



М И Р м а т е м а т и к и

В.С. Михайлов, Н.К. Юрков

**Интегральные оценки
в теории надежности.
Введение и основные результаты**

Монография

ТЕХНОСФЕРА
Москва
2020

УДК 621.382.029.6

ББК 30.14

М69

Рецензенты:

В. А. Каиштанов – д.ф.-м.н., профессор НИУ ВШЭ (г. Москва)

Г. С. Садыхов – д.т.н., профессор МГТУ им. Н. Э. Баумана (г. Москва)

М69 Михайлов В.С., Юрков Н.К.

Интегральные оценки в теории надежности.

Введение и основные результаты

М.: ТЕХНОСФЕРА, 2020. – 148 с. ISBN 978-5-94836-598-5

Целью настоящей работы является ознакомление широкого круга читателей с основными результатами получения эффективных по смещению оценок, чья эффективность доказана (или выбрана в качестве таковой на основе интегрального оценивания) на достаточно широком классе оценок.

Монография предназначена прежде всего для инженеров, аспирантов и студентов старших курсов технических специальностей.

УДК 621.382.029.6

ББК 30.14

© Михайлов В.С., Юрков Н.К., 2020

© АО «РИЦ «ТЕХНОСФЕРА», оригинал-макет, оформление, 2020

ISBN 978-5-94836- 598-5

СОДЕРЖАНИЕ

Предисловие	6
Введение	7

Часть 1

ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ И МЕТОДЫ

ПОСТРОЕНИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ ОЦЕНОК	8
1.1. Методы построения статистических оценок	8
1.2. Минимаксный подход	10
1.3. Байесовский подход	11
1.4. Интегральный подход в процессе поиска эффективных оценок	12
1.5. Понятие центрируемой оценки и ее определение	15
Выводы	18

Часть 2

ПЛАН ИСПЫТАНИЙ С ОГРАНИЧЕННЫМ

ВРЕМЕНЕМ И ВОССТАНОВЛЕНИЕМ	20
2.1. Доказательство эффективности смещенной оценки средней наработки до отказа на достаточно широком классе оценок	20
2.2. Построение центрируемой оценки средней наработки до отказа	23
2.3. Получение эффективной оценки вероятности безотказной работы	26
2.4. Получение эффективной оценки гамма-процентной наработки	28
2.5. Получение эффективной оценки остаточного гамма-процентного ресурса	30
Выводы	38

Часть 3

БИНОМИАЛЬНЫЙ ПЛАН ИСПЫТАНИЙ	40
3.1. Выбор эффективной оценки вероятности безотказной работы для биномиального плана испытаний	40
3.2. Построение точечной оценки вероятности безотказной работы, заданной в неявном виде	42

3.3. Построение критерия выбора эффективной оценки для вероятности отказа	43
3.4. Преимущество составных оценок вероятности отказа (вероятности безотказной работы) для биномиального плана.....	45
3.5. Улучшение эффективности центрируемой оценки вероятности безотказной работы	48
3.6. Построение критерия получения эффективной оценки средней наработки до отказа для биномиального плана	53
3.7. Выбор эффективных оценок средней наработки до отказа	54
3.8. Нахождение эффективной оценки гамма-процентной наработки до отказа (ресурса, срока сохраняемости) для биномиального плана.....	58
3.9. Нахождение эффективной оценки остаточного гамма-процентного ресурса для биномиального плана. Прогнозирование остаточного ресурса по результатам биномиальных испытаний, не давших отказов	63
Выводы	71

Часть 4

СОСТАВНАЯ БАЙЕСОВСКАЯ ОЦЕНКА.....	73
4.1. Формулировка составной байесовской оценки	74
4.2. Построение составной байесовской оценки на примере априорного бета-распределения	76
4.3. Точечная составная оценка как альтернатива байесовской оценки на примере априорного бета-распределения	79
Выводы	80

Часть 5

ПЛАН ИСПЫТАНИЙ С ДОБАВЛЕНИЕМ.....	82
5.1. Формулировка плана испытаний с добавлением	82
5.2. Построение оценок вероятности безотказной работы для плана испытаний с добавлением	83
5.3. Нахождение несмещенных оценок вероятности безотказной работы	87
5.4. Построение центрируемой оценки вероятности безотказной работы	93

5.5. Исследование оценок вероятности безотказной работы для плана испытаний с добавлением	96
5.6. Улучшение эффективности центрируемой оценки вероятности отказа (вероятности безотказной работы) для плана испытаний с добавлением	100
5.7. Построение эффективной оценки средней наработки до отказа	104
Выводы	108

Часть 6

СОКРАЩЕНИЕ ОБЪЕМОВ ПРИ ПЛАНИРОВАНИИ ИСПЫТАНИЙ БЕЗ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ОТКАЗОВ ДЛЯ РАЗЛИЧНЫХ ПЛАНОВ

109

6.1. Сокращение объемов в случае оценки вероятности безотказной работы при планировании испытаний без возникновения отказов	112
6.2. Сокращение объемов в случае оценки средней наработки до отказа при планировании испытаний без возникновения отказов	114
6.3. Сокращение объемов в случае оценки гамма-процентной наработки до отказа при планировании испытаний без возникновения отказов.....	116
Выводы	118

Заключение.....

120

Список сокращений и условных обозначений	121
Список литературы	123

<i>Приложение А.</i> План испытаний с ограниченным временем и восстановлением. Значения неявно заданной оценки $\hat{\Delta}$	129
---	-----

<i>Приложение Б.</i> Биномиальный план испытаний. Значения неявно заданной оценки \hat{v}_β	129
---	-----

<i>Приложение В.</i> План испытаний с добавлением. Значения односторонних доверительных границ.....	131
---	-----

Предисловие

Книга разделена на части, каждую из которых можно читать независимо от других. Тем не менее именно в такой последовательности, как расположены части и главы книги, следует ее изучать.

Настоящая книга не предназначена для беглого просмотра, а требует от читателя значительного внимания. Изложение материала требует от читателя знания основ математической статистики и классической теории надежности.

Книга может быть использована и для справок по эффективным оценкам показателей надежности различных планов испытаний.

Понимая, что книга не свободна от недостатков, авторы с признательностью примут замечания и предложения по улучшению содержания и формы изложения материала.

Введение

В математической статистике разработаны различные методы для построения точечных оценок параметров законов распределений вероятностей случайных величин: метод моментов, метод максимального правдоподобия и метод минимума расстояний [1, 2]. На практике, используя эти методы, не всегда удается построить несмещенную и эффективную оценку, если таковая существует. В общем случае правила нахождения несмещенных оценок в настоящее время не существуют, и их определение требует своего рода искусства. В ряде случаев найденные несмещенные и эффективные оценки имеют весьма громоздкий вид со сложным алгоритмом вычисления [3]. Они также не всегда являются достаточно эффективными в классе всех смещенных оценок, т. е. не всегда имеют значительное преимущество перед простыми, но смещенными оценками, с точки зрения близости к оцениваемому показателю. Существующая проблема вполне решается с помощью интегрального оценивания.

ЧАСТЬ I

ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ И МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ ОЦЕНОК

1.1. Методы построения статистических оценок

Для определенности, не нарушая общности рассуждений, будем в основном рассматривать биномиальные испытания (план типа $NБ\tau$) и испытания с ограниченным временем испытаний и восстановлением (план типа $NВ\tau$), где N – число испытываемых однотипных изделий ($N = n$ – число первоначально выставленных изделий); τ – наработка (одинаковая для каждого изделия); B – характеристика плана, означающая, что работоспособность изделия после каждого отказа в течение срока испытаний восстанавливается; B – характеристика плана, означающая, что работоспособность изделия после каждого отказа в течение срока испытаний не восстанавливается [4, 5]. При этом там, где это необходимо, будем считать, что наработка до отказа изделий подчиняется экспоненциальному закону распределений (далее з.р.) вероятностей случайных величин (далее – с.в.) с параметром T_0 , где последний совпадает со средней наработкой до отказа (СНДО). Тогда расчетное значение вероятности безотказной работы (ВБР) одного изделия за заданное время τ будет определяться равенством

$$P_0(\tau) = e^{(-\tau/T_0)}. \quad (1.1)$$

Заметим, что плану испытаний типа $NВ\tau$ соответствует распределение Пуассона [4, 5], а плану типа $NБ\tau$ соответствует биномиальное распределение [4, 5].

Обозначим случайное число отказов через R , тогда для плана испытаний типа $NВ\tau$ достаточной статистикой является число наблюдаемых отказов ($R = r$) [1–5]. Для плана испытаний типа $NБ\tau$ случайная величина R , имеет пуассоновское распределение

$L(R \leq r; \Delta)$ с параметром $\Delta = N\tau/T_0$ [1, 2]. Тогда, по определению, r – реализация с.в. R . С другой стороны, R – сумма с.в. X_i , каждая из которых есть случайное число отказов одного из N изделий ($1 \leq i \leq N$), поставленных на испытания. Случайные величины X_i имеют пуассоновское распределение с параметром Δ/N , а их сумма определяет пуассоновское распределение $L(R \leq r; \Delta)$ суммарного потока отказов [1, 2]:

$$L(R \leq r; \Delta) = \sum_{i=0}^{X_1+\dots+X_N=r} e^{-\Delta} \frac{\Delta^i}{i!}. \quad (1.2)$$

Для биномиальных испытаний (план типа $NБ\tau$) достаточной статистикой является число наблюдаемых отказов ($R = r$) и суммарная наработка $S(R = r, \tau, s_i)$ [1–5], где R – случайное число отказов, s_i – моменты отказов, $i = 1, 2, \dots, r$. Для биномиальных испытаний с.в. R , имеет биномиальное распределение $b_N(r)$ [2, ф. 1.4.55] с параметрами N и p , $0 \leq p \leq 1$, т. е. с. в. R , равная числу успехов в серии из N независимых опытов, принимает целочисленные значения $0, 1, 2, \dots, N$ с вероятностями:

$$b_N(r) = C_N^r p^r (1-p)^{N-r}. \quad (1.3)$$

Функция распределения $F_R(R \leq r, N, p)$ биномиальной с.в. R примет вид

$$F_R(R \leq r, N, p) = \sum_{k=0}^r b_N(k). \quad (1.4)$$

Функция распределения $F_R(R \leq r, N, p)$ вычисляется через неполную бета-функцию $I_p(x, y)$ по формуле [2, ф. 1.4.57]:

$$F_R(r, N, p) = 1 - I_p(r+1, N-r) = I_{1-p}(N-r, r+1). \quad (1.5)$$

Вероятности $b_N(k)$ вычисляются через неполную бета-функцию $I_p(x, y)$ по формуле [2, ф. 1.4.58]:

$$b_N(k) = I_p(k, N-k+1) - I_p(k+1, N-k). \quad (1.6)$$

Заметим, что традиционная оценка параметра p биномиального з.р. $\hat{p}(R, N) = R/N$ является несмещенной и эффективной оценкой [2, пример 2.4.20]. Оценка \hat{p} также является и оценкой максимального правдоподобия [2, пример 2.10.7].

Определим кратко наиболее часто встречающиеся критерии эффективности оценок [1, 2] и их отличия. В основе этих критериев

лежит среднеквадратический подход сравнения оценок. Пусть T_0 не является с.в. и принадлежит множеству значений $T_0 \in G$. Для функции от параметра $\theta(T_0)$ оценка $\hat{\theta}_0(R)$ называется эффективной оценкой в классе оценок $\hat{\theta} \in \Theta$, если для любой другой оценки $\hat{\theta}_0(R)$ из этого класса выполняется неравенство

$$E(\hat{\theta}_0(R) - \theta(T_0))^2 \leq E(\hat{\theta}(R) - \theta(T_0))^2,$$

где E — математическое ожидание, соответствующее з.р. числа от-казов для параметра $T_0 \in G$. То есть сравниваются две оценки, одна из которых после их сравнения признается эффективнее другой.

1.2. Минимаксный подход

Оценка называется минимаксной $\hat{\theta}_0(R)$, если для любой другой оценки $\hat{\theta}(R)$ неслучайного параметра $t \in G$ выполняется нера-венство [1, 2]:

$$\sup_{t \in G} E_t(\hat{\theta}_0(R) - \theta(t))^2 \leq \sup_{t \in G} E_t(\hat{\theta}(R) - \theta(t))^2. \quad (1.7)$$

Из минимаксного подхода следует, что всегда найдется ва-риант, когда минимаксная оценка $\hat{\theta}_0(R)$ является лучшей только в ближайшем диапазоне $t_0 \in [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$ минимизации самого худшего случая отклонения от оцениваемого параметра $\theta(t)$, ко-торый составляет небольшую долю рабочего диапазона $t \in [t_1, t_2]$. И, в то же время, отклонения минимаксной оценки $\hat{\theta}_0(R)$ могут превышать отклонения других оценок $\hat{\theta}(R)$ в более обширном ра-бочем диапазоне значений оцениваемого параметра $t_0 \notin [t_1, t_2]$ (НЕ максимального отклонения). Хотя отклонения этих оценок $\hat{\theta}(R)$ и превышают худший случай минимаксной оценки $\hat{\theta}_0(R)$ в ближайшем диапазоне $t_0 \in [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$ ($t_0 \notin [t_1, t_2]$), но зато ми-нимаксная оценка проигрывает в другом более обширном рабочем диапазоне, где ее отклонения превышают отклонения оценок $\hat{\theta}(R)$, и в этом диапазоне (НЕ максимального отклонения) минимаксная оценка $\hat{\theta}_0(R)$ теряет свою эффективность.

1.3. Байесовский подход

Суть байесовского подхода состоит в том, что неизвестный (оцениваемый) параметр T_0 (или функция от параметра $\theta(T_0)$) рассматривается как случайная величина с некоторой плотностью распределения $q(t)$, где t — реализация с. в. T_0 [1, 6]. Плотность $q(t)$ называется априорной, т. е. данной до эксперимента. Байесовский подход предполагает, что неизвестный параметр T_0 был выбран случайным образом из распределения с плотностью $q(t)$.

В соответствии с формулой Байеса плотность апостериорного (после эксперимента) распределения имеет вид [1]

$$q(t / R) = \frac{f_{\Delta}(r)q(t)}{f(r)}, \quad (1.8)$$

где $f(r) = \int f_{\theta}(r)q(t)dt$.

Само апостериорное распределение параметра $\theta(T_0)$ будем обозначать через Q_R . Тогда байесовская оценка, соответствующая априорному распределению Q с плотностью $q(t)$, имеет вид

$$\hat{\theta}_Q(R) = E(\theta(T_0) | R) = \int \theta(t)q(t | R)dt = \int \theta(t)Q_R(dt). \quad (1.9)$$

В силу свойств условного математического ожидания байесовская оценка минимизирует среднеквадратическое отклонение $E(\hat{\theta}_Q(R) - \theta(T_0))^2$. Для сравнения байесовской оценки на множестве других оценок $\hat{\theta}(R)$ выполняется неравенство

$$\begin{aligned} E(\hat{\theta}_Q(R) - \theta(T_0))^2 &\leq E(\hat{\theta}(R) - \theta(T_0))^2 = \\ &= \int E_t(\hat{\theta}(R) - \theta(t))^2 q(t)dt. \end{aligned} \quad (1.10)$$

Отметим еще раз, что для байесовской оценки безусловное среднеквадратическое отклонение (см. формулу (1.10))

$$E(\hat{\theta}_Q(R) - \theta(T_0))^2 = \int E_t(\hat{\theta}_Q(R) - \theta(t))^2 q(t)dt \quad (1.11)$$

принимает наименьшее возможное значение. Соотношение (1.9) показывает, что байесовская оценка минимизирует среднее значение. Недостатком байесовского подхода является обязательное знание плотности априорного з.р. случайного параметра T_0 (см. формулы (1.8)–(1.11)). С одной стороны, эти заложенные в правило предварительные знания несут в себе однократные фи-

нансовые издержки, а с другой – позволяют минимизировать объем испытаний [6], что в рамках стабильного производства дает им конкурентные преимущества [6].

Отметим полезные связи между минимаксными и байесовскими оценками. Если существует оценка θ_1 и распределение Q такие, что при всех t выполняется неравенство

$$E(\hat{\theta}_1(R) - \theta(t))^2 = \int E_t(\hat{\theta}_Q(R) - \theta(t))^2 q(t) dt,$$

то оценка θ_1 – минимаксная [1]. В действительности всегда выполняется равенство, и в этом случае байесовская оценка является минимаксной [1].

1.4. Интегральный подход в процессе поиска эффективных оценок

Интегральный подход отработан в основном для планов испытаний типа $NB\tau$ [7–13], NBt [14–18] и плана испытаний с добавлением [19, 20].

В основе интегрального подхода лежит построение правила выбора эффективной оценки $\hat{\theta}_0(R)$, заданного на сумме значений относительных смещений оценок $\hat{\theta}(R)$ от функции над параметром з.р. $\theta(T_0 = t)$, а именно $b/\theta(t) = (E(\hat{\theta}(R)) - \theta(t))/(\theta(t))$. В этом случае самым разумным является построение критерия выбора эффективной оценки $\hat{\theta}_0(R)$ на множестве оценок $\hat{\theta}(R, N, \tau) \in \Theta$, основанном на суммарном квадрате относительных смещений математического ожидания исследуемых оценок $E\hat{\theta}(R, N, \tau)$ от функции над параметром $\theta(T_0)$ для всех возможных значений T_0, N и τ .

Например, на основе изложенного для плана испытаний типа $NB\tau$ [7–13] в качестве критерия получения эффективной оценки можно построить функционал (далее – $A(\hat{\theta})$):

$$A(\hat{\theta}) = \int_0^{\infty} \left(\frac{b(\theta)}{\theta(T_0)} \right)^2 \partial\Delta, \quad (1.12)$$

где $\Delta = N\tau/T_0$ – параметр пуассоновского з.р., характеризующий поток отказов [1]; $T_0 = N\tau/\Delta$, $b(\theta) = \{E\hat{\theta}(R, N, \tau) - \theta(T_0)\}^2$ – смещение, $t \in [t_1, t_2]$.

Воспользовавшись свойствами пуассоновского потока с параметром Δ , определим формулу математического ожидания оценок $\hat{\theta}(R, N, \tau)$ [1]:

$$E\hat{\theta}(R, N, \tau) = \sum_{k=0}^{\infty} \hat{\theta}(R, N, \tau) e^{-\Delta} \frac{\Delta^k}{k!}. \quad (1.13)$$

Эффективная оценка $\hat{\theta}_0(R)$ должна обладать минимальной величиной функционала $A(\hat{\theta}_0)$. Из определения интегральной оценки следует, что ее выбор основан на минимизации суммы квадратов относительных усредненных смещений от оцениваемого параметра (или функции от параметра) на всем диапазоне значений, принимаемых этим параметром, и на всем диапазоне значений, которые могут принимать количество испытуемых изделий N и время испытаний τ .

Таким образом, интегральный подход учитывает все факторы, влияющие на выбор эффективной оценки. Интегральный подход наиболее интересен в случае, когда оценки $\hat{\theta}(R, N, \tau)$ принадлежат классу смещенных оценок $b \geq 0$. Эффективные оценки, полученные минимизацией функционала (формула (1.12)), будем называть интегральными эффективными оценками по смещению (или просто – эффективными оценками). Для несмещенных оценок существует классический вариант поиска эффективных оценок – по уклонению оценки параметра от его истинного значения [1, 2].

Дополнительным критерием поиска эффективных оценок, использующим интегральный подход, является минимизация функционала (далее – $B(\hat{\theta})$), основанного на суммировании математических ожиданий квадратов относительных уклонений оценок $\hat{\theta}(R, N, \tau)$ от функции над параметром $\theta(T_0)$ для всех возможных значений T_0 , N и τ , а именно

$$B(\hat{\theta}) = \int_0^{\infty} \left(\frac{1}{\theta(T_0)} \right)^2 E \{ \hat{\theta}(R, N, \tau) - \theta(T_0) \}^2 \partial \Delta. \quad (1.14)$$

Отличие оценок, эффективных по уклонению (например байесовские оценки $(\hat{\theta}_0(R))$, от интегральной оценки, эффективной по смещению, выражено равенством [1]:

$$E(\hat{\theta}_0(R) - \theta(T_0))^2 = D(\hat{\theta}_0(R)) + b^2,$$

где $D(\hat{\theta}_0(R))$ – дисперсия. То есть байесовская оценка $\hat{\theta}_0(R)$ минимизирует среднеквадратическое уклонение за счет минимальной суммы дисперсии и квадрата смещения. Однако во многих случаях в классе смещенных оценок можно найти оценку, у которой уклонение от параметра (функции от параметра) меньше, чем у несмещенной и эффективной оценки по уклонению. Во всех случаях,

когда существует эффективная (несмещенная) оценка, существует смещенная оценка более точная, чем эффективная, т. е. с меньшим квадратом ошибки. Однако смещенными оценками обычно не пользуются, чтобы избежать систематических ошибок при небольшом числе опытов N . При большом же N заметного выигрыша в точности по сравнению с эффективной (несмещенной) оценкой не получается. Поэтому эффективными несмещенными оценками пользуются всегда, когда они существуют [70, с. 284].

Для задач интегрального оценивания по смещению важно (первично) не минимальное рассеивание оценок от параметра, а минимальное смещение. Таким образом, классические оценки (несмещенные и эффективные по уклонению) и интегральные оценки (эффективные по смещению) решают задачи, в основе решения которых лежит одна и та же числовая характеристика точности оценки – среднеквадратическое отклонение. Совместное решение этих задач осуществляет поиск эффективных оценок.

Рассмотрим общий случай. Из построения формул (1.12) и (1.14) следует, что для различных планов испытаний в общем случае для множества значений переменных $N \in [1; 10]$ и $\tau \in [\tau_1; \tau_2]$ минимизация функционалов $A(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ и $B(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ даст множество частных эффективных оценок $\hat{\theta}(R, N, \tau_i)$. Чтобы найти усредненную эффективную оценку, необходимо ее поиск осуществлять минимизацией расширенных функционалов следующего вида:

$$A_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau)) = \frac{1}{10} \sum_{N=1}^{10} \lim_{\delta_\tau \rightarrow 0} \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I A_{N, \tau_i}(\hat{\theta}), \quad (1.15)$$

$$B_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau)) = \frac{1}{10} \sum_{N=1}^{10} \lim_{\delta_\tau \rightarrow 0} \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I B_{N, \tau_i}(\hat{\theta}), \quad (1.16)$$

где

$$A_{N, \tau_i}(\hat{\theta}) = \int_0^\infty \frac{1}{\theta^2} \{E\hat{\theta}(R, N, \tau_i) - \theta\}^2 \partial\theta,$$

$$B_{N, \tau_i}(\hat{\theta}) = \int_0^\infty \frac{1}{\theta^2} E\{\hat{\theta}(R, N, \tau_i) - \theta\}^2 \partial\theta,$$

δ_τ – шаг суммирования; $I = (\tau_2 - \tau_1) / \delta_\tau$ – число шагов суммирования.

Так как величины функционалов $A_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ и $B_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ с изменением объема испытаний и границ интервала τ_1 и τ_2 могут стремиться как к нулю, так и к бесконечности, то следует огра-

ничиваться их рабочим диапазоном. Реальное время испытаний может колебаться в пределах от 500 до 100 000 ч, а объем N от 1 до 10 изделий, в зависимости от сложности и надежности испытуемого объекта. Именно этот фиксированный интервал следует рассматривать в качестве эталона при вычислении (минимизации) функционалов $A_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ и $B_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau))$.

На практике шаг суммирования δ_τ следует выбирать конечной величиной, достаточной для получения величин функционалов с приемлемой точностью. Заметим, что при вычислениях варьирование шагом суммирования приводит к изменению результата функционала, но не меняет сути вещей – результат сравнения оценок не меняется.

Идеальным вариантом в задачах оценивания является использование несмещенной оценки с минимальным уклонением, если такая оценка существует. В противном случае следует искать оценки с минимальным смещением, а среди них – с минимальным уклонением [8–11]. Такой процесс поиска гарантирует получение оценок с хорошими точностными характеристиками. Поэтому, в общем случае, не следует ориентироваться на смещенные оценки, построенные минимизацией только функционала вида $B_{10}(\hat{\theta}(R, N, \tau))$ (см. формулу (1.16)). Заметим, что опыт построения эффективных оценок показывает, что полученная несмещенная эффективная оценка не всегда будет обладать минимальным уклонением [14–18]. Скорее наоборот, всегда найдется оценка, обладающая минимальным уклонением в сравнении с несмещенной оценкой. Этот факт свидетельствует в пользу смещения как первичного фактора при построении критерия эффективности оценок.

1.5. Понятие центрируемой оценки и ее определение

На практике, как уже отмечалось выше, в качестве оценок выбирается результат, полученный методами: моментов, максимального правдоподобия и минимума расстояний [1, 2]. В соответствии с определением оценка – это статистика, используемая для оценивания параметра совокупности. Статистика – это функция от выборочных значений [24]. Поэтому когда говорят об оценке показателя надежности, то понимают, что будет предложена некоторая функция от выборочных значений, с помощью которой имеется возможность получать значения, по которым оценивается истин-