

# Interpretation von Testergebnissen I

- Durch die Asymmetrie in den Fehlerwahrscheinlichkeiten 1. und 2. Art ist Vorsicht bei Interpretation von Testergebnissen geboten!
- Es besteht ein großer Unterschied zwischen dem Aussagegehalt einer **Ablehnung** von  $H_0$  und dem Aussagegehalt einer **Annahme** von  $H_0$ :
  - ▶ Fällt die Testentscheidung **gegen**  $H_0$  aus, so hat man — sollte  $H_0$  tatsächlich **erfüllt** sein — wegen der Beschränkung der Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art durch das Signifikanzniveau  $\alpha$  nur mit einer typischerweise geringen Wahrscheinlichkeit  $\leq \alpha$  eine Stichprobenrealisation erhalten, die **fälschlicherweise** zur **Ablehnung von  $H_0$**  geführt hat.  
**Aber:** Vorsicht vor „Über“interpretation als Evidenz für Gültigkeit von  $H_1$ : Aussagen der Form „*Wenn  $H_0$  abgelehnt wird, dann gilt  $H_1$  mit Wahrscheinlichkeit von mindestens  $1 - \alpha$* “ sind unsinnig!
  - ▶ Fällt die Testentscheidung jedoch **für**  $H_0$  aus, so ist dies ein vergleichsweise meist schwächeres „Indiz“ für die Gültigkeit von  $H_0$ , da die Fehlerwahrscheinlichkeit 2. Art nicht kontrolliert ist und typischerweise große Werte (bis  $1 - \alpha$ ) annehmen kann. Gilt also tatsächlich  $H_1$ , ist es dennoch mit einer sehr großen Wahrscheinlichkeit möglich, eine Stichprobenrealisation zu erhalten, die **fälschlicherweise nicht** zur **Ablehnung von  $H_0$**  führt.

Aus diesem Grund sagt man auch häufig statt „ $H_0$  wird angenommen“ eher „ $H_0$  kann nicht verworfen werden“.

## Interpretation von Testergebnissen II

- Die Ablehnung von  $H_0$  als Ergebnis eines statistischen Tests wird häufig als
  - ▶ **signifikante Veränderung** (zweiseitiger Test),
  - ▶ **signifikante Verringerung** (linksseitiger Test) oder
  - ▶ **signifikante Erhöhung** (rechtsseitiger Test)

einer Größe bezeichnet. Konstruktionsbedingt kann das Ergebnis einer statistischen Untersuchung — auch im Fall einer Ablehnung von  $H_0$  — aber **niemals** als zweifelsfreier Beweis für die Veränderung/Verringerung/Erhöhung einer Größe dienen!

- Weiteres Problem: Aussagen über die Fehlerwahrscheinlichkeiten 1. und 2. Art gelten nur perfekt, wenn alle Voraussetzungen erfüllt sind, also wenn
  - ▶ Verteilungsannahmen erfüllt sind (Vorsicht bei „approximativen“ Tests) und
  - ▶ tatsächlich eine **einfache Stichprobe** vorliegt!
- Vorsicht vor „Publication Bias“:
  - ▶ Bei einem Signifikanzniveau von  $\alpha = 0.05$  resultiert im Mittel 1 von 20 statistischen Untersuchungen, bei denen  $H_0$  wahr ist, konstruktionsbedingt in einer Ablehnung von  $H_0$ .
  - ▶ Gefahr von Fehlinterpretationen, wenn die Untersuchungen, bei denen  $H_0$  nicht verworfen wurde, verschwiegen bzw. nicht publiziert werden!

# Interpretation von Testergebnissen III

„signifikant“ vs. „deutlich“

- Ein „signifikanter“ Unterschied ist noch lange kein „deutlicher“ Unterschied!
- Problem: „Fluch des großen Stichprobenumfangs“
- Beispiel: Abfüllmaschine soll Flaschen mit 1000 ml Inhalt abfüllen.
  - ▶ Abfüllmenge schwankt zufällig, Verteilung sei Normalverteilung mit bekannter Standardabweichung  $\sigma = 0.5$  ml, d.h. in ca. 95% der Fälle liegt Abfüllmenge im Bereich  $\pm 1$  ml um den (tatsächlichen) Mittelwert.
  - ▶ Statistischer Test zum Niveau  $\alpha = 0.05$  zur Überprüfung, ob mittlere Abfüllmenge (Erwartungswert) von 1000 ml abweicht.
- Tatsächlicher Mittelwert sei 1000.1 ml, Test auf Grundlage von 500 Flaschen.
- Wahrscheinlichkeit, die Abweichung von 0.1 ml zu erkennen (Berechnung mit Gütefunktion, siehe Folie 103): 99.4%
- Systematische Abweichung der Abfüllmenge von 0.1 ml zwar mit hoher Wahrscheinlichkeit (99.4%) signifikant, im Vergleich zur (ohnehin vorhandenen) zufälligen Schwankung mit  $\sigma = 0.5$  ml aber keinesfalls deutlich!

**Fazit:** „Durch wissenschaftliche Studien belegte signifikante Verbesserungen“ können vernachlässigbar klein sein ( $\rightsquigarrow$  Werbung...)

# Der $p$ -Wert

- Hypothesentests „komprimieren“ Stichprobeninformation zur Entscheidung zwischen  $H_0$  und  $H_1$  zu einem vorgegebenen Signifikanzniveau  $\alpha$ .
- Testentscheidung hängt von  $\alpha$  **ausschließlich** über kritischen Bereich  $K$  ab!
- Genauere Betrachtung offenbart: Abhängigkeit zwischen  $\alpha$  und  $K$  ist **monoton** im Sinne der Teilmengenbeziehung.
  - ▶ Gilt  $\tilde{\alpha} < \alpha$  und bezeichnen  $K_{\tilde{\alpha}}$  und  $K_{\alpha}$  die zugehörigen kritischen Bereiche, so gilt für alle bisher betrachteten Gauß-Tests  $K_{\tilde{\alpha}} \subsetneq K_{\alpha}$ .
  - ▶ Unmittelbare Folge ist, dass Ablehnung von  $H_0$  zum Signifikanzniveau  $\tilde{\alpha}$  mit  $\tilde{\alpha} < \alpha$  automatisch eine Ablehnung von  $H_0$  zum Niveau  $\alpha$  zur Folge hat (auf Basis derselben Stichprobeninformation)!
  - ▶ Außerdem wird  $K_{\alpha}$  für  $\alpha \rightarrow 0$  beliebig klein und für  $\alpha \rightarrow 1$  beliebig groß, so dass man für jede Realisation  $T$  der Teststatistik sowohl Signifikanzniveaus  $\alpha$  mit  $T \in K_{\alpha}$  wählen kann, als auch solche mit  $T \notin K_{\alpha}$ .
- Zusammenfassend kann man also zu jeder Realisation  $T$  der Teststatistik das kleinste Signifikanzniveau  $\alpha$  mit  $T \in K_{\alpha}$  bestimmen (bzw. das größte Signifikanzniveau  $\alpha$  mit  $T \notin K_{\alpha}$ ). Dieses Signifikanzniveau heißt  **$p$ -Wert** oder **empirisches (marginale) Signifikanzniveau**.
- Mit der Information des  $p$ -Werts kann der Test also für **jedes beliebige Signifikanzniveau**  $\alpha$  entschieden werden!

# $p$ -Wert bei Gauß-Tests

auf den Mittelwert bei bekannter Varianz

- Der Wechsel zwischen „ $N \in K_\alpha$ “ und „ $N \notin K_\alpha$ “ findet bei den diskutierten Gauß-Tests offensichtlich dort statt, wo die realisierte Teststatistik  $N$  gerade mit (einer) der Grenze(n) des kritischen Bereichs übereinstimmt, d.h.
  - ▶ bei rechtsseitigen Tests mit  $K_\alpha = (N_{1-\alpha}, \infty)$  für  $N = N_{1-\alpha}$ ,
  - ▶ bei linksseitigen Tests mit  $K_\alpha = (-\infty, -N_{1-\alpha})$  für  $N = -N_{1-\alpha}$ ,
  - ▶ bei zweiseitigen Tests mit  $K_\alpha = (-\infty, -N_{1-\frac{\alpha}{2}}) \cup (N_{1-\frac{\alpha}{2}}, \infty)$  für

$$N = \begin{cases} -N_{1-\frac{\alpha}{2}} & \text{falls } N < 0 \\ N_{1-\frac{\alpha}{2}} & \text{falls } N \geq 0 \end{cases} .$$

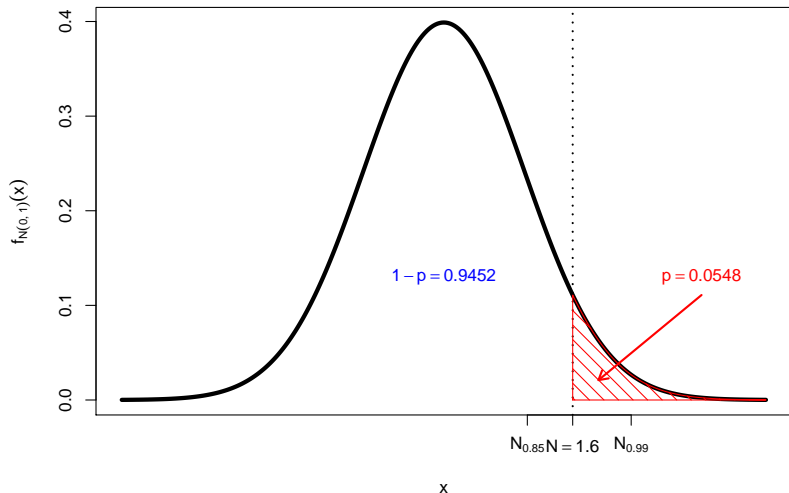
- Durch Auflösen nach  $\alpha$  erhält man
  - ▶ für rechtsseitige Tests den  $p$ -Wert  $1 - \Phi(N)$ ,
  - ▶ für linksseitige Tests den  $p$ -Wert  $\Phi(N)$ ,
  - ▶ für zweiseitige Tests den  $p$ -Wert

$$\left. \begin{array}{l} 2 \cdot \Phi(N) = 2 \cdot (1 - \Phi(-N)) \quad \text{falls } N < 0 \\ 2 \cdot (1 - \Phi(N)) \quad \text{falls } N \geq 0 \end{array} \right\} = 2 \cdot (1 - \Phi(|N|))$$

sowie die alternative Darstellung  $2 \cdot \min\{\Phi(N), 1 - \Phi(N)\}$ .

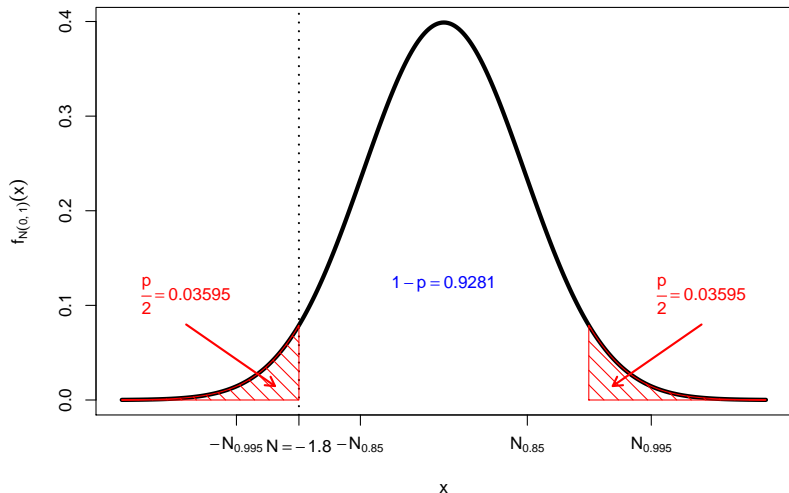
# Beispiel: $p$ -Werte bei rechtsseitigem Gauß-Test (Grafik)

Realisierte Teststatistik  $N = 1.6$ ,  $p$ -Wert: 0.0548



# Beispiel: $p$ -Werte bei zweiseitigem Gauß-Test (Grafik)

Realisierte Teststatistik  $N = -1.8$ ,  $p$ -Wert: 0.0719



## Entscheidung mit $p$ -Wert

- Offensichtlich erhält man auf der Grundlage des  $p$ -Werts  $p$  zur beobachteten Stichprobenrealisation die einfache Entscheidungsregel

$$H_0 \text{ ablehnen} \quad \Leftrightarrow \quad p < \alpha$$

für Hypothesentests zum Signifikanzniveau  $\alpha$ .

- Sehr niedrige  $p$ -Werte bedeuten also, dass man beim zugehörigen Hypothesentest  $H_0$  auch dann ablehnen würde, wenn man die maximale Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art sehr klein wählen würde.
- Kleinere  $p$ -Werte liefern also stärkere Indizien für die Gültigkeit von  $H_1$  als größere, **aber** (wieder) Vorsicht vor Überinterpretation: Aussagen der Art „Der  $p$ -Wert gibt die Wahrscheinlichkeit für die Gültigkeit von  $H_0$  an“ sind unsinnig!

### Warnung!

Bei der Entscheidung von statistischen Tests mit Hilfe des  $p$ -Werts ist es **unbedingt** erforderlich, das Signifikanzniveau  $\alpha$  **vor** Berechnung des  $p$ -Werts festzulegen, um nicht der Versuchung zu erliegen,  $\alpha$  im Nachhinein so zu wählen, dass man die „bevorzugte“ Testentscheidung erhält!



# Tests und Konfidenzintervalle

- Enger Zusammenhang zwischen zweiseitigem Gauß-Test und (symmetrischen) Konfidenzintervallen für den Erwartungswert bei bekannter Varianz.
- Für Konfidenzintervalle zur Vertrauenswahrscheinlichkeit  $1 - \alpha$  gilt:

$$\begin{aligned} \tilde{\mu} &\in \left[ \bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \cdot N_{1-\frac{\alpha}{2}}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \cdot N_{1-\frac{\alpha}{2}} \right] \\ \Leftrightarrow \tilde{\mu} - \bar{X} &\in \left[ -\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \cdot N_{1-\frac{\alpha}{2}}, \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \cdot N_{1-\frac{\alpha}{2}} \right] \\ \Leftrightarrow \frac{\tilde{\mu} - \bar{X}}{\sigma} \sqrt{n} &\in \left[ -N_{1-\frac{\alpha}{2}}, N_{1-\frac{\alpha}{2}} \right] \\ \Leftrightarrow \frac{\bar{X} - \tilde{\mu}}{\sigma} \sqrt{n} &\in \left[ -N_{1-\frac{\alpha}{2}}, N_{1-\frac{\alpha}{2}} \right] \end{aligned}$$

- Damit ist  $\tilde{\mu}$  also **genau dann** im Konfidenzintervall zur Sicherheitswahrscheinlichkeit  $1 - \alpha$  enthalten, **wenn** ein zweiseitiger Gauß-Test zum Signifikanzniveau  $\alpha$  die Nullhypothese  $H_0 : \mu = \tilde{\mu}$  **nicht** verwerfen würde.
- Vergleichbarer Zusammenhang auch in anderen Situationen.

# Zusammenfassung: Gauß-Test für den Mittelwert

bei bekannter Varianz

Anwendungsvoraussetzungen	exakt: $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$ mit $\mu \in \mathbb{R}$ unbekannt, $\sigma^2$ bekannt approximativ: $E(Y) = \mu \in \mathbb{R}$ unbekannt, $\text{Var}(Y) = \sigma^2$ bekannt $X_1, \dots, X_n$ einfache Stichprobe zu $Y$		
Nullhypothese Gegenhypothese	$H_0 : \mu = \mu_0$ $H_1 : \mu \neq \mu_0$	$H_0 : \mu \leq \mu_0$ $H_1 : \mu > \mu_0$	$H_0 : \mu \geq \mu_0$ $H_1 : \mu < \mu_0$
Teststatistik	$N = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}$		
Verteilung ( $H_0$ )	$N$ für $\mu = \mu_0$ (näherungsweise) $N(0, 1)$ -verteilt		
Benötigte Größen	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$		
Kritischer Bereich zum Niveau $\alpha$	$(-\infty, -N_{1-\frac{\alpha}{2}})$ $\cup (N_{1-\frac{\alpha}{2}}, \infty)$	$(N_{1-\alpha}, \infty)$	$(-\infty, -N_{1-\alpha})$
$p$ -Wert	$2 \cdot (1 - \Phi( N ))$	$1 - \Phi(N)$	$\Phi(N)$

# Approximativer Gauß-Test für Anteilswert $p$

- Wichtiger Spezialfall des (approximativen) Gauß-Tests für den Mittelwert einer Zufallsvariablen mit bekannter Varianz:

## Approximativer Gauß-Test für den Anteilswert $p$ einer alternativverteilten Zufallsvariablen

- *Erinnerung:* Für alternativverteilte Zufallsvariablen  $Y \sim B(1, p)$  war Konfidenzintervall für Anteilswert  $p$  ein Spezialfall für Konfidenzintervalle für Mittelwerte von Zufallsvariablen mit **unbekannter** Varianz.
- **Aber:** Bei der Konstruktion von Tests für  $H_0 : p = p_0$  gegen  $H_1 : p \neq p_0$  für ein vorgegebenes  $p_0$  (sowie den einseitigen Varianten) spielt Verteilung der Teststatistik unter  $H_0$ , insbesondere für  $p = p_0$ , entscheidende Rolle.
- Da Varianz für  $p = p_0$  bekannt  $\rightsquigarrow$  approximativer Gauß-Test geeignet. Für  $p = p_0$  gilt genauer  $\text{Var}(Y) = \text{Var}(X_i) = p_0 \cdot (1 - p_0)$  und damit

$$\text{Var}(\hat{p}) = \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot \text{Var}(Y) = \frac{p_0 \cdot (1 - p_0)}{n}.$$

Als Testgröße erhält man also:  $N = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{p_0 \cdot (1 - p_0)}} \sqrt{n}$

Zusammenfassung: (Approx.) Gauß-Test für Anteilswert  $p$ 

Anwendungsvoraussetzungen	approximativ: $Y \sim B(1, p)$ mit $p \in [0, 1]$ unbekannt $X_1, \dots, X_n$ einfache Stichprobe zu $Y$		
Nullhypothese Gegenhypothese	$H_0 : p = p_0$ $H_1 : p \neq p_0$	$H_0 : p \leq p_0$ $H_1 : p > p_0$	$H_0 : p \geq p_0$ $H_1 : p < p_0$
Teststatistik	$N = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{p_0 \cdot (1 - p_0)}} \sqrt{n}$		
Verteilung ( $H_0$ )	$N$ für $p = p_0$ näherungsweise $N(0, 1)$ -verteilt		
Benötigte Größen	$\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$		
Kritischer Bereich zum Niveau $\alpha$	$(-\infty, -N_{1-\frac{\alpha}{2}})$ $\cup (N_{1-\frac{\alpha}{2}}, \infty)$	$(N_{1-\alpha}, \infty)$	$(-\infty, -N_{1-\alpha})$
$p$ -Wert	$2 \cdot (1 - \Phi( N ))$	$1 - \Phi(N)$	$\Phi(N)$

## Beispiel: Bekanntheitsgrad eines Produkts

- Untersuchungsgegenstand: Hat sich der Bekanntheitsgrad eines Produkts gegenüber bisherigem Bekanntheitsgrad von 80% reduziert, nachdem die Ausgaben für Werbemaßnahmen vor einiger Zeit drastisch gekürzt wurden?
- Annahmen: Kenntnis des Produkts wird durch  $Y \sim B(1, p)$  beschrieben, wobei  $p$  als Bekanntheitsgrad des Produkts aufgefasst werden kann.
- Stichprobeninformation aus Realisation einfacher Stichprobe (!) zu  $Y$ : Unter  $n = 500$  befragten Personen kannten 381 das Produkt  $\rightsquigarrow \hat{p} = 0.762$ .
- Gewünschtes Signifikanzniveau (max. Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art):  $\alpha = 0.05$

Geeigneter Test: (**Approx.**) **linksseitiger Gauß-Test für den Anteilswert  $p$**

- 1 Hypothesen:  $H_0 : p \geq p_0 = 0.8$  gegen  $H_1 : p < p_0 = 0.8$
- 2 Teststatistik:  $N = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{p_0 \cdot (1 - p_0)}} \sqrt{n} \overset{\bullet}{\sim} N(0, 1)$ , falls  $H_0$  gilt ( $p = p_0$ )
- 3 Kritischer Bereich zum Niveau  $\alpha = 0.05$ :  
 $K = (-\infty, -N_{0.95}) = (-\infty, -1.645)$
- 4 Realisierter Wert der Teststatistik:  $N = \frac{0.762 - 0.8}{\sqrt{0.8 \cdot (1 - 0.8)}} \sqrt{500} = -2.124$
- 5 Entscheidung:  $N \in K \rightsquigarrow H_0$  wird abgelehnt, der Bekanntheitsgrad des Produkts hat sich signifikant reduziert.

# t-Test für den Mittelwert

bei unbekannter Varianz

- Konstruktion des (exakten) Gauß-Tests für den Mittelwert bei bekannter Varianz durch Verteilungsaussage

$$N := \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \sqrt{n} \sim N(0, 1),$$

falls  $X_1, \dots, X_n$  einfache Stichprobe zu normalverteilter ZV  $Y$ .

- Analog zur Konstruktion von Konfidenzintervallen für den Mittelwert bei unbekannter Varianz: Verwendung der Verteilungsaussage

$$t := \frac{\bar{X} - \mu}{S} \sqrt{n} \sim t(n-1) \quad \text{mit} \quad S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2},$$

falls  $X_1, \dots, X_n$  einfache Stichprobe zu normalverteilter ZV  $Y$ , um geeigneten Hypothesentest für den Mittelwert  $\mu$  zu entwickeln.

- Test lässt sich genauso wie Gauß-Test herleiten, lediglich
  - ▶ Verwendung von  $S$  statt  $\sigma$ ,
  - ▶ Verwendung von  $t(n-1)$  statt  $N(0, 1)$ .

- Beziehung zwischen symmetrischen Konfidenzintervallen und zweiseitigen Tests bleibt wie beim Gauß-Test erhalten.
- Wegen Symmetrie der  $t(n-1)$ -Verteilung bleiben auch alle entsprechenden „Vereinfachungen“ bei der Bestimmung von kritischen Bereichen und  $p$ -Werten gültig.
- $p$ -Werte können mit Hilfe der Verteilungsfunktion der  $t(n-1)$ -Verteilung bestimmt werden (unproblematisch mit Statistik-Software).
- Zur Berechnung der Gütefunktion: Verteilungsfunktion der „nichtzentralen“  $t(n-1)$ -Verteilung benötigt (unproblematisch mit Statistik-Software).
- Zur Berechnung von  $p$ -Werten und Gütefunktionswerten für große  $n$ : Näherung der  $t(n-1)$ -Verteilung durch Standardnormalverteilung bzw. der nichtzentralen  $t(n-1)$ -Verteilung durch Normalverteilung mit Varianz 1 (vgl. Gauß-Test) möglich.
- Analog zu Konfidenzintervallen:  
Ist  $Y$  nicht normalverteilt, kann der  $t$ -Test auf den Mittelwert bei unbekannter Varianz immer noch als approximativer (näherungsweise) Test verwendet werden.

# Zusammenfassung: t-Test für den Mittelwert

bei unbekannter Varianz

Anwendungsvoraussetzungen	exakt: $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$ mit $\mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 \in \mathbb{R}_{++}$ unbekannt approximativ: $E(Y) = \mu \in \mathbb{R}, \text{Var}(Y) = \sigma^2 \in \mathbb{R}_{++}$ unbekannt $X_1, \dots, X_n$ einfache Stichprobe zu $Y$		
Nullhypothese Gegenhypothese	$H_0 : \mu = \mu_0$ $H_1 : \mu \neq \mu_0$	$H_0 : \mu \leq \mu_0$ $H_1 : \mu > \mu_0$	$H_0 : \mu \geq \mu_0$ $H_1 : \mu < \mu_0$
Teststatistik	$t = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S} \sqrt{n}$		
Verteilung ( $H_0$ )	$t$ für $\mu = \mu_0$ (näherungsweise) $t(n-1)$ -verteilt		
Benötigte Größen	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ $S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left( \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right)}$		
Kritischer Bereich zum Niveau $\alpha$	$(-\infty, -t_{n-1; 1-\frac{\alpha}{2}})$ $\cup (t_{n-1; 1-\frac{\alpha}{2}}, \infty)$	$(t_{n-1; 1-\alpha}, \infty)$	$(-\infty, -t_{n-1; 1-\alpha})$
p-Wert	$2 \cdot (1 - F_{t(n-1)}( t ))$	$1 - F_{t(n-1)}(t)$	$F_{t(n-1)}(t)$



## Beispiel: Durchschnittliche Wohnfläche

- Untersuchungsgegenstand: Hat sich die durchschnittliche Wohnfläche pro Haushalt in einer bestimmten Stadt gegenüber dem aus dem Jahr 1998 stammenden Wert von 71.2 (in  $[m^2]$ ) **erhöht**?
- Annahmen: Verteilung der Wohnfläche  $Y$  im Jahr 2009 unbekannt.
- Stichprobeninformation: Realisation einer einfachen Stichprobe vom Umfang  $n = 400$  zu  $Y$  liefert Stichprobenmittel  $\bar{x} = 73.452$  und Stichprobenstandardabweichung  $s = 24.239$ .
- Gewünschtes Signifikanzniveau (max. Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art):  $\alpha = 0.05$

### Geeigneter Test:

#### Rechtsseitiger approx. t-Test für den Mittelwert bei unbekannter Varianz

- 1 Hypothesen:  $H_0 : \mu \leq \mu_0 = 71.2$  gegen  $H_1 : \mu > \mu_0 = 71.2$
- 2 Teststatistik:  $t = \frac{\bar{X} - \mu_0}{s} \sqrt{n} \overset{\circ}{\sim} t(399)$ , falls  $H_0$  gilt ( $\mu = \mu_0$ )
- 3 Kritischer Bereich zum Niveau  $\alpha = 0.05$ :  $K = (t_{399;0.95}, \infty) = (1.649, \infty)$
- 4 Realisierter Wert der Teststatistik:  $t = \frac{73.452 - 71.2}{24.239} \sqrt{400} = 1.858$
- 5 Entscheidung:  $t \in K \rightsquigarrow H_0$  wird abgelehnt; Test kommt zur Entscheidung, dass sich durchschnittliche Wohnfläche gegenüber 1998 erhöht hat.

# Beispiel: $p$ -Wert bei rechtsseitigem $t$ -Test (Grafik)

Wohnflächenbeispiel, realisierte Teststatistik  $t = 1.858$ ,  $p$ -Wert: 0.032

