

Reconstructing interactions

Martin Ratzmann

2025-05-25

Interaktionsterme in der Regressionsanalyse

Die Verwendung von Interaktionstermen – also Produkttermen zweier Prädiktoren – ist seit Langem ein etablierter Bestandteil der Regressionsanalyse. Sie dient der Modellierung von Wechselwirkungen zwischen Einflussvariablen und findet breite Anwendung in wissenschaftlichen Disziplinen. In der Managementforschung (Dawson, 2013; Zimmermann, Hill, Birkinshaw & Jaeckel, 2020), der politikwissenschaftlichen Forschung (Berry, Golder & Milton (2012)), der psychologischen Forschung (Baron & Kenny (1986)) gehört der Einsatz von Produkttermen zu den gängigen methodischen Verfahren.

Dabei unterscheiden sich sowohl die Fragestellungen als auch die Interpretationen des Produktterms je nach Fachkontext erheblich. Ebenso vielfältig sind die metrischen Skalenniveaus der Prädiktoren, auf denen die Interaktion basiert.

Die frühesten systematischen Einsätze von Interaktionseffekten findet man in den Arbeiten von Ronald A. Fisher, einem der Begründer der modernen Statistik und Johnson & Neyman (1936). Im Rahmen Entwicklung der Varianzanalyse (ANOVA) und des „Design of Experiments“ modellierte Fisher (1971) Interaktionen zwischen Faktoren in experimentellen Designs.

Diese frühen Ansätze gelten als Vorläufer der heutigen Interaktionsterme in Regressionsmodellen.

In den Verhaltenswissenschaften, insbesondere der Psychologie, trug Jacob Cohen entscheidend zur Popularisierung von Interaktionstermen in der Regressionsanalyse bei (Cohen & Cohen (1975)). Insbesondere im Kontext der moderierten Regression zeigte Cohen, Cohen, West & Aiken (2003), wie durch die Multiplikation metrischer Prädiktoren deren wechselseitige Effekte auf eine Zielvariable analysiert werden können.

Interaktionsterme sind ein methodisch vielseitiges Instrument, dessen Anwendungsmöglichkeiten weit über einzelne Disziplinen hinausreichen, um den Grad oder die Form der Beziehung zwischen drei Variablen zu beschreiben.

Interaktionen als Muster des Zusammenhangs

Die einfachste Form der Regression mit Interaktion ist die Interaktion einer Variable mit sich selbst. Dieser Fall entspricht der quadratischen Funktion x^2 und kann zeigen dann auf, dass über einen linearen Zusammenhang hinaus ein curvilinearer Zusammenhang zwischen X und Y besteht (Hahn et al. ...)

Die Interaktion von zwei Variablen wird als nicht-additiver gemeinsamer (joint effects; Cohen et al. (2003)) bzw. synergistischer Effekt (synergistically; Cohen et al. (2003)) oder Moderation (Baron & Kenny (1986)) bzw. konditionaler Effekt (Berry et al. (2012); Brambor, Clark & Golder (2006)); als disordinal (crossover) oder ordinal (non-crossover; Aiken & West (2014)); kongruent (symmetrisch, aligned, singular) oder kontingent (complementarities or substitutes; Ennen & Richter (2010); Lachmann (1947); synergistic interaction or compensatory interaction; Cohen et al. (2003)) interpretiert.

Es stellt sich die Frage, wie die Signifikanz und das Vorzeichen eines Produktterms in so vielen inhaltlich widersprüchlichen Interpretationen resultieren kann.

Zunächst besteht weitgehend ein Konsens in der Aussage, dass die Interpretation von Interaktionen am einfachsten fällt, wenn die Interaktion geplottet wird. Um den “join effect” von zwei Prädiktoren zu bestimmen, werden hohe und geringe Werte der Prädiktoren in die Regressionsgleichung eingesetzt und die resultierenden Y abgebildet.

Um eine Moderation abzubilden, werden hingegen die Randeffekte von X auf Y in Abhängigkeit von Z abgebildet (). Schon hier wird deutlich, dass die Interaktion und die Moderation zwei unterschiedliche Ziele verfolgen. Während die Interaktion primär auf die Prognose der Kriteriumsvariable als Effekt der Ursachen X und Z ausgerichtet ist, soll die Moderation nachweisen, dass sich der Effekt von X auf Y abhängig von der Ausprägung des Moderators Z unterscheidet. Hierbei steht also die kausale Frage im Vordergrund, ob der Moderator die Ursache für den Effekt von X auf Y sein kann.

Additiver Effekt

Führt der Einsatz von zwei Variablen in der Regressionsanalyse zu einer höheren Varianzaufklärung im Regressionsmodell liegen additive Effekte vor, wenn die beiden Prädiktoren keine Interaktion aufweisen. Ein Ergebnis ist dann die Kombination (bzw. die Summe) aus zwei einzelnen (unabhängigen) Ursachen Cohen et al. (2003).

Im folgenden werden zwei die zwei univariaten Regressionsmodelle: $Y = b_0 + b_1 \cdot X$ und $Y = b_0 + b_1 \cdot Z$ mit dem multivariaten Regressionsmodell: $Y = b_0 + b_1 \cdot X + b_2 \cdot Z$ verglichen.

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ X)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -3.00954 -0.68286  0.07697  0.65128  2.24709
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.14446    0.58075  -0.249   0.804
## X             0.03603    0.11628   0.310   0.757
##
## Residual standard error: 1.046 on 98 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.0009784, Adjusted R-squared:  -0.009216
## F-statistic: 0.09598 on 1 and 98 DF,  p-value: 0.7574

##
## Call:
## lm(formula = y ~ Z)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -3.1749 -0.5833  0.0663  0.6548  2.5576
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.7722    0.5211   1.482   0.142
## Z           -0.1482    0.1023  -1.448   0.151
##
## Residual standard error: 1.036 on 98 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.02096, Adjusted R-squared:  0.01097
```

```
## F-statistic: 2.098 on 1 and 98 DF,  p-value: 0.1507

##
## Call:
## lm(formula = y ~ X + Z)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -3.15652 -0.60222  0.07537  0.66410  2.55446
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   0.55088    0.74674   0.738   0.462
## X              0.04815    0.11590   0.415   0.679
## Z            -0.15129    0.10304  -1.468   0.145
##
## Residual standard error: 1.04 on 97 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.0227, Adjusted R-squared:  0.002549
## F-statistic: 1.126 on 2 and 97 DF,  p-value: 0.3284
```

Die univariaten Regressionsmodelle zeigen keine signifikanten Zusammenhänge zwischen X und Y sowie zwischen Z und Y. Auch in dem multivariaten Regressionsmodell liegen keine signifikanten Regressionskoeffizienten vor.

Die geschätzten Koeffizienten für X unterscheiden sich nur geringfügig (univariat: $\beta = 0.04$; multivariat: $\beta = 0.05$). Gleiches ist für die Koeffizienten von Z zu beobachten (univariat: $\beta = -0.15$; multivariat: $\beta = -0.15$).

Die Prädiktoren X und Z weisen in diesem Modell erklären die Varianz der Kriteriumsvariable Y nicht ausreichend ($R^2 = 0.022$; $p = 0.328$)

Non-additiver Effekt

“Nonadditive effects signify that the combination of two or more variables does not produce an outcome that is the sum of their individual effects.” (Aiken & West (2014), S. 3)

Es handelt sich hier also um Modelle, in denen die Kombination von zwei oder mehr Variablen nicht zu dem Ergebnis führt, dass aus der Summe der individuellen Effekte zu erwarten wäre. Der Interaktionseffekt wird hier als Produkt $X \cdot Z$ zusätzlich im Regressionsmodell berücksichtigt:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X + b_2 \cdot Z + b_3 \cdot (X \cdot Z)$$

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ X + Z + XZ)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.98776 -0.62924  0.01977  0.67736  2.54414
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -6.1801    3.2766  -1.886   0.0623 .
## X              1.3812    0.6426   2.149   0.0341 *
## Z              1.1317    0.6171   1.834   0.0698 .
```

```
## XZ          -0.2531      0.1201  -2.108   0.0377 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.022 on 96 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.06593,    Adjusted R-squared:  0.03674
## F-statistic: 2.259 on 3 and 96 DF,  p-value: 0.08653
```

“While the interaction is carried by the XZ product term, the interaction itself is actually that part of XZ that is independent of X and Z, from which X and Z have been partialled” (Cohen et al. (2003); p.257).

Die Interaktion ist insofern die geteilte Varianz von X und Z, so dass die Koeffizienten von X und Z jeweils nur die ungeteilte (einzigartige) Kovarianz mit Y darstellen.

Entgegen dem Regressionsmodell ohne Interaktionsterm zeigt dieses Modell einen signifikanten positiven Regressionskoeffizienten für X sowie einen signifikanten und negativen Regressionskoeffizienten für den Interaktionsterm XZ auf.

Dies liegt darin begründet, dass die Regressionskoeffizienten von X und Z nicht mehr in gleicher Weise zu interpretieren sind, wie im additiven Modell. Stattdessen weisen die Koeffizienten im nichtadditiven Modell darauf hin, welcher Zusammenhang zwischen einem Prädiktor und Kriterium besteht, wenn der andere Prädiktor den Wert Null aufweist.

“The interpretation of the first-order coefficients B1 and B2 in the presence of interactions is usually problematic in typical social science data. The B1 coefficient represents the regression of Y on X at Z = 0, and the B2 coefficient represents the regression of Y on Z at X = 0” (Cohen et al. (2003); p.261).

Warum ist das so?

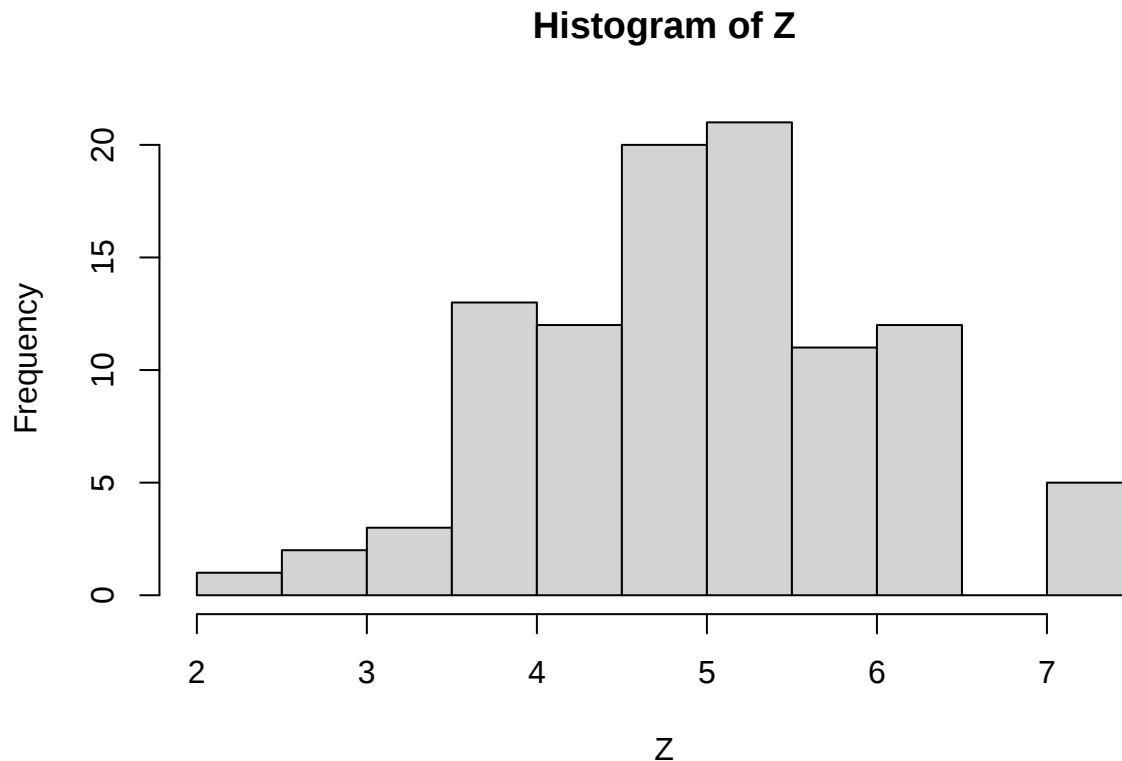
Wenn in der Gleichung $Y = b_0 + b_1 \cdot X + b_2 \cdot Z + b_3 \cdot (X \cdot Z)$ die $z=0$ verwendet wird, ergibt sich daraus:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X + b_2 \cdot 0 + b_3 \cdot (X \cdot 0) = Y = b_0 + b_1 \cdot X$$

, d h. der Effekt von X auf Y, wenn $Z=0$, ist genau β_1 .

Der Regressionskoeffizient für X bezieht sich hier also auf den Fall, dass $Z = 0$ beträgt. Genauso gilt, dass der Effekt von Z auf Y β_2 ist, für den Fall, dass $X=0$.

Die OLS-Schätzung von β_1 ist der partielle Effekt von X auf Y bei $Z=0$. Das gilt, weil die Interaktion $(X \cdot Z)$ sonst den Effekt überlagert. Da OLS „alles andere konstant hält“ wird $Z=0$ als Bezugspunkt verwendet, sofern nicht zentriert oder anderweitig transformiert wurde.



Betrachten wir nun die Werteverteilung von Z wird deutlich, dass der Wertebereich von Z zwischen 2.3 und 7.5 liegt. Die Aussage, dass der Prädiktor X mit der Kriteriumsvariable Y signifikant positiv zusammenhängt, bezieht sich auf eine faktisch nicht vorhandene Situation, da alle Werte von Z zwischen 2.3 und 7.5 liegen.

Mittelwert-Zentrierung

Aus diesem Grund schlägt (Cohen et al. (2003); p.261) vor, die Prädiktoren zu zentrieren. Dafür wird der Mittelwert der Variable $\bar{X}$ von jedem einzelnen Fall x_i subtrahiert. Dies führt dazu, dass dem Wert Null eine spezifische inhaltliche Bedeutung zugewiesen wird, nämlich der Durchschnitt dieser Variable in der Stichprobe.

$$x_i^* = x_i - \bar{x} \quad y_i^* = y_i - \bar{y}$$

“In sum, if all the predictors in a regression equation containing interactions are centered, then each first-order coefficient has an interpretation that is meaningful in terms of the variables under investigation: the regression of the criterion on the predictor at the sample means of all other variables in the equation. With centered predictors, each first-order regression coefficient has yet a second meaningful interpretation, as the average regression of the criterion on the predictor across the range of the other predictors.” (Cohen et al. (2003); p.261).

Für die resultierenden Werte x_i^* und y_i^* entspricht der Wert Null jetzt den Stichprobenmitteln $\bar{x}$ bzw. $\bar{y}$ und die Werte weisen einen Wertebereich von $0 \pm \sigma(x)$ auf.

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ mzX + mzZ + mzXmzZ)
```

```
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.98776 -0.62924  0.01977  0.67736  2.54414
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.04892    0.10250   0.477  0.6342
## mzX          0.11855    0.11869   0.999  0.3204
## mzZ         -0.11150    0.10300  -1.082  0.2817
## mzXmzZ       -0.25306    0.12006  -2.108  0.0377 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.022 on 96 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.06593,    Adjusted R-squared:  0.03674
## F-statistic: 2.259 on 3 and 96 DF,  p-value: 0.08653
```

Durch die Mittelwert-Zentrierung können die First-Order-Koeffizienten für X und Z so interpretiert werden, dass sie den Beitrag zu Y beschreiben, wenn der jeweils andere Prädiktor auf seinem Mittelwert liegt (also bei durchschnittlicher Ausprägung). Dies entspricht der ceteris-paribus-Annahme – unter sonst gleichen Bedingungen.

Insbesondere wenn der Wert 0 nicht im Skalenbereich der Prädiktoren liegt ist eine Zentrierung auf den Mittelwert besonders wichtig.

In Ausnahmen ist jedoch von einer Zentrierung abzusehen. Angenommen der Prädiktor Z hat eine Skalierung von 0 bis 100 Prozent und es soll der Effekt eines Prädiktors X bestimmt werden, wenn Z=0% beträgt. Dann wird das Regressionsmodell ohne Zentrierung den Regressionskoeffizienten β_1 für X exakt für diese Situation bestimmen.

Interpretation der Moderation

Eine ganz andere Situation ergibt sich, wenn die Interaktion nicht zu Interpretation der First-Order-Koeffizienten eingesetzt wird, sondern aufgrund des Produktterms selbst inhaltlich spezifische Aussagen getroffen werden sollen, wie es in der Moderation der Fall ist.

Eine allgemeine Definition stammt von Baron & Kenny (1986): „In general terms, a moderator is a [...] variable that effects the direction and/ or strenght of the relation between an independent or predictor variable and a dependent or criterion variable“.

Es handelt sich dabei um einen konditionale Abhängigkeit. Konditionale Abhängigkeit bezieht sich darauf, wie die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses von einem anderen Ereignis abhängt, gegeben, dass ein weiteres, drittes Ereignis bereits eingetreten ist. Dies bedeutet, dass die Beziehung zwischen zwei Ereignissen durch die Information über das dritte Ereignis bedingt wird.

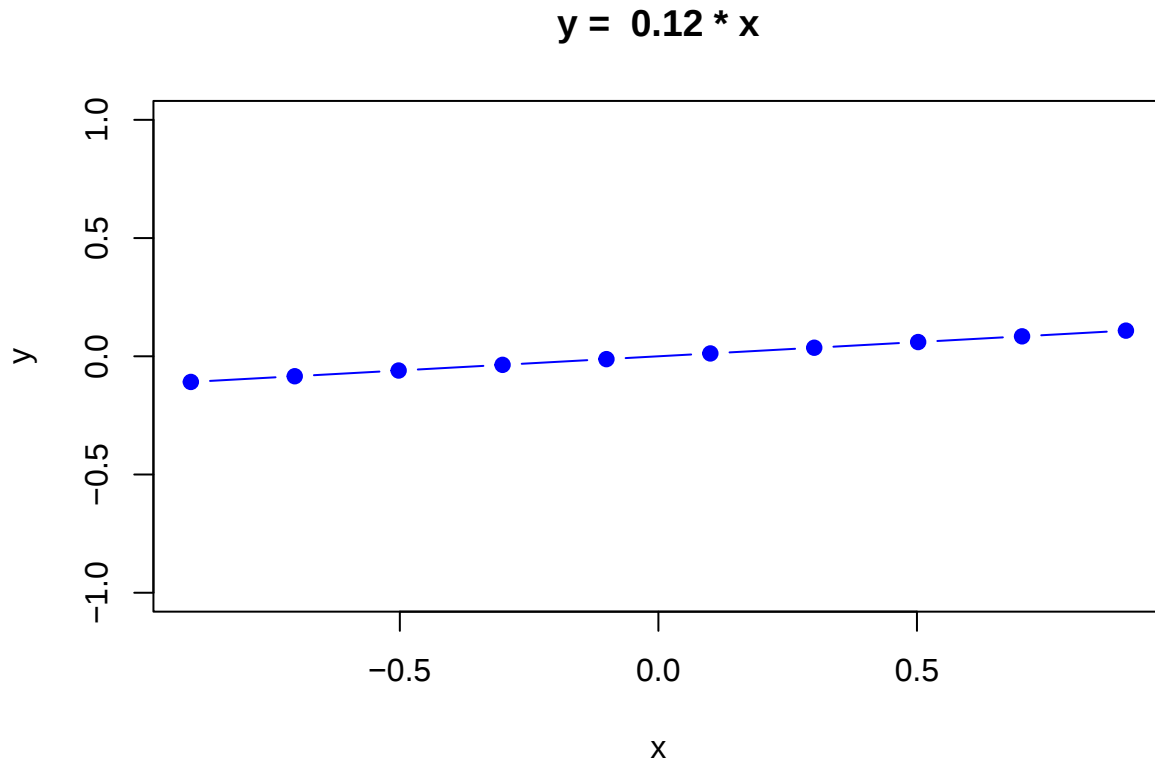
Es handelt sich hier also nicht um die Effekte von Ursachen (effect of cause) sondern vielmehr um die Ursache eines Effektes (cause of effect). Baron & Kenny (1986) argumentieren, dass ein Moderatoreffekt durch einen signifikanten Koeffizienten des Interaktionsterms (Produktterms) angezeigt wird.

Sharma, Durand & Gur-Arie (1981) unterscheiden *reine* („pure“) *Moderatoren* von „*Quasi*“ *Moderatoren*. Reine Moderatoren, wie sie nach Cohen & Cohen (1975) in der psychometrischen Literatur vertreten sind und bei Baron & Kenny (1986) empfohlen werden, weisen keinen Zusammenhang mit Prädiktor und Kriterium, aber eine Interaktion auf.

Quasi-Moderatoren weisen hingegen einen Zusammenhang mit mit Prädiktor und/ oder Kriterium sowie eine Interaktion auf (Sharma et al. (1981)).

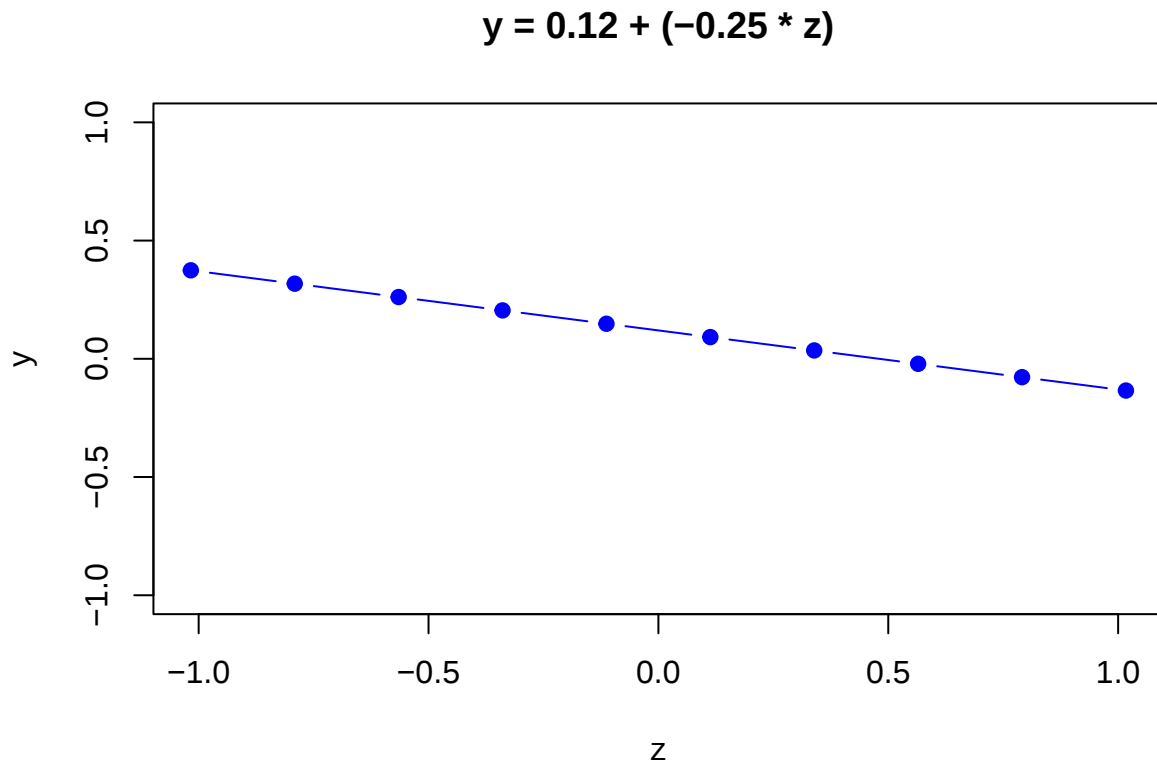
“So if the independent variable is denoted as X, the moderator as Z, and the dependent variable as Y, Y is regressed on X, Z, and XZ. Moderator effects are indicated by the significant effect of XZ while X and Z are controlled.” (Baron & Kenny (1986), S. 1176)

Das Ergebnis der Interaktionsanalyse mit mittelwert-zentriertem Interaktionsterm ergibt einen nicht signifikanten Regressionskoeffizienten $b_1 = 0.12$ für X, wenn $Z=0$ beträgt.



Anhand dieser Gleichung können nun auch die Beiträge von X auf Y bestimmt werden (Brambor et al. (2006)), wenn $Z \neq 0$. Dazu wird der bedingte Effekt von X auf Y bestimmt durch:

$$\frac{\partial Y}{\partial X} = \beta_1 + \beta_3 \cdot Z$$



Die abgeleitete Gleichung verweist darauf, dass sich der Beitrag von X zu Y in Abhängigkeit von des Moderator Z verändert. Fällt Z gering aus (hier wird der Wert $\bar{z} - \sigma(z)$ verwendet), wird der Beitrag von X zu Y abhängig von Z bestimmt durch:

$$\frac{\partial Y}{\partial X} = 0.12 + (-0.25) \cdot (-1.02) = 0.38$$

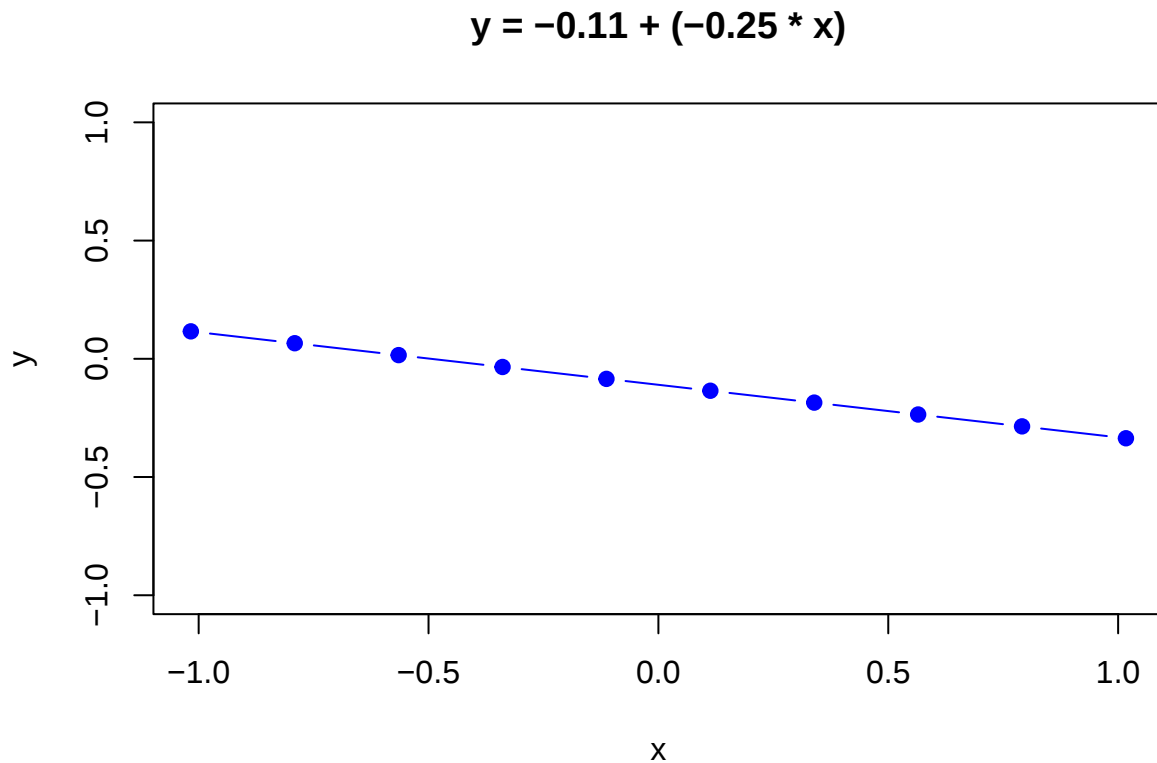
Mit steigendem Z wird der konditionale Effekt von X auf Y geringer und entspricht bei durchschnittlichem Z ($z=0$), dem Frist-Order-Koeffizienten von X

$$\frac{\partial Y}{\partial X} = 0.12 + (-0.25) \cdot (0) = 0.12$$

Bei hohem Z (hier wird der Wert $\bar{z} + \sigma(z)$ verwendet), beträgt der konditionale Effekt von X auf Y entsprechend:

$$\frac{\partial Y}{\partial X} = 0.12 + (-0.25) \cdot 1.02 = -0.14$$

Die Unterscheidung zwischen unabhängiger Variable bzw. Moderator wird in dieser Gleichung analytisch nicht berücksichtigt. Daher wird dieses Vorgehen häufig verallgemeinert als Interaktionsanalyse bezeichnet (Berry et al. (2012)) oder die Zuweisung des Moderators ist theoretisch herzuleiten (z.B. durch experimentelle Manipulation; Baron & Kenny (1986)).

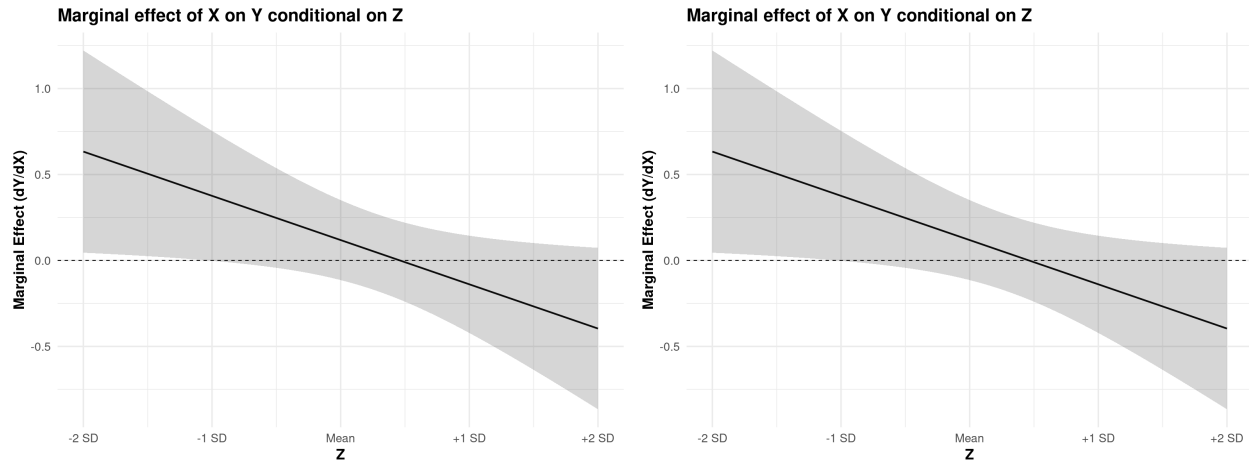


Auch für die Moderationsanalyse wird die Mittelwert-Zentrierung empfohlen, wie sie hier eingesetzt wurde:

“An important decision to make is whether to use the variables X and Z in their raw form, or to mean-center (or z-standardize) them before starting the process. In the vast majority of cases, this makes no difference to the detection of moderator effects; however, each method confers certain advantages in the interpretation of results”(Dawson 2014, p.2).

Dies bestätigt die Aussage von Cohen et al. (2003): “Centering, or putting predictors in deviation score form by subtracting the mean of the predictor from each score on the predictor, is a linear transformation. Thus our first intuition might be that if predictors were centered before they were entered into a regression equation, the resulting regression coefficients would equal those from the uncentered equation” (Cohen et al. (2003); p.262).

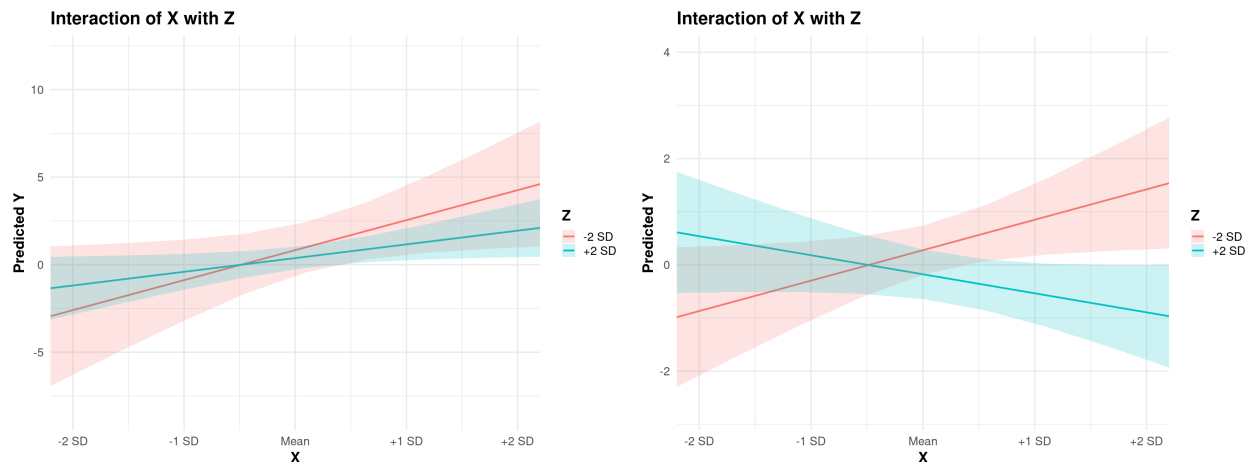
Tatsächlich unterscheidet sich das Bild des konditionalen Effektes von X auf Y in Abhängigkeit von Z nicht, wenn eine Mittelwert-zentrierung vorgenommen wird oder ausgelassen wird.



Im Folgenden schreibt Cohen et al. (2003) aber auch eine entscheidende Bedingung: *“This intuition is correct only for regression equations that contain no interactions.”* (Cohen et al. (2003); p.262).

Interpretation der Interaktion

Die gängigste Form, Interaktionen inhaltlich zu interpretiert, besteht in der Darstellung der Interaktion. Der gemeinsame Effekt (“join effect”) von zwei Prädiktoren wird dann bestimmt, indem hohe und geringe Werte der Prädiktoren in die Regressionsgleichung eingesetzt werden und die resultierenden Schätzungen für Y abgebildet werden.



Aus beiden Regressionmodellen, die schon Anfangs im Abschnitt “Nicht-additiver Effekt” berechnet wurden, resultierten unterschiedliche Regressionskoeffizienten und dies zeigt sich auch in der grafischen Darstellung der Interaktion.

Die Modelle wurden mit dem Ziel bestimmt, den First-Order-Koeffizienten eines Prädiktoren zu bestimmen, wenn der jeweils andere einen Wert von Null aufweist. Durch die Mittelwertzentrierung erhielten wir eine inhaltliche Anpassung des Wertes 0 an die durchschnittliche Ausprägung der interagierenden Variable.

Für denjenigen, dem der Wertebereich von Y bekannt ist ($-2.99 < y_i < 2.29$), sollte spätestens hier auffallen, dass die Prognosen für y aus der Regressionsgleichung mit unzentrierten Prädiktoren diesen Bereich deutlich über- bzw- unterschreiten. Die Mittelwertzentrierung ist in diesem Fall nicht nur zur Interpretation hilfreich, sondern verhindert die Schätzung verzerrter First-Order-Koeffizienten.

Der zweiten Abbildung folgend, werden hier die höchsten Y prognostiziert, wenn Z gering (-2SD) und X stark (+2SD) ausgeprägt sind. Das bezieht sich auf die hohen Werte der roten Linie rechts. Als zweite

Möglichkeit zeigt sich die Situation hoher Ausprägung für Z (+2SD) und geringer Ausprägung für X (-2SD). Das bezieht sich auf die hohen Werte der blauen Linie links.

Allgemein existieren zwei Kategorien von Interpretationen: Interaktionen als Kongruenzen oder Interaktionen als Kontingenzen. In diesem Beispiel wäre die Interaktion vorrangig Nachweis von Kongruenz, genau genommen eine asymmetrischen Interaktion, bei der X und Z gegenläufige Effekte auf Y aufzeigen, wenn X und Z die gleiche Ausprägung haben.

(In-)Kongruenz	Kontingenz
Crossover	Non-Crossover
Disordinal	Ordinal
	Synergistisch
	Kompensierend
(A)Symmetrisch	Komplementär
(Mis)Aligned	Substitutiv
	Exclusion
	Negation

(In-)Kongruenzen

Die Interpretation und Stabilität von Regressionskoeffizienten in Interaktionsmodellen wird nicht nur durch die Höhe, sondern auch durch die Richtung der Korrelation zwischen den Prädiktoren beeinflusst – insbesondere im Hinblick auf Multikollinearität, die Schätzbarkeit von Interaktionstermen und die inhaltliche Trennbarkeit der Effekte.

Was passiert, wenn X und Z unterschiedlich stark korrelieren ?

Wenn der Moderator einen Zusammenhang mit dem Prädiktor aufweist, ist es im Sinne von Sharma et al. (1981) ein Quasi-Moderator. Die Interpretation der Koeffizienten bleibt formal gleich:

First-Order-Effekt β_1 : Effekt von X auf Y bei Z=0 Interaktionseffekt β_3 : Wie sich der Effekt von X auf Y mit steigendem Z verändert

Aber: Die inhaltliche Aussagekraft und Stabilität dieser Koeffizienten hängt stark von der Korrelation zwischen X und Z ab.

Wenn $X \approx Z$ (also hohe positive Korrelation), dann ist eine Kongruenzanalyse (z. B. „sind X und Z ähnlich?“) nicht trennscharf möglich, da sich die Prädiktoren ohnehin stark überlappen. Die Trennung von Haupteffekten und Interaktion ist statistisch schwach und inhaltlich redundant.

Was passiert bei positiver Korrelation der Prädiktoren (Symmetrie, Alignment, Fit)?

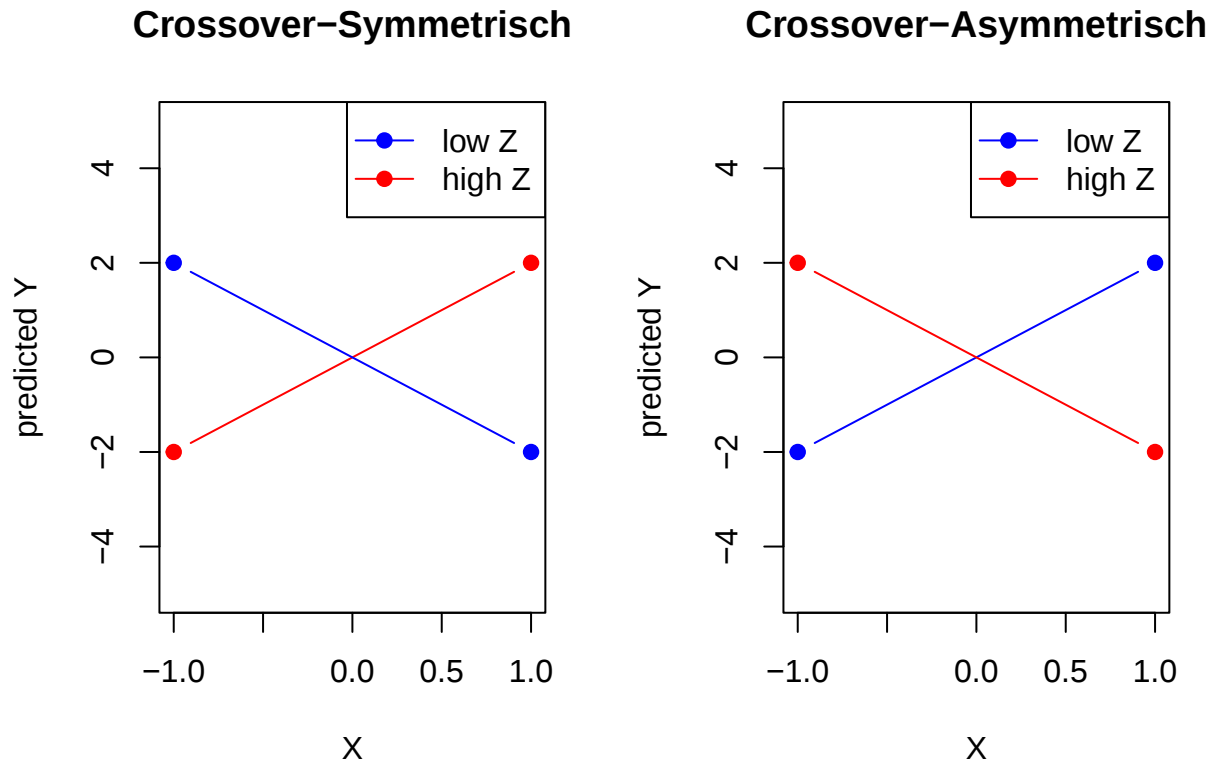
Mathematische Folgen: Der Interaktionsterm ($X \cdot Z$) ist stark multikollinear mit X und Z und der Schätzung der First-Order-Koeffizienten β_1, β_2 wird instabil, unsicher, und schwer interpretierbar. Der Varianzinflation-Faktor (VIF) steigt an.

Inhaltliche Folgen: Wenn X und Z stark positiv korreliert sind, ist es schwer zu sagen, wer „verantwortlich“ für einen Effekt ist, weil sie sich gemeinsam bewegen. Dadurch kann der Interaktionseffekt schwer von Haupteffekten abgegrenzt werden.

Was passiert bei negativer Korrelation der Prädiktoren (Asymmetrie, Misalignment, Misfit)?

Mathematische Folgen: Auch hier kann Multikollinearität auftreten, aber anders gelagert. Die Werte von $(X \cdot Z)$ zeigen größere Streuung (weil hohe X mit niedrigen Z zusammenfallen und umgekehrt).

Inhaltliche Folgen: Ein negativer Zusammenhang macht es wahrscheinlicher, dass z. B. hohe Werte des einen mit niedrigen Werten des anderen auftreten – das erleichtert unter Umständen die Interpretation der Interaktion.



Kontingenzen

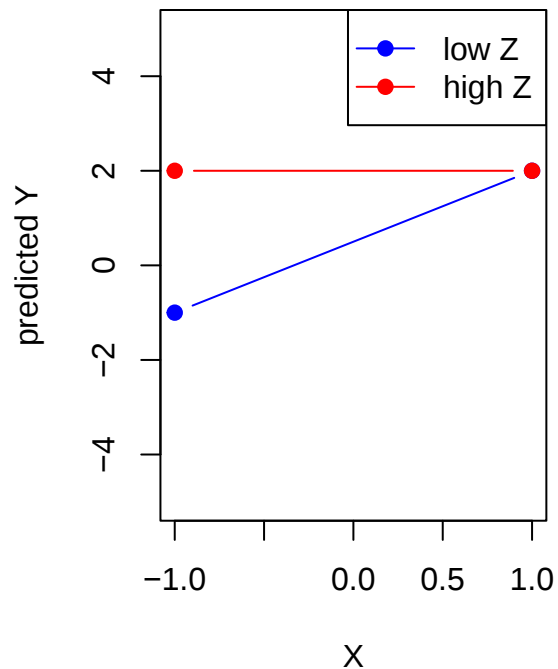
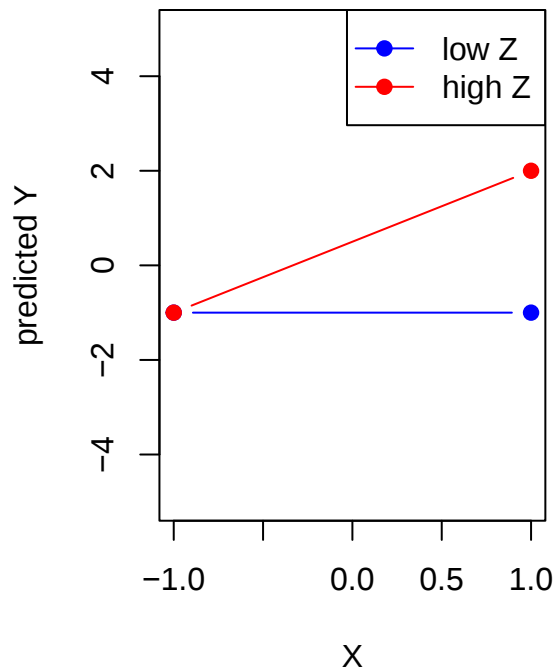
“‘Contingency’” theories, by definition, hypothesize that the relationship between two variables is ‘contingent’ upon some third variable, and as a result researchers have been concerned with the issue of whether ‘moderator’ variables ‘interact’ with independent variables in some predictable manner.” ((arnold_1982?); 143-144).

Covin & Slevin (1988): “moderated regression analysis is an appropriate technique for testing hypothesized contingency relationships since it allows interaction effects, which are implied in all contingency relationships, to be directly examined. In moderated regression analysis, the statistical significance of interaction effects is tested by regressing the dependent variable on two (or more) main variables (one being the independent variable, the other the hypothesized moderator variable) and the cross-product of those main variables (Sharma, Durand, and Gur-Arie, 1981).”

Komplementarität ist ein Konzept, dass auf die Wechselwirkung oder Ergänzung verschiedener Teile oder Aspekte eines Systems oder einer Struktur verweist, um ein Ganzes zu bilden oder um eine bestimmte Funktion zu erfüllen. Komplementarität bezeichnet logische Konjunktion (umgangssprachlich: “und”). Diese Verknüpfung ist wahr, wenn beide verbundenen Aussagen wahr sind. So sagt zum Beispiel das vereinfachte

Wert-Erwartungs-Modell der Motivation aus, dass eine Motivation nur dann vorliegt, wenn das Ziel einen Wert aufweist UND die Erwartung besteht, dieses Ziel zu erreichen. (cohen2003?) bezeichnet solche Interaktion auch als synergistisch (“synergistic or enhancing” p.285).

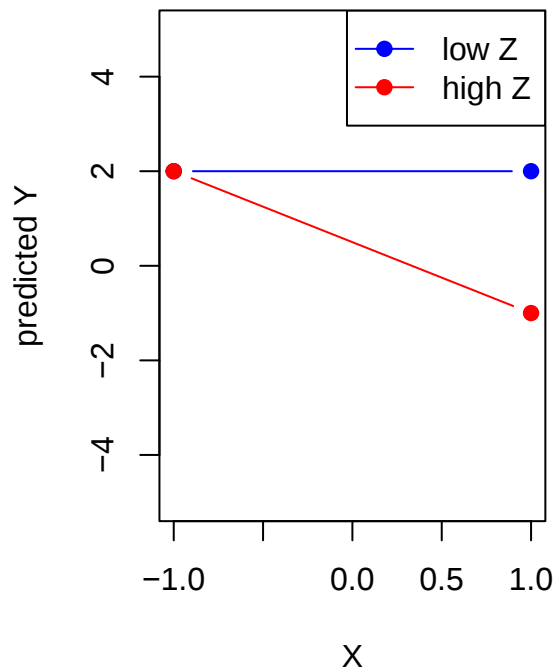
Non-Crossover-Komplementär (A Non-Crossover-Substitutiv (OR



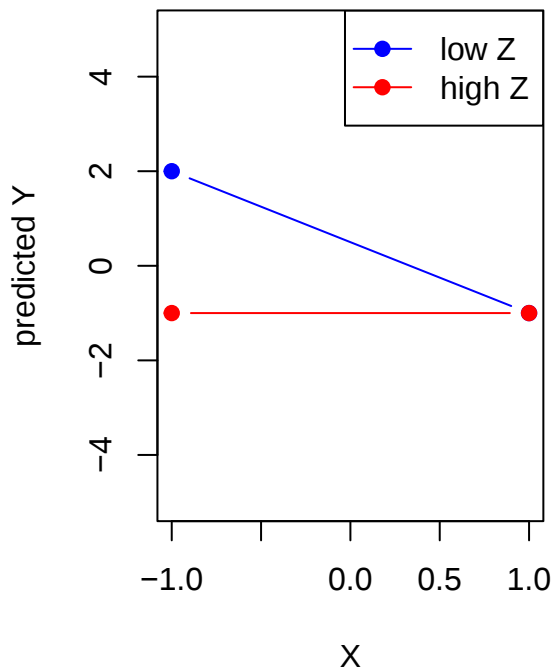
Die *Substitution* ist ein grundlegendes Konzept, das beschreibt, dass etwas Bestimmtes durch etwas Anderes ersetzt werden kann. Entgegen dem Alltagsverständnis ist die logische Operation X OR Z ($X \vee Z$) immer dann wahr, wenn mindestens einer der beiden Bedingungen wahr ist. Im Beispiel kann X durch hohe Z substituiert werden. (cohen2003?) bezeichnet solche Interaktion auch als kompensatorisch (compensatory)

Eine *Exklusion* beschreibt das Konzept, bei dem die Wahrheit von X und Z auf Falschheit von Y hinweist. Ein Ergebnis wird demnach erreicht, wenn Bedingung X und Bedingung Z nicht zutreffen oder wenn nur eine der beiden Bedingungen zutrifft. Treffen beide Bedingungen zu, ist das Ergebnis falsch bzw. das Ergebnis wird nicht erreicht.

Non-Crossover-Exklusion (NAN)



Non-Crossover-Negation (NOR)



Die Negation beschreibt das grundlegende Konzept, dass ein Ergebnis (z. B. Fehlerrate in einem Test) durch die eine oder andere Bedingung (z.B. Training oder Erfahrung) verhindert werden kann. Wenn also keine Erfahrung vorhanden ist, kann ein Training das Auftreten von Fehlern verhindern.

(In-)Kongruenz	Kontingenz
Crossover	Non-Crossover
Disordinal	Ordinal
	Synergistisch
	Kompensierend
(A)Symmetrisch	Komplementär
(Mis)Aligned	Substitutiv
	Exclusion
	Negation

Literatur Bäcker, A. (1996): Rationalität als Grundproblem der strategischen Unternehmensplanung. Deutscher Universitätsverlag, Wiesbaden.

Gebert, D. & von Rosenstiel, L. (2002): Organisationspsychologie - Person und Organisation. 5. Auflage. Kohlhammer, Stuttgart, Berlin, Köln

SCHOONHOVEN, C . B . (1981). 'Problems with contingency theory: testing assumptions hidden within the language of contingency "theory"'. Administrative Science Quarterly, 26, 349-77.

DARROW, A. L. and KAHL, D. R. (1982). 'A comparison of moderated regression on techniques considering strength of effect'. Journal of Management, 8, 35-47.

<https://www.webofscience.com/wos/woscc/summary/e048e804-e57b-4592-81dd-39dde738e765-016471b416/relevance/1>

- Aiken, L. S. & West, S. G. (2014). Interaction Effects. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*. Book Section, John Wiley & Sons. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat06597>
- Baron, R. M. & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of personality and social psychology*, 51(6), 1173–82. Journal Article,. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.51.6.1173>
- Berry, W. D., Golder, M. & Milton, D. (2012). Improving Tests of Theories Positing Interaction. *The Journal of Politics*, 74(3), 653–671. Journal Article,. <https://doi.org/10.1017/s0022381612000199>
- Brambor, T., Clark, W. R. & Golder, M. (2006). Understanding Interaction Models: Improving Empirical Analyses. *Political Analysis*, 14(1), 63–82. Journal Article,. <https://doi.org/10.1093/pan/mpi014>
- Cohen, J. & Cohen, P. (1975). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences*. Book, Lawrence Erlbaum.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G. & Aiken, L. S. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (3. Auflage). Book, Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Covin, J. G. & Slevin, D. P. (1988). The influence of organization structure on the utility of an entrepreneurial top management style. *Journal of Management Studies*, 25(3), 217–234. Journal Article,. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.1988.tb00033.x>
- Dawson, J. F. (2013). Moderation in Management Research: What, Why, When, and How. *Journal of Business and Psychology*, 29(1), 1–19. Journal Article,. <https://doi.org/10.1007/s10869-013-9308-7>
- Ennen, E. & Richter, A. (2010). The Whole Is More Than the Sum of its Parts—Or Is It? A Review of the Empirical Literature on Complementarities in Organizations. *Journal of Management*, 36(1), 207–233. Journal Article,.
- Fisher, R. A. (1971). *The Design of Experiments*. Book, New York: Hafner Press.
- Johnson, P. O. & Neyman, J. (1936). Tests of certain linear hypotheses and their application to some educational problems. *Statistical Research Memoirs*, 1, 57–93. Journal Article,.
- Lachmann, L. M. (1947). Complementarity and Substitution in the Theory of Capital. *Economica*, 14(54), 108–119. Journal Article,. <https://doi.org/10.2307/2549487>
- Sharma, S., Durand, R. M. & Gur-Arie, O. (1981). Identification and Analysis of Moderator Variables. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 291–300. Journal Article,. <https://doi.org/10.2307/3150970>
- Zimmermann, A., Hill, S. A., Birkinshaw, J. & Jaeckel, M. (2020). Complements or substitutes? A microfoundations perspective on the interplay between drivers of ambidexterity in SMEs. *Long Range Planning*, 53(6). Journal Article,. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2019.101927>