Title: "Production Tool Life Analysis (Standzeit)
- author: "Siamak Goudarzi"
- date: "2026-01-15"
- output: pdf_document

Zielstellung
Dataset
Schritt 1: Daten laden
Schritt 2: Descriptive Statistics
2.1. Diagram: Erstellung eines Boxplots
- Boxplot: ~ Variante.1 + Variante.2 + Variante.3 + Variante.4

Interpretation des Boxplots
2.2. Kennzahlen: Ausgewählte Kennzahlen
- Zusammenfassungen für numerische Variablen: DS_Standzeiten

Interpretation der Ergebnisse
Schritt 3: Überprüfung der Testvoraussetzungen
- Test auf Normalverteilung: ~Variante.1

Interpretation des Shapiro-Wilk-Tests
Schritt 4: Homogenität der Varianzen
4.1. Stapel
4.2. Durchführung des Bartlett-Tests
- Bartlett's Test: variable ~ factor

Interpretation des Bartlett-Tests
Strategieänderung:
Schritt 5: Durchführung des Kruskal-Wallis-TestsHypothesentests
- Kruskal-Wallis Rangsummentest: variable ~ factor

Interpretation des Kruskal-Wallis-Tests
Schritt 6: Post-hoc-Analyse (paarweise Vergleiche)
Interpretation der paarweisen Vergleiche
Schritt 7: Vergleich zwischen Variante 1 und Variante 4 (abhängige Messungen)
- Paired t-Test: Variante.1, Variante.4

Interpretation des gepaarten t-Tests
Schritt 8: Direkter Vergleich der Favoriten (V3 vs. V4)

Title: "Production Tool Life Analysis (Standzeit)

author: "Siamak Goudarzi"

date: "2026-01-15"

output: pdf_document

Zielstellung

```
Ziel dieser Analyse ist der Vergleich der vier Produktionsvarianten, um die beste
Option mit der längsten Standzeit zu identifizieren. Dabei wird geprüft, ob die
Unterschiede zwischen den Varianten statistisch signifikant (systematisch) oder
lediglich zufällig sind.
```

Dataset

```
Variante 1: Aktueller Produktionszustand (Referenz).

Variante 2 und 3: Neue und voneinander unabhängige Lösungsansätze.

Variante 4: Veränderung der Produktionsgeschwindigkeit (abhängig von Variante 1).
```

Schritt 1: Daten laden

```
> DS_Standzeiten <- readXL("Daten_KW03.xlsx",
+   rownames=FALSE, header=TRUE, na="", sheet="3_Standzeiten",
+   stringsAsFactors=TRUE)
```

```
Error:
! `path` does not exist: 'Daten_KW03.xlsx'
```

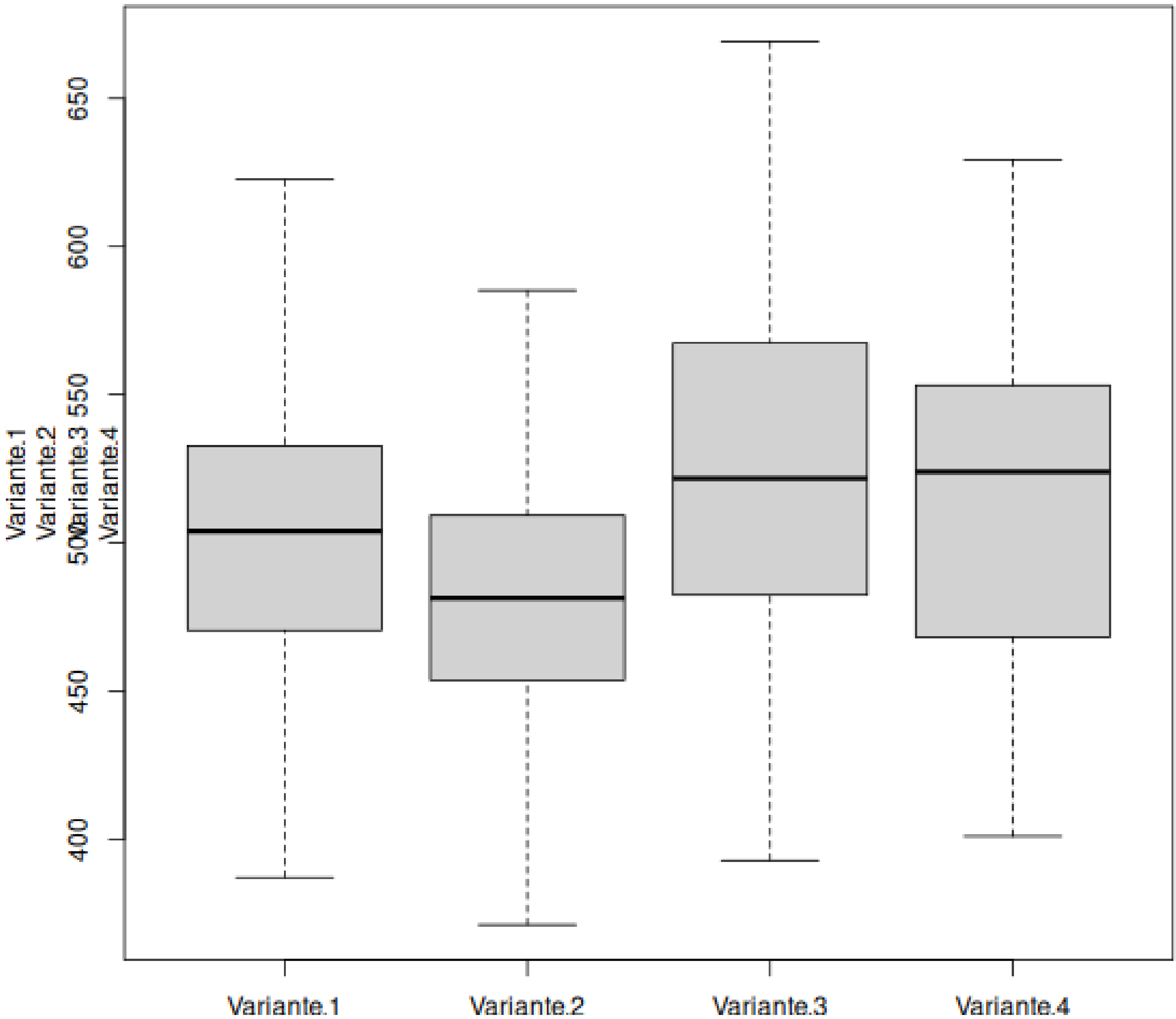
Schritt 2: Descriptive Statistics

```
2.1. Diagramm:

        Erstellung eines vergleichenden Boxplots für alle vier Varianten.

        Dieses Diagramm zeigt, welche Variante tendenziell höhere Standzeiten
aufweist und ob Ausreißer vorhanden sind.

2.2. Kennzahlen:

        Berechnung von Mittelwert, Standardabweichung und Median für jede Gruppe
```

2.1. Diagram: Erstellung eines Boxplots

Boxplot: ~ Variante.1 + Variante.2 + Variante.3 + Variante.4

```
> Boxplot( ~ Variante.1 + Variante.2 + Variante.3 + Variante.4,
+   data=DS_Standzeiten, id=list(method="y"))
```



plot of chunk unnamed-chunk-3

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

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

Interpretation des Boxplots

```
Bei der Betrachtung des Boxplots lassen sich folgende Beobachtungen machen:

        Variante 3:

                Diese Variante zeigt das insgesamt höchste Niveau im Diagramm.
Sowohl die Box als auch der Median liegen deutlich über den Werten der Varianten 1
und 2.

                Die Box liegt zudem höher als die von Variante 4, während der Median
auf einem ähnlichen Niveau wie bei Variante 4 liegt. Dies deutet darauf hin, dass
Variante 3 vermutlich die längste Standzeit aufweist.

        Varianten 1 und 4:

                Diese beiden Varianten zeigen eine ähnliche Verteilung. Ihre
Medianwerte liegen auf einem vergleichbaren Niveau.

        Variante 2:

                Diese Variante besitzt den niedrigsten Median, und die Box liegt
insgesamt unterhalb der anderen Gruppen.

        Ausreißer:

                Es sind keine offensichtlichen Ausreißer erkennbar; alle Werte
befinden sich innerhalb der Whisker.
```

2.2. Kennzahlen: Ausgewählte Kennzahlen

```
Um die obige visuelle Analyse numerisch zu beweisen, führen wir nun folgende
Berechnungen durch.
```

Zusammenfassungen für numerische Variablen: DS_Standzeiten

```
> numSummary(DS_Standzeiten[,c("Variante.1", "Variante.2", "Variante.3",
+   "Variante.4"), drop=FALSE], statistics=c("mean", "sd", "IQR", "quantiles",
+   "skewness", "kurtosis"), quantiles=c(0,.25,.5,.75,1), type="2")
```

```
               mean       sd     IQR    skewness   kurtosis     0%      25%
Variante.1 500.5636 50.68195 62.2575 -0.03022187 -0.2724169 387.13 470.3275
Variante.2 483.7909 42.60814 55.5625  0.21347732  0.2210489 371.27 453.9000
Variante.3 523.3722 60.01562 84.6350  0.05897892 -0.4137648 392.88 482.8875
Variante.4 515.8434 55.61812 84.5800  0.12414175 -0.7924684 401.12 468.4375
               50%      75%   100%   n NA
Variante.1 501.110 532.5850 622.52 100  0
Variante.2 482.730 509.4625 585.19 100  0
```

```
Variante.3 521.775 567.5225 669.06 100  0
Variante.4 524.035 553.0175 629.26  98  2
```

Interpretation der Ergebnisse

```
1. Vergleich der Mittelwerte:

        Variante 3 weist mit einem Mittelwert von 523,37 die höchste Standzeit auf.

        Variante 4 folgt mit einem Mittelwert von 515,84 auf dem zweiten Platz.

        Variante 1 (aktueller Zustand) erreicht einen Mittelwert von 500,56.

        Variante 2 zeigt mit 483,79 die schwächste Leistung.

        >> Vorläufiges Fazit:

                Es deutet vieles darauf hin, dass Variante 3 die beste Option für
eine mögliche Umstellung darstellt.

2. Datenstreuung (sd - Standardabweichung):

        Die Standardabweichungen liegen zwischen 42 und 60.

        Variante 3 weist mit einem Wert von 60 die größte Streuung auf.

3. Datensymmetrie (Schiefe):

        Die Schiefewerte aller Gruppen liegen zwischen −0,5 und +0,5.

        Dies weist auf eine weitgehend symmetrische Verteilung hin, die mit hoher
Wahrscheinlichkeit einer Normalverteilung entspricht.

4. Fehlende Werte (NA):

        In Variante 4 liegen zwei fehlende Werte vor (n = 98).

        Aufgrund der relativ großen Stichprobengröße ist der Einfluss dieser
fehlenden Daten gering und kann vernachlässigt werden.
```

Schritt 3: Überprüfung der Testvoraussetzungen

```
3.1. Normalität:

        Durchführung des Shapiro-Wilk-Tests für alle vier Varianten
```

```
                Hypothesen:

                        (H_0): Die Daten sind normalverteilt.

                        (H_1): Die Daten sind nicht normalverteilt.

3.2. Varianzhomogenität:

        Durchführung des Bartlett-Tests, da die Varianzen der Gruppen 1, 2 und 3
miteinander verglichen werden sollen

                Hypothesen:

                        (H_0): Die Varianzen der Gruppen sind gleich.

                        (H_1): Die Varianzen der Gruppen sind ungleich.
```

Test auf Normalverteilung: ~Variante.1

```
> normalityTest(~Variante.1, test="shapiro.test", data=DS_Standzeiten)
```

```

        Shapiro-Wilk normality test

data:  Variante.1
W = 0.99294, p-value = 0.8847
```

```
> normalityTest(~Variante.2, test="shapiro.test", data=DS_Standzeiten)
```

```

        Shapiro-Wilk normality test

data:  Variante.2
W = 0.98562, p-value = 0.3518
```

```
> normalityTest(~Variante.3, test="shapiro.test", data=DS_Standzeiten)
```

```

        Shapiro-Wilk normality test

data:  Variante.3
W = 0.99145, p-value = 0.7803
```

```
> normalityTest(~Variante.4, test="shapiro.test", data=DS_Standzeiten)
```

```
        Shapiro-Wilk normality test

data:  Variante.4
W = 0.97556, p-value = 0.06451
```

Interpretation des Shapiro-Wilk-Tests

```
Der p-Wert ist größer als 0,05, was bedeutet, dass wir keinen Grund haben, die
Nullhypothese abzulehnen, und unsere Daten normalverteilt sind.

        Variante 1: (p = 0,8847) – deutlich im normalen Bereich.

        Variante 2: (p = 0,3518) – normalverteilt.

        Variante 3: (p = 0,7803) – normalverteilt.

        Variante 4: (p = 0,06451) – ebenfalls normalverteilt; der Wert liegt zwar
nahe an der 0,05-Grenze, überschreitet sie jedoch noch.

>> Fazit:

        Alle vier Varianten folgen einer Normalverteilung. Damit ist die Anwendung
parametrischer Tests (z. B. ANOVA oder t-Test) zulässig.
```

Schritt 4: Homogenität der Varianzen

```
Die nächste Voraussetzung für die Durchführung einer ANOVA ist die Gleichheit der
Varianzen zwischen den Gruppen.

Zur Überprüfung dieser Annahme wird der Bartlett-Test verwendet.

        4.1. Stapel

        4.2. Durchführung des Bartlett-Tests

                Nullhypothese (H_0):

                        Die Varianzen der Gruppen sind gleich (Homogenität).

                Alternativhypothese (H_1):

                        Mindestens zwei Gruppen weisen signifikant unterschiedliche
Varianzen auf.
```

4.1. Stapel

```
> StackedData_Standzeiten <- stack(DS_Standzeiten[, c("Variante.1",
+   "Variante.2","Variante.3")])
> names(StackedData_Standzeiten) <- c("variable", "factor")
```

4.2. Durchführung des Bartlett-Tests

Bartlett's Test: variable ~ factor

```
> Tapply(variable ~ factor, var, na.action=na.omit,
+   data=StackedData_Standzeiten) # variances by group
```

```
Variante.1 Variante.2 Variante.3
  2568.660   1815.453   3601.874
```

```
> bartlett.test(variable ~ factor, data=StackedData_Standzeiten)
```

```

        Bartlett test of homogeneity of variances

data:  variable by factor
Bartlett's K-squared = 11.438, df = 2, p-value = 0.003283
```

Interpretation des Bartlett-Tests

```
>> Fazit:

        Der p-Wert beträgt 0,003283.

        Da dieser Wert unter 0,05 liegt, wird die Nullhypothese verworfen.

        Dies bedeutet, dass die Varianzen der Gruppen nicht gleich sind
(Varianzheterogenität).
```

» Da der p-Wert (0,003) kleiner als 0,05 ist, liegt Varianzheterogenität vor. Daher ist eine Standard-ANOVA nicht zulässig, und wir verwenden den nichtparametrischen Kruskal-Wallis-Test.

Strategieänderung:

```
Wenn die Annahme der Varianzhomogenität nicht erfüllt ist, kann die Standard-ANOVA
nicht angewendet werden.

In diesem Fall bieten sich zwei Möglichkeiten:

        1. Anwendung des Welch-ANOVA-Tests

        2. Anwendung des nichtparametrischen Kruskal-Wallis-Tests
```

Schritt 5: Durchführung des Kruskal-Wallis-TestsHypothesentests

```
In diesem Test gelten folgende Hypothesen:

        (H_0): Die Medianwerte der Standzeiten sind in allen drei Varianten gleich.

        (H_1): Mindestens zwei Varianten unterscheiden sich hinsichtlich ihrer
Medianwerte signifikant.
```

Kruskal-Wallis Rangsummentest: variable ~ factor

```
> Tapply(variable ~ factor, median, na.action=na.omit,
+   data=StackedData_Standzeiten) # medians by group
```

```
Variante.1 Variante.2 Variante.3
   501.110    482.730    521.775
```

```
> kruskal.test(variable ~ factor, data=StackedData_Standzeiten)
```

```


        Kruskal-Wallis rank sum test

data:  variable by factor
Kruskal-Wallis chi-squared = 25.289, df = 2, p-value = 0.000003226
```

Interpretation des Kruskal-Wallis-Tests

```
Ergebnis:

        Der p-Wert beträgt 0,000003226.

        Da dieser Wert deutlich unter 0,05 liegt, wird die Nullhypothese mit sehr
hoher Sicherheit verworfen.

>> Schlussfolgerung:

        Es besteht ein eindeutig signifikanter Unterschied zwischen den Varianten 1,
2 und 3.

        Die Wahrscheinlichkeit, dass diese Unterschiede zufällig entstanden sind,
ist nahezu gleich null.
```

Schritt 6: Post-hoc-Analyse (paarweise Vergleiche)

```
Der Kruskal-Wallis-Test zeigte lediglich, dass ein Unterschied besteht, aber er
verriet uns nicht, welche Variante besser ist als welche.

Wir müssen paarweise Vergleiche durchführen.

>> Für die paarweisen Vergleiche wird die Bonferroni-Korrektur angewendet, um den
Fehler bei multiplen Tests zu kontrollieren.



> pairwise.wilcox.test(StackedData_Standzeiten$variable,
+                      StackedData_Standzeiten$factor,
+                      p.adjust.method = "bonferroni")

Pairwise comparisons using Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data:  StackedData_Standzeiten$variable and StackedData_Standzeiten$factor

           Variante.1 Variante.2
Variante.2 0.027      -
Variante.3 0.022      0.000003
```

Interpretation der paarweisen Vergleiche

```
Die Tabelle zeigt die p-Werte der paarweisen Vergleiche. Ein p-Wert unter 0,05 weist
auf einen signifikanten Unterschied zwischen den jeweiligen Varianten hin.
```

```
        1. Variante 2 vs. Variante 1:

                p = 0,027

                Der Wert liegt unter 0,05, somit besteht ein signifikanter
Unterschied. In Verbindung mit den zuvor berechneten Mittelwerten zeigt sich, dass
Variante 2 schlechter abschneidet als Variante 1 (aktueller Zustand).

        2. Variante 3 vs. Variante 2:

                p = 0,000003

                Der Unterschied ist hochsignifikant.

        3. Variante 3 vs. Variante 1:

                p = 0,022

                Da der Wert unter 0,05 liegt, ist Variante 3 signifikant besser als
Variante 1 (aktueller Zustand).

>> Zwischenfazit:

        Unter den drei betrachteten Alternativen stellt Variante 3 die eindeutig
beste Option dar.
```

Schritt 7: Vergleich zwischen Variante 1 und Variante 4 (abhängige Messungen)

```
Gemäß Aufgabenstellung handelt es sich bei Variante 4 um eine modifizierte Form von
Variante 1 (lediglich mit veränderter Geschwindigkeit). Daher liegen abhängige
Messungen vor. Für diesen Vergleich dürfen die zuvor verwendeten Tests nicht
eingesetzt werden. Stattdessen ist ein Test für gepaarte Stichproben erforderlich –
entweder der gepaarte t-Test (bei Normalverteilung) oder der
Wilcoxon-Signed-Rank-Test (bei fehlender Normalverteilung).

Da in Schritt 3 gezeigt wurde, dass sowohl Variante 1 als auch Variante 4
normalverteilt sind (der p-Wert für Variante 4 beträgt 0,06 und liegt damit über der
0,05-Grenze), wird der gepaarte t-Test angewendet.
```

Paired t-Test: Variante.1, Variante.4

```
> with(DS_Standzeiten, (t.test(Variante.1, Variante.4,
+   alternative='two.sided', conf.level=.95, paired=TRUE)))
```

```
        Paired t-test

data:  Variante.1 and Variante.4
t = -7.1622, df = 97, p-value = 1.543e-10
alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -19.02893 -10.77107
sample estimates:
mean difference 
          -14.9 
```

Interpretation des gepaarten t-Tests

```
In diesem Test wurde Variante 1 (aktueller Zustand) mit Variante 4 (geänderte
Geschwindigkeit) verglichen.

        p-Wert:

                Der erhaltene p-Wert beträgt (1,543 * 10^-10) und liegt damit weit
unter der 0,05-Grenze.

        >> Ergebnis:

                Der Unterschied zwischen Variante 1 und Variante 4 ist statistisch
hochsignifikant.

        Mittlere Differenz:

                Die mittlere Differenz beträgt (-14,9). Dies bedeutet, dass der
Mittelwert von Variante 1 rund 15 Einheiten niedriger liegt als jener von
Variante 4.

                Mit anderen Worten: Variante 4 weist eine signifikant höhere
Standzeit auf als Variante 1.
```

Schritt 8: Direkter Vergleich der Favoriten (V3 vs. V4)

Um die absolut beste Option zu bestimmen, müssen wir prüfen, ob der numerische Vorsprung von Variante 3 gegenüber Variante 4 statistisch signifikant ist. Da beide unabhängig voneinander gemessen wurden, nutzen wir den Wilcoxon-Test.

```
wilcox.test(DS_Standzeiten$Variante.3, DS_Standzeiten$Variante.4)


# Interpretation:

        Der p-Wert liegt bei 0,3516, was deutlich über 0,05 liegt.

        Das bedeutet:

                Es gibt keinen statistisch signifikanten Unterschied zwischen
Variante 3 und Variante 4. Der beobachtete numerische Vorsprung von Variante 3 ist
rein zufällig.# Interpretation:

        Der p-Wert liegt bei 0,3516, was deutlich über 0,05 ist.

        Das bedeutet:

        Es gibt keinen  statistisch signifikanten Unterschied zwischen Variante 3
und Variante 4.

        Der numerische  Vorsprung von V3 ist rein zufällig.


# Zusammenfassung der Standzeiten
##

        Sowohl Variante 3 als auch Variante 4 stellen eine signifikante Verbesserung
gegenüber dem Ist-Zustand (Variante 1) dar.

        Da der direkte Vergleich zwischen V3 und V4 jedoch keinen signifikanten
Unterschied ergab (p > 0,05), sind beide Varianten statistisch als gleichwertig zu
betrachten.

        Empfehlung:

                Aufgrund des höchsten absoluten Mittelwerts (523,37) und der
Tatsache, dass Variante 3 völlig unabhängig von prozesstechnischen Änderungen (wie
der Geschwindigkeit bei V4) umgesetzt werden kann, wird sie als optimale Lösung für
das Unternehmen empfohlen.
```