

Entwicklung Effizienter Multivariater Lebensdauertests

Efficient Multivariate Lifetime Testing

Der Fakultät Konstruktions-, Produktions- und Fahrzeugtechnik
der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.) vorgelegte
Abhandlung

von
Marco Arndt, M.Sc.
aus Ravensburg

Hauptberichter: PD Dr.-Ing. habil. Martin Dazer
Mitberichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Mit Berichter

Tag der mündlichen Prüfung:

Institut für Maschinenelemente der Universität Stuttgart

2026

Vorwort

Thanks for your service.

Kurzfassung/Abstract

-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-

TODO:

-
- Abstract / Kurzfassung / Danksagung
- Bilder prüfen
- "mark changes after your Oral presentation for review"
- "textcolor blue in definitions ändern
- "Print" Funktion aktivieren
- "nocite" Funktion deaktivieren in main Z.269

-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-TODO-

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	iii
Kurzfassung/Abstract	v
Nomenklatur	ix
Abkürzungen	ix
Indizes	ix
Formelzeichen	x
Abbildungsverzeichnis	xiii
Tabellenverzeichnis	xv
1 Einleitung	1
1.1 Forschungsperspektive und Problembeschreibung	2
1.2 Beitrag dieser Arbeit	3
1.3 Aufbau der Arbeit	4
2 Stand der Forschung und Technik	7
2.1 Zuverlässigkeitstechnik und Wahrscheinlichkeitstheorie	7
2.1.1 Begriffe und Definitionen	8
2.1.2 Deskriptive Statistik für Lebensdauerdaten	9
2.1.3 Parametrische Lebensdauermodelle	11
2.1.4 Parameterschätzverfahren	13
2.2 Statistische Versuchsplanung und Modellbildung	18
2.2.1 Grundlagen zur statistischen Versuchsplanung	19
2.2.2 Statistische Versuchsplanung zur Lebensdauererprobung .	24
2.2.3 Statistische Modellbildung	32

3 Ansätze zur Effizienzsteigerung in der Planung von ausfallbasierten Lebensdauertests mit mehreren Faktoren	33
3.1 Bewertung des Standes der Forschung und Technik	33
3.2 Forschungsfragen und Aufbau der Arbeit	33
4 Parameter-Screening für multifaktorielle Lebensdauertests	35
4.1 Identifikation potenzieller Einflussgrößen	35
4.2 Kreativmethoden zum Auswahlprozesse im Parameter-Screening	35
4.3 Randbedingungen in der Parameterauswahl für die Zuverlässigkeitsmodellierung	35
4.4 Vorgehen zum heuristische Screening für die Zuverlässigkeitsmodellierung	35
4.5 Zusammenfassung	35
5 Effiziente multivariate Versuchspläne für Lebensdaueruntersuchungen	37
6 Fallstudie	39
7 Zusammenfassung und Ausblick	41
7.1 Key Findings	41
7.2 Diskussion	41
7.3 Ausblick	41
Literatur	43
Anhang	51
A Ein Anhang	51
A.1 Unteranhang 1	51

Nomenklatur

Abkürzungen

<i>cdf</i>	Cumulative Distribution Function
<i>pdf</i>	Probability Density Function
ALT	Accelerated Lifetime Testing
ANOVA	Varianzanalyse, engl. Analysis of Variance
BEV	Battery Electric Vehicle
CCD	Central Composite Design
CI	Confidence Interval
CP	Center Point
DfR	Design for Reliability
DoE	Design of Experiments
DSM	Design-Structure-Matrix
ECU	Electronic Control Unit
EoL	End-of-Life
IMA	Institut für Maschinenelemente
L-DoE	Lifetime Design of Experiments
MLE	Maximum-Likelihood-Estimation
MMR	Median-Rank-Regression-Methode
OFAT	One Factor At Time
OLS	Ordinary Least Squares
RSD	Response Surface Design
RSM	Response Surface Methodology

Indizes

Nomenklatur

0	Zeitpunkt $t = 0$
	Zentralpunkt
	Regressionskonstante
C	Zentralpunkt
D	Sternpunktabstand CCD
F	Faktorieller Punkt
O	Beobachtet (Observed)
S	Sternpunkt
i	Laufvariable
j	Laufvariable
l	Laufvariable
o	Obere Grenze des Vertrauensbereichs
q	Quantilwert
u	Untere Grenze des Vertrauensbereichs

Formelzeichen

α	Signifikanzniveau
	Abstand der Sternpunkte (Axial Points)
b	Weibull-Formparameter (Weibull-Modul)
β	Regressionskoeffizient, Modellparameter
$\text{Cov}[\cdot]$	Covarianz-Operator
δ	Statusindikator (1=Ausfall, 0=Zensiert)
$E(\cdot)$	Erwartungswert
E	Effekt
ϵ	Fehlerterm
$F(\cdot)$	Ausfallwahrscheinlichkeit, Verteilungsfunktion
$f(\cdot)$	Dichtefunktion

F	Fisher-Informationsmatrix
$g(\cdot)$	Abgeleitete Funktion (für Delta-Methode)
\mathbf{g}'	Gradientenvektor der Funktion g
$\Gamma(\cdot)$	Gamma-Funktion
H	Hessian-Matrix (der Log-Likelihood-Funktion)
k	Anzahl der Modellparameter
$\mathcal{L}(\cdot)$	Likelihood-Funktion
$\Lambda(\cdot)$	Log-Likelihood-Funktion
$\lambda(\cdot)$	Ausfallrate
μ	Erwartungswert der Lebensdauer (theoretisch)
n	Stichprobenumfang / Anzahl der Versuchspunkte
p	Fraktionsgrad
\Pr	Wahrscheinlichkeit
q	Quantilwert
R	Zuverlässigkeit
r	Replikation
\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
s	Empirische Standardabweichung (von x)
s^2	Empirische Varianz (von x)
σ^2	Varianz der Lebensdauer (theoretisch)
T	Charakteristische Lebensdauer (Skalenparameter)
t	Zeit, Lebensdauermerimal
\mathbf{t}	Vektor der Ausfallzeiten
τ	kontinuierliche Zufallsvariable
$\boldsymbol{\theta}$	Vektor der Modellparameter
v	Integrationsvariable (Gamma-Funktion)
V	Varianz-Kovarianz-Matrix
$\text{Var}[\cdot]$	Varianz-Operator

Nomenklatur

$\mathcal{W}(\cdot, \cdot)$	Weibull-Verteilung (Notation)
x	Messwert, Variable, Parameter
\bar{x}	Arithmetischer Mittelwert (empirisch)
y	Systemantwort, -variable
z	Quantil der Standardnormalverteilung

Abbildungsverzeichnis

2.1	Weibull $f(t)$ für ausgewählte Werte von T und b	13
2.2	Design of Experiments (DoE) Steps gemäß [39]	20
2.3	Parameter-Diagramm (P-Diagramm)	21
2.4	Schematische Darstellung der Effekte: (a) positiver Haupteffekt von Faktor x_1 , (b) Wechselwirkungseffekte zwischen x_1 und x_2	22
2.5	Standard voll-faktorieller Versuchsplan	24
2.6	Einfluss der Schrittweite auf die Approximation des Effekts E	25
2.7	Zentral zusammengesetzter Versuchsplan (CCD) mit $k = 2$	28

Tabellenverzeichnis

2.1 Übersicht und Zielsetzung verschiedener Optimalitätskriterien für Versuchspläne [7, 29, 32, 34]	31
---	----

1 Einleitung

Die Absicherung technischer Produkte und Systeme hinsichtlich ihrer Funktionalität bildet einen zentralen Bestandteil der ingenieurwissenschaftlichen Verantwortlichkeiten im Produktentwicklungsprozess. Motiviert durch Produktversprechen gegenüber der potenziellen Käuferschaft sowie bestehender Kunden, zur Wahrung des Selbstverständnisses einer Marke oder rein aufgrund regulatorischer Vorgaben soll hier im Kontext des vorgesehenen Einsatzzweckes Zuverlässigkeitsmanagement betrieben werden. So wird insbesondere aus Marktperspektive erwartet, dass ein (technisches) Produkt - ein Fahrzeug, ein Smartphone, eine Photovoltaikanlage - seine Funktionalität mindestens zum Gewährleistungs- oder Garantiezeitraum uneingeschränkt erfüllt.

Über den gesamten Produktlebenszyklus hinweg unterstützen Methoden der Zuverlässigkeitstechnik dabei, diese Anforderungen systematisch zu erfüllen. Verfahren aus dem Bereich „Safety“, explorative Datenanalysen zur Untersuchung der Produktperformance im Betrieb oder Test, effiziente Versuchsplanung zur Analyse oder zum Nachweis der Lebensdauer am Design, Methoden der beschleunigten Versuchsplanung, engl. [Accelerated Lifetime Testing \(ALT\)](#), der Aufbau probabilistischer Lebensdauermodelle sowie das Risikomanagement im Allgemeinen eignen sich für diese Herausforderung. Das zentrale Ergebnis liegt in der Ermittlung der Ausfallwahrscheinlichkeit als Komplement zur Zuverlässigkeit - also der Wahrscheinlichkeit, dass ein Produkt unter den definierten Randbedingungen eine vorgegebene Zeitdauer ohne funktionskritischen Ausfall übersteht [1]. Üblicherweise soll so nachgewiesen werden, dass das Erzeugnis dem Einfluss einer bestimmten Belastung - beispielsweise einer physikalischen oder elektrischen Kraft, einem Wärmeeintrag oder der Exposition gegenüber einer chemischen Beanspruchung - standhält. Gelingt in der Praxis keine hinreichend genaue Quantifizierung dieser probabilistischen Metrik, so liegen die Ursachen jedoch nicht zwangsläufig allein in ökonomischen Einschränkungen wie dem Zeit- und Kostenbudget für ein erforder-

liches Testing oder einem fehlenden methodischen Know-how - vielmehr könnten *mehrere* Einflussfaktoren auf die Zuverlässigkeit einwirken und sogar Wechselwirkungen ausprägen, ohne dass dies adäquat wahrgenommen oder antizipiert wird.

Moderne Produkte können schlichtweg durch multivariat bedingte Fehlermechanismen ausfallen. Die wirtschaftliche Tragweite dieser Erkenntnis wurde bereits 1996 im renommierten *Forbes Magazine* thematisiert, welches die einschlägigen Erfolge multivariable Testmethoden in der industriellen Praxis hervorhob [2].

1.1 Forschungsperspektive und Problembeschreibung

Da trotz genannter Umstände die Kundenanforderungen und Garantiebedingungen üblicherweise als unveränderlich, teils sogar als zunehmend anspruchsvoller zu verstehen sind, werden Unsicherheiten in der Lebensdauerabsicherung dann meist nur durch präventive Wartungsstrategien, durch Tolerierung von Restrisiken oder durch die Inkaufnahme nachträglicher Schadensbegrenzung behandelt. Der zugrunde liegende Gedanke: ehe ein Produkt, dessen Lebensdauerverhalten nicht quantifizierbar verstanden ist, einen kritischen Verschleißzustand erreicht, wird es im Rahmen eines festgelegten Wartungsintervalls vorsorglich ersetzt. Dabei könnte zugrunde liegen, dass schlichtweg kein physikalisches Modell oder eine ausreichend ausgeprägte empirische Datengrundlage vorhanden ist. Führt auch diese Vorsorge zu erheblichen Regress- oder Kulanzkosten, müssen ausfallschutzorientierte Maßnahmen - bis hin zu Rückrufaktionen - frühzeitig eingeplant und umgesetzt werden, um Image- und Kostenrisiken (wenn auch selten nachhaltig) zu minimieren. Um jenes zu vermeiden, muss also bereits im Vorfeld den verschiedensten Randbedingungen mithilfe der Zuverlässigkeitstechnik begegnet werden. Besonders komplexe Randbedingungen lassen sich beispielsweise durch eine hochgradige Integration von Elektrifizierung und Digitalisierung, verkürzte Entwicklungszyklen, verschärfter Kostendruck, sich per se verändernde Prioritäten aus Marktperspektive, wandelnde Materialauswahl und -komposition, leistungsoptimierte Belastungsszenarien, intensivierte Einsatzbedingungen und nicht zuletzt eine effiziente Ressourcennutzung innerhalb eines Produkts beschreiben - um nur einige zu nennen. Ein einfaches Beispiel verdeutlicht dies: Der komfortable sowie ausfallfreie Betrieb eines Fahr-

zeugs soll einerseits gegenüber verschiedensten Schadensursachen gewährleistet werden; andererseits hängt er maßgeblich vom Funktionserhalt einer inzwischen bis zu dreistelligen Anzahl an **Electronic Control Units (ECUs)** ab - während in der jüngeren Vergangenheit noch eine geringe bis mittlere zweistellige Anzahl mit nur begrenztem Funktionsumfang üblich war [3]. Oder aber der störungsfreie Betrieb digitaler Services im **Battery Electric Vehicle (BEV)** setzt bei Zentralisierung von **ECU**-Funktionen die stetige Funktionsfähigkeit der Traktionsbatterie voraus, durch deren chemische Alterung, verschiedenst beeinflusst, sich jedoch zeitgleich wiederum weitere Unsicherheiten aus verschiedenen Einflüssen eingliedern können. Ein damit betrachtetes System bildet somit ein vielfältig komplexeres Netzwerk aus teils wechselwirkenden oder direkten Eigenschaften, die zu einem Versagen führen könnten.

Damit kann festgehalten werden: Produktdesigns werden angesichts steigender Kundenanforderungen zunehmend raffinierter und im Sinne des Effizienzgedankens optimiert (z.B. durch mehr Sensorik, Rechenleistung und fortschrittliche Assistenzsysteme), gleichzeitig wird jedoch die Art und Weise eines möglichen Funktionsverlustes zunehmend komplexer. Somit rückt die Fähigkeit, Prognosen über die Lebensdauer und Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von mehreren Einflussgrößen treffen zu können, zunehmend in den unternehmerischen Fokus. Über die klassische Testplanung im Rahmen der Zuverlässigkeitstechnik hinaus erfordert dies also Methoden der statistischen Versuchsplanung bei gleichzeitiger Berücksichtigung *mehrerer* Einflussfaktoren auf die Lebensdauer. Methoden wie **ALT** und die Lebensdauermodebildung behalten dabei weiterhin ihre Relevanz und bilden einen unverzichtbaren Bestandteil einer fundierten Teststrategie.

1.2 Beitrag dieser Arbeit

Ausgehend von der beschriebenen Problemstellung lässt sich der übergeordnete Beitrag dieser Arbeit wie folgt formulieren: Liegt ein komplexes technisches System vor und soll dieses hinsichtlich seiner Lebensdauer empirisch untersucht werden, um fundierte Prognosen über die Funktionalität im Betrieb treffen zu können, so müssen mehrdimensionale Lebensdaueruntersuchungen nach dem Prinzip des **DoE**

geplant werden. Neben der bloßen Implementierung von mehrdimensionale Tests für die Lebensdauererprobung berücksichtigt dieser Ansatz damit:

- eine effiziente Methodik zur gezielten Vorauswahl relevanter Faktoren aus der Gesamtheit potenzieller Systemparameter - mit dem Ziel, deren signifikanten Einfluss auf die Lebensdauer zu untersuchen;
- die Auswahl geeigneter Strategien und passender Testpläne zur statistisch abgesicherten Quantifizierung von Einflüssen auf die Lebensdauer, in Kombination mit konventionellen Zuverlässigkeitstests wie beispielsweise ALT;
- eine präzise Parameterschätzung zur mathematischen Beschreibung der Effekte auf Basis der als signifikant identifizierten Einflussgrößen;
- die Bilanzierung geeigneter Testpläne im Vergleich zu etablierten, in der Literatur bereits umfangreich diskutierten Versuchsplänen, insbesondere hinsichtlich potenzieller Abweichungen bei nicht-normalverteilten Daten.

1.3 Aufbau der Arbeit

Der allgemeine inhaltliche Aufbau der vorliegenden Arbeit kann Abb. 1 entnommen werden. So folgt auf die in diesem Abschnitt beschriebene Problemstellung sowie Ausführung über den generellen Beitrag der Arbeit weiter in Kapitel 2 der relevante Stand aus aktueller Forschung und Literatur. Kapitel 3 fasst schließlich den Forschungsbedarf zusammen und stellt das Ziel der Arbeit, aus der sich die relevanten Forschungsfragen ergeben, konkret heraus. Kapitel 4 beinhaltet die Vorstellung zu effizienten, qualitativen Screening-Methoden. Hier werden die herausgearbeiteten Vorschläge zu einer Auswahl an heuristischen Methoden für die Selektion der perspektivisch wenig relevanten Faktoren beschrieben, die für die Umsetzung in der experimentellen statistischen Datenerhebung für maßgeblich erachtet werden. Weiter werden in Kapitel 5 darauf die Rahmenbedingungen für die zur statistischen Versuchsplanung neu herausgearbeiteten Versuchsplankonfigurationen für effiziente Lebensdauertests abgeglichen und schließlich bewertet. Als Ergebnis sind neben neuen, effizienten Versuchsplänen auch die relevanten Merkmale beschrieben, die es bedarf, um Versuchspläne im Kontext von Lebensdauertests zu bewerten. Kapitel 6 .

1.3 Aufbau der Arbeit

Abschließend stellt Kapitel 7 eine Zusammenfassung über die methodische Herangehensweise und die erreichten Ergebnisse der Arbeit zusammen und ordnet diese für künftige Forschungsbestrebungen im Bereich der multivariaten Lebensdauer-Versuchsplanung ein.

2 Stand der Forschung und Technik

Dieses Kapitel stellt die für diese Arbeit erforderlichen technischen und methodischen Grundlagen bereit. Zunächst werde in Abschnitt 2.1 zentrale Begriffe und Konzepte der Zuverlässigkeitstechnik sowie das grundlegende statistische Verfahren zur Lebensdauer-Datenanalyse in Kombination mit Versuchsplänen erläutert. Darauf aufbauend folgen in Abschnitt 2.2 die Einführung und die Einordnung von DoE für Lebensdaueruntersuchungen sowie der multivariaten Lebensdauermodellierung aus dem Stand der Technik und der Wissenschaft, die beide für die Entwicklung effizienter Lebensdauerversuchspläne maßgeblich sind. Im Kontext der Lebensdauerprobung umfasst dies insbesondere typische, statistische Versuchspläne sowie Metriken und Indikatoren zur allgemeinen Bewertung der Versuchspläne.

2.1 Zuverlässigkeitstechnik und Wahrscheinlichkeitstheorie

Die Zuverlässigkeitstechnik befasst sich mit der probabilistischen Beschreibung der Lebensdauer technischer Produkte und Systeme sowie der strategischen und statistischen Planung von Lebensdauertests. Ziel ist die statistische Modellierung des Ausfallverhaltens unter Berücksichtigung der Funktionalität des Produkts bei relevanten Randbedingungen. Eine zentrale Aufgabe besteht somit in der statistischen Charakterisierung des Ausfallbegriffs mithilfe deskriptiver Statistik sowie in der Parametrisierung geeigneter Verteilungen zur Abbildung des Lebensdauerverhaltens. Die Modellierung kann - abhängig von den Randbedingungen - auf Basis einer *einzelnen* Belastungsgröße oder *mehrerer* Beanspruchungsparameter erfolgen, die gemeinsam den Produktausfall determinieren. Ein grundlegendes Verständnis des Umgangs mit zufallsverteilten Lebensdauerereignissen ist daher eine elementare Voraussetzung für die statistische Versuchsplanung im Rahmen der Zuverlässigkeitstechnik. Weiterführende Konzepte und vertiefte methodische Ansätze zur Zu-

verlässigkeitstechnik sowie zur statistischen Testplanung sind allen voran in der Standardliteratur von Bertsche und Dazer [1] dargelegt, an deren Vorgehensweise sich die nachfolgenden Ausführungen orientieren.

2.1.1 Begriffe und Definitionen

Der **Ausfall** eines technischen Produkts bezeichnet den Zeitpunkt innerhalb seiner Lebensdauer, zu dem die geforderte Funktionalität unter definierten Umgebungs- und Randbedingungen nicht mehr erfüllt ist - also das Lebensdauerende - engl. **End-of-Life (EoL)**. Als **Belastung** werden die von außen auf ein Produkt einwirkenden Einflussparameter - Kräfte und Momente im mechanischen Kontext - bezeichnet. *Einzelne* oder zeitgleich *mehrere* Einflussparameter induzieren infolge der Produktgestalt daraus **Beanspruchungen**: innere Kräfte, Momente und lokale Spannungen. Belastung und Beanspruchung sind die maßgeblichen Faktoren, welche die Lebensdauer determinieren. Die **Ausfallzeit**, welche diese Zustandsänderung zeitlich definiert, wird im Allgemeinen als kontinuierliche Zufallsvariable $\tau > 0$ aufgefasst. So ergibt sich die Wahrscheinlichkeit, dass ein Produkt im Zeitraum bis t einen Funktionsverlust erleidet, zu

$$F(t) = \Pr(\tau \leq t) = \int_0^t f(t) dt. \quad (2.1)$$

Diese Funktion beschreibt die **Ausfallwahrscheinlichkeit**. Sie definiert damit die Verteilungsfunktion - engl. **Cumulative Distribution Function (cdf)** - für stochastische **EoL**-Events, während die **Zuverlässigkeit**

$$R(t) = \Pr(\tau > t) = 1 - F(t) = \int_t^\infty f(t) dt, \quad t \geq 0. \quad (2.2)$$

komplementär diejenige Wahrscheinlichkeit $R(t) : \mathbb{R}_{\geq 0} \rightarrow [0,1] \subset \mathbb{R}$ quantifiziert, zu der das nicht reparierbare Produkt die realisierte Zeit t überlebt: also frei von Funktionsverlust bleibt und funktionsfähig ist [1, 4, 5]. Damit ist die Zuverlässigkeit mathematisch als reellwertige, monoton fallende und stetige Funktion definiert. Gleichwohl ist $R(t)$ keine universelle Eigenschaft, sondern vielmehr eine Funktion der Betriebsbedingungen. Diese Bedingungen umfassen unter anderem eine oder mehrere Belastungsarten und deren Niveaus, Nutzungsverhalten sowie spezifische

Betriebsprofile. Mechanische, elektrische und thermische Belastungen treten dabei am häufigsten auf [6]. Die **Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion** - engl. **Probability Density Function (pdf)** - $f(t)$ der Ausfallzeit beschreibt, wie sich die Wahrscheinlichkeiten der Ausfälle über der Zeit verteilen. Sie folgt somit der Ableitung der *cdf*:

$$f(t) = \frac{d}{dt} F(t) = \frac{d}{dt} \Pr(\tau \leq t), \quad t \geq 0. \quad (2.3)$$

Damit repräsentiert $f(t)$ die Ausfallintensität pro Zeiteinheit und ist proportional zur lokalen Änderungsrate der Ausfallwahrscheinlichkeit. Als vierte fundamentale Größe der Zuverlässigkeitsanalyse wird außerdem die **Ausfallrate** (auch Hazard-Funktion) $\lambda(t)$ eingeführt. Sie quantifiziert das momentane Ausfallrisiko eines Produkts zum Zeitpunkt t , bedingt dadurch, dass es bis zu diesem Zeitpunkt überlebt hat ($R(t) > 0$). Mathematisch ist sie als das Verhältnis der *pdf* zur Zuverlässigkeitsfunktion $R(t)$ definiert:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr(t < \tau \leq t + \Delta t | \tau > t)}{\Delta t} = \frac{1}{R(t)} \left[-\frac{dR(t)}{dt} \right] = \frac{f(t)}{R(t)}. \quad (2.4)$$

Die Ausfallrate $\lambda(t)$ ist von zentraler Bedeutung, da ihr zeitlicher Verlauf (z.B. konstant, steigend, fallend) direkte Rückschlüsse auf zugrundeliegende Ausfallmechanismen wie Frühausfälle, Zufallsausfälle oder Verschleiß (vgl. "Badewannenkurve") zulässt [1, 6, 7].

2.1.2 Deskriptive Statistik für Lebensdauerdaten

Die im vorherigen Abschnitt definierten Funktionen $F(t)$, $R(t)$, $f(t)$ und $\lambda(t)$ beschreiben das stochastische Ausfallverhalten eines Produktes auf einer theoretischen Populationsebene. Für die praktische Anwendung im Engineering müssen diese Funktionen, respektive die Parameter der ihnen zugrundeliegenden Verteilungsmodelle, auf Basis von empirisch ermittelten Lebensdauerdaten jedoch approximiert werden.

Die deskriptive Statistik stellt die notwendigen Methoden zur initialen Charakterisierung, Quantifizierung und Aufbereitung dieser Stichprobendaten bereit. Zur Beschreibung der Lebensdauerverteilungen sind **Lageparameter** und **Streuungs-**

maße notwendig, die zunächst theoretisch (für die Grundgesamtheit) definiert und anschließend aus der Stichprobe berechnet werden.

Der primäre Lageparameter ist der **Erwartungswert** μ der Zufallsvariable τ . Er repräsentiert den Schwerpunkt von $f(t)$ und wird für kontinuierliche Lebensdauerdaten berechnet als:

$$\mu = E[\tau] = \int_0^{\infty} t \cdot f(t) dt. \quad (2.5)$$

Ein weiterer Lageparameter ist das **Quantil** t_q der Lebensdauer. Es definiert den Zeitpunkt, zu dem $F(t)$ den Anteil q (respektive das **Perzentil** in Prozentpunkten) erreicht:

$$F(t_q) = q, \quad q \in [0, 1]. \quad (2.6)$$

Damit gibt das q - Quantil denjenigen Lebensdauerwert an, unterhalb dessen der Anteil q aller betrachteten Produkte ausgefallen ist. Ein spezieller Fall ist der **Median** $t_{0.5}$, bei dem die Ausfallwahrscheinlichkeit 50% beträgt:

$$F(t_{0.5}) = 0.5. \quad (2.7)$$

Der Median beschreibt somit den Zeitpunkt, zu dem die Hälfte aller Produkte ausgefallen ist. Damit teilt er die Fläche 1 unter der **pdf** in zwei gleich große Teilflächen [6, 8].

Das primäre Streuungsmaß ist die **theoretische Varianz** σ^2 , welche die mittlere quadratische Abweichung vom Erwartungswert beschreibt:

$$\sigma^2 = \text{Var}[\tau] = E[(\tau - \mu)^2] = \int_0^{\infty} (t - \mu)^2 \cdot f(t) dt. \quad (2.8)$$

Da μ und σ^2 als theoretische Parameter üblicherweise unbekannt sind, werden auch sie durch empirische Statistiken approximiert, die aus einer Stichprobe vom Umfang n (bestehend aus den Messwerten x_1, \dots, x_n) berechnet werden. Diese werden wiederum als Realisierungen der Zufallsvariable τ aufgefasst.

Das gängige empirische Äquivalent für den Erwartungswert μ ist der **arithmetische Mittelwert** \bar{x} :

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (2.9)$$

Analog wird die theoretische Varianz σ^2 durch die **empirische Varianz** s^2 (eine erwartungstreue Kenngröße) approximiert:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2. \quad (2.10)$$

Die **empirische Standardabweichung** $s = \sqrt{s^2}$ dient entsprechend als Näherung für die theoretische Standardabweichung $\sqrt{\sigma^2}$.

2.1.3 Parametrische Lebensdauermodele

Während die deskriptiven Statistiken \bar{x} und s^2 die zentrale Tendenz und die Streuung der vorliegenden Stichprobe quantifizieren, erlauben sie keine Extrapolation oder die Modellierung der zugrundeliegenden Funktionen $F(t)$ und $f(t)$ der Grundgesamtheit. Um eine prädiktive, mathematische Beschreibung des stochastischen Ausfallverhaltens zu erhalten, müssen die in Abschnitt 2.1.1 definierten Lebensdaueraufunktionen durch geeignete parametrische Verteilungsmodelle approximiert werden. Andernfalls können nur nichtparametrische Modellierungsansätze zur Schätzung der kumulierten Wahrscheinlichkeit in Überlebensfunktionen wie beispielsweise nach Kaplan und Meier [9] genutzt werden [5, 7]. Die Verteilungsmodelle hingegen bieten eine geschlossene mathematische Form für cdf und pdf und ermöglichen es, das komplexe Ausfallverhalten durch eine geringe Anzahl von Parametern zu charakterisieren.

Weibull-Verteilung

In der Zuverlässigkeitstechnik hat sich die **Weibull-Verteilung** aufgrund ihrer hohen Flexibilität als das am häufigsten verwendete Modell etabliert. Je nach zugrundeliegendem physikalischen Ausfallmechanismus finden jedoch auch andere statistische Verteilungen Anwendung, wie beispielsweise die **Lognormal-Verteilung** (häufig bei Ermüdungs-, Korrosions- oder Diffusionsprozessen), die **Exponential-Verteilung** (zur Modellierung von Zufallsausfällen ohne Alterungseffekte) oder die **Beta-Verteilung** (allgemein zur formenreichen Modellierung von R über dem festen Intervall $[0, 1]$). Für weitere Ausführungen dazu sei an dieser Stelle jedoch auf

bereits ausreichend diskutierte Aufbereitungen von Bertsche und Dazer [1], Birolini [4], Yang [6], Rigdon et al. [7] und Hedderich und Sachs [10] verwiesen.

Die (zweiparametrische) Weibull-Verteilung ist das Standardmodell zur Beschreibung der Lebensdauer von technischen Produkten ohne die Berücksichtigung eines möglichen dritten Parameters - der ausfallfreien Zeit t_0 . Sie wird durch den **Formparameter** $b > 0$ (Weibull-Modul) und die **charakteristische Lebensdauer** $T > 0$ (Skalenparameter), welche dem 63,2-ten Perzentil $t_{0,632}$ entspricht, beschrieben. Unabhängig von b gilt hier: $F(T) = 1 - e^{-1} \approx 63,2\%$. Folgt die Lebensdauer-Zufallsvariable τ dieser Verteilung, wird dies mathematisch als $\tau \sim W(T, b)$ notiert. Damit ist sie in der Lage, alle drei Phasen der "Badewannenkurve" (Frühhausfälle mit $b < 1$, Zufallsausfälle $b \approx 1$, Verschleißausfälle mit $b > 1$) durch die Wahl ihrer Parametrisierung abzubilden, vgl. Bertsche und Dazer [1].

Die Einheit des Skalenparameters T entspricht der Einheit des Messwertes (t in Stunden, Überrollungen, Kilometer, etc.). Die *pdf* der Weibull-Verteilung ist damit definiert als:

$$f(t) = \frac{b}{T^b} t^{b-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{T}\right)^b\right], \quad t > 0. \quad (2.11)$$

Die *cdf* ergibt sich durch Integration der *pdf* zu:

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{T}\right)^b\right], \quad t > 0. \quad (2.12)$$

Aus $f(t)$ und $R(t) = 1 - F(t)$ leitet sich die **Ausfallrate** $\lambda(t)$ der Weibull-Verteilung ab:

$$\lambda(t) = \frac{b}{T} \left(\frac{t}{T}\right)^{b-1}, \quad t > 0. \quad (2.13)$$

Der Erwartungswert μ (vgl. Gleichung (2.5)) und die Varianz σ^2 (vgl. Gleichung (2.8)) der Weibull-Verteilung lassen sich ebenfalls in geschlossener Form ausdrücken. Sie sind von der **Gamma-Funktion** $\Gamma(\cdot)$ abhängig, welche für $x > 0$ definiert ist als:

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty v^{x-1} \exp(-v) dv. \quad (2.14)$$

2.1 Zuverlässigkeitstechnik und Wahrscheinlichkeitstheorie

Der Erwartungswert μ der Weibull-verteilten Lebensdauer τ ergibt sich zu:

$$\mu = E[\tau] = T \cdot \Gamma \left(1 + \frac{1}{b} \right). \quad (2.15)$$

Die Varianz σ^2 ist gegeben durch:

$$\sigma^2 = \text{Var}[\tau] = T^2 \left[\Gamma \left(1 + \frac{2}{b} \right) - \Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{b} \right) \right]. \quad (2.16)$$

Die Ausprägung der erwähnten Flexibilität der Weibull-Verteilung ist durch Abbildung 2.1 nachvollziehbar. Ein Spezialfall tritt ein für $b = 1$, da sich in diesem Fall die Weibull-Verteilung zur Exponentialverteilung mit dem Ausfallraten-Parameter $\lambda = 1/T$ und dem Erwartungswert $\mu = T$ reduziert. Für $b = 3,6$ wird die Schiefe der *pdf* annähernd eliminiert, sodass sich die Weibull-Verteilung einer Normalverteilung annähert [11, 12].

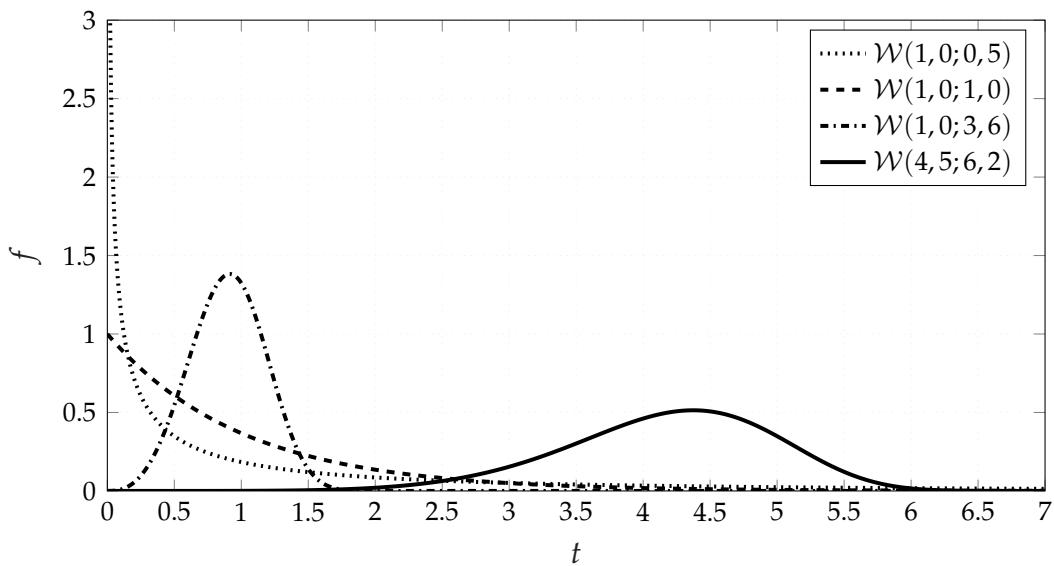


Abbildung 2.1: Weibull $f(t)$ für ausgewählte Werte von T und b .

2.1.4 Parameterschätzverfahren

Soll eine geschlossene mathematische Beschreibung des stochastischen Ausfallverhaltens eines Produktes gefunden werden, ist das im vorherigen Abschnitten 2.1.2

definierte parametrische Verteilungsmodell $\tau \sim \mathcal{W}(T, b)$ zu schätzen. Die Modellparameter der Grundgesamtheit sind in der praktischen Anwendung jedoch unbekannt. Die zentrale Problemstellung der **Parameterschätzung** besteht somit darin, aus der empirischen Stichprobe bestehend aus n Realisierungen t_1, \dots, t_n der Zufallsvariable τ statistisch fundierte Schätzwerte \hat{T} und \hat{b} zu gewinnen. Diese sind Voraussetzung, um das Lebensdauermodell (z.B. Gleichung (2.12)) zu quantifizieren und prädiktive Aussagen zu Quantilen oder der Zuverlässigkeit $R(t)$ zu ermöglichen. Eine wesentliche Komplikation hierbei sind jedoch das mögliche Auftreten von unvollständigen bzw. **zensierten** Daten sowie *multivariate* Abhängigkeiten der Belastungen zur Messgröße. Während für die Schätzung von Verteilungsparametern einfache Verfahren, wie die **Momentenmethode** oder die **Methode der kleinsten Fehlerquadrate** - engl. *Ordinary Least Squares (OLS)*, die beispielsweise bei der **Median-Rank-Regression-Methode (MMR)** im Wahrscheinlichkeitsnetz Anwendung findet, existieren, sind diese für die umfassende Analyse vielschichtiger Lebensdauerdaten in der Regel unzureichend und hier nur der Vollständigkeit wegen erwähnt - vgl. [1, 13]. Das universell anwendbare und robuste Verfahren, das Herausforderungen wie zensierte Daten und multivariate Modelle inhärent behandelt, ist die **Maximum-Likelihood-Estimation (MLE)** [5, 14].

Maximum-Likelihood-Estimation

Das Grundprinzip der **MLE** besteht darin, diejenigen Parameterwerte (z.B. \hat{T}, \hat{b}) als Schätzwerte auszuwählen, welche die Wahrscheinlichkeit (engl. Likelihood) maximieren, die empirisch beobachtete Stichprobe (bestehend aus unabhängigen Ausfällen und Zensierungen) zu erhalten. Mathematisch wird die Wahrscheinlichkeit der Realisierung von $\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_n)$ einer Stichprobe durch die **Likelihood-Funktion** \mathcal{L} bestimmt. Diese ist eine Funktion des unbekannten Parametervektors $\boldsymbol{\theta}$, der k zu schätzende Parameter enthält (z.B. $\boldsymbol{\theta} = (T, b)$ mit $k = 2$).

Für den vereinfachten Fall, dass die Stichprobe ausschließlich aus n exakten Ausfallereignissen (vollständige Daten) besteht, ist die Likelihood-Funktion \mathcal{L} das Produkt der einzelnen Wahrscheinlichkeitsdichten $f(\cdot)$:

$$\mathcal{L}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n f(t_i|\boldsymbol{\theta}). \quad (2.17)$$

Zur Vereinfachung der numerischen Berechnung wird in der Anwendung die **Log-Likelihood-Funktion** Λ verwendet. Durch die Logarithmierung wird das Produkt (Gleichung (2.17)) in eine äquivalente, leichter zu maximierende Summe überführt:

$$\Lambda := \ln(\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta})) = \sum_{i=1}^n \ln [f(t_i|\boldsymbol{\theta})]. \quad (2.18)$$

Wie zuvor dargelegt, ist dieser vereinfachte Ansatz für Lebensdauerdaten jedoch oft unzureichend, da er das Auftreten von zensierten Daten vernachlässigt. Für die praktische Anwendung existiert jedoch die entsprechende Erweiterung der Likelihood-Funktion um die Differenzierung etwaiger Testausgänge als *Durchläufer*. Dazu wird die Stichprobe als Paarung von t_i, δ_i für \mathbf{t} definiert, wobei t_i der beobachteten Zeit und δ_i einem Statusindikator ($\delta_i = 1$ für einen exakten Ausfall; $\delta_i = 0$ für eine Rechts-Zensierung) entspricht [5, 15]. \mathcal{L} für rechts-zensierte Lebensdauerdaten lautet somit:

$$\mathcal{L}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n \left[f(t_i|\boldsymbol{\theta})^{\delta_i} \cdot R(t_i|\boldsymbol{\theta})^{1-\delta_i} \right] \quad (2.19)$$

und definiert die Log-Likelihood Funktion als:

$$\Lambda := \ln(\mathcal{L}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta})) = \sum_{i=1}^n [\delta_i \cdot \ln f(t_i|\boldsymbol{\theta}) + (1 - \delta_i) \cdot \ln R(t_i|\boldsymbol{\theta})]. \quad (2.20)$$

Der Parametervektor $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, der den Wert von $\Lambda(\boldsymbol{\theta})$ maximiert, liefert die **MLE**-Werte. Die Schätzwerte repräsentieren die (asymptotisch) effizientesten Schätzwerte für die Parameter der Grundgesamtheit. Dies erfolgt mathematisch durch Nullsetzen k partieller Ableitungen von Λ , sofern mathematisch entsprechende Schätzwerte in geschlossener Form durch $\partial\Lambda/\partial\boldsymbol{\theta} \stackrel{!}{=} 0$ identifiziert werden können [11, 16]. Andernfalls werden numerische Optimierungsalgorithmen, vgl. Newton-Raphson-Verfahren, Patternsearch und vergleichbare, dafür herangezogen - siehe weiterführend [16, 17] sowie detaillierte Untersuchungen von Kremer und Bertsche [18]. An dieser Stelle sei erwähnt, dass systematische Verzerrungen (engl. **Bias**) in $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ aufgrund kleiner Stichprobenumfänge auftreten können [19] - jedoch auch korrigierbar sind, vgl. Arbeiten von Hirose [20] und Ross [21].

Die Qualität der Parameterschätzung beeinflusst daraus nicht nur die Prädiktionsgüte zur Schätzung der Lebensdauer oder Zuverlässigkeit - sie bedingt schließlich

auch die Effizienz des Schätzverfahrens. Wird im Sinne eines effizienten Verfahrens zur multivariaten Lebensdauermodellbildung eine Methodik gesucht, ist auch die Qualität der Parameterschätzung damit entscheidend. Vertrauensbereiche, oder engl. **Confidence Intervals (CIs)**, können eine Metrik für die Qualität der Modellierung einnehmen, da sie die Unsicherheit oder *Unschärfe* in der Prädiktion bemessen.

Die **MLE** liefert nicht nur die Punktschätzer $\hat{\theta}$, sondern auch die Quantifizierung von deren statistischer Unsicherheit (Präzision). Obwohl verschiedene Ansätze, wie die numerisch anspruchsvolleren Berechnungen nach Likelihood-Ratio-Methode, Bootstrap-Perzentil-Methode oder Monte-Carlo-Approximation existieren, ist das gängigste Verfahren zur Berechnung von **CIs** die Approximation mittels asymptotischer Normalverteilung der **MLE**-Schätzer $\hat{\theta}$ [1, 14]. Dies erfolgt über die **Fisher-Informationsmatrix** \mathbf{F}_O , welche die Information der Stichprobe über die Parameter θ gemäß Kremer und Bertsche [22] bezüglich des Rechenaufwands und resultierender Modellqualität vergleichsweise effizient quantifiziert. So wird diese Methodik auch in gängiger Applikationen als Standard angewandt, vgl. [6, 14, 16]. In der praktischen Anwendung wird die Fisher-Informationsmatrix auf Basis der resultierenden Schätzwerte $\hat{\theta} = \theta$ so als Schätzung zur Beobachtung nach \mathbf{F}_O verwendet [14, 23]. Diese ist definiert als die negative **Hesse-Matrix** \mathbf{H} der Log-Likelihood-Funktion, ausgewertet an der Stelle der **MLE**-Schätzwerte $\hat{\theta}$:

$$\mathbf{F}_O := -\mathbf{H}(\hat{\theta}) = - \left[\frac{\partial^2 \Lambda(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_l} \right]_{\theta=\hat{\theta}}. \quad (2.21)$$

Die Matrix \mathbf{H} entspricht der $(k \times k)$ -Matrix der k zweiten partiellen Ableitungen von Λ (vgl. Gl. (2.20)). Eine Invertierung $\hat{\mathbf{F}}_O^{-1}$ ergibt die geschätzte **Varianz-Kovarianz-Matrix** $\hat{\mathbf{V}}$:

$$\hat{\mathbf{V}} \approx \hat{\mathbf{F}}_O^{-1}. \quad (2.22)$$

Die Diagonalelemente dieser Matrix $\hat{\mathbf{V}}_{jj}$ entsprechen den Varianzen $\text{Var}(\hat{\theta}_j)$ der einzelnen Parameterschätzwerte [14]. Die Nicht-Diagonalelemente $\hat{\mathbf{V}}_{jl}$ (für $j \neq l$) repräsentieren die **Kovarianzen** $\text{Cov}(\hat{\theta}_j, \hat{\theta}_l)$ [6, 14]. Diese Kovarianzen sind von entscheidender Bedeutung, da sie die statistische Abhängigkeit zwischen den Schätzwerten (z.B. zwischen \hat{T} und \hat{b}) quantifizieren, welche für die Berechnung der **CIs** von abgeleiteten Funktionen wie $\hat{R}(t)$ erforderlich sind [5]. Basierend auf der An-

nahme der asymptotischen Normalität der Schätzer wird ein zweiseitiges $(1 - \alpha)$ -CI für einen einzelnen Parameter $\hat{\theta}_j$ direkt aus dessen Varianz approximiert durch:

$$[\theta_{j,u}, \theta_{j,o}] = \hat{\theta}_j \pm z_{1-\alpha/2} \cdot \sqrt{\hat{V}_{jj}}, \quad (2.23)$$

wobei $z_{1-\alpha/2}$ dem $(1 - \alpha/2)$ -Quantil der Standardnormalverteilung entspricht. Da Lebensdauerparameter (z.B. T, b) oft auf $\mathbb{R}_{>0}$ beschränkt sind, werden CIs robust über eine Log-Transformation der Parameter berechnet, um physikalisch unmögliche (negative) Intervallgrenzen zu vermeiden [5, 6, 14]:

$$[\theta_{j,u}, \theta_{j,o}] = \hat{\theta}_j \exp \left(\pm z_{1-\alpha/2} \cdot \frac{\sqrt{\hat{V}_{jj}}}{\hat{\theta}_j} \right). \quad (2.24)$$

Die Berechnung dieser CIs für Schätzwerte $\hat{g}(\hat{\theta})$ zu Größen wie $\hat{R}(t)$ oder \hat{t}_q erfolgt mittels **Delta-Methode** [5, 14]. Dieses auf einer Taylor-Reihenentwicklung basierende Verfahren (Gauß'sche Fehlerfortpflanzung) approximiert die Varianz der Funktion $\hat{g} = g(\hat{\theta})$ unter Einbeziehung der gesamten Varianz-Kovarianz-Matrix. Dazu wird der **Gradientenvektor** \mathbf{g}' der Funktion g (z.B. $g = R(t)$) bezüglich des k -dimensionalen Parametervektors θ gebildet:

$$\mathbf{g}' := \left[\frac{\partial g(\theta)}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial g(\theta)}{\partial \theta_k} \right]_{\theta=\hat{\theta}}^T. \quad (2.25)$$

Die approximierte Varianz $\text{Var}(\hat{g})$ der Funktion ergibt sich dann aus:

$$\text{Var}(\hat{g}) \approx \mathbf{g}'^T \hat{V} \mathbf{g}'. \quad (2.26)$$

Das Vertrauensintervall für die Funktion \hat{g} wird anschließend unter Verwendung dieser Varianz (bzw. des Standardfehlers $\sqrt{\text{Var}(\hat{g})}$) analog zu Gleichung (2.23) berechnet [6, 14, 24]:

$$[g_u, g_o] = \hat{g} \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{\text{Var}(\hat{g})}. \quad (2.27)$$

Sollen auch hier nur positive Werte für g berücksichtigt werden, kann eine Logarithmierung in der Berechnung der Vertrauensbereiche analog zu Gl. 2.24 erfolgen [6].

2.2 Statistische Versuchsplanung und Modellbildung

Multivariate Lebensdauertests erfordern definitionsgemäß die Betrachtung mehrerer $k \geq 2$ Einflussfaktoren als Versuchspараметer. Dementsprechend entscheidend ist das Verständnis der wesentlichen Grundlagen im Umgang mit statistischer Versuchsplanung (**DoE**) für Lebensdauerdaten - auch unter dem Begriff **Lifetime Design of Experiments (L-DoE)** zusammengefasst - sowie der darauffolgenden Lebensdauermodellbildung. Während detaillierte Übersichten zur Historie von **DoE** von anfänglichen einschlägigen Beschreibungen durch Fisher [25], außerdem maßgebliche Weiterentwicklungen durch Box et al. [26] oder evolutionäre Schritte durch Taguchi [27] ausgiebig in Werken von Rigdon et al. [7], Kleppmann [28] und Montgomery [29] beschrieben sind, wird im Folgenden auf die wesentlichen Inhalte für die Forschungsschwerpunkte eingegangen.

Der primäre Anspruch von **DoE** besteht in der effizienten Planung empirischer Datenerhebungen, um Zielgrößen in Abhängigkeit erklärender Variablen zunächst robust zu modellieren und schließlich zu optimieren. Dieses Paradigma lässt sich auch unter der Begrifflichkeit **Design for Reliability (DfR)** unmittelbar wiedererkennen und so auf die Analyse von Lebensdauer und Zuverlässigkeit übertragen [6, 30]. Da das lokale oder globale Optimum der Lebensdauer- bzw. Zuverlässigkeitsfunktion eines Produktes a priori meist unbekannt ist, erfordert dessen Identifikation eine systematische Exploration des Parameterraumes. Eine besondere Herausforderung stellt hierbei zusätzlich die Integration von **ALT** dar: Die Diskrepanz zwischen dem hochbelasteten Testraum (engl. **Design Space**) und dem regulären **Prädiktionsraum** (engl. **Use Space** oder **Field Space**) kann eine **Extrapolation** erforderlich machen, welche die Anforderungen an die Daten- und somit auch an die Designqualität deutlich verschärft. Das Unwissen zur tatsächlichen Lage optimaler Antwortwerte und die Möglichkeit, per se einen systematischen Offset zwischen Design- und Field-Space durch **ALT** vorzufinden, stellen Teststrategien nach Best-Guess Ansätzen nachteilig. Hier wird in der industriellen Praxis häufig fälschlicherweise ein **One Factor At Time (OFAT)**-Testing Ansatz gewählt - unabhängig, ob vom Vorhandensein von Lebensdauer- oder anderen Daten, welcher schlichtweg die Wahrscheinlichkeit, Optimalstellen im Parameterraum systematisch zu treffen, senkt und somit gegenüber **L-DoE** nachteilig ist, vgl. [29, 31]. Da nun die geometrische Struktur eines Versuchsplans die erreichbare Modellierungsqualität deterministisch begrenzt, ist

eine präzise Bewertung der Plangüte anhand genau dieser Eigenschaft im Vorfeld unerlässlich. Hierfür können objektive **Performance-Indikatoren** sowie mathematische **Optimalitätskriterien** dienen, vgl. [29, 32]. Ergänzend zu rationalen Metriken wie der statistischen **Trennschärfe** (engl. **Power**) und dem Schätzergebnis einer **Koeffizienten**- bzw. Parameterschätzung sind diese Größen damit bestimmd für effiziente multivariate Lebensdauertests.

Vor diesem Hintergrund fokussiert sich dieser Abschnitt auf eine gezielte Auswahl an Grundbegriffen und Metriken für multivariate Testpläne im Kontext von **L-DoE** sowie auf eine Übersicht der für Lebensdauertests geeigneten Versuchspläne, bevor abschließend die statistische Modellbildung beleuchtet wird.

Für eine grundsätzlichere Auseinandersetzung mit konventionellen Methoden und Werkzeugen von **DoE** sei, mit Blick auf den Fokus der vorliegenden Arbeit, hingegen auf die einschlägige Literatur von Kleppmann [28], Siebertz et al. [31], Hinkelmann [33] sowie vornehmlich Montgomery [29] und Myers et al. [34] verwiesen. Diese Werke behandeln intensiv die Inhalte grundsätzlicher statistischer Versuchsplanung, welche um Perspektiven zu **L-DoE** bereits durch am **Institut für Maschinenelemente (IMA)** entstandene Dissertationen von Dazer [35], Herzig [36], Grundler [37] und maßgeblich durch Kremer [38] fortschreitend ergänzt wurden. Konsequenterweise werden Hintergründe zum Umgang mit normalverteilten Daten oder Abweichungen davon im Rahmen des **DoE**, die Diskussion zu einschlägigen Vor- und Nachteilen auch unter Abgrenzung zu Alternativen wie **OFAT**, die Regressionsmodellierung auf Basis der **Varianzanalyse**, engl. **Analysis of Variance (ANOVA)**, konventionelle Hypothesentests sowie fundamentale Ausführungen zu **ALT** in den nachfolgenden Ausführungen nicht explizit betrachtet, sondern als bekannt vorausgesetzt.

2.2.1 Grundlagen zur statistischen Versuchsplanung

Die Anwendung von **DoE** versteht sich grundsätzlich als Verfahrenskette [29, 39] entlang mehrerer Prozessschritte, die beginnend von einer spezifischen Aufgabendefinition in einer statistisch abgesicherten Testentscheidung und Datenmodellierung mündet, vgl. Abbildung 2.2. Das erklärte Ziel ist es, den kausalen Zusammenhang zwischen Einflussfaktoren und Systemantwort funktional abzubilden. Darin abgebildete Einflussfaktoren sollen also per se **statistisch signifikant** und somit relevant

-
- ① Definition des Untersuchungsziels
 - ② Identifizierung von Einflussparametern und Systemantwort
 - ③ Auswahl von Faktoren, Stufen und Parameterbereich
 - ④ Auswahl des Versuchsplans
 - ⑤ Durchführung der Versuchsreihe gemäß Versuchsplan
 - ⑥ Statistische Datenanalyse
 - ⑦ Schlussfolgerungen und Empfehlungen/Optimierung

Abbildung 2.2: DoE Steps gemäß [39]

für das Systemverhalten sein. So kann beispielsweise die zufallsverteilte Lebensdauer τ in Abhängigkeit von $k \geq 2$ technischen Beanspruchungen zunächst empirisch untersucht und anschließend modelliert sowie optimiert werden (*Schritt 1* in Abbildung 2.2).

Im Zentrum der Betrachtung steht damit generell ein technisches **System**, welches abstrakt als Produkt oder Prozess verstanden wird und den Zustand der Ausgangsgröße in Abhängigkeit der definiert. Die zu untersuchende oder zu optimierende Ausgangsgröße wird als **Systemantwort** y (engl. Response) bezeichnet. Die gezielt kontrollierbaren und variierten Eingangsgrößen sind **Faktoren** (**Steuergrößen**), während nicht kontrollierbare oder unbekannte Einflüsse als **Störgrößen** (engl. Noise) klassifiziert werden (*Schritt 2*, vgl. [28]). Eine visuelle Aufstellung des genannten Zusammenspiels der Parameter kann dem Parameterdiagramm, kurz **P-Diagramm**, in Abbildung 2.3 entnommen werden [29]. Um das Systemverhalten zu charakterisieren, werden die Faktoren als kategoriale oder kontinuierliche Parameter im Versuch auf diskreten Werten, den sogenannten **Faktorstufen** (engl. Level), variiert (*Schritt 3*). Dies erfolgt in aller Regel in kodierter Darstellung, so entsprechen gemäß der gängigsten Konvention die Stufe -1 der niedrigen und +1 der hohen Einstellstufe. Die planerische Kombination verschiedener Faktorstufen äußert sich in spezifischen **Versuchspunkten** innerhalb des Parameterraums und entspricht der Versuchspläne-Matrix [28, 31]. Der **Versuchsraum** (engl. Design Space) wird hierbei durch die Gesamtheit der technisch realisierbaren und im Versuch einstellbaren Parameterkombinationen aufgespannt. Die Auswahl geeigneter statistischer Versuchspläne (*Schritt 4*) für die Durchführung (*Schritt 5*) wird in Abschnitt 2.2.2 detailliert behandelt.

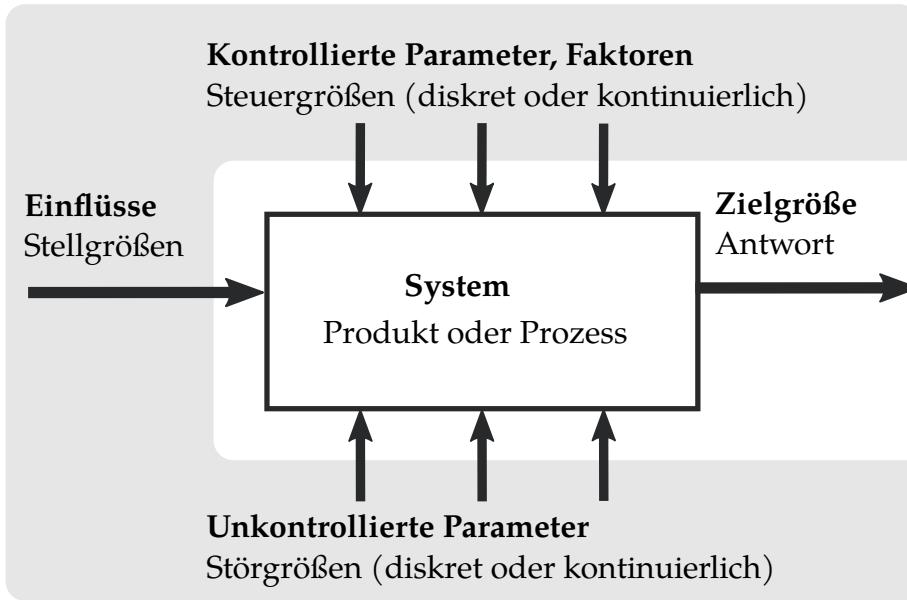


Abbildung 2.3: Parameter-Diagramm (P-Diagramm)

Die aus der Variation resultierende Änderung der Systemantwort quantifiziert den Einfluss des Faktors, der statistisch als **Effekt E** bezeichnet wird und den Mittelwertunterschiede zweier Faktorstufen beschreibt (*Schritte 6-7*). Mittels **Kontrastmethode** wird also die Änderung der Systemantwort über alle durchgeführten Versuche mit jeweiligen Faktorsrufen registriert:

$$E = \frac{1}{n|_{+1}} \sum y|_{+1} - \frac{1}{n|_{-1}} \sum y|_{-1} \quad (2.28)$$

So können mittels **DoE** strukturiert, effizient und verbindlich Informationen gewonnen werden, die über die direkten Effekte hinausgehen und differenziert Aufschluss über **Haupteffekte** sowie etwaige **Wechselwirkungen** der Faktoren auf die Antwort des Systems geben - vergleiche Abb. 2.4 sowie Kleppmann [28], Montgomery [29], Siebertz et al. [31] und Kremer [38]. Abbildung 2.4 visualisiert derartige Effekte. So gibt die Darstellung eines Haupteffekts in Abhängigkeit des Vorzeichens und der Steigung (**positiver** oder **negativer** Haupteffekt) sozusagen die Einflussstärke und -richtung wieder, während bei Wechselwirkung der Effekt in Abhängigkeit der Einstellung eines **Co-Faktors** dargestellt wird. Diese Zusammenhänge können mathematisch positiv oder negativ beschrieben sowie durch Polynomfunktionen höherer Ordnung approximiert werden, um zusätzlich beispielsweise **quadratische Effekte**

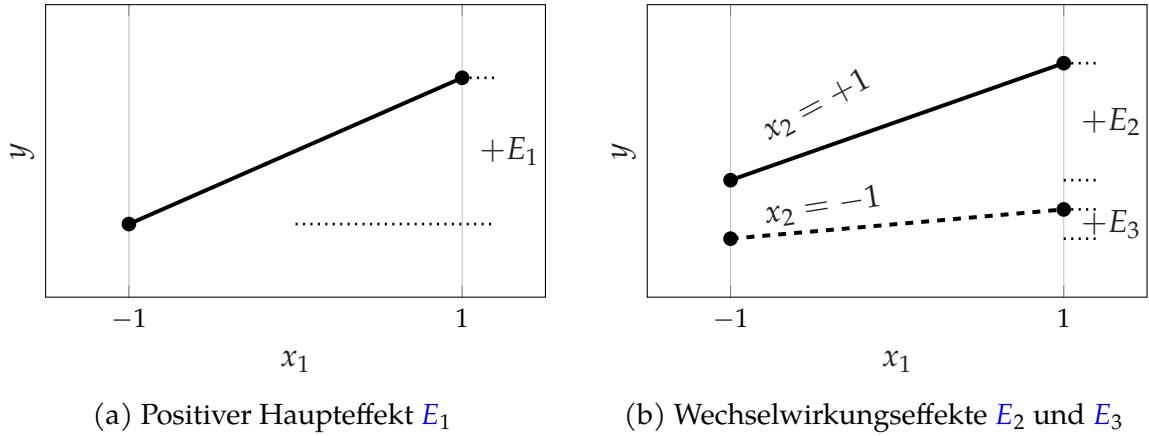


Abbildung 2.4: Schematische Darstellung der Effekte: (a) positiver Haupteffekt von Faktor x_1 , (b) Wechselwirkungseffekte zwischen x_1 und x_2 .

oder **Mehrfachwechselwirkungen** abzubilden. In einem einfachen Fall wird für die lineare Beschreibung des Einflusses von Faktoren auf eine Antwortvariable ein durchschnittlicher Effekt durch eine Regressionskonstante β_0 sowie Haupteffekte durch die Regressionskoeffizienten β_i zu einem Regressionsmodell erster Ordnung geschätzt. Falls relevant, erfolgt die Ergänzung um die jeweilige Wechselwirkung und einen Fehlerterm ϵ als Zufallsvariable für Abweichungen durch Mess- und Streufehler [7, 29, 34]. Beispielhaft $k = 2$ Faktoren resultiert daraus:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \epsilon. \quad (2.29)$$

Ein Modell zweiter Ordnung enthält zudem quadratische Terme, welche üblicherweise in Optimierungsaufgaben relevant werden - so auch in der Lebensdauer- und Zuverlässigkeitssanalyse:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \epsilon. \quad (2.30)$$

Sollen zunächst perspektivisch relevante Faktoren für eine versuchstechnische Untersuchung identifiziert werden, kann ein **Parameter-Screening** durchgeführt werden. Dessen Durchführung kann sowohl heuristisch als auch versuchstechnisch erfolgen.

Parameter-Screening

Angesichts der potenziell hohen Komplexität durch Wechselwirkungen und Nichtlinearitäten sind die in Abbildung 2.2 beschriebenen *Schritte* 2-3 als propädeutische Arbeiten für ein effizientes Testdesign zu interpretieren. Methodisch lassen sich diese unter dem Terminus **Screening** subsumieren. Screening-Schritte sind zwischen der Definition des Untersuchungsziels und der Durchführung der physischen Screening-Experimente angeordnet (vgl. *Schritt* 3 in Abbildung 2.2 sowie Abschnitt 2.2.2). Daraus folgend dienen Screening-Methoden und -Versuchspläne dem Ziel, Informationsverluste bei einer minimalen Anzahl an Versuchsläufen zu begrenzen und die vitalen (*Steuergrößen*) von den trivialen (*Störgrößen*) Faktoren zu separieren.

Im Hinblick auf die Realisierung eines unter Zeit- und Kostenrestriktionen hochgradig effizienten **DoE** ist die effiziente Ausgestaltung der Screening-Strategie selbst schon von primärem Interesse. In traditionellen **DoE**-Ansätzen impliziert dies den Einsatz von **Kreativmethoden**, wie sie Standardliteratur von Montgomery [29] aufführen oder exemplarisch durch Kremer [38] und Gundlach [40] zusammengefasst werden. Hierbei ist ein Rückgriff auf Ergebnisse aus Experimenten, die explizit für das Forschungsziel ausgelegt wären, in dieser Phase unter Umständen noch nicht möglich. Es gilt damit zunächst, qualitativ eine rein rational erlesene Sammlung an potenziellen Einflussparametern zu erstellen, um diese dann anhand ihrer geschätzten Einflüsse auf die Systemantwort zu priorisieren. Ansätze aus der Kreativmethodik können dazu genutzt werden und fundieren auf der technischen **Systemanalyse**, die sowohl mit als auch ohne spezifisches Vorwissen über das System erfolgen kann [1]. Hilfsmittel zur Priorisierung einer hier erstellten Parametersammlung können beispielsweise Entscheidungsfindungsprotokolle, wie die **Design-Structure-Matrix (DSM)**, und Methoden aus dem Komplexitätsmanagement, z.B. **Ishikawa-Diagramm**, sein - siehe hierzu auch weiterführende Werke von Mayers [41], Pahl et al. [42], Wu und Hamada [30] und Daenzer und Haberfellner [43] sowie Lindemann et al. [44]. Das Screening liefert somit eine rational festgestellte Auswahl an möglichst wenigen Einflussparametern, die mutmaßlich den entscheidenden Anteil an statistisch begründeter Manipulation der Systemantwort tragen und sich daher für eine Untersuchung in Versuchsplänen qualifizieren. Entsprechend ist daraufhin ein geeigneter Versuchsplan für die physischen Datenerhebungen zu wählen.

2.2.2 Statistische Versuchsplanung zur Lebensdauererprobung

Standardprotokolle aus dem DoE wie der 2^k voll-faktorielle Versuchsplan eignen sich grundsätzlich auch für Lebensdaueruntersuchungen, da sich hier analog zu vergleichbar statistisch verteilten Datenlage Effekte stets als (Mittelwert-) Unterschiede in der Beobachtung der Systemantwort aus dem Vergleich zweier Einstellstufen eines oder mehrerer Faktoren ergeben [28].

2^k Faktorielle Versuchspläne

Demzufolge kann auch ein Lebensdauer-beeinflussendes Parameterset - beispielhaft (x_1, x_2) - voll-faktoriell auf zwei Stufen variiert und vollständig kombiniert werden, vgl. Abbildung 2.5. Ein derartiges Setup erlaubt es, die perspektivische Differenz

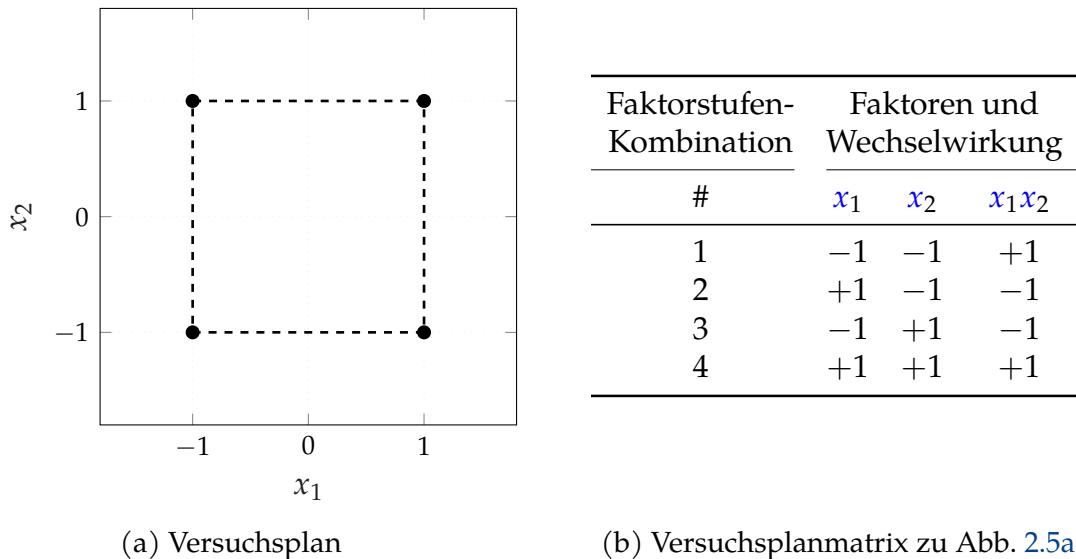


Abbildung 2.5: Standard voll-faktorieller Versuchsplan

erreichbarer EoL-Werte durch tiefe und hohe Beanspruchungswerte der Faktoren zu beobachten [5, 6]. Der voll-faktorielle Versuchsplan bildet somit den Standard-Versuchsplan im DoE und fordert bei einmaliger Durchführung (**Replikation $r = 1$**)

$$n = 2^k \quad (2.31)$$

Versuche. Dieser Stichprobenumfang stellt sicher, dass das resultierende Gleichungssystem **gesättigt** ist: Mit n Versuchen lassen sich $n - 1$ Effekte für Hauptfaktoren und

Wechselwirkungen eindeutig bestimmen. Von entscheidender Bedeutung für die Aussagekraft des Versuchsplans ist die Wahl der Faktorstufen (vgl. Abbildung 2.6). Die Differenz der gewählten Level muss bereits im Vorfeld definiert werden, sodass signifikante Effekte sicher detektiert werden („**Signal-to-Noise**“), wobei gleichzeitig zu geringe Abstände (Rauschen) sowie zu große Intervalle (Gefahr unerkannter Nichtlinearitäten) zu vermeiden sind - vgl. Abbildung 2.6 sowie Kleppmann [28], Wu und Hamada [30] und Siebertz et al. [31]. Auf Basis eines solchen zweistufigen

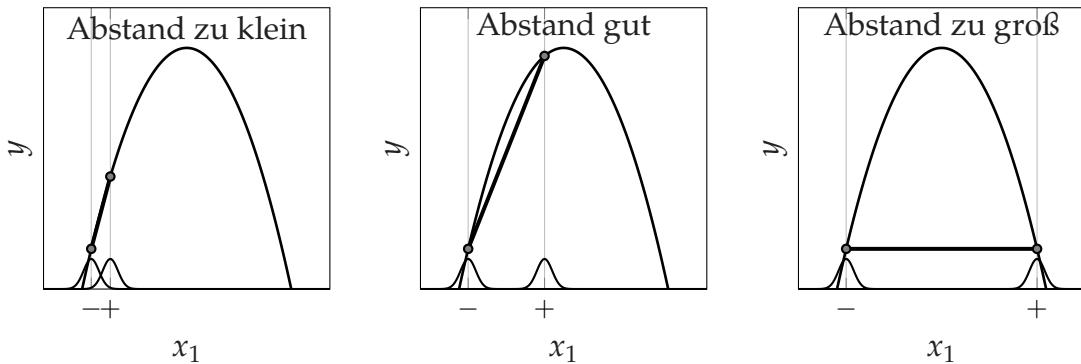


Abbildung 2.6: Einfluss der Schrittweite auf die Approximation des Effekts E

Setups lässt sich der Zusammenhang zwischen Einflussgrößen und Lebensdauer interpolieren und in einem linearen Modell abbilden, welches zudem die Schätzung von Wechselwirkungen erlaubt. Werden davon abweichende Modellterme zur Abbildung der Systemantwort erwartet, berücksichtigen alternative Versuchspläne typischerweise drei bis fünf Faktorstufen. Der voll-faktorielle Versuchsplan nimmt dabei eine entscheidende Schlüsselrolle in der strategischen Modellbildung ein - insbesondere im Hinblick auf Lebensdauerdaten und Zuverlässigkeitstechnik. Darin aufgeführte Versuchspunkte können auf Basis der Struktur ihrer Zuordnung üblicherweise ideal aus Voruntersuchungen übernommen oder durch weiterführende Untersuchungen nachfolgend erweitert werden. Ausgehend vom qualitativen Parameter-Screening (vgl. Abschnitt 2.2.1) ist ohne initiale Experimente oft unklar, welche Faktoren die Antwortvariable, also beispielsweise die Lebensdauer eines Systems, nun tatsächlich signifikant beeinflussen. Folglich ist es essenziell, diese Fragestellung vor der eigentlichen Versuchsplanumsetzung effizient zu klären.

2^{k-p} Fraktionell Faktorielle Versuchspläne

Sind nach Anwendung der Kreativmethoden (qualitatives Screening) weiterhin so viele Einflussfaktoren als relevant eingestuft, dass ein voll-faktorieller Ansatz gemäß Gleichung 2.31 zu einem wirtschaftlich nicht vertretbaren Versuchsumfang führen würde, muss die Strategie hin zu physikalischen Screening-Tests verschärft werden. Dies empfiehlt sich insbesondere für Systeme mit $k > 5$ Faktoren, um die experimentelle Effizienz zu gewährleisten. Zur Veranschaulichung der Notwendigkeit: Bereits eine einzelne Replikation eines voll-faktoriellen Experiments mit $k = 8$ Faktoren würde $2^8 = 256$ Versuchsdurchläufe erfordern, was in der Lebensdauererprobung meist illusorisch ist.

Für derartige Selektionsaufgaben eignen sich daher **Screening-Versuchspläne**, wie der **teil-faktorielle Versuchsplan** (Fractional Factorial Design) oder alternativ der **Plackett-Burman-Plan** [28, 29, 31]. Bei diesem Ansatz wird lediglich eine selektive Teilmenge (Fraktion) der voll-faktoriellen Versuchsagenda umgesetzt, um mit minimalem Informationsverlust die für den Anwendungsfall signifikanten Effekte zu beschreiben. Mathematisch wird die Anzahl der Versuche dabei auf

$$n = 2^{k-p} \quad (2.32)$$

reduziert, wobei p den Grad der Fraktionierung (die Anzahl der Generatoren) angibt. Die Validität dieses Vorgehens stützt sich auf zwei fundamentale empirische Postulate [7, 13]:

- Die **Effekthierarchie** besagt, dass Effekte niedrigerer Ordnung – primär Haupteffekte – in der Regel eine größere Amplitude aufweisen und mit höherer Wahrscheinlichkeit signifikant sind als Effekte höherer Ordnung.
- Die **Effektvererbung** impliziert, dass das Auftreten signifikanter Wechselwirkungen oder quadratischer Terme strukturell an die Signifikanz ihrer korrespondierenden Haupteffekte gekoppelt ist.

Eine direkte Konsequenz dieser Reduktion („Der Preis der Einsparung“) ist jedoch, dass sich in teil-faktoriellen Versuchsplänen bestimmte Effekte nicht mehr isoliert betrachten lassen (vgl. Abbildung 2.5a für den Fall einer Fraktionierung). So sind beispielsweise Haupteffekte unter Umständen nicht mehr zweifelsfrei von Wechsel-

wirkungen höherer Ordnung zu unterscheiden. Da sich diese Effekte statistisch überlagern, spricht man von einer **Vermengung** (engl. **Aliasing**). Die Schwere dieser Vermengung wird dabei über die **Auflösung** (engl. Resolution) des Versuchsplans klassifiziert (z. B. Auflösung III, IV oder V). Wird dieser Informationsverlust jedoch bewusst in Kauf genommen und ingenieurwissenschaftlich bewertet, ermöglicht dies eine signifikante Reduktion des Versuchsumfangs, um effizient die dominanten Faktoren aus der initialen Parametermenge zu isolieren. Diese Vorgehensweise ist von hoher Relevanz, da Lebensdauertests – ob als beschleunigte Prüfung mittels **ALT** oder unter Feldbedingungen – durch die inhärente Zeitabhängigkeit der Systemantwort erhebliche Kapazitäten binden und Ergebnisse nicht ad hoc verfügbar sind. Im Sinne einer ressourceneffizienten Gesamtstrategie sollten die Screening-Versuche daher idealerweise so konzipiert sein, dass sie nahtlos in einen nachfolgenden, höher aufgelösten Versuchsplan integriert (**augmentiert**) werden können.

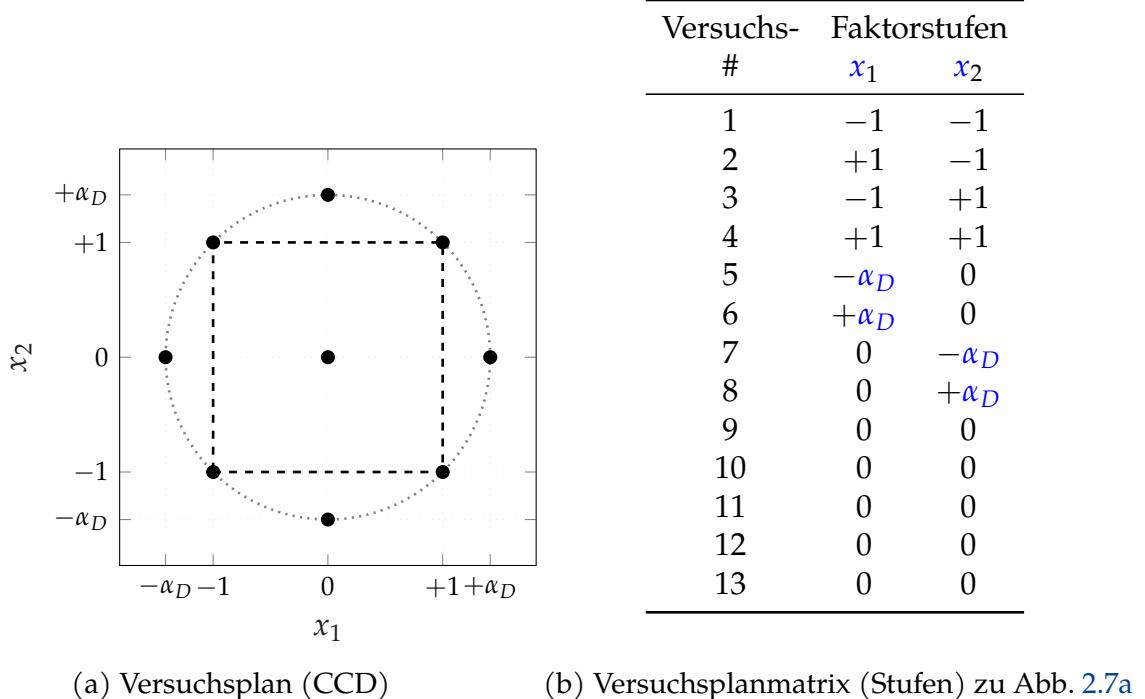
Wirkungsflächenversuchspläne

Die bisher diskutierten Versuchspläne beschränken sich auf die Untersuchung von Faktoren auf jeweils zwei Stufen (± 1). Dies ermöglicht zwar eine effiziente Darstellung linearer Beziehungen und Interaktionen, jedoch ist die Modellierung komplexerer, nicht-linearer Effekte aufgrund fehlender Stützstellen im Versuchsraum damit physikalisch nicht möglich. Perspektivisch ist daher entscheidend, wie die bestehende Datenbasis weitergenutzt und augmentiert werden kann, falls die Systemantwort signifikante **Krümmungen** (engl. **Curvature**) aufweist und die quantitativen Beziehungen zwischen Faktoren und Zielgröße für eine Optimierung detaillierter beschrieben werden müssen.

Die **Response Surface Methodology (RSM)** behandelt als Teildisziplin des **DoE** derartige Herangehensweisen und bietet hierfür spezielle **Wirkungsflächenversuchspläne** - engl. **Response Surface Designs (RSDs)** - an. Der erste Schritt zur Detektion von Nichtlinearitäten besteht in der Integration von n_C sogenannten **Zentralpunkten**, engl. **Center Points (CPs)**, in den faktoriellen Basisplan. Hierbei werden alle Faktoren auf die kodierte Stufe 0 (die Mitte des Versuchsraums) gesetzt. Weicht der Mittelwert der Systemantwort in den Zentralpunkten signifikant vom Mittelwert über die faktoriellen Eckpunkte ab, deutet dies auf eine Krümmung der Antwortfläche hin [29].

Um diese quadratischen Zusammenhänge explizit zu bestimmen, gilt der **Zentral-Zusammengesetzte-Versuchsplan**, engl. **Central Composite Design (CCD)**, als etablierter Standard. Ein **CCD** entsteht durch die Augmentierung des ursprünglichen voll- (oder teil-)faktoriellen Plans (den n_F Eckpunkten), vgl. Abbildung 2.7, um:

- eine definierte Anzahl n_C an wiederholten Zentralpunkten (üblicherweise $3 \leq n_C \leq 5$ zur Abschätzung des reinen Fehlers) sowie
- $n_S = 2 \cdot k$ zusätzliche **Sternpunkte** (engl. **Axial Points** oder **Star Points**), die auf den Achsen des Koordinatensystems im Abstand $\pm \alpha_D$ vom Zentrum liegen.



(a) Versuchsplan (CCD)

(b) Versuchsplanmatrix (Stufen) zu Abb. 2.7a

Abbildung 2.7: Zentral zusammengesetzter Versuchsplan (CCD) mit $k = 2$

Während die Zentralpunkte das Vorhandensein quadratischer Effekte validieren, ermöglichen die Sternpunkte deren Wertbestimmung. Die Wahl des Abstands α_D wird primär durch die Geometrie des interessierenden Versuchsraums (**Region of Interest**) diktiert. Betrachtet man diesen Raum als Kugel (**sphärisch**), ist die **Drehbarkeit** (engl. **Rotatability**) ein wesentliches Qualitätsmerkmal. Sie stellt sicher,

dass die Varianz der Vorhersage nur vom Abstand zum Zentrum abhängt und invariant gegenüber einer Rotation des Koordinatensystems ist. Um diese Eigenschaft zu gewährleisten, berechnet sich der Abstand α_D in Abhängigkeit der faktoriellen Versuchspunkte n_F zu [29, 45]:

$$\alpha_D = (n_F)^{1/4}. \quad (2.33)$$

Alternativ kann für sphärische Räume auch $\alpha_D = \sqrt{k}$ gewählt werden (**Sphärisches CCD**), wodurch alle Versuchs- und Sternpunkte auf einer Kugeloberfläche liegen [34]. Ist der Versuchsräum hingegen durch harte physikalische Grenzen (z.B. maximale Temperatur) kubisch beschränkt, bietet sich der **flächenzentrierte CCD (Face Centered CCD)** an. Hierbei wird $\alpha_D = 1$ gesetzt, sodass die Sternpunkte direkt auf den Flächenmittnen des Würfels liegen. Dies vereinfacht die Durchführung, da nur drei Faktorstufen ($-1, 0, +1$) benötigt werden, opfert jedoch die Eigenschaft der Rotierbarkeit. Eine effiziente Alternative zum CCD stellt das **Box-Behnken-Design** dar [46]. Dieses Design kombiniert 2^k -Faktorielle mit unvollständigen Blockplänen und platziert Versuchspunkte auf den Kantenmittten des Versuchsräums, vermeidet jedoch die extremen faktoriellen Versuchspunkte. Dies kann vorteilhaft für Lebensdauertests sein, bei denen extreme Ecken oft zu verfrühten Ausfällen führen können. Zudem ist es bei korrekter Wahl der Zentralpunkte alias-optimal gegenüber kubischen Modellen [47]. Stoßen Standard-Designs (CCD, Box-Behnken) aufgrund von Restriktionen im Versuchsräum (**Constraints**), nicht-standardmäßigen Modellierungszielen oder ungewöhnlichen Stichprobenumfängen an ihre Grenzen, empfiehlt sich der Einsatz von **Optimalen Versuchsplänen**. Diese computergenerierten Designs minimieren algorithmisch die durchschnittliche Vorhersagevarianz über den gesamten Designraum und können Standard-Designs in ihrer Prädiktionsgüte oft übertreffen [29, 32].

Metriken zur optimalen Versuchsplanung

Optimale Versuchspläne (Computer-Generated Designs) erweitern das methodische Spektrum, indem sie eine maximale Flexibilität jenseits starrer Standard-Designs ermöglichen. Ihr Einsatz ist prädestiniert für Szenarien, in denen klassische orthogonale Pläne an ihre Grenzen stoßen - sei es durch physikalische Randbedingungen welche bestimmte Faktorstufenkombinationen ausschließen, oder durch strikte Li-

mitierungen der verfügbaren Versuchskapazität. Ein Versuchsplan wird hier als **orthogonal** bezeichnet, wenn keine Korrelation zwischen jeweils zwei Spalten der Versuchsplan-Matrix vorliegt - deren Skalarprodukt also null ergibt:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle = 0 \quad \text{für alle möglichen } \mathbf{x}_i \quad (2.34)$$

So können Effekte eindeutig identifiziert werden. **Ausgewogenheit** liegt vor, sofern für einen jeweiligen Faktor alle anderen Faktoreinstellungen gleichmäßig aufgeteilt sind [31]. Im Gegensatz zu Standardplänen erlauben optimale Designs beliebige Freiheitsgrade hinsichtlich der Stichprobengröße und der Modellkomplexität. Die Generierung solcher maßgeschneiderten Pläne erfolgt algorithmisch unter Maximierung spezifischer statistischer Gütekriterien. Eine Übersicht dieser Optimalitätskriterien, welche den quantitativen Vergleich zur Standard-Methodik ermöglichen, ist in Tabelle 2.1 zusammengefasst und folgt in Abschnitt 2.1.2 der zugehörigen Berechnung [29, 32].

Strategische Vorgehensweisen

In der Praxis entsteht ein **CCD** häufig im Rahmen einer **sequenziellen Versuchstrategie**: Zeigt das initiale lineare Modell („First-Order Model“) Anpassungsmangel (**Lack-of-Fit**), wird der bestehende faktorielle Plan um Sternpunkte erweitert („augmentiert“), um ein Modell zweiter Ordnung zu fitten [34]. Prinzipielle Vorgehensweisen, die ein erfolgreiches umsetzen von **DoE** begünstigen sollten, wie **Blockbildung** oder **Randomisierung** (vgl. [28, 31]) seien hier vorausgesetzt. Ein **CCD** besteht somit aus:

- den n_F Eckpunkten des ursprünglichen voll- (oder teil-)faktoriellen Plans,
- einer definierten Anzahl n_C an wiederholten Zentralpunkten (üblicherweise $3 \leq n_C \leq 5$ zur Abschätzung des reinen Fehlers) sowie
- $n_S = 2 \cdot k$ zusätzlichen **Sternpunkten** (engl. **Axial Points**), die auf den Achsen des Koordinatensystems im Abstand $\pm \alpha_D$ vom Zentrum liegen.
- CCD mit [48]

Tabelle 2.1: Übersicht und Zielsetzung verschiedener Optimalitätskriterien für Versuchspläne [7, 29, 32, 34]

Kriterium	Zielgröße und Beschreibung
A-Optimalität	Eigenschaft: Spur der invertierten Minimierung der durchschnittlichen Breite des Vertrauensbe- reichs der Regressionskoeffizienten. <i>Präzision der einzelnen Parameter</i>
D-Optimalität	Minimierung des Volumens des gemeinsamen Vertrauensbe- reichs der Regressionskoeffizienten. <i>Beste Gesamtschätzung aller Parameter</i>
E-Optimalität	Minimierung der maximalen Breite des Vertrauensbereichs ei- nes einzelnen Regressionskoeffizienten. <i>Worst-Case-Absicherung für den ungenausten Parameter</i>
G-Optimalität	Minimierung der erwarteten, maximalen Prädiktionsvarianz im gesamten Parameterraum. <i>Qualität der Vorhersage an der schlechtesten Stelle</i>
I-Optimalität	Minimierung der durchschnittlichen Prädiktionsvarianz über den gesamten Parameterraum. <i>Optimale Vorhersage-Güte im Mittel; ideal für RSM</i>
S-Optimalität	Harmonisierung des Abstandes der Versuchspunkte im Para- meterraum. <i>Gleichmäßige Raumfüllung / Space-Filling Design</i>
V-Optimalität	Minimierung der Prädiktionsvarianz über ein Set von Punkten, z.B. die Versuchspunkt selbst, im Parameterraum. <i>Optimale Vorhersage-Güte in Punkteset</i>

2.2.3 Statistische Modellbildung

- GLL-Weibull
- LR-Ratio
- p-Werte
- Trennschärfe etwa 80%, Effekt $E > 2\sigma$ [7, S.116]
- Varianzen
- Modellaufbau
- Extrapolation: bedarf in der Praxis / oder sind doch dann mal VPs verfügbar und das modell wird einfach erweitert
- Optimalitäten
- Risiduen (Cox-Snell [7])
- **wu**
- **wütherich**
- **yang p282 erster abschnitt**
- **russell doe for glm kap1.4 p12**

[7, 25, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71]

3 Ansätze zur Effizienzsteigerung in der Planung von ausfallbasierten Lebensdauertests mit mehreren Faktoren

3.1 Bewertung des Standes der Forschung und Technik

3.2 Forschungsfragen und Aufbau der Arbeit

4 Parameter-Screening für multifaktorielle Lebensdauertests

4.1 Identifikation potenzieller Einflussgrößen

4.2 Kreativmethoden zum Auswahlprozesse im Parameter-Screening

4.3 Randbedingungen in der Parameterauswahl für die Zuverlässigkeitssmodellierung

4.4 Vorgehen zum heuristische Screening für die Zuverlässigkeitssmodellierung

4.5 Zusammenfassung

5 Effiziente multivariate Versuchspläne für Lebensdaueruntersuchungen

6 Fallstudie

7 Zusammenfassung und Ausblick

7.1 Key Findings

7.2 Diskussion

7.3 Ausblick

Literatur

- [1] B. Bertsche und M. Dazer. *Zuverlässigkeit im Fahrzeug- und Maschinenbau: Ermittlung von Bauteil- und System-Zuverlässigkeiten*. 4. Auflage. Lehrbuch. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2022. ISBN: 978-3-662-65023-3. URL: <http://www.springer.com/>.
- [2] R. Kosalka. „The New Mantra: MVT“. In: *Forbes* (11.03.1996), S. 114–118.
- [3] DAT Report 2025: Kurzbericht. Ostfildern, Deutschland, Februar 2025. URL: https://www.dat.de/fileadmin/protected/DAT_Report/2025/DAT-Report-2025-Kurzbericht.pdf.
- [4] A. Birolini. *Reliability Engineering*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017. ISBN: 978-3-662-54208-8. doi: [10.1007/978-3-662-54209-5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-54209-5).
- [5] W. Q. Meeker, L. A. Escobar und F. G. Pascual. *Statistical methods for reliability data*. Second edition. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, NJ: Wiley, 2022. ISBN: 978-1-118-11545-9.
- [6] G. Yang. *Life cycle reliability engineering*. Hoboken, N.J.: Wiley, 2007. ISBN: 9780471715290. URL: <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0740/2006019150-b.html>.
- [7] S. E. Rigdon, R. Pan, D. C. Montgomery und L. J. Freeman. *Design of experiments for reliability achievement*. Hoboken, NJ: Wiley, 2022. ISBN: 9781119237693. doi: [10.1002/9781119237754](https://doi.org/10.1002/9781119237754).
- [8] L. Fahrmeir, C. Heumann, R. Künstler, I. Pigeot und G. Tutz. *Statistik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016. ISBN: 978-3-662-50371-3. doi: [10.1007/978-3-662-50372-0](https://doi.org/10.1007/978-3-662-50372-0).
- [9] E. L. Kaplan und P. Meier. „Nonparametric Estimation from Incomplete Observations“. In: *Journal of the American Statistical Association* 53.282 (1958), S. 457. ISSN: 01621459. doi: [10.2307/2281868](https://doi.org/10.2307/2281868).

- [10] J. Hedderich und L. Sachs. *Angewandte Statistik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2020. ISBN: 978-3-662-62293-3. doi: [10.1007/978-3-662-62294-0](https://doi.org/10.1007/978-3-662-62294-0).
- [11] H. Rinne. *The Weibull Distribution: A Handbook*. 1st ed. London: CRC Press LLC, 2008. ISBN: 978-1-4200-8743-7. URL: <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=1633687>.
- [12] D. Kececioglu. *Reliability & life testing handbook*. Lancaster, PA: DEStech Publications, 2002. ISBN: 1-932078-03-7.
- [13] D. C. Montgomery, E. A. Peck und G. G. Vining. *Introduction to linear regression analysis*. Sixth edition. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2021. ISBN: 978-1-119-57872-7.
- [14] W. Nelson. *Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans, and Data Analysis*. 1st ed. Bd. v.344. Wiley Series in Probability and Statistics Series. Newark: John Wiley & Sons Incorporated, 1990. ISBN: 978-0471697367. URL: <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=469757>.
- [15] J. D. Kalbfleisch. *The statistical analysis of failure time data*. 2nd ed. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, N.J: J. Wiley, 2002. ISBN: 047136357X. doi: [10.1002/9781118032985](https://doi.org/10.1002/9781118032985).
- [16] W. Nelson. *Applied Life Data Analysis*. Bd. v.577. Wiley series in probability and statistics. Hoboken: John Wiley & Sons Inc, 2005. ISBN: 9780471644620. URL: <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=226561>.
- [17] H. Qiao und C. P. Tsokos. „Parameter estimation of the Weibull probability distribution“. In: *Mathematics and Computers in Simulation* 37.1 (1994), S. 47–55. ISSN: 0378-4754. doi: [10.1016/0378-4754\(94\)90058-2](https://doi.org/10.1016/0378-4754(94)90058-2).
- [18] A. Kremer und B. Bertsche. „A New Approach for Parametrizing Multidimensional Lifetime Models“. In: *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference (ESREL)*. Hrsg. von M. Beer und E. Zio. Europe und Singapore: European Safety and Reliability Association und Research Publishing Services, 2019, S. 715–722. ISBN: 978-981-11-2724-3. doi: [10.3850/978-981-11-2724-3\textunderscore0443-cd](https://doi.org/10.3850/978-981-11-2724-3\textunderscore0443-cd).

- [19] R. B. Abernethy. *The new Weibull handbook: Reliability & statistical analysis for predicting life, safety, risk, support costs, failures, and forecasting warranty claims, substantiation and accelerated testing, using Weibull, log normal, Crow-AMSAA, Probit, and Kaplan- meier Models*. 5. ed. North Palm Beach, Fla.: R.B. Abernethy, 2006. ISBN: 0965306232.
- [20] H. Hirose. „Bias correction for the maximum likelihood estimates in the two-parameter Weibull distribution“. In: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 6.1 (1999), S. 66–68. ISSN: 10709878. DOI: [10.1109/94.752011](https://doi.org/10.1109/94.752011).
- [21] R. Ross. „Bias and standard deviation due to Weibull parameter estimation for small data sets“. In: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 3.1 (1996), S. 28–42. ISSN: 10709878. DOI: [10.1109/94.485512](https://doi.org/10.1109/94.485512).
- [22] A. Kremer und B. Bertsche. „A Methodology for Consideration of Uncertainty in Lifetime Design of Experiments“. In: *2019 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)*. IEEE, 2019, S. 1–6. ISBN: 978-1-5386-6554-1. DOI: [10.1109/RAMS.2019.8768906](https://doi.org/10.1109/RAMS.2019.8768906).
- [23] J. F. Lawless. *Statistical models and methods for lifetime data*. 2. ed. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2003. ISBN: 0471372153. URL: <http://www.loc.gov/catdir/bios/wiley044/2002151805.html>.
- [24] L. J. Bain und M. Engelhardt. *Statistical Analysis of Reliability and Life-Testing Models*. Routledge, 2017. ISBN: 9780203738733. DOI: [10.1201/9780203738733](https://doi.org/10.1201/9780203738733).
- [25] R. A. Fisher. *The Design of Experiments*. Edinburgh: Oliver & Boyd, 1935.
- [26] G. E. P. Box, W. G. Hunter und J. S. Hunter. *Statistics for experimenters: An introduction to design, data analysis, and model building*. Wiley series in probability and mathematical statistics. New York: Wiley, 1978. ISBN: 0471093157. URL: <http://www.loc.gov/catdir/description/wiley033/77015087.html>.
- [27] G. Taguchi. *Taguchi's quality engineering handbook*. Hoboken, NJ: Wiley, 2005. ISBN: 9780471413349. DOI: [10.1002/9780470258354](https://doi.org/10.1002/9780470258354).
- [28] W. Kleppmann. *Versuchsplanung: Produkte und Prozesse optimieren*. 9., überarbeitete Auflage. Hanser eLibrary. München: Hanser, 2016. ISBN: 978-3-446-44716-5. DOI: [10.3139/9783446447172?locatt=mode:legacy](https://doi.org/10.3139/9783446447172?locatt=mode:legacy).

- [29] D. C. Montgomery. *Design and Analysis of Experiments*. 10th. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2020. ISBN: 9781119722106.
- [30] C.-F. Wu und M. Hamada. *Experiments: Planning, analysis and optimization*. Third edition. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2021. ISBN: 9781119470106. URL: <https://zbmath.org/?q=an%3A1460.62003>.
- [31] K. Siebertz, D. van Bebber und T. Hochkirchen. *Statistische Versuchsplanung: Design of Experiments (DoE)*. 2. Auflage. VDI-Buch. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2017. ISBN: 978-3-662-55742-6.
- [32] P. Goos und B. A. Jones. *Optimal Design of Experiments: A Case Study Approach*. 1st. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc, 2011. ISBN: 9780470744611.
- [33] K. Hinkelmann. *Design and Analysis of Experiments - Volume 3: Special Designs and Applications*. 1st. John Wiley & Sons, Inc, 2012. ISBN: 978-0470-53068-9.
- [34] R. H. Myers, D. C. Montgomery und C. M. Anderson-Cook. *Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. 4. Aufl. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2016. ISBN: 978-1-118-91601-8.
- [35] M. Dazer. *Zuverlässigkeitstestplanung mit Berücksichtigung von Vorwissen aus stochastischen Lebensdauerberechnungen*. 2019. doi: [10.18419/OPUS-10501](https://doi.org/10.18419/opus-10501).
- [36] T. Herzig. *Anforderungsgerechte Produktauslegung durch Planung effizienter beschleunigter Zuverlässigkeitstests*. 2021. doi: [10.18419/OPUS-12001](https://doi.org/10.18419/opus-12001).
- [37] A. Grundler. *Zuverlässigkeitsnachweis von Systemen durch Komponenten- und Systemtests unter Berücksichtigung von Vorkenntnissen*. 2024. doi: [10.18419/OPUS-14393](https://doi.org/10.18419/opus-14393).
- [38] A. Kremer. „Statistische Versuchsplanung in der Lebensdauererprobung mit Vertrauensintervallen“. Diss. 2021. doi: [10.18419/OPUS-11728](https://doi.org/10.18419/opus-11728).
- [39] D. E. Coleman und D. C. Montgomery. „A Systematic Approach to Planning for a Designed Industrial Experiment“. In: *Technometrics* 35.1 (1993), S. 1. ISSN: 0040-1706. doi: [10.2307/1269280](https://doi.org/10.2307/1269280).

- [40] C. Gundlach. „Entwicklung eines ganzheitlichen Vorgehensmodells zur problemorientierten Anwendung des statistischen Versuchsplanung“. Zugl.: Kassel, Univ., Diss, 2004. Kassel. URL: <http://d-nb.info/971843546/34>.
- [41] B. Mayers. *Prozeß- und Produktoptimierung mit Hilfe der statistischen Versuchsmethodik*: Zugl.: Aachen, Techn. Hochsch., Diss., 1997. Als Ms. gedr. Bd. 97,9. Berichte aus der Produktionstechnik. Aachen: Shaker, 1997. ISBN: 3826524977.
- [42] G. Pahl, W. Beitz, J. Feldhusen und K.-H. Grote. *Engineering design: A systematic approach*. 3. ed. London: Springer, 2007. ISBN: 978-1-84628-318-5. doi: [10.1007/978-1-84628-319-2](https://doi.org/10.1007/978-1-84628-319-2).
- [43] W. F. Daenzer und R. Haberfellner, Hrsg. *Systems Engineering: Methodik und Praxis*. 11., durchges. Aufl. Zürich: Verl. Industrielle Organisation, 2002. ISBN: 385743998X.
- [44] U. Lindemann, M. Maurer und T. Braun. *Structural Complexity Management: An Approach for the Field of Product Design*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. ISBN: 978-3-540-87888-9. doi: [10.1007/978-3-540-87889-6](https://doi.org/10.1007/978-3-540-87889-6).
- [45] G. E. P. Box und J. S. Hunter. „Multi-Factor Experimental Designs for Exploring Response Surfaces“. In: *The Annals of Mathematical Statistics* 28.1 (1957), S. 195–241.
- [46] G. E. P. Box und D. W. Behnken. „Some New Three Level Designs for the Study of Quantitative Variables“. In: *Technometrics* 2 (1960), S. 455–475. ISSN: 0040-1706.
- [47] B. Jones und C. J. Nachtsheim. „Efficient Designs With Minimal Aliasing“. In: *Technometrics* 53.1 (2011), S. 62–71. ISSN: 0040-1706. doi: [10.1198/TECH.2010.09113](https://doi.org/10.1198/TECH.2010.09113).
- [48] G. Box, S. Bisgaard und C. Fung. „An explanation and critique of taguchi's contributions to quality engineering“. In: *Quality and Reliability Engineering International* 4.2 (1988), S. 123–131. ISSN: 0748-8017. doi: [10.1002/qre.4680040207](https://doi.org/10.1002/qre.4680040207).
- [49] M. Risberg Ellekjær und S. Bisgaard. „The use of experimental design in the development of new products“. In: *International Journal of Quality Science* 3.3 (1998), S. 254–274. ISSN: 1359-8538. doi: [10.1108/13598539810229230](https://doi.org/10.1108/13598539810229230).

- [50] S. Bisgaard. „A Conceptual Framework for the use of Quality Concepts and Statistical Methods in Product Design“. In: *Journal of Engineering Design* 3.1 (1992), S. 31–47. issn: 0954-4828. doi: [10.1080/09544829208914746](https://doi.org/10.1080/09544829208914746).
- [51] S. Bisgaard. *Time series analysis and forecasting by example*. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, N.J: Wiley, 2011. isbn: 1118056949. doi: [10.1002/9781118056943](https://doi.org/10.1002/9781118056943).
- [52] A. Zahran, C. M. Anderson-Cook und R. H. Myers. „Fraction of Design Space to Assess Prediction Capability of Response Surface Designs“. In: *Journal of Quality Technology* 35.4 (2003), S. 377–386. issn: 0022-4065.
- [53] A. Giovannitti-Jensen und R. H. Myers. „Graphical Assessment of the Prediction Capability of Response Surface Designs“. In: *Technometrics* 31.2 (1989), S. 159–171. issn: 0040-1706.
- [54] A. Khuri. *Response Surface Methodology and Related Topics*. 1st. World Scientific Publishing Co Pte Ltd, 2006. isbn: 9789812564580.
- [55] E. Rittmaier, M. Arndt und M. Dazer. „Simulative Analysis of Statistical Power of Optimal Test Designs“. In: *2025 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)*. IEEE, 2025, S. 1–7. isbn: 979-8-3503-6774-4. doi: [10.1109/RAMS48127.2025.10935086](https://doi.org/10.1109/RAMS48127.2025.10935086).
- [56] R. T. Johnson, D. C. Montgomery und B. A. Jones. „An Expository Paper on Optimal Design“. In: *Quality Engineering* 23.3 (2011), S. 287–301. issn: 0898-2112. doi: [10.1080/08982112.2011.576203](https://doi.org/10.1080/08982112.2011.576203).
- [57] A. N. Donev. „Design of experiments in the presence of errors in factor levels“. In: *Statistical Planning and Inference* 126.2 (2004), S. 569–585.
- [58] G. E. P. Box und K. B. Wilson. „On the Experimental Attainment of Optimum Conditions“. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 13.1 (1951), S. 1–45. issn: 00359246. url: <http://www.jstor.org/stable/2983966> (besucht am 23.03.2023).
- [59] M. K. Ardakani, D. Das, S. S. Wulf und T. J. Robinson. „Estimation in Second-Order Models with Errors in the Factor Levels“. In: *Commun. in Statistics* 40.9 (2011), S. 1573–1590. doi: [10.1080/03610921003637421](https://doi.org/10.1080/03610921003637421).

- [60] B. A. Jones und P. Goos. „I-Optimal Versus D-Optimal Split-Plot Response Surface Designs“. In: *Journal of Quality Technology* 44.2 (2012), S. 85–101. issn: 0022-4065.
- [61] B. A. Jones, K. Allen-Moyer und P. Goos. „A-optimal versus D-optimal design of screening experiments“. In: *Journal of Quality Technology* 53.4 (2021), S. 411–427. issn: 0022-4065.
- [62] L. A. Escobar und W. Q. Meeker. „Planning Accelerated Life Tests with Two or More Experimental Factors“. In: *Technometrics* 37.4 (1995), S. 411–427. issn: 0040-1706.
- [63] M. Modarres, M. Nuri-Amiri und C. Jackson. *Probabilistic physics of failure approach to reliability: Modeling, accelerated testing, prognosis and reliability assessment*. Performability engineering series. Beverly, MA und Hoboken, NJ: Scrivener Publishing und John Wiley & Sons Inc, 2017. isbn: 9781119388630.
- [64] H. Ahn. „Central Composite Design for the Experiments with Replicate Runs at Factorial and Axial Points“. In: *Industrial Engineering* 349 (2015), S. 969–979.
- [65] D. Rasch und D. Schott. *Mathematical statistics*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Inc, 2018. isbn: 9781119385288.
- [66] H. Xu. „An Algorithm for Constructing Orthogonal and Nearly-Orthogonal Arrays with Mixed Levels and Small Runs“. In: *Technometrics* 44.4 (2002), S. 356–368. issn: 0040-1706.
- [67] A. Wald. „On the Efficient Design of Statistical Investigations“. In: *The Annals of Mathematical Statistics* 14.2 (1943), S. 134–140.
- [68] A. C. Rencher und G. B. Schaalje. *Linear models in statistics*. 2. ed. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2008. isbn: 9780471754985. url: <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0826/2007024268-b.html>.
- [69] G. E. P. Box und N. R. Draper. *Response surfaces, mixtures, and ridge analyses*. 2. ed. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2007. isbn: 9780470053577. url: <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0826/2006043975-b.html>.

Literatur

- [70] S. Bisgaard. „Designing Experiments for Tolerancing Assembled Products“. In: *Technometrics* 39.2 (1997), S. 142–152. ISSN: 0040-1706. DOI: [10 . 1080 / 00401706.1997.10485079](https://doi.org/10.1080/00401706.1997.10485079).
- [71] R. H. Myers, D. C. Montgomery, G. G. Vining und T. J. Robinson. *Generalized linear models: With applications in engineering and the sciences*. 2. ed. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, NJ: Wiley, 2010. ISBN: 9780470454633. DOI: [10 . 1002 / 9780470556986](https://doi.org/10.1002/9780470556986).

Anhang A Ein Anhang

Anhang A.1 Unteranhang 1