Bericht Steinschlagrisiko

Challenge CWM1

Livio Prosdocimo, Roberto Lorusso, Linus Ackermann

09.06.2024

Inhaltsverzeichnis


```
Loading required package: future
```

Problem

Die Kantonsstrasse nach Schiers GB ist von Steinschlägen betroffen. Um die Sicherheit der Verkehrsteilnehmer zu gewährleisten, wurde im Auftrag des Kantonsingenieurs diese Risikoanalyse erstellt.

An zwei Stellen des Hangs fallen täglich Steine herunter. Bevor diese die Strasse erreichen, werden sie von Fangnetzen aufgehalten. Diese Netze können eine bestimmte Menge an Energie von herabfallenden Steinen aufnehmen. Wenn jedoch Steine in den Netzen liegen, verringert sich ihre Haltekraft. Die Netze werden täglich geräumt. Durch die Abnutzung der Netze hat sich die Stabilität beeinträchtigt und das Risiko erhöht.

Es muss entschieden werden, ob eine Strassensperrung unvermeidlich ist. Diese Analyse soll die Basis für die Entscheidung des Kantonsingenieurs bilden.

Wahrscheinlichkeitsmodellierung

Die Bestimmung einer Strassensperrung besteht in der Ermittlung der modellierten Wahrscheinlichkeit für einen Todesfall infolge eines Steinschlags. Dabei ist eine Berücksichtigung diverser Variablen erforderlich, welche einen Einfluss auf einen tatsächlichen Todesfalls ausüben. Die Zusammensetzung dieser Variablen determiniert die Gesamtwahrscheinlichkeit für einen Todesfall, welche eine Wahrscheinlichkeit von 0.002 nicht überschreiten darf, um das Risiko auszuschliessen.

Zufallsvariablen

Im ersten Schritt muss ein Todesfall simuliert und die Schritte bis zu diesem Ereignis analysiert werden, um die relevanten Variablen zu identifizieren.

Ein Steinschlag mit einer so grossen Energie, dass die Netze reissen, ist erforderlich, damit eine Verkehrsperson auf dieser Strasse ums Leben kommen könnte. Ausserdem muss sich während dieses durchbrechenden Steinschlags ein Fahrer in der Todeszone befinden. Die Todeszone bezeichnet den Bereich, in dem eine Reaktion nicht mehr möglich ist und ein Zusammenprall unausweichlich ist.

Zunächst sind die Umstände zu eruieren, unter denen ein Steinschlag ein Netz durchbrechen kann. Zu diesem Zweck wurden durch Expertisen folgende Kriterien anhand gesammelten Daten definiert.

- Ein Steinschlag bricht durch, wenn die Energie 1200 kJ übersteigt.
- Ebenso reissen die Netze, wenn das Gewicht der bereits im Netz befindlichen Steine, also der vorherigen Steinschlägen, über 2000 kg beträgt. In diesem Fall erfolgt ein Reissen der Netze bereits bei einem Steinschlag von 600 kJ.
- Die Entfernung der Steine im Netz erfolgt durch ein vor Ort stationiertes Team, welches spätestens alle 24 Stunden tätig wird.

Somit müssen folgende Eigenschaften eines Steinschlags berücksichtigt werden, um die Wahrscheinlichkeit eines Durchbruchs zu definieren:

- Geschwindigkeit und Masse der Steinschläge: Diese sind erforderlich, um die Energie eines Steinschlags zu berechnen. Die Formel dafür lautet:

- Die zeitlichen Abstände zwischen den Steinschlägen und deren Masse: Diese Informationen sind notwendig, um herauszufinden, wie viele Steine sich noch im Netz befinden könnten und welche Masse sie haben.

Um diese beiden Aspekte zu ermitteln, benötigen wir Daten über die Masse, Geschwindigkeit und zeitlichen Abständen der Steine. Experten und Geologen haben diese Daten in den letzten Monaten bei den vorkommenden Steinschlägen gesammelt und für die Modellierung zur Verfügung gestellt. Diese Daten bilden die Grundlage für diese Analyse.

In den folgenden Abschnitten wird die Berechnung bis zum Durchbrechen eines Fangnetzes durch einen Steinschlag behandelt. Die Todeszone wird am Schluss der Analyse bei der Gesamtkalkulation berücksichtigt.

Verteilungen

Da Steinschläge über einen Zeitraum von drei Monaten aufgrund der begrenzten Anzahl an Ereignissen keine verlässlichen Aussagen über die aktuelle Gefahr ermöglichen, müssen Fälle nachgestellt werden. Um eine solche Simulation korrekt durchzuführen, werden die vorhandenen Daten der Steinschläge in die drei oben genannten Variablen Masse, Geschwindigkeit und zeitliche Abstände unterteilt.

Dann können diese Daten anhand ihren Eigenschaften simuliert werden. Dafür wird für jede Kategorie eine Wahrscheinlichkeitsverteilung zugeordnet. Durch die Zuordnung können die Eigenschaften der Daten anhand einem theoretisches Modell widerspiegelt werden und Fälle nachstellen, die der Vergangenheit am nächsten kommen.

Verteilungen Zone 1

```
-- Attaching core tidyverse packages ------------------------ tidyverse 2.0.0 --
v dplyr     1.1.4     v readr     2.1.5
v forcats   1.0.0     v stringr   1.5.1
v lubridate 1.9.3     v tibble    3.2.1
v purrr     1.0.2     v tidyr     1.3.1
-- Conflicts ------------------------------------------ tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag()    masks stats::lag()
i Use the conflicted package (<http://conflicted.r-lib.org/>) to force all conflicts to becom
Loading required package: MASS


Attaching package: 'MASS'


The following object is masked from 'package:dplyr':

    select


Loading required package: survival


Attaching package: 'survival'


The following object is masked from 'package:future':
```

```
cluster
```

Zone 1 Masse

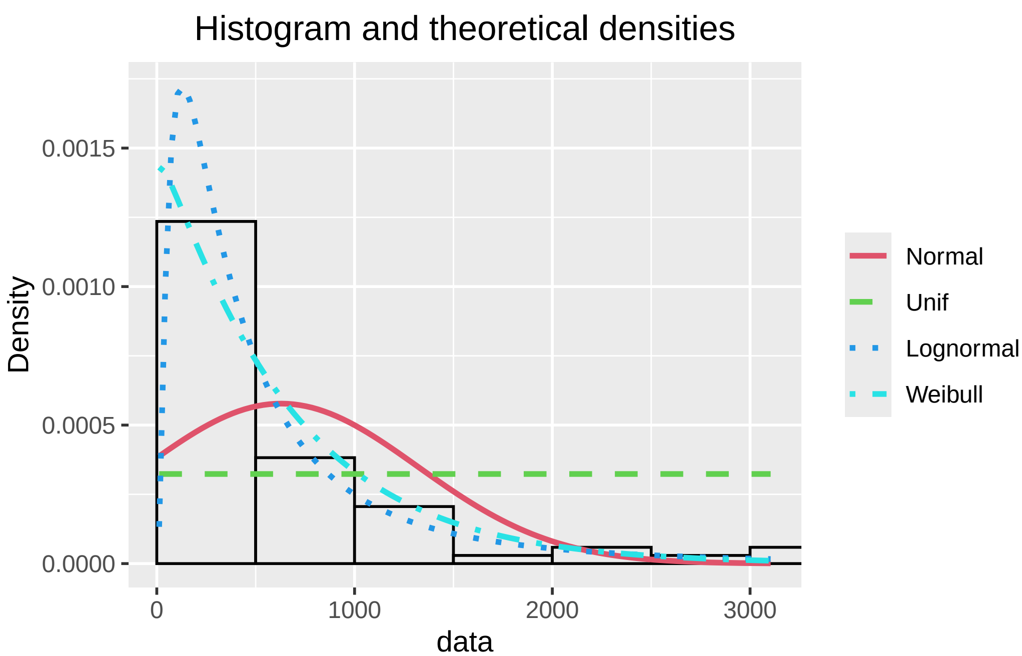
Zunächst wird der Hang 1 hinsichtlich der Masse untersucht.

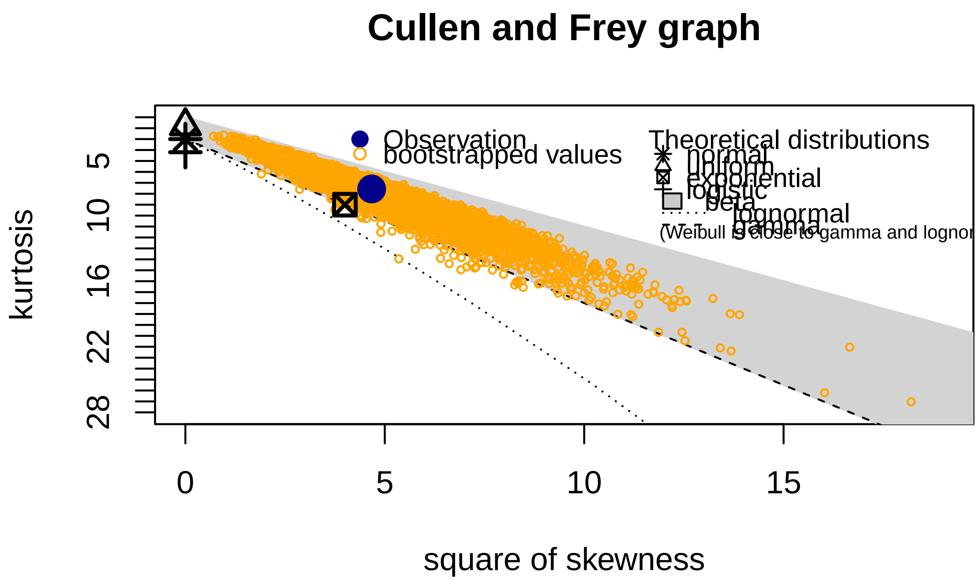
Zuerst werden mit dem fitdistr-Package verschiedene Verteilungen auf den Datensatz der Masse angewendet um diese dann zu analysieren.

Alle Verteilungen werden dann mit einem Histogramm welches die Daten wiederspiegelt angezeigt. In einem zweiten Plot, der ein Cullen-Frey-Diagramm darstellt, werden die Datenpunkte zusammen mit den Verteilungen verglichen. Die Verteilungen, die am nächsten an den Beobachtungspunkten liegen, sind tendenziell kompatibler.

Diese beiden Vergleiche allein erlauben noch keine endgültige Entscheidung darüber, welche Verteilung am besten geeignet ist. Sie dienen jedoch dazu, die Auswahl der möglichen Verteilungen einzuschränken und eine Orientierung zu geben, mit welchen Daten gearbeitet wird.

Dabei zeigt sich, dass nur die Weibull- und die Lognormalverteilung in Frage kommen könnten.






```
summary statistics
------
min:  12   max:  3104
median:  402.5
mean:  628.6324
estimated sd:  695.8847
estimated skewness:  2.161327
estimated kurtosis:  7.560251
```

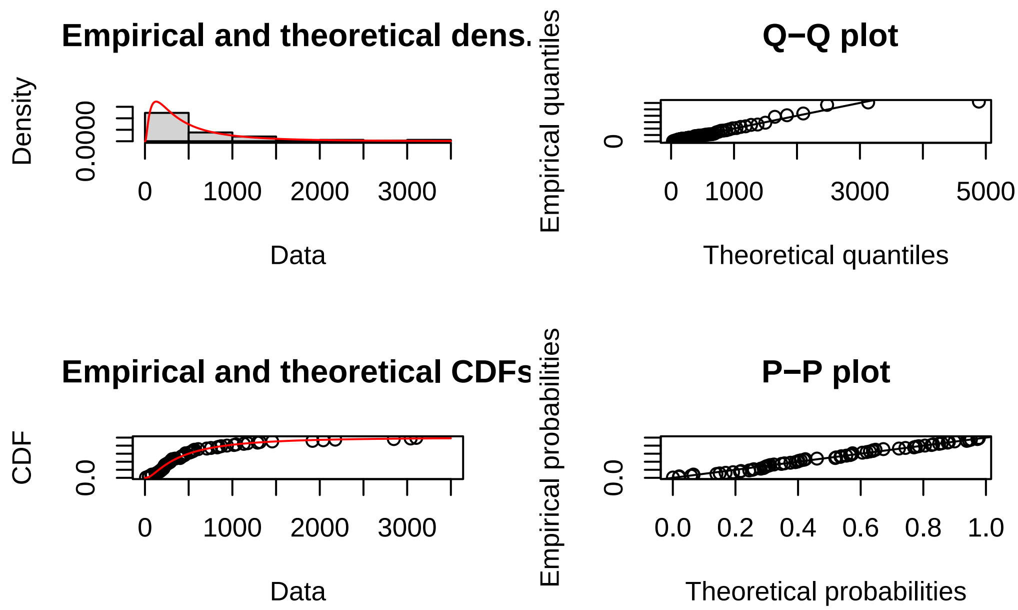
Diese werden in einem Goodness-of-Fit-Test verglichen. Dazu müssen die CDF-, QQ- und PP-Plots betrachtet werden. Die Punkte in den Plots stellen den Vergleich der vorhandenen Daten auf der Y-Achse dar, im Vergleich zu den theoretischen Werten auf der X Achse, welche die Verteilung erzeugt.

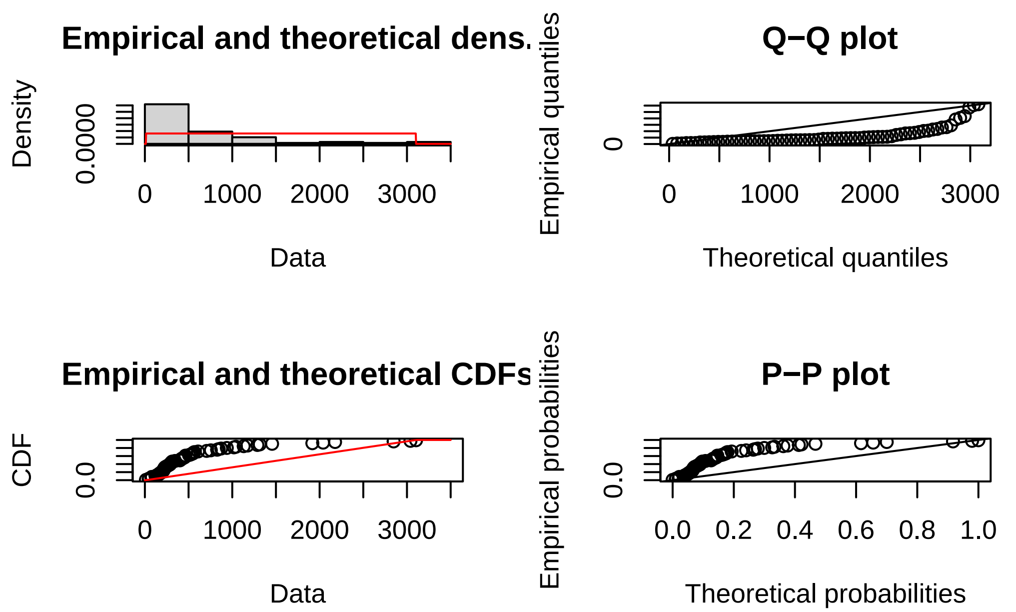
Der QQ-Plot vergleicht die Quantile, der PP-Plot die Perzentile und der CDF-Plot die kumulative Verteilungsfunktion. Wie gut eine Verteilung zu den Daten passt, erkennt man an den Linien. Wenn die Punkte der Gegenüberstellung auf der Linie liegen, passt die Verteilung gut zu den Daten.

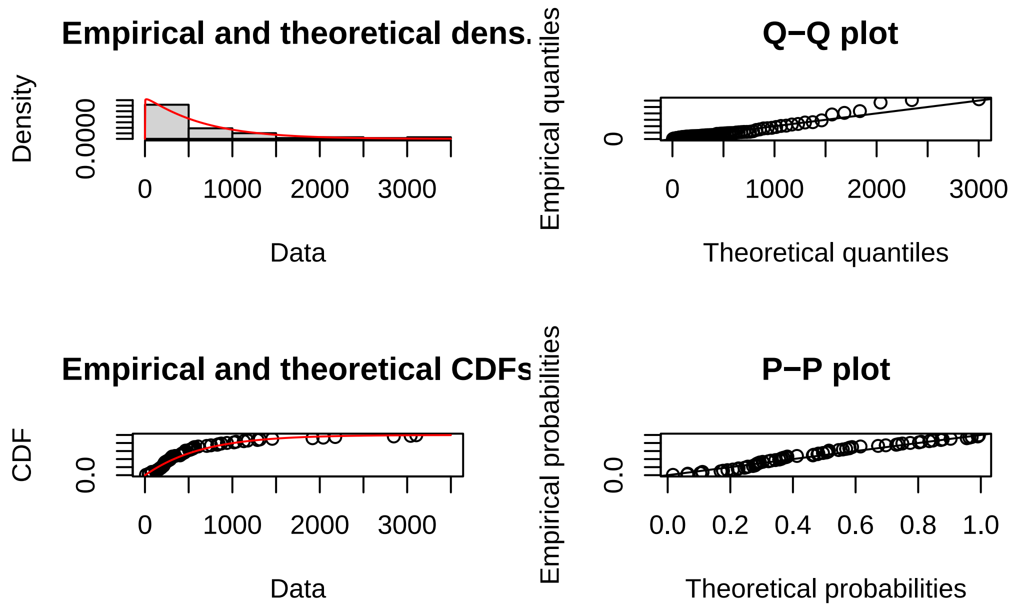
Mit der Funktion UnivariateML können verschiedene Verteilungen bereits im Vorhinein getestet werden, um herauszufinden, welche am besten zu den Daten passt. Diese Funktion vergleicht die Kompatibilität der Daten mit verschiedenen Verteilungen und bietet somit eine

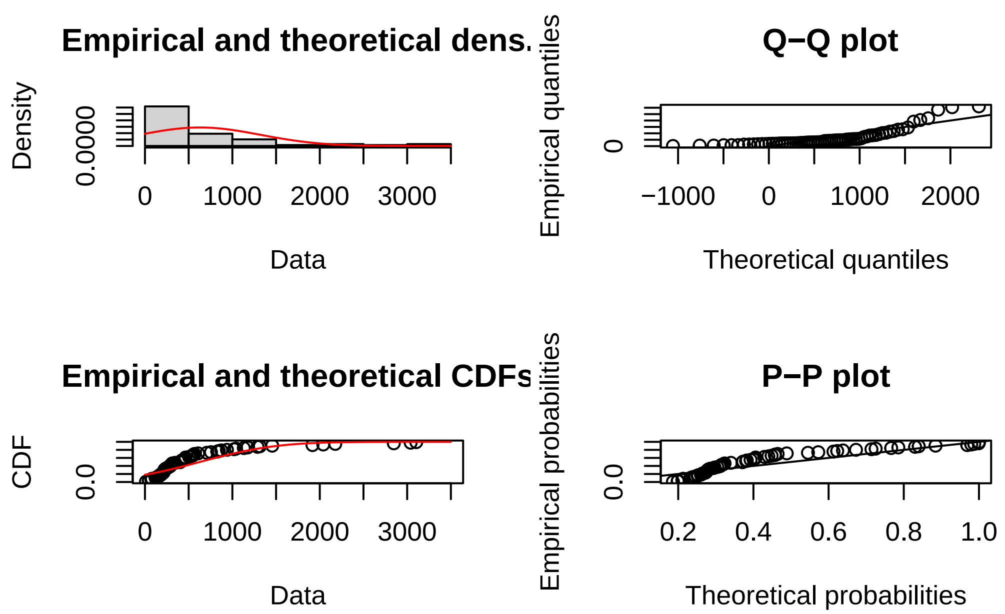
Möglichkeit, eine mögliche Passform für die vorliegenden Daten zu ermitteln. Diese Funktion unterstützt die Auswahl von Verteilungen

In diesem Fall wird die Lognormalverteilung empfohlen.










```
Maximum likelihood estimates for the Loglogistic model
   shape       rate
1.723909   0.002596
```

Vergleicht man die Masse am Hang 1 zwischen der Lognormalverteilung und der Weibullverteilung, so liegt die Lognormalverteilung nahe an der Linie, nur das letzte Quantil im QQ-Plot weicht deutlich ab. Bei der Weibullverteilung weichen die Punkte ebenfalls von der Linie ab, aber insbesondere das letzte Quantil liegt nahe an der Linie.

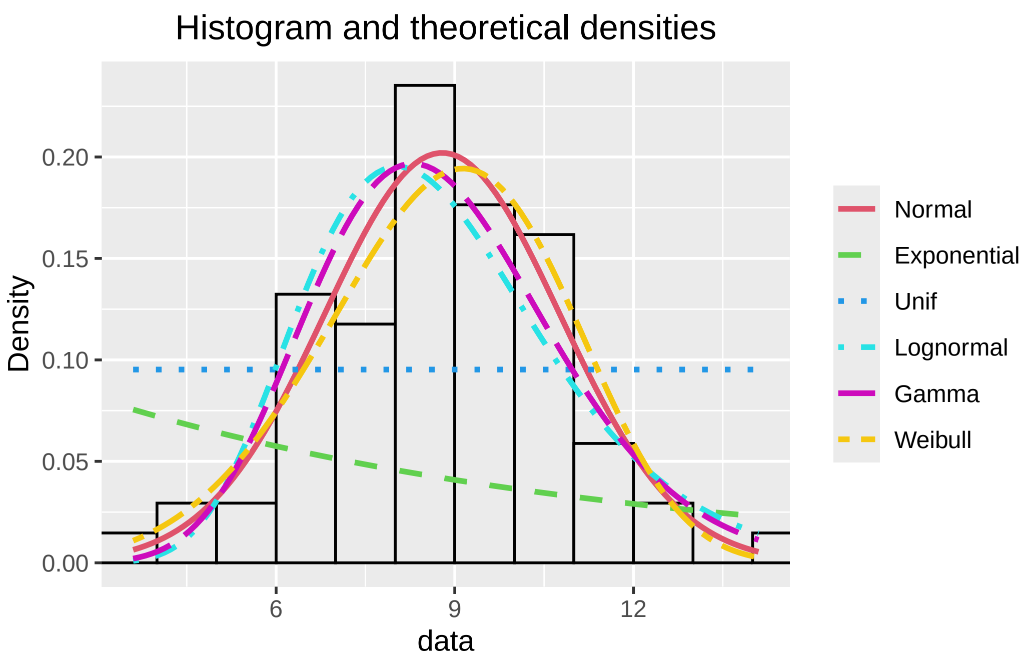
Trotz kleiner Abweichungen wird die Weibull-Verteilung gewählt. Größere Massen bedeuten ein höheres Risiko, daher ist es wichtiger, die schwersten Massen mit der Verteilung abzudecken.

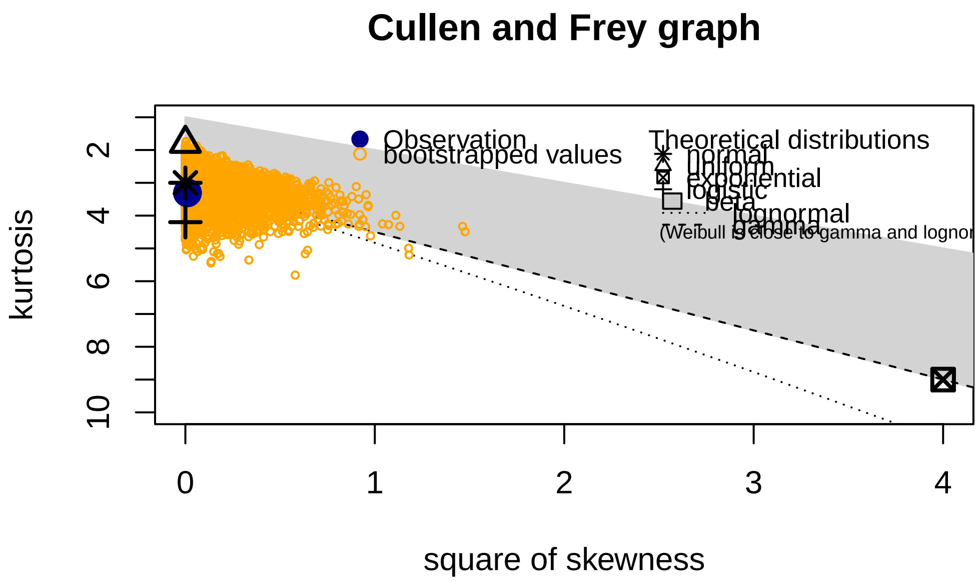
Dieser Vorgang wird für die Auswahl bei allen Variablen wiederholt.

Zone 1 Geschwindigkeit

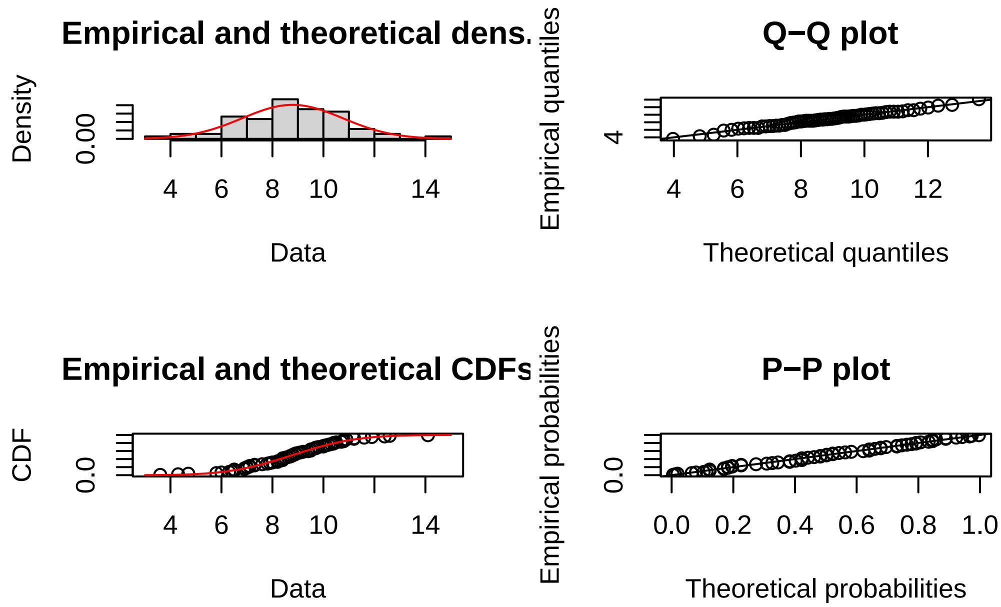
Durch die erste Analyse stellt sich heraus, dass viele Verteilungen passen könnten, Normalverteilung, Weibull, Exponential, Gamma oder Lognormal.

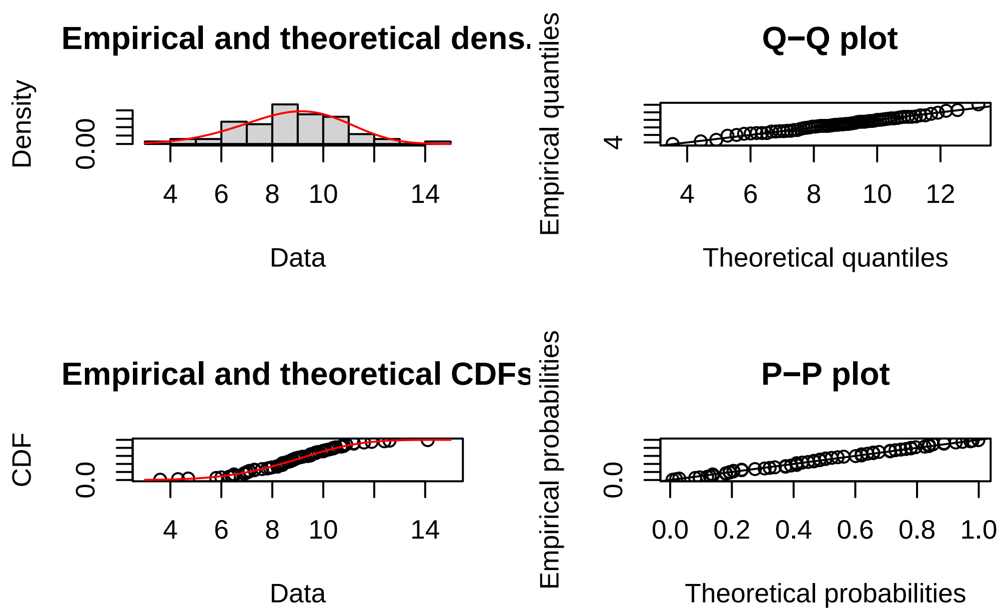
Der Vorschlag von UnivariateML ist die Normalverteilung.

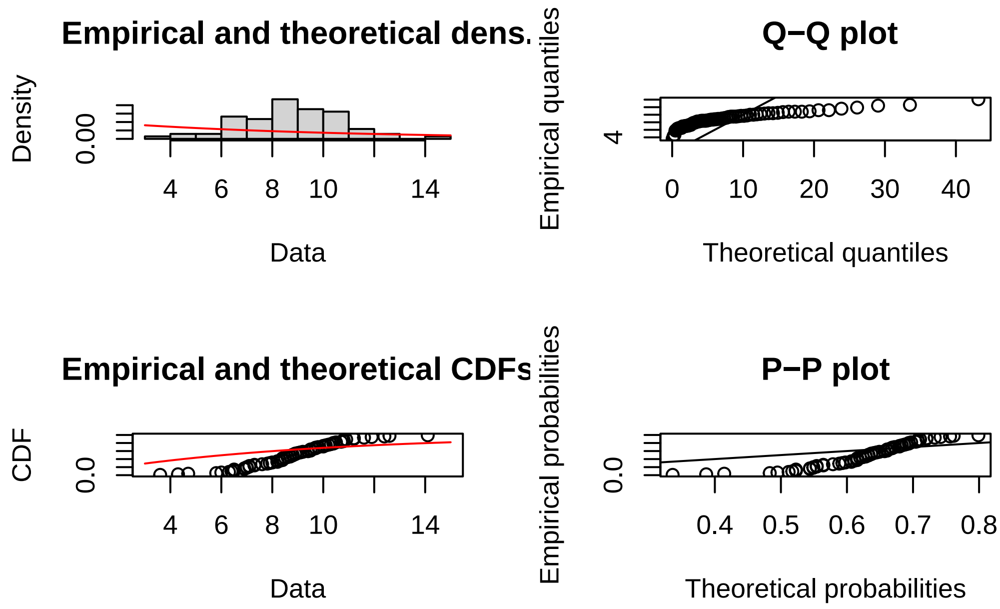


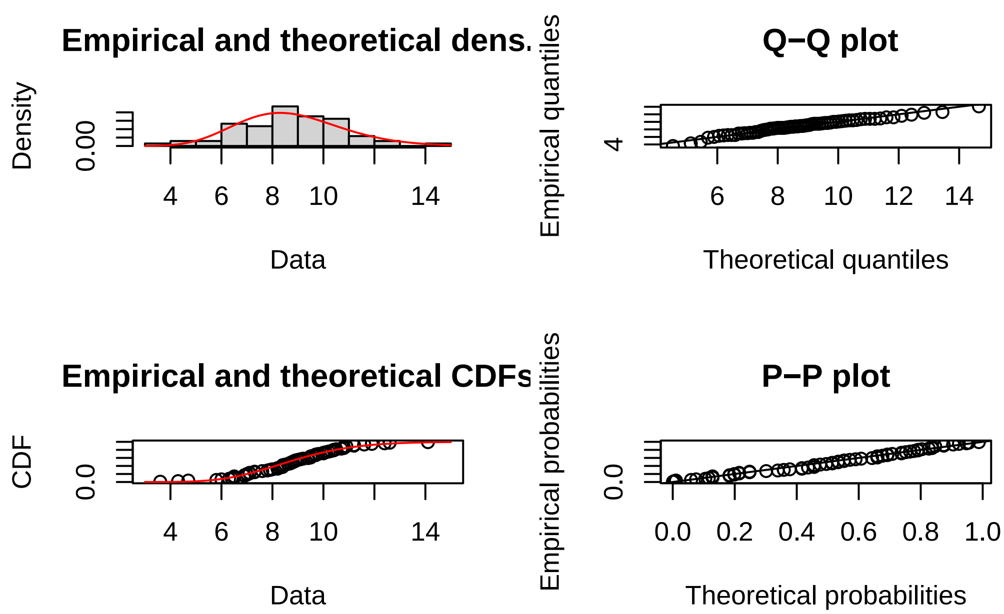


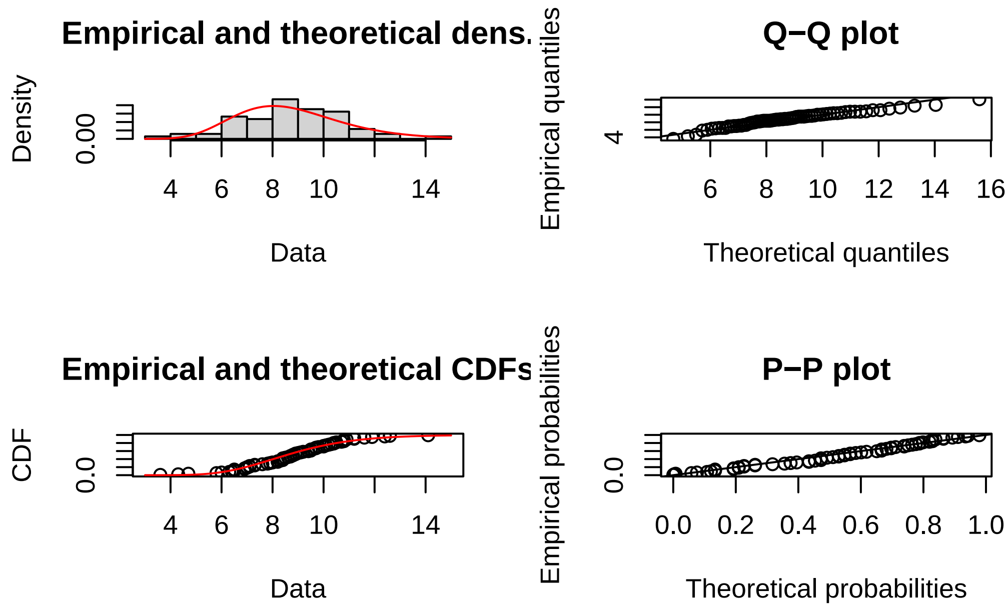

```
summary statistics
------
min:  3.6   max:  14.1
median:  8.8
mean:  8.788235
estimated sd:  1.989189
estimated skewness:  -0.105241
estimated kurtosis:  3.30699
```


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
4 6 8 10 14
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
4
4 6 8 10 12
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
4 6 8 10 14
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
4 6 8 10 14
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
4
4 6 8 10 12
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
4 6 8 10 14
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
4 6 8 10 14
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
4
0 10 20 30 40
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
4 6 8 10 14
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.4 0.5 0.6 0.7 0.8
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
4 6 8 10 14
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
4
6 8 10 12 14
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
4 6 8 10 14
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0
Theoretical probabilities

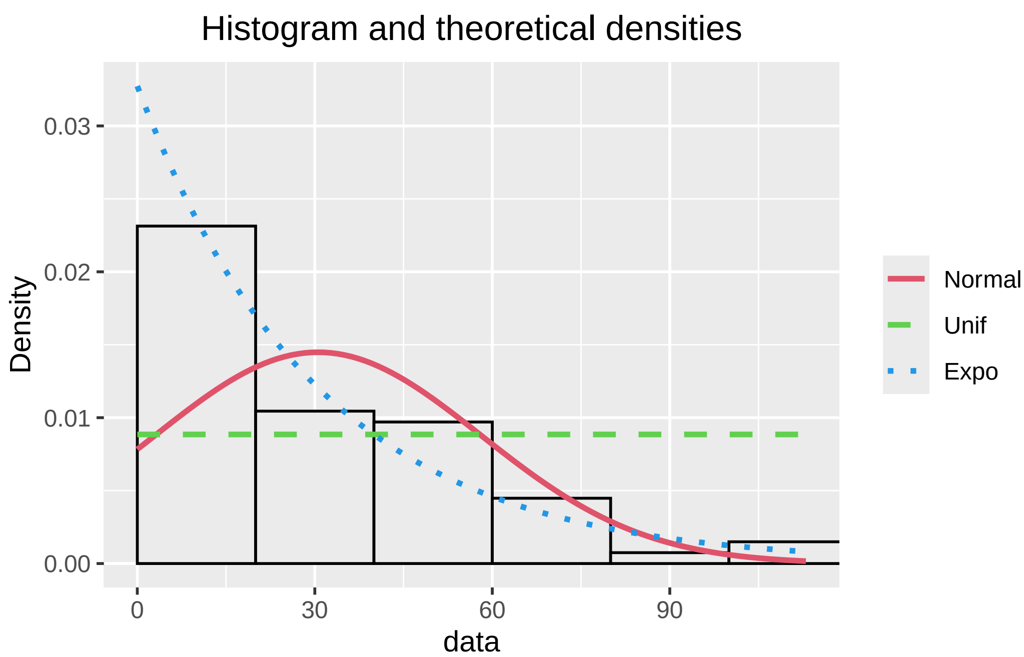


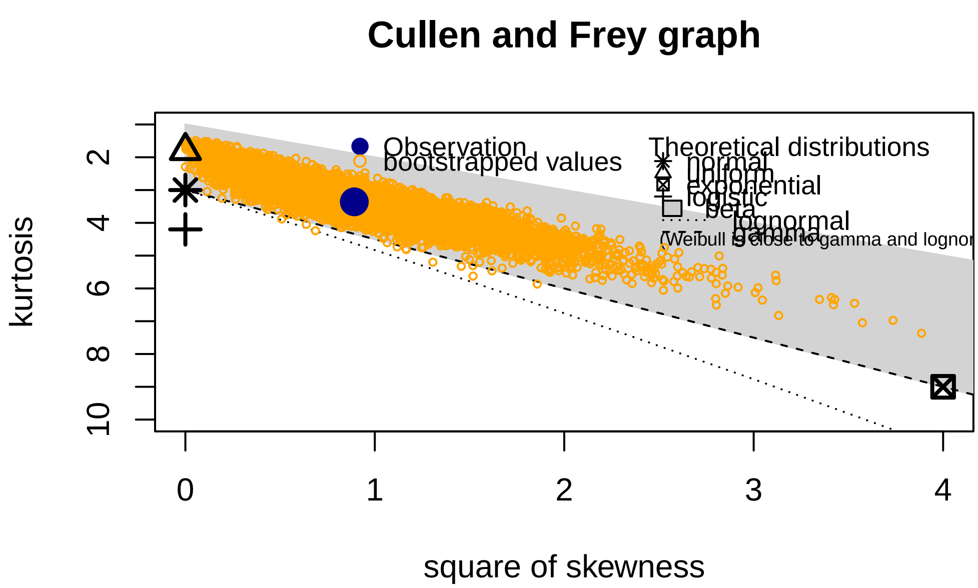

```
Maximum likelihood estimates for the Normal model
 mean     sd
8.788  1.975
```

Nach dem Abgleich der Plots ist klar, dass die Normalverteilung am genauesten passt. Die Punkte verlaufen fast durchgehend entlang der Linie, was auf eine gute Übereinstimmung mit den Daten hinweist. Besonders in den oberen Quantilen ist diese Verteilung am nächsten bei der Linie.

Zone 1 Zeitabstände

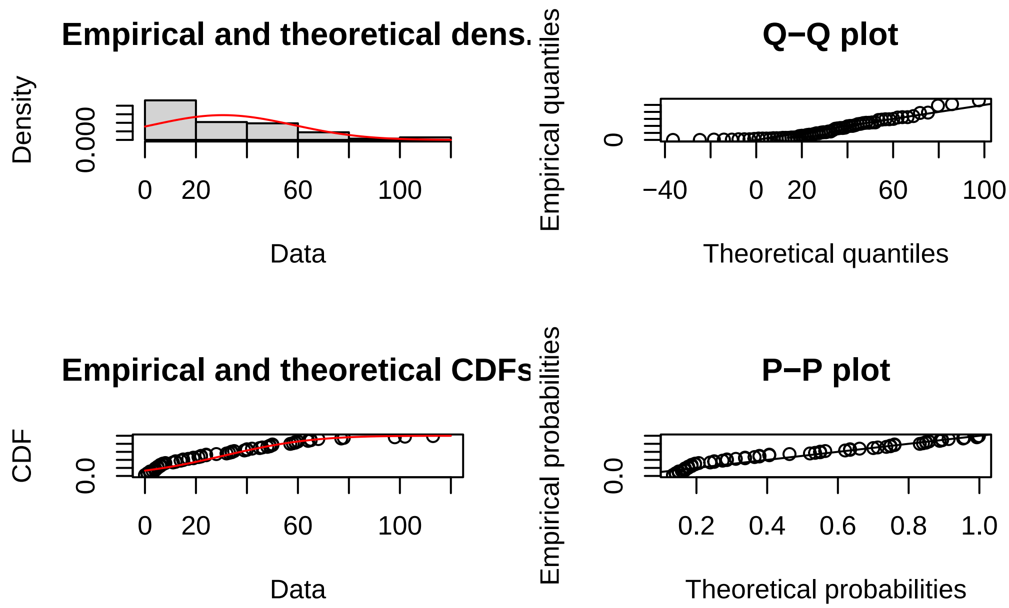
Die erste Analyse deutet in diesem Fall klar darauf hin, dass nur eine Exponential- oder Normalverteilung passend sein könnten. Der Vorschlag von UnivariateML ist die Exponentialverteilung.

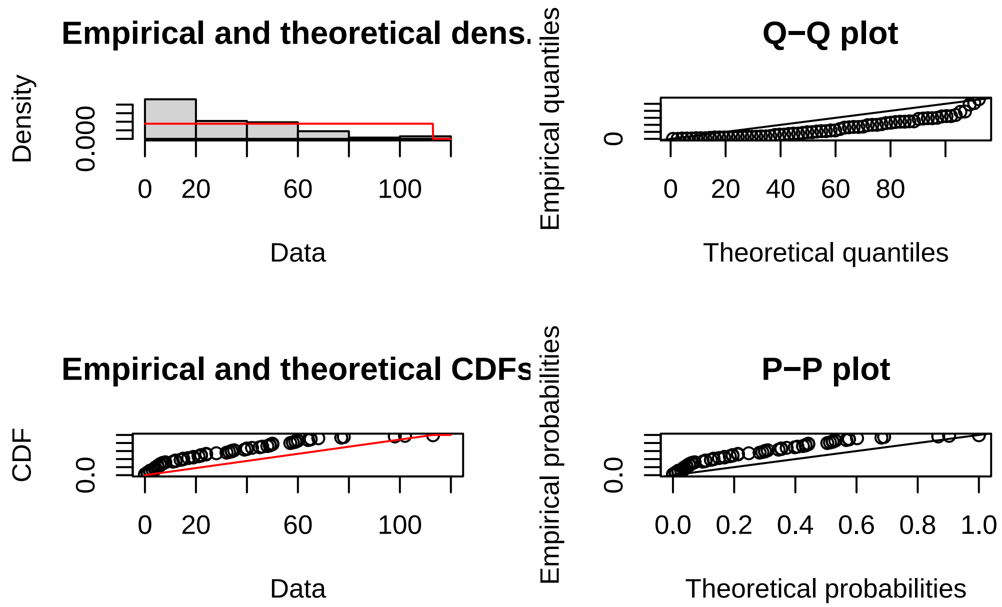


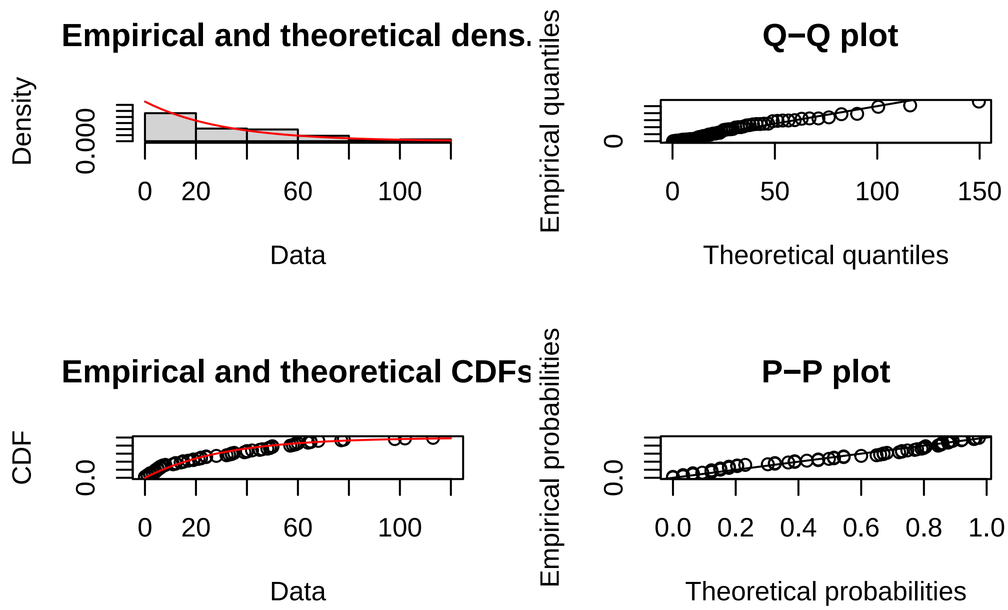



```
summary statistics
------
min:  0   max:  113
```

```
median:  22
mean:  30.55224
estimated sd:  27.74903
estimated skewness:  0.944373
estimated kurtosis:  3.359452
```








```
Maximum likelihood estimates for the Exponential model
   rate
0.03273
```

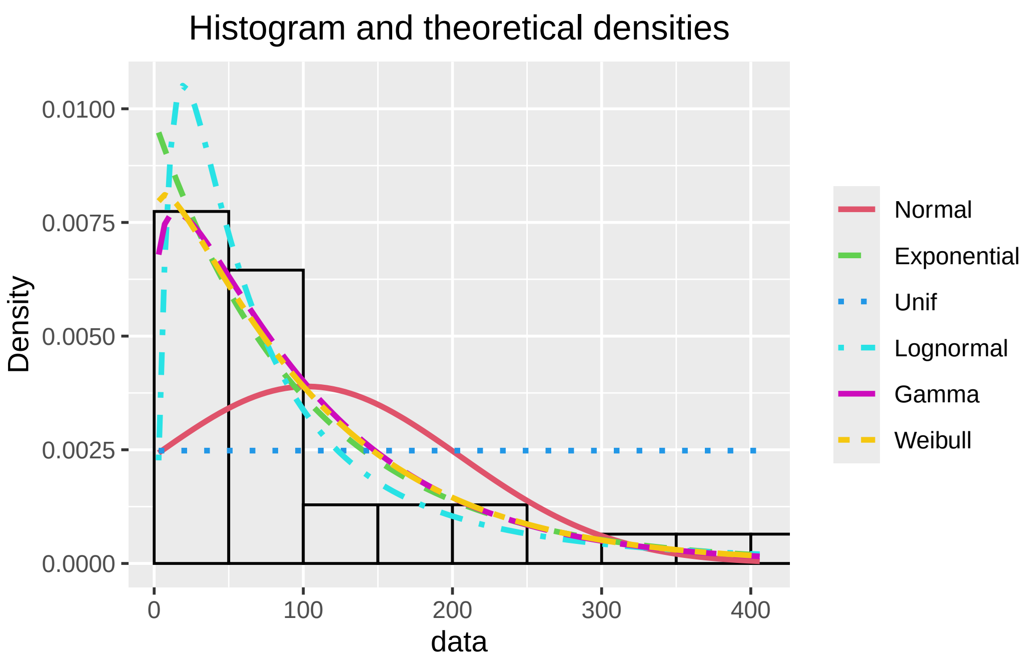
Die Auswertung der Plots zeigt deutlich, dass die Exponentialverteilung am besten passt.

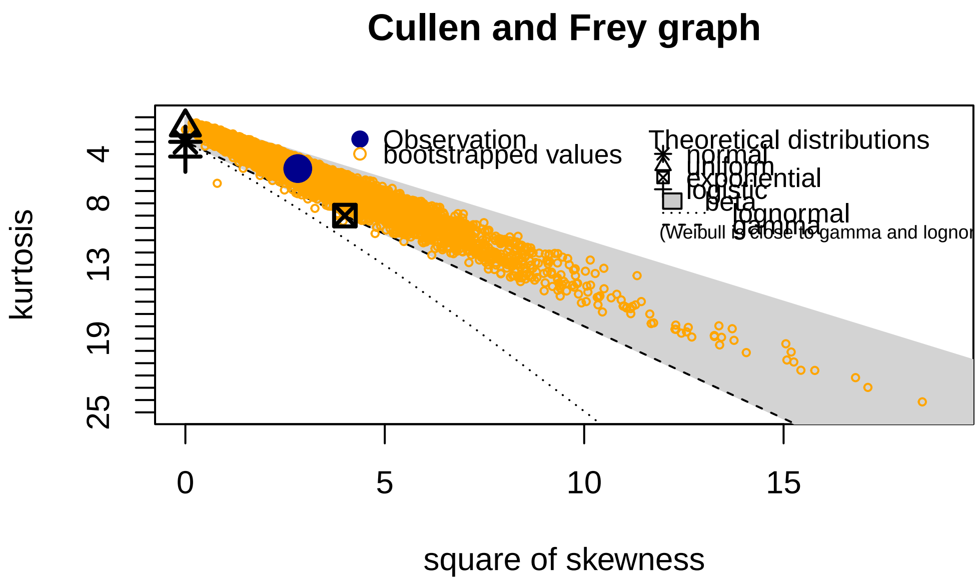
Die kleineren Quantile werden bei der Exponentialverteilung besser gedeckt. Bei den Zeitlichen Abstände sind die kleineren Quantile wichtiger, da weniger Zeitintervalle mehrere Steinschläge bedeuten und somit eine größere Gefahr darstellen.

Verteilungen Zone 2

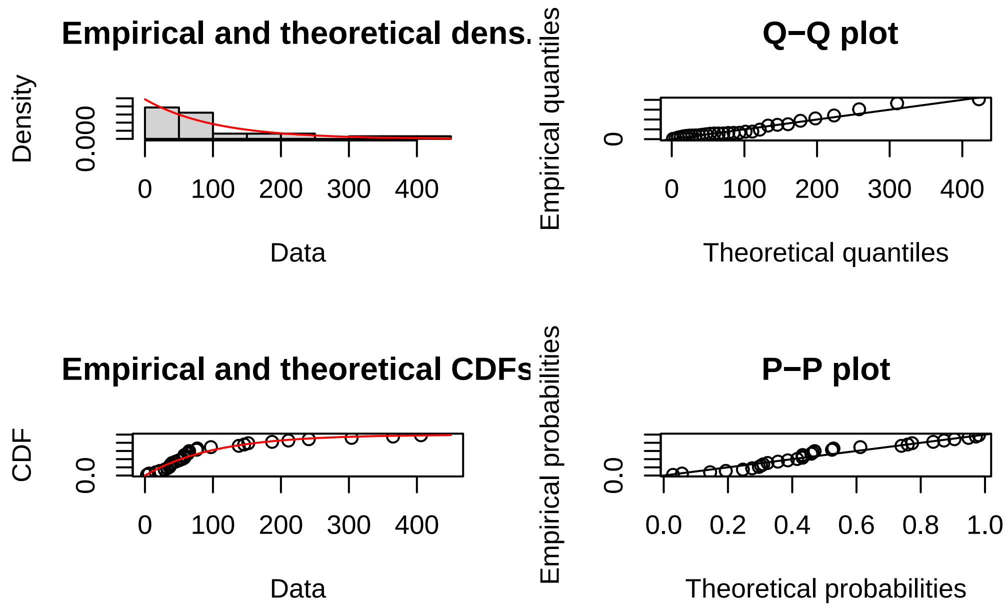
Zone 2 Masse

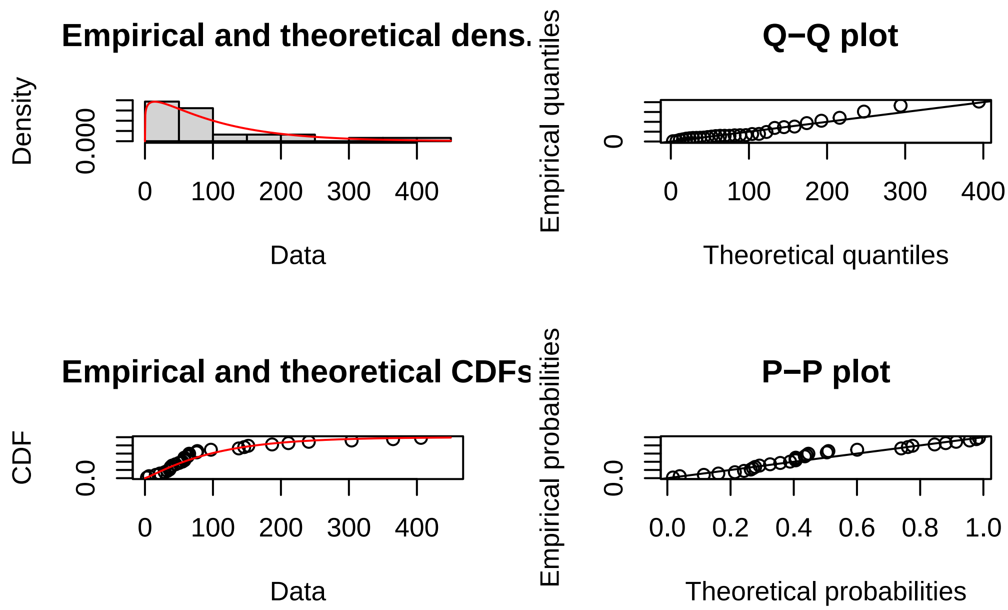
Nach einer ersten Prüfung bleiben die Verteilungen Weibull, Gamma, Exponential und Lognormal zur Auswahl. Der Vorschlag von UnivariateML ist die Exponentialverteilung.

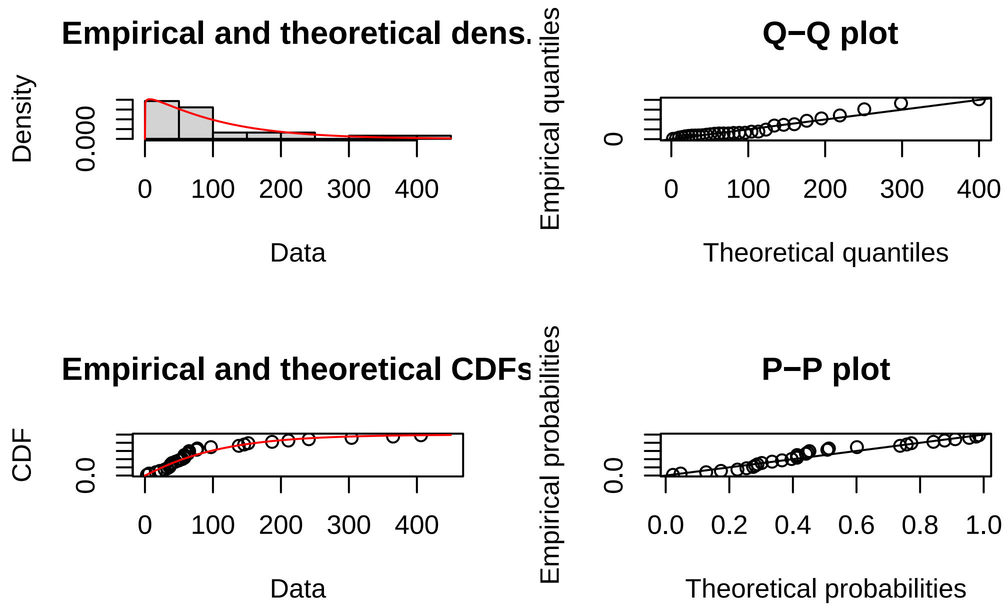


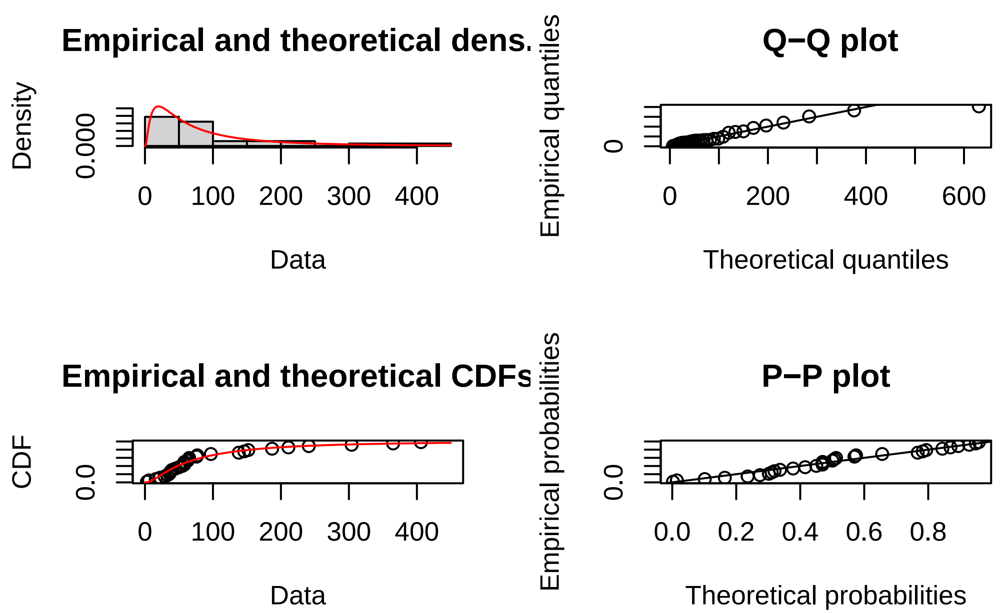



```
summary statistics
------
min:  3   max:  406
median:  58
mean:  102.4516
estimated sd:  104.1786
estimated skewness:  1.678832
estimated kurtosis:  5.174858
```


Empirical and theoretical dens.
Density
0.000
0 100 200 300 400
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
0
0 100 200 300 400
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
0 100 200 300 400
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.000
0 100 200 300 400
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
0
0 100 200 300 400
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
0 100 200 300 400
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0
Theoretical probabilities





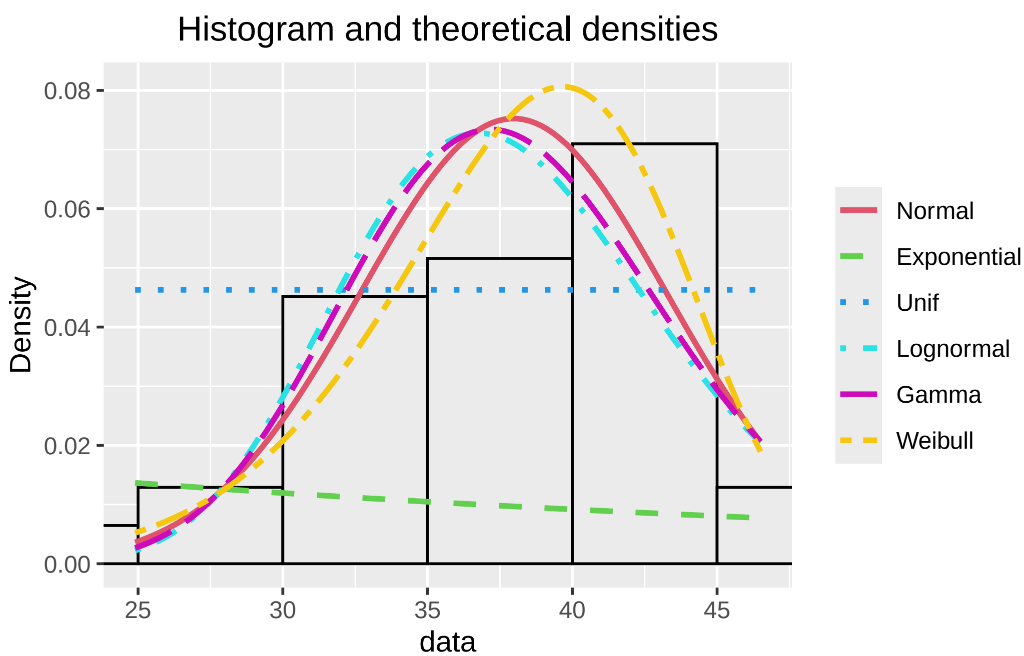

```
Maximum likelihood estimates for the Exponential model
    rate
0.009761
```

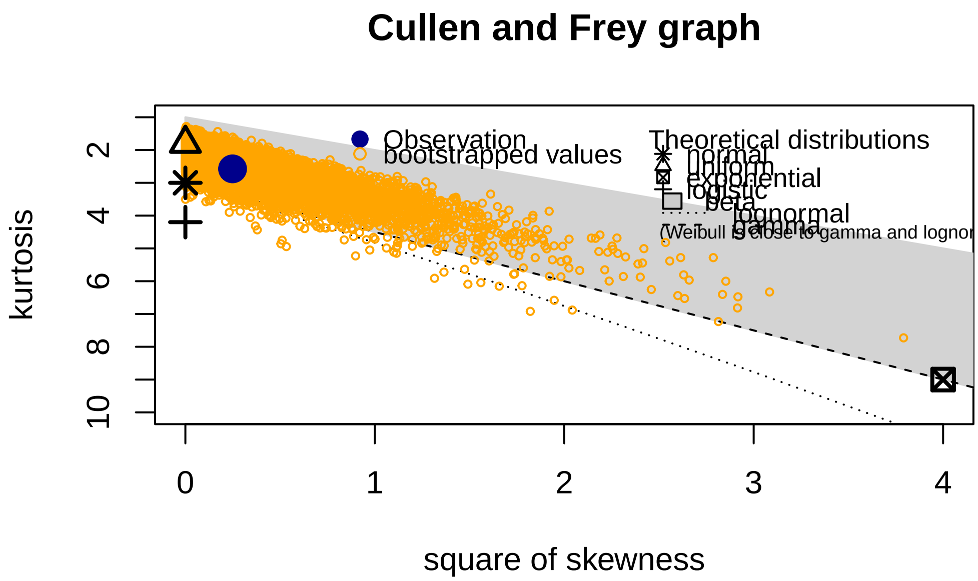
Nach Bewertung der Plots wird die Exponentialverteilung gewählt. Gamma, Weibull sind ähnlich wie die Exponentialverteilung, decken aber die oberen Quantile schlechter ab. Lognormal liegt im Allgemeinen näher an der Linie, lässt aber das letzte Quantil aus. Auch am zweiten Hang ist die größere Masse ausschlaggebender.

Zone 2 Geschwindigkeit

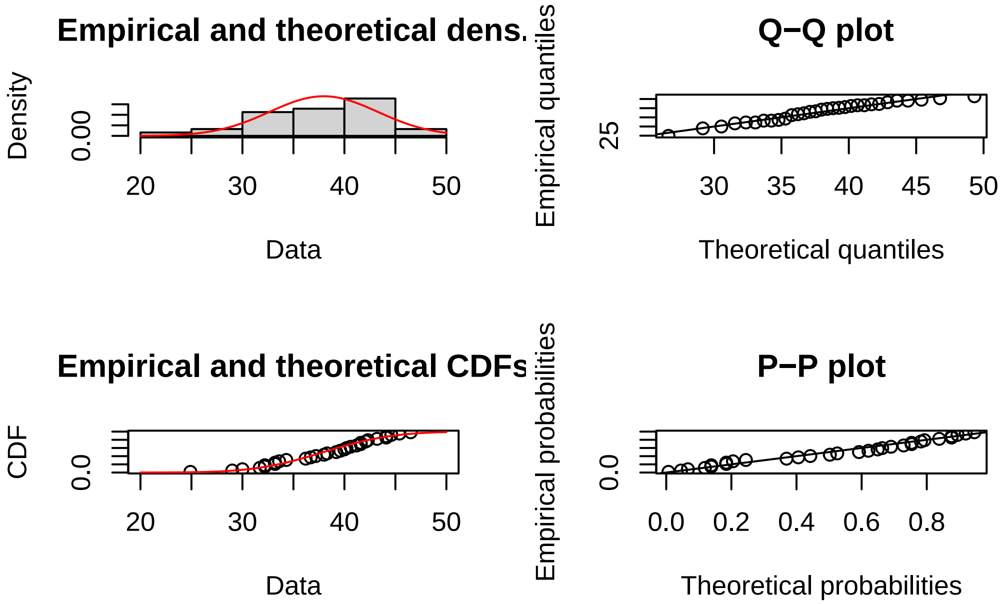
Die Diagramme zeigen, dass viele Verteilungen ausgewählt werden können. Normal, Lognormal, Weibull und Gamma stehen zur Auswahl.

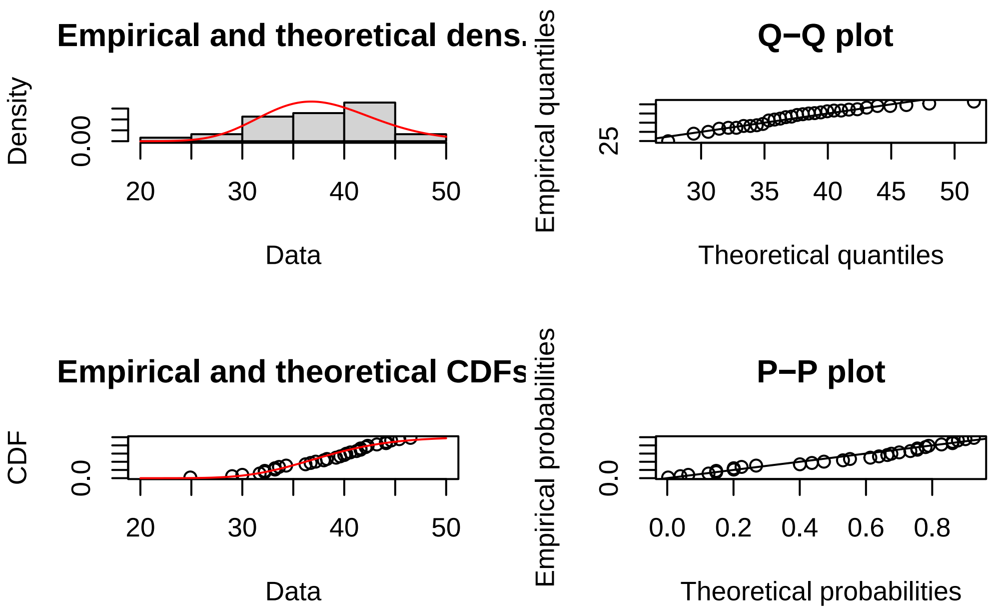
Der Vorschlag von UnivariateML ist die Weibullverteilung.

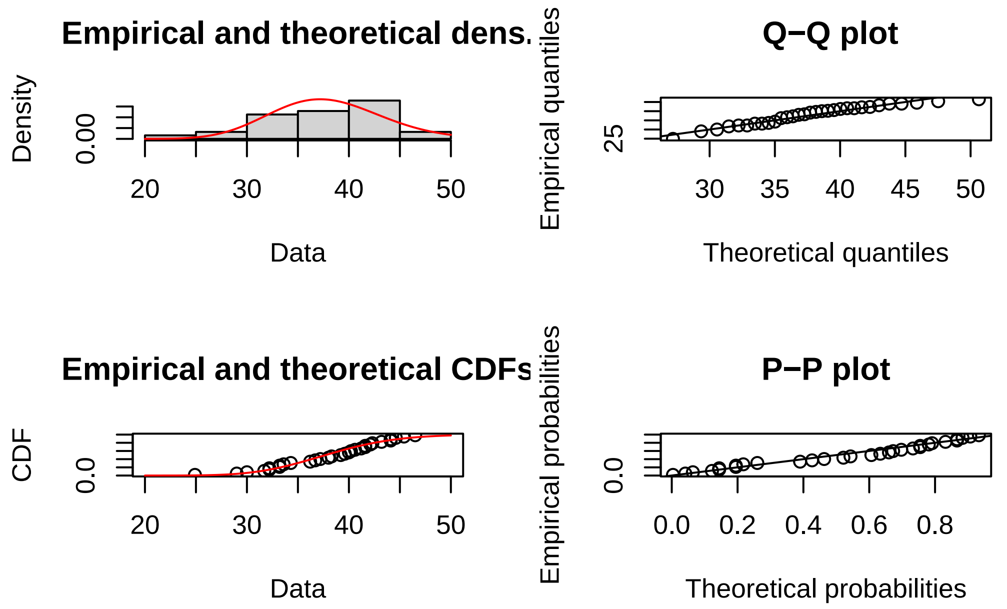


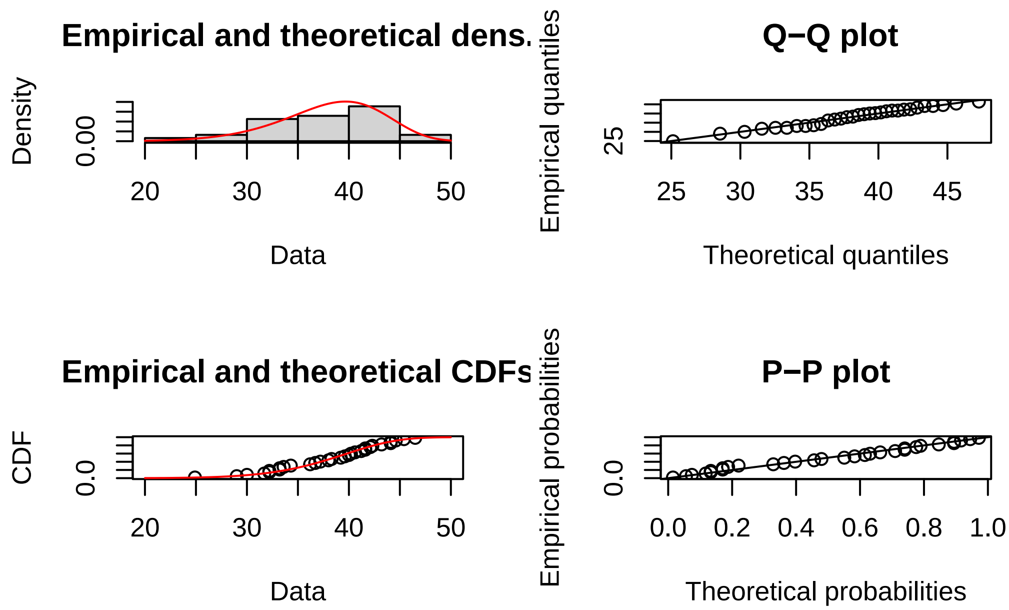



```
summary statistics
------
min:  24.9   max:  46.5
median:  39.2
mean:  37.96774
estimated sd:  5.389582
estimated skewness:  -0.49904
estimated kurtosis:  2.574054
```


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
20
30
40
50
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
25
30
35
40
45
50
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
20
30
40
50
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.00
20
30
40
50
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
25
30
35
40
45
50
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
20
30
40
50
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
Theoretical probabilities



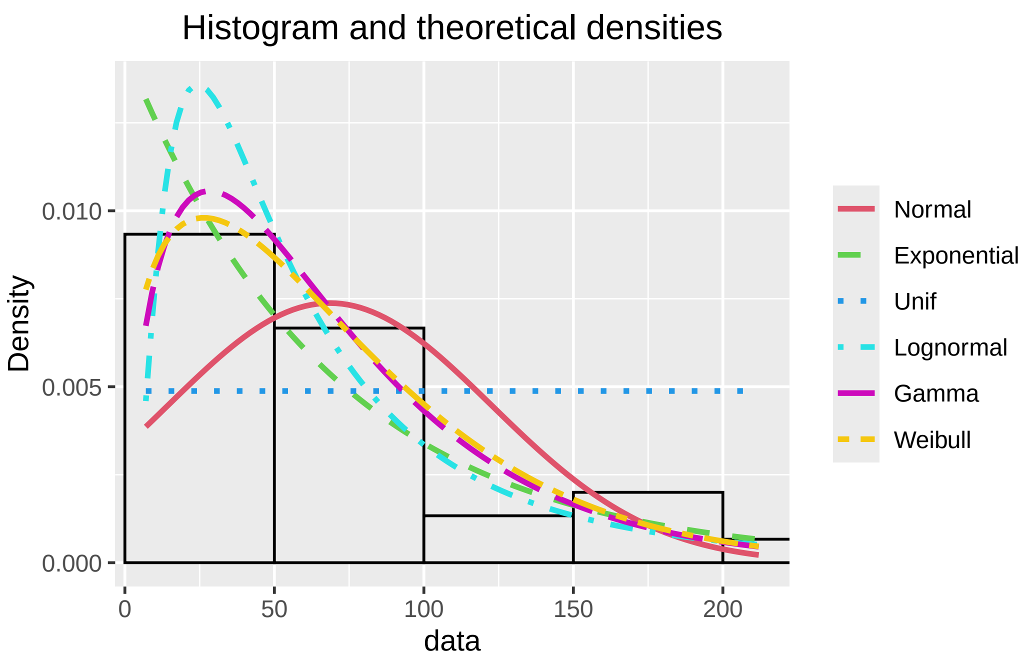


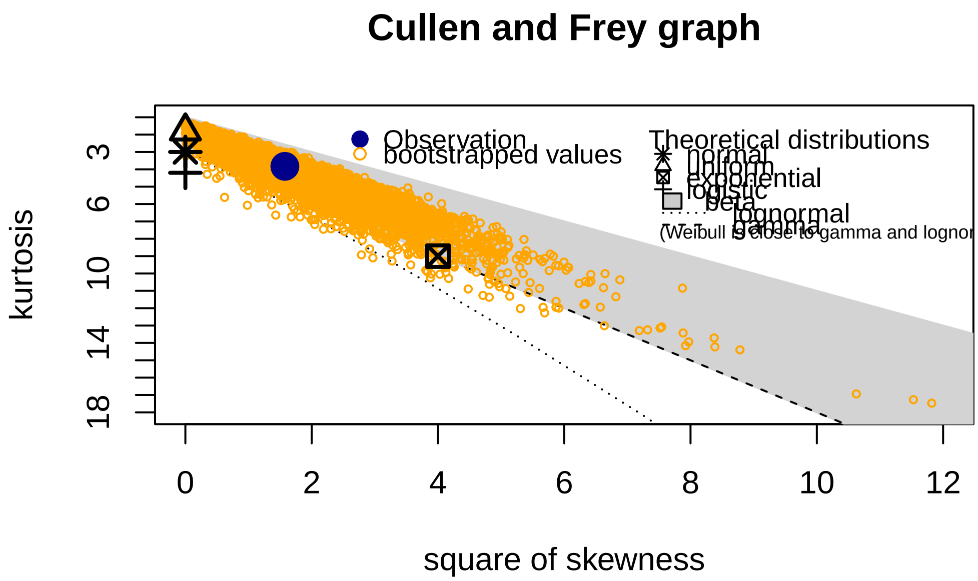

```
Maximum likelihood estimates for the Weibull model
 shape   scale
 8.755  40.212
```

Die Auswertung zeigt, dass nur die Weibullverteilung die Daten umfangreich decken kann. Daher wird diese Verteilung gewählt.

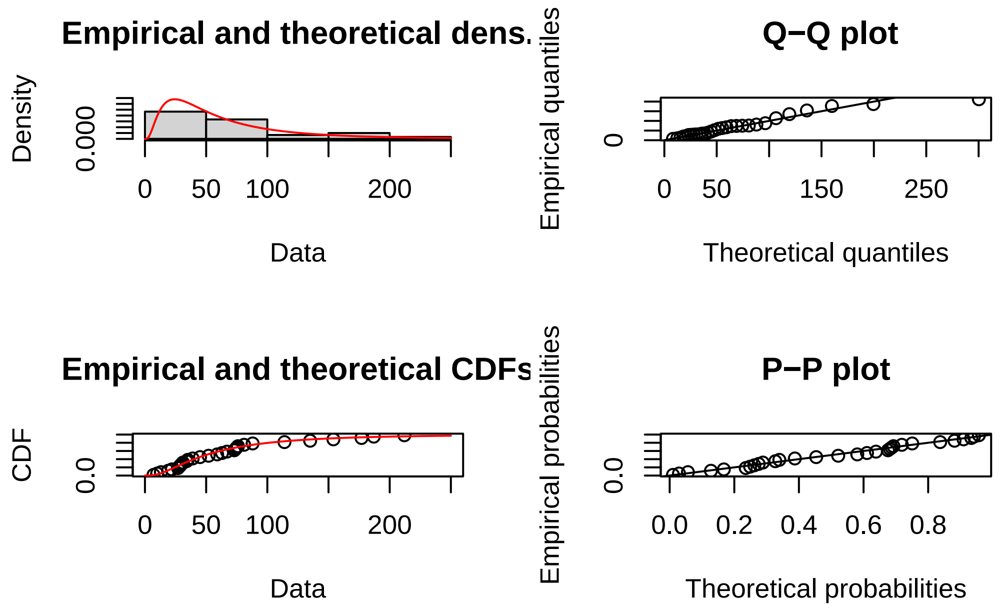
Zone 2 Zeitabstände

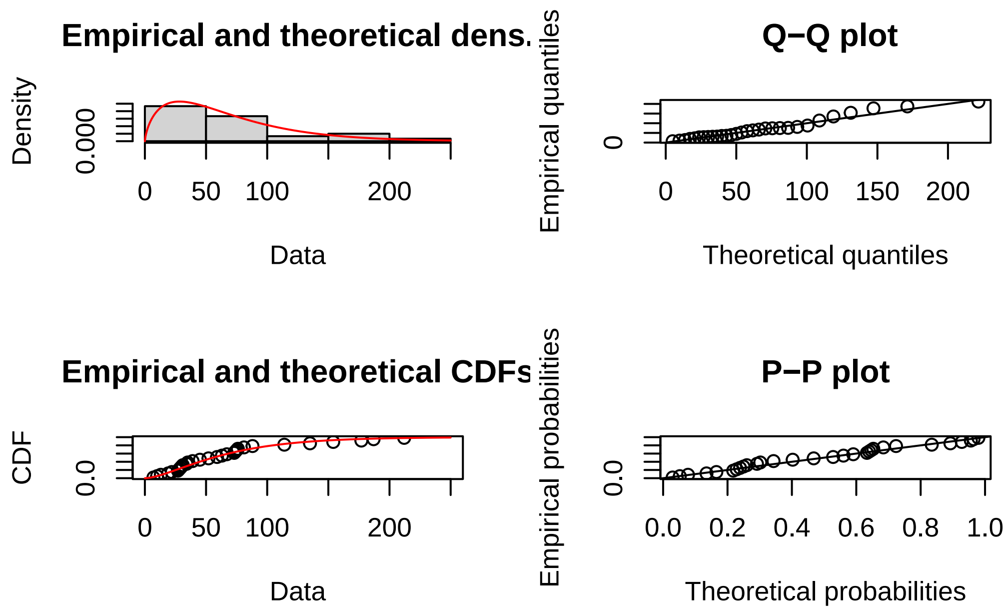
In diesem Fall erkennt man ebenfalls, dass die Verteilungen Weibull, Gamma, Exponential und Lognormal zur Auswahl stehen. Der Vorschlag von UnivariateML ist die Gammaverteilung

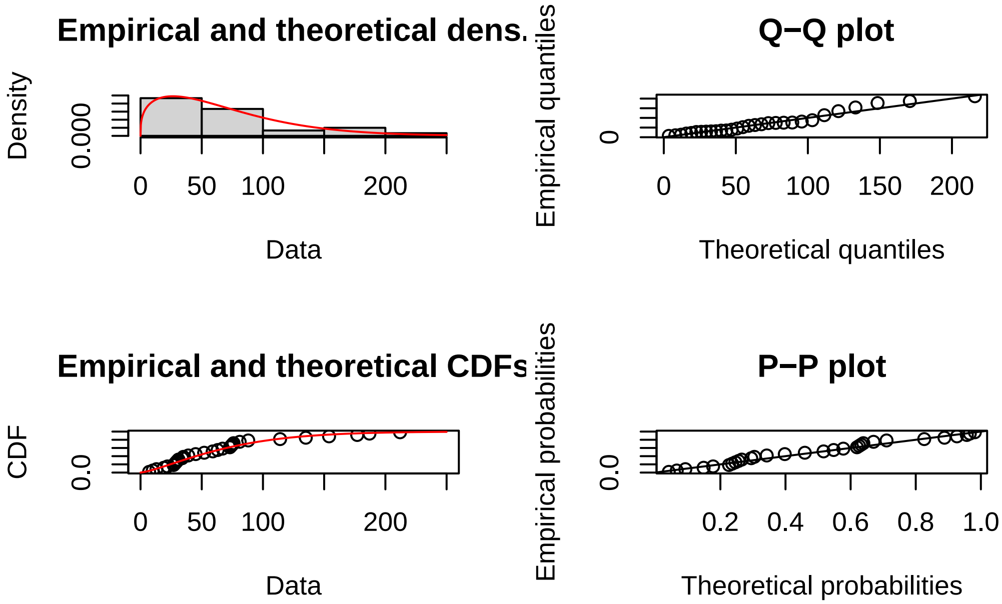


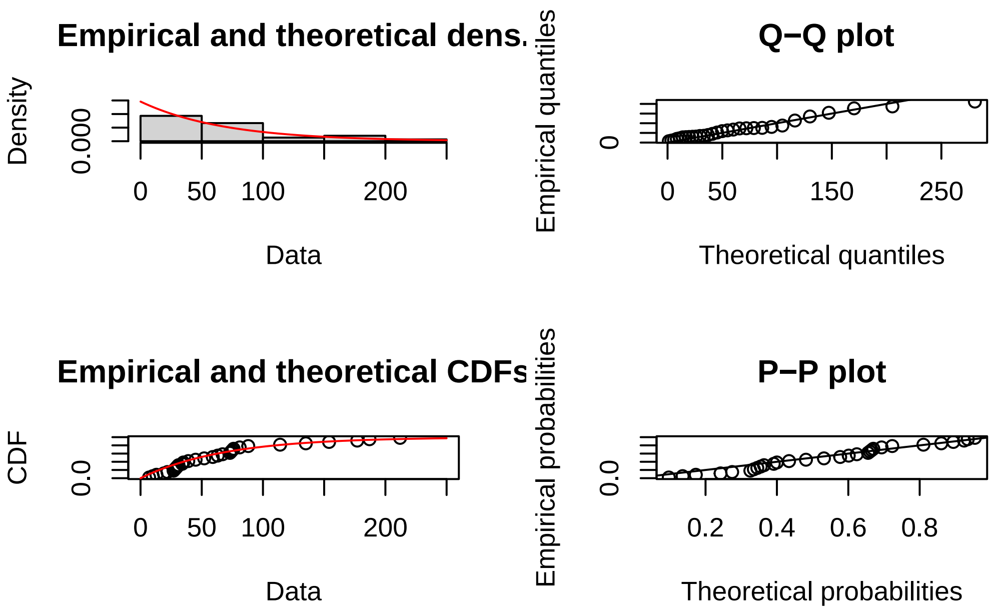



```
summary statistics
------
min:  7   max:  212
median:  55.5
mean:  68.53333
estimated sd:  55.00265
estimated skewness:  1.255227
estimated kurtosis:  3.828367
```


Empirical and theoretical dens.
Density
0.000
0
50
100
200
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
0
0
50
150
250
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
0
50
100
200
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
Theoretical probabilities


Empirical and theoretical dens.
Density
0.000
0
50
100
200
Data
Q−Q plot
Empirical quantiles
0
0
50
100
150
200
Theoretical quantiles
Empirical and theoretical CDFs
CDF
0.0
0
50
100
200
Data
P−P plot
Empirical probabilities
0.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Theoretical probabilities






```
Maximum likelihood estimates for the Gamma model
  shape     rate
1.70124  0.02482
```

Beim Vergleich fällt schnell auf, dass Gamma- und Weibullverteilungen die genausten Modelle sind. Gewählt wird hier die Gammaverteilung, da diese sowohl der Empfehlung von UnivariateML entspricht als auch die unteren Quantile im Vergleich besser abdeckt.

Simulation

Generieren

Das Generieren der Daten wurde in R umgesetzt. Dabei wurden die gewählten Verteilungen gewählt, welche im Kapitel Verteilungen gewählt wurden. Es wurde sich dafür entschieden die Anzahl Steinschläge auf **10000000** Interation festzulegen.

Die Kinetische Energie wird anhand der Geschwindigkeit und Masse eines Steinschlags, mittels der Physikalischen Formel dafür berechnet und in Kilo Newton Meter umgewandelt.

$$E_{\text{kin}} = \frac{1}{2} \times m \times v^2$$

// TODO: Show Plots with densetiy: ExtraGrid

Wahrscheinlichkeitsberechnung

Dass bei einem Steinschlag die Sicherheitsnetze reissen, müsste die kinetische Energie höher sein als 1200 kNm oder 600 kNm und die Masse im Sicherheitsnetz grösser oder gleich 2000 kg sein. Das Sicherheitsnetz wird alle 24 Stunden geleert.

Um die Masse im Netz bei einem Steinschlag zu berechnen, wird rekursiv durch alle vergangenen Steinschläge, welche in den letzten 24 Stunden stattgefunden haben, gegangen und die Masse summiert. Dadurch wird es ermöglicht, alle Steinschläge herauszufiltern, welche eine kinetische Energie von mindestens 1200 kNm haben oder mindestens 600 kNm und im Sicherheitsnetz eine Gesamtmasse von 2000 kg liegen.

Mit diesen Angaben ist es möglich, die Wahrscheinlichkeit, dass das Sicherheitsnetz reisst, auszurechnen. Dafür verwenden wir folgende Formel.

$$P_{\text{Netz reisst}} = \frac{\text{Anzahl Netz Versagen}}{\text{Anzahl Steinschläge}}$$

Das ein Steinschlag in einem Unfall endet muss zusätzlich ein Auto vor Ort sein. Um die Wahrscheinlichkeit zu berechnen wird die Zeit Benötigt, welches ein Auto braucht um für einen Möglichen Steinschlag zu bremsen. Dies lässt sich aus dem Bremsweg, was sich bei einer Gefahrenbesmung bei 18m liegt, bei einer Geschwindigkeit von 60 km/h und der Geschwindigkeit, wie folgt berechnen.

$$t = \frac{2s}{v} \Rightarrow \frac{2 \times 18m}{16.\overline{6}m/s} \approx 2.16s$$

Dazu wird noch die Vorbremszeit von 1.2 Sekunde addiert, welche ein Mensch braucht um auf die Bremse zu drücken. Damit kommt man auf *3.36 Sekunden*, welche ein Auto in der Gefahrenzone ist. Durch diesen Wert können wir die Wahrscheinlichkeit berechnen, dass ein Auto zu einem beliebigen Zeitpunkt in der Gefahrenzone ist.

$$P_{\text{Auto anwesend}} = \frac{3.36 \times \text{Anazhl Autos Pro Tag}}{\text{Anzahl Sekunden Pro Tag}} \Rightarrow \frac{3.36 \times 600}{86400} = \frac{7}{300}$$

Mit der Wahrscheinlichkeit, dass das Sicherheitsnetz reisst, ein Auto anwesend ist und der durchschnittlichen Steinschläge pro Jahr, lässt sich die Wahrscheinlichkeit eines tödlichen Unfalls in einer Zone für ein Jahr berechnen.

$$P_{\text{Tödlicher Unfall pro Jahr}} = P_{\text{Auto anwesend}} \times P_{\text{Netz reisst}} \times \text{ Durchschnittliche Steinschläge pro Jahr}$$

Ergebniss

Zone 1

Die Simulation von 10000000 Steinschlägen in der Zone 1 ergab, dass 0 Steinschläge durch das Sicherheitsnetz gingen. Dabei wurden 34866.1255739 Jahre an Steinschlägen simuliert. Wobei jährlich im Schnitt 286.8113344 Steinschläge herunterkommen. Daraus resultiert, eine Wahrscheinlichkeit von **0** pro Jahr, dass ein Unfall passiert.

Zone 2

Die Simulation von 10000000 Steinschlägen in der Zone 2 ergab, dass 27 Steinschläge durch das Sicherheitsnetz gingen. Dabei wurden 78229.3429922 Jahre an Steinschlägen simuliert. Wobei jährlich im Schnitt 127.8292725 Steinschläge herunterkommen. Daraus resultiert, eine Wahrscheinlichkeit von **0.0000081** pro Jahr, dass ein Unfall passiert.

Gesammt

Das Verbinden der Wahrscheinlichkeiten, dass ein Unfall in Folge Steinschläge auf der Kantonsstrasse. Wird mit der folgenden Formel berechnet.

$$P_{\text{Todesfall}}(P_{\text{Todesfall Zone 1}} \cup P_{\text{Todesfall Zone 2}}) = 0.0000081$$

Daraus resultiert eine Wahrscheinlichkeit eines Unfalls in Folge eines Steinschlages von **0.0000081**

Empfehlung