

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ  
АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САМАРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ имени академика С.П. КОРОЛЕВА»  
(Самарский университет)

*С.В. ТЮЛЕВИН*

## ИНДИВИДУАЛЬНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОННЫХ СРЕДСТВ

Рекомендовано редакционно-издательским советом федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева» в качестве учебного пособия для студентов, обучающихся по программе высшего образования по направлению 11.04.03. Конструирование и технология электронных средств

САМАРА  
Издательство Самарского университета  
2016

УДК 621.38(075)

ББК 32.85я7

Т 982

Рецензенты: д-р техн. наук, проф. НТЦ АО «Самарский электромеханический завод» В.Н. Нестеров  
д-р техн. наук, проф. Самарского университета  
А.И. Данилин

*Тюлевин, Сергей Викторович*

Т 982      **Индивидуальное прогнозирование электронных средств:**  
учеб. пособие / *С.В. Тюлевин.* – Самара: Изд-во Самарского университета, 2016. – 68 с.

**ISBN 978-5-7883-1080-0**

В пособии приведены методы прогнозирования качества МСБ, направленные на обеспечение требуемого качества электронных средств (ЭС): метод дискриминантных функций; потенциальных функций; генерации прогнозных альтернатив; нестационарного временного ряда; индивидуальной функции состояния; машинных испытаний; экстраполяции. Описаны вопросы значимости прогнозируемого параметра с использованием регрессионной модели, также описана оптимальная классификация и классификация по одному признаку. Приведена оптимальная оценка значения прогнозируемого параметра.

Предназначено для магистрантов радиотехнического факультета, изучающих дисциплину «Управление качеством электронных средств специального назначения». Оно может быть полезным широкому кругу специалистов, связанных с созданием и эксплуатацией радиоэлектронной аппаратуры. Разработано на кафедре «Конструирование и технология электронных систем и устройств» Самарского университета.

УДК 621.38(075)

ББК 32.85я7

ISBN 978-5-7883-1080-0

© Самарский университет, 2016

## ОГЛАВЛЕНИЕ

<b>Введение.....</b>	<b>4</b>
<b>1. Методы прогнозирования качества МСБ.....</b>	<b>5</b>
1.1. Оптимальная оценка значения прогнозируемого параметра .....	5
1.2. Оптимальная классификация.....	7
1.3. Оценка значимости прогнозируемого параметра с использованием регрессионной модели .....	12
1.4. Классификация по одному признаку .....	15
1.5. Оценка класса методом дискриминантных функций.....	20
1.6. Оценка класса методом потенциальных функций.....	23
1.7. Метод генерации прогнозных альтернатив.....	26
1.8. Прогнозирование долговечности метом нестационарных временных рядов .....	28
1.9. Отбраковка методом индивидуальной функции состояния .....	29
1.10. Метод машинных испытаний .....	31
1.11. Индивидуальное прогнозирование методами экстраполяции ..	33
<b>2. Терминология.....</b>	<b>37</b>
2.1. Общие понятия .....	39
2.1.1 Общие основные (исходные) понятия .....	39
2.1.2. Виды прогнозов .....	42
2.1.3. Принципы разработки прогнозов.....	44
2.1.4. Разработка прогнозов .....	45
2.1.5. Параметры прогнозов.....	48
2.2. Объект прогнозирования .....	50
2.2.1. Характеристики объекта прогнозирования.....	50
2.2.2. Исходная информация об объекте прогнозирования .....	53
2.3. Аппарат прогнозирования .....	57
2.3.1. Фактографические методы прогнозирования .....	57
2.3.2. Экспертные методы прогнозирования.....	60
2.3.3. Виды верификации прогнозов.....	64
<b>Список литературы .....</b>	<b>66</b>

## ВВЕДЕНИЕ

Элементной базой систем переработки информации являются интегральные микросхемы (ИМС). Наибольший успех достигнут в изготовлении стандартных микросхем. Однако по мере роста числа элементов в ИМС ее функции становятся все более специализированными. В связи с этим в различных видах аппаратуры стали широко использоваться заказные или специализированные ИМС. К таким изделиям относятся, например, большие интегральные микросхемы (БИС), построенные на основе базовых матричных кристаллов, микросборки, микропроцессоры, полуфабрикаты. Основной конструктивной единицей многих аналоговых устройств и сложных радиоэлектронных комплексов является микросборка.

Постоянный рост сложности аппаратуры, расширение номенклатуры выпускаемых изделий, переход к рыночным отношениям и ряд других факторов требуют повышения требований к качеству выпускаемой продукции. Современные схемы и системы управления качеством базируются на стандартах Международной организации по стандартизации (ИСО) семейства 9000, стратегии всеобщего управления качеством (TQM) и таргетинга. Основными общими принципами при этом являются: управление качеством на всех этапах жизненного цикла; постоянное повышение качества; сертификация продукции; сертификация систем качества; совершенствование или использование принципиально новых технологий и технологических процессов (ТП) по всему жизненному циклу изделия. Однако создание систем качества конкретной продукции требует разработки более частных принципов, организационных форм, структур, механизмов, методик управления качеством, а также проектирования контролепригодных конструкций и стабильных, хорошо управляемых технологических процессов.

Одним из основных этапов формирования качества электронных средств (ЭС) является прогнозирование показателей их качества [1-16].

# 1. МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАЧЕСТВА МСБ

## 1.1. Оптимальная оценка значения прогнозируемого параметра

Пусть начальное состояние изделия оценивается признаками, каждый из которых является случайной величиной. Обозначим эту совокупность  $k$  случайных величин  $(\bar{x}_i) = \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k$ .

По конкретным значениям признаков  $\bar{x}_1^{(j)}, \bar{x}_2^{(j)}, \dots, \bar{x}_k^{(j)}$   $j$ -го экземпляра необходимо найти оценку значения прогнозируемого параметра  $y^{*(j)}(t_{np})$  к моменту времени  $t_{np}$ , которую для простоты обозначим  $y^{*(j)}$ .

Задачу прогнозирования значения параметра по признакам имеет смысл ставить только в том случае, когда каждый из признаков  $\bar{x}_i$  и прогнозируемый параметр  $\bar{y}$  являются зависимыми случайными величинами. Степень их зависимости полностью определяется видом  $w(y, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k; t_{np}, t_1)$  многомерной совместной плотности распределения значений признаков  $(\bar{x}_i)$  и прогнозируемого параметра  $\bar{y}$ , которую для простоты будет обозначать далее как [5]

$$w(y, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k). \quad (1)$$

Если прогнозируемый параметр с каждым из признаков независим, то прогнозирование теряет смысл и эта многомерная плотность распределения выражается и произведение одномерной плотности значений прогнозируемого параметра  $w(y)$  и совместной плотности распределения признаков:

$$w(y, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k) = w(y) * w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k).$$

Прогнозирование должно быть более точным, в качестве количественной меры точности естественно взять дисперсию ошибки ( $\bar{y} = \bar{y}^*$ ) в оценке прогнозируемого параметра. Здесь  $\bar{y}^*$  – оценка параметра  $\bar{y}$ . Тогда критерий оптимальности имеет вид:

$$D(\bar{y} - \bar{y}_{opt}^*) \rightarrow \min, \quad (2)$$

где  $\bar{y}_{opt}^*$  – оптимальная оценка параметра  $\bar{y}$ .

Интегрируя выражение (1) по переменной  $y$  в пределах от  $-\infty$  до  $+\infty$ , получим  $k$ -мерную плотность совместного распределения признаков:

$$w(x_1, x_2, x_3 \dots x_k) = \int_{-\infty}^{\infty} w(y, x_1, x_2, x_3 \dots x_k) dy.$$

Тогда условная плотность распределения прогнозируемого параметра  $y$  при условии, что признаки – случайные величины  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k$  – приняли некоторые значения  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k$ , равна:

$$w(y / \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k) = \frac{w(y, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k)}{w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k)}. \quad (3)$$

Если теперь для какого-либо  $j$ -го экземпляра измерить значения признаков  $\bar{x}_1^{(j)}, \bar{x}_2^{(j)}, \dots, \bar{x}_k^{(j)}$  и подставить эти значения в выражение (3), то получим условную плотность распределения прогнозируемого параметра для этого  $j$ -го экземпляра при условии, что признаки  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3 \dots \bar{x}_k$  приняли именно эти измеренные значения, соответственно  $\bar{x}_1^{(j)}, \bar{x}_2^{(j)}, \dots, \bar{x}_k^{(j)}$

$$w(y / x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \dots, x_k^{(j)}) \quad (4)$$

Эта плотность есть функция одной переменной  $y$ .

Дисперсия, вычисленная по (4), будет меньше дисперсии, вычисленной по одномерной плотности  $w(y)$ , и различие между ними будет тем существеннее, чем сильнее зависимость между каждой из случайных величин совокупности  $\bar{x}_i$  и прогнозируемым параметром  $\bar{y}$ , а также чем менее при этом  $\bar{x}_i$  зависимы между собой.

В качестве оценки  $y^{*(j)}$  прогнозируемого параметра  $y^*$  берется наиболее вероятное значение случайной величины  $\bar{y}$  – ее мода, т.е. такое, при котором плотность распределения (4) максимальна. Эта оценка удовлетворяет критерию оптимальности (2), т.е. является оптимальной оценкой прогнозируемого параметра  $j$ -го экземпляра. Обозначим ее  $y_{opt}^{*(j)}$ . Таким образом, прогнозирование оптимально, когда оценка  $y_{opt}^{*(j)}$  находилась из выражения:

$$w(y, x_1^{(j)}, x_2^{(j)} \dots x_k^{(j)}) \rightarrow \max.$$

## 1.2. Оптимальная классификация

Задача заключается в отыскании способа принятия оптимального решения о принадлежности проверяемого экземпляра к тому или другому классу в условиях неопределенности, т.е. в условиях действия тех случайных факторов, которые маскируют связь между признаками и классом экземпляра. Условимся, что проверяемый экземпляр принадлежит к классу  $K_1$ , если значение прогнозируемого параметра  $y$  к моменту времени  $t_{np}$  будет больше некоторого граничного значения  $y_{zp}$ , т.е.  $y \geq y_{zp}$ , будем считать такие изделия годными. Если  $y < y_{zp}$ , экземпляр принадлежит к классу  $K_2$  – дефектных [6].

Зная плотность распределения  $w(y)$  прогнозируемого параметра на момент времени  $t_{np}$ , можно определить так называемые априорные вероятности принадлежности какого-либо экземпляра к классу  $K_1$ :

$$P(K_1) = \int_{y_{cp}}^{\infty} w(y) dy$$

и к классу  $K_2$ :

$$P(K_2) = \int_{-\infty}^{y_{cp}} w(y) dy.$$

Пусть начальное состояние изделия характеризуется  $k$  признаками, каждый из которых является случайной величиной. Совокупность случайных величин обозначим  $(\bar{x}_i) = \bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k$ .

По конкретным значениям признаков  $(x^{(j)})$   $j$ -го экземпляра необходимо принять решение об отнесении этого экземпляра к классу  $K_1$  или  $K_2$ .

В таком виде задачу целесообразно ставить лишь в том случае, когда между классом, к которому, принадлежит  $j$ -й экземпляр, и значениями его признаков существует какая-либо связь. Если эта связь выражается в виде гибкой функциональной зависимости, то, очевидно, для определения принадлежности экземпляра к тому или другому классу следует произвести расчет по вполне определенной формуле.

В задачах прогнозирования предполагается наличие вероятностей связи между классом и признаками  $j$ -го экземпляра. Степень тесноты этой связи полностью определяется видом условных совместных плотностей распределения признаков  $(\bar{x}_i)$  при условии, что экземпляр принадлежит к классу  $K_1$ , —  $w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k; t_1 / K_1; t_{np})$  и классу  $K_2$  —  $w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k; t_1 / K_2; t_{np})$ . Для простоты записи далее будем обозначать их как  $w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k; t_1 / K_1)$  и  $w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k; t_1 / K_2)$ . С совместной плотностью  $w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k, y)$  они связаны соотношениями:

$$w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k, t_1 / K_1) = C_1 \int_{y_{cp}}^{\infty} w(x_1, x_2, \dots, x_k, y) dy; \quad (5)$$



$$w(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_k, t_2 / K_2) = C_2 \int_{y_{zp}}^{\infty} w(x_1, x_2, \dots, x_k, y) dy, \quad (6)$$

где  $C_1, C_2$  – нормирующие коэффициенты,

$$C_1 = \frac{1}{P(K_1)} = \left[ \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \int_{y_{zp}}^{\infty} w(x_1, x_2, \dots, x_k, y) dx_1, dx_2, \dots, dx_k, dy \right]^{-1};$$

$$C_2 = \frac{1}{P(K_2)} = \left[ \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{y_{zp}} w(x_1, x_2, \dots, x_k, y) dx_1, dx_2, \dots, dx_k, dy \right]^{-1}.$$

Принятие решений об отнесении экземпляра к конкретному классу основано на вероятностных методах, т.о. существует вероятность принятия ошибочных решений. Выясним вероятности ошибочных решений. Введем следующие обозначения:

- $P(\text{реш. } K_2/K_1)$  – условная вероятность принятия решения об отнесении экземпляра к классу  $K_2$  при условии, что он фактически принадлежит к классу  $K_1$ ;

- $P(\text{реш. } K_1/K_2)$  – условная вероятность принятия решения об отнесении экземпляра к классу  $K_2$  при условии, что в действительности этот экземпляр принадлежит к классу  $K_1$ ;

- $P(K_1/\text{реш. } K_2)$  – условная вероятность того, что экземпляр фактически является годным; принадлежит к классу  $K_1$  при условии, что принято решение считать его дефектным, т.е. отнести его к классу  $K_2$ . Это – риск изготовителя;

- $P(K_2/\text{реш. } K_1)$  – условная вероятность того, что экземпляр в действительности принадлежит к классу  $K_2$ , является дефектным при условии, что принято решение считать его годным, т.е. отнести его к классу  $K_1$ . Это – риск потребителя;

- $P(\text{реш. } K_1)$  – априорная вероятность принятия решения об отнесении экземпляра к классу  $K_1$ , т.е. вероятность отнесения к годным любого наугад взятого экземпляра.

- $P(\text{реш.}K_2)$  – априорная вероятность принятия решения об отнесении экземпляра к классу  $K_2$ , т.е. вероятность отнесения к дефектным любого наугад взятого экземпляра. Вероятность ошибки в переименовании класса экземпляра из  $K_1$  в класс  $K_2$ , т.е. вероятность того, что экземпляр является и фактически годным, и относительно него принято решение об отнесении к классу  $K_2$ , равна, в соответствии с теоремой умножения вероятностей:

$$P(K_1 \text{ реш.} K_2) = P(\text{реш.} K_2 / K_1) P(K_1) - P(K_1 / \text{реш.} K_2) P(\text{реш.} K_2). \quad (7)$$

Аналогично вероятность отнесения фактически дефектного экземпляра к годным, равна

$$P(K_2 \text{ реш.} K_1) = P(\text{реш.} K_1 / K_2) P(K_2) = P(K_2 / \text{реш.} K_1) P(\text{реш.} K_1). \quad (8)$$

Ошибочные решения всегда приводят к некоторым потерям. Обозначим потери, связанные с переименованием класса экземпляра из  $K_1$  в  $K_2$ , т.е. цену такого переименования, как  $\Pi_{1 \rightarrow 2}$  а цену переименования класса экземпляра из  $K_2$  в  $K_1$  – как  $\Pi_{1 \rightarrow 2}$ . Тогда величина среднего риска (средних потерь) при многократном распознавании будет равна, с учетом выражений (7) и (8):

$$\begin{aligned} \rho &= P(K_1 \text{ реш.} K_2) \Pi_{1 \rightarrow 2} + P(K_2 \text{ реш.} K_1) \Pi_{2 \rightarrow 1} = \\ &= P(\text{реш.} K_2 / K_1) P(K_1) W_{1 \rightarrow 2} + P(\text{реш.} K_1 / K_2) P(K_2) W_{2 \rightarrow 1}. \end{aligned} \quad (9)$$

В качестве критерия оптимальности естественно взять минимум среднего риска, т.е.  $\rho \rightarrow \min$ .

Это наиболее распространенный критерий, его называют критерием Байеса.

Минимизация среднего риска может быть достигнута путем изменения вероятностей  $P(\text{реш.} K_2 / K_1)$  и  $P(\text{реш.} K_1 / K_2)$ . Эти вероятности могут быть определены по известным условным совместным плотностям распределения признаков (5) и (6).

Действительно,

$$P(\text{реш.}K_2 / K_1) = \int \int_{V_1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1) dx_1 dx_2 \dots dx_k; \quad (10)$$

$$P(\text{реш.}K_1 / K_2) = \int \int_{V_1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2) dx_1 dx_2 \dots dx_k. \quad (11)$$

Здесь  $V_1$  и  $V_2$  – области значений признаков, при которых принимается решение об отнесении экземпляра к классу  $K_1$  и  $K_2$  соответственно.

Подставляя (10) и (11) в (9), получим:

$$\rho = \int \dots \int_{V_2} P(K_1) \Pi_{1 \rightarrow 2} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1) dx_1 dx_2 \dots dx_k + \int \dots \int_{V_1} P(K_2) \Pi_{2 \rightarrow 1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2) dx_1 dx_2 \dots dx_k.$$

Для того чтобы избежать интегрирования многомерных плотностей, которое в большинстве случаев сопряжено со значительными математическими трудностями, приведем два многомерных интеграла к одному, используя соотношение

$$P(\text{реш.}K_2 / K_1) = 1 - P(\text{реш.}K_1 / K_2) = 1 - \int \dots \int_{V_1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1) dx_1 dx_2 \dots dx_k.$$

Тогда получим

$$\rho = P(K_1) \Pi_{1 \rightarrow 2} - \int \dots \int_{V_1} [P(K_1) \Pi_{1 \rightarrow 2} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1) - P(K_2) \Pi_{2 \rightarrow 1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2)] dx_1 dx_2 \dots dx_k;$$

$$P(\text{реш.}K_1 / K_2) = \int \dots \int_{V_1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2) dx_1 dx_2 \dots dx_k.$$

Всюду в области  $V_1$ , и только в ней, должно выполняться

$$P(K_1) \Pi_{1 \rightarrow 2} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1) - P(K_2) \Pi_{2 \rightarrow 1} w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2) > 0. \quad (12)$$

Значит решение об отнесении  $j$ -го экземпляра к классу  $K_1$  принимается тогда, когда совокупность значений его признаков  $\{x_i^{(j)}\}$  удовлетворяет неравенству (12).

$$\frac{w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1)}{w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2)} > \frac{P(K_2) \Pi_{1 \rightarrow 2}}{P(K_1) \Pi_{2 \rightarrow 1}}.$$

Обозначим отношение

$$\frac{w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_1)}{w(x_1, x_2, \dots, x_k / K_2)} = \lambda(x_1, x_2, \dots, x_k),$$

его называют отношением правдоподобия. Отношение

$$\frac{P(K_2) \Pi_{2 \rightarrow 1}}{P(K_1) \Pi_{1 \rightarrow 2}} = \Pi$$

определяет пороговое значение отношения правдоподобия, и оно не зависит от значений признаков  $x_i^{(j)}$ .

Обозначим  $\lambda^{(j)}$  – отношение правдоподобия, найденное для  $j$ -го экземпляра:

$$\lambda^{(j)} = \frac{w(x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \dots, x_k^{(j)} / K_1)}{w(x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \dots, x_k^{(j)} / K_2)}.$$

Тогда алгоритм оптимальной классификации формулируется кратко в следующем виде: если  $\lambda^{(j)} \geq \Pi$  принимается решение об отнесении  $j$ -го экземпляра к классу  $K_1$ ; если  $\lambda^{(j)} < \Pi$  принимается решение об отнесении  $j$ -го экземпляра классу  $K_2$ . Если  $k=1$ , т.е. задача классификации решается по одному признаку, то классификацию можно проводить по пороговому значению  $x_{кл}$  самого признака, которое находится из уравнения:

$$\lambda(x_{кл}) = \Pi$$

### 1.3. Оценка значимости прогнозируемого параметра с использованием регрессионной модели

Оценка значений прогнозируемого параметра  $j$ -го экземпляра для случая, когда принимается линейная модель зависимости между  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$ , находится из выражения:

$$y^{*(j)}(t_{np}) = H_x \left[ \left\{ x_i^{(j)} \right\} \right] = B_0 + B_1 x_1^{(j)} + \dots + B_l x_l^{(j)} + \dots + B_k x_k^{(j)}, \quad (13)$$

где  $x_i^{(j)}$  – значение  $i$ -го признака  $j$ -го экземпляра;

$B_i$  – постоянные коэффициенты;

$H_x$  – оператор индивидуального прогнозирования по признакам с оценкой значения прогнозируемого параметра.

Для нахождения коэффициентов  $B_i$  в линейной регрессионной модели (13) удобнее перейти к центрированным и нормированным значениям  $\bar{x}_m$  случайных величин  $x_i$ , которые определяются по формуле:

$$\bar{x}_{iu} = \frac{\bar{x}_i - M^*[\bar{x}_i]}{D^{*1/2}[\bar{x}_i]}. \quad (14)$$

Здесь  $M^*[\bar{x}_i]$  и  $D^{*1/2}[\bar{x}_i]$  – оценка матожидания и среднего квадратичного отклонения случайной величины  $\bar{x}_i$ , вычисленные по данным обучающего эксперимента:

$$M^*[\bar{x}_i] = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_i^j; \quad (15)$$

$$D^{*1/2}[\bar{x}_i] = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_i^{(j)} - M^*[\bar{x}_i])^2}. \quad (16)$$

Какова бы ни была центрированная и нормированная случайная величина  $\bar{y}_u$  и  $k$  случайных величин  $\bar{x}_{1u}, \bar{x}_{2u}, \dots, \bar{x}_{ku}$ , тоже центрированных и нормированных, всегда можно найти такие коэффициенты  $b_l$ , при которых будет иметь место равенство:

$$y_u = b_1 \bar{x}_{1u} + b_2 \bar{x}_{2u} + \dots + b_k \bar{x}_{ku} + \Delta \bar{y} \quad (17)$$

независимо от законов распределения этих случайных величин.

В этом выражении  $b_l$  – постоянные коэффициенты регрессионной модели с центрированными и нормированными значениями случайных

величин;  $\Delta \bar{y}$  – ошибка прогнозирования, которая содержит все то, что не дает линейной связи между прогнозируемым параметром  $y_u$  и признаком  $\{\bar{x}_{iu}\}$ .

Коэффициенты все должны быть такими, чтобы дисперсия ошибки  $D[\Delta \bar{y}]$  была минимальна, а матожидание ошибки  $M[\Delta \bar{y}]$  было равно нулю, т.е.

$$D[\Delta \bar{y}] \rightarrow \min, M[\Delta \bar{y}] \rightarrow 0.$$

Таким  $b_1$  являются коэффициенты, получаемые из следующей системы уравнений:

$$\begin{aligned} r_{1l} &= b_1 r_{11} + b_2 r_{12} + \dots + b_i r_{1i} + \dots + b_k r_{1k}; \\ r_{1l} &= b_1 r_{11} + b_2 r_{12} + \dots + b_i r_{1i} + \dots + b_k r_{1k}; \\ &\dots \\ r_{li} &= b_1 r_{l1} + b_2 r_{l2} + \dots + b_i r_{li} + \dots + b_k r_{lk}; \\ &\dots \\ r_{ll} &= b_1 r_{k1} + b_2 r_{k2} + \dots + b_i r_{ki} + \dots + b_k r_{kk}. \end{aligned} \tag{18}$$

где  $r_{li}$  – коэффициент корреляции между  $l$ -м признаком и прогнозируемым параметром;

$r_{li}$  – коэффициент корреляции между  $l$ -м и  $i$ -м признаками,

$l, i = 1, 2, \dots, k$ , причем  $r_{li} = r_{il}, r_{ii} = 1$ .

В этом случае ошибка  $\Delta \bar{y}$  оказывается некоррелированной с любым из  $\bar{x}_i$ . Все коэффициенты корреляции определяются с учетом выражений (14)...(16).

Решая систему  $k$  уравнений с  $k$  неизвестными (18), найдем искомые коэффициенты для выражения (17) с центрированными и нормированными случайными величинами. Для перехода от (17) к оценочному выражению (13), необходимо пересчитать значения коэффициентов  $b_i$  в новые коэффициенты  $B_i$  по формуле:

$$B_i = b_i \frac{D^{*1/2}[\bar{y}]}{D^{*1/2}[\bar{x}]}; B_0 = M^*[\bar{y}] - \sum_{i=1}^k b_i M^*[\bar{x}_i] \frac{D^{*1/2}[\bar{y}]}{D^{*1/2}[\bar{x}_i]}. \quad (19)$$

В выражении (19)  $M^*[\bar{y}]$  и  $D^{*1/2}[\bar{y}]$  вычислены по формулам, аналогичным (15) и (16).

Если дисперсия ошибки не превышает допустимого значения, оператор прогнозирования (13) можно рекомендовать для оценки значения прогнозируемого параметра новых экземпляров. В этом случае, измерив для  $m$ -го экземпляра значения его признаков и подставив их в выражение (17), получим оценку  $y^{*(m)}(t_{np})$  в виде [7]:

$$y^{*(m)}(t_{np}) = B_0 + B_1 x_1^{(m)} + B_2 x_2^{(m)} + \dots + B_k x_k^{(m)}.$$

#### 1.4. Классификация по одному признаку

Решение этой задачи можно осуществить по данным обучающего эксперимента, не прибегая к сложным аналитическим преобразованиям и статистическому эксперименту по определению оценки  $W^*(x, y)$ , если она неизвестна. Здесь непосредственно по данным обучающего эксперимента в ходе экзамена подбирается такое пороговое значение признака  $x_{кп}$ , при котором минимальна, в соответствии с выбранным критерием, требуемая вероятность ошибочных решений. Обычно в качестве такого критерия для подбора  $x_{кп}$  берется минимум риска потребителя  $P(K_2 / \text{реш.} K_1)$ .

Рассмотрим такой подход на примере прогнозирования стабильности резисторов. Зависимость величины сопротивления резистора от времени представляется в виде квазидетерминированной линейной модели

$$R(t) = (1 + \alpha t)R_0,$$

где  $R_0$  – сопротивление при  $t=0$ ;  $\alpha$  – коэффициент старения.

Т.е.  $R_0$  и  $\alpha$  – случайные величины с некоторыми плотностями распределения.

В качестве признака, характеризующего стабильность резистора, можно взять напряжение шума  $U_{ш}$ . Прогнозируемым параметром является величина коэффициента старения  $\alpha$  :

$$\alpha = \frac{R(t) - R_0}{R_0 t_{пр}}$$

Для того, чтобы определить номер класса, к которому фактически принадлежит каждый из  $n$  экземпляров, необходимо указать граничное значение прогнозируемого параметра  $\alpha_{сп}$ . Оно задается исходя из допустимого отклонения величины сопротивления резистора за время  $t_{пр}$ . Тогда резисторы с  $\alpha > \alpha_{сп}$  будут отнесены к годным (класс  $K_1$ ) и резисторы с  $\alpha < \alpha_{сп}$  – к дефектным (класс  $K_2$ ). Массив исходных для прогнозирования данных, получаемых в результате обучающего эксперимента, будет иметь вид:

Номер экземпляра	Значение признака $j$ -го экземпляра	Фактический класс $j$ -го экземпляра
1	$U_m^{(1)}$	$K_s^{(1)}$
2	$U_m^{(2)}$	$K_s^{(2)}$
·	·	·
·	·	·
$J$	·	·
·	$U_m^{(j)}$	$K_s^{(j)}$
·	·	·
$n$	·	·
	$U_m^{(n)}$	$K_s^{(n)}$

Здесь  $S$  – номер класса,  $S=1, 2$ .

Очевидно, что  $U_m$  и  $\alpha$  – коррелированы и по данным обучающего эксперимента можно построить поле корреляции в виде, показанном на рис. 1.



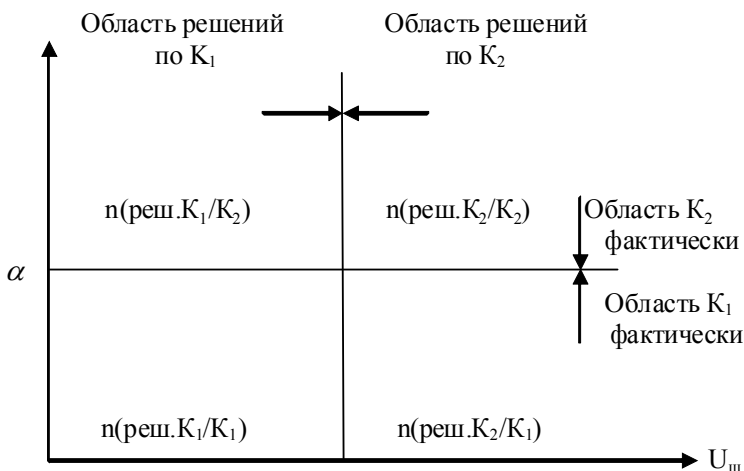


Рис. 1. Области решений

Поясним теперь обозначения на рис. 1:

- $n(\text{реш. } K_1/K_1)$  – число верных решений об отнесении экземпляра, принадлежащего фактически к классу  $K_1$ , к этому же классу, оно равно числу экземпляров, у которых по данным обучающего эксперимента  $U_m \leq U_{m \text{ кл}}$  и  $\alpha \leq \alpha_{\text{тр}}$ , это годные экземпляры, и по прогнозу они также будут отнесены к годным, т.е. к классу  $K_1$ ;

- $n(\text{реш. } K_2/K_2)$  – число верных решений об отнесении экземпляра, принадлежащего фактически к классу  $K_2$ , к этому же классу, оно равно числу экземпляров, у которых  $U_m > U_{m \text{ кл}}$  и  $\alpha > \alpha_{\text{тр}}$ , это дефектные экземпляры (класс  $K_2$ ), и по прогнозу они будут отнесены к дефектным;

- $n(\text{реш. } K_1/K_2)$  – число ошибочных решений, заключающихся в отнесении экземпляров класса  $K_2$  и  $K_1$ , его обозначают также  $n(K_2 / \text{реш. } K_1)$ , оно равно числу экземпляров, у которых  $U_m \leq U_{m \text{ кл}}$  и  $\alpha > \alpha_{\text{тр}}$  это фактически дефектные экземпляры (класса  $K_2$ ), но по прогнозу они будут отнесены к годным (класс 1), так как у них  $U_m \leq U_{m \text{ кл}}$ ;

- $n(\text{реш. } K_2/K_1)$  – число ошибочных решений, заключающихся в отнесении экземпляров класса  $K_1$  в  $K_2$ , его обозначают также  $n(K_1 / \text{реш. } K_2)$ , оно равно числу экземпляров, у которых  $U_m > U_{m \text{ кл}}$  и  $\alpha \leq \alpha_{\text{тр}}$ ,

это фактически годные экземпляры (класс  $K_1$ ), но по прогнозу они будут отнесены к дефектным (класс  $K_2$ ), так как у них  $U_m > U_{m \text{ кл}}$ . Обозначим далее  $n(K_1)$ ,  $n(K_2)$  – число экземпляров, фактически принадлежащих к классу  $K_1$  и  $K_2$ , соответственно, при этом их сумма равна числу экземпляров, используемых в обучающем эксперименте  $n(K_1) + n(K_2) = n$ ;

- $n(\text{реш.}K_1) + n(\text{реш.}K_2) = n$ .

Для введенных характеристик справедливы соотношения:

$$n(K_1) = n(\text{реш.}K_1/K_1) + n(\text{реш.}K_2/K_1);$$

$$n(K_2) = n(\text{реш.}K_1/K_2) + n(\text{реш.}K_2/K_2);$$

$$n(\text{реш.}K_1) = n(\text{реш.}K_1/K_1) + n(\text{реш.}K_1/K_2);$$

$$n(\text{реш.}K_2) = n(\text{реш.}K_2/K_1) + n(\text{реш.}K_2/K_2).$$

Следуя принятым соотношениям, имеем:

риск потребителя –

$$P(K_2/\text{реш.}K_1) = \frac{n(K_2/\text{реш.}K_1)}{n(\text{реш.}K_1)};$$

риск изготовителя –

$$P(K_1/\text{реш.}K_2) = \frac{n(K_1/\text{реш.}K_2)}{n(\text{реш.}K_2)};$$

условные вероятности принятия ошибочных решений –

$$P(\text{реш.}K_1/K_2) = \frac{n(\text{реш.}K_1/K_2)}{n(K_2)},$$

$$P(\text{реш.}K_2/K_1) = \frac{n(\text{реш.}K_2/K_1)}{n(K_1)},$$

Априорные вероятности принадлежности экземпляра к классу  $K_1$  (вероятность оказаться годным любого, наугад взятого экземпляра) –

$$P(K_1) = n(K_1)/n$$

и к классу  $K_2$  (вероятность оказаться дефектным любого, наугад взятого экземпляра) –

$$P(K_2) = n(K_2)/n.$$

Априорные вероятности принятия решений об отнесении экземпляра к классу  $K_1$

$$P(\text{реш.}K_1) = n(\text{реш.}K_1)/n$$

и к классу  $K_2$  –

$$P(\text{реш.}K_2) = n(\text{реш.}K_2)/n.$$

Если качество прогнозирования необходимо оценить каким-либо одним показателем, учитывающим одновременно ошибки того или другого вида, можно использовать вероятность ошибки:

$$P_{ош} = \frac{n(\text{реш.}K_1 / K_2) + n(\text{реш.}K_2 / K_1)}{n}$$

и вероятность принятия правильных решений (её называют также эффективностью распознавания):

$$P_{прав} = 1 - P_{ош} = \frac{n(\text{реш.}K_1 / K_1) + n(\text{реш.}K_2 / K_2)}{n}.$$

$P_{ош}$  и  $P_{прав}$  уместно использовать для оценки качества прогнозирования, когда  $u_{1 \rightarrow 2} = u_{2 \rightarrow 1}$ .

Значение  $U_{ин\ кл}$  должно быть выбрано таким, чтобы вероятности ошибочных решений не превышали заданного допустимого уровня.

Величина порога может быть определена путем просчета нескольких вариантов и выбором  $U_{ин\ кл}$ , при котором требования, заданные относительно величин  $P_{ош}$  или  $P(K_2/\text{реш.}K_1)$  выполняются. Если этим требованиям не удастся удовлетворить ни при каком значении  $U_{ин\ кл}$ , следует попытаться использовать большее число признаков, либо найти более информативные признаки.

## 1.5. Оценка класса методом дискриминантных функций

Представим каждый  $j$ -й экземпляр, характеризуемый значениями признаков  $x_{1}^{(j)}, x_{2}^{(j)}, \dots, x_{k}^{(j)}$  некоторой точкой в  $k$ -мерном пространстве признаков.

Задача индивидуального прогнозирования с классификацией на основе теории распознавания образов здесь заключается в разделении этого  $k$ -мерного пространства признаков с помощью некоторой  $(k-1)$ -мерной поверхности на две области, соответствующие классам  $K_1$  и  $K_2$ . Эта разделяющая поверхность в общем случае задается уравнением  $g(x_1, x_2, \dots, x_k) = \text{const}$ . Функция  $g(x_1, x_2, \dots, x_k)$  называется дискриминантной. Для распознавания класса какого-либо экземпляра достаточно по измеренным значениям его признаков определить, в какой области  $k$ -мерного пространства находится точка, координаты которой задаются этими значениями [8-10].

В общем виде постановка задачи такого прогнозирования сводится к нахождению оператора  $H_{\text{кл}}$  – оператора индивидуального прогнозирования по признакам с классификацией.

Рассмотрим случай, когда поверхностью, разделяющей пространство на две области, является гиперплоскость.

Уравнение  $(k-1)$ -мерной гиперплоскости в  $k$ -мерном пространстве признаков имеет вид

$$g(x_1, x_2, \dots, x_k) = B_1 x_1 + B_2 x_2 + \dots + B_k x_k = \Pi_g,$$

где  $\Pi_g, B_1, B_2, \dots, B_k$  – постоянные коэффициенты, задающие положение гиперплоскости в  $k$ -мерном пространстве.

Тогда имеем дискриминантную функцию  $g(x_1, x_2, \dots, x_k) = B_1 x_1 + B_2 x_2 + \dots + B_k x_k$ . Размерность коэффициентов  $B_i$  обратна размерности соответствующих признаков  $\bar{x}_i$ .

Необходимо отыскать такие значения коэффициентов  $B_i$  и  $\Pi_g$ , которые наилучшим образом (в смысле минимума ошибочных классификаций) задавали бы положение этой гиперплоскости в пространстве признаков.

Поскольку объем выборки, используемой в обучающем эксперименте, ограничен, то по его результатам определяются не истинные значения коэффициентов  $B_i$ , а только их оценки  $B_i$ .

Рассмотрим в общем виде метод нахождения оценок  $B_i$ . По данным обучающего эксперимента известен фактический класс, к которому принадлежит каждый из  $n$  экземпляров –  $K_s^{(i)}$ . Если выбрать все экземпляры, попавшие в класс  $K_1$  и соответственно в класс  $K_2$ , можно найти оценки условных матожидания и дисперсии каждого  $i$ -го признака  $\bar{x}_i$  при условии, что экземпляр принадлежит к классу  $K_i$ .

$$M^*[\bar{x}_i / K_1] = 1 / n_1 \sum_{\substack{j=1 \\ j \in K_1}}^n x_i^{(j)},$$

$$D^*[\bar{x}_i / K_1] = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \in K_1}}^n \{x_i^{(j)} - M^*[\bar{x}_i / K_1]\}^2.$$

И к классу  $K_2$ :

$$M^*[\bar{x}_i / K_2] = 1 / n_2 \sum_{\substack{j=1 \\ j \in K_2}}^n x_i^{(j)},$$

$$D^*[\bar{x}_i / K_2] = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \in K_2}}^n \{x_i^{(j)} - M^*[\bar{x}_i / K_2]\}^2.$$

Здесь  $n_1, n_2$  – число экземпляров класса  $K_1$  и  $K_2$ , соответственно  $n_1 + n_2 = n$ .

Используя теоремы о числовых характеристиках случайных величин, определим оценки условных матожиданий случайной величины:

$$G = g(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_k). \tag{20}$$

При условии, что экземпляр принадлежит к классу  $K_1$ :

$$M[G / K_1] = \sum_{i=1}^k \beta M^*[\bar{x}_i / K_1] \tag{21}$$

и к классу  $K_2$ :

$$M[G / K_2] = \sum_{i=1}^k \beta_i M^*[\bar{x}_i / K_2], \quad (22)$$

а также соответствующие оценки условных дисперсий, полагая для простоты, что признаки между собой некоррелированы:

$$D^*[G / K_1] = \sum_{i=1}^k \beta_i^2 D^*[\bar{x}_i / K_1], \quad (23)$$

$$D^*[G / K_2] = \sum_{i=1}^k \beta_i^2 D^*[\bar{x}_i / K_2]. \quad (24)$$

Критерием оптимизации при нахождении оценок коэффициентов  $\beta_i$  может быть выражение вида

$$\frac{M^*[G / K_1] - M^*[G / K_2]}{\sqrt{D^*[G / K_1] - D^*[G / K_2]}} \rightarrow \text{extr}. \quad (25)$$

Подставив в это выражение оценки условных матожиданий и дисперсий случайно величины  $G(28)$ , определяемые выражениями (21)-(24), получим

$$V(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k) = \frac{\left| \sum_{i=1}^k \beta_i M^*[\bar{x}_i / K_1] - \sum_{i=1}^k \beta_i M^*[\bar{x}_i / K_2] \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^k \beta_i^2 D^*[\bar{x}_i / K_1] + \sum_{i=1}^k \beta_i^2 D^*[\bar{x}_i / K_2]}}. \quad (26)$$

Взяв частные производные  $\frac{\partial^2 V}{\partial \beta_i}$  и приравняв их к нулю, получим

систему  $k$  алгебраических уравнение с  $k$  неизвестными  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  для нахождения оптимальных оценок  $\beta_{i \text{ опт}}$ . Полученные  $\beta_{i \text{ опт}}$  будут определять наилучший «наклон» гиперплоскости в пространстве признаков.

Теперь необходимо найти пороговое значение  $\Pi_g$  для дискриминантной функции  $g(x_1, x_2, \dots, x_k)$ , которое задает наилучшее положение разделяющей гиперплоскости. Очевидно, должно выполняться

$$M^*[G / K_1] > \Pi_g > M^*[G / K_2] \text{ или } M^*[G / K_1] < \Pi_g < M^*[G / K_2].$$

При изменении порога будут изменяться вероятности ошибочных решений. Величину порога можно найти путем нескольких просчетов вероятности ошибочных решений по данным обучающего эксперимента для различных  $\Pi_g$  и выбором такого из них, при котором оказалась наименьшей вероятность ошибочных решений.

Если полученная вероятность не превышает допустимого значения, найденный оператор можно использовать для прогнозирования класса новых экземпляров (не участвовавших и обучающем эксперименте). Для этого измеряются значения признаков  $x_i^{(m)}$  нового  $m$ -го экземпляра и вычисляется дискриминантная функция

$$G^{(m)} = g(x_1^{(m)}, x_1^{(m)}, \dots, x_k^{(m)}) = \sum_{i=1}^k x_i^{(m)} \beta_i.$$

Если имеет место неравенство  $M^*[G / K_1] > M^*[G / K_2]$  и при этом  $G^{(m)} > \Pi_g$ , то принимается решение об отнесении  $m$ -го экземпляра к классу  $K_1$ , если  $G^{(m)} < \Pi_g$ , то принимается решение об отнесении его к классу  $K_2$ .

## 1.6. Оценка класса методом потенциальных функций

Постановка задачи прогнозирования сводится так же, как и в методе дискриминантных функций, к нахождению оператора прогнозирования.

Сущность индивидуального прогнозирования методом потенциальных функций состоит в таком нелинейном преобразовании пространства признаков, которое усиливает, подчеркивает разделение классов. Кроме того, в самой процедуре обработки результатов обучающего эксперимента предлагается оперировать не со значениями признаков, а

с их разностью. Но, так как каждый признак имеет свою физическую природу, а значит и размерность, применяют нормирование признаков для того, чтобы получить безразмерные величины. При этом желательно такое нормирование, которое бы содействовало лучшей разделимости классов.

Предлагается осуществить нормирование следующим образом:

$$x_{in}^{(j)} = x_i^{(j)} / D^{*1/2}[\bar{x}_i],$$

где  $x_{in}^{(j)}$  – нормированное значение  $i$ -го признака  $j$ -го экземпляра;

$x_i^{(j)}$  – измеренное значение  $i$ -го признака  $j$ -го экземпляра;

$D^{*1/2}[\bar{x}_i]$  – оценка дисперсии  $i$ -го признака по всем  $n$  экземплярам (смотри формулу (24)).

Для простоты записи далее будем обозначать  $x_i^{(j)}$  как  $x_i^{(j)}$ .

Переходя от значений признаков к их разностям, находят  $R_i^{(jl)}$  – единичное расстояние между значениями  $i$ -го признака для  $j$ -го и  $l$ -го экземпляров:

$$R_i^{(jl)} = |x_i^{(j)} - x_i^{(l)}|.$$

Обобщенное расстояние по всем  $k$  признакам для  $j$ -го и  $l$ -го экземпляров определяют выражением:

$$R_i^{(jl)} = \sqrt{\sum_{i=1}^k |x_i^{(j)} - x_i^{(l)}|^2}.$$

Введем понятие потенциала  $j$ -го экземпляра, наводимого на него  $l$ -м экземпляром:

$$\varphi^{(jl)} = Q_1 / 1 - \alpha [R^{(jl)}]^\beta$$

где  $\alpha$  и  $\beta$  – коэффициенты, определяемые экспериментально (часто берут  $\alpha=4$  и  $\beta=3$ );

$Q_1 = \pm 1$  – коэффициент, учитывающий класс ( $K_1$  и  $K_2$ ), к которому принадлежит  $l$ -й экземпляр



Условимся, если потенциал наводится от экземпляра, принадлежащего к классу  $K_1$ , то  $Q_1=1$ , в противном случае  $Q_1=-1$ .

Однако величина потенциала  $|\varphi^{(j)}|$  – представление о взаимном расположении только двух векторов признаков ( $j$ -го и  $l$ -го экземпляра) в нелинейно преобразованном пространстве. Поэтому переходят к обобщенному суммарному потенциалу каждого экземпляра, для чего используют весь массив исходных данных обучающего.

Пусть по результатам обучающего эксперимента оказалось, что число экземпляров, принадлежащих к классу  $K_1$ , равно  $n_1$ , а число экземпляров класса  $K_2$  –  $n_2$ ;  $n_1 + n_2 = n$ . Тогда, располагая значениями всех  $\varphi^{(jl)}$  ( $j, l = 1, 2, \dots, n$ ;  $j \neq l$ ), можно вычислять суммарный потенциал каждого экземпляра, используемого в обучающем эксперименте.

Условимся далее обозначать  $j \in K_1$  или  $j \in K_2$  если  $j$ -й экземпляр принадлежит соответственно классу  $K_1$  или  $K_2$ . Обозначим  $\varphi_{j \in K_1, \Sigma}$  – суммарный потенциал, наводимый на  $j$ -й экземпляр класса  $K_1$  всеми остальными  $(n-1)$  экземплярами, используемыми в обучающем эксперименте, и  $\varphi_{j \in K_2, \Sigma}$  всеми остальными  $(n-1)$  экземплярами.

Тогда для любого  $j$ -го экземпляра, принадлежащего к классу  $K_1$ , этот суммарный потенциал находится по формуле

$$\varphi_{j \in K_1, \Sigma} = \frac{1}{n_1} \sum_{l \in k1} \varphi^{(jl)} + \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{\substack{l \in k2 \\ l=j}} \varphi^{(jl)}.$$

Пусть  $\Pi_\varphi = 0$ . Тогда если  $\varphi_{j \in K_1, \Sigma} \geq 0$ , то  $j$ -й экземпляр относим к классу  $K_1$ ; если  $\varphi_{j \in K_2, \Sigma} < 0$ , то  $j$ -й экземпляр относим к классу  $K_2$ . Число ошибочных решений обозначим  $n/(K_1/\text{реш.}K_2)$

$$\varphi_{j \in K_2, \Sigma} = \frac{1}{n_1} \sum_{l \in k1} \varphi^{(jl)} + \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{\substack{l \in k2 \\ l=j}} \varphi^{(jl)}.$$

Если  $\varphi_{j \in K_2, \Sigma} < 0$ , то  $j$ -й экземпляр принадлежит к классу  $K_2$ , если  $\varphi_{j \in K_2, \Sigma} \geq 0$  – принимает решение об отнесении  $j$ -го экземпляра к классу  $K_1$ . Число ошибочных решений обозначим  $n(K_2/\text{реш.}K_1)$ .

Если оценки вероятностей ошибочных решений согласуются с установленными требованиями, можно пользоваться для прогнозирования класса изделий этого вида. Для этого необходимо определить суммарный потенциал каждого  $m$ -го экземпляра, вновь предъявленного к прогнозированию, по выражению

$$\varphi_{m, \Sigma} = \frac{1}{n_1} \sum_{l \in k1} \varphi^{(mj)} + \frac{1}{n_2} \sum_{l \in k2} \varphi^{(mj)}.$$

Если прогнозируемый  $m$ -й экземпляр принадлежит к классу  $K_1$ , то первая сумма будет велика, а вторая – мала, и наоборот.

## 1.7. Метод генерации прогнозных альтернатив

Предположим, что объект прогноза характеризуется некоторым конечным множеством параметров  $X_m(X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_m)$ , каждый из которых может приобрести в течение всего периода упреждения ряд дискретных действительных значений. Весь период упреждения разбит на  $K$  интервалов и для каждого из параметров известен ряд альтернативных решений  $A_i(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{il})$ . Если для каждого значения  $a_l$  параметра из множества  $X$  существуют оценки ( по какой-либо шкале) квазиуниверсальных показателей (осуществимости, желательности и применимости), проставленные каждым из экспертов для каждого из  $K$  интервалов, то, определив для каждого значения параметра усредненные величины оценок этих показателей с учетом компетентности экспертов, получим  $m$  подмножеств оценок. Последнее характеризуют осуществимость (желательность, применимость) каждого параметра в течение всего периода упреждения [11].

Если определить для каждого значения параметра из множества параметров объекта  $X_m$  величину разностей показателей «желательность–осуществимость», то можно получить два подмножества коэффициентов, которые, исходя из их интерпретации, можно представить как коэффициенты веса данного значения параметра с точки зрения разработчиков и потребителей:

$$q_{ijk}^p = \mathcal{J}_{ijk} - O_{ijk} \text{ – (коэффициент веса с точки зрения разработчика);}$$

$$q_{ijk}^p = \mathcal{J}_{ijk} - \Pi_{ijk} \text{ – (коэффициент веса с точки зрения потребителя),}$$

где  $\mathcal{J}_{ijk}(\Pi_{ijk}, O_{ijk})$  – оценка желательности (применимости, осуществимости)  $j$ -го значения  $i$ - $ij$  параметра из множества  $X_m$  в  $k$ -й момент времени.

Просуммировав величины коэффициентов веса всех значений  $i$ -го параметра объекта и разделив коэффициент веса каждого значения параметра в данный момент времени на эту сумму, получим коэффициенты относительной важности производства техустройства, имеющего эти значения параметров:

$$G_{ijk}^p = \frac{q_{ijk}^p}{\sum_{Q=1}^C q_{ijk}^p} \text{ – коэффициент относительной важности с точки зре-}$$

ния разработчика;

$$G_{ijk}^{\Pi} = \frac{q_{ijk}^{\Pi}}{\sum_{j=1}^C q_{ijk}^{\Pi}} \text{ – коэффициент относительной важности с точки зре-}$$

ния потребителя.

Распределение выделенных на разработку  $R_{НИОКР}^{MAX}$  и на производство  $R_{ПРОИЗВ}^{MAX}$  может осуществляться в соответствии со следующими формулами:

$$R_{ijk}^{НИОКР} = R_{НИОКР}^{MAX} G_{ijk}^p ;$$

$$R_{ijk}^{ПРОИЗВ} = R_{ПРОИЗВ}^{MAX} G_{ijk}^p ;$$

где  $R_{ijk}^{НИОКР}$  и  $R_{ijk}^{ПРОИЗВ}$  – качество ресурсов, выделяемых для развития направления разработок или производства соответствующего параметра  $a_{ij}$  в момент времени  $k$ .

Таким образом, если для каждого значения параметра объекта прогноза в каждый период времени определить значение относительных коэффициентов важности, то можно получить два множества этих коэффициентов, оцениваемые как модели распределения ресурсов между различными направлениями разработок и производства, соответствующими параметрам прогноза. Эти подмножества являются основой для построения объекта прогноза.

### **1.8. Прогнозирование долговечности методом нестационарных временных рядов**

Известно, что для испытания на долговечность являются, как правило, продолжением испытаний на безотказность (ГОСТ В20 57 404-81). В этом случае предлагается воспользоваться результатами процесса деградации изделий, а испытания на долговечность заменить имитацией [12].

Для построения нестационарных временных рядов процесса деградации характеристик ИС может быть использован метод Бокса-Дженкина. Метод основан на том, что гладкий нестационарный временной ряд путем взятия разностей некоторого порядка можно свести к эквивалентному стационарному, т.е. к случаю, для которого разработаны методы анализа и прогнозирования. В методе Бокса-Дженкинса нестационарный временной ряд представлен в виде модели:

$$\varphi(B)\nabla^n Z = \theta(B)a_t,$$

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p,$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q,$$

где  $\varphi(B)$  – оператор авторегрессии;  $\nabla$  – оператор разности ( $\nabla Z_1 = \nabla^{n-1}(\nabla Z_1)$ );  $n$ –порядок разности, обеспечивающий переход от нестационарного ряда к эквивалентному стационарному;  $q$  – порядок и  $\theta(B)$  –оператор проинтегрированного скользящего среднего соответственно;  $a_i$  – последовательность независимых случайных величин, имеющих одинаковое нормальное распределение с параметрами  $M(a_i)=0$  и дисперсией  $\sigma(a_i)$  (белый шум);  $p$ –порядок авторегрессии.

### 1.9. Отбраковка методом индивидуальной функции состояния

Для выявления потенциально ненадежных изделий методом индивидуальной функции состояния измеряют информативные параметры данных изделий. Указанную совокупность параметров  $\{\xi_s^i\}$ ,  $S=1,2,\dots,n$  нормируют с помощью выражения:

$$\xi_a = (\xi_s^m - \xi_{onm}) / (\xi_n^m - \xi_i), \quad (27)$$

где  $\xi_i$  – относительное значение параметра  $\xi_s$ ;  $\xi_n^m$  – граничное значение  $\xi_i$ , определяемое паспортными данными;  $\xi_{onm}$  – оптимальное значений  $\xi_i$ . Так как  $\xi_{i1}$  имеет два значения, то верхняя граница берется при  $\xi_a > \xi_{onm}$ , а нижняя при  $\xi_a < \xi_{onm}$ . В результате нормирования (27) получается совокупность случайных чисел:

$$\{\xi_s^i\} \quad S=1,2,\dots,n.$$

Данная совокупность описывается функцией  $\Phi(\xi)$ , которая называется индивидуальной функцией состояния.

В случае измерения параметров изделий  $n > 20$   $\Phi(\xi)$  строится методом распределения для малых выборок, совокупность  $\{\xi_s^i\}$  располагается в порядке возрастания  $\xi_s$  и каждому члену ряда приписывается вероятность  $1/n$ . В результате получается дискретное распределение вероятности, называемое распределением выборки.

Функция распределения выборки:

$$\Phi(\xi) = v/h,$$

где  $v$  – число членов выборки  $\xi$ , попавших в текущий интервал длиной  $h$ .

Разбивая ось  $\xi$  на интервалы длиной  $h$ , построим на каждом из них прямоугольник высотой  $\frac{\mu}{hn}$  ( $\mu$  – число значений  $\xi_s$ , попавших в данный интервал), получим гистограмму выборки или гистограмму индивидуальной функции состояния. Для идеального изделия гистограмма имеет вид, показанный на рис. 2. Возможный вариант реального изделия показан на рис. 3.

Площадь  $S$ , ограниченная прямоугольником (рис. 2), равна сумме площадей прямоугольников  $S_1, S_2, S_3, S_4, S_5$  (рис. 3). По отношению суммы площадей заштрихованных прямоугольников (рис. 3) к сумме площадей не заштрихованных прямоугольников можно судить, в общем случае о надежности и качестве реального изделия. В общем случае критерий качества

$$\Lambda = \frac{\int_0^2 \Phi(\xi) d\xi}{\int_2^\infty \Phi(\xi) d\xi}.$$

По способу построения гистограммы очевидно, что:

$$\Lambda = \frac{v_1}{v_2},$$

где  $v_1$  – число параметров  $\xi$ , попавших в интервал  $[1;2]$ ;

$v_2$  – число параметров, имеющих значение  $\xi > 2$ .

Задаваясь значениями критерия качества  $\Lambda$  для различных классов надежности изделия, возможно их разделение на заданное количество классов надежности. Наиболее просто разбить все изделия на три класса: ненадежные, надежные приборы и изделия повышенной надежности [13].

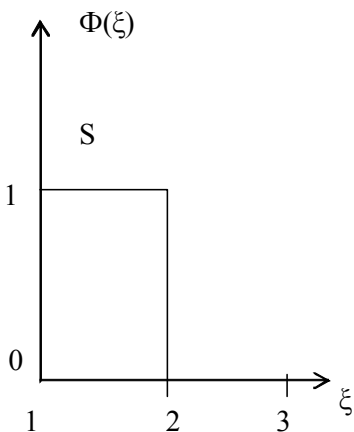


Рис. 2

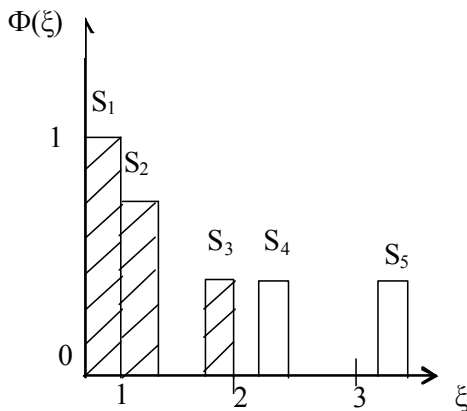


Рис. 3

Матожидание  $\bar{\Lambda}$  для совокупности изделий одной партии соответствует значению класса надежности данной партии, граничные значения  $\Lambda$  соответствуют изделиям пониженной ( $\Lambda_{гр.мин}$ ) и повышенной надежности, т.е. находится в области значений, близких к ( $\Lambda_{гр.макс}$ ).

### 1.10. Метод машинных испытаний

Рассмотрим этот метод на примере прогнозирования надежности лазеров. На первом этапе исследований путем измерений через равные интервалы времени  $t$  значений мощности излучения  $Z$  каждого лазера накапливалась информация о кинетике деградационного процесса. Длительность испытаний составляла  $k = 40-50$  условных единиц наработки. Полученные данные представлялись в виде экспериментальных временных рядов  $\{Z'_i\} = \{Z'_1, Z'_2, \dots, Z'_i, \dots, Z'_k\}$  дрейфа логарифма мощности излучения. Логарифмирование исходного временного ряда проводилось для уменьшения порядка дифференцирования (разности) при переходе к эквивалентному стационарному процессу, поскольку исходный нестационарный ряд имел экспоненциальный тремб. На этом

же этапе путем дублированных измерений излучалась погрешность измерений  $\{\varepsilon_t\}$  процесса деградации  $\{Z_t\}$ . Было установлено, что  $\{\varepsilon_t\}$  стационарна, некоррелирована, имеет нормальное распределение, а ее среднеквадратичное отклонение составляет 0,2% от логарифма мощности излучения [14].

На втором этапе при моделировании экспериментальных временных рядов  $\{Z_t\}=\{Z_t+\varepsilon_t\}$  и данных о погрешности измерений  $\{\varepsilon_t\}$  для каждого образца строилась модель собственного процесса деградации  $\{Z_t\}$ .

С целью преобразования исходных нестационарных временных рядов строились и анализировались разностные временные ряды с порядком разности  $n \leq 3$ . Было установлено, что для изучаемых процессов стационарной являлась разность первого порядка  $\{\nabla Z_t\}=\{Z_t-Z_{t-1}\}$ , т.е. скорость деградационного процесса. При этом сам процесс деградации  $\{Z_t\}$  каждого образца описывался моделью типа авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего:

$$\nabla Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1},$$

где  $\mu$  – средний уровень скорости процесса деградации, дисперсия которой  $\sigma^2 = \sigma_a^2 / (1 + \theta^2)$ ;  $\{a_t\}$  – нормальный некоррелированный белый шум с постоянной дисперсией  $\sigma_a^2$ , который является случайным аргументом модели и определяет характер вероятностной зависимости скорости деградации  $\{\nabla Z_t\}$  от времени  $t$ ;  $\theta$  – коэффициент скользящего среднего, отражающий характер корреляционной связи текущих значений скорости  $\nabla Z_t$  от ее предшествующих значений  $\nabla Z_t$ .

Детерминированная составляющая процесса деградации  $\nabla Z_t$  характеризуется параметром  $\mu$ , а его вероятностная составляющая – параметрами  $\theta$  и  $\sigma_a$ .

На третьем этапе на основе машинных испытаний прогнозировалась надежность каждого лазера. Для этого, «разыгрывая» метод Монте-Карло, находим неизвестные значения импульсов белого шума для момента  $t \in [k, 1]$  с помощью вероятностной модели деградации каждого изделия. Рассматривая эту совокупность по отношению к границе  $Z$  ра-



бочей области, регистрировали выборку возможных наработок до отказа изделия. Далее по ней вычисляли функции распределения вероятностей наработки до отказа  $P_{\text{расп.}}(t_{\text{отк}} \leq 1)$  изделия, а также рассчитывали вероятностные показатели его индивидуальной надежности, например, вероятность  $q(t) = P_{\text{расп.}}(t_{\text{отк}} \leq 1)$  и плотность вероятности  $w(t) = \frac{dq}{dx}$  отказа изделия.

### 1.11. Индивидуальное прогнозирование методами экстраполяции

Для анализа постепенных отказов целесообразно использовать прогнозирование, которое основано на квазидетерминированных моделях, описывающих монотонную составляющую случайного процесса  $\bar{y}_{\text{мон}}(t)$ . Для любого  $j$ -го экземпляра моделью  $y^{(j)}_{\text{мон}}(t)$  может служить надлежащим образом подобранная функция времени  $f_{\text{кд}}(t, a^{(j)}_0, a^{(j)}_1, a^{(j)}_2)$ , зависящая, кроме того, от нескольких (обычно не более трех) дополнительных аргументов  $a^{(j)}_0, a^{(j)}_1, a^{(j)}_2$ , т.е. полагается, что

$$y^{(j)}_{\text{мон}}(t) = f_{\text{кд}}(t, a^{(j)}_0, a^{(j)}_1, a^{(j)}_2).$$

При этом считается, что,  $a^{(j)}_0, a^{(j)}_1, a^{(j)}_2$  есть реализация случайных величин  $\bar{a}_0, \bar{a}_1, \bar{a}_2$ , и тогда моделью случайного процесса  $\bar{y}(t)$  является

$$\bar{y}(t) \approx f_{\text{кд}}(t, \bar{a}_0, \bar{a}_1, \bar{a}_2) = \bar{y}^*(t),$$

где  $\bar{y}^*$  – краткое обозначений модели случайного процесса  $\bar{y}(t)$ .

Таким образом, использование квазидетерминированных моделей при индивидуальном прогнозировании основано на замене реального случайного процесса  $\bar{y}(t)$  более простым процессом  $\bar{y}^*(t)$ , т.е. на предположении, что можно считать [15]:

$$\bar{y}(t) \approx \bar{y}^*(t) = f_{\text{кд}}(t, \bar{a}_0, \bar{a}_1, \bar{a}_2).$$

Это допустимо, когда флуктуационная составляющая случайного процесса  $\bar{y}_{\text{фл}}(t)$  несущественна.

Наибольшее распространение получили линейные экспоненциальные, логарифмические и параболический модели.

Функцию  $f_{\text{кд}}$  обычно подбирают так, чтобы

$$f_{\text{кд}}(t, \bar{a}_0, \bar{a}_1, \bar{a}_2) = a_0.$$

Тогда значение коэффициента  $\bar{a}_0$  находится очень просто, оно равно значению случайного процесса  $\bar{y}(t)$  в начальный момент  $t_0$ :

$$\bar{a}_0 = \bar{y}(t_0).$$

Для выбора подходящей  $f_{\text{кд}}$  необходим специальный, так называемый обучающий эксперимент, заключающийся в наблюдении за экземплярами и регистрации значений прогнозируемого параметра каждого из них в моменты  $t_1, t_1, \dots, t_k, t_{\text{пр}}$ .

Математические ожидания случайных процессов в этом случае вычисляются по формуле

$$m_y(t_i) = \frac{1}{n} \sum_1^n y^{(j)}(t_i),$$

где  $y^{(j)}(t_i)$  – значение стабильности  $j$ -го экземпляра, измеренные в момент времени  $t$ .

После получения значений  $m_y(t_i)$  необходимо будет построить графические зависимости изменения прогнозируемых параметров от времени. Затем по характеру изменения  $m_y(t)$  необходимо будет подобрать тот или иной вид  $f_{\text{кд}}$ . Предварительные исследования показали, что для ЭРИ может быть использована логарифмическая модель вида:

$$f_{\text{кд}}(t, a^{(j)}_0, a^{(j)}_1, a^{(j)}_2) = a^{(j)}_0 \ln(a^{(j)}_1(T_{\text{пр}} - T_1) + e).$$

Модель подбирается таким образом, чтобы в начальный момент времени  $t_0=t_1$

$$f_{\text{кд}}(t_1, a^{(j)}_0, a^{(j)}_1) = a^{(j)}_0.$$

Таким образом, для классификации необходимо будет определить лишь коэффициент  $\overline{a_1}$ .

Индивидуальность прогнозирования, как уже отмечалось, заключается в том, что для одного и того же вида  $f_{\text{кд}}$  значения  $a_0, a_1$  определяются в зависимости от конкретного хода  $j$ -ой реализации, т.е. поведения прогнозируемого параметра  $j$ -го экземпляра.

Следующий этап исследований будет состоять в нахождении коэффициентов  $a^{(j)}_1$  таких, при которых функция  $f_{\text{кд}}(t_i, a^{(j)}_0, a^{(j)}_1)$  (где  $i=1,2,\dots,K$ ) возможно меньше отклонялась бы от измеренных значений прогнозируемого параметра  $y^{(j)}(t_i)$ .

Для этого можно использовать метод наименьших квадратов. Сущность этого метода заключается в нахождении таких  $a^{(j)}_1$ , чтобы сумма квадратов разности измеренных и вычисленных по  $f_{\text{кд}}$  значений прогнозируемого параметра была минимальной, т.е.

$$\sum_{i=1}^n [y^{(j)}(t_i) - f_{\text{кд}}(t_i, a_0^{(j)}, a_1^{(j)})]^2 \rightarrow \min,$$

где  $i=1,2,\dots,n$  – количество измерений.

Так как  $a^{(j)}_0 = y^{(j)}(t_0)$ , а для логарифмической модели  $a^{(j)}_0 = y^{(j)}(t_1)$ , поэтому сумма представляет собой функцию одной переменной; обозначим ее как  $g(a^{(j)}_1)$

$$g(a_1^{(j)}) = \left( \sum_{i=1}^n [y^{(j)}(t_i) - f_{\text{кд}}(t_i, y^{(j)}(t_0), a_1^{(j)})]^2 \right) \rightarrow \min.$$

Минимум этой функции достигается при таких  $a^{(j)}_1$ , при которых ее частная производная обращается в нуль, т.е.

$$\frac{\partial g(a_1^{(j)})}{\partial a_1^{(j)}} = 0.$$

Для логарифмической модели

$$\frac{\partial g(a_1^{(j)})}{\partial a_1^{(j)}} = 2 \left( \sum_{i=1}^n \frac{a_0^{(j)}(T_{np} - T_1) \ln(a_1^{(j)}(T_{np} - T_1) + e)}{a_1^{(j)}(T_{np} - T_1) + e} - \sum_{i=1}^n \frac{a_0^{(j)}(T_1)(T_{np} - T_1)}{a_1^{(j)}(T_{np} - T_1) + e} \right) = 0.$$

## 2. ТЕРМИНОЛОГИЯ

Разнообразие сфер применения прогностики требует выработки общего языка, который необходим как для теории, так и для практики прогнозирования. Построение научно обоснованной терминологии приобретает всевозрастающее значение для прогностики новой перспективной научной дисциплины, а также для подготовки научных и инженерных кадров. Отсутствие единой, упорядоченной терминологии часто приводит к тому, что один термин имеет несколько значений и служит для выражения разных понятий (многозначность) или в качестве одного и того же понятия применяются несколько различных терминов (синонимия). Некоторые термины неправильно ориентируют, противоречат сущности выражаемых ими понятий и создают ложные представления. Эти недостатки нарушают взаимопонимание даже среди специалистов, затрудняют преподавание, мешают обмену опытом и нередко приводят к практическим ошибкам [16].

Представленная ниже терминология составляет систему терминов и определений, которая охватывает в известной мере понятия, лежащие в основе теории и практики прогнозирования, однако она, несомненно, не исчерпывает полностью всех понятий, применяемых в научно-технической, методологической и учебной литературе, касающейся прогностики.

Особенность настоящей системы терминов определяется еще и тем, что прогностика как научная дисциплина находится в процессе становления и соответствующая терминология также непрерывно развивается, уточняется и совершенствуется. При формировании такой системы должны быть решены некоторые проблемы как понятийного, так и терминологического характера. К числу первых относится необходимость выделения специфически прогностических понятий, т.е. определение границы данной научной области, к числу вторых – вопросы структуры.

Прогностика – это научная дисциплина, изучающая общие принципы прогнозирования развития объектов любой природы, закономерно-

сти процесса разработки прогнозов. Методы прогнозирования и закономерности развития прогнозов тесно связаны друг с другом и определяют структуру предмета прогностики, которая естественным образом обусловила структуру системы терминов и понятий прогностики, объединенных в три раздела: общие понятия, объект прогнозирования, аппарат прогнозирования.

Из терминологических особенностей следует отметить следующие. Довольно большое число терминов представляет собой заимствованные из соседних дисциплин (математики, экономики, кибернетики, теории информации, социологии и др.), хотя и с некоторым переосмыслением их значения. Поскольку всегда существует опасность давать терминам, употребляемым в общем виде, слишком узкие определения, в них введены «прогностические» признаки, чтобы избежать соответствия между объектами наименований и содержанием понятий.

Разумеется, такого рода термины (параметр объекта прогнозирования) в их полной форме оказались длинными, но на данном этапе развития прогностики, пока содержание ее понятий не стало общепринятым, устоявшимся, точность терминологии является первичным условием ее упорядоченности.

Ниже даются пояснения к тексту и оформлению публикуемой терминологии.

В первой колонке указаны номера и помещены термины, рекомендуемые для определяемого понятия. Они расположены в систематическом порядке – в соответствии с принятой в данной работе систематикой и классификацией понятий. Как правило, для каждого понятия предлагается один основной термин (выделенный). Однако в нескольких случаях наравне с основным термином предлагаются и другие (они даны в скобках), употребляемые как синонимы, например «метод коллективной генерации идей», «метод отнесенной оценки» и «метод «мозговой» атаки», «дельфийский метод» и «метод Дельфи». Предполагается, что при последующем обсуждении терминологии должен быть оставлен один из этих терминов. Некоторые дополнительные термины представляют собой краткие формы основных терминов. Например, «принцип системности прогнозирования» и «прин-

цип системности», «прогностическая ретроспекция» и «ретроспекция». Применение кратких форм целесообразно лишь в случае, если исключена возможность их неверного толкования. В этой колонке помещены не рекомендуемые термины, отмеченные знаком «Нрк». Некоторые из них, разумеется, вполне пригодны для использования в других областях знания.

Во второй колонке даны определения понятий. Определение (в противоположность термину) не может претендовать на его буквальное использование. В зависимости от характера изложения (необходимость яснее и подробнее осветить сущность понятия, отразить те или иные классификационные или системные признаки и т.д.) определение может изменяться по форме изложения, однако без нарушения границ понятия. Некоторые определения снабжены примечаниями, которые имеют характер пояснений или указывают на возможность построения и применения отдельных терминов.

Для справок приведены термины на немецком, английском и французском языках (в порядке расположения), которые являются эквивалентами русских терминов, соответствующих определенным понятиям. Однако здесь следует иметь в виду, что терминология в области прогностики в немецкой, английской и французской литературе не является упорядоченной, поэтому приводимые иностранные синонимы не являются абсолютными.

## 2.1. Общие понятия

### 2.1.1. Основные (исходные) понятия

<p><b>1 Прогностика</b>  Нрк Футурология; прогнозомия; прогнозология  Prognostic  Prognostics; future studies  Prospective</p>	<p>Научная дисциплина о закономерностях разработки прогнозов.</p>
--	---

<p><b>2 Прогноз</b>  Нрк Предсказание; предположение; прогностическая модель  Prognose  Forecast  <b>Une pre'vision; une prospective</b></p>	<p>Научно обоснованное суждение о возможных состояниях объекта в будущем и (или) об альтернативных путях и сроках их осуществления.  <i>Примечания:</i> 1. Когда этот объект рассматривается одновременно с «прогноznым фоном» (8), то в этом случае его называют «объектом прогнозирования» и говорят о «прогнозах объекта прогнозирования» и «прогнозах прогнозного фона» этого объекта.  2. В качестве объектов прогнозирования могут выступать процессы, явления, события, на которые направлена познавательная и практическая деятельность человека. 3. В зависимости от природы объекта различают социальные, научно-технические, экономические, военно-политические и другие объекты прогнозирования.</p>
<p><b>3 Прогнозирование</b>  Prognostizierung  Forecasting  La pre'vision; la prospective</p>	<p>Процесс разработки прогнозов</p>
<p><b>4 Прием прогнозирования</b>  Prognoseverfahren  Form of forecasting  Forme de pre'vision;  forme de la prospective</p>	<p>Одна или несколько математических или логических операций, направленных на получение конкретного результата в процессе разработки прогноза.  <i>Примечание.</i> В качестве приема могут выступать вычисление средне-взвешенного значения оценок</p>



	компетентности экспертов, определение компетентности эксперта, сглаживание и выравнивание динамического ряда и т.д.
<b>5 Метод прогнозирования</b> Prognosemethode Method of forecasting; forecasting technic Me'thode de pre'vision; me'thode de la prospective	Способ исследования объекта прогнозирования, направленный на разработку прогнозов. <i>Примечание:</i> Методы прогнозирования являются основанием для методик прогнозирования.
<b>6 Методика прогнозирования</b> Prognosemethodik Methodics of forecasting Me'thodique de pre'vision; me'thodique de la prospective	Совокупность специальных правил, приемов (одного или нескольких методов) разработки конкретных прогнозов.
<b>7 Прогнозирующая система</b> Prognosesystem Forecasting system Syste'me de pre'vision; syste'me de la prospective	Система методов прогнозирования средств их реализации, функционирующая в соответствии с основными принципами прогнозирования. <i>Примечания:</i> 1. Средствами реализации являются экспертная группа, организационные мероприятия, технические средства и т.д. 2. Прогнозирующие системы могут быть автоматизированными и неавтоматизированными; дискретными и непрерывными; системами на государственном, межотраслевом, отраслевом, подотраслевом уровнях, а также на уровне предприятий, учреждений и уровне технологических процессов. 3. В настоящее время известны прогнозирующие системы

	ИНПРОГС, ПАТТЕРН, ФЕЙМ ПРОФАЙЛ и др.
<b>8 Прогнозный фон</b> Prognosehintergrund Background of forecasting; environment of forecasting Fond pronostique	Совокупность внешних по отношению к объекту прогнозирования условий, существенных для решения задачи прогноза.
<b>9 Научное предвидение</b> Wissenschaftliche Voraussicht Prevision Pre' vision scientifique	Опережающее отображение действительности, основанное на познании законов природы, общества и мышления.

### 2.1.2. Виды прогнозов

<b>10 Поисковый прогноз</b> Нрк Исследовательский прогноз Forschungsprognose Exploratory forecast Pre' vision exploratoire; Prospective exploratoire	Прогноз, содержанием которого является определение возможных состояний объекта прогнозирования в будущем.
<b>11 Нормативный прогноз</b> Нрк Программный прогноз Normative Prognose Normative forecast Pre' vision normative; prospective normative	Прогноз, содержанием которого является определение путей и сроков достижения возможных состояний объекта прогнозирования в будущем, принимаемых в качестве цели.
<b>12 Интервальный прогноз</b> Intervallprognose Interval forecast Pre' vision aux intervalles; prospective aux intervalles	Прогноз, результат которого представлен в виде доверительного интервала характеристики объекта прогнозирования (45) для заданной вероятности осуществления прогноза.

<p><b>13 Точечный прогноз</b>  Punktprognose  Point forecast; exact forecast  Pre'vision exacte; prospective exacte</p>	<p>Прогноз, результат которого представлен в виде единственного значения характеристики объекта прогнозирования без указания доверительного интервала.</p>
<p><b>14 Оперативный прогноз</b>  Operative Prognose  Operative forecast  Pre'vision conjoncturelle;  prospective conjoncturelle</p>	<p>Прогноз с периодом упреждения (38) для социальных, научно-технических и экономических объектов до 1 месяца.</p>
<p><b>15 Краткосрочный прогноз</b>  Kurzfristige Prognose  Short-term forecast; short-range forecast  Pre'vision a' court terme;  prospective a' court terme</p>	<p>Прогноз с периодом упреждения для социальных, научно-технических и экономических объектов от 1 месяца до 1 года.</p>
<p><b>16 Среднесрочный прогноз</b>  Mittelfristige Prognose  Middle-term forecast; middle-range forecast  Pre'vision au terme moyen; prospective au terme moyen</p>	<p>Прогноз с периодом упреждения для социальных, научно-технических и экономических объектов от 1 года до 5 лет.</p>
<p><b>17 Долгосрочный прогноз</b>  Langfristige Prognose  Long-term forecast; long-range forecast  Pre'vision a' long terme;  prospective a' long terme</p>	<p>Прогноз с периодом упреждения для социальных, научно-технических и экономических объектов от 5 до 15 лет.</p>
<p><b>18 Дальнесрочный прогноз</b>  Extrem-langfristige Prognose  Very long-term forecast; far-range forecast  Pre'vision a' tre's long terme; prospective a' tre's long terme</p>	<p>Прогноз с периодом упреждения для социальных, научно-технических и экономических объектов свыше 15 лет.  <i>Примечание.</i> Классификация прогнозов по периоду упреж-</p>

	дения ориентирована на деление, принятое в народно-хозяйственном планировании: оперативно-календарное (до 1 месяца), текущее (от 1 месяца до 1 года), перспективное (от 1 года до 5 лет) и долгосрочное (от 5 до 15 лет).
--	---

### *2.1.3. Принципы разработки прогнозов*

<p><b>19 Принцип системности прогнозирования</b></p> <p>Принцип системности Systemprinzip System-approach principle; system concept of forecasting; principle of system Principe des syste'mes</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий взаимоувязанности и соподчинения прогнозов объекта прогнозирования, прогнозного фона и их элементов.</p>
<p><b>20 Принцип согласованности прогнозирования</b></p> <p>Принцип согласованности Prinzip der Abgestimmtheit Concordance principle; principle of accordance (concordance) Principe de coordination; principe de conformite'</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий согласования нормативных и исковых прогнозов различной природы и различного периода упреждения.</p>
<p><b>21 Принцип вариантности прогнозирования</b></p> <p>Принцип вариантности Variantionsprinzip Principle of variants Principe des variantes</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий разработки вариантов прогноза, исходя из вариантов прогнозного фона.</p>

<p><b>22 Принцип непрерывности прогнозирования</b>          Принцип непрерывности          Kontinuita'tsprinzip          Principle of continuity          Principe de continuite</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий корректировки прогнозов по мере поступления новых данных об объеме прогнозирования.</p>
<p><b>23 Принцип верифицируемости прогнозирования</b>          Принцип верифицируемости          Princip der Verifizierbarkeit          Principle of verification          Principe de ve'rification</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий определения достоверности (42), точности (41) и обоснованности прогнозов.</p>
<p><b>24 Принцип рентабельности прогнозирования</b>          Принцип рентабельности          Princip der Wirtschaftlich-keit          Principle of redditivity          Principe de rentabilite'</p>	<p>Принцип прогнозирования, требующий превышения экономического эффекта от использования прогноза и с затратами на его разработку.</p>

#### *2.1.4. Разработка прогнозов*

<p><b>25 Задание на прогноз</b>          Prognoseauftrag          Task of forecasting; mission of forecast          Ta'ches concretes pour une pre'vision; ta'ches concretes pour une prospective</p>	<p>Документ, определяющий цели и задачи прогноза и регламентирующий порядок его разработки.  <i>Примечание.</i> Задание, как правило, содержит: основание для разработки прогноза (постановление, приказ и т.д.), определение объекта прогнозирования, его основных характеристик, параметров прогноза, организационные мероприятия, данные о финансировании и материальном обеспечении,</p>
---	--

	координационный план и этапность разработки прогноза.
<b>26 Этап прогнозирования</b> Prognostizierungsetappe Stage of forecasting Etape de prevision; e'tape de la prospective	Часть процесса разработки прогнозов, характеризующаяся своими задачами, методами и результатами. <i>Примечания:</i> 1. Деление на этапы связано со спецификой построения систематизированного описания объекта прогнозирования, сбором данных прогнозного фона, построением поисковой и нормативной моделей, верификацией прогноза. 2. Особое место в этом ряду занимают предпрогнозная ориентация, предшествующая операциям собственно прогнозирования, и разработка рекомендаций для целеполагания, планирования, программирования, проектирования, т.е. для управления на основе данных, полученных в результате прогнозирования.
<b>27 Прогнозная ретроспекция</b> Ретроспекция Prognostische Retrospektive Retrospection Retrospection pronostique	Этап прогнозирования, на котором исследуется история развития объекта прогнозирования и прогнозного фона с целью получения их систематизированного описания.
<b>28 Прогнозный диагноз</b> Диагноз Prognostische Diagnose Diagnosis Diagnose pronostique	Этап прогнозирования, на котором исследуется систематизированное описание объекта прогнозирования и прогнозного фона с целью выявления тенденции их развития и выбора (разработки) моделей и методов прогнозирования.

<p><b>29 Проспекция</b>  Prognostische Prospektive  Propection; future research  Propection pronostique</p>	<p>Этап прогнозирования, на котором по результатам диагноза разрабатываются прогнозы объекта прогнозирования и прогнозного фона, производятся верификация и синтез прогнозов.</p>
<p><b>30 Прогнозная модель</b>  Prognosemodell  Prognostic model;  future model  Mode'le pronostique</p>	<p>Модель объекта прогнозирования, исследование которого позволяет получить информацию о возможных состояниях объекта в будущем и (или) путях и сроках их осуществления.</p>
<p><b>31 Граф-модель объекта прогнозирования</b>  Граф-модель  Graphenmodell  Graph-model  Graphe-mode'le</p>	<p>Прогнозная модель в виде графа.</p>
<p><b>32 Прогнозный эксперимент</b>  Prognostisches Experiment  Prognostic experiment; future experiment  Expe'rimient pronostique</p>	<p>Исследование на прогнозных моделях путем варьирования характеристик объекта прогнозирования, входящих в модель, с целью выявления возможно допустимых и (или) недопустимых прогнозных вариантов и альтернатив развития объекта прогнозирования.</p>
<p><b>33 Прогнозный вариант</b>  Prognosevariante  Prognostic variant; future variant  Variante pronostique</p>	<p>Один из прогнозов, составляющий группу возможных прогнозов.</p>
<p><b>34 Прогнозная альтернатива</b>  Prognosealternative  Prognostic alternative; future alternative  Alternative pronostique</p>	<p>Один из прогнозов, составляющий полную группу возможных взаимоисключающих прогнозов.</p>

<b>35 Верификация прогноза</b> Verifikation der Prognose Verification of forecast Verification de prevision; verification de la prospective	Оценка достоверности, точности и обоснованности прогноза.
<b>36 Корректировка прогноза</b> Korrektur der Prognose Correction of forecast Correction de pre'vision; correction de la prospective	Уточнение прогноза на основании результатов его верификации и (или) на основании дополнительных материалов и исследований.
<b>37 Синтез прогнозов</b> Prognose-synthese Synthesis of forecasts Synthe'se de pre'vision; synthe'se de la prospective	Реализация цели прогноза путем объединения конкретных прогнозов на основе принципов прогнозирования.

### *2.1.5. Параметры прогнозов*

<b>38 Период упреждения прогноза</b> Нрк Время упреждения; время прогнозирования; прогнозный горизонт; срок прогнозирования; дальность прогноза Prognosezeitraum Range of forecast; time of forecast Periode de projection; periode de la prospective	Промежуток времени, на который разрабатывается прогноз.
<b>39 Период основания прогноза</b> Zeitbasis der Prognose Time base of forecast Periode de base de prevision; periode de base de la prospective	Промежуток времени, на базе которого строится ретроспекция.



<p><b>40 Прогнозный горизонт</b>          Prognosezeithorizont          Prognostic horizon; future horizon          Limite de pre'vision; limite de la prospective</p>	<p>Максимально возможный период учреждения прогноза заданной точности.</p>
<p><b>41 Точность прогноза</b>          Genauigkeit der Prognose          Accuracy of forecast          Exactitude de pre'vision; Exactitude de la prospective</p>	<p>Оценка доверительного интервала прогноза для заданной вероятности его осуществления.</p>
<p><b>42 Достоверность прогноза</b>          Нрк Надежность прогноза          Richtigkeit der Prognose          Reliability of forecast          Justisse de pre'vision; justisse de la prospective</p>	<p>Оценка вероятности осуществления прогноза для заданного доверительного интервала.</p>
<p><b>43 Ошибка прогноза</b>          Prognosefehler          Error of forecast          Erreur de pre'vision; erreur de la prospective</p>	<p>Апостериорная величина отклонения прогноза от действительного состояния объекта.  <i>Примечание.</i> Ошибка прогноза не определяет однозначно качество прогноза, так как она в значительной мере зависит от принимаемых на основании прогноза решений и их реализации.</p>
<p><b>44 Источник ошибки прогноза</b>          Prognosefehlerquelle          Source of error in forecasting          Source d'erreur de pre'vision; source d'erreur de la prospective</p>	<p>Фактор, могущий привести к появлению ошибки прогноза.  <i>Примечание.</i> Различают источники регулярных и нерегулярных ошибок. К первым, например, относятся неадекватный метод прогнозирования, недостоверные и недостаточные исходные данные, ко вторым – непредсказуе-</p>

	мые явления и события типа скачков, прорывов, нарушающие спрогнозированные тенденции развития объекта.
--	--

## 2.2. Объект прогнозирования

### 2.2.1. Характеристики объекта прогнозирования

<p><b>45 Характеристика объекта прогнозирования</b>  Нрк Признак  Charakteristik des Prognoseobjektes  Characteristic of forecasting object  Caractéristique de l'objet de pre'vision; caractéristique de l'objet de la prospective</p>	<p>Качественное или количественное отражение какого-либо свойства объекта прогнозирования.  <i>Примечание.</i> В социально-экономической литературе для данного понятия используется термин «показатель».</p>
<p><b>46 Переменная объекта прогнозирования</b>  Die Variable des Prognoseobjektes  Variable of object of forecasting  Variables de l'objet de pre'vision; variables de l'objet de la prospective</p>	<p>Количественная характеристика объекта прогнозирования, которая является или принимается за изменяемую в течение периода основания и (или) периода упреждения прогноза.</p>
<p><b>47 Значащая переменная объекта прогнозирования</b>  Signifikante Variable des Prognoseobjektes  Relevant variable  Variables essentielles de</p>	<p>Переменная объекта прогнозирования, принимаемая для описания объекта в соответствии с задачей прогноза.</p>

pre'vision; variables essentielles de la prospective	
<b>48 Эндогенная переменная объекта прогнозирования</b> Эндогенная переменная Endogene Variable Endogenous variable Variables endoge'nes	Значащая переменная объекта прогнозирования, отражающая, главным образом, его собственные свойства.
<b>49 Экзогенная переменная объекта прогнозирования</b> Экзогенная переменная Exogene Variable Exogenous variable Variables exoge'nes	Значащая переменная объекта прогнозирования, обусловленная главным образом свойствами прогнозного фона.
<b>50 Параметр объекта прогнозирования</b> Parameter des Prognoseobjektes Parameter of forecasting object Parame'tre de pre'vision; parame'tre de la prospective	Количественная характеристика объекта прогнозирования, которая является или принимается за постоянную в течение периода основания и периода упреждения прогноза.
<b>51 Прогнозный фактор</b> Prognosefaktor Prognostic factor; future factor Facteur pronostique	Обобщенная ненаблюдаемая характеристика развития многомерного стохастического объекта прогнозирования, количественно выражаемая, как правило, собственным вектором ковариационной матрицы переменных объекта прогнозирования.
<b>52 Базисное значение переменной</b> Prognosebasiswert der Variablen Basis state of variable Point de de'part des variables	Значение переменной объекта прогнозирования на этапе диагноза.

<p><b>53 Динамический ряд</b>  Dynamische Reihe  Dynamic row; dynamic series  Se'rie dynamique</p>	<p>Временная последовательность ретроспективных значений переменной объекта прогнозирования.</p>
<p><b>54 Тренд</b>  Trend  Trend  Trend</p>	<p>Аналитическое или графическое представление изменения переменной во времени, полученное в результате выделения регулярной составляющей динамического ряда.  <i>Примечание.</i> В случае многомерного описания объекта прогнозирования аналитическое представление изменения комплекса переменных во времени называют «многомерным трендом».</p>
<p><b>55 Прогнозная тенденция</b>  Тенденция  Prognosetendenz  Prognostic trend; future trend;  prognostic tendency  Tendance pronostique</p>	<p>Обобщенная качественная характеристика направления развития объекта прогнозирования.</p>
<p><b>56 Генеральная определительная таблица</b>  Generalle Bestimmungstafel  General identification matrix  Table ge'ne'rale d'indications</p>	<p>Система взвешенных характеристик объекта прогнозирования, позволяющая преобразовывать его качественное описание в обобщенную количественную оценку.</p>
<p><b>57 Сложность объекта прогнозирования</b>  Сложность объекта  Kompliziertheit des  Prognoseobjektes  Complexity of object  Complexite' de l'objet de  pre'vision; complexite' de  l'objet de la prospective</p>	<p>Характеристика объекта прогнозирования, определяющая разнообразие его элементов, свойств и отношений; ее количественной мерой может выступать минимальная длина программы, являющаяся описанием объекта в соответствии с целью прогноза.</p>

<p><b>58 Мерность объекта прогнозирования</b>  Мерность объекта  Mastabfaktor des Prognoseobjektes  Metric of object  Quantite' des variables de pre' vision; quantite' des variables de la prospective</p>	<p>Число значащих переменных объекта прогнозирования в его описании.</p>
---	--

### *2.2.2. Исходная информация об объекте прогнозирования*

<p><b>59 Источник фактографической информации об объекте прогнозирования</b>  Источник фактографической информации  Faktographische Informationsquelle uber das Prognoseobjekt  Source of factographic information on forecasting object  Source de l'information factographique d'objet de pre' vision; source de l'information factographique d'objet de la prospective</p>	<p>Источник информации об объекте прогнозирования, имеющий своим содержанием фактические данные, необходимые для достижения цели прогноза.</p>
<p><b>60 Источник экспертной информации об объекте прогнозирования</b>  Источник экспертной информации  Experten Informationsquelle uber das Prognoseobjekt</p>	<p>Источник информации об объекте прогнозирования, содержащий экспертные оценки, необходимые для достижения цели прогноза.</p>

<p>Source of expert information on forecasting object  Source de l'information d'expert de l'objet de pre'vision; source de l'information d'expert de l'objet de la prospective</p>	
<p><b>61 Приведенный источник научно-технической информации об объекте прогнозирования</b>  Приведенный источник информации  Abgeleitete Informationsquelle uber das Prognoseobjekt  Reduced source of information on forecasting object  Source donne'e de l'information de l'objet de pre'vision; source donne'e de l'information de l'objet de la prospective</p>	<p>Источник научно-технической информации об объекте прогнозирования, оцененный по генеральной определительной таблице.</p>
<p><b>62 Информативность переменной объекта прогнозирования</b>  Информативность переменной  Informationsgehalt einer Variablen des Prognoseobjektes  Informativeness of variable of forecasting object  Niveau de l'information des variables de l'objet de pre'vision; niveau de l'information de l'objet de la prospective</p>	<p>Количество информации об объекте прогнозирования, содержащейся в значениях переменной в соответствии с целью прогноза и методами прогнозирования.  <i>Примечание.</i> Под количеством информации понимается мера уменьшения неопределенности ситуации вследствие того, что становится известными исходы другой ситуации.</p>
<p><b>63 Информационный массив</b>  Informationsfondus</p>	<p>Совокупность данных об объекте прогнозирования, приведенных в</p>

Information file; data array Masse de l'information	систему в соответствии с целью прогноза и методами прогнозирования.
<b>64 Система структурно-временных карт</b> System von Zeitstruktur-Karten Structure-time card system Systeme des fiches de structure temporaire	Источник фактографической информации об объекте прогнозирования, символически отображающий стадии жизненного цикла продукта в картах «время-старина» по отраслям техники.
<b>65 Полнота исходной информации</b> Vollsta'ndigkeit der Ausgangsinformation Fullness of basic information; exhaustiveness of basic information Ple'nitude de l'information de base; caracte're exhaustif de l'information de base	Степень обеспеченности прогнозирования достоверной исходной информацией.
<b>66 Дисконтирование информации об объекте прогнозирования</b> Discontieren der Information uber das Prognoseobjekt Information discounting; discounting Discontance de l'information de l'objet de pre'vision; discontance de l'information de l'objet de la prospective	Уменьшение информативности ретроспективных значений переменной объекта прогнозирования по мере удаления моментов их измерений в прошлое.
<b>67 Эксперт</b> Expert Expert Expert	Квалифицированный специалист по конкретной проблеме, привлекаемый для вынесения оценки по поставленной задаче прогноза.

	<p><i>Примечание.</i> При разработке социальных прогнозов в ряде случаев производится выявление мнения представителей различных социальных групп населения, условно приравняемых к экспертам.</p>
<p><b>68 Компетентность эксперта</b> Kompetenz des Experten Competence of expert Competence d'expert</p>	<p>Способность эксперта выносить на базе профессиональных знаний, интуиции и опыта достоверные суждения об объекте прогнозирования.</p> <p><i>Примечание.</i> Количественная мера компетентности эксперта называется коэффициентом компетентности.</p>
<p><b>69 Экспертная группа</b> Expertengruppe Expert team (group) Groupe des experts</p>	<p>Коллектив экспертов, сформированный по определенным правилам для решения поставленной задачи прогноза.</p> <p><i>Примечание.</i> Частным случаем экспертной группы выступает экспертная комиссия.</p>
<p><b>70 Компетентность экспертной группы</b> Kompetenz der Expertengruppe Competence of expert group Competence du groupe des experts</p>	<p>Способность экспертной группы выносить достоверные суждения об объекте прогнозирования, адекватные мнению генеральной совокупности экспертов.</p> <p><i>Примечания:</i> 1. Компетентность экспертной группы определяется различными методиками. 2. Одной из количественных мер компетентности экспертной группы является репрезентативность экспертной группы.</p>
<p><b>71 Экспертная оценка</b> Experteneinscha'tzung</p>	<p>Суждение эксперта или экспертной группы относительно поставленной</p>



Expert estimation; expert evaluation; expert opinion Avis des experts	задачи прогноза. <i>Примечание.</i> В первом случае используется термин «индивидуальная экспертная оценка», во втором – «коллективная экспертная оценка».
--	--

## 2.3. Аппарат прогнозирования

### 2.3.1. Фактографические методы прогнозирования

<b>72 Фактографический метод прогнозирования</b> Faktographische Methode der Prognostizierung Factographic method of forecasting Me'thode factographique de pre'vision; me'thode factographique de la prospective	Метод прогнозирования, базирующийся на использовании источников фактографической информации.
<b>73 Статистический метод прогнозирования</b> Ретроспективный метод прогнозирования Statistische Methode der Prognostizierung Statistical method of forecasting Me'thode statistique de prevision; me'thode statistique de la prospective	Фактографический метод прогнозирования, основанный на построении и анализе динамических рядов характеристик объекта прогнозирования.
<b>74 Прогнозная экстраполяция</b> Prognostische Extrapolation Forecasting extrapolation	Метод прогнозирования, основанный на математической экстраполяции, при котором выбор аппроксимирующей функции осуществляется

<p>Extrapolation pronostique</p>	<p>с учетом условий и ограничений развития объекта прогнозирования. <i>Примечание.</i> В зависимости от вида анализа исходных данных и способов представления его результата различают следующие виды прогностической экстраполяции: экстраполяция тренда, экстраполяция огибающих кривых, экстраполяция корреляционных и регрессивных зависимостей, экстраполяция, основанная на факторном анализе, и др.</p>
<p><b>75 Прогнозная интерполяция</b> Prognostische Interpolation Forecasting interpolation Interpolation pronostique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на математической интерполяции, при котором выбор интерполирующей функции осуществляется с учетом условий и ограничений развития объекта прогнозирования.</p>
<p><b>76 Метод исторической аналогии</b> Methode der historischen Analogie Method of historical analogy Me'thode de l'analogie historique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на установлении и использовании аналогии объекта прогнозирования с одинаковым по природе объектом, опережающим первый в своем развитии.</p>
<p><b>77 Метод математической аналогии</b> Methode der mathematischen Analogie Method of mathematical analogy Me'thode de l'analogie mathe'matique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на установлении аналогии математических описаний процессов развития различных по природе объектов с последующим использованием более изученного и более точного математического описания одного из них для разработки прогнозов другого.</p>

<p><b>78 Опережающий метод прогнозирования</b>  Vorauselende Methode der Prognostizierung  Overcoming method of forecasting  Me'thode de devancement</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на использовании свойства научно-технической информации опережать реализацию научно-технических достижений в общественной практике.</p>
<p><b>79 Патентный метод прогнозирования</b>  Prognostizierung auf der Grundlage von Patentauswertung  Forecasting patent method  Me'thode de brevet</p>	<p>Опережающий метод прогнозирования, основанный на оценке (по принятой системе критериев) изобретений и исследований динамики их патентования.</p>
<p><b>80 Публикационный метод прогнозирования</b>  Prognostizierung auf der Grundlage von Publicationauswertung  Publication method of forecasting  Me'thode de publication;  me'thode de divulgation de la prospective</p>	<p>Опережающий метод прогнозирования, основанный на оценке публикаций об объекте прогнозирования (по принятой системе критериев) и исследовании динамики их публикации.</p>
<p><b>81 Цитатно-индексный метод прогнозирования</b>  Zitatenindex-Methode  Index-quotation method of forecasting  Me'thode de citation et des indexes</p>	<p>Опережающий метод прогнозирования, основанный на анализе динамики цитирования авторов публикаций об объекте прогнозирования.</p>

### 2.3.2. Экспертные методы прогнозирования

<p><b>82 Экспертный метод прогнозирования</b>          Methode auf der Grundlage von Experteneinscha'tzungen          Method of expert forecasting          Me'thode d'expert de pre'vision; me'thode d'expert de la prospective</p>	<p>Метод прогнозирования, базирующийся на экспертной информации.</p>
<p><b>83 Метод индивидуальной экспертной оценки</b>          Methode der individuellen Experteneinscha'tzung          Method of individual expert estimation; method of individual expert evaluation          Me'thode d'ap'pre'ciation individuelle par les experts; me'thode d'evaluation individuelle par les experts</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на использовании в качестве источника информации одного эксперта.</p>
<p><b>84 Метод психоинтеллектуальной генерации идей</b>          Methode der psycho-intellektuellen Ideenschopfung          Method of psycho-intellectual generating of ideas          Me'thode de ge'ne'ration psycho-intellectuelle des ide'es</p>	<p>Метод индивидуальной экспертной оценки, при котором выявление экспертной оценки осуществляется с помощью программированного управления, включающего обращение к памяти человека или запоминающему устройству ЭВМ.</p>
<p><b>85 Метод интервью</b>          Methode des Interviews          Method of interview          Me'thode d'interview</p>	<p>Метод индивидуальной экспертной оценки, основанный на беседе эксперта с прогнозистом по схеме «вопрос – ответ».</p>

<p><b>86 Метод коллективной экспертной оценки</b>          Methode der kollektiven Experteneinscha'tzung          Method of collective expert estimations; method of collective expert evaluation          Me'thode d'ap'pre'ciation collective par les experts; me'thode d'evaluation collective par les experts</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на выявлении обобщенной обективированной оценки экспертной группы путем обработки индивидуальных, независимых оценок, вынесенных экспертами, входящими в группу.</p>
<p><b>87 Метод экспертных комиссий</b>          Methode der Expertenkommissionen          Expert-commission method          Methode des comissions des experts</p>	<p>Метод коллективной экспертной оценки, состоящий в совместной работе объединенных в комиссию экспертов, разрабатывающих документ о перспективах развития объекта прогнозирования.</p>
<p><b>88 Матричный метод прогнозирования</b>          Matrizenverfahren fur die Prognostizierung          Matrix method          Me'thode des matrices</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на использовании матриц, отражающих значения (веса) вершин граф-модели объекта прогнозирования с последующим преобразованием матриц и оперированием с ними.</p>
<p><b>89 Дельфийский метод</b>          Метод Дельфи (Делфи)          Delphi-metode          DELPHI; Delphi-method technique          Me'thode «technique Delphi»</p>	<p>Метод коллективной экспертной оценки, основанный на выявлении согласованной оценки экспертной группы путем их автономного опроса в несколько туров, предусматривающего сообщение экспертам результатов предыдущего тура с целью дополнительного обоснования оценки экспертов в последующем туре.</p>

<p><b>90 Метод коллективной генерации идей</b>  Метод отнесенной оценки  Метод «мозговой» атаки  Нрк «Конференция» идей  Methode der kollektiven Ideenschopfung  Method of collective generation of ideas  Me'thode de ge'ne'ration collective des ide'es</p>	<p>Метод коллективной экспертной оценки, основанный на стимулировании творческой деятельности экспертов путем совместного обсуждения конкретной проблемы, регламентированного определенными правилами: запрещается оценка выдвигаемых идей, ограничивается время одного выступления, допускаются многократные выступления одного участника, приоритет выступления имеет эксперт, развивающий предыдущую идею, обязательно фиксируются все высказанные идеи, оценка выдвинутых идей осуществляется на последующих этапах.</p>
<p><b>91 Метод управляемой генерации идей</b>  Methode der gelenkten Ideenschopfung  Method of controlled generation of ideas  Me'thode de ge'ne'ration dirige'e des ide'es</p>	<p>Метод коллективной генерации идей с использованием целенаправленного интеллектуального воздействия (усиливающего или подавляющего) на процесс генерации идей.</p>
<p><b>92 Метод деструктивной отнесенной оценки</b>  Methode der destruktiven aufgeschobenen Einscha'tzung  Method of destructive post-estimation; method of destructive post-evaluation  Me'thode d'appre'ciation relative destructive</p>	<p>Метод коллективной генерации идей, реализуемый посредством двух разнесенных во времени сессий, первая из которых полностью подчиняется правилам коллективной генерации идей, а правила второй отличаются тем, что предписывается критика идей, высказанных на первой сессии.</p>

<p><b>93 Аналитический метод прогнозирования</b>  Analytische Methode der Prognostizierung  Analytic method of forecasting  Me'thode analytique de pre'vision; me'thode analytique de la prospective</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на получении экспертных оценок путем логического анализа прогнозной модели.</p>
<p><b>94 Метод эвристического прогнозирования</b>  Methode der heuristischen Prognostizierung  Heuristic forecasting method  Me'thode de pre'vision euristique; me'thode de la prospective euristique</p>	<p>Аналитический метод прогнозирования, состоящий в построении и последующем усечении дерева поиска экспертной оценки с использованием какой-либо эвристики.</p>
<p><b>95 Метод построения прогнозного сценария</b>  Метод сценария  Szenarien-Methode  Scenario-writing  Me'thode des sce'narii</p>	<p>Аналитический метод прогнозирования, основанный на установлении логической последовательности состояний объекта прогнозирования и прогнозного фона во времени при различных условиях для определения целей развития этого объекта.</p>
<p><b>96 Морфологический анализ</b>  Morphologische Analyse  Morphological analysis  Analyse morphologique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на построении матрицы характеристик объекта прогнозирования и их возможных значений с последующим перебором и оценкой вариантов сочетаний этих значений.</p>
<p><b>97 Синоптический метод</b>  Synoptisches Modell  Synoptic model  Modele' synoptique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на анализе экспертами известного множества прогнозов объекта прогнозирования и прогнозного фона с последующим их синтезом.</p>

<p><b>98 Историческо-логический анализ</b>  Historisch-logische Analyse  Historical-logical analysis  Analyse historico-logique</p>	<p>Метод прогнозирования, основанный на системе структурно-временных карт и (или) построении тезаурусов с последующим анализом изменений их структур.</p>
---	---

### 2.3.3. Виды верификации прогнозов

<p><b>99 Прямая верификация</b>  Direkte Verifikation  Direct verification  Ve'rification directe</p>	<p>Верификация прогноза путем его разработки методом, отличным от первоначально использованного.</p>
<p><b>100 Косвенная верификация</b>  Indirekte Verifikation  Indirect verification  Ve'rification indirecte</p>	<p>Верификация прогноза путем его сопоставления с прогнозами, полученными из других источников информации.</p>
<p><b>101 Инверсная верификация</b>  Inverse Verifikation  Inverse verification  Ve'rification inverse</p>	<p>Верификация прогноза путем проверки адекватности прогностической модели в ретроспективном периоде.</p>
<p><b>102 Консеквентная верификация</b>  Нрк Дублирующая верификация  Sequenzverifikation  Consequent verification  Ve'rification conse'quente</p>	<p>Верификация прогноза путем аналитического или логического вывода прогноза из ранее полученных прогнозов.</p>
<p><b>103 Верификация повторным опросом</b>  Iterative Verifikation  Duplicate iterative verification  Ve'rification re'pe'titive</p>	<p>Верификация прогноза путем использования дополнительного обоснования или изменения экспертом его мнения, отличающегося от мнения большинства.</p>
<p><b>104 Верификация оппонентом</b>  Нрк Верификация посредством «адво-</p>	<p>тем опровержения критиче-</p>



<p>ката дьявола»          Verifikation durch einen Opponenten          «Devils advocate» verification          Ve'rification par des critiques</p>	<p>ских замечаний оппонента по прогнозу.</p>
<p><b>105 Верификация учетом ошибок</b>          Verifikation durch Berucksichtigung der Fehler          Verification by calculation of errors          Ve'rification par calcul des erreurs</p>	<p>Верификация прогноза путем выявления и учета источников регулярных ошибок прогноза.</p>
<p><b>106 Верификация компетентным экспертом</b>          Verifikation durch einen kompetenten Experten          Verification means of competentive expert          Ve'rification par les experts compe'tents</p>	<p>Верификация прогноза путем сравнения с мнением наиболее компетентного эксперта.</p>

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Пиганов М.Н. Индивидуальное прогнозирование показателей качества элементов и компонентов микросборок.– М.: Новые технологии, 2002.– 267 с.
2. Тюлевин С.В., Пиганов М.Н., Еранцева Е.С. К проблеме прогнозирования показателей качества элементов космической аппаратуры // Надежность и качество сложных систем.– 2014.– №1 (5).– С. 9-16.
3. Абрамов О.В. Алгоритм оценки и прогнозирования остаточного ресурса сложных технических систем // Надежность и качество: тр. Междунар. симп.: в 2т. / под ред. Н.К. Юркова.– Пенза: Изд-во ПГУ, 2013.– Т. 1. – С. 5-6.
4. Пиганов М.Н., Тюлевин С.В. Прогнозирование надежности радиоэлектронных средств // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2009.– № 1 (72).– С. 174-180.
5. Гаскаров Д.В., Голинкевич Т.А., Мозгалеvский А.В. Прогнозирование технического состояния и надежности радиоэлектронной аппаратуры. – М.: Сов.радио, 1974. – 224с.
6. Пестряков В.Б., Андреева В.В. Индивидуальное прогнозирование состояния РЭА с использованием теории распознавания образов: учеб. пособие. – Куйбышев: КУАИ, 1980. – 89с.
7. Драйпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. – М.: Статистика, 1973.
8. Hu C. IC reliability simulation // IEEE Solid-State Circ. – 1992. – Vol.27, №3. – P.241-246.
9. Hu C. The Berkley reliability simulator BERT: an IC reliability simulator // Microelectr. – 1992. – Vol.23, №2. – P.97-102.
10. Roy Wheeler. Design for reliability reshapes designing // ED. – 1991. – № 1. – P.121-132.

11. Чавчанидзе В.В., Кумнешвили В.А. Об определении законов распределения на основе малого числа наблюдений // Применение вычислительной техники для автоматизации производства. – М.: Машгиз, 1961. – С. 129-139.
12. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. – 406 с.
13. Алексанян И.Т., Кривошапко В.М. Моделирование параметрических отказов и изучение надежности интегральных схем // Электронная техника. Сер.8. – Вып.4. – С. 52-58.
14. Алексанян И.Т., Кривошапко В.М., Муравьева Е.Н. Прогнозирование индивидуальной надежности лазеров методом машинных испытаний // Электронная техника. Сер. 8. – 1984. – Вып. 4. – С.3-6.
15. Пестряков В.Б., Андреева В.В. Индивидуальное прогнозирование состояния РЭА методами экстраполяции: учеб. пособие. – Куйбышев: КУАИ, 1981. – 92 с.
16. Тюлевин С.В., Козлова И.Н. Структурная модель индивидуального прогнозирования параметров космической аппаратуры // Современное направление теоретических и прикладных исследований 2009: сб. науч. тр. – Одесса, 2009. – Т. 4. – С. 52-56.

Учебное издание

*Тюлевин Сергей Викторович*

# **ИНДИВИДУАЛЬНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОННЫХ СРЕДСТВ**

Учебное пособие

Редактор Н.С. Купринова  
Доверстка Л.Р. Дмитриенко

Подписано в печать 18.05.2016. Формат 60x84 1/16.  
Бумага офсетная. Печать офсетная.  
Печ. л. 4,25.

Тираж 300 экз. Заказ . Арт. 25/2016

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САМАРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени академика С.П. КОРОЛЕВА»  
443086 Самара, Московское шоссе, 34.

---

Изд-во Самарского университета. 443086 Самара, Московское шоссе, 34.