Projekt Energieverbrauch

Author: Siamak Goudarzi

2026-01-14

Fragestellung

```
Ist die neue Methode wirksam bei der Reduzierung des Energieverbrauchs?
```

Dataset

```
Beinhaltet 100 unabhängige Beobachtungen (50 für jede Methode).
```

Variablentyp

```
Kontinuierliche Größe (Einheit: kWh)
```

Hypothesen

```
Hypothese Null (H₀):

Der Energieverbrauch der neuen Methode ist gleich oder höher als der der alten
Methode. (μ₁₋₁ ≥ μ₂₋₁)

Alternativhypothese (H₁):

Der Energieverbrauch der neuen Methode ist signifikant geringer als der der alten
Methode. (μ₁₋₁ < μ₂₋₁)
```

Schritt 1: Daten laden und -aufbereitung

```
Formatfehler behoben:

Die zusätzliche Einheitenzeile ([kWh]) wurde entfernt, damit die Variablen von R
korrekt erkannt werden können.

Datentyp-Umwandlung:

Die Spalten wurden von Text in numerische Werte (Numeric) konvertiert, damit die
statistischen Menüs aktiviert werden können.

Stacking:

Die Daten wurden für die Durchführung vergleichender Tests (z. B. Levene- und
t-Test) in ein standardisiertes Gruppenformat überführt.
```

```
> DS_Energie <- readXL("/home/siamak/Downloads/download (4)/Daten_KW03.xlsx",
+   rownames=FALSE, header=TRUE, na="", sheet="2_Energieverbrauch",
```

```
+   stringsAsFactors=TRUE)
```

```
> library(abind, pos=17)
```

```
> library(e1071, pos=18)
```

Schritt 2: Datenbeschreibung

```
Zusammenfassung:

Berechnen Sie den Mittelwert und den Median beider Gruppen, um einen ersten Eindruck
vom Konsumverhalten der jeweiligen Gruppe zu erhalten.
```

Zusammenfassungen für numerische Variablen: DS_Energie

```
> numSummary(DS_Energie[,c("Herkömmlich..", "Neuartig..kWh.."), drop=FALSE],
+   statistics=c("mean", "sd", "IQR", "quantiles"), quantiles=c(0,.25,.5,.75,1))
```

```
                    mean       sd     IQR     0%      25%     50%      75%
Herkömmlich..   347.4444 53.44699 68.4575 204.22 311.8125 348.470 380.2700
Neuartig..kWh.. 313.5530 52.27818 49.6900 239.01 279.7225 306.265 329.4125
                  100%  n
Herkömmlich..   451.46 50
Neuartig..kWh.. 478.73 50
```

Interpretation der Ergebnisse

```
Mittelwert:

        Alte Methode (Herkömmlich): 347,44

Neue Methode (Neuartig): 313,55

        >> Erste Interpretation:

                Die neue Methode reduzierte den Energieverbrauch im Durchschnitt um
etwa 34 Einheiten. Dies ist ein positiver Unterschied.

Median (Median / 50%):

        Alte Methode: 348,47
```

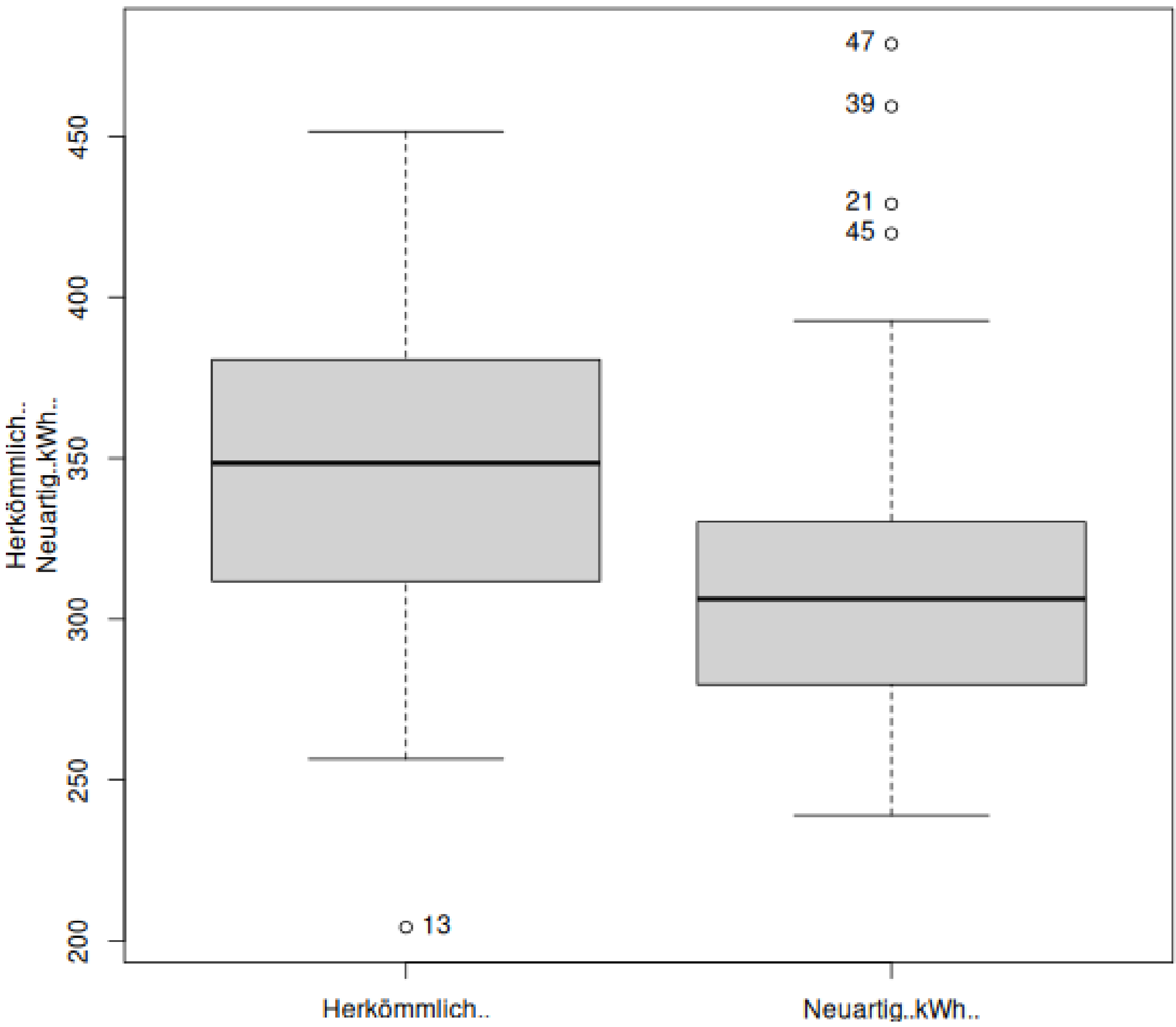
```
        Neue Methode: 306,26

Anmerkungen:

        Der Median der neuen Methode ist deutlich niedriger, was darauf hindeutet,
dass die meisten Daten der neuen Methode auf einem niedrigeren Niveau liegen.

Streuung (Standardabweichung und Interquartilsabstand):

        Die Standardabweichung (SD) beider Methoden liegt sehr nahe beieinander
(etwa 52 bzw. 53). Das ist erfreulich! Denn eine der Voraussetzungen des t-Tests
(Varianzhomogenität) ist wahrscheinlich erfüllt.

        Der Interquartilsabstand (IQR) ist bei der neuen Methode jedoch geringer
(49,69 gegenüber 68,45), was darauf hindeutet, dass die neue Methode im
Energieverbrauch „stabiler“ bzw. fokussierter ist.
```

Schritt 3: Visuelle Analyse und Ausreißererkennung

```
Begründung für die Auswahl:

Der Boxplot ist das beste Werkzeug, um Ausreißer zu identifizieren und die
Verteilung zweier Gruppen visuell zu vergleichen.
```

Boxplot: ~ Herkömmlich.. + Neuartig..kWh..

```
> Boxplot( ~ Herkömmlich.. + Neuartig..kWh.., data=DS_Energie,
+   id=list(method="y"))
```



plot of chunk unnamed-chunk-6

```
[1] "13" "21" "39" "45" "47"
```

Interpretation der Ergebnisse

```
Lageunterschied:

        Die Box für die Neuartig-Methode (neu) liegt deutlich tiefer als die Box für
die Herkömmlich-Methode (alt).
        Auch die dicke Linie in der Mitte der Box (Median) liegt bei der neuen
Methode wesentlich tiefer. Das bedeutet, dass die neue Methode in den meisten Fällen
```

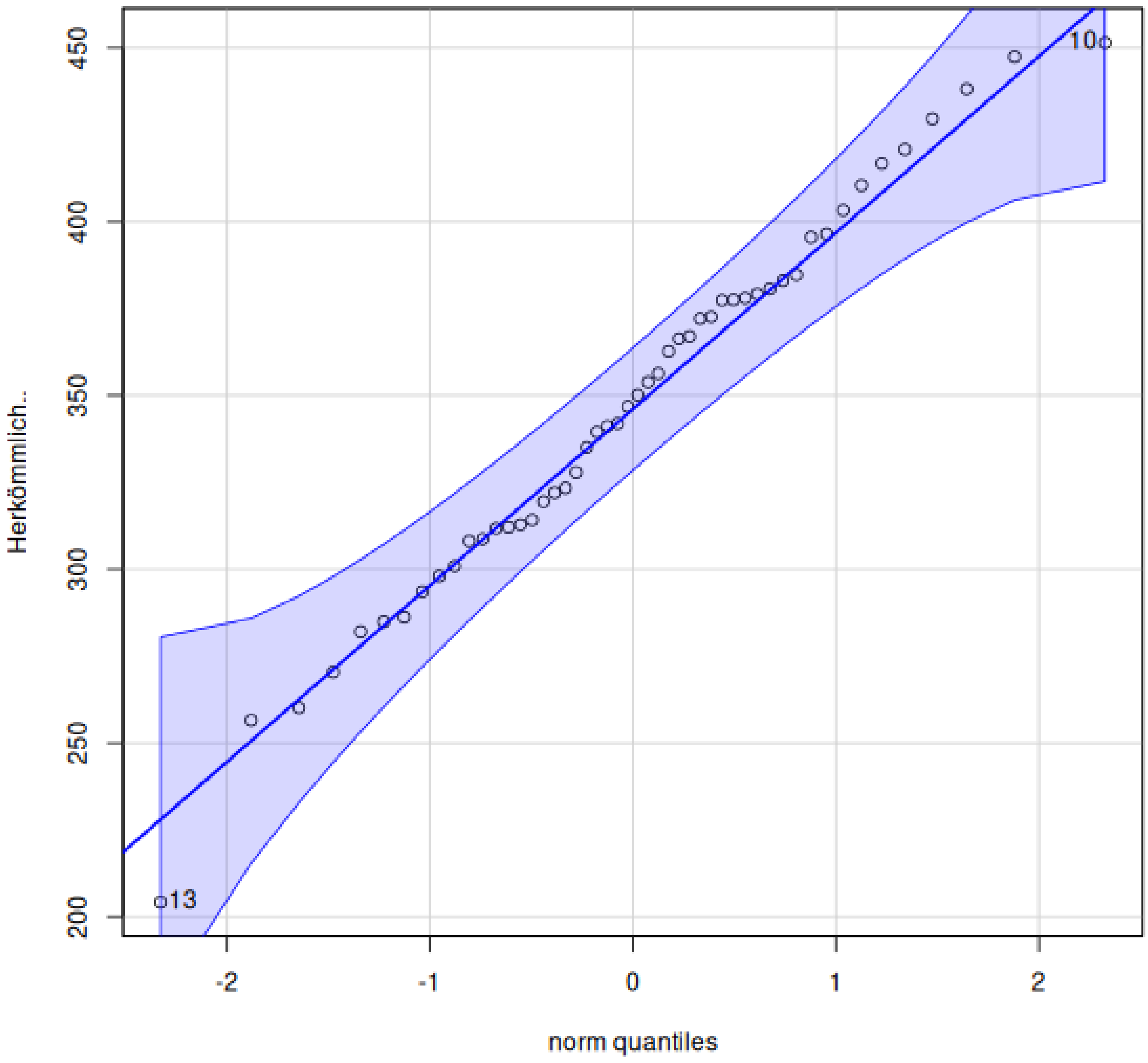
```
weniger Energie verbraucht.

Streuung:

        Die Boxgröße der neuen Methode (der Abstand zwischen dem ersten und dritten
Quartil) ist kleiner.
        Dies deutet darauf hin, dass der Energieverbrauch in der neuen Methode
„stabiler“ und besser vorhersagbar ist.

Ausreißer:

        Bei der alten Methode gibt es einen Ausreißer ganz unten (Nummer 13).

        Bei der neuen Methode gibt es vier Ausreißer ganz oben (Nummern 47, 39, 21
und 45).
```

Schritt 4: Anforderungs- und Annahmenprüfung

```
Nach der Prüfung auf visuelle Unterschiede müssen wir prüfen, ob wir einen t-Test
durchführen dürfen. Dazu müssen wir feststellen, ob die Datenverteilung
normalverteilt ist oder nicht.

4.1. Normalitätstest:

        Methoden: Shapiro-Wilk-Test und QQ-Plot.

Voraussetzung:

        Für die Anwendung des t-Tests müssen die Daten normalverteilt sein.
```

Quantile-Comparison Plot: Herkömmlich..

```
> with(DS_Energie, qqPlot(Herkömmlich.., dist="norm", id=list(method="y", n=2,
+    labels=rownames(DS_Energie))))
```



plot of chunk unnamed-chunk-7

```
[1] 13 10
```

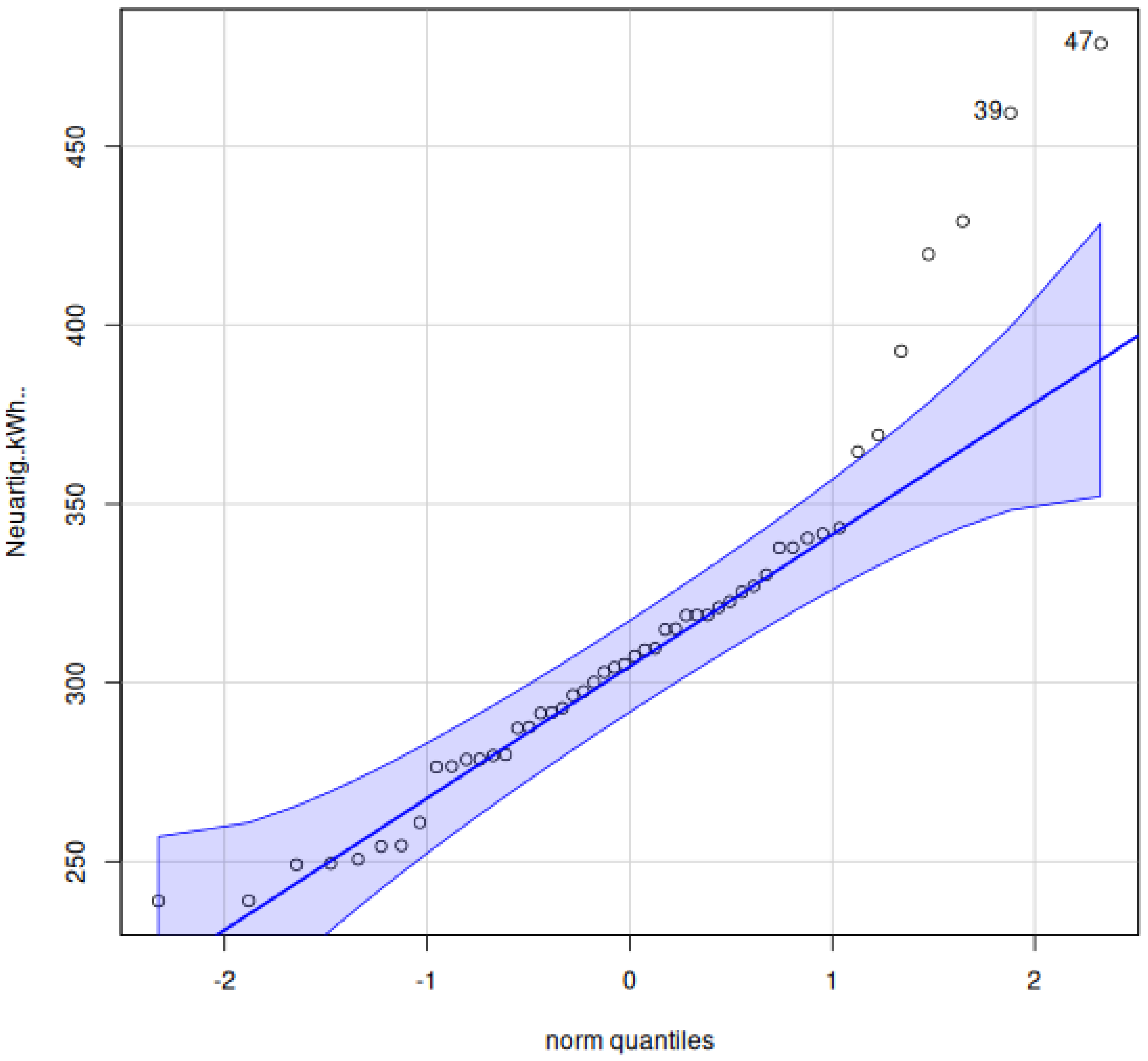
Interpretation der Ergebnisse

```
Dieses Diagramm zeigt Folgendes:

        Fast alle Datenpunkte liegen auf der geraden blauen Linie und sind gut
innerhalb des schattierten Bereichs (Konfidenzintervall) eingeschlossen.

        Lediglich ein Punkt (Nummer 13) am unteren Rand des Diagramms weicht
```

```
geringfügig von der Linie ab, diese Abweichung ist jedoch so gering, dass sie die
Gesamtverteilung nicht von der Normalverteilung ablenkt.

        >> Ergebnis:

                Diese Grafik bestätigt, dass die Daten der alten Methode
wahrscheinlich normalverteilt sind.
```

Quantile-Comparison Plot: Neuartig..kWh..

```
> with(DS_Energie, qqPlot(Neuartig..kWh.., dist="norm", id=list(method="y",
+   n=2, labels=rownames(DS_Energie))))
```



plot of chunk unnamed-chunk-8

```
[1] 47 39
```

Interpretation der Ergebnisse

```
Dieses Diagramm zeigt eine andere Situation:

        Bei mittleren Werten (zwischen 250 und 350) liegen die Punkte gut auf der Geraden.

        Auf der rechten und oberen Seite des Diagramms weichen mehrere Punkte (insbesondere 47 und 39) deutlich von der Geraden ab und liegen vollständig außerhalb des schattierten Bereichs.

        Diese Punkte deuten auf eine Rechtsschiefe und das Vorhandensein von Ausreißern mit sehr hohen Werten hin.

        >> Ergebnis:

                Dieses Diagramm zeigt deutlich, dass die Daten wahrscheinlich nicht normalverteilt sind.
```

Test auf Normalverteilung: ~Herkömmlich..

```
> normalityTest(~Herkömmlich.., test="shapiro.test", data=DS_Energie)
```

```


        Shapiro-Wilk normality test

data:  Herkömmlich..
W = 0.98862, p-value = 0.9087
```

```
> normalityTest(~Neuartig..kWh.., test="shapiro.test", data=DS_Energie)
```

```


        Shapiro-Wilk normality test

data:  Neuartig..kWh..
W = 0.8955, p-value = 0.0003423
```

Interpretation der Ergebnisse

```
Traditionelle Methode (Herkömmlich):

        p-Wert = 0,9087.

        Da dieser Wert deutlich größer als 0,05 ist, wird die Nullhypothese (H₀) der
Normalverteilung bestätigt. Die Daten der traditionellen Methode sind perfekt
normalverteilt.

Neue Methode (Neuartig):

        p-Wert = 0,0003423.

        Da dieser Wert deutlich kleiner als 0,05 ist, wird die Annahme der
Normalverteilung verworfen. Dies bedeutet, dass die Daten der neuen Methode
(aufgrund der gleichen vier Ausreißer, die wir bereits im Boxplot und QQ-Plot
gesehen haben) nicht statistisch normalverteilt sind.



4.2. Test auf Varianzhomogenität:

        Methode: Levene-Test (Mittelwert = Median).

        Begründung:

        Da eine der Gruppen nicht normalverteilt war, ist der Levene-Test, der auf
dem Median basiert, deutlich robuster und genauer als der Bartlett-Test.
```

Die Entscheidung, welchen Test man wählen soll

```
Wenn die Daten nicht normalverteilt sind, gibt es drei Möglichkeiten:

Erste Möglichkeit:

        Anwendung eines nichtparametrischen Tests (Wilcoxon-Test), der nicht von der
Normalverteilung abhängt.

Zweite Möglichkeit:

        Transformation
```

```
> DS_Energie_Stacked <- stack(DS_Energie[, c("Herkömmlich..",
+   "Neuartig..kWh..")])
> names(DS_Energie_Stacked) <- c("Consumption", "Method")
```

Levenes Test: Consumption ~ Method

```
> Tapply(Consumption ~ Method, var, na.action=na.omit,
+   data=DS_Energie_Stacked) # variances by group
```

```
  Herkömmlich.. Neuartig..kWh..
       2856.581        2733.008
```

```
> leveneTest(Consumption ~ Method, data=DS_Energie_Stacked, center="median")
```

```
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
      Df F value Pr(>F)
group  1  0.9829 0.3239
      98
```

Interpretation der Ergebnisse

```
Numerische Ergebnisse:

        F-Wert = 0,9829 und p-Wert = 0,3239.

        Da der p-Wert größer als 0,05 ist, verwerfen wir die Nullhypothese (H_0) der
Gleichheit der Varianzen nicht.

>> Ergebnis:

        Die Varianz (Streuung) des Energieverbrauchs ist sowohl bei der alten als
auch bei der neuen Methode statistisch gleich (Varianzhomogenität).
```

Schritt 5: Inferenztests

```
Endgültige Entscheidung über die Testauswahl:

        Den bisherigen Ergebnissen zufolge:

                Die Daten waren nach der neuen Methode nicht normalverteilt
(Shapiro-Test).

                Die Varianzen sind gleich (Levene-Test).

                Stichprobenumfang: n = 50 pro Gruppe (insgesamt 100 Datensätze).

        >> Endgültige Entscheidung:

                Da Ihre Stichprobe groß ist (n > 30), wird üblicherweise der t-Test
```

```
verwendet, da er bei großen Stichproben robust gegenüber Abweichungen von der
Normalverteilung ist.
                Um jedoch einen stärkeren Beweis zu erbringen, führen wir beide
Tests durch. Stimmen die Ergebnisse beider Tests überein, ist die Behauptung
zulässig.



5.1. Unabhängiger t-Test (parametrisch):

        Grund für die Auswahl: Vergleich der Mittelwerte zweier unabhängiger Gruppen
bei gleichen Varianzen.
```

Independent-Samples t-Test: Consumption~Method

```
> t.test(Consumption~Method, alternative='greater', conf.level=.95,
+   var.equal=TRUE, data=DS_Energie_Stacked)
```

```


        Two Sample t-test

data:  Consumption by Method
t = 3.2054, df = 98, p-value = 0.0009105
alternative hypothesis: true difference in means between group Herkömmlich.. and
group Neuartig..kWh.. is greater than 0
95 percent confidence interval:
 16.33412      Inf
sample estimates:
  mean in group Herkömmlich.. mean in group Neuartig..kWh..
                     347.4444                      313.5530
```

```
5.2. Wilcoxon- / Mann-Whitney-U-Test (nichtparametrisch):

        Begründung für die Wahl: Dieser Test setzt keine Normalverteilung voraus,
und da unsere Daten (neue Methode) nicht normalverteilt waren, dient dieser Test als
abschließendes Bestätigungsdokument.
```

Wilcoxon Test: Consumption ~ Method

```
> Tapply(Consumption ~ Method, median, na.action=na.omit,
+   data=DS_Energie_Stacked) # medians by group
```

```
  Herkömmlich.. Neuartig..kWh..
        348.470         306.265
```

```
> wilcox.test(Consumption ~ Method, alternative="greater",
```

```
+   data=DS_Energie_Stacked)
```

```

        Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data:  Consumption by Method
W = 1767, p-value = 0.000185
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Interpretation der Ergebnisse

```
p-Wert:

        Im t-Test wurde ein p-Wert von 0,0009 ermittelt.

        Der Wilcoxon-Test ergab einen p-Wert von = 0,0001.

Beide Werte liegen deutlich unterhalb der Standardfehlergrenze (0,05). Das bedeutet,
dass die Wahrscheinlichkeit, dass dieser Unterschied im Energieverbrauch zufällig
ist, nahezu null ist.
```

Abschließende Analyse

```
Wir verwerfen die Nullhypothese (H_0). Es gibt sehr starke statistische Belege
dafür, dass der Energieverbrauch der neuen Methode (Neuartig) signifikant geringer
ist als der der alten Methode (Herkömmlich).
```