



Modellvalidierung mit Hilfe von Quantil-Quantil-Plots unter Solvency II

Dietmar Pfeifer

Online publiziert: 14. Januar 2020
© Der/die Autor(en) 2020

Zusammenfassung Nach etlichen Jahren Vorarbeit ist das Projekt Solvency II Anfang 2016 in den Ländern der Europäischen Union legislativ umgesetzt worden. Damit verbunden sind einige wesentliche Änderungen der jeweiligen nationalen Versicherungsaufsichtsgesetze. Ein neuer Aspekt hierbei ist die Vorschrift, potenzielle Abweichungen des Risikoprofils des Unternehmens von den Annahmen, die der Standardformel zur Berechnung des Solvency Capital Requirements (SCR) zugrunde liegen, zu analysieren und zu beurteilen. Für das Prämien- und Reserve-Risiko bzw. die zugehörigen Schaden-Kosten-Quoten wird dabei stillschweigend eine Lognormalverteilung unterstellt. In dieser Arbeit wird ein einfaches, aber dennoch mathematisch korrektes Verfahren auf der Basis von Quantil-Quantil-Plots vorgestellt, mit dem eine solche Analyse durchgeführt werden kann.

Model validation on the basis of quantile-quantile-plots under Solvency II

Abstract After several years of development, the Solvency II-project has finally been set to work in the European Union with the beginning of the year 2016. This has caused massive changes in the regional legislative supervisory acts. One new aspect of regulation is the requirement of an analysis and judgement concerning possible deviations of the company's risk profile from the assumptions underlying the standard formula in Solvency II. In particular, for the reserve and premium risk and the corresponding combined ratios, resp. a lognormal distribution is implicitly assumed. In this paper, we present a simple, but nevertheless mathematically accurate

D. Pfeifer (✉)

Institut für Mathematik, Schwerpunkt Versicherungs- und Finanzmathematik, Carl von Ossietzky
Universität Oldenburg, Oldenburg, Deutschland
E-Mail: dietmar.pfeifer@uni-oldenburg.de

method on the basis of quantile-quantile-plots which is suitable to perform such kind of analyses.

1 Vorbemerkung

In § 27 des neuen deutschen Versicherungsaufsichtsgesetzes heißt es: Zum Risikomanagementsystem gehört eine unternehmenseigene Risiko- und Solvabilitätsbeurteilung, die Versicherungsunternehmen regelmäßig sowie im Fall wesentlicher Änderungen in ihrem Risikoprofil unverzüglich vorzunehmen haben. ... Die Risiko- und Solvabilitätsbeurteilung umfasst mindestens

1. eine eigenständige Bewertung des Solvabilitätsbedarfs unter Berücksichtigung des spezifischen Risikoprofils, der festgelegten Risikotoleranzlimite und der Geschäftsstrategie des Unternehmens,
2. eine Beurteilung der jederzeitigen Erfüllbarkeit der aufsichtsrechtlichen Eigenmitelanforderungen, der Anforderungen an die versicherungstechnischen Rückstellungen in der Solvabilitätsübersicht und der Risikotragfähigkeit sowie
3. eine Beurteilung der Wesentlichkeit von Abweichungen des Risikoprofils des Unternehmens von den Annahmen, die der Berechnung der Solvabilitätskapitalanforderung mit der Standardformel oder mit dem internen Modell zugrunde liegen.

Konkret geht es hierbei um die Annahme einer Lognormalverteilung für das Prämien- und Reserve-Risiko bzw. für die jährlichen Schaden- bzw. Schaden-Kosten-Quoten (vgl. Dreher 2018, S. 912). Eine mathematisch korrekte Überprüfung dieses Sachverhalts kann eigentlich nur mit geeigneten statistischen Tests durchgeführt werden. In dieser Arbeit werden neue asymptotische Formeln hergeleitet, mit denen zum einen diese Annahme mit Hilfe von Quantil-Quantil-Plots überprüft werden kann, zum anderen erwartungstreue Schätzer der zugehörigen Lage-Skalen-Parameter für die logarithmierten Schaden- bzw. Schaden-Kosten-Quoten und damit Momente und Quantile (als Grundlage für das SCR, Solvency Capital Requirement) der entsprechenden Lognormalverteilung hergeleitet werden können. Quantil-Quantil-Plots haben darüber hinaus den Vorteil, die Testergebnisse auch graphisch veranschaulichen zu können, was insbesondere mathematisch weniger geschulten Mitarbeitern von Versicherungsunternehmen entgegenkommen dürfte.

2 Einführung

Graphische Methoden zur statistischen Analyse und Parameterschätzung in Lage-Skalen-Familien von Wahrscheinlichkeitsverteilungen haben eine lange Tradition, sie gehen auf sogenannte „Wahrscheinlichkeitspapiere“ (Quantil-Quantil-Plots) zurück, die etwa ab dem Beginn des 20. Jahrhunderts vor allem im ingenieurwissenschaftlichen Kontext zur Anwendung kamen (vgl. den Übersichtsartikel von Cunnane 1978). Lag der Schwerpunkt zunächst auf der Anpassung der Normalverteilung an hydrologische Beobachtungen, kamen später insbesondere Anpassungen an Extremwertverteilungen und andere Klassen von Wahrscheinlichkeitsverteilun-

gen hinzu (Guo 1990). Eine „optimale“ Wahl der Plot-Positionen (auf der Abszisse) ist dabei eng verbunden mit der Berechnung von Erwartungswerten der geordneten Beobachtungen (sog. Ordnungsstatistiken, vgl. David und Nagaraja 2003).

Später wurden die reinen Schätzverfahren für Lage- und Skalenparameter (oft identisch mit Erwartungswert und Streuung der zugrunde liegenden Verteilung) um geeignete Testverfahren erweitert, mit denen unabhängig von diesen Parametern das Vorliegen eines bestimmten Verteilungstyps überprüft werden kann. Ein interessanter Zugang besteht hier in der Verwendung (einer geeigneten Transformation) des empirischen Korrelationskoeffizienten aus dem Quantil-Quantil-Plot als Testgröße (vgl. Lockhart und Stephens 1998).

3 Quantil-Quantil-Plots und Lage-Skalen-Familien: Schätzer

Betrachtet werden Risiken X der Form $X = \mu + \sigma Z$ mit einem „Prototypen“ Z und stetiger, streng monotoner Verteilungsfunktion F_Z . Ziel ist die Schätzung der Parameter μ und σ sowie die Überprüfung der Verteilungshypothese anhand von n Beobachtungen. Bezeichnet dazu $X_{(k)}$ die k -te Ordnungsstatistik (d.h. den k -größten Wert) aus einer Reihe von unabhängigen Replikationen X_1, \dots, X_n von X , so trägt man im Quantil-Quantil-Plot die Größen $(Q_Z(u_k), X_{(k)})$ mit der Quantilfunktion $Q_Z = F_Z^{-1}$ und geeigneten $u_k, k = 1, \dots, n$ ab und ermittelt mittels linearer Regression die Ausgleichsgerade mit Achsenabschnitt $\hat{\mu}$ und Steigung $\hat{\sigma}$, die gegeben sind durch

$$\hat{\sigma} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{(k)} Q_Z(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{(k)}\right) \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k)\right)}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k)\right)^2} \text{ und} \tag{1}$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{(k)} - \frac{\hat{\sigma}}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k)$$

(vgl. Fahrmeir et al. 2016, Abschn. 3.6.2).

Die Bedeutung der Erwartungswerte der Ordnungsstatistiken für die Parameterschätzungen zeigt sich in der folgenden:

Proposition: Mit der Wahl $u_k = F_Z(E(Z_{(k)}))$ für $k = 1, \dots, n$ sind $\hat{\sigma}$ und $\hat{\mu}$ erwartungstreue Schätzer für σ und μ .

Beweis: Aus der obigen Wahl folgt

$$Q_Z(u_k) = E(Z_{(k)}) = \frac{E(X_{(k)}) - \mu}{\sigma} \text{ bzw. } E(X_{(k)}) = \mu + \sigma Q_Z(u_k) \tag{2}$$

für $k = 1, \dots, n$,

wobei $Z_{(k)} = \frac{X_{(k)} - \mu}{\sigma}$ verteilungsmäßig der k -ten Ordnungsstatistik aus einer Reihe von unabhängigen Replikationen Z_1, \dots, Z_n von Z entspricht. Es folgt

$$\begin{aligned}
 E(\hat{\sigma}) &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n E(X_{(k)}) Q_Z(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n E(X_{(k)}) \right) \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)}{\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)^2 \right)} \\
 &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mu + \sigma Q_Z(u_k)) Q_Z(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mu + \sigma Q_Z(u_k)) \right) \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)}{\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)^2 \right)} \\
 &= \frac{\mu \cdot \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) + \sigma \cdot \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k) - \mu \cdot \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) - \sigma \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)^2}{\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \right)^2 \right)} \\
 &= \sigma
 \end{aligned} \tag{3}$$

und

$$\begin{aligned}
 E(\hat{\mu}) &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n E(X_{(k)}) - \frac{E(\hat{\sigma})}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mu + \sigma Q_Z(u_k)) - \frac{\sigma}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z(u_k) = \mu,
 \end{aligned} \tag{4}$$

was zu zeigen war.

Bemerkung: Im Falle einer reinen Skalenfamilie (d. h. $\mu = 0$) gilt entsprechend

$$\hat{\sigma} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{(k)} Q_Z(u_k)}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_Z^2(u_k)} \tag{5}$$

Auch dieser Schätzer ist erwartungstreu, wenn $u_k = F_Z(E(Z_{(k)}))$ für $k = 1, \dots, n$ gewählt wird.

Beispiel: Standard-Exponentialverteilung: Hier ist $F_Z(x) = 1 - e^{-x}$ für $x > 0$. Da die Ordnungsstatistiken unabhängige, exponentialverteilte Zuwächse besitzen, gilt

$$E(Z_{(k)}) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{n+1-i} \text{ für } k = 1, \dots, n, \tag{6}$$

mit

$$u_k = F_Z(E(Z_{(k)})) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^k \frac{1}{n+1-i}\right), k = 1, \dots, n. \tag{7}$$

Approximativ ergibt sich hieraus mit $\sum_{j=1}^m \frac{1}{j} \approx \ln(m+1) + \gamma$ ($\gamma = 0,57721\dots$ ist die Euler-Konstante) die Beziehung

$$E(Z_{(k)}) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{n+1-i} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{i} - \sum_{i=1}^{n-k} \frac{1}{i} \approx \ln(n+1) - \ln(n+1-k) = \ln\left(\frac{n+1}{n+1-k}\right) \tag{8}$$

bzw.

$$u_k = F_Z(E(Z_{(k)})) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^k \frac{1}{n+1-i}\right) \approx \frac{k}{n+1}, k = 1, \dots, n. \tag{9}$$

Dies entspricht der „klassischen“ Empfehlung von Weibull (1939), vgl. auch Cunnane (1978, S. 211) oder Gumbel (1958, Kapitel 1.2.7).

Die Frage, welche Güte eine Schätzung eine hohen Quantils mit diesem Ansatz hat, beispielsweise des $1-\alpha$ -Quantils $\text{VaR}_\alpha(X)$ (Value at Risk) mit typischerweise kleinem α , lässt sich ebenfalls leicht beantworten. Aus der Regressionsgeraden ergibt sich nämlich unmittelbar

$$\widehat{\text{VaR}_\alpha(X)} = \widehat{\mu} + \widehat{\sigma} \cdot Q_Z(1-\alpha) \tag{10}$$

mit

$$E(\widehat{\text{VaR}_\alpha(X)}) = \mu + \sigma \cdot Q_Z(1-\alpha) = Q_X(1-\alpha), \tag{11}$$

also ebenfalls eine erwartungstreue Schätzung.

Es gibt allerdings Probleme mit der Erwartungstreue, wenn die Daten vorher (z. B. logarithmisch) transformiert werden, um eine Lage-Skalen-Familie zu erhalten. Im letzterem Fall gilt für das Risiko $Y = \exp(X)$ nämlich $\text{VaR}_\alpha(Y) = \text{VaR}_\alpha(e^X) = e^{\text{VaR}_\alpha(X)}$, die übliche Schätzung $\widehat{\text{VaR}_\alpha(Y)} := e^{\widehat{\text{VaR}_\alpha(X)}}$ besitzt aufgrund der

Tab. 1 Approximationen für Erwartungswerte von Ordnungsstatistiken

Hazen (1914)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.5}{n+1}\right)$
Weibull (1939)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k}{n+1}\right)$
Beard (1943)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.31}{n+0.38}\right)$
Benard and Bos-Levenbach (1953)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.30}{n+0.20}\right)$
Blom (1958)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.375}{n+0.25}\right)$
Tukey (1962)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.333}{n+0.333}\right)$
Gringorten (1963)	$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}\left(\frac{k-0.44}{n+0.12}\right)$

Jensen-Ungleichung für konvexe Funktionen (vgl. etwa Czado und Schmidt 2011, Satz 1.5) aber einen Bias:

$$E(\widehat{\text{VaR}}_\alpha(Y)) = E\left(e^{\widehat{\text{VaR}}_\alpha(X)}\right) > e^{E(\widehat{\text{VaR}}_\alpha(X))} = e^{\text{VaR}_\alpha(X)} = \text{VaR}_\alpha(Y). \tag{12}$$

Im Kontext von Solvency II ist das jedoch eher unschädlich, wenn die Schaden- bzw. Schaden-Kosten-Quoten als lognormalverteilt angenommen werden. Die logarithmierten Schaden- bzw. Schaden-Kosten-Quoten sind dann normalverteilt, so dass hier die Bestimmung bzw. numerische Berechnung der Erwartungswerte der Ordnungsstatistiken der Standard-Normalverteilung (mit Dichte φ und Verteilungsfunktion Φ) relevant ist. Formal gilt hier (vgl. David und Nagaraja 2003, Kapitel 3.1):

$$E(Z_{(k)}) = k \binom{n}{k} \int_{-\infty}^{\infty} x \Phi^{k-1}(x) (1-\Phi(x))^{n-k} \varphi(x) dx \text{ für } k = 1, \dots, n. \tag{13}$$

Dabei ist

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \text{ und } \Phi(x) = \int_{-\infty}^x \varphi(u) du \text{ für } x \in \mathbb{R}. \tag{14}$$

Sowohl $\Phi(x)$ als auch $E(Z_{(k)})$ sind nicht elementar berechenbar. Numerische Auswertungen für $E(Z_{(k)})$ wurden von Harter (1961) publiziert, für $n = 1, \dots, 100$ und $k = 1, \dots, n$ vollumfänglich und für größere n bis 400 in Auszügen. In der Literatur findet man dazu zahlreiche numerische Approximationen, z. B. (vgl. Cunnane 1978, S. 211) (siehe Tab. 1).

Abb. 1 a_n vs. \hat{a}_n

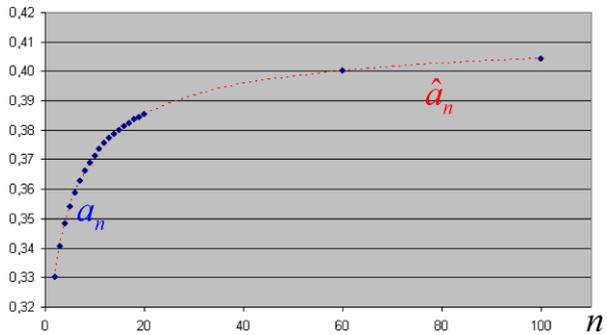
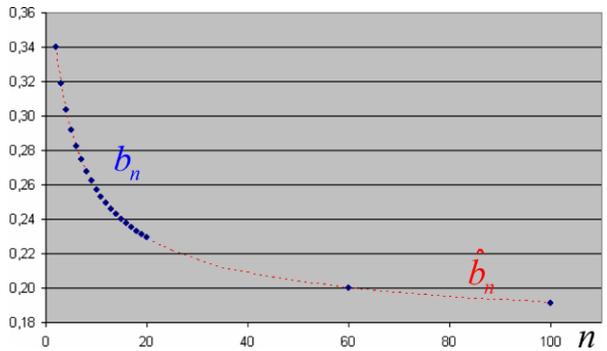


Abb. 2 b_n vs. \hat{b}_n



Aus einer selbst durchgeführten größeren Monte-Carlo-Studie ergibt sich als sehr gute Approximation für die Erwartungswerte der Ordnungsstatistiken einer Standard-Normalverteilung:

$$E(Z_{(k)}) \approx \Phi^{-1}(\hat{u}_k) \text{ mit } \hat{u}_k = \frac{k - \hat{a}_n}{n + \hat{b}_n}, \tag{15}$$

wobei

$$\begin{aligned} \hat{a}_n &= 0,27950585 + \frac{0,04684273}{0,34986981 + n^{-0,79499457}}, \\ \hat{b}_n &= 0,44480354 - \frac{0,09890767}{0,36353365 + n^{-0,78493983}}, \quad k = 1, \dots, n, \quad n \leq 100. \end{aligned} \tag{16}$$

Der Fehler zwischen den exakten Werten für a_n und b_n (berechnet aus den Werten von Harter 1961) und den approximativen Werten \hat{a}_n und \hat{b}_n gemäß Gl. 16 beträgt für $3 \leq n \leq 100$ jeweils betragsmäßig maximal 0,00007. Abb. 1 und 2 zeigen die exakten Werte von a_n bzw. b_n (Punkte) gegenüber den approximativen Werten \hat{a}_n bzw. \hat{b}_n (gestrichelte Linie).

Durch Vergleich mit den Werten aus Tab. 1 ergibt sich eine sehr gute Übereinstimmung zu Blom (1958) für $n = 12$ und zu Tukey (1962) für $n = 2$. Die übrigen Approximationsformeln weisen demgegenüber größere Abweichungen auf. Für $n \leq 20$ kann auch die relativ gute Approximation

$$\hat{a}_n = 0,3177n^{0,0661}, \hat{b}_n = \frac{0,3856}{n^{0,1754}}, k = 1, \dots, n \quad (17)$$

verwendet werden mit einem betragsmäßig maximalen Fehler von 0,003.

4 Quantil-Quantil-Plots und Lage-Skalen-Familien: Tests

Es gibt in der Literatur eine Reihe von Vorschlägen zum Testen der Hypothese:

H₀ die Verteilung des Risikos X entstammt der Lage-Skalen-Familie zu Z

(sog. einfacher Signifikanztest). Eine gute Übersicht über dieses Thema geben Lockhart und Stephens (1998). Interessant sind hier Tests auf der Basis des empirischen Korrelationskoeffizienten ρ_n aus dem Quantil-Quantil-Plot (Erwartungswerte der Ordnungsstatistiken gemäß Gln. 15 und 16 vs. den der Größe nach angeordneten Beobachtungswerten). Die Tatsache, dass die Verteilung des empirischen Korrelationskoeffizienten unter der Nullhypothese von den Lage- und Skalensparametern unabhängig ist, folgt aus der Invarianz der Korrelation zweier Risiken unter positiv-homogener (linearer) Transformation, vgl. Fahrmeir et al. (2016, Abschnitt 3.4.4). Ähnliche Testverfahren wurden u. a. von Shapiro und Wilk entwickelt, vgl. D'Agostino und Stephens (1986, Kapitel 5) oder Huber-Carol et al. (2002, Kapitel 7). Einen Vergleich über zahlreiche Anpassungstests auf Normalverteilung geben Seier (2002) und Yazici und Yolacan (2007).

In dieser Arbeit schlagen wir eine geringfügige Modifikation der in Lockhart und Stephens (1998) betrachteten Teststatistiken vor, nämlich $T_n := -\ln(1-\rho_n)$. Dies hat den Vorteil, dass die Verteilung von T_n unter der Nullhypothese einer Normalverteilung für Werte von $n \geq 10$ recht gut selbst durch eine Normalverteilung approximiert werden kann, so dass sich die p -Werte für den Anpassungstest einfach, z. B. mit EXCEL, berechnen lassen (zu den Grundlagen von p -Werten vgl. etwa Fahrmeir et al. 2016, Abschnitt 10.2.3). Dieses Ergebnis deckt sich mit einer ähnlichen allgemeinen Aussage über die asymptotische Normalität des empirischen Korrelationskoeffizienten zwischen zwei Zufallsvariablen, vgl. etwa van der Vaart (1998, Example 3.6).

Abb. 3 und 4 zeigen die Wirkungsweise bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 5%.

Abb. 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13 und 14 zeigen die Histogramme aus jeweils 1 Mio. Simulationen der Verteilung der Teststatistik T_n für $n = 11, \dots, 20$ mit einer Anpassung an die Normalverteilung.

Abb. 3 $T_{10}=2,4467; p=4,22\%$
(Nullhypothese wird abgelehnt)

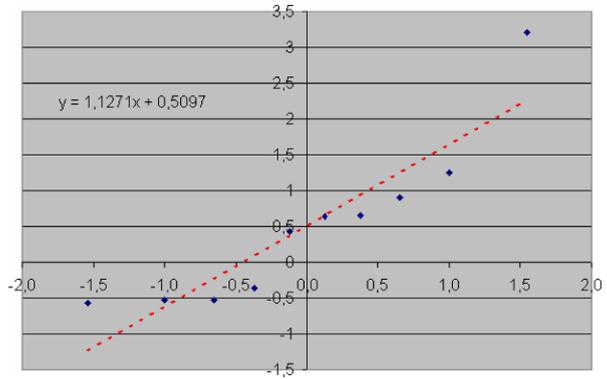


Abb. 4 $T_{10}=2,7261; p=10,26\%$
(Nullhypothese wird angenommen)

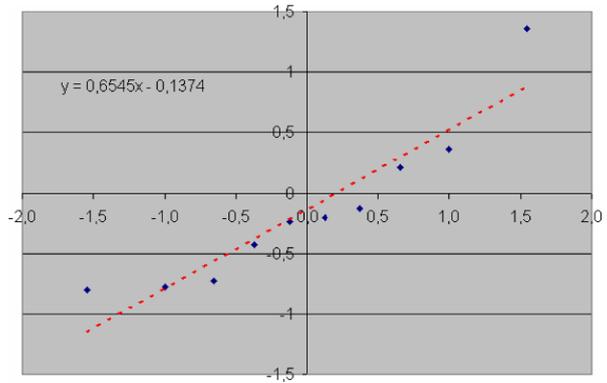


Abb. 5 $\mu=3,5727; \sigma=0,6201$

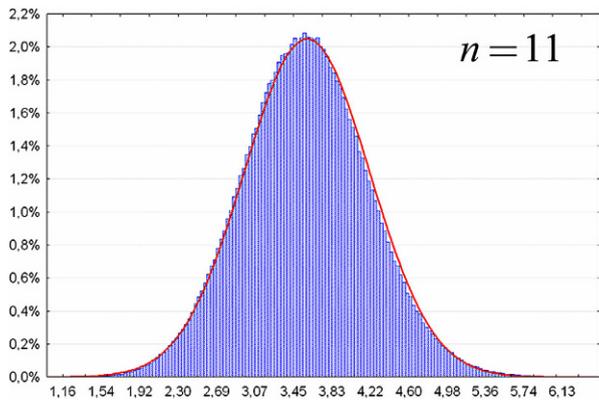


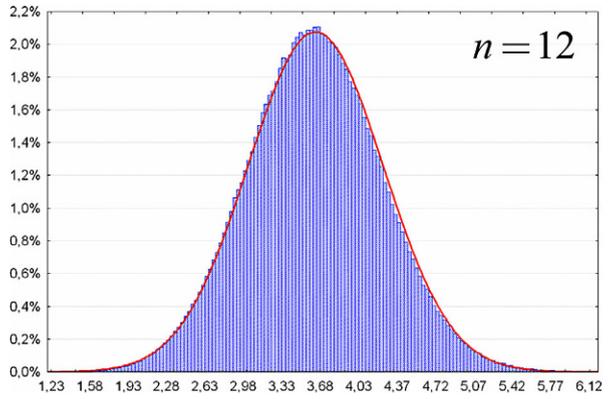
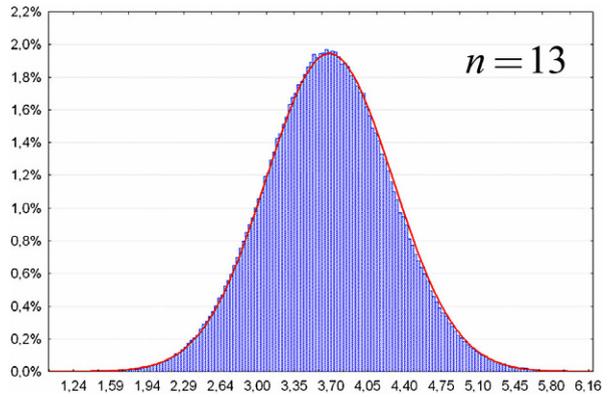
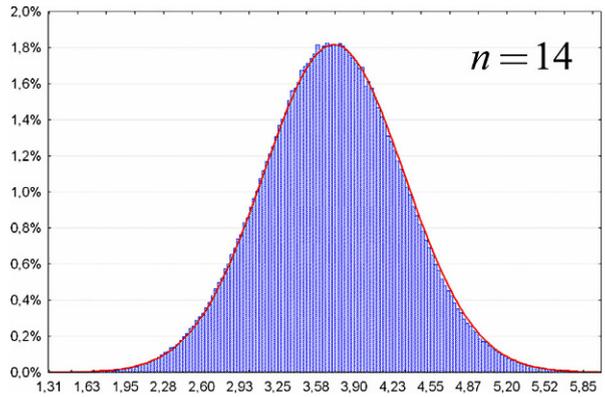
Abb. 6 $\mu=3,6219; \sigma=0,6103$ **Abb. 7** $\mu=3,6696; \sigma=0,6005$ **Abb. 8** $\mu=3,7152; \sigma=0,5935$ 

Abb. 9 $\mu = 3,7584; \sigma = 0,5873$

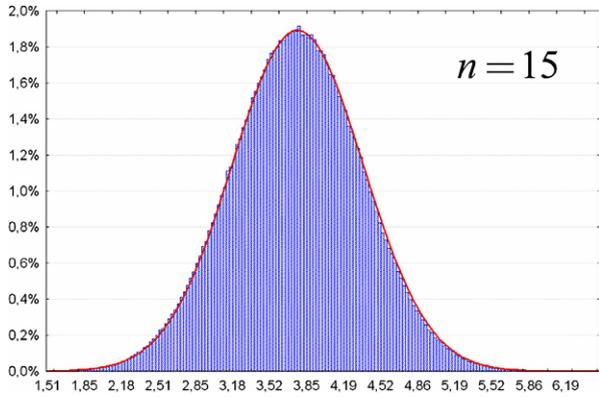


Abb. 10 $\mu = 3,7998; \sigma = 0,5813$

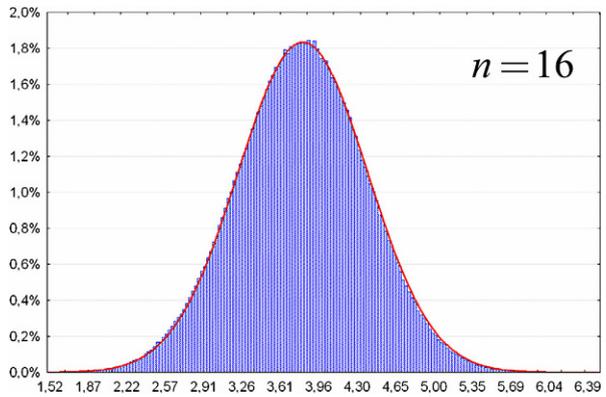


Abb. 11 $\mu = 3,8385; \sigma = 0,5767$

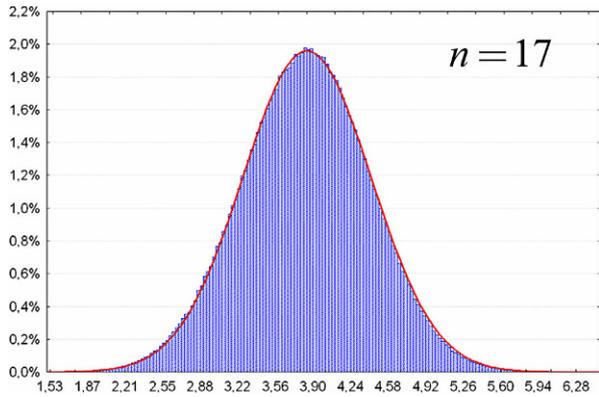
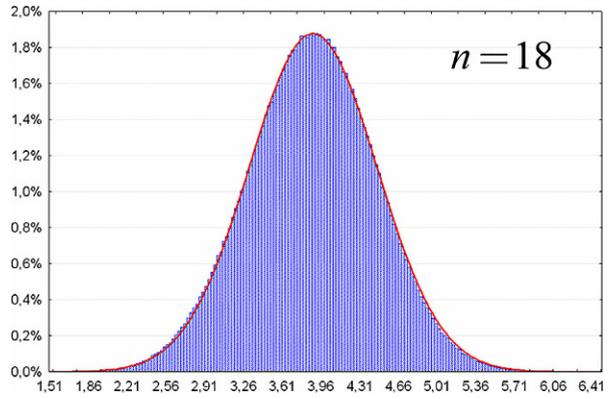
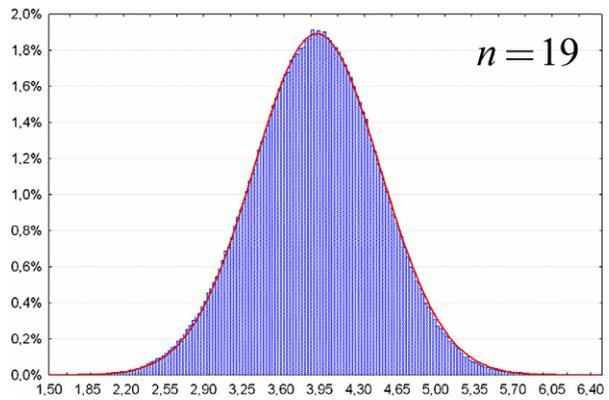
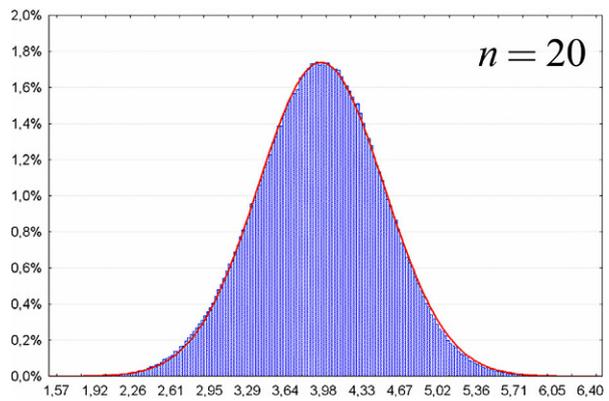


Abb. 12 $\mu = 3,8773; \sigma = 0,5730$ **Abb. 13** $\mu = 3,9119; \sigma = 0,5679$ **Abb. 14** $\mu = 3,9475; \sigma = 0,5645$ 

Tab. 2 Parameterapproximati-
on für Testverteilung

n	μ_n	$\hat{\mu}_n$	σ_n	$\hat{\sigma}_n$
10	3,5221	3,5233	0,6323	0,6312
11	3,5727	3,5741	0,6201	0,6200
12	3,6219	3,6226	0,6103	0,6103
13	3,6696	3,6692	0,6005	0,6019
14	3,7152	3,7139	0,5935	0,5945
15	3,7584	3,7568	0,5873	0,5879
16	3,7998	3,7980	0,5813	0,5820
17	3,8385	3,8377	0,5767	0,5768
18	3,8773	3,8759	0,5730	0,5720
19	3,9119	3,9126	0,5679	0,5676
20	3,9475	3,9481	0,5645	0,5637
26	4,1328	4,1364	0,5473	0,5458
50	4,6259	4,6250	0,5138	0,5148

Die Parameter μ_n und σ_n der angepassten Normalverteilung lassen sich im Bereich $n = 10, \dots, 50$ recht gut durch folgende Interpolation approximieren (siehe Tab. 2):

$$\hat{\mu}_n = \frac{5,87383n + 101,011}{n + 35,3404} \text{ und } \hat{\sigma}_n = \frac{0,477812n + 3,25495}{n + 2,72721} \tag{18}$$

5 Gütebewertung

Abb. 15 und 16 zeigen im Vergleich Histogramme der Verteilung der Teststatistik für $n = 20$ bei den Hypothesen:

H₀ die Verteilung des Risikos X entstammt einer Normalverteilung gegen:

H₁ die Verteilung des Risikos X entstammt einer Gumbelverteilung bzw.:

H₂ die Verteilung des Risikos X entstammt einer logistischen Verteilung.

Der Testumfang betrug jeweils 1 Mio. Simulationen.

Erwartungsgemäß ist die Trennschärfe zwischen Normal- und Gumbelverteilung höher als zwischen Normal- und Logistischer Verteilung. Aus den Simulationen lassen sich die Fehlerwahrscheinlichkeiten zweiter (β) Art bei gegebener Fehlerwahrscheinlichkeit erster Art (α) (approximativ) bestimmen (siehe Tab. 3).

Die Ergebnisse gelten nach Logarithmieren der Daten analog auch für das Testen einer Lognormalverteilung gegen eine Fréchet- bzw. Loglogistische Verteilung.

Es sollte hier noch angemerkt werden, dass der oben vorgestellte Korrelationstest eine im Allgemeinen bessere Trennschärfe besitzt als der Kolmogorov-Smirnov- bzw. Lilliefors-Test (vgl. Dallal und Wilkinson 1986), wie auch schon von Durbin

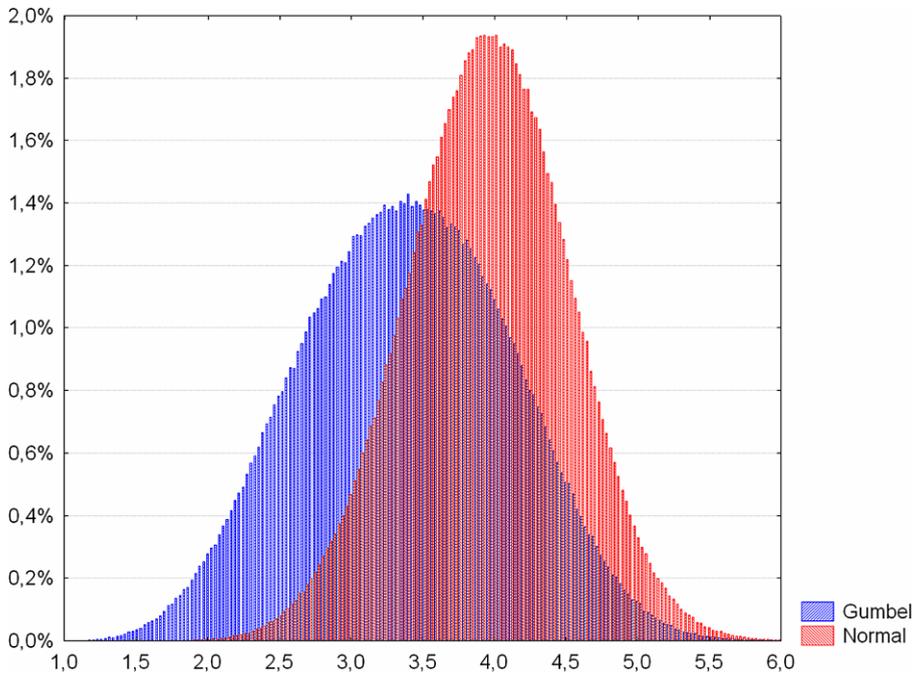


Abb. 15 Histogramme der Verteilung der Teststatistik unter H_0 (rot) und H_1 (blau)

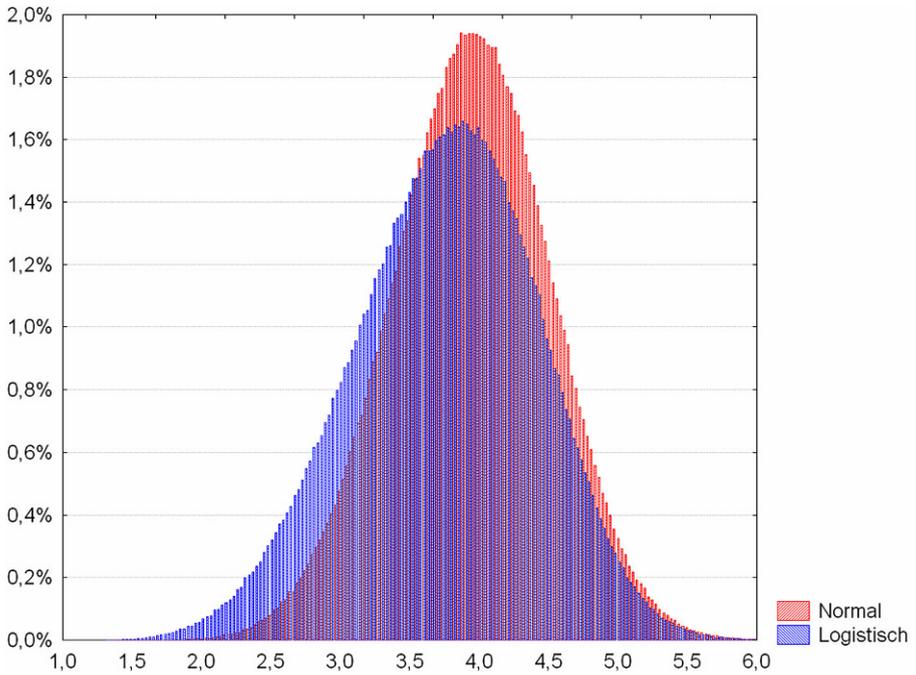


Abb. 16 Histogramme der Verteilung der Teststatistik unter H_0 (rot) und H_2 (blau)

Tab. 3 Fehlerwahrscheinlichkeiten 2. Art für den Korrelationstest

α	1 %	5 %	10 %
Kritischer Wert	2,6180	3,0045	3,2159
β Gumbel	84,70 %	69,31 %	59,11 %
β Logistisch	94,92 %	86,73 %	78,84 %

Tab. 4 Fehlerwahrscheinlichkeiten 2. Art für den Lilliefors-Test

α	1 %	5 %	10 %
Kritischer Wert	0,2230	0,1918	0,1762
β Gumbel	92,15 %	79,60 %	69,84 %
β Logistisch	97,66 %	91,40 %	84,85 %

Tab. 5 Fehlerwahrscheinlichkeiten 2. Art für den Shapiro-Wilk-Test

α	1 %	5 %	10 %
Kritischer Wert	0,8672	0,9042	0,9199
β Gumbel	84,09 %	68,76 %	58,50 %
β Logistisch	95,94 %	88,38 %	81,90 %

(1961) festgestellt wurde. Dies liegt daran, dass der Korrelationstest – bei gleichem Abstand der Verteilungen – empfindlicher auf Abweichungen in der Form der Verteilungsfunktionen reagiert. Tab. 4 und 5 zeigen zum Vergleich exemplarisch die Fehlerwahrscheinlichkeiten zweiter Art für den Lilliefors-Test mit $n = 20$ bei den Alternativen Gumbel- und Logistische Verteilung auf. Die Daten stammen aus einer selbst durchgeführten Simulationsstudie mit einem jeweiligen Umfang von 1.000.000.

Für die Gumbel-Alternative sind die Fehlerwahrscheinlichkeiten zweiter Art hier nur minimal kleiner als bei dem Korrelationstest, für die Logistische Alternative etwas höher, allerdings deutlich kleiner als beim Lilliefors-Test.

6 Fallstudie

In diesem Abschnitt werden die im vorigen Teil beschriebenen Verfahren anhand von Informationen aus der Versicherungsbranche veranschaulicht. Konkret geht es um brutto-Schaden-Kosten-Quoten der Sparten Sach gesamt, Sach privat, verbundene Gebäudeversicherung (VGV), verbundene Hausratversicherung (VHV), Unfall, Rechtsschutz, Gewerbe und allgemeine Haftpflicht. Die Daten wurden dem vom GDV herausgegebenen Statistischen Taschenbuch der Versicherungsbranche (2018) ab dem Jahr 2000 entnommen (Haftpflicht ab 2004). Es soll geprüft werden, ob die Schaden-Kosten-Quoten lognormal-, also die logarithmierten Quoten normalverteilt sind. Der jeweilige Quantil-Quantil-Plot wird deshalb mit den logarithmierten Quoten erstellt. Die Nullhypothese lautet hier: die (logarithmierten) Quoten sind normalverteilt (siehe Abb. 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23 und 24).

Tab. 6 enthält die Testgrößen T_n und p -Werte für den Korrelationstest sowie zum Vergleich die Testgrößen d_n und W_n sowie p -Werte nach dem Lilliefors- bzw. Shapiro-Wilk-Test. Die p -Werte für die Teststatistiken d_n und W_n wurden

Abb. 17 Q-Q-Plot für Sachgesamt

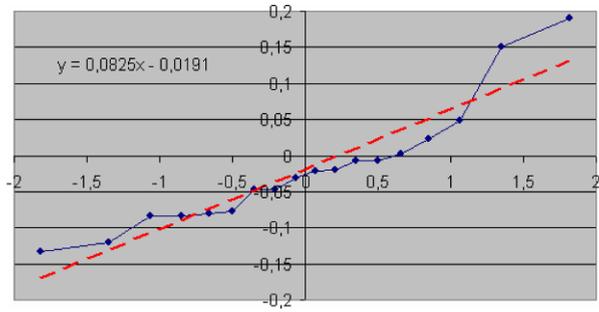


Abb. 18 Q-Q-Plot für Sachprivat

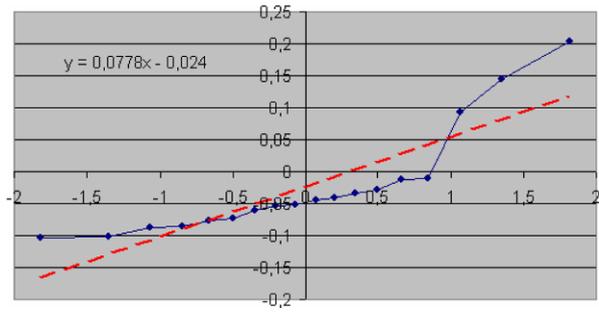


Abb. 19 Q-Q-Plot für VGV

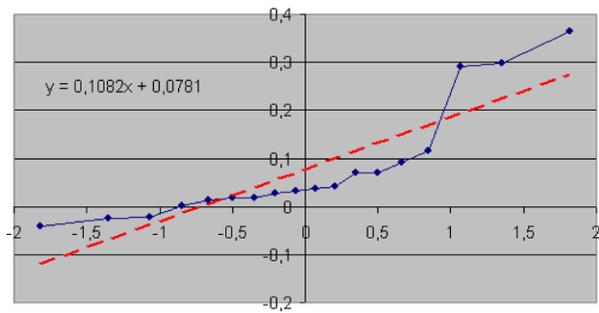


Abb. 20 Q-Q-Plot für VHV

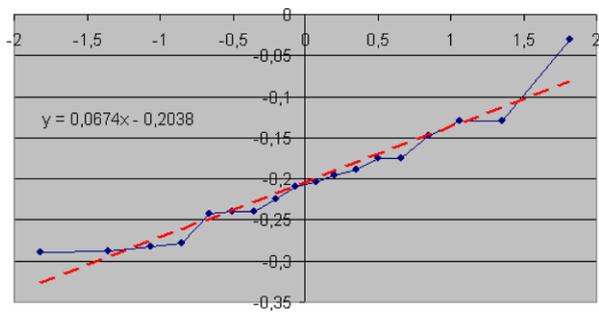


Abb. 21 Q-Q-Plot für Unfall

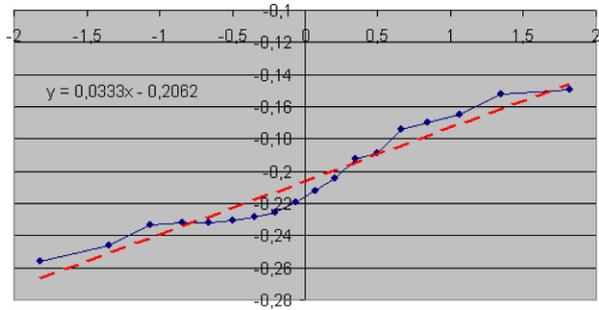


Abb. 22 Q-Q-Plot für Rechtschutz

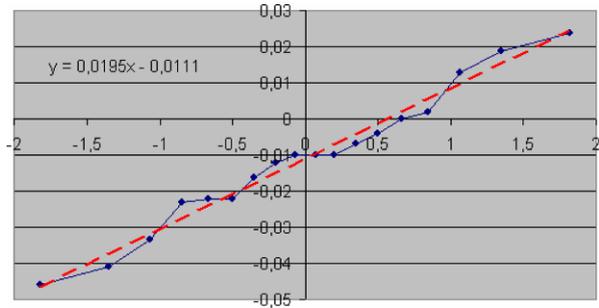


Abb. 23 Q-Q-Plot für Gewerbe

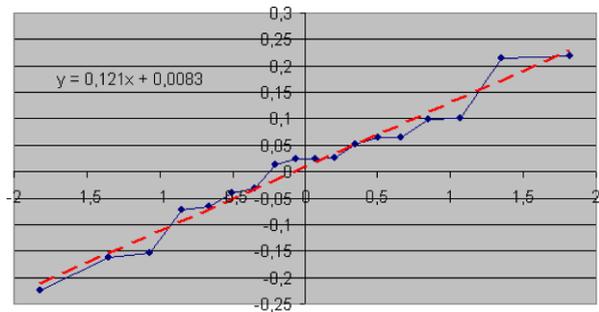
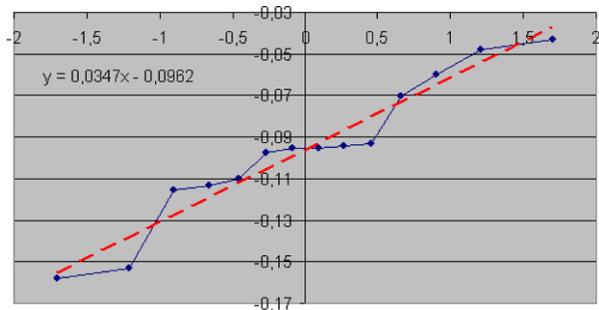


Abb. 24 Q-Q-Plot für allgemeine Haftpflicht



Tab. 6 Testgrößen und p -Werte

Sparte	Korrelationstest		Lilliefors-Test		Shapiro-Wilk-Test	
	T_n	p -Wert (in %)	d_n	p -Wert (in %)	W_n	p -Wert (in %)
Sach gesamt	2,8831	4,32	0,1743	15,17	0,8955	9,67
Sach privat	2,1064	0,09	0,2732	0,11	0,7758	0,20
VGV	2,1378	0,11	0,2481	0,47	0,7785	0,21
VHV	3,3515	17,95	0,1083	83,00	0,9329	33,18
Unfall	3,5261	26,76	0,1670	19,73	0,9280	28,50
Rechtsschutz	4,6539	91,30	0,0936	94,59	0,9763	91,62
Gewerbe	4,1377	67,08	0,1268	61,19	0,9665	79,25
Allgemeine Haftpflicht	3,9443	64,96	0,1795	24,90	0,9395	40,59

durch eine eigene Monte Carlo Studie im Umfang von 1.000.000 ermittelt, vgl. auch Dallal und Wilkinson (1986).

Es zeigt sich, dass sich die p -Werte aller Verfahren deutlich unterscheiden, mit der größten Diskrepanz bei den Sparten Sach gesamt, VHV und Allgemeine Haftpflicht. Bei den Sparten Sach privat und VGV lehnen alle Tests bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 1 % die Nullhypothese ab. Bei der Sparte Sach gesamt würde die Nullhypothese bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 5 % mit dem Korrelationstest knapp abgelehnt, mit den anderen beiden Tests dagegen nicht. Bei den Sparten VHV, Unfall, Rechtsschutz, Gewerbe und Allgemeine Haftpflicht wird die Nullhypothese bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 10 % unter allen Tests nicht verworfen.

Als geschätzte Parameter für die Normal- bzw. Lognormalverteilung erhält man jeweils aus dem Achsenabschnitt den geschätzten Erwartungswert $\hat{\mu}$ und aus der Steigung die geschätzte Streuung $\hat{\sigma}$.

7 Fazit

Ein Korrelationstest auf der Basis von Quantil-Quantil-Plots ist einfach durchzuführen und hat gegenüber dem Lilliefors- und anderen Anpassungstests den Vorteil, explizit näherungsweise gute p -Werte aller Größenordnungen für beliebige Stichprobenumfänge zu erhalten, mit einer guten Anpassung der Verteilung der Testgröße an eine Normalverteilung. Empirische Studien zeigen dabei eine vergleichbare Güte zu ähnlichen Testverfahren.

Quantil-Quantil-Plots bieten darüber hinaus den großen Vorteil einer graphischen Veranschaulichung der Testergebnisse, was insbesondere für mathematisch weniger geschulte Mitarbeiter von Versicherungsunternehmen interessant sein dürfte.

Funding Open Access funding provided by Projekt DEAL.

Open Access Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in

jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

Literatur

- Beard, L.R.: Statistical analysis in hydrology. Trans. Am. Soc. Civ. Eng. **108** 1110–1160 (1943)
- Benard, A., Bos-Levenbach, E.C.: The plotting of observations on probability paper (Dutch). *Statistica* **7**, 163–173 (1953)
- Blom, G: Statistical Estimates and Transformed Beta-Variables. Wiley, N.Y. (1958)
- Cunnane, C.: Unbiased plotting positions—a review. *J. Hydrol. Reg. Stud.* **37**, 205–222 (1978)
- Czado, C., Schmidt, T.: *Mathematische Statistik*. Springer, Berlin (2011)
- D’Agostino, R.B., Stephens, M.A.: *Goodness-of-Fit Techniques*. Marcel Dekker, New York (1986)
- Dallal, G.E., Wilkinson, L.: An analytic approximation to the distribution of Lilliefors’s test statistic for normality. *Am Stat* **40**, 294–295 (1986)
- David, H.A., Nagaraja, H.N.: *Order statistics*, 3. Aufl. Wiley, New York (2003)
- Dreher, M. (Hrsg.): *Beck’sche Kurzkommentare: Prölss/Dreher: Versicherungsaufsichtsgesetz mit Nebengesetzen*, 13. Aufl. C. H. Beck, München (2018)
- Durbin, J.: Some methods of constructing exact tests. *Biometrika* **48**, 41–65 (1961)
- Fahrmeir, L., Heumann, Ch., Künstler, R., Pigeot, I.: *Statistik. Der Weg zur Datenanalyse*, 8. Aufl. Springer, Berlin (2016)
- Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft (GDV): *Statistisches Taschenbuch der Versicherungswirtschaft 2018*. Versicherungswirtschaft, Karlsruhe (2018)
- Gringorten, I.I.: A plotting rule for extreme probability paper. *Journal of Geophysical Research* **68**, 813–814 (1963)
- Gumbel, E.J.: *Statistics of extremes*. Columbia University Press, New York (1958)
- Guo, S.L.: A discussion on unbiased plotting positions for the general extreme value distribution. *J. Hydrol. Reg. Stud.* **121**, 33–44 (1990)
- Harter, H.L.: Expected values of normal order statistics. *Biometrika* **48**, 151–165 (1961)
- Hazen, A.: Storage to be provided in impounding reservoirs for municipal water supply. *Trans. Am. Soc. Civ. Eng.* **77**, 1547–1550 (1914). Pap. 1308
- Huber-Carol, C., Balakrishnan, N., Nikulin, M.S., Mesbah, M. (Hrsg.): *Goodness-of-fit tests and model validity*. Springer, New York (2002)
- Lockhart, R.A., Stephens, M.A.: The probability plot: tests of fit based on the correlation coefficient. In: Balakrishnan, N., Rao, C.R. (Hrsg.) *Order statistics: applications Handbook of Statistics* **17**, S. 453–473. Elsevier, Amsterdam (1998)
- Seier, E.: Comparison of tests for univariate normality. Department of mathematics, east Tennessee state university (2002). <http://interstat.statjournals.net/YEAR/2002/articles/0201001.pdf>. Zugegriffen: 9.1.2020
- Tukey, J.W.: The future of data analysis. *Ann. Math. Statist.* **33**, 1–67 (1962)
- van der Vaart, A.W.: *Asymptotic statistics*. Cambridge University Press, Cambridge (1998)
- Weibull, W.: A statistical theory of strength of materials. *Ing. Vet. Ak. Handl* **151**, (1939)
- Yazici, B., Yolacan, S.: A comparison of various tests of normality. *J Stat Comput Simul* **77**, 175–183 (2007)



Erratum zu: Modellvalidierung mit Hilfe von Quantil-Quantil-Plots unter Solvency II

Dietmar Pfeifer

© Springer-Verlag GmbH Deutschland, ein Teil von Springer Nature 2020

Erratum zu:
ZVersWiss 2019

<https://doi.org/10.1007/s12297-019-00451-y>

Die Tab. 6, S. 324 ist in Bezug auf die p -Werte des Shapiro-Wilk-Tests wie folgt zu korrigieren (Werte sind in fetter Schrift dargestellt).

Es zeigt sich, dass sich die p -Werte aller Verfahren deutlich unterscheiden, mit der größten Diskrepanz bei den Sparten VGV, VHV und Allgemeine Haftpflicht. Bei den Sparten Sach privat und VGV lehnen alle Tests bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 1 % die Nullhypothese ab. Bei der Sparte Sach gesamt würde die Nullhypothese bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 5 % mit dem Korrelationstest und dem Shapiro-Wilk-Test knapp abgelehnt, mit dem Lilliefors-Test dagegen nicht. Bei den Sparten VHV, Unfall, Rechtsschutz, Gewerbe und Allgemeine Haftpflicht wird die Nullhypothese bei einer Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art von 10 % unter allen Tests nicht verworfen.

Die Online-Version des Originalartikels ist unter <https://doi.org/10.1007/s12297-019-00451-y> zu finden.

D. Pfeifer (✉)

Institut für Mathematik, Fakultät V, Schwerpunkt Versicherungs- und Finanzmathematik, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg, Oldenburg, Deutschland
E-Mail: dietmar.pfeifer@uni-oldenburg.de

Tab. 6 Testgrößen und p -Werte

Sparte	Korrelationstest		Lilliefors-Test		Shapiro-Wilk-Test	
	T_n	p -Wert (in %)	d_n	p -Wert (in %)	W_n	p -Wert (in %)
Sach gesamt	2,8831	4,32	0,1743	15,17	0,8955	4,76
Sach privat	2,1064	0,09	0,2732	0,11	0,7758	0,05
VGW	2,1378	0,11	0,2481	0,47	0,7785	0,55
VHV	3,3515	17,95	0,1083	83,00	0,9329	22,00
Unfall	3,5261	26,76	0,1670	19,73	0,9280	18,08
Rechtsschutz	4,6539	91,30	0,0936	94,59	0,9763	88,02
Gewerbe	4,1377	67,08	0,1268	61,19	0,9665	71,16
Allgemeine Haftpflicht	3,9443	64,96	0,1795	24,90	0,9395	40,59