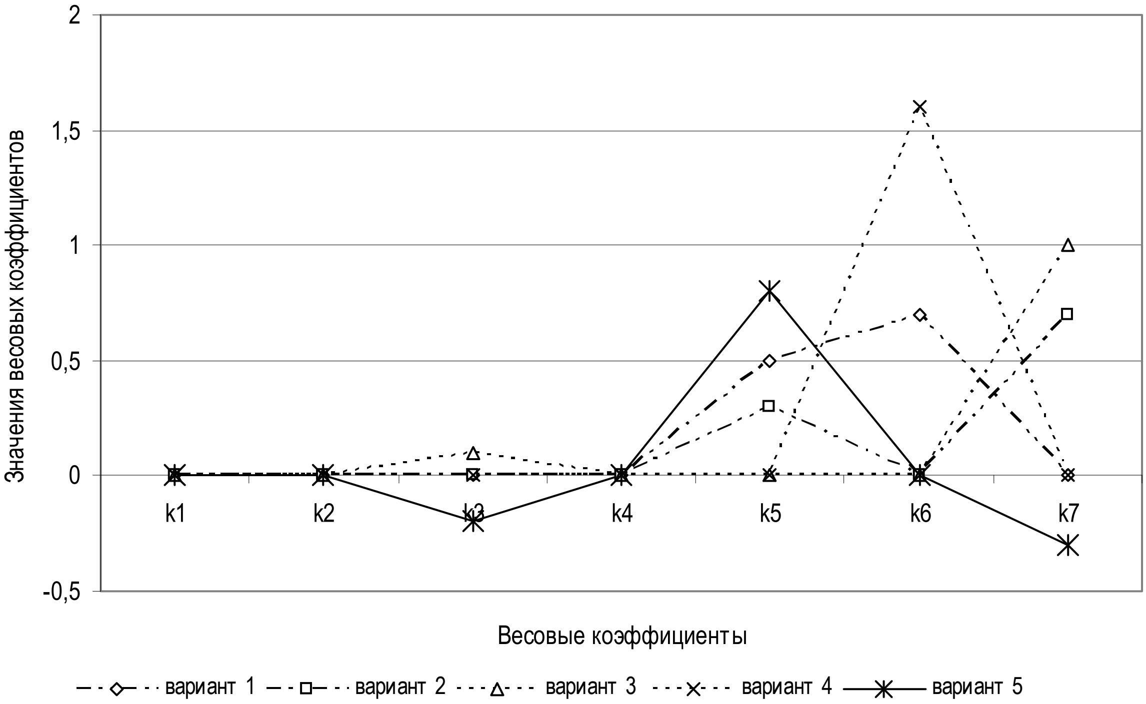

Рис. 4. **Динамика качественных изменений в процедуре свертки по результатам локальной линеаризации исходной модели**

матричных моделей свертки с топологической интерпретацией. Полученные результаты исследования раскрывают пути реализации двухэтапного ориентированного на предпочтения экспертов управления многофакторными рисками, сохраняющего полноценные возможности полезного использования профессиональных знаний экспертов, существенно ограничивая субъективизм экспертных оценок как источник манипулирования затратами на управление рисками и значениями устанавливаемых ставок дисконтирования, влияющих на привлекательность инновационных проектов. Это достигается разделением во времени двух последовательных этапов: разработки моделей рисков и hume-оптимального управления многофакторными рисками, включая назначение премий за риск.

---

[1] *Чешко В.Ф., Глазко В.И.* High Hume (биовласть и биополитика в обществе риска) : учеб. пособие. М., 2009. 319 с.

[2] Экспресс-анализ промышленных предприятий с учетом согласованных участников принятия инвестиционного решения / А.А. Белых // Вестн. Самар. гос. экон. ун-та. Самара, 2008. № 10 (48). С. 20-26.

[3] *Харитонов В.А., Белых А.А.* Технологии современного менеджмента / под науч. ред. В.А. Харитонова. Пермь, 2007. 190 с.

[4] *Харитонов В.А., Алексеев А.О.* Количественный анализ уровней риска на основе универсальной бинарной модели предпочтения ЛПР // Вестн. Перм. ун-та. Серия "Экономика". Пермь, 2009. № 2. С. 13-23.

[5] *Харитонов В.А., Белых А.А., Шайдулин Р.Ф.* Многомодельные исследования предпочтений в задачах поддержки принятия решений // Научные исследования и инновации. 2008. Т. 2. № 3. С. 133-142.

Поступила в редакцию 15.04.2010 г.