

Barbara Bredner

NOT-Statistik

Nachweise führen, Optimierungen finden, Toleranzen berechnen
mit Minitab und R

Auszug: Einzelne Seiten

Barbara Bredner, „NOT-Statistik. Nachweise führen, Optimierungen finden, Toleranzen berechnen mit **Minitab** und R“

© 2015 der vorliegenden Ausgabe:

Verlagshaus Monsenstein und Vannerdat OHG Münster

www.mv-wissenschaft.com

© 2015 Barbara Bredner

Alle Rechte vorbehalten

Satz: Barbara Bredner

Umschlag: MV-Verlag

Illustrationen: Barbara Bredner

Druck und Bindung: MV-Verlag

ISBN 978-3-95645-541-4

Machen Sie mal eine Auswertung!

Auswertungen für Nachweis, Optimierung und Toleranz (NOT) werfen oft Fragen auf, beispielsweise nach einer sinnvollen und effizienten Vorgehensweise oder der Datenqualität sowie der notwendigen Anzahl Messwerte. Häufig sind Messdaten in der Praxis nicht normalverteilt, so dass die Zuverlässigkeit von Ergebnissen mit Standardmethoden zweifelhaft ist.

Zusätzlich gibt es seit einigen Jahren einen starken Anstieg der Anforderungen an die Absicherung von Produkt- und Prozess-Qualität. Während es früher ausreichend war, wenn einige wenige Prototypen gut genug funktionierten, werden heute vermehrt Fragen nach der Sicherheit von Produkten und Prozessen gestellt. Hier kann die Statistik mit unterschiedlichsten Methoden helfen, die Sicherheit bzw. das Risiko zuverlässig einzuschätzen, bei normalverteilten genauso wie bei nicht-normalverteilten Messdaten.

Das vorliegende Buch beschreibt Methoden für die Auswertung komplexer Daten und beginnt dort, wo auch in der Praxis die NOT-Auswertung anfängt: bei der noch wenig spezifischen Anforderung an Nachweis, Optimierung und Toleranz. Nach der Datenvorbereitung mit Plausibilitätsprüfung und grafischer Auswertung werden Auswertungsmethoden beschrieben, die Einflüsse und Wirkstrukturen finden und quantifizieren. Über die statistischen Prozess-Modelle (SPM) werden verschiedene Verfahren zur Nachweisführung, Optimierungsrechnung und Toleranzfindung umgesetzt, bevor die Auswertung abgeschlossen wird. Damit liefert NOT-Statistik einen roten Faden für die Auswertung von Versuchs- und Prozessdaten, erläutert geeignete statistische Methoden und zeigt die Anwendung anhand von zwei Praxisbeispielen.

Ich danke allen Anwendern für ihre Fragen und Anregungen zur statistischen Auswertung und ganz besonders den Menschen, die mit ihren Hinweisen und Kommentaren dieses Buch verbessert haben: Ursula Seiffarth, Christa Bredner, Steffen Seiffarth und Björn Noreik.

Viel Erfolg mit der NOT-Statistik!

Barbara Bredner, April 2015

1 Prozess-Modelle und Statistik

Modelle gibt es überall. Jede Ursache-Wirkungs-Beziehung ist ein Modell. Der Ablauf von der Ursache zu einer Wirkung ist ein Prozess.

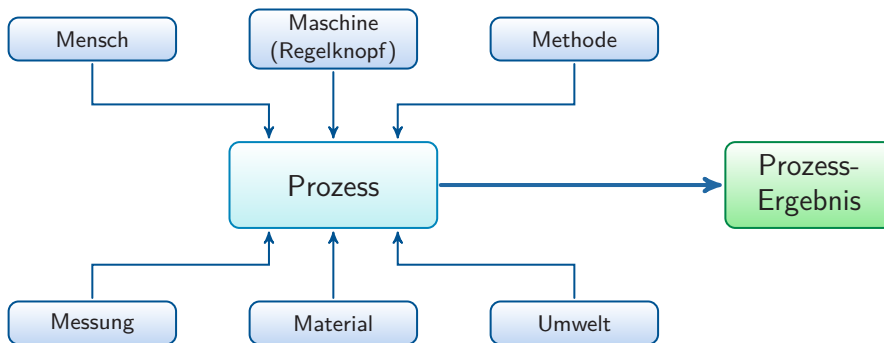


Abbildung 1.1: Prozess, Ursachen und Ergebnis

Allgemein ist ein Prozess eine Aktivität, bei der durch Eingangsgrößen wie Material, Maschinen-Einstellungen und Tätigkeiten ein Ergebnis (z. B. Teil oder Dienstleistung) erzeugt wird. In der industriellen Anwendung finden sich sehr unterschiedliche Modelle und Prozesse:

- Entwicklungsprozess: Ideen von einem Bauteil und Anforderungen führen zu einer technischen Zeichnung oder einem Prototypen.
Beispiel: Entwicklung eines leistungsstarken und kompakten Akkus für Mobiltelefone
- Fertigungsprozess: Einstellungen an einer Maschine produzieren aus Materialien unter Verwendung von Werkzeugen ein Bauteil.
Beispiel: Herstellung von Kunststoff-Teilen für ein Armaturenbrett
- Dienstleistungsprozess: Nach Kundenanforderungen wird mit Wissen und Methoden eine Dienstleistung erbracht.
Beispiel: IT-Support für Unternehmens-Netzwerke
- Administrativer Prozess: Anforderungen aus der Fertigung werden für die Beschaffung von Material genutzt.
Beispiel: Lieferantenauswahl für den Bezug von Kunststoff-Batches

Abbildung 1.1 zeigt allgemein (mögliche) Einflüsse in einem Prozess. Das Modell ist die gesamte Ursache-Wirkungs-Beziehung bzw. Einfluss-Ergebnis-Kette. Je nach Prozess können in allen sechs Bereichen Mensch, Methode, Material, Umwelt (Mitwelt,

Milieu), Maschine und Messung Einflüsse auf den Prozess wirken oder nur aus einigen Bereichen Effekte im Prozess entstehen. Diese sechs Bereiche heißen auch 6 M-Bereiche und werden u. a. für Fischgräten- bzw. Ishikawa-Diagramme verwendet.

Statistische Methoden für Prozess-Modelle beschreiben Ursache-Wirkungs-Beziehungen. Sie verbinden die Effekte von Einflüssen oder Eingangsgrößen über eine Funktion mit dem Prozess-Ergebnis, der Zielgröße.

1.1 Einfache statistische Prozess-Modelle (SPM)

Ein Beispiel für ein einfaches statistisches Prozess-Modell (SPM) ist die Ursache-Wirkungs-Beziehung beim Autofahren: Um das Auto aus dem Stand zu beschleunigen, muss nach dem Starten des Motors das Gaspedal bewegt werden. Das allgemeine Modell ist damit

$$\text{Weg des Gaspedals} \longrightarrow \text{Geschwindigkeit} \quad (1)$$

Um dieses allgemeine Modell in ein statistisches Prozess-Modell umzusetzen, werden Messwerte benötigt. Der *Weg des Gaspedals* lässt sich in cm messen, die *Geschwindigkeit* in km/h.

Abbildung 1.2 zeigt ein Streudiagramm mit Messdaten für *Weg* und *Geschwindigkeit*. Ein Zusammenhang zwischen Eingangsgröße *Weg des Gaspedals* in cm und Ergebnis *Geschwindigkeit* in km/h ist klar erkennbar: Je länger der *Weg* ist, um den das Gaspedal bewegt wird, desto höher ist die *Geschwindigkeit*.

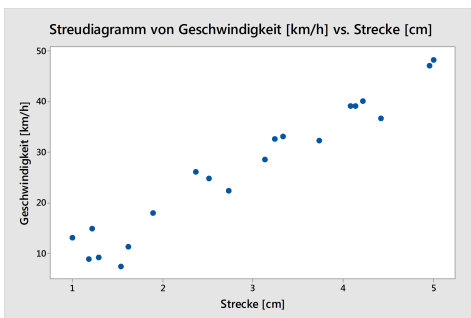


Abbildung 1.2: Effekt des Gaspedal-*Wegs* in cm auf die *Geschwindigkeit* in km/h

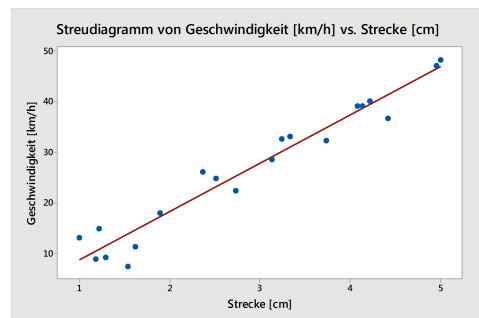


Abbildung 1.3: Ausgleichsgerade (rot) für den Effekt des Gaspedal-*Wegs* in cm auf die *Geschwindigkeit* in km/h

Für das statistische Prozess-Modell (SPM) werden die Messwerte der Ursache bzw. Eingangsgröße (hier: *Weg* des Gaspedals in cm) über eine Funktion f mit dem Messwerten der Wirkung bzw. Zielgröße (hier: *Geschwindigkeit* in km/h) verbunden:

$$f(\text{Weg[cm]}) = \text{Geschwindigkeit [km/h]} \quad (2)$$

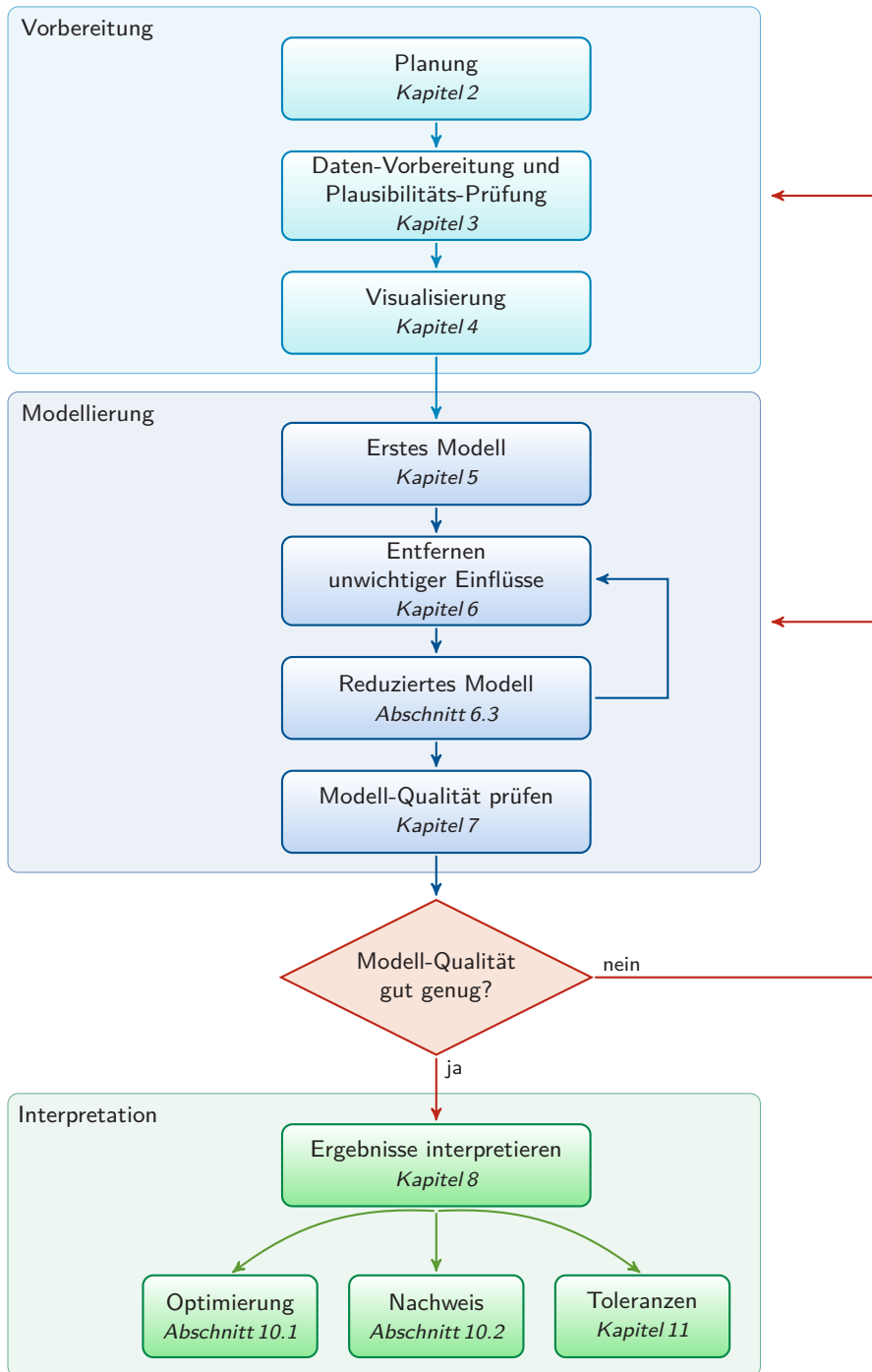


Abbildung 1.6: Ablauf Statistische Prozess-Modellierung

2.4 Prozess darstellen

Um Einflüsse aus unterschiedlichen Bereichen eines Prozesses grafisch darzustellen, kann ein Ishikawa-Diagramm verwendet werden. Hierbei sind oft sechs Bereiche vorgesehen: Mensch, Maschine, Methode, Messung, Material, Umwelt. Im Englischen wird „Umwelt“ auch als „Milieu“ bezeichnet, um bei allen sechs Einflussbereichen ein „M“ am Wortanfang zu haben. Daraus leitet sich die Bezeichnung 6 M-Methode ab.

Andere Bezeichnungen für das Ishikawa-Diagramm sind wegen seiner spezifischen Form Fischgräten-Diagramm (Fishbone diagram). Alternativ findet sich auch Ursache-Wirkungs-Diagramm (Cause-and-Effect diagram, C&E diagram) als Name für diese Grafik.

Als dieser Grafik-Typ vor einigen Jahrzehnten von Ishikawa Kaoru entwickelt wurde, gab es zunächst nur vier Einflussbereiche. Im Laufe der Zeit wurden weitere Einflussbereiche ergänzt. Heute finden sich Ishikawa-Diagramme mit bis zu zehn verschiedenen Einflussbereichen, je nach Art des dargestellten Prozesses.

Ebenso wie die Anzahl der Einflussbereiche in einem Fischgräten-Diagramm an den Prozess angepasst werden kann, können auch die Bezeichnungen der „Gräten“ je nach untersuchtem Prozess unterschiedlich benannt werden. Ein Beispiel dafür liefert das Ishikawa-Diagramm für die Projektlaufzeit (Abbildung 2.2, S. 24).

Beispiel Spritzguss: Ishikawa-Diagramm

Die grafische Darstellung aller Einflussgrößen zeigt Abbildung 2.1 (S. 23). Für den Spritzguss-Prozess wurden die sechs Gräten Mensch, Maschine, Methode, Messung, Material und Umwelt verwendet.

In vielen Fertigungsprozessen liegen die Haupt-Einflüsse im Bereich „Maschine“ und „Material“. Im Spritzguss-Prozess sind hier zehn mögliche Einflussgrößen für die Maschine und vier für das Material eingetragen. Die anderen vier Gräten zeigen jeweils zwei Einflussmöglichkeiten.

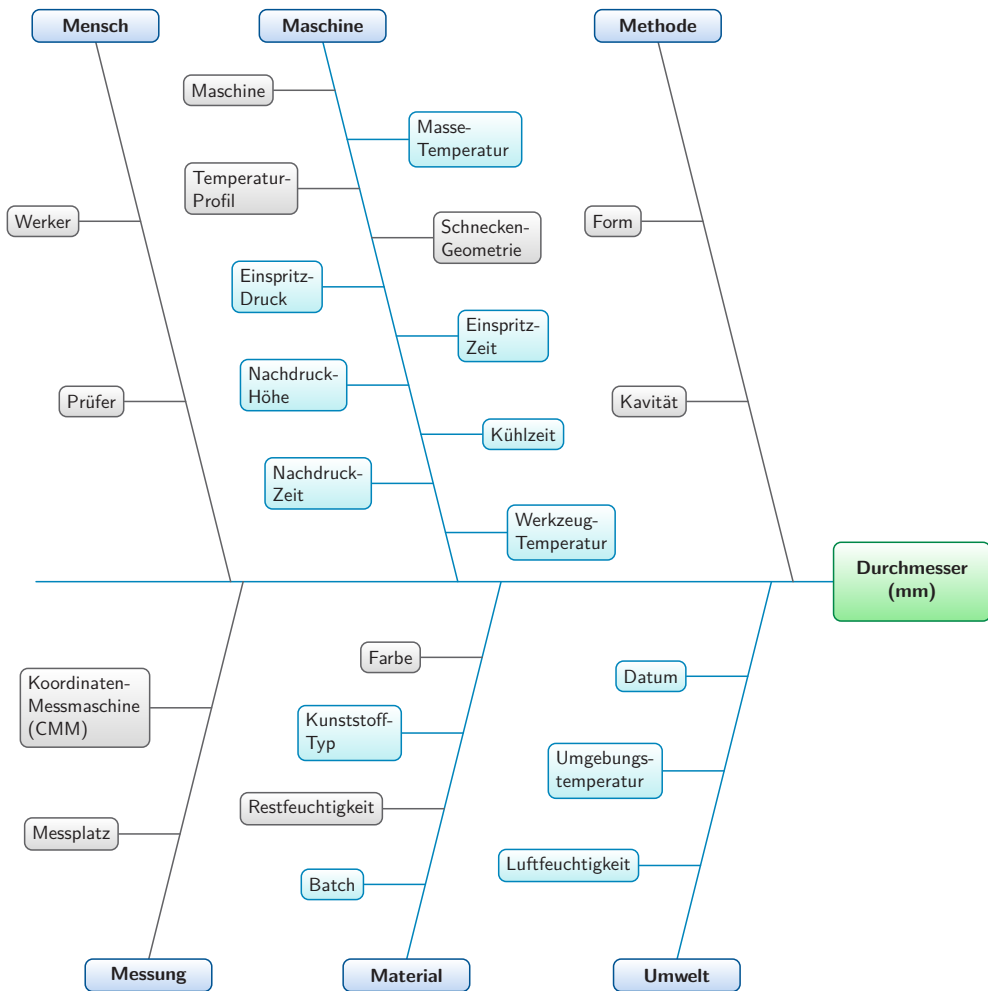


Abbildung 2.1: Fischgräten-Diagramm für den Spritzguss-Prozess, Darstellung möglicher Einflüsse auf den Durchmesser aus den 6 M-Bereichen Mensch, Maschine, Methode, Messung, Material und Umwelt (Mitwelt), blau hinterlegt: für die Auswertung ausgewählte Merkmale, grau hinterlegt: bei der Auswertung nicht berücksichtigt

Beispiel Laufzeit: Ishikawa-Diagramm

In Abbildung 2.2 sind die möglichen Einflussgrößen für die Projektlaufzeit dargestellt. Da es für Projekte keine Maschine gibt, die die Projektlaufzeit beeinflussen kann, ist für die „Maschinen“-Gräte der Einflussbereich „Organisation“ gewählt worden.

Bei allen sechs Einflussbereiche sind zwischen einem und drei Einflussgrößen eingetragen.

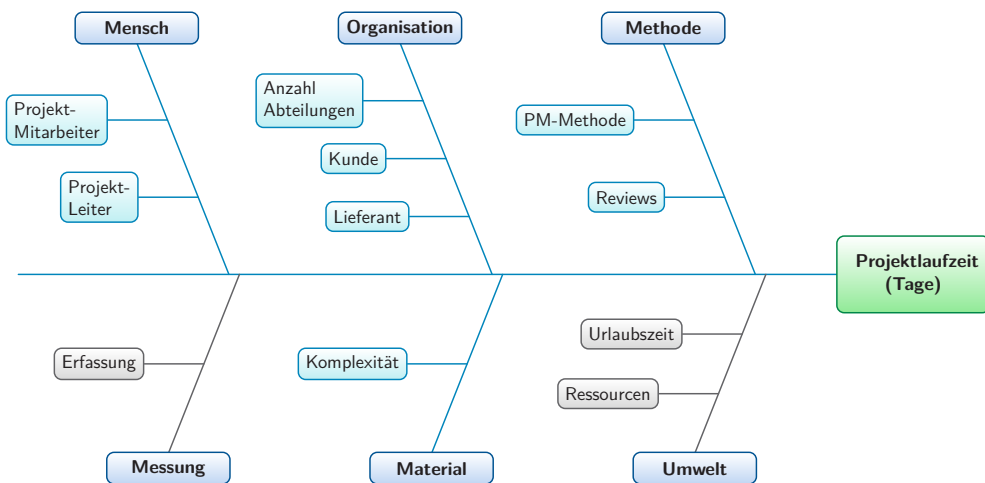


Abbildung 2.2: Fischgräten-Diagramm für die Projektlaufzeit, Darstellung möglicher Einflüsse auf die Projektlaufzeit aus den 6 M-Bereichen mit angepassten Bezeichnungen Mensch, Organisation (Maschine), Methode, Messung, Material und Umwelt (Mitwelt), blau hinterlegt: für die Auswertung ausgewählte Merkmale, grau hinterlegt: bei der Auswertung nicht berücksichtigt

6.2.1 Prüfung auf Signifikanz

Signifikante Einflüsse verändern das Prozess-Ergebnis so deutlich, dass die Veränderung (wahrscheinlich) kein Zufall ist. Bei einem nicht-signifikanten Effekt bleiben die Zielgrößenwerte relativ gleich und streuen nur zufällig.

statistisch signifikant \neq technisch relevant

Statistisch signifikant heißt: „Der Unterschied im Prozess-Ergebnis ist systematisch und (wahrscheinlich) kein Zufall.“ Diese Aussage hängt von der Größe des Unterschieds und der Anzahl Messwerte ab: Je größer der Unterschied und je mehr Messwerte berücksichtigt werden, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit für eine statistische Signifikanz.

Technisch relevant bedeutet: „Der Unterschied im Prozess-Ergebnis ist aus technischer Sicht wichtig.“ Technische Relevanz kann bereits bei sehr kleinen Unterschieden auftreten (z. B. Anzahl Staubkörner in der Reinraum-Luft) oder erst bei sehr großen Unterschieden (z. B. Pegelstand der Donau). Dabei spielt die Anzahl Messwerte keine Rolle. Ob ein Unterschied technisch relevant ist, lässt sich nicht über statistische Methoden, sondern nur mit technischem Wissen und Prozess-Erfahrung bewerten.

Um zu unterscheiden, ob ein Einfluss statistisch signifikant ist bzw. einen deutlichen Effekt auf die Zielgröße Y hat, werden Streuungs-Anteile miteinander verglichen:

$$\frac{\text{Streuungs-Anteil mit Einfluss } A}{\text{gewichtete Rest-Streuung}} = \frac{MS(A)}{MSE} \quad (8)$$

$MS(A)$: mittlere Quadratsumme der Abweichungen für Einfluss A

MSE : mittlere Quadratsumme der Reste

Ist der Streuungs-Anteil des Einflusses (hier: A) genauso groß wie die Rest-Streuung MSE , ist der Quotient aus beiden Werten ungefähr 1. In diesem Fall hat der Einfluss A KEINEN deutlichen Effekt bzw. ist nicht signifikant. Je größer der Streuungs-Anteil des Einflusses A ist, desto größer wird der Quotient und umso stärker ist der Effekt von A . Ist der Streuungs-Anteil $MS(A)$ von A verglichen mit der Rest-Streuung MSE deutlich größer, hat der Einfluss von A einen signifikanten Effekt auf das Prozess-Ergebnis. Der Einfluss A steht für einen Einfluss im Modell, d. h. für einen direkten Effekt, eine Wechselwirkung, einen quadratischen oder anderen Einfluss im SPM.

Die Bewertung, wann der Quotient aus (8) zu groß ist, um noch zufällig zu sein, wird über die F -Verteilung und deren kritische Werte ermittelt. Dieser Test heißt auch F -Test (Details s. [Fahrmeir, Künstler u. a. 2012, S. 525] ff. und [Kutner, Nachtsheim und Li 2005]). Die hierfür berechneten Streuungs-Anteile (Sum of Squares, SS), korrigierten Streuungs-Anteile (SS_{kor}), gewichteten korrigierten Streuungs-Anteile (MS) und der daraus resultierende Wert der F -Teststatistik werden in einer Varianzanalyse- oder ANOVA-Tabelle aufgelistet (Beispiele s. S. 88 und 91).

ESZ 1,30
NDH 499,98
NDZ 2,52
WTemp 41,00
Kategoriale Variable halten bei: „PP“ auswählen
> OK > OK

In der Pergamentrollen-Ansicht  Doppelklick auf einen der beiden Einträge „Wirkungsflächendiagramme für Durchmesser“, s. Abbildungen 8.9 und 8.10

Die Kontur- und Wirkungsflächen-Diagramme für *Durchmesser* zeigen ähnliche Wirkstrukturen für beide Kunststoff-Typen für die Kombinationen *NDH*ESZ* und *WTemp*NDH*, während bei den vier anderen Kombinationen *NDZ*ESZ*, *NDZ*NDH*, *WTemp*ESZ* sowie *WTemp*NDZ* gegenläufige Effekte erkennbar sind (vgl. Abbildungen 8.7–8.10).

Minitab-Sessionfenster 8: Beispiel Spritzguss: Deskriptive Statistik (Kennzahlen) ESZ, NDH, NDZ und WTemp je Typ

| Variable | Typ | Mittelwert |
|----------|-----|------------|
| ESZ | PE | 0,7885 |
| | PP | 1,3036 |
| NDH | PE | 500,03 |
| | PP | 499,98 |
| NDZ | PE | 3,5081 |
| | PP | 2,5234 |
| WTemp | PE | 41,153 |
| | PP | 41,004 |

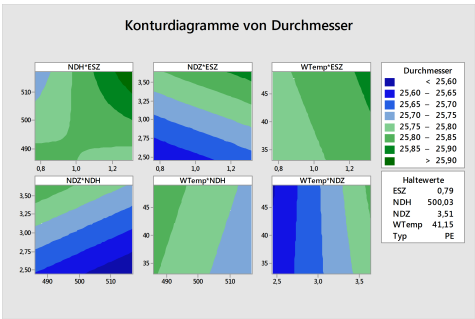


Abbildung 8.7: Konturdiagramm Spritzguss (Typ=PE)

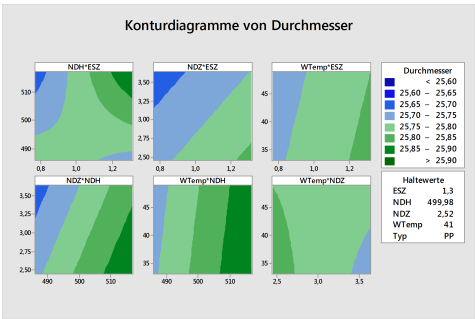


Abbildung 8.8: Konturdiagramm Spritzguss (Typ=PP)

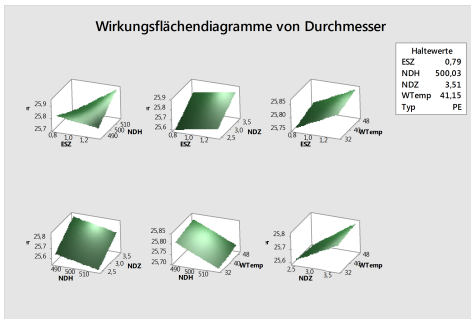


Abbildung 8.9: Wirkungsflächendiagramm Spritzguss (Typ=PE)

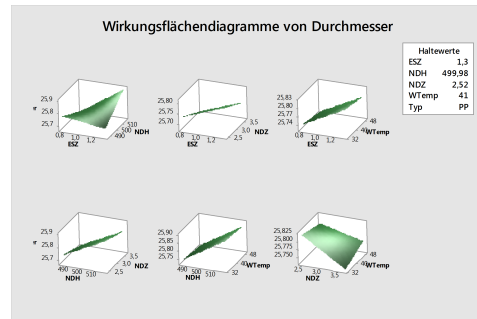


Abbildung 8.10: Wirkungsflächendiagramm Spritzguss (Typ=PP)

Beispiel Laufzeit: Kontur- und Wirkungsflächendiagramme

Für das statistische Prozess-Modell der *Laufzeit* werden Kontur- und Wirkungsflächendiagramme erstellt. Eine Grafik zeigt jeweils den Einfluss von zwei variablen Merkmalen auf die Laufzeit. Im SPM gibt es insgesamt acht Einflussgrößen, drei variable (*PL*, *PMa*, *Abteilungen*) und fünf attributive (*Lieferant*, *Kunde*, *Methode*, *Review*, *Komplexität*).

Da Kontur- und Wirkungsflächendiagramme ausschließlich Effekte von variablen Einflüssen visualisieren können, werden die variablen mit ausgewählten Kombinationen der attributiven Einflussgrößen verwendet. Für die Projektlaufzeit gibt es drei unterschiedliche Kombinationen von variablen Einflüssen (*PL*PMa*, *PL*Abteilungen*, *PMa*Abteilungen*), bei den attributiven insgesamt

$$2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot 3 = 48 \text{ Kombinationen}$$

(jeweils 2 Kategorien für *Lieferant*, *Kunde*, *Methode* und *Review* kombiniert mit 3 Stufen bei der *Komplexität*).

Es lassen sich somit insgesamt für die drei Kombinationen von variablen Einflüssen $3 \cdot 48 = 144$ unterschiedliche Kontur- bzw. Wirkungsflächendiagramme erstellen. Das ist im Allgemeinen zu viel für einen grafischen Vergleich, deshalb werden bestimmte Kombinationen für die attributiven Einflussgrößen ausgewählt. Bei der Projektlaufzeit werden die Einstellungen verwendet, die in den Haupteffektdiagrammen (Abb. 8.5) eine niedrige bzw. hohe Projektlaufzeit begünstigen (s. Tabelle 8.3).

Tabelle 8.3: Einstellungen SPM Projektlaufzeit für Kontur- und Wirkungsflächendiagramme

| Einflussgröße | Laufzeit | |
|--------------------|----------|------|
| | niedrig | hoch |
| <i>Lieferant</i> | nein | ja |
| <i>Kunde</i> | nein | ja |
| <i>Methode</i> | SiSi | PDCA |
| <i>Review</i> | ja | nein |
| <i>Komplexität</i> | niedrig | hoch |

In den Kontur- und Wirkungsflächendiagrammen werden jeweils die beiden variablen Einflüsse *PL* und *PMa* gezeigt mit *Abteilungen* als dritte Größe, die auf den drei Werten 1, 3 und 6 (kleinste, häufigste und größte Anzahl *Abteilungen*) festgehalten wird.

Für die Umsetzung in R wird zunächst ein Stützgitter berechnet und darauf die Funktion des `lm.2` (vgl. S. 173) angewendet. Die Ergebnisse werden zwei- und dreidimensional dargestellt.

Kontur- und Wirkungsflächendiagramme Laufzeit

`lm.2` wurde berechnet (s. S. 109)

```
require(lattice) # Paket lattice laden
```

Gitter-Stützpunkte berechnen

```
PL.p = seq(min(PL), max(PL), length.out=100)
```

```
PMa.p = seq(min(PMa), max(PMa), length.out=100)
```

```
# seq() erstellt eine Sequenz von Werten
```

```
Abteil.p = c(1,3,6)
```

```
punkte = list(PL=PL.p, PMa=PMa.p, Abteilungen=Abteil.p)
```

```
# list() erstellt eine Liste
```

```
gitter = expand.grid(punkte)
```

```
# erstellt das Gitter für die Stützpunkte
```

```
gitter.niedrig = cbind(gitter,
  data.frame(Lieferant="nein", Kunde="nein",
    Methode="SiSi", Review="nein",
    Komplexität="niedrig"))
```

```
# data.frame() erstellt eine Datenstruktur
```

```
gitter.niedrig[, "Prognose"] =
  c(predict(lm.2, gitter.niedrig))
```

```
# mit [...] wird an den vorhandenen data.frame eine Spalte angefügt
# predict(modell,daten) berechnet Prognosen für „daten“ (s. S. 178 ff.)
```

```
gitter.hoch = cbind(gitter,
  data.frame(Lieferant="ja", Kunde="ja",
    Methode="PDCA", Review="ja",
```

```

    Komplexität="hoch"))
gitter.hoch[, "Prognose"] = c(predict(lm.2, gitter.hoch))

# Konturdiagramme
contourplot(Prognose ~ PL*PMa | Abteilungen,
            data=gitter.niedrig, main="Kontur niedrig",
            region=TRUE, cuts=10^3, contour=FALSE,
            col.regions=rainbow(2000))
# contourplot() erstellt das Konturdiagramm
# Prognose ~ PL*PMa | Abteilungen: Höhenlinien aus Prognose,
# x- und y-Achse PMa und PL,
# unterschiedliche Grafiken je Wert in Abteilungen

contourplot(Prognose ~ PL*PMa | Abteilungen,
            data=gitter.hoch, main="Kontur hoch",
            region=TRUE, cuts=10^3, contour=FALSE,
            col.regions=rainbow(2000))

# Wirkungsflächendiagramme
wireframe(Prognose ~ PL*PMa | Abteilungen,
          data=gitter.niedrig, main="Wirkungsfläche niedrig",
          zlab="", colorkey=FALSE, shade=TRUE, drape=TRUE,
          scales=list(arrows=FALSE), light.source = c(0,2,2))
# wireframe() erstellt das Wirkungsflächendiagramm
# Achsen und Grafiken wie in countourplot (s.o.)

wireframe(Prognose ~ PL*PMa | Abteilungen,
          data=gitter.hoch, main="Wirkungsfläche hoch",
          zlab="", colorkey=FALSE, shade=TRUE, drape=TRUE,
          scales=list(arrows=FALSE), light.source = c(0,2,2))

```

Die Kontur- und Wirkungsflächendiagramme für das SPM Projektlaufzeit zeigen die Abbildungen 8.11–8.14. Bei den niedrigen Einstellungen aus Tabelle 8.3 sind die Projektlaufzeiten erwartungsgemäß deutlich kleiner als bei den hohen Einstellungen. Je mehr *Abteilungen* beteiligt sind, desto länger dauern Projekte (je Grafik unten links: 1 Abteilung, unten rechts: 3 Abteilungen, oben links 6 Abteilungen).

In jeder Grafik liegen auf der Diagonalen von *PL* & *PMa* klein bis *PL* & *PMa* groß die höchsten Werte für *Laufzeit*. In der Kombination Projektleiter mit viel Erfahrung & wenig Projektmitarbeiter sowie Projektleiter mit wenig Erfahrung & viele Projektmitarbeiter sind die Laufzeiten für beide ausgewählten Kombinationen „niedrig“ und „hoch“ am kürzesten. Möglicherweise kann wenig Erfahrung beim Projektleiter in Projekten mit vielen Projektmitarbeitern durch andere Teammitglieder kompensiert werden.

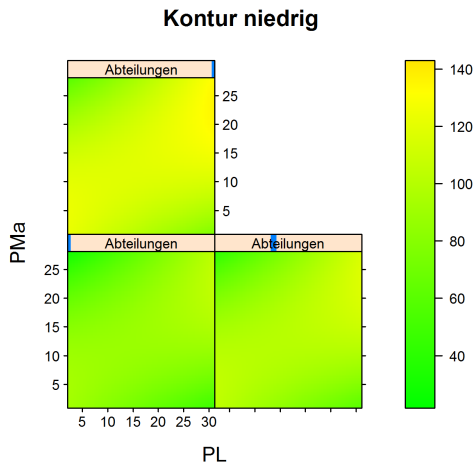


Abbildung 8.11: Konturdiagramm *Laufzeit* (niedrig s. Tab. 8.3, S. 163)

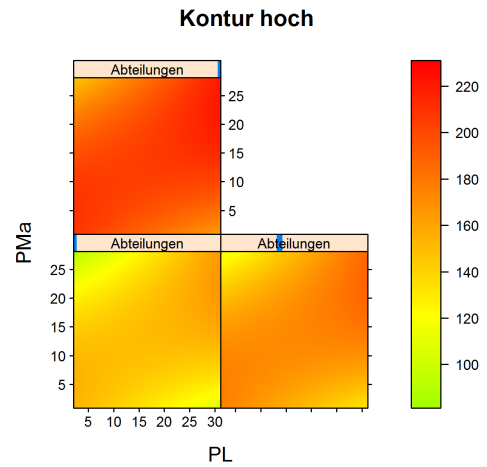


Abbildung 8.12: Konturdiagramm *Laufzeit* (hoch s. Tab. 8.3, S. 163)

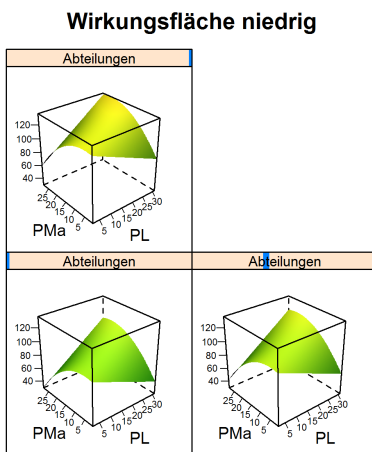


Abbildung 8.13: Wirkungsflächendiagramm *Laufzeit* (niedrig s. Tab. 8.3, S. 163)

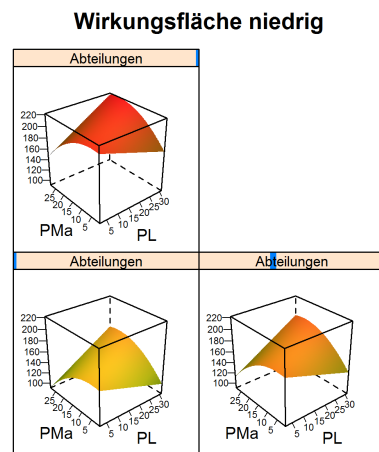


Abbildung 8.14: Wirkungsflächendiagramm *Laufzeit* (hoch s. Tab. 8.3, S. 163)

9.2 Bootstrapping

Beim Bootstrapping wird eine Stichprobe aus der vorhandenen Stichprobe gezogen. Mit diesen Werten werden Kenngrößen oder Prozess-Ergebnisse berechnet. Da das Bootstrap-Verfahren ausschließlich mit bereits vorhandenen Werten arbeitet, ähnelt es dem Münchhausen Prinzip, „sich an den eigenen Haaren aus dem Sumpf ziehen“.

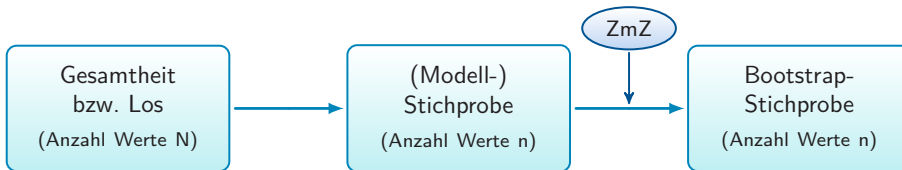


Abbildung 9.5: Zusammenhang Los, (Modell-)Stichprobe, Bootstrap-Stichprobe (ZmZ: Ziehen mit Zurücklegen)

Abbildung 9.5 zeigt den Ablauf bei Bootstrap-Stichproben. Die Stichprobe für die Berechnung des statistischen Prozess-Modells (Modell-Stichprobe) ist die Kandidatenmenge für die Bootstrap-Stichprobe. Gezogen wird mit Zurücklegen, d. h. in der Bootstrap-Stichprobe können Werte aus der Modell-Stichprobe mehrfach auftauchen. Die Anzahl Werte in der Bootstrap-Stichprobe ist dieselbe wie in der Modell-Stichprobe.

Der Vorteil des Bootstrap-Verfahrens ist, dass keine Annahmen zur Verteilung der Werte getroffen werden müssen wie bei der Monte Carlo-Simulation (vgl. Abschnitt 9.1). Dadurch besteht eine Bootstrap-Stichprobe immer ausschließlich aus den bereits für das Modell aufgenommenen Werten, ggf. mit Mehrfach-Auswahl und Weglassen von Werten.

Ein Nachteil der Bootstrap-Methode ist, dass die Ergebnisse der Simulation nur dann zuverlässige Informationen über den untersuchten Prozess liefern, wenn alle relevanten Prozess-Strukturen in der Modell-Stichprobe enthalten sind. Damit das Prinzip „sich an den eigenen Haaren aus dem Sumpf ziehen“ funktionieren kann, müssen ausreichend viele Haare auf dem Kopf bzw. genügend Daten und Prozess-Strukturen in der Modell-Stichprobe enthalten sein.

Bootstrap-Verfahren können direkt auf die Modell-Stichprobe oder auf das statistische Prozess-Modell angewendet werden (vgl. Abbildungen 9.6 und 9.7). Wird die Bootstrap-Stichprobe aus der Modell-Stichprobe gezogen, können mit den Werten Kenngrößen für das statistische Prozess-Modell berechnet werden, beispielsweise um Streubereiche für Koeffizienten oder die Anpassungsgüte R^2 zu ermitteln. Beim Bootstrapping mit Vorgabe eines SPMs wird die Bootstrap-Stichprobe aus den Residuen des statistischen Prozess-Modells gezogen und z. B. für die Berechnung eines Prognose-Streubereichs für vorgegebene Einstellwerte verwendet.

Bootstrapping mit Daten oder Bootstrapping mit Residuen: Was ist besser? Es gibt keine allgemein gültige Antwort auf diese Frage. Ein wichtiges Kriterium ist das Vertrauen in das statistische Prozess-Modell. Beide Methoden geben die Wirkstruktur

11 Toleranzen ermitteln

Bei der Toleranzfindung bzw. der Ermittlung von Toleranzgrenzen wird auf der Basis vorhandener Messdaten und Informationen über das Prozess-Ergebnis ein Bereich ermittelt, in dem zukünftige Prozess-Ergebnisse liegen. Tolerierungsmethoden werden eingesetzt, wenn neue Produkte und Prozesse entwickelt werden sowie nach Veränderungen am Prozess. Das Ziel ist, einen belastbaren Bereich zu wahrscheinlichen Prozess-Ergebnissen anzugeben. Bei der Toleranzrechnung können zweiseitige oder einseitige Toleranzgrenzen ermittelt werden.

Sind durch interne und externe Vorgaben bereits Toleranzen festgelegt, beispielsweise weil in nachfolgenden Prozess-Schritten für die Verbaubarkeit bestimmte Maße eingehalten werden müssen, liefert die Toleranzrechnung wenig brauchbare Zusatzinformationen. In diesem Fall sind die Methoden zum Nachweis von Anforderungen besser anwendbar (vgl. Abschnitt 10.2, S. 225 ff.)

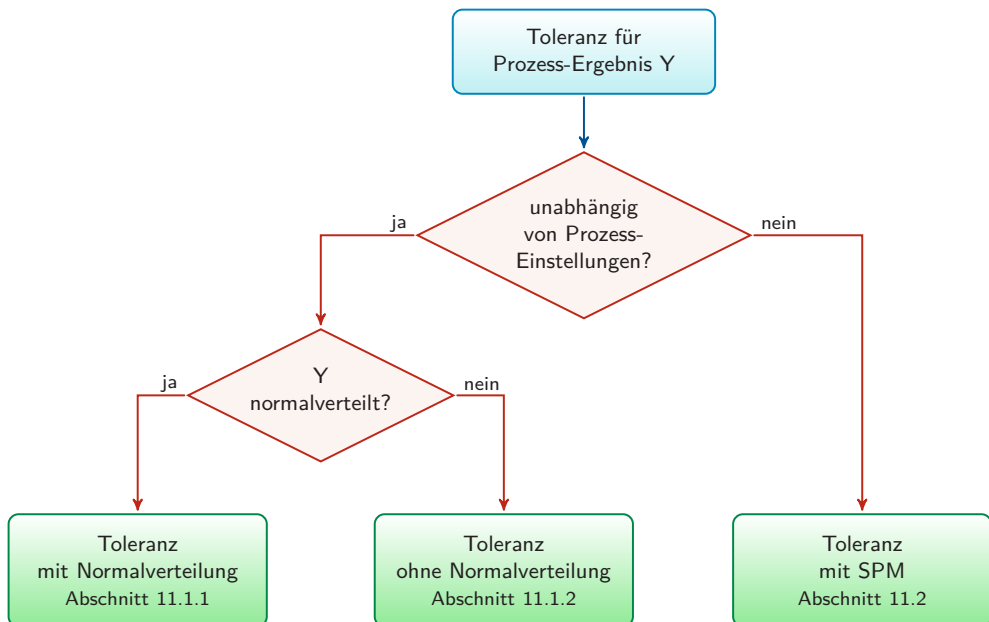


Abbildung 11.1: Auswahl von Methoden für die Toleranzrechnung

Es gibt unterschiedliche Methoden für die Ermittlung von Toleranzgrenzen (vgl. Abbildung 11.1). „Unabhängig von Prozess-Einstellungen“ bedeutet, dass keine bestimmten Einstellwerte für die relevanten Prozess-Merkmale vorgegeben werden. Die Toleranzgrenzen werden auf der Basis von aktuell aufgenommenen Messdaten berechnet, die

12 Abschluss und Ausblick

12.1 Abschluss der Auswertung

Jede statistische Prozess-Modellierung verdient einen Abschluss, bei dem die Ziele, die verwendeten Methoden und die Ergebnisse kurz in einer Art Steckbrief zusammengefasst werden. Das Schreiben eines solchen Steckbriefs ist aus mehreren Gründen wichtig:

1. Die Auswertung ist zu Ende.
2. Abgleich Ziele und Ergebnisse
3. Dokumentation der Vorgehensweise für weitere, ähnliche Auswertungen

Der erste Punkt klingt banal und wird in der heutigen Arbeitswelt mit Multitasking und Multi-Projektmanagement zunehmend wichtiger. Oft erscheint die Liste der offenen Projekte und Aufgaben ständig länger zu werden, häufig verbunden mit dem Eindruck, dass eigentlich nie etwas fertig wird. In dieser Situation ist es gut, wenn ein Projekt abgeschlossen werden kann. Das gilt insbesondere für Statistik-Auswertungen, die bei vielen Menschen so beliebt sind wie Wurzelkanalbehandlungen beim Zahnarzt.

Der Abschluss-Steckbrief vergleicht darüber hinaus die Ziele der Auswertung (s. Abschnitt 2.2, S. 17ff.) mit den Ergebnissen, um zu prüfen, ob die ursprüngliche Fragestellung mit den Auswertungsergebnissen beantwortet werden kann. Damit bei weiteren, ähnlichen Aufgaben die Auswahl und Umsetzung geeigneter statistischer Methoden leichter ist, wird die Vorgehensweise im Abschluss kurz skizziert. Zusätzlich ist es hilfreich aufzuschreiben, welche Maßnahmen aus den Ergebnissen abgeleitet werden.

Der Abschluss-Steckbrief nach der statistischen Auswertung sollte folgende Stichpunkte enthalten:

- Name und kurze Beschreibung des Prozesses
- Ziele der Auswertung für den Prozess
- untersuchter Zeitraum
- Ablageort für Projektdateien (Daten und Auswertung)
- Software für die Auswertung
- Ergebnisse der Plausibilitätsprüfung
- verwendete statistische Methoden
- Ergebnisse der Auswertung
- abgeleitet Maßnahmen und weitere Schritte