

## Numerisches Experiment zur Illustration der Stichprobenverteilung von Mittelwertschätzungen einer Normalverteilung

Datengenerierender Prozess:  $y_t \sim IN(\mu, \sigma^2)$   
mit Mittelwert  $\mu = 3$  und Varianz  $\sigma^2 = 4$  ( $\sigma = 2$ )

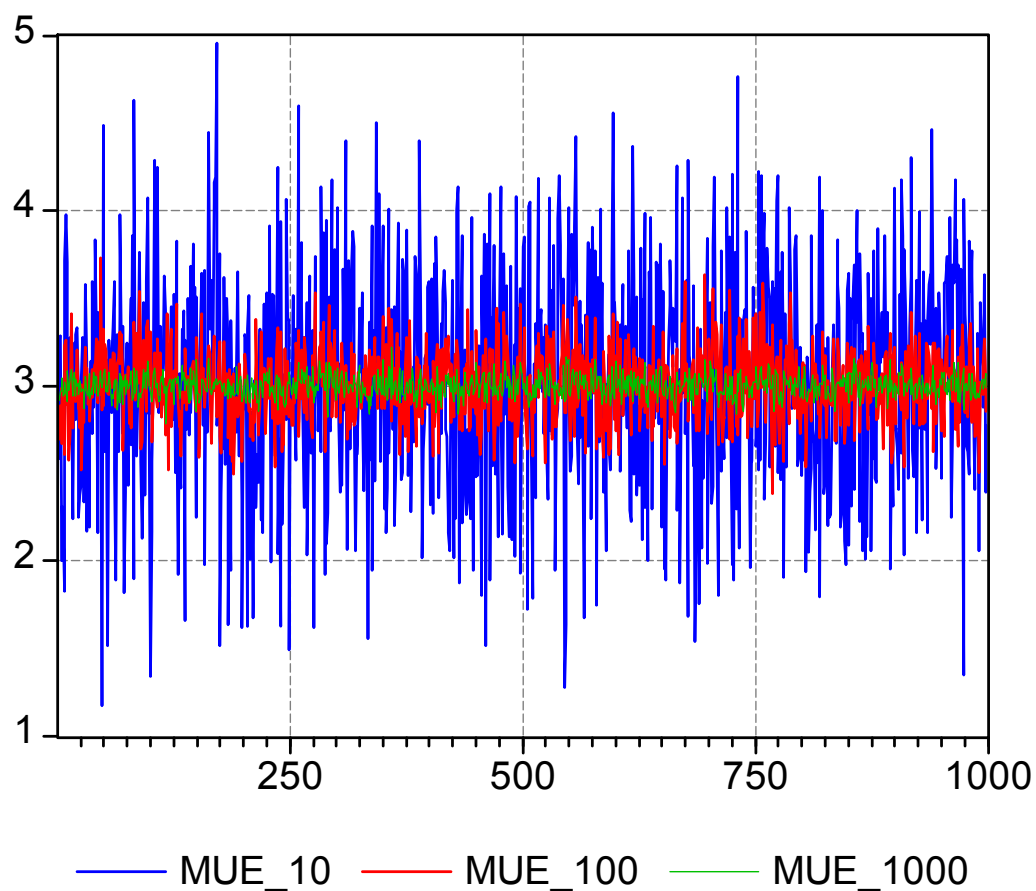
Aus  $y_t \sim IN(\mu, \sigma^2)$  wird eine Stichprobe mit  $n = 10$  Beobachtungen gezogen und daraus der Mittelwert berechnet:  $\hat{\mu} = \sum y_i / n$

Dieser Vorgang wird 1000 mal wiederholt. Dies ergibt 1000 Mittelwertschätzungen aus Stichproben mit je 10 Beobachtungen, im Folgenden als MUE\_10 bezeichnet.

Analog für Stichproben mit je 100 Beobachtungen: MUE\_100

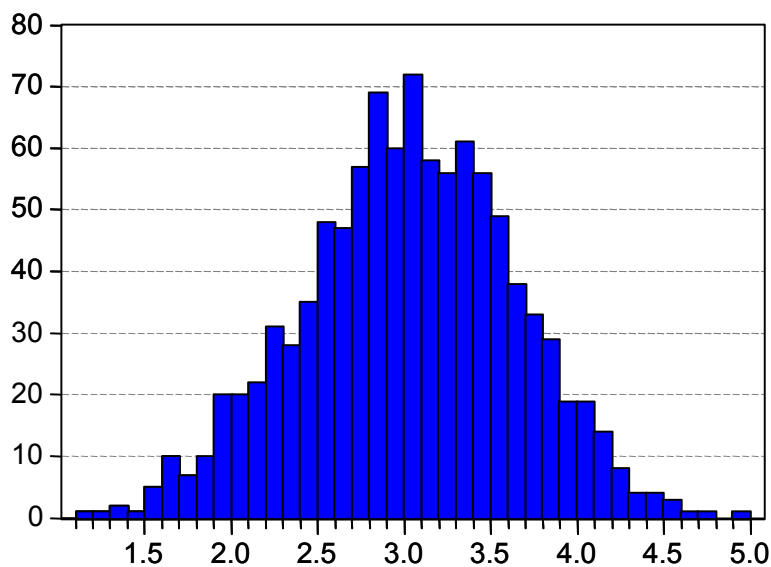
Analog für Stichproben mit je 1000 Beobachtungen: MUE\_1000

### 1000 Mittelwertschätzungen aus Stichproben mit 10, 100 und 1000 Beobachtungen



## Verteilung der Mittelwertschätzungen

**MUE\_10:** Schätzungen aus Stichproben mit je 10 Beobachtungen:

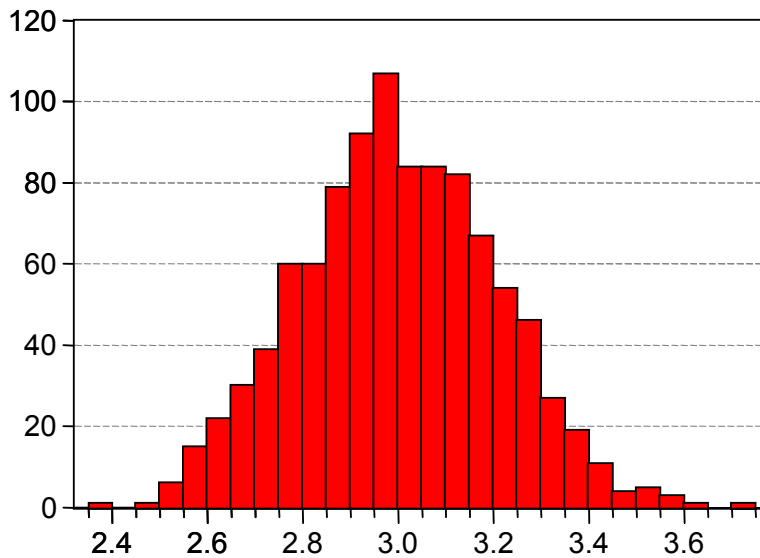


Mean	3.025576
Median	3.038966
Maximum	4.954310
Minimum	1.175211
Std. Dev.	0.616602

Die einzelnen Mittelwertschätzungen  $\hat{\mu}$  weichen aufgrund des kleinen Stichprobenumfangs zum Teil stark vom "wahren" Mittelwert des datengenerierenden Prozesses ab ( $\mu = 3$ ). Die Schätzungen sind jedoch **unverzerrt**. Diese Eigenschaft kommt darin zum Ausdruck, dass die Schätzungen symmetrisch um den wahren Mittelwert herum verteilt sind.

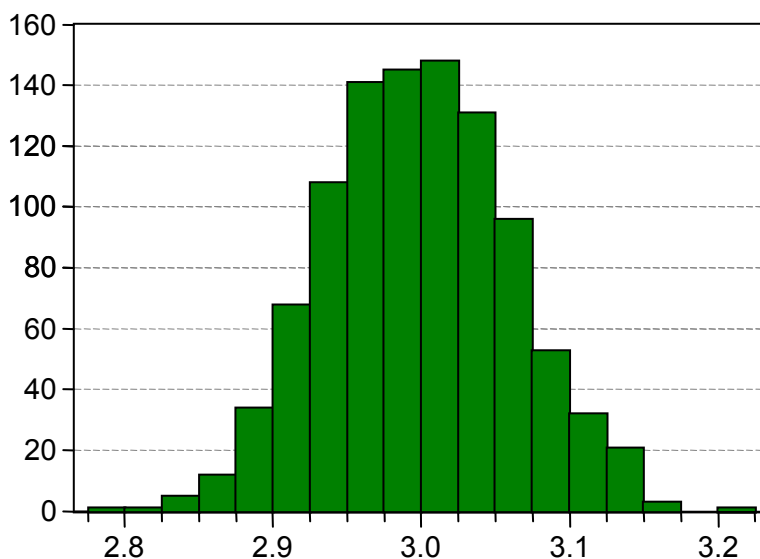
Analytisch lässt sich die Standardabweichung der Mittelwertschätzung wie folgt berechnen:  $\sigma_{\hat{\mu}} = \sigma / \sqrt{n} = 2 / \sqrt{10} = 0.6325$ . Dies entspricht ziemlich genau der aus dem Experiment berechneten Standardabweichung von 0.6166.

**MUE\_100:** Schätzungen aus Stichproben mit je 100 Beobachtungen:



Mean	3.000642
Median	2.992568
Maximum	3.727022
Minimum	2.380969
Std. Dev.	0.205661

**MUE\_1000:** Schätzungen aus Stichproben mit je 1000 Beobachtungen:



Mean	2.998004
Median	2.998152
Maximum	3.215748
Minimum	2.778739
Std. Dev.	0.062676

Bei Stichproben von  $n = 100$  bzw. 1000 Beobachtungen konzentrieren sich die Mittelwertschätzungen näher um den wahren Mittelwert von 3 herum. Darin zeigt sich die **Konsistenz** des Schätzers  $\hat{\mu} = \sum y_i / n$ .

Die analytisch berechnete Standardabweichung der Mittelwertschätzung ist  $\sigma_{\hat{\mu}} = \sigma / \sqrt{n} = 2 / \sqrt{100} = 0.2$  für MUE\_100 bzw.  $\sigma_{\hat{\mu}} = \sigma / \sqrt{n} = 2 / \sqrt{1000} = 0.06325$  für MUE\_1000, was wiederum gut mit den aus dem Experiment berechneten Standardabweichungen übereinstimmt.

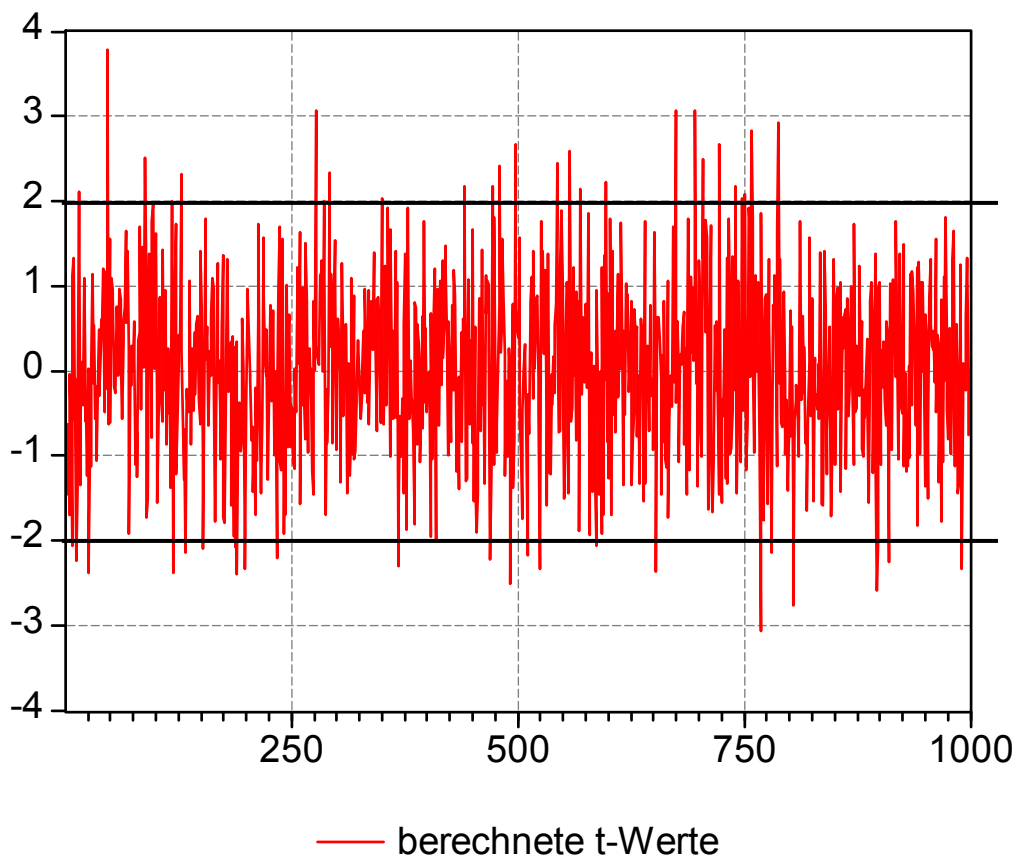
## Hypothesentest

Die Grösse  $\frac{\hat{\mu} - \mu}{\hat{\sigma}/\sqrt{n}}$  (Abweichung der Mittelwertschätzung vom wahren Mittelwert, dividiert durch die geschätzte Standardabweichung der Mittelwertschätzung)

ist t-verteilt mit  $n - 1$  Freiheitsgraden.

Für grosse Stichproben (z.B.  $n = 100$ ) ist der kritische t-Wert für einen Test auf dem 5% Signifikanzniveau rund 2 (1.96 wenn  $n$  gegen Unendlich geht). Das heisst:  $\text{Prob}(|t| > 2) = 0.05$ . Testet man die wahre Nullhypothese  $\mu = 3$  auf dem 5%-Niveau, so wird diese folglich in rund 50 der 1000 Stichproben mit einem berechneten t-Wert von absolut grösser als 2 fälschlicherweise abgelehnt.

**t-Test  $H_0: \mu = 3$**  (Experiment mit  $n = 100$ )



Das Experiment wurde mit folgendem **Programm** in EViews 4.1 durchgeführt. Neuere EViews-Versionen führen aufgrund eines anderen Zufallszahlengenerators zu numerisch leicht unterschiedlichen Ergebnissen. Man kann den Zufallszahlengenerator auf die Version EViews 4.1 zurücksetzen, indem man "rndseed" durch "rnseed(type=kn4)" ersetzt. Das Programm ist auf der Internetseite zur Vorlesung Ökonometrie I im Anhang als *Simulationsprogramm 1* zu finden.

```
' SimNormal:
' Schätzung MUE und SIGMA aus künstlich generierter Normalverteilung
```

```
' Öffnen eines Workfiles und Festlegen des Stichprobenumfangs
workfile simpreg U 1 1000
```

```
' 10 Beobachtungen
```

```
FOR !j = 1 to 1000
```

```
' Generieren von x mit MUE = 3 und SIGMA = 2
```

```
scalar xseed = 1421+!j
rndseed(type=kn4) xseed
smpl 1 10
genr x = 3 +2*nrnd
smpl 1 1000
```

```
' Schätzung MUE und SIGMA
```

```
series MUE10
series SIGMA10
series VARIANCE10
series TVALUE10
MUE10(!j) = @mean(x)
SIGMA10(!j) = @stdev(x)
VARIANCE10(!j) = @var(x)
TVALUE10(!j) = (MUE10(!j)-3)/(SIGMA10(!j)/@sqrt(10))
```

```
NEXT
```

```
' 100 Beobachtungen
```

```
FOR !j = 1 to 1000
```

```
' Generieren von x mit MUE = 3 und SIGMA = 2
```

```
scalar xseed = 1421+!j
rndseed(type=kn4) xseed
smpl 1 100
genr x = 3 +2*nrnd
smpl 1 1000
```

```
' Schätzung MUE und SIGMA
```

```
series MUE100
series SIGMA100
series VARIANCE100
series TVALUE100
MUE100(!j) = @mean(x)
SIGMA100(!j) = @stdev(x)
VARIANCE100(!j) = @var(x)
TVALUE100(!j) = (MUE100(!j)-3)/(SIGMA100(!j)/@sqrt(100))
```

```
NEXT
```

```
' 1000 Beobachtungen
```

```
FOR !j = 1 to 1000
```

```
' Generieren von x mit MUE = 3 und SIGMA = 2
```

```
scalar xseed = 1421+!j
rndseed(type=kn4) xseed
smpl 1 1000
genr x = 3 +2*nrnd
smpl 1 1000
```

```
' Schätzung MUE und SIGMA
```

```
series MUE1000
```

```
series SIGMA1000
series VARIANCE1000
series TVALUE1000
MUE1000(!j) = @mean(x)
SIGMA1000(!j) = @stdev(x)
VARIANCE1000(!j) = @var(x)
TVALUE1000(!j) = (MUE1000(!j)-3)/(SIGMA1000(!j)/@sqrt(1000))
```

NEXT