Bivariate Korrelationen – Unterschiedliche Methoden und deren Anwendung

Susanne Roßnagl

Zur Autorin

Susanne Roßnagl, Mag. Dr., wissenschaftliches Coaching und Training (WissCoTrain)

Kontakt: susanne.rossnagl@gmail.com

1 Einleitung

In wissenschaftlichen Artikeln und Qualifikationsarbeiten werden häufig Zusammenhänge untersucht, wie beispielsweise zwischen Classroom-Management-Strategien von Lehrenden und Selbstwirksamkeitserwartungen. Um diese angenommenen Zusammenhänge überprüfen zu können, werden in einem ersten Schritt Zusammenhangshypothesen[1] formuliert, die anschließend mit Hilfe von Korrelationsmethoden analysiert werden. Da es mehrere Analysemethoden gibt, fällt es oft schwer, die richtige auszuwählen. In diesem Beitrag werden folgende Verfahren vorgestellt: Chi-Quadrat-Koeffizient, Produkt-Moment-Korrelation (Pearson-Korrelation), Spearman-Rangkorrelation sowie Kendall-Tau-b (Rangkorrelation). Für jede Methode wird genau erläutert, welche Voraussetzungen erfüllt sein müssen, um sie anwenden zu können. Es werden jeweils auch Beispiele für Analysen dargestellt sowie Formulierungshilfen zur Interpretation der Ergebnisse angeboten.

---

1 Für die Formulierung von Hypothesen siehe auch den Artikel „Die Hypothesenprüfung – Eine schrittweise Anleitung“ von Wagner in diesem Band.

In: C. Fridrich, B. Herzog-Punzenberger, H. Knecht, N. Kraker, P. Riegler, G. Wagner (Hg.) (2023): Forschungsperspektiven 15. Wien: LIT. S. 211-223. DOI: 10.52038/978364351139_15

2 Allgemeines

> „Die bivariate Korrelation („bivariate correlation“) bestimmt über einen Korrelationskoeffizienten die Enge des Zusammenhangs (schwacher oder starker Zusammenhang) sowie die Richtung des Zusammenhangs (positiver oder negativer Zusammenhang) zwischen *zwei Merkmalen*. Für Variablen unterschiedlichen [sic!] Skalenniveaus existieren verschiedene bivariate Assoziationsmaße. Der bivariate Korrelationskoeffizient hat einen Wertebereich von –1 (perfekter negativer = gegensinniger Zusammenhang) bis +1 (perfekter positiver = gleichsinniger Zusammenhang). Bei Werten um Null existiert kein systematischer Zusammenhang“ (Döring & Bortz 2016, S. 680f., Hervorhebung d. Autorin).

Diese Korrelationskoeffizienten lassen sich mit verschiedenen Statistikprogrammen (z. B. SPSS, R) berechnen und werden je nach Analysemethode unterschiedlich bezeichnet (Produkt-Moment-Korrelation/Pearson-Korrelation: r, Spearman-Rangkorrelation: r_S, Kendall-Tau-b-Rangkorrelation: tau_b). In der folgenden Übersicht findet sich eine Interpretationshilfe für die Beschreibung der Höhe des Zusammenhangs:

Höhe der Korrelation (r, r_S, tau_b)	**Einstufung**
0	keine Korrelation
bis 0.2	sehr geringe Korrelation
bis 0.5	geringe Korrelation
bis 0.7	mittlere Korrelation
bis 0.9	hohe Korrelation
über 0.9	sehr hohe Korrelation
1	perfekte Korrelation

Übersicht 1: Interpretation eines linearen Zusammenhangs (vgl. z. B. Reisinger & Wagner 2017, S. 162; Pfeiffer & Püttmann 2018, S. 123)

Die Zusammenhangshypothesen werden jeweils als statistisches Hypothesenpaar (Nullhypothese und Alternativhypothese) formuliert: In der Nullhypothese (H_0) wird angenommen, dass kein Zusammenhang zwischen zwei Variablen vorhanden ist, die Alternativhypothese (H_1) geht hingegen von einem Zusammenhang aus. Diese kann ungerichtet (z. B. … es besteht ein Zusammenhang zwischen …) oder gerichtet (z. B. …. es besteht ein positiver/negativer Zusammenhang zwischen …) sein (vgl. z. B. Döring & Bortz 2016; Bühner & Ziegler 2017).

Um festzustellen, welche der aufgestellten Hypothesen (Alternativ- oder Nullhypothese) beibehalten wird, ist ein Signifikanztest durchzuführen. Dabei wird über das Signifikanzniveau festgelegt, ab wann die Nullhypothese abzulehnen ist.[2]

In der folgenden Übersicht wird dargestellt, wie die Signifikanzniveaus zu interpretieren sind:

Signifikanzniveau	Interpretation	häufige Darstellung
$p < 0.001$	höchst signifikant	***
$0.001 < p < 0.01$	sehr signifikant	**
$0.01 < p < 0.05$	signifikant	*
$p > 0.05$	nicht signifikant	n.s.

Übersicht 2: Interpretation von Signifikanzniveaus (vgl. z. B. Rasch et al. 2014, S. 42)

3 Voraussetzungen für bivariate Korrelationen

Um die richtige Korrelationsmethode wählen zu können, müssen vorab mehrere Voraussetzungen überprüft werden. Je nachdem, auf welche Art diese erfüllt sind, wird entschieden, welche Analysemethode zum Einsatz kommt. In der Inferenzstatistik wird zwischen parametrischen[3] (dazu zählt bei Korrelationsanalysen die Produkt-Moment-Korrelation/Pearson-Korrelation) und nonparametrischen[4] (dazu zählen bei Korrelationsmethoden die Spearman-Rangkorrelation und die Kendall-Tau-b-Rangkorrelation) Verfahren unterschieden. Wie diese Voraussetzungen überprüft werden, wird in den nächsten Schritten anhand von simulierten Daten in R (Version 4.2.1) beschrieben.

3.1 Überprüfung des Skalenniveaus

Je nach Skalenniveau wird eine bestimmte Methode angewendet. Im Folgenden werden diese genannt und einige Beispiele angeführt:

2 Für nähere Informationen siehe auch den Artikel „Die Hypothesenprüfung – Eine schrittweise Anleitung“ von Wagner in diesem Band.

3 Annahmen über die Verteilung der Variablen in der Population sind vorhanden: Es wird davon ausgegangen, dass die Messwerte der Personen in der Population unabhängig, identisch, normalverteilt und kontinuierlich sind (vgl. Bühner & Ziegler 2017).

4 Es sind keine Annahmen über die Verteilung der Variablen in der Population gegeben.

- *Nominalskala*: es ist keine Rangordnung vorhanden (z. B. Geschlecht, Studiengang, Familienstand)
- *Ordinalskala*: Rangordnung ist vorhanden; Abstände sind nicht interpretierbar, da sie unterschiedlich sein können (z. B. Schulnoten, Steuerklassen, Einschätzung mit trifft zu/trifft teilweise zu/trifft weniger zu/trifft nicht zu)
- *Metrische Skala*: Rangordnung ist vorhanden; Abstände sind gleich groß und interpretierbar (z. B. Abstand in cm, Zeitdauer) (vgl. Rasch et al. 2014; Bühner & Ziegler 2017)

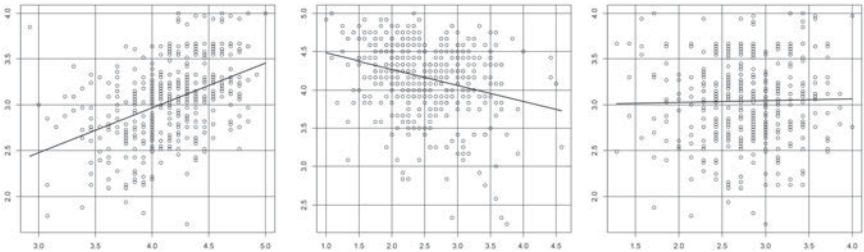
In der folgenden Übersicht ist dargestellt, für welche Korrelationsmethode welches Skalenniveau notwendig ist:

	Variable X			
	Skalenniveau	**Nominalskala**	**Ordinalskala**	**Metrische Skala**
	Nominalskala	**Vierfelder-Korrelation: Phi-Koeffizient**	Vierfelder-Korrelation: Phi-Koeffizient	Vierfelder-Korrelation: Phi-Koeffizient
Variable Y	**Ordinalskala**	Vierfelder-Korrelation: Phi-Koeffizient	**Rangkorrelation: Spearman (rho-Koeffizient) oder Kendall-Tau-b (tau$_b$-Koeffizient)**	Rangkorrelation: Spearman (rho-Koeffizient) oder Kendall-Tau-b (tau$_b$-Koeffizient)
	Metrische Skala	Vierfelder-Korrelation: Phi-Koeffizient	Rangkorrelation: Spearman (rho-Koeffizient) oder Kendall-Tau-b (tau$_b$-Koeffizient)	**Produkt-Moment-Korrelation (Pearson: Koeffizient r)**

Übersicht 3: Skalenniveaus für Korrelationskoeffizienten (vgl. z. B. Pfeiffer & Püttmann 2018, S. 119; Bühner & Ziegler 2017, S. 677; Döring & Bortz 2016, S. 681)

3.2 Überprüfung des linearen Zusammenhangs

Um graphisch zu überprüfen, ob zwischen zwei Variablen ein linearer Zusammenhang besteht, werden Streudiagramme verwendet. In der folgenden Übersicht sind Beispiele zu finden:
Wenn ein positiver Zusammenhang vorhanden ist (siehe Übersicht 4 linkes Streudiagramm), dann verteilen sich die Werte (= Punkte) von links unten

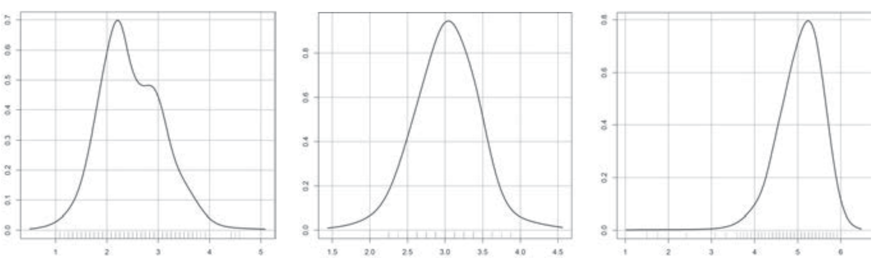


Übersicht 4: Streudiagramme: links – positiver Zusammenhang; Mitte – negativer Zusammenhang; rechts – kein Zusammenhang (Quelle: eigene Darstellung)

nach rechts oben (hohe Ausprägungen der Variable X bedingen auch hohe Ausprägungen der Variable Y). Ist der Zusammenhang negativ (siehe Übersicht 4 mittleres Streudiagramm), dann verteilen sich die Werte von links oben nach rechts unten (hohe Ausprägungen der Variable X bedingen niedrige Ausprägungen der Variable Y). Sind die Werte ungeordnet oder gleichmäßig verteilt (siehe Übersicht 4 rechtes Streudiagramm), dann ist kein Zusammenhang vorhanden (vgl. z. B. Bühner & Ziegler 2017; Reisinger & Wagner 2017; Pfeiffer & Püttmann 2018).

3.3 Überprüfung auf Normalverteilung

Mit Hilfe von Dichteplots kann graphisch überprüft werden, wie die Variablen verteilt sind.



Übersicht 5: Graphische Darstellung der Verteilungsform von Variablen (Quelle: eigene Darstellung)

In der linken Übersicht 5 ist eine Normalverteilung zu sehen, in der mittleren eine rechtssteile (= linksschiefe) und in der rechten Abbildung eine linkssteile (= rechtsschiefe) Verteilung.

Um rechnerisch zu überprüfen, inwiefern diese Verteilungen signifikant von der Normalverteilung abweichen, wird im nächsten Schritt ein *Shapiro-Wilk-Test* durchgeführt: Ein signifikanter p-Wert bedeutet hier, dass es sich um eine signifikante Abweichung von der Normalverteilung handelt. Ein positiver Wert beim Schiefekoeffizienten drückt aus, dass die Verteilung rechtsschief (= linkssteil) ist, ein negativer Wert zeigt eine linksschiefe (= rechtssteile) Verteilung (vgl. z. B. Rasch et al. 2014; Bühner & Ziegler 2017).

Nachdem die Verteilungsform der Variablen ermittelt worden ist, wird die entsprechende Korrelationsmethode gewählt, wie dies im Folgenden zusammengefasst wird:

- Beide Variablen sind normalverteilt: Produkt-Moment-Korrelation
- Beide Variablen sind signifikant schiefverteilt und weisen in die gleiche Richtung: Spearman-Rangkorrelation
- Eine Variable ist normalverteilt und eine signifikant schiefverteilt: Kendall-Tau-b-Rangkorrelation
- Wenn die beiden Variablen in die entgegengesetzte Richtung signifikant schief verteilt sind: Chi-Quadrat-Test für nominalskalierte Variablen, Kendall-Tau-b-Rangkorrelation (vgl. z. B. Reisinger & Wagner 2017; Bühner & Ziegler 2017; Pfeiffer & Püttmann, 2018)

4 Analysemethoden für Korrelationen

In diesem Kapitel werden die unterschiedlichen parametrischen und nonparametrischen Analysemethoden für die Überprüfung von Zusammenhängen dargestellt. Dabei wird jeweils erläutert, welche Voraussetzungen erfüllt sein müssen, um die jeweilige Methode anwenden zu dürfen. Weiters wird jeweils auch ein Anwendungsbeispiel dargestellt und gezeigt, wie die Ergebnisse zu interpretieren sind, wobei es sich um simulierte Daten in R (Version 4.2.1) handelt.

4.1 Chi-Quadrat-Test für Phi-Koeffizient

Der Phi-Koeffizient ermöglicht es, den Zusammenhang zwischen zwei nominalskalierten Merkmalen zu berechnen. Um die Stärke und die Richtung des Zusammenhangs zu ermitteln, werden einige Koeffizienten berechnet. Dabei werden zuerst in Kreuztabellen (auch als Vierfelder-Korrelation, Kontingenztabellen oder bivariate Tabellen bezeichnet) die Häufigkeiten von zwei kategorialen[5] Variablen dargestellt (vgl. z. B. Rasch et al, 2014; Bühner & Ziegler 2017; Pfeiffer & Püttmann 2018; Backhaus et al. 2016; Obszelka & Baierl 2020).

In der folgenden Übersicht wird als Beispiel der Zusammenhang zwischen dem Geschlecht und der Institution, an der Lehramtsstudierende ihr Studium absolvieren (PH/UNI), berechnet, wobei beide Variablen dichotom sind, also zwei Ausprägungen haben:

		Institution		**Summe**
		PH	**UNI**	
Geschlecht	**männlich**	28	32	60
	weiblich	312	82	394
	Summe	**340**	**114**	**454**

Übersicht 6: Beispiel für eine Kreuztabelle

Zusätzlich zur Tabelle wird folgende Information ausgegeben:

X-squared = 29.285, df <= 1, p-value <= 0.00000006246, Phi-Coeffizient = 0.254

Formulierungshilfe für die Interpretation: Es zeigt sich ein höchst signifikanter Zusammenhang zwischen dem Geschlecht und der gewählten Institution, mit einem kleinen bis mittleren Effekt ($Chi^2 = 29.285$; $df = 1$; $Phi = 0.254$; $p < 0.000$).

Interpretation der Effektstärke:

Werte von Phi	**Interpretation**
Phi = 0.10	kleiner Effekt
Phi = 0.30	mittlerer Effekt
Phi = 0.50	starker Effekt

Übersicht 7: Interpretation der Effektstärke (vgl. Bühner & Ziegler 2017, S. 672)

5 Das sind Variablen, bei denen das Merkmal in zwei oder mehr Kategorien eingeteilt wird (z. B. männlich – weiblich; sehr interessiert – interessiert – wenig interessiert – nicht interessiert) (vgl. z. B. Hatzinger et al. 2014).

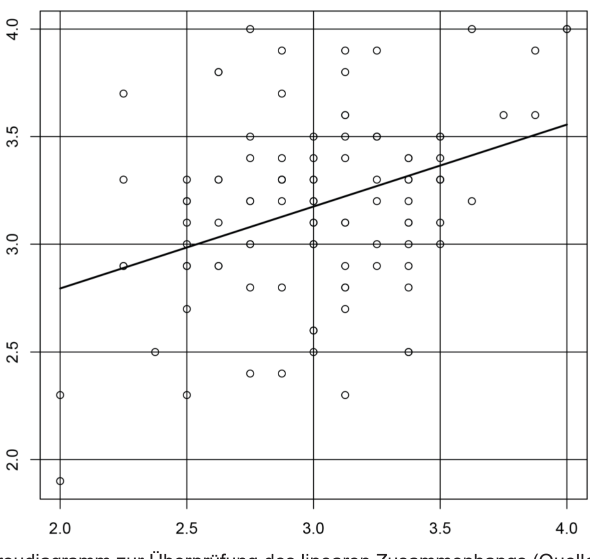
4.2 Produkt-Moment-Korrelation/Pearson-Korrelation

Mit Hilfe dieser parametrischen Methode kann die Höhe des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen ermittelt werden. Folgende Voraussetzungen müssen erfüllt sein:

- metrisches Skalenniveau der Variablen
- linearer Zusammenhang zwischen den Variablen
- Normalverteilung der Variablen (vgl. z. B. Bühner & Ziegler 2017; Reisinger & Wagner 2017; Hatzinger et a. 2014; Obszelka & Baierl 2020)

Der Zusammenhang wird mit einer Maßzahl beschrieben: Korrelationskoeffizient r, der Werte zwischen $-1 \leq r \leq +1$ annehmen kann. Für die Interpretation des Zusammenhangs siehe Übersicht 1 in diesem Artikel.

Im Folgenden wird ein Beispiel dargestellt, in dem der Zusammenhang zwischen sozialen Kompetenzen und Selbstwirksamkeitserwartungen analysiert wird. Es handelt sich um zwei metrische Variablen. Zur Überprüfung der Voraussetzung auf linearen Zusammenhang, wird zuerst ein Streudiagramm erstellt.



Übersicht 8: Streudiagramm zur Überprüfung des linearen Zusammenhangs (Quelle: eigene Darstellung)

In Übersicht 8 ist ein linearer Zusammenhang zwischen sozialen Kompetenzen und Selbstwirksamkeitserwartungen ersichtlich. Die anschließende Überprüfung auf Normalverteilung mit dem Shapiro-Wilk-Test zeigt, dass soziale Kompetenzen (sozk: Schiefe = -0.298; p = 0.063) und Selbstwirksamkeitserwartungen (swk: Schiefe = -0.063; p = 0.308) nicht signifikant von der Normalverteilung abweichen und beide Variablen etwas linksschief verteilt sind. Somit kann für die Berechnung des Zusammenhangs die Methode der Pearson-Korrelation verwendet werden. Wir erhalten folgendes Ergebnis:

	Soziale Kompetenzen	**Selbstwirksamkeits-erwartungen**
Soziale Kompetenzen	1.000	0.376 (p < 0.001)
Selbstwirksamkeits-erwartungen	0.3765 (p < 0.001)	1.000

Übersicht 9: Ergebnis der Pearson-Moment-Korrelation

Formulierungshilfe für die Interpretation: Es besteht ein geringer, dennoch höchst signifikanter Zusammenhang (r = 0.38; p < 0.001) zwischen sozialen Kompetenzen und Selbstwirksamkeitserwartungen.

4.3 Spearman-Rangkorrelation

Die Spearman-Rangkorrelation (nichtparametrische Methode) wird dann verwendet, wenn Zusammenhänge zwischen Rängen (Variablen mit Ordinalskalenniveau) beschrieben werden. Folgende Voraussetzungen müssen erfüllt sein:

- Ordinalskalen der Variablen
- Bei vorliegender Schiefverteilung der Variablen müssen diese in die gleiche Richtung schief verteilt sein.
- Gleichabständige Rangplätze[6] (vgl. z. B. Bühner & Ziegler 2017; Pfeiffer & Püttmann 2018; Hatzinger et al. 201; Obszelka & Baierl 2020)

Der Zusammenhang wird mit einer Maßzahl beschrieben: Korrelationskoeffizient r_S, der Werte zwischen $-1 \leq r_S \leq +1$ annehmen kann. Für die Interpretation des Zusammenhangs siehe Übersicht 1 in diesem Artikel.

6 Diese sind meist nicht vorhanden und daher ist diese Methode nur selten anwendbar.

Im folgenden Beispiel wird ein Zusammenhang zwischen Praxiserfahrung und absolvierter Semesteranzahl im Lehramtsstudium untersucht. Es handelt sich bei beiden Variablen um Ordinalskalen, die beide rechtsschief verteilt sind und signifikant von der Normalverteilung abweichen: Anzahl der Praxisschulen, an denen Unterrichtserfahrungen gesammelt wurden (Schiefe = 0.422; $p < 0.001$) und Anzahl der Semester, die bereits im Lehramtsstudium absolviert wurden (Schiefe = 0.967; $p < 0.001$).

Um das Prinzip hinter einer Spearman-Rangkorrelation zu veranschaulichen, werden in der folgenden Übersicht am Beispiel von sechs Studierenden[7] Zuordnungen von Rängen dargestellt. Es wird pro Student/in die Anzahl der Praxisschulen, an denen bereits Erfahrungen im Unterrichten gesammelt wurden, und die Anzahl der Semester dargestellt, die bereits im Lehramtsstudium absolviert wurden. Weiters wird die Differenz zwischen den beiden Rangplätzen angegeben (d) und die quadrierte Differenz der Rangplätze ($d^2{}_i$) von einer/einem Studierenden zwischen den beiden Variablen X und Y.

Student/in	**Anzahl Praxisschulen (Variable X)**	**Rangplatz**	**Anzahl Semester (Variable Y)**	**Rangplatz**	**d**	**$d^2{}_i$**
A	2	1.5	2	1	0.5	0.25
B	6	4.5	4	2	2.5	6.25
C	2	1.5	6	4	2.5	6.25
D	10	6.0	10	5	1.0	1.00
E	6	4.5	12	6	1.5	2.25
F	3	3.0	4	3	0.0	0.00
Summe	**-**	**-**	**-**	**-**	**-**	**16.00**

Übersicht 10: Beispiel für die Zuordnung von Rängen zu Messwerten

Wird nun der Zusammenhang zwischen der Anzahl von Praxisschulen, an denen schon Erfahrungen gesammelt wurden, mit der Anzahl von Semestern, die bereits im Studium absolviert wurden, mit Hilfe der Spearman-Rangkorrelation berechnet, dann ergibt sich folgendes Ergebnis:

7 Die Gesamtstrichprobe besteht aus simulierten Daten von N = 102 Studierenden.

	Anzahl Praxisschulen	Anzahl Semester
Anzahl Praxisschulen	1.000	0.7878 ($p < 0.001$)
Anzahl Semester	0.7878 ($p < 0.001$)	1.000

Übersicht 11: Ergebnis der Spearman-Rangkorrelation

Formulierungshilfe für die Interpretation: Es besteht ein mittlerer, höchst signifikanter Zusammenhang ($r_S = 0.79$; $p < 0.001$) zwischen der Anzahl der gesammelten Erfahrungen an Praxisschulen und der Anzahl der bereits absolvierten Semester.

4.4 Kendall-Tau-b-Rangkorrelation

Die Kendall-Tau-b-Rangkorrelation (nichtparametrische Methode) wird dann verwendet, wenn Zusammenhänge zwischen Rängen beschrieben werden, die nicht gleichabständig sein müssen, wie es bei der Spearman-Rangkorrelation der Fall sein muss. Bei der Kendall-Tau-b-Rangkorrelationsmethode werden Rangbindungen bei der Berechnung berücksichtigt. Rangbindungen sind dann vorhanden, wenn mindestens zwei Probandinnen/Probanden denselben Rangplatz zeigen. Diese Methode kann auch zum Einsatz kommen, wenn die Variablen schief verteilt sind und in verschiedene Richtungen weisen (eine Variable linksschief, eine Variable rechtsschief). Diese Methode ist ebenfalls für sehr kleine Stichproben ($N < 20$) geeignet, beispielsweise wenn auf Klassenebene Zusammenhänge untersucht werden sollen.

Der Zusammenhang wird auch hier mit einer Maßzahl beschrieben: Korrelationskoeffizient tau_b, der Werte zwischen $-1 \leq tau_b \leq +1$ annehmen kann. Für die Interpretation des Zusammenhangs siehe Übersicht 1 in diesem Artikel (vgl. z. B. Bühner & Ziegler 2017; Reisinger & Wagner 2017).

Als Beispiel wird hier im Folgenden ein Zusammenhang zwischen den Variablen Neurotizismus (Persönlichkeitsmerkmal) und Selbstwirksamkeitserwartungen berechnet. Die Überprüfung auf Normalverteilung der Variablen zeigt eine höchst signifikant rechtsschiefe Abweichung von der Normalverteilung für das Persönlichkeitsmerkmal Neurotizismus (Schiefe = 0.43; $p < 0.001$) und eine höchst signifikant linksschiefe Abweichung von der Normalverteilung für Selbstwirksamkeitserwartungen (Schiefe = –0.27; $p < 0.001$). Da die Abweichungen von der Normalverteilung für die beiden Variablen in entgegengesetzte Richtungen weisen, wird für die Berechnung des Zusammenhangs, die Methode Kendall-Tau-b verwendet.

In der folgenden Übersicht wird das Ergebnis der Kendall-Tau-b-Rangkorrelation für die Variablen Neurotizismus und Selbstwirksamkeitserwartungen präsentiert:

	Neurotizismus	**Selbstwirksamkeitserwartungen**
Neurotizismus	1.000	–0.24 ($p < 0.001$)
Selbstwirksamkeitserwartungen	–0.24 ($p < 0.001$)	1.000

Übersicht 12: Ergebnis der Kendall-Tau-b-Rangkorrelation

Formulierungshilfe für die Interpretation: Es besteht ein geringer, negativer, höchst signifikanter Zusammenhang ($tau_b = –0.24$; $p < 0.001$) zwischen dem Persönlichkeitsmerkmal Neurotizismus und Selbstwirksamkeitserwartungen.

5 Zusammenfassung

Im vorliegenden Artikel wurde beschrieben, wie vorzugehen ist, wenn Zusammenhangshypothesen überprüft werden sollen. Je nach Voraussetzung muss ein parametrisches oder nonparametrisches Analyseverfahren angewendet werden. Als Voraussetzungen sind stets die Normalverteilung, die Schiefeverteilung und die Linearität des Zusammenhangs zu prüfen. Weiters muss das jeweilige Skalenniveau berücksichtigt werden, um die richtige Methode wählen zu können. Für nominalskalierte Variablen wird der Chi-Quadrat-Koeffizient berechnet. Die Produkt-Moment-Korrelation (Pearson-Korrelation) als parametrisches Verfahren verlangt die meisten Voraussetzungen, um sie anwenden zu können: metrisches Skalenniveau, Linearität des Zusammenhangs sowie Normalverteilung der Variablen. Als nonparametrische Analysemethoden können die Spearman-Rangkorrelation oder Kendall-Tau-b-Rangkorrelation Anwendung finden, wobei erstere verlangt, dass die Ränge gleichabständig sind und die Variablen in die gleiche Richtung schief verteilt sind. Für die Kendall-Tau-b-Rangkorrelation müssen die wenigsten Voraussetzungen erfüllt sein. Sie findet immer dann Anwendung, wenn kleine Stichproben ($N < 20$) vorhanden sind, die Ränge nicht gleichabständig sind, Rangbindungen vorliegen oder auch schief verteilte Variablen vorhanden sind, die in die entgegengesetzte Richtung weisen können.

Literatur

Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2016). *Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung.* 14. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer Gabler.

Bühner, M. & Ziegler, M. (2017). *Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler*. 2. aktual. u. erweiterte Aufl. Hallbergmoos: Pearson.

Döring, N.& Bortz, J. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften.* 5. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer.

Hatzinger, R., Hornik, K., Nagel, H. & Maier, M.J. (2014). *R. Einführung durch angewandte Statistik.* 2. Aufl. München: Pearson.

Obszelka, D. & Baierl, A. (2020). *Statistisches Programmieren mit R. Eine ausführliche, übersichtliche, spannende und praxiserprobte Einführung*. Wiesbaden: Springer.

Pfeiffer, D.K. & Püttmann, C. (2018). *Methoden empirischer Forschung in der Erziehungswissenschaft. Eine Einführung*. Münster, New York.

Rasch, B., Friese, M. Hofmann, W. & Naumann, E. (2014). *Quantitative Methoden 1. Einführung in die Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler.* 4. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer.

Reisinger, C.H. & Wagner, G. (2017). *AlleR Anfang ist leicht. Datenanalyse mit dem R Commander.* 2. Aufl. Wien: Facultas.