

МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра геометрии

**Принятие решений в условиях риска и неопределенности**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 421 группы

направления 02.03.01 – Математика и компьютерные науки  
код и наименование направления

профиль подготовки: Математические основы компьютерных наук

механико-математического факультета

наименование факультета, института, колледжа

РОМАНОВОЙ ЕЛИЗАВЕТЫ ВЛАДИМИРОВНЫ

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель

профессор, д.ф.-м.н., профессор

должность, уч. степень, уч. звание

подпись, дата

В.В. РОЗЕН

инициалы, фамилия

Зав. кафедрой

профессор, д.ф.-м.н., профессор

должность, уч. степень, уч. звание

подпись, дата

В.В. РОЗЕН

инициалы, фамилия

Саратов 2020

**Введение.** Принятие решений является важной частью любой деятельности человека. Принятие неоптимальных решений может повлечь за собой, например, большие финансовые потери. Большинство решений человек принимает в условиях неопределенности и в условиях риска, потому что нельзя в точности спрогнозировать дальнейшие события или мы не всегда имеем всю нужную нам информацию.

Целью данной работы является рассмотрение основных математических моделей принятия решений в условиях риска и неопределенности.

**Структура работы.** Работа состоит из следующих разделов:

- Принятие решения в условиях неопределенности;
- Принятие решения в условиях риска;
- Многокритериальные задачи принятия решения;
- Метод нахождения оптимального решения в условиях риска по паре критериев;
- Экспертные методы принятия решения в задачах по нескольким критериям;

Общий объем выпускной квалификационной работы 55 страниц. В процессе написания бакалаврской работы были написаны программа для нахождения оптимального решения по критерию Сэвиджа и программа для решения задачи принятия решения в условиях риска по 2-м критериям. Программы написаны на языке программирования Python.

**Основное содержание работы.** Математическая модель принятия решения представляет собой формализацию схемы для системного описания ЗПР. Для построения математической модели принятия решения необходимо задать следующие три множества:

- $X$  — множество допустимых альтернатив,
- $Y$  — множество возможных состояний среды,
- $A$  — множество возможных исходов.

Принятие решения в условиях неопределенности характеризуется тем, что при выборе альтернативы принимающему решению неизвестно начальное состояние среды и он не имеет никакой информации о вероятностях их появления. Отметим, что эта неопределенность не является абсолютной, так как

принимающему решение известно множество возможных состояний среды (множество  $Y$ ) и известна функция реализации  $F$ .

Математическая модель ЗПР в условиях неопределенности может быть задана в виде следующей тройки объектов

$$\langle X, Y, f \rangle$$

где  $X$  — множество допустимых альтернатив,  $Y$  — множество возможных состояний среды,  $f : X \times Y \rightarrow R$  — целевая функция. В случае, когда множество альтернатив и множество состояний среды в ЗПР являются конечными, функция выигрыша принимающего решение может быть задана таблицей вида  $(a_{ij})$ , где  $i = 1, \dots, n$  — множество альтернатив,  $j = 1, \dots, m$  — множество состояний среды и  $a_{ij}$  есть выигрыш принимающего решение в ситуации, когда он выбирает альтернативу  $i$ , а среда принимает состояние  $j$ .

Затем, для данной таблицы используется *принцип доминирования по Парето* для сравнения двух альтернатив. Его можно описать следующим образом: альтернатива  $i_1$  доминирует альтернативу  $i_2$  по Парето, если при любом состоянии среды выигрыш принимающего решение при выборе им альтернативы  $i_1$  будет не меньше, чем его выигрыш при выборе альтернативы  $i_2$ . Доминирование одной альтернативы над другой будем записывать в виде  $i_1 \stackrel{d}{\geq} i_2$ .

Если  $i_1 \stackrel{d}{\geq} i_2$ , то альтернатива  $i_1$  называется доминирующей, а альтернатива  $i_2$  — доминируемой. Принцип доминирования состоит в отбрасывании доминируемых альтернатив.

Для решения задач принятия решений в условиях неопределенности рассмотрены следующие типы критериев.

**Критерий Лапласа** основан на гипотезе равновозможности и может быть сформулирован в виде: "Поскольку мы ничего не знаем о состояниях среды, надо считать их равновероятными". При принятии данной гипотезы в качестве оценки  $i$ -й альтернативы выступает среднеарифметическое выигрышей, стоящих в  $i$ -й строке матрицы выигрышей. Таким образом, оценка

по критерию Лапласа имеет вид:

$$L(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m a_i^j \quad (1.1)$$

**Критерий Вальда** основан на гипотезе антагонизма, которая может быть сформулирована в виде: "При выборе решения надо рассчитывать на самый худший возможный вариант". При принятии данной гипотезы оценкой альтернативы  $i$  служит число  $\underline{W}(i) = \min_j a_i^j$  и сравнение любых двух альтернатив производится по величине критерия  $W$ . Оптимальной в этом случае будет альтернатива, максимизирующая функцию  $W$ , то есть та альтернатива  $i^*$ , для которой выполняется

$$\underline{W}(i^*) = \max_i \underline{W}(i) = \max_i \min_j a_i^j. \quad (1.2)$$

Альтернатива  $i^*$  называется максиминной, а число  $\max_i \min_j a_i^j$  называется максимином. Принцип оптимальности, по которому оптимальной альтернативой считается максиминная альтернатива, называется принципом максимина.

**Критерий Гурвица** связан с введением показателя  $0 \leq \alpha \leq 1$ , называемого *показателем пессимизма*. Гипотеза о поведении среды состоит в этом случае в том, что при любом выборе альтернативы наихудший для принимающего решения вариант реализуется с вероятностью  $\alpha$ , а наилучший — с вероятностью  $1 - \alpha$ . Тогда оценкой альтернативы  $i$  является взвешенная сумма

$$H_\alpha(i) = \alpha \min_j a_i^j + (1 - \alpha) \max_j a_i^j. \quad (1.3)$$

При  $\alpha = 1$  данный критерий превращается в "критерий крайнего пессимизма" (то есть в критерий Вальда), а при  $\alpha = 0$  — в "критерий крайнего оптимизма".

**Критерий Сэвиджа** основан на преобразовании первоначальной матрицы выигрышей  $(a_i^j)$  в матрицу  $(r_i^j)$  — матрицу рисков. Риском при выборе альтернативы  $i$  в состоянии  $j$  называется число  $r_i^j = \beta^j - a_i^j$ , где  $\beta^j = \max_i a_i^j$ . Содержательно  $r_i^j$  интерпретируется как "мера сожаления" возникающего от

незнания истинного состояния среды. Если мы знали истинное состояние среды, то  $r_i^j = \beta^j$ .

Для критерия Сэвиджа оптимальной считается альтернатива, минимизирующая максимальный риск.

Принятие решения в условиях риска характеризуется тем, что поведение среды носит случайный характер, причем в этой случайности имеются закономерности стохастического типа. В общем случае это проявляется в том, что существует некоторая вероятностная мера, в соответствии с которой возникают те или иные состояния среды. При этом принимающий решение имеет определенную информацию о вероятностях появления состояний среды, которая по своему характеру может быть весьма разнообразной.

Изучение математической модели ЗПР в условиях риска предполагает, кроме задания функции реализации, задание некоторой дополнительной информации о вероятностях состояний среды. Наиболее простой для анализа случай — когда эта дополнительная информация представлена в виде вероятностной меры на множестве состояний среды. Если множество состояний среды  $Y$  конечно,  $Y = \{1, \dots, m\}$ , то вероятностная мера на нем может быть задана *вероятностным вектором*, то есть вектором  $y = (y_1, \dots, y_m)$ , где  $y_j \geq 0$  и  $\sum_{j=1}^m y_j = 1$ . В данном выражении  $y_j$  есть вероятность наступления состояния  $j = 1, \dots, m$ .

Предметом изучения являются задачи принятия решений, в которых целевая функция (функция выигрыша) представлена в виде таблицы — матрицы выигрышей  $\|a_i^j\|$  ( $i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$ ) и принимающему решению известен вероятностный вектор  $y = (y_1, \dots, y_m)$ .

Наиболее естественной числовой характеристикой случайной величины  $\xi$  является ее математическое ожидание. Если для ЗПР в условиях риска в качестве критерия для сравнения альтернатив взять математическое ожидание соответствующей случайной величины, иначе говоря - ожидаемый выигрыш, то оптимальной следует считать альтернативу, максимизирующую ожидаемый выигрыш.

Для ЗПР в условиях риска критерий ожидаемого выигрыша не всегда является адекватным. Поэтому он должен быть трансформирован с учетом возможных отклонений случайной величины от ее среднего значения.

В теории вероятностей в качестве меры отклонения случайной величины от ее среднего значения обычно берется дисперсия  $D\xi$  или среднеквадратичное отклонение  $\sigma = \sqrt{D\xi}$ . Напомним, что формально дисперсия определяется как математическое ожидание квадрата отклонения случайной величины от ее ожидаемого значения:  $D\xi = M(\xi - M\xi)^2$ .

Технически удобней здесь использовать среднеквадратичное отклонение  $\sigma$ , так как при изменении масштаба измерения  $\sigma$  изменяется пропорционально. Для ЗПР в условиях риска будем рассматривать в качестве показателя риска среднеквадратичное отклонение  $\sigma$ .

Приведены следующие определение задачи 2-критериальной оптимизации, где в качестве частных критериев выступают  $M$  и  $\sigma$ .

**Определение 1.** Задача принятия решений называется многокритериальной, если исходы оцениваются по  $m$  критериям, где  $m > 1$ .

**Определение 2.** Многокритериальная задача принятия решений называется 2-критериальной, если исходы оцениваются по  $m = 2$  критериям.

Основная сложность в решение многокритериальных задач состоит в том, что в них, в отличие от однокритериальных задач, появляется эффект несравнимости исходов. Другими словами, если исходы оцениваются по двум критериям, несводимым один к другому, и исход  $a_1$  лучше исхода  $a_2$  по первому критерию, но хуже по второму критерию, то исходы  $a_1$  и  $a_2$  будут несравнимыми между собой.

Математическая модель задачи принятия решения при многих критериях может быть представлена в виде  $\langle D; f_1, \dots, f_m \rangle$ , где  $D$  - некоторое множество допустимых исходов,  $f_j$  - числовая функция, заданная на множестве  $D$ ; при этом  $f_j(a)$  есть оценка исхода  $a \in D$  по  $j$ -му критерию ( $j = 1, \dots, m$ ). Такая модель соответствует задаче принятия решения в условиях определенности, в которой множество альтернатив отождествляется с множеством допустимых исходов, а оценочная структура задается вектором  $(f_1, \dots, f_m)$ .

Далее сформулирован принцип Парето.

**Определение 3.** Пусть  $Y_j$  - множество значений функции  $f_j$ , то есть множество всех оценок по  $j$ -му критерию ( $j = 1, \dots, m$ ). Тогда множество  $Y = \prod_{j=1}^m Y_j$ , состоящее из всевозможных упорядоченных наборов оценок по критериям  $1, \dots, m$ , называется множеством векторных оценок. Любой элемент  $y \in Y$  представляет собой вектор:  $y = (y_1, \dots, y_m)$ , где  $y_j \in Y_j$ .

**Определение 4.** Для всякого исхода  $a \in D$  набор его оценок по всем критериям, то есть набор  $(f_1(a), \dots, f_m(a))$  есть векторная оценка исхода  $a$ .

**Определение 5.** Говорят, что векторная оценка  $y = (y_1, \dots, y_m)$  доминирует по Парето векторную оценку  $y' = (y'_1, \dots, y'_m)$ , если для всех  $j = 1, \dots, m$  выполняется неравенство  $y_j \geq y'_j$ , причем по крайней мере для одного индекса  $j = 1, \dots, m$  неравенство должно быть строгим. Будем записывать доминирует по Парето как:

$$y_j \overset{Par}{>} y'_j \quad (3.1)$$

В рамках задачи многокритериального выбора принцип Парето может быть сформулирован в виде утверждения о том, что множество выбираемых решений содержится в множестве Парето, то есть каждое выбираемое решение является Парето-оптимальным.

Иногда требуется "соединить" указанные два критерия в единый (обобщенный) критерий. Например, в качестве обобщенного критерия возьмем

$$q(M, \sigma) = M - \lambda\sigma, \quad (3.2)$$

где  $\lambda$  — некоторая постоянная. Иначе говоря, (3.2) представляет собой взвешенную сумму частных критериев  $M$  и  $\sigma$  с весовыми коэффициентами 1 и  $-\lambda$ . Если  $\lambda > 0$  оценка случайной величины с помощью обобщенного критерия будет меньше, чем ее среднее значение, что является характерным для осторожного человека, то есть человека, не склонного к риску. Иначе, если  $\lambda < 0$  оценка будет больше, чем ее среднее значение, что характеризует человека, склонного к риску. А при  $\lambda = 0$  оценка случайной величины совпадает с ее средним значением, что характеризует человека, безразличного к риску. В качестве основного мы будем далее рассматривать случай при  $\lambda > 0$ .

По величине показателя  $\lambda$  можно сказать о мере склонности или несклонности к риску. Для этого нужно воспользоваться неравенством Чебышева.

**Неравенство Чебышева.** Вероятность того, что отклонение случайной величины  $X$  от ее математического ожидания по абсолютной величине меньше положительного числа  $\varepsilon$ , не меньше чем  $1 - \frac{D(X)}{\varepsilon^2}$ :

$$P(|X - M(X)| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{D(X)}{\varepsilon^2}.$$

$D(X)$  в этом определении - дисперсия случайной величины  $X$ .

Далее описано как устанавливается предпочтение альтернатив по обобщенному критерию. Будем считать, что  $\lambda > 0$ . Как показано выше, в этом случае принимающий решение стремится увеличить ожидаемый выигрыш и уменьшить риск, иначе говоря критерий  $M$  будет здесь позитивным, а критерий  $\sigma$  - негативным. Пусть  $a_i$  - некоторое множество альтернатив, каждая из которых характеризуется парой показателей  $(M_i, \sigma_i)$ . Зафиксируем две альтернативы  $a_{i_1} = (M_{i_1}, \sigma_{i_1})$  и  $a_{i_2} = (M_{i_2}, \sigma_{i_2})$ . Найдем  $q(a_{i_1}) = M_{i_1} - \lambda\sigma_{i_1}$ ,  $q(a_{i_2}) = M_{i_2} - \lambda\sigma_{i_2}$ . Возможно два случая.

Первый случай: альтернативы  $a_{i_1}$  и  $a_{i_2}$  сравнимы по Парето. Пусть, например  $a_{i_1} \overset{Par}{>} a_{i_2}$ . В этом случае  $M_{i_1} \geq M_{i_2}$  и  $\sigma_{i_1} \geq \sigma_{i_2}$ , причем выполняется условия, что хотя бы одно неравенство строгое. Получим  $M_{i_1} - \lambda\sigma_{i_1} > M_{i_2} - \lambda\sigma_{i_2}$ , то есть  $q(a_{i_1}) > q(a_{i_2})$ . В этом случае мы можем сделать вывод, что независимо от меры несклонности принимающего решение к риску альтернатива  $a_{i_1}$  будет более предпочтительной, чем альтернатива  $a_{i_2}$ . Будем записывать это в виде  $a_{i_1} \succ a_{i_2}$ .

Второй случай: альтернативы  $a_{i_1}$  и  $a_{i_2}$  несравнимы по Парето. Будем считать что  $M_{i_1} > M_{i_2}$  и  $\sigma_{i_1} > \sigma_{i_2}$ , то есть больший ожидаемый выигрыш здесь всегда сопровождается большим риском. Условие  $M_{i_1} - \lambda\sigma_{i_1} > M_{i_2} - \lambda\sigma_{i_2}$  равносильно тому, что  $\lambda < (M_{i_1} - M_{i_2})/(\sigma_{i_1} - \sigma_{i_2})$ . В итоге получим следующие неравенства:

$$a_{i_1} \succ a_{i_2}, \quad \lambda < (M_{i_1} - M_{i_2})/(\sigma_{i_1} - \sigma_{i_2}), \quad (3.3)$$



$$a_{i_2} \succ a_{i_1}, \quad \lambda > (M_{i_1} - M_{i_2}) / (\sigma_{i_1} - \sigma_{i_2}). \quad (3.4)$$

Предпочтение между альтернативами  $a_{i_1}$  и  $a_{i_2}$  будет зависеть от того, какое из условий: (3.3) и (3.4) – будет выполнено.

Недостатком критерия (3.2) можно назвать то, что он базируется на предположении постоянства меры несклонности к риску для данного лица, принимающего решение. Это означает, что локальный коэффициент замещения между критериями  $M$  и  $\sigma$  постоянный. В реальности же мера склонности к риску имеет переменчивый характер, в зависимости от величины ожидаемого выигрыша и степени риска. Эту ситуацию улучшает то обстоятельство, что для установления ранжирования альтернатив достаточно знать интервал содержащий показателя  $\lambda$ .

Для ЗПР в условиях риска рассмотрены следующие процедуры нахождения оптимального решения, основанные на отношении доминирования по Парето. Для определенности установлено, что принимающий решение не склонен к риску. В этом случае критерий ожидаемого выигрыша будет позитивным, а критерий риска — негативным. Пусть необходимо выбрать одну оптимальную альтернативу из заданного множества допустимых альтернатив, обозначаемые как  $a_i$ . Каждая из альтернатив характеризуется парой показателей —  $(M_i, \sigma_i)$ . Это было показано на рисунке 1.

Условие доминирования по Парето  $a_{i_1} \stackrel{Par}{\geq} a_{i_2}$  означает, что для альтернативы  $a_{i_1}$  получается такой же или больший ожидаемый выигрыш, что и для альтернативы  $a_{i_2}$ , но с меньшим или таким же риском.

Рассмотрены процедуры сужения множества Парето-оптимальных альтернатив.

1) *Субоптимизация*. Она связана с выбором одного критерия и назначением нижних границ по остальным критериям. Для нашего примера более значимым является критерий ожидаемого выигрыша, поэтому необходимо провести субоптимизацию следующим образом: назначить нижнюю границу по критерию  $M$  и оптимизировать, другими словами — минимизировать, оставшийся критерий  $\sigma$ . Обратимся к рисунку 1. Если взять в качестве нижней границы критерия ожидаемого выигрыша значение  $M_6$ , то оптимальной

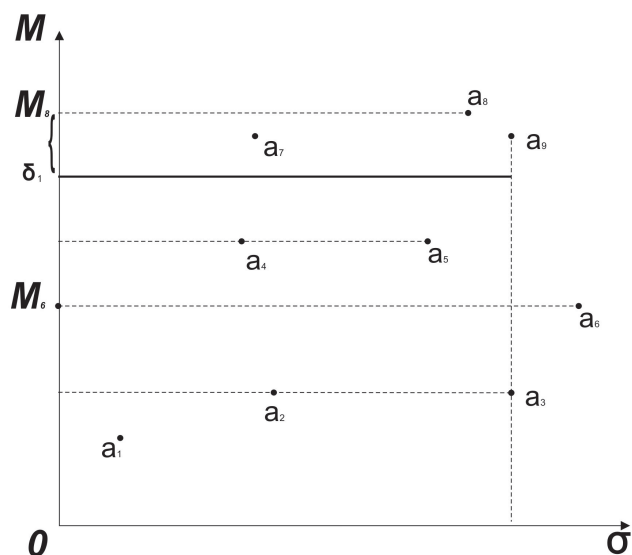


Рисунок 1

будет альтернатива  $a_4$ , так как среди альтернатив, удовлетворяющих условию  $M_i \geq M_6$ , она является наименее рискованной.

2) *Лексикографическая оптимизация.* Она предполагает упорядочение критериев по относительной важности. Пусть, например,  $M$  — важнейший критерий. Так как максимальное значение по этому критерию имеет единственная альтернатива  $a_8$ , то данная альтернатива и будет являться оптимальной. На этом примере наглядно проявляется недостаток метода лексикографической оптимизации: мы учитываем одни (важнейший) критерий. Этот недостаток связан с необходимостью введения жесткого приоритета критериев. Мы можем ослабить "жесткость" приоритетов следующим образом. Назначим некоторую "уступку"  $\delta_1$  по важнейшему критерию и на первом шаге отберем те альтернативы, для которых оценка по важнейшему критерию отличается от максимальной оценки не более, чем на  $\delta_1$ . После этого назначаем "уступку"  $\delta_2$  для 2-го по важности критерия и среди отобранных на первом шаге альтернатив выбираем те, для которых оценка по 2-му критерию отличается от максимальной не более, чем на  $\delta_2$  и т.д.

Также описаны экспертные методы принятия решения в задачах по нескольким критериям предложенный Т.Л.Саати. Он основан на парных сравнениях объектов выбора по различным критериям с использованием де-

сятибалльной шкалы и последующим ранжированием набора объектов по всем критериям и целям.

К основным процедурам данного метода относятся следующие: генерация множества объектов выбора; формирование множества критериев для оценки объектов выбора и представление его в виде иерархии, в которой разрешены связи «многие ко многим»; выявление предпочтений экспертов на множестве объектов по различным критериям; установление относительной важности влияния критериев на цель выбора и другие критерии; получение ранжированных наборов объектов по всем критериям и целям.

Примером экспертной оценки является нечеткий метод Дельфы. Реализация этого метода состоит из следующих шагов:

**Шаг 1.** Экспертам  $E_r$  ( $r = \overline{1, n}$ ) предлагается дать оценки некоторого параметра, определив минимальное  $a_1^r$ , наиболее правдоподобное  $a_M^r$  и максимальное  $a_2^r$  значения. Оценки, данные экспертами, представляются в виде треугольных нечетких чисел:  $A_r = (a_1^r, a_M^r, a_2^r)$ ,  $r = \overline{1, n}$ .

**Шаг 2.** Вычисляется среднее треугольное нечеткое число  $A_{average} = (m_1, m_M, m_2)$  на основе треугольных нечетких чисел всех экспертов:

$$A_{average} = (m_1, m_M, m_2) = \left( \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_1^r, \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_M^r, \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_2^r \right).$$

Затем для каждого эксперта  $E_r$  вычисляется величина отклонения между  $A_{average}$  и  $A_r$ , определяемая следующим треугольным нечетким числом:

$$\begin{aligned} A_{average} - A_r &= (m_1 - a_1^r, m_M - a_M^r, m_2 - a_2^r) = \\ &= \left( \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_1^r - a_1^r, \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_M^r - a_M^r, \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n a_2^r - a_2^r \right). \end{aligned}$$

Величина  $A_{average} - A_r$  передается экспертам для анализа.

**Шаг 3.** Каждый эксперт  $E_r$  предлагает новое треугольное число

$$A_r = (a_1^r, a_M^r, a_2^r), r = \overline{1, n}.$$

Этот процесс, начиная с шага 2, повторяется до тех пор, пока не будет получено такое среднее треугольное нечеткое число  $A_{average} = (m_1, m_M, m_2)$ , параметры которого будут достаточно близки к соответствующим параметрам треугольных нечетких чисел  $A_r = (a_1^r, a_M^r, a_2^r)$ ,  $r = \overline{1, n}$ .

**Заключение.** Таким образом, при принятии решений необходимо учитывать множество факторов. Не один из методов определения наилучшего решения задач принятия решений в условиях риска и неопределенности не дает точный результат. При принятии решения последнее слово при выборе той или иной альтернативы остается за человеком, который это решение должен принять.