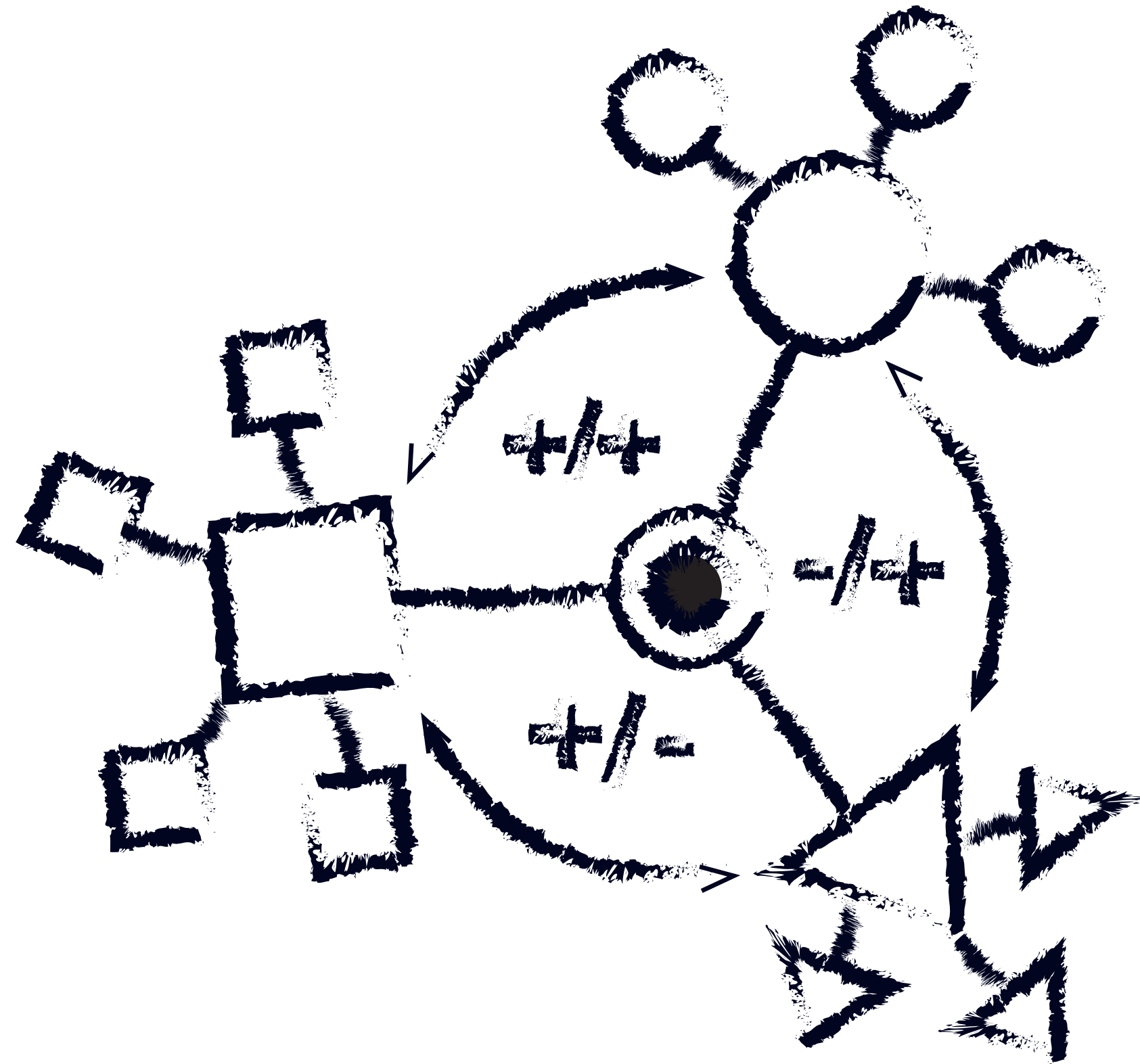
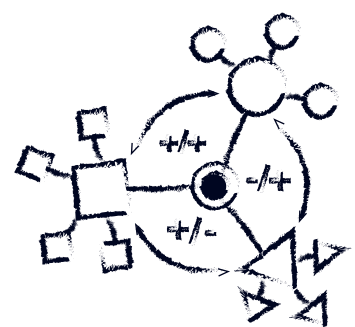




Digitale Plattformen



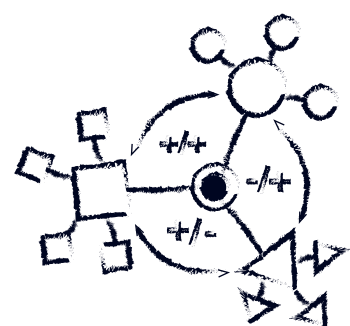
Vorwort

Dieser Foliensatz wird durch das Zentrum für Angewandte Ökonomie (ZAÖ) der DHBW Ravensburg bereitgestellt.

Autoren: Prof. Dr. Daniel Blochinger
Illustration: Prof. Dr. Daniel Blochinger
Stand: 13. August 2026
Lizenz: [CC BY-NC-SA 4.0](#)

Weitere Lehr- und Lernmaterialien finden Sie auf unserer [Webseite](#).

Fehler gefunden? E-Mail an blochinger@dhbw-ravensburg.de!

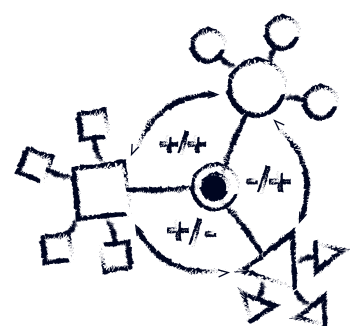


Vorwort

Lizenz: [CC BY-NC-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

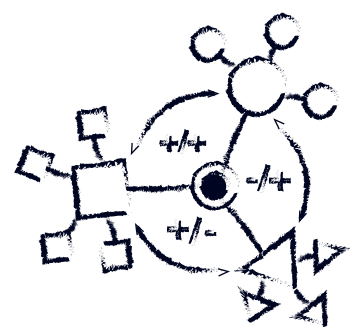
Lizenzhinweis: Soweit nicht anders angegeben, stehen die von uns erstellten Inhalte dieser Vorlesungsunterlagen unter der oben genannten Lizenz.

Davon ausgenommen sind insbesondere Logos, Marken, Screenshots, Benutzeroberflächen, Produktabbildungen, Grafiken und sonstige Inhalte Dritter. Für diese gelten die jeweiligen Rechte der Rechteinhaber bzw. die gesetzlich zulässigen Nutzungen.



Inhaltsverzeichnis

<u>Netzwerkeffekte & Netzwerküter</u>	5	<u>Preismodelle Werbekunden</u>	272
<u>Wachstumsdynamik</u>	41	<u>Heterogenes Kontinuum</u>	295
<u>Digitalisierung und Technologie</u>	70	<u>Divide & Conquer Preisstrategie</u>	326
<u>Bewertungssysteme</u>	101		
<u>Empfehlungssysteme</u>	143		
<u>Machine Learning und KI</u>	171		
<u>Preismodelle Nutzer</u>	246		



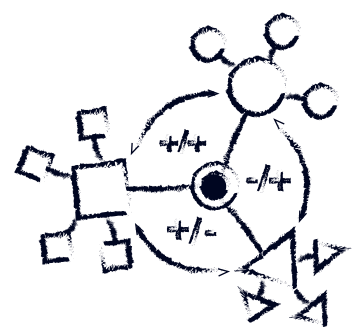
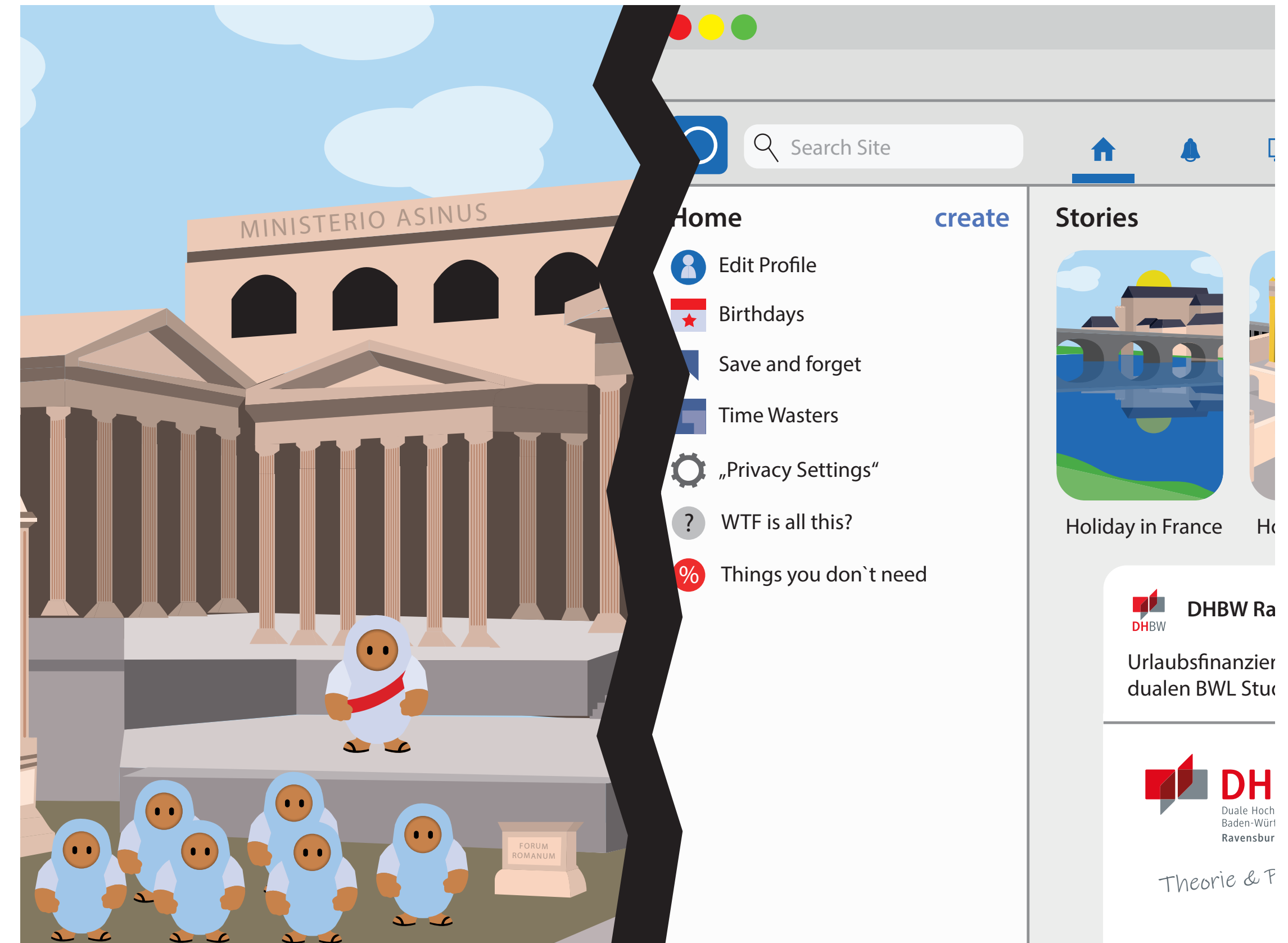
Plattformen

Wir lassen das „digital“ zunächst außen vor, denn ...

...Plattformen gibt es nicht erst seit der Erfindung des Internets, sondern seit der Antike.

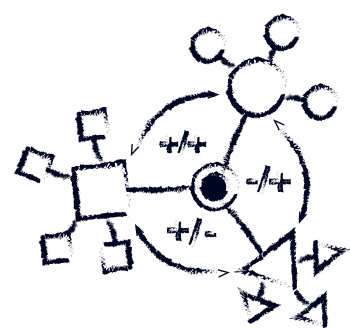
...das ökonomische Grundprinzip hat sich durch die Digitalisierung nicht geändert.

Wir schauen uns einige historische Beispiele an, um Plattformen als Netzwerkut kennenzulernen.



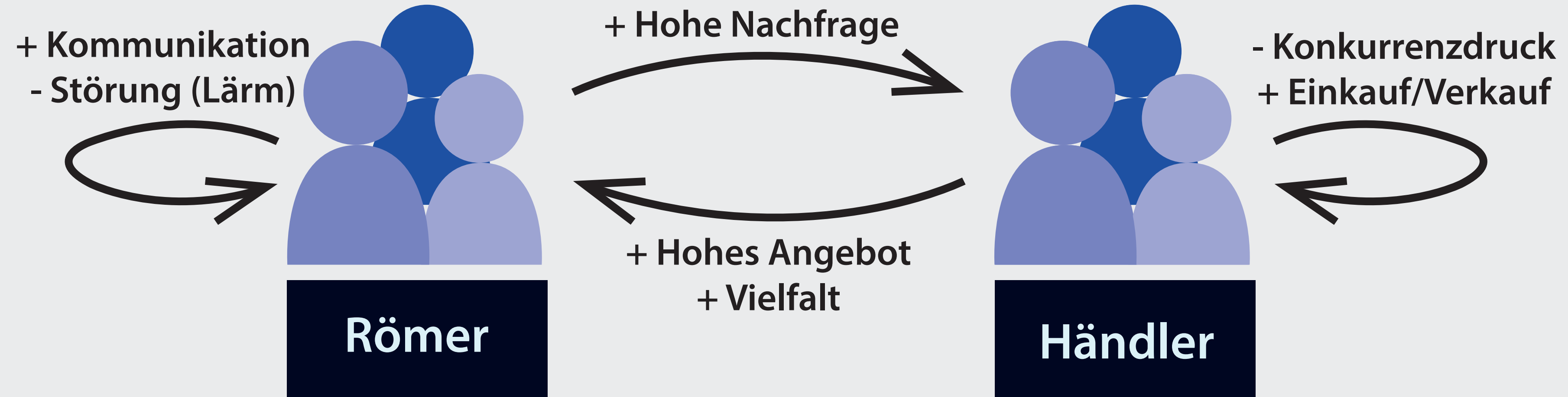


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/forum-romanum-rome-ancient-italy-4583598/>)

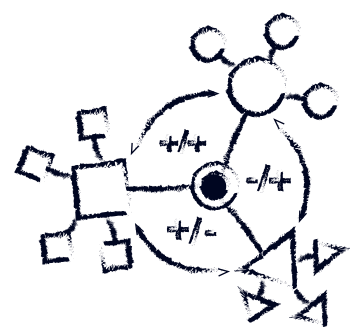


Forum Romanum

Intrinsischer Nutzen: Zugang zu öffentlicher Verwaltung, Tempeln, Unterhaltung

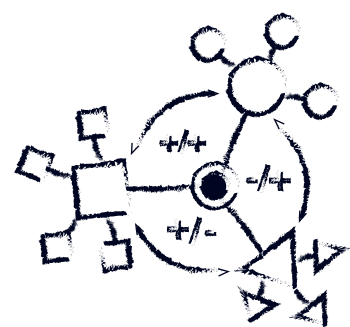


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/forum-romanum-rome-ancient-italy-4583598/>)



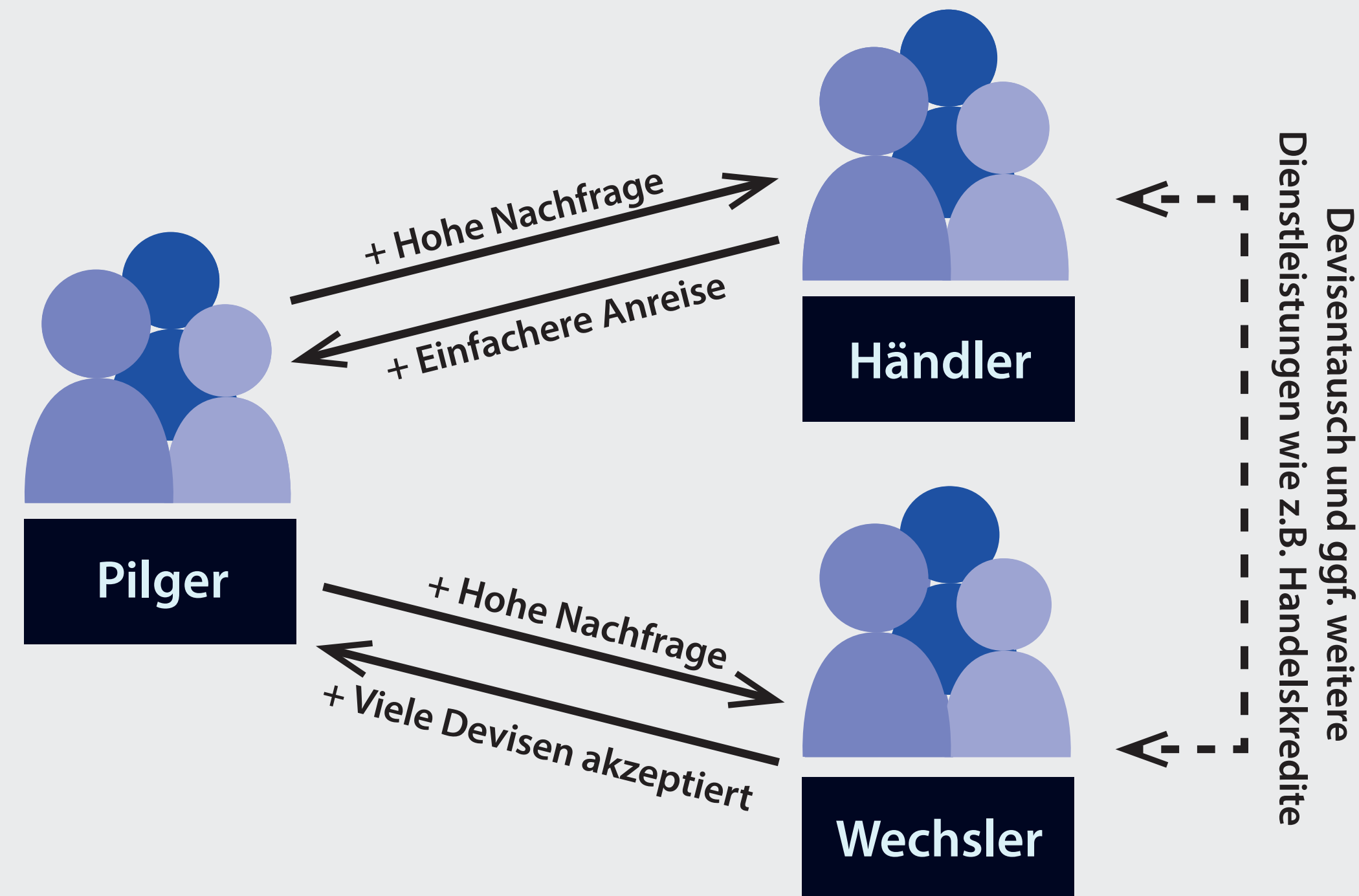


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/tourism-israel-jerusalem-3287159/>)

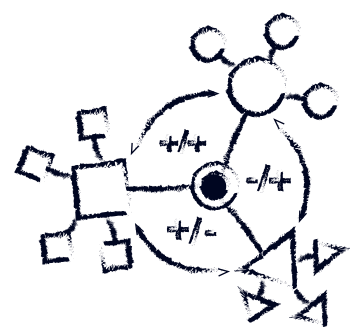


Jüdischer Tempel

Intrinsischer Nutzen: Religiöses Zentrum, Pilgerstätte, Tieropfer

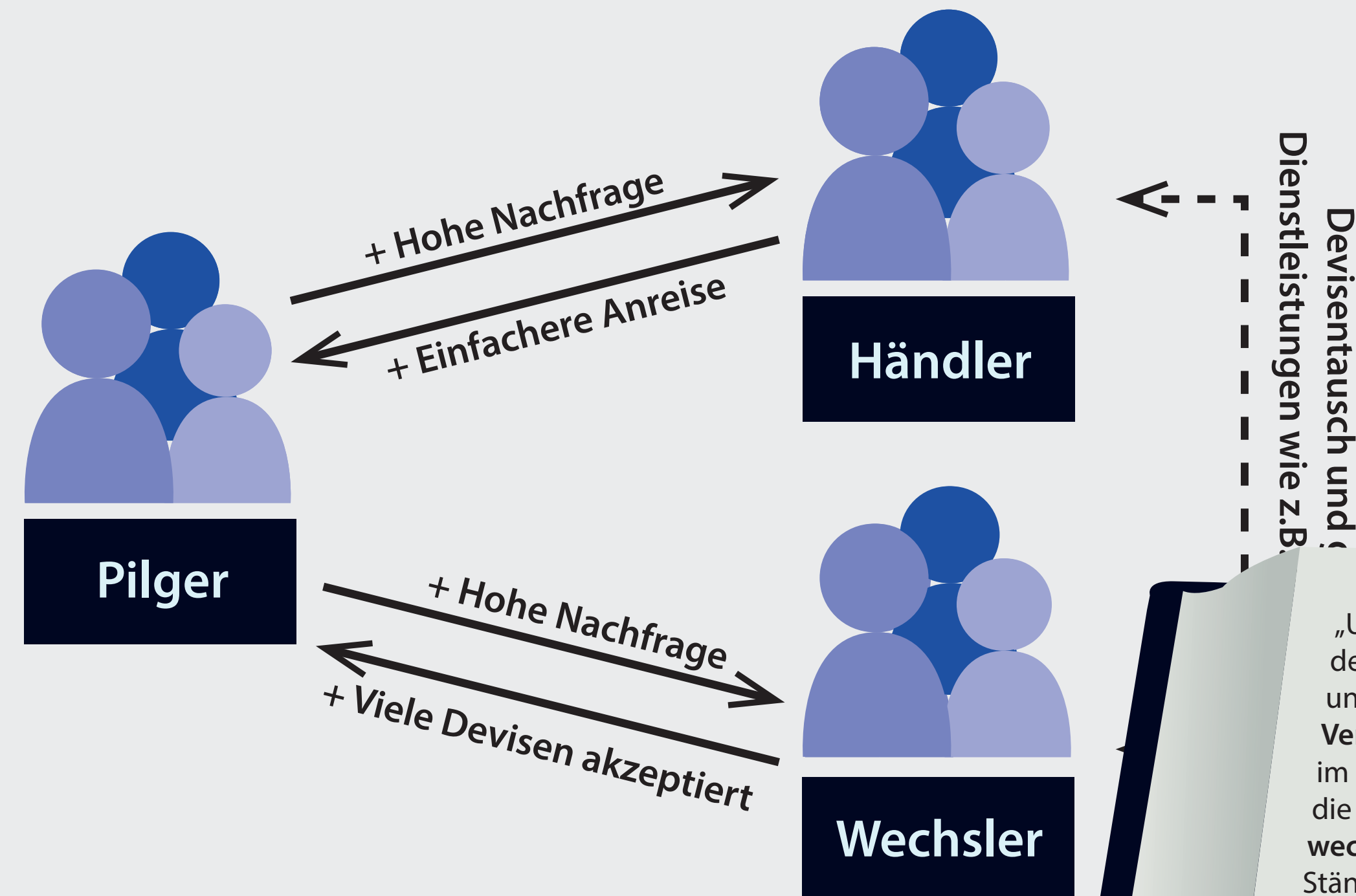


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/tourism-israel-jerusalem-3287159/>)



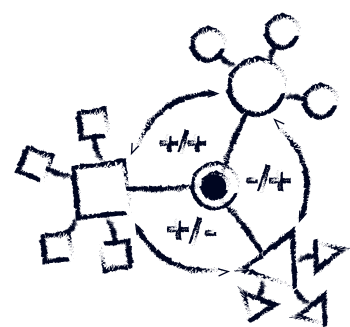
Jüdischer Tempel

Intrinsischer Nutzen: Religiöses Zentrum, Pilgerstätte, Tieropfer



„Und Jesus ging in den Tempel hinein und trieb hinaus alle Verkäufer und Käufer im Tempel und stieß die Tische der Geldwechsler um und die Stände der Taubenhändler und sprach zu ihnen: Es steht geschrieben: »Mein Haus soll ein Bethaus heißen«; ihr aber macht eine Räuberhöhle daraus.“

**Matthäus 21,
Verse 12+13**





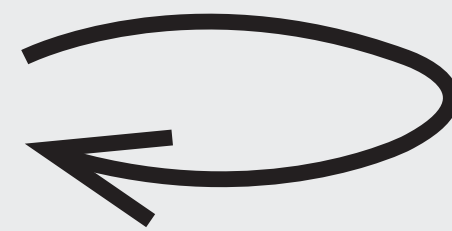
Bildquelle: Wikipedia unter Public Domain (https://en.wikipedia.org/wiki/Champagne_wine_region#/media/File:Verzenay_moulin.jpg)

Champagnemessen

Intrinsischer Nutzen: sicherer Handel für Kaufleute mit Schutz vor diversen Gefahren wie Raub, Betrug, usw.



Kaufleute



- + Volumen an Angebot & Nachfrage
- + Vielfalt der Waren
- Konkurrenzdruck

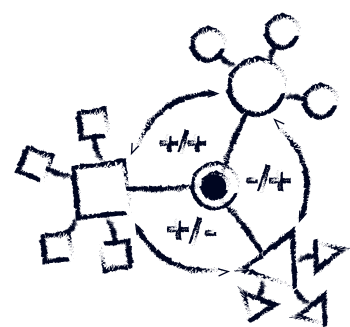
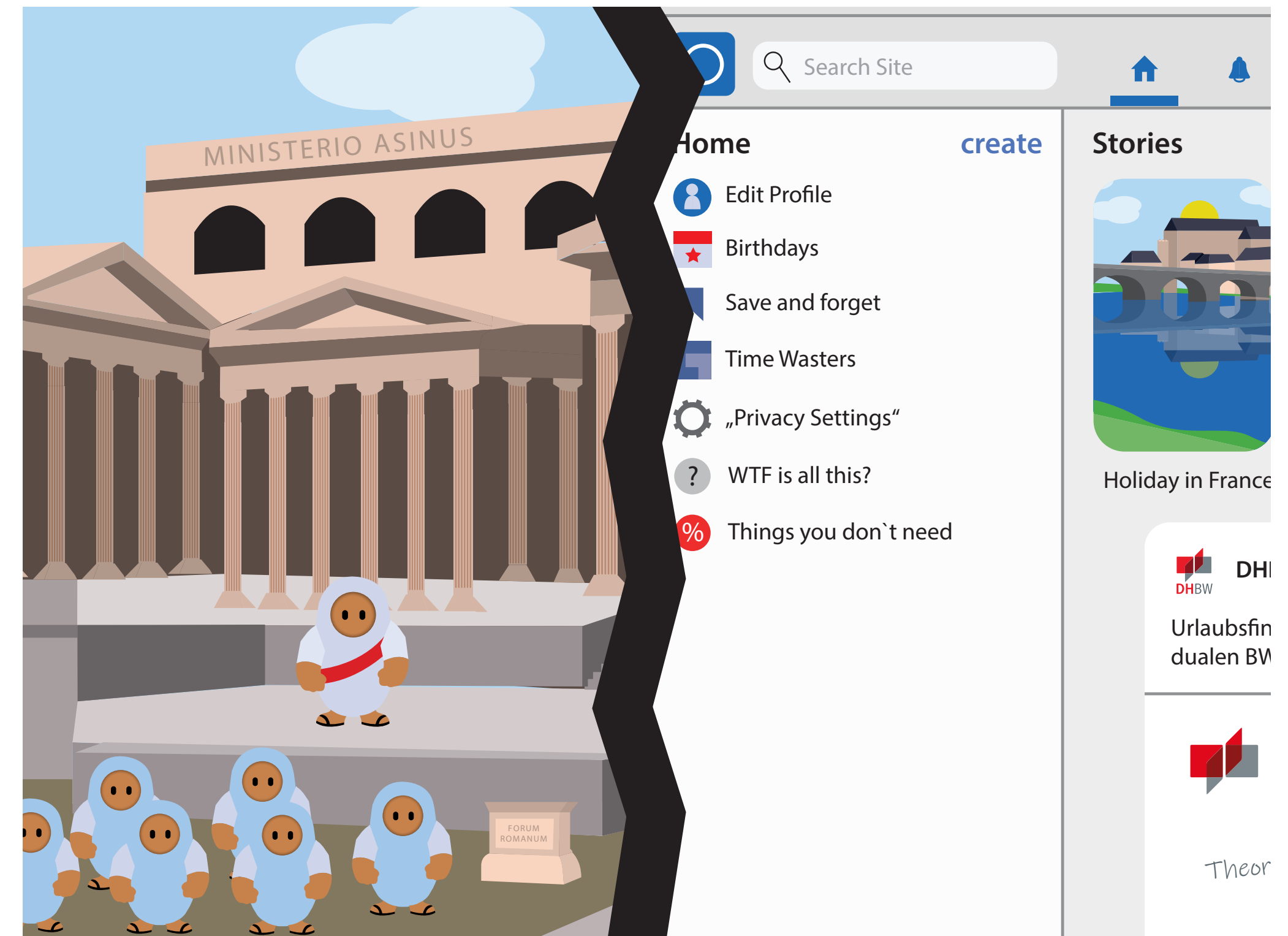
Bildquelle: Wikipedia unter Public Domain (https://en.wikipedia.org/wiki/Champagne_wine_region#/media/File:Verzenay_moulin.jpg)

Netzwerkeffekte

Grundprinzip: Plattformen verbinden Akteure!

Einseitige Plattformen haben eine Gruppe von Nutzern.
Ein Beispiel wären die Kaufleute in der Champagne.

Mehrseitige Plattformen haben mehrere Gruppen von Nutzern.
Beispiel: Pilger, Händler und Wechsler im Tempel.



Netzwerkeffekte

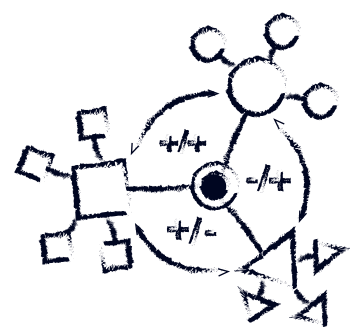
Grundprinzip: Plattformen verbinden Akteure!

Dabei entstehen **Netzwerkeffekte**:

Bei **positiven Netzwerkeffekten** erhöht die Aktivität eines Nutzers der Plattform den Nutzen anderer Nutzer.

Bei **negativen Netzwerkeffekten** verringert die Aktivität eines Nutzers der Plattform den Nutzen anderer Nutzer.

	innen	Richtung	außen
+	positiv & gruppenintern		positiv & gruppenübergreifend
-	negativ & gruppenintern		negativ & gruppenübergreifend



Netzwerkeffekte

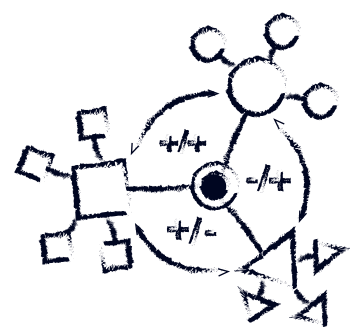
Grundprinzip: Plattformen verbinden Akteure!

Dabei entstehen **Netzwerkeffekte**:

Bei **gruppeninternen Netzwerkeffekten** haben Mitglieder einer Gruppe externe Effekte auf die anderen Mitglieder in ihrer Gruppe.

Bei **gruppenübergreifenden Netzwerkeffekten** haben Mitglieder einer Gruppe externe Effekte auf Mitglieder anderer Gruppen.

	Richtung	
	innen	außen
Wirkung	positiv & gruppenintern	positiv & gruppenübergreifend
	negativ & gruppenintern	negativ & gruppenübergreifend

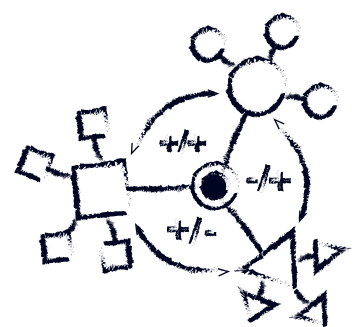


Netzwerkeffekte

Netzwerkeffekte sind ein Sonderfall externer Effekte.

Allgemeiner externer Effekt Die Aktivität eines Wirtschaftsakteurs wirkt sich über Marktmechanismen hinaus auf andere Wirtschaftsakteure aus. Beispiel: Chemiefabrik verschmutzt Gewässer und schadet Fischern.

Besonderheit Netzwerkeffekt Stärke des Effekts skaliert mit der Anzahl an Akteuren, die diese Netzwerkeffekte verursachen.



Netzwerkeffekte

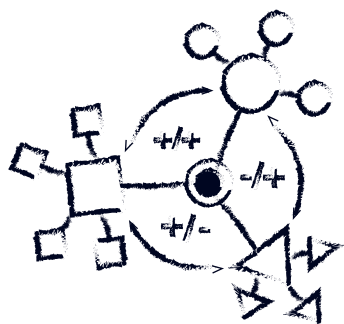
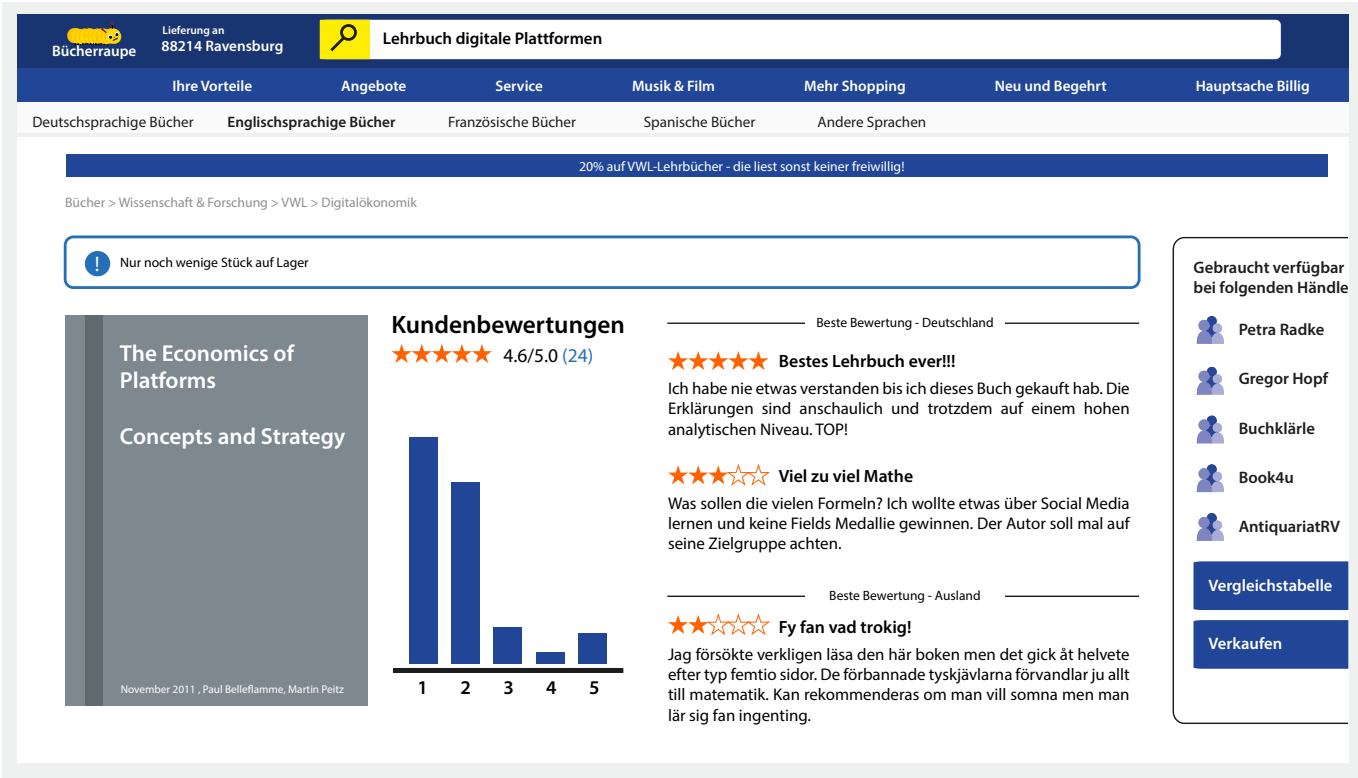
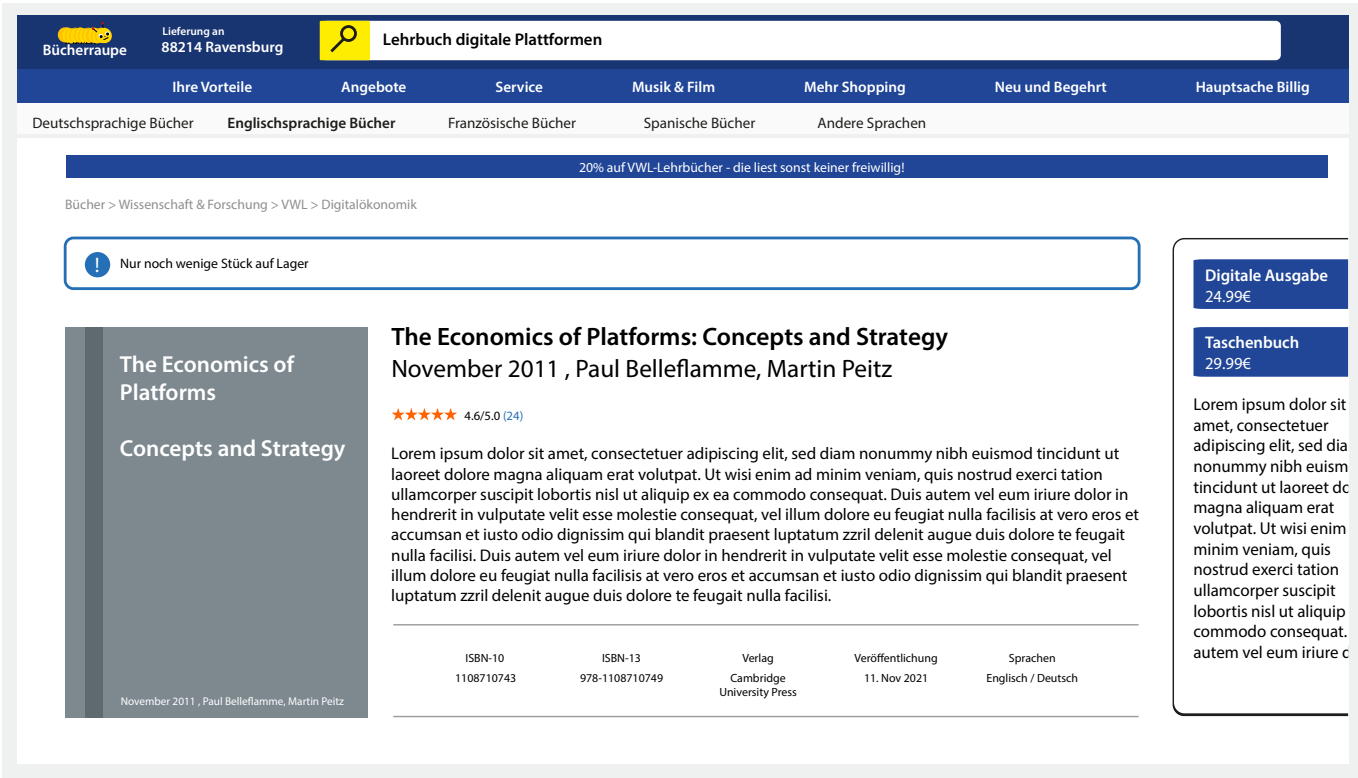
Durch die Netzwerkeffekte bieten Plattformen ihren Nutzern zwei Arten von Nutzen:

Intrinsischer Nutzen Der Nutzen, den die Plattform auch ohne zusätzliche Nutzer bieten würde.

Netzwerknutzen Der Nutzen, der durch die Aktivität anderer Nutzer geschaffen wird.

Intrinsischer Nutzen

Netzwerknutzen



Netzwerküter

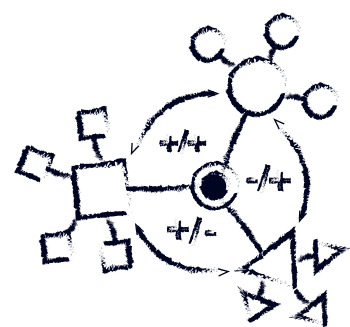
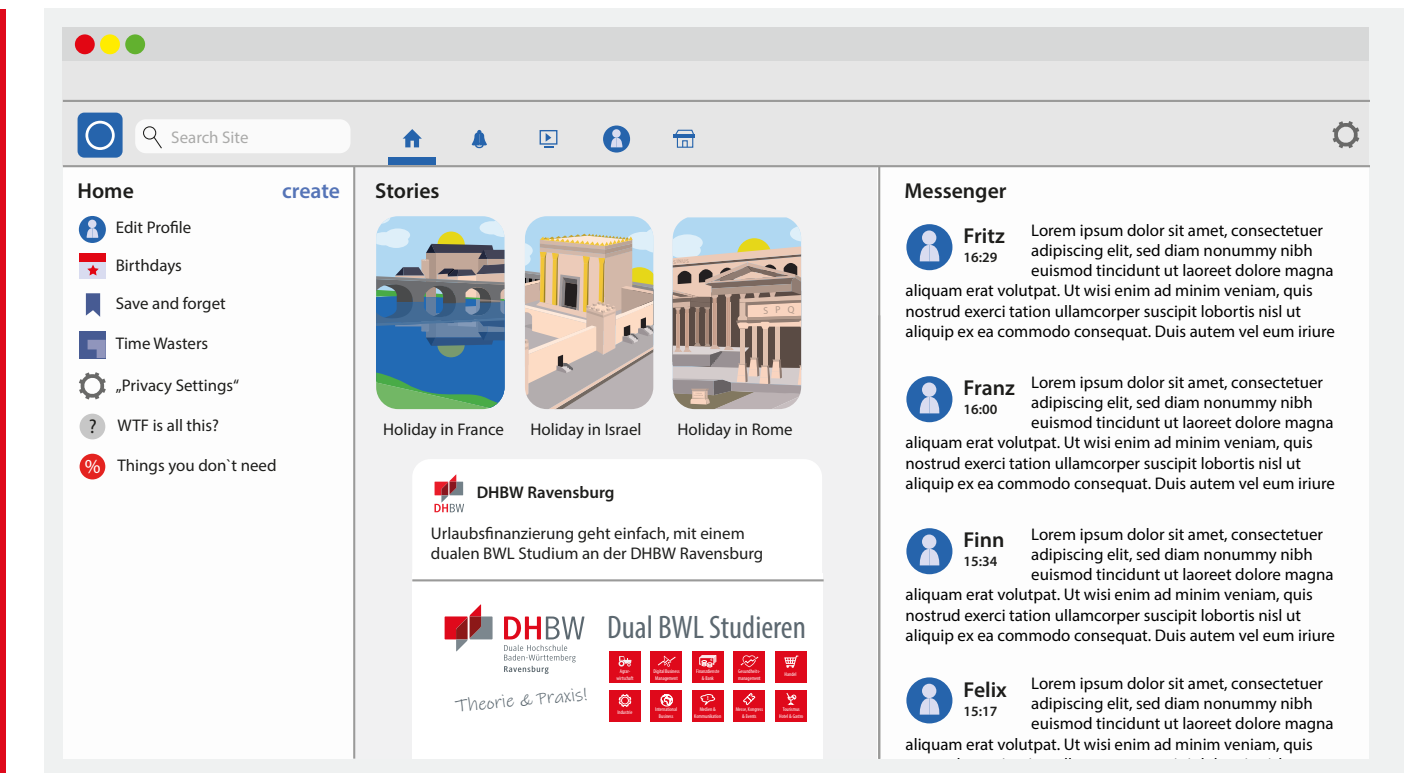
Spielt bei einem Gut der Netzwerknutzen eine relevante Rolle, bezeichnen wir dieses als Netzwerkut.

Bei vielen digitalen Plattformen besteht der Nutzen sogar ausschließlich aus dem Netzwerknutzen. Der intrinsische Nutzen ist marginal oder nicht existent.

**Normale
Güter**



**Netzwerk-
güter**



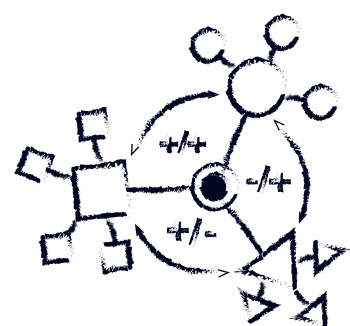
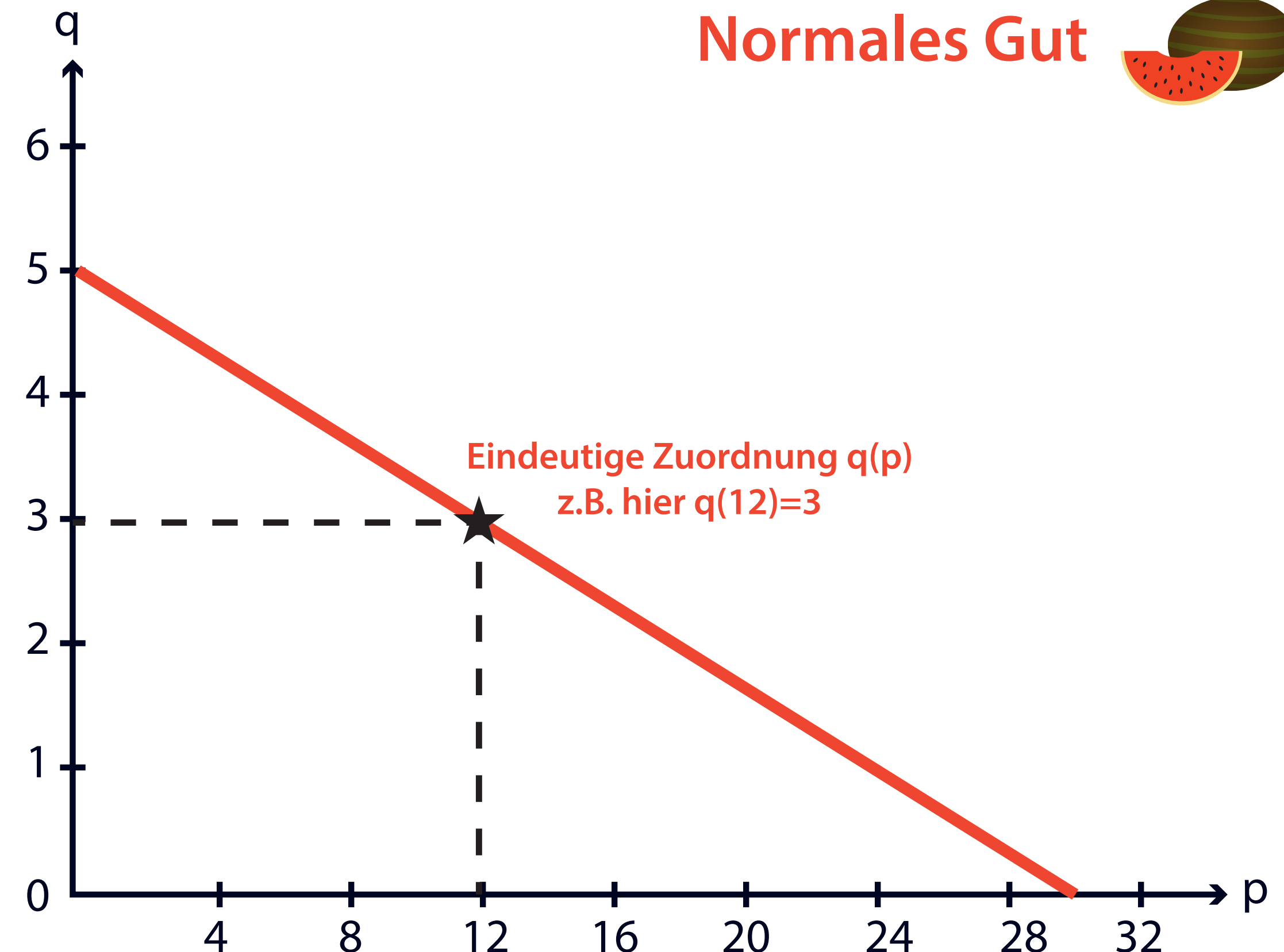
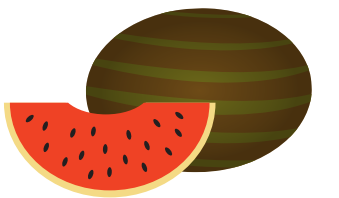
Netzwerkgüter

Die Nachfrage nach Netzwerkgütern unterscheidet sich elementar von der Nachfrage nach normalen Gütern.

Normale Güter haben eine monoton fallende Nachfragefunktion, die jedem Preis genau eine Absatzmenge zuordnet.

Netzwerkgüter können multiple Gleichgewichte haben: Zu einem Preis kann es mehrere Nachfragewerte geben.

Normales Gut

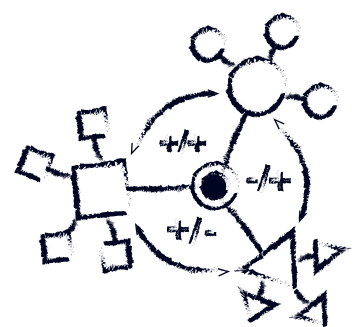
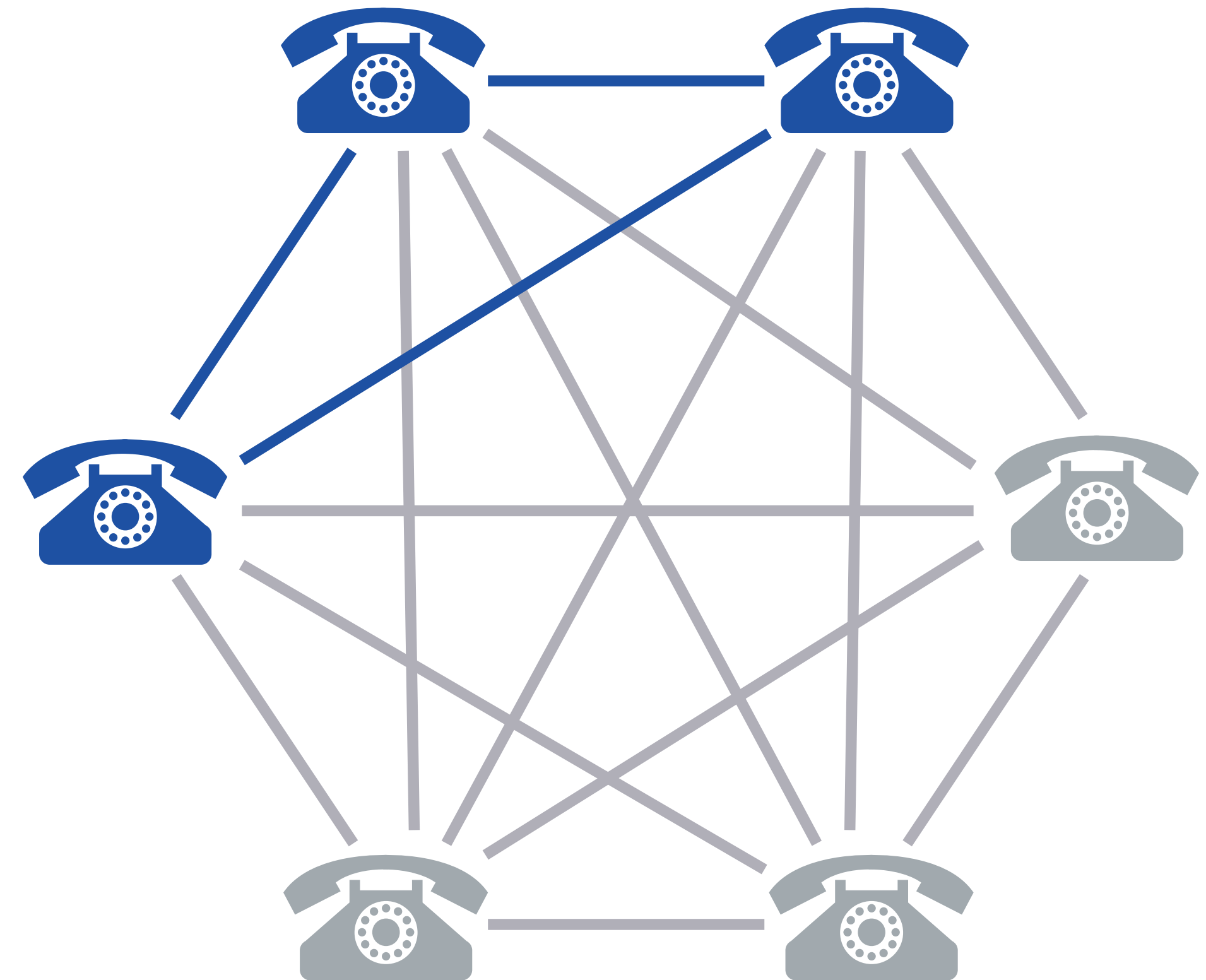


Netzwerkgüter

Beispielmodell für Netzwerkgüter: Dorf mit 6 Einwohnern von denen n_A einen Telefonanschluss haben.

Der Telefonanschluss ermöglicht den Anruf von n_V anderen Einwohnern mit Anschluss sowie einer Notrufnummer.

Originalmodell aus Kapitel 7 von Shy, O. (2001). The economics of network industries. Cambridge university press. Online verfügbar unter <https://eclass.unipi.gr/modules/document/file.php/OEP263/Συμπληρωματικό%20Υλικό/The%20Economics%20of%20Network%20Industries.pdf>

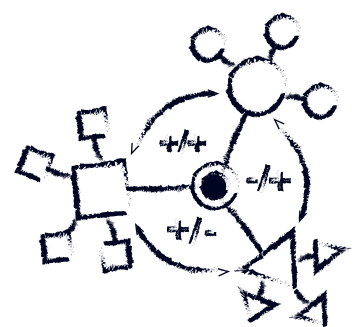
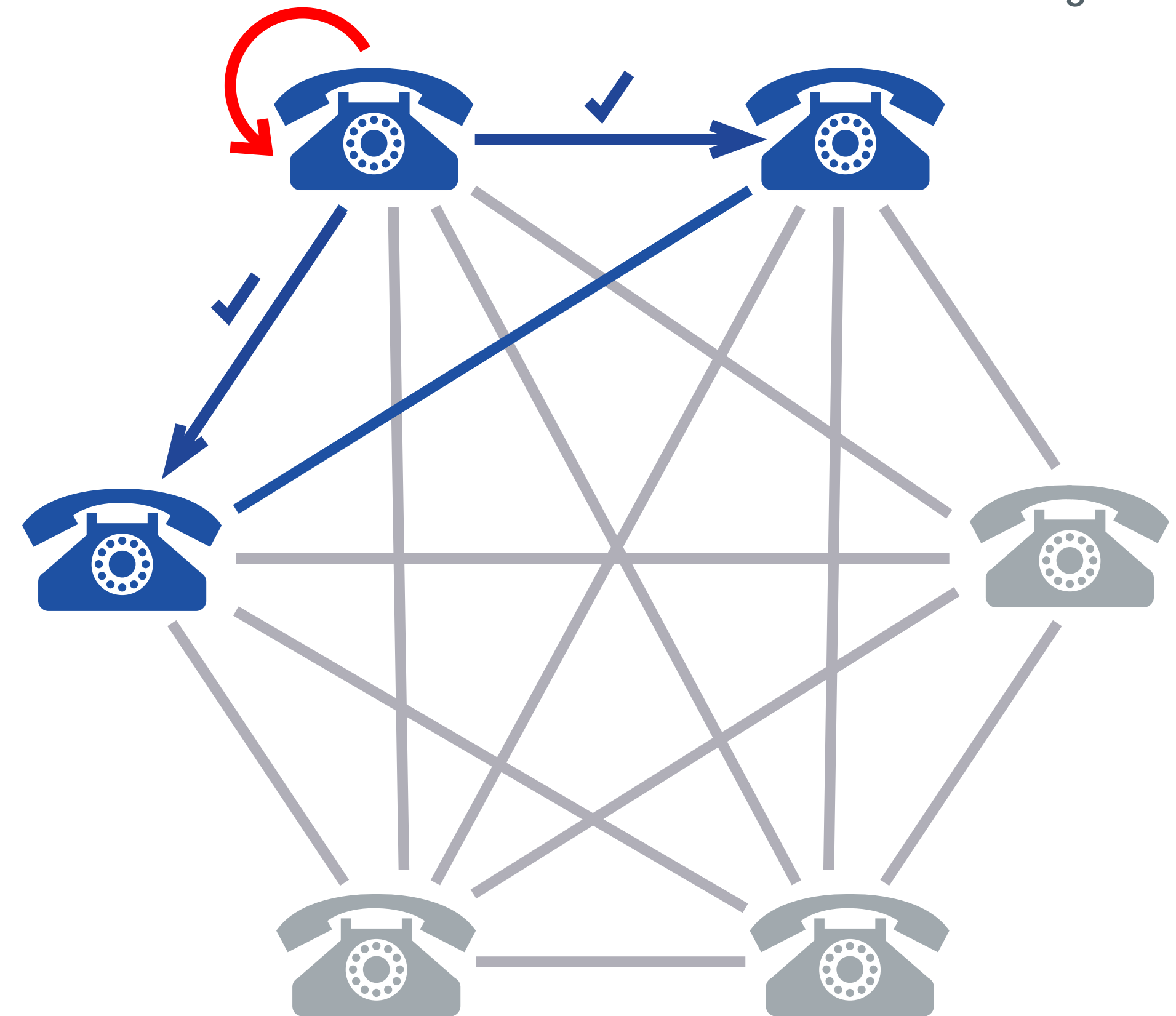


Netzwerkgüter

Die Anzahl an Verbindungen pro Anschluss n_v ist:

$$n_v = \max(n_A - 1, 0)$$

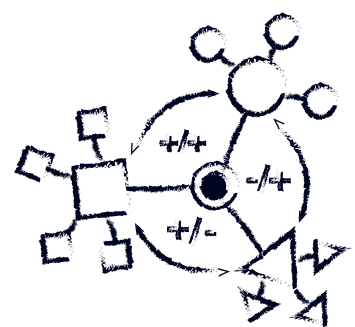
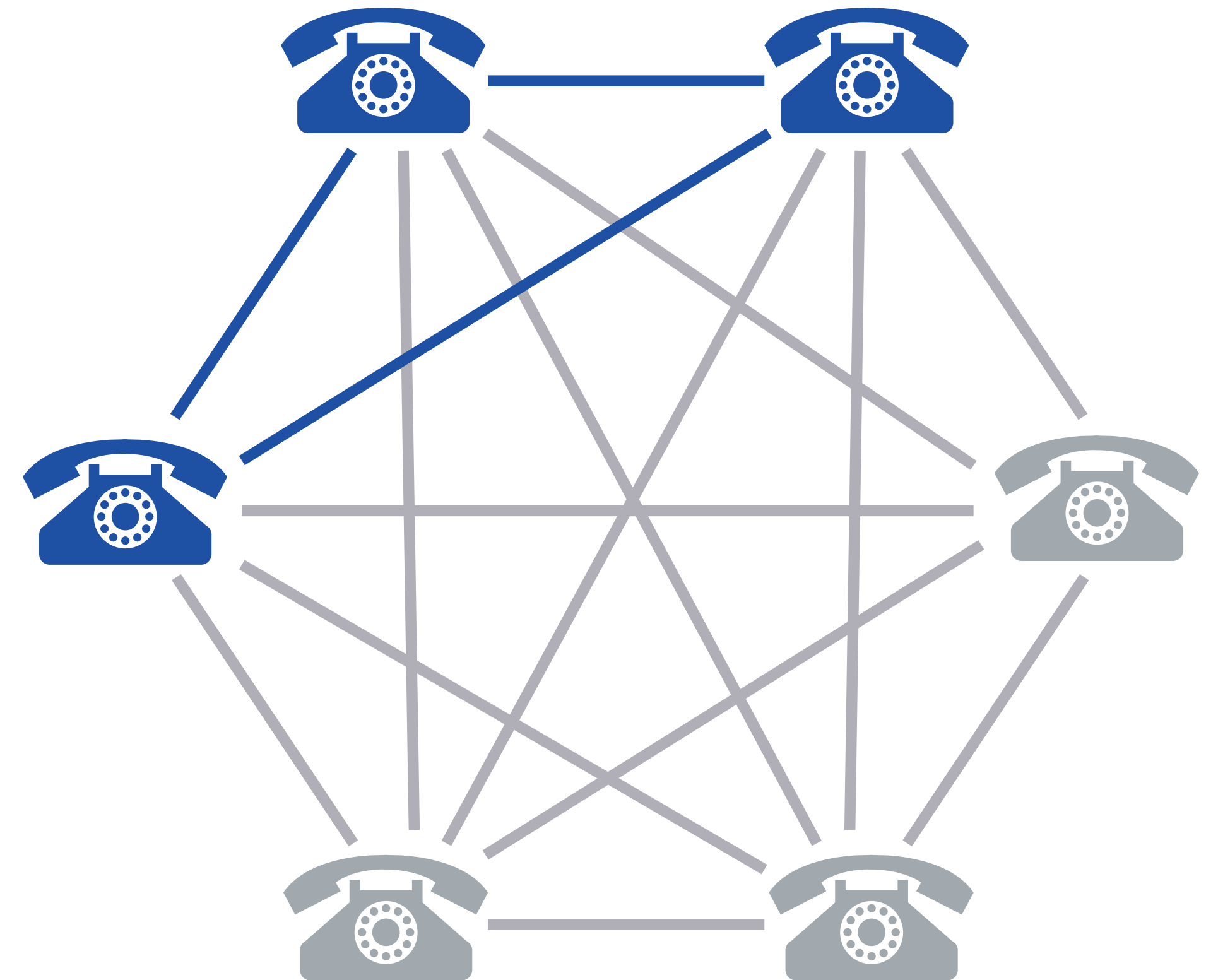
Warum? Es macht keinen Sinn, sich selbst anzurufen! Im Bild rechts haben wir 3 Anschlussbesitzer, von denen jeder 2 andere Anschlussbesitzer anrufen kann.



Netzwerkgüter

Versetzen wir uns in die Lage eines Anwohners mit Anschluss: Welchen Nutzen zieht dieser aus seinem Anschluss?

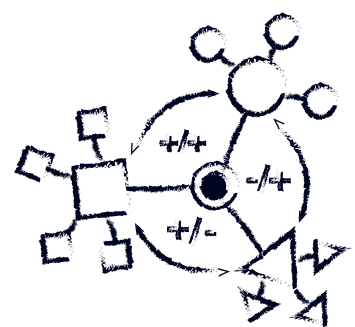
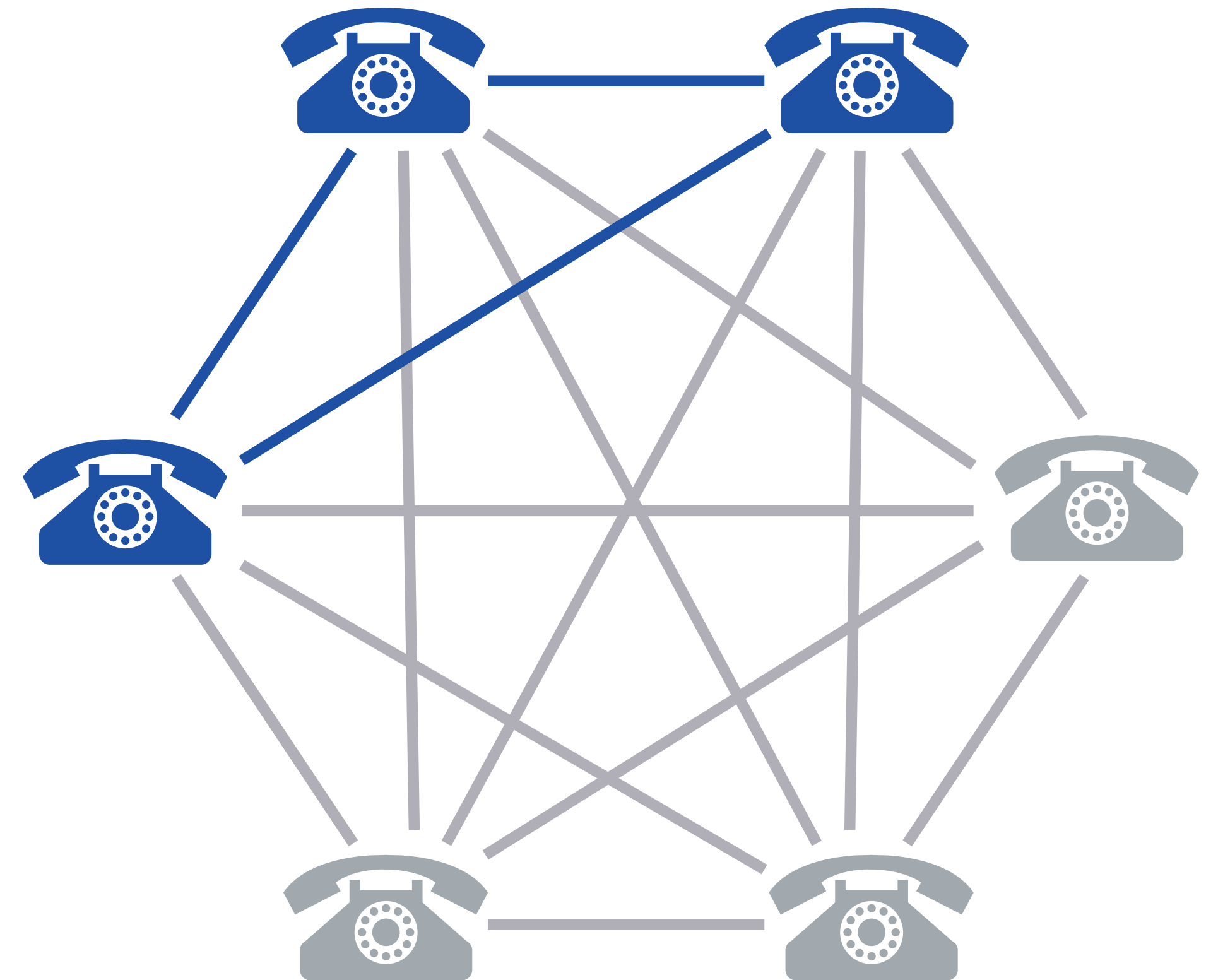
Die Möglichkeit den Notruf zu wählen ist der **intrinsische Nutzen** des Anschlusses. Die Höhe dieser Nutzenkomponente ist unabhängig von der Anzahl Anwohner mit Telefonanschluss.



Netzwerkgüter

Versetzen wir uns in die Lage eines Anwohners mit Anschluss: Welchen Nutzen zieht dieser aus seinem Anschluss?

Die Möglichkeit andere Einwohner anzurufen ist der **Netzwerknutzen**. Die Höhe dieser Nutzenkomponente skaliert mit der Anzahl Anwohner mit Telefonanschluss.

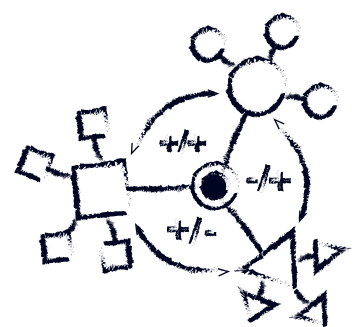
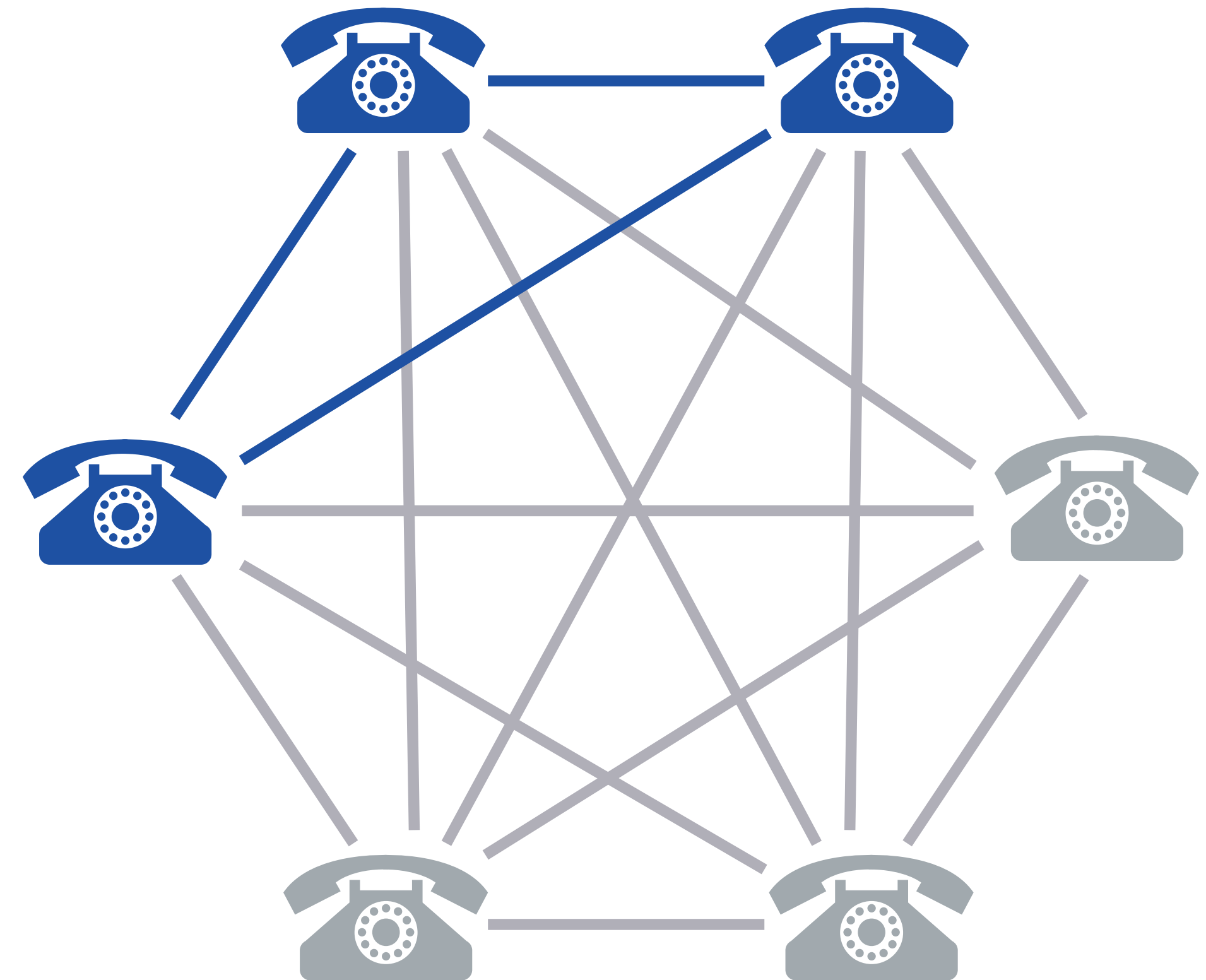


Netzwerkgüter

Wir nehmen einen intrinsischen Nutzen von r und einen Netzwerknutzen von βn_v an, d. h., jede Kontaktmöglichkeit wird mit einem Nutzenwert von β bewertet.

Wäre der Anschluss kostenlos, würde er folgenden Nutzen bieten:

$$U(n_v) = r + \beta n_v$$

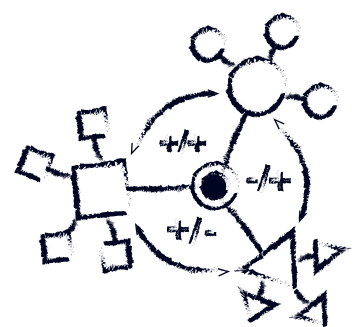
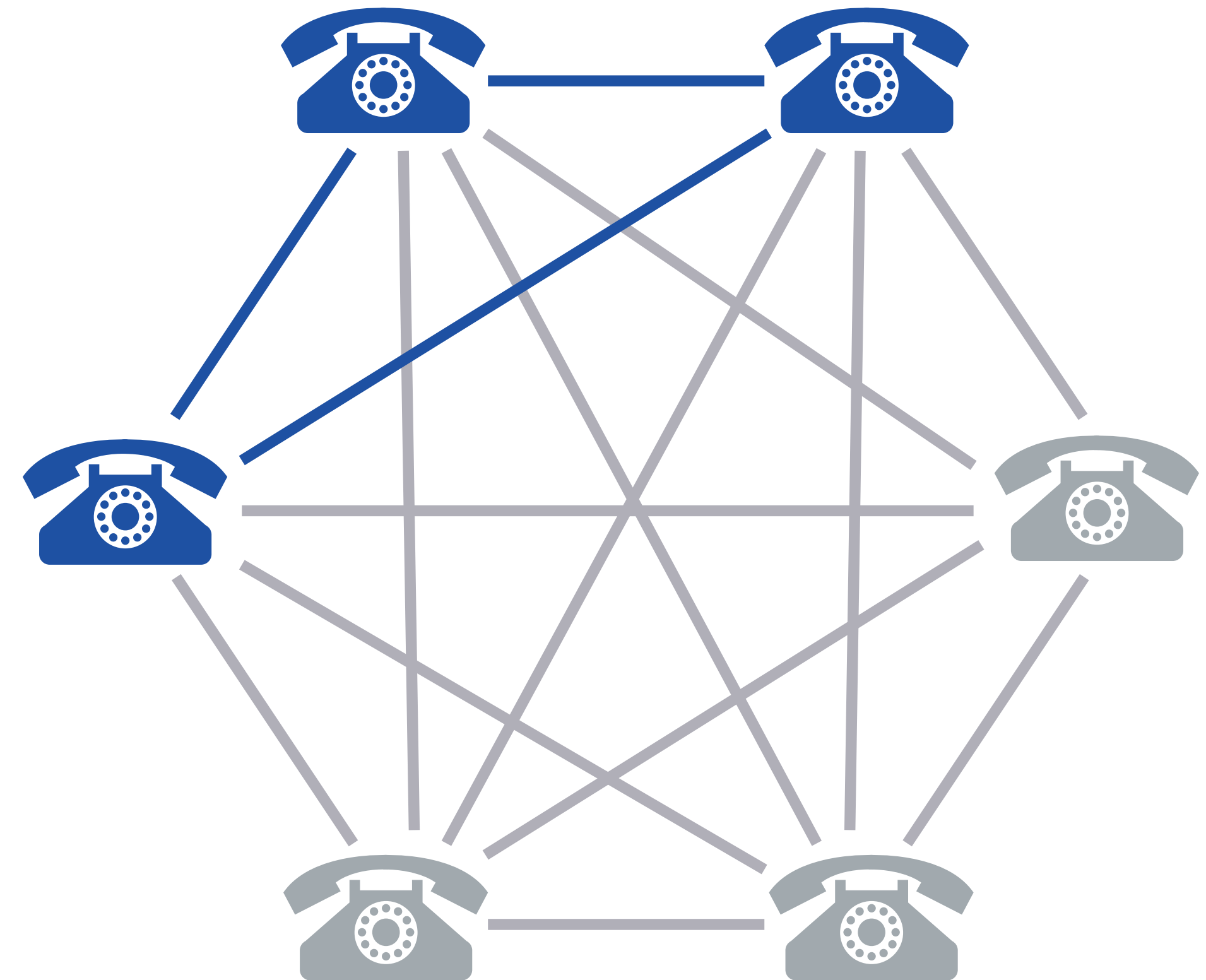


Netzwerkgüter

Die Kosten des Anschlusses sollen ein fester, nutzenunabhängiger Betrag A sein. Diesen ziehen wir vom Nutzen ab.

Gesamtnutzen eines Einwohners mit Telefonanschluss:

$$U(n_v) = r + \beta n_v - A$$



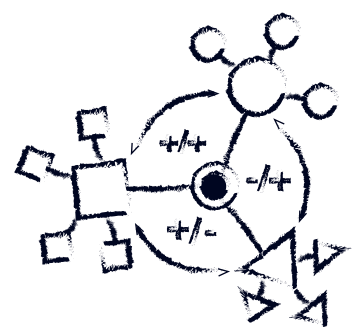
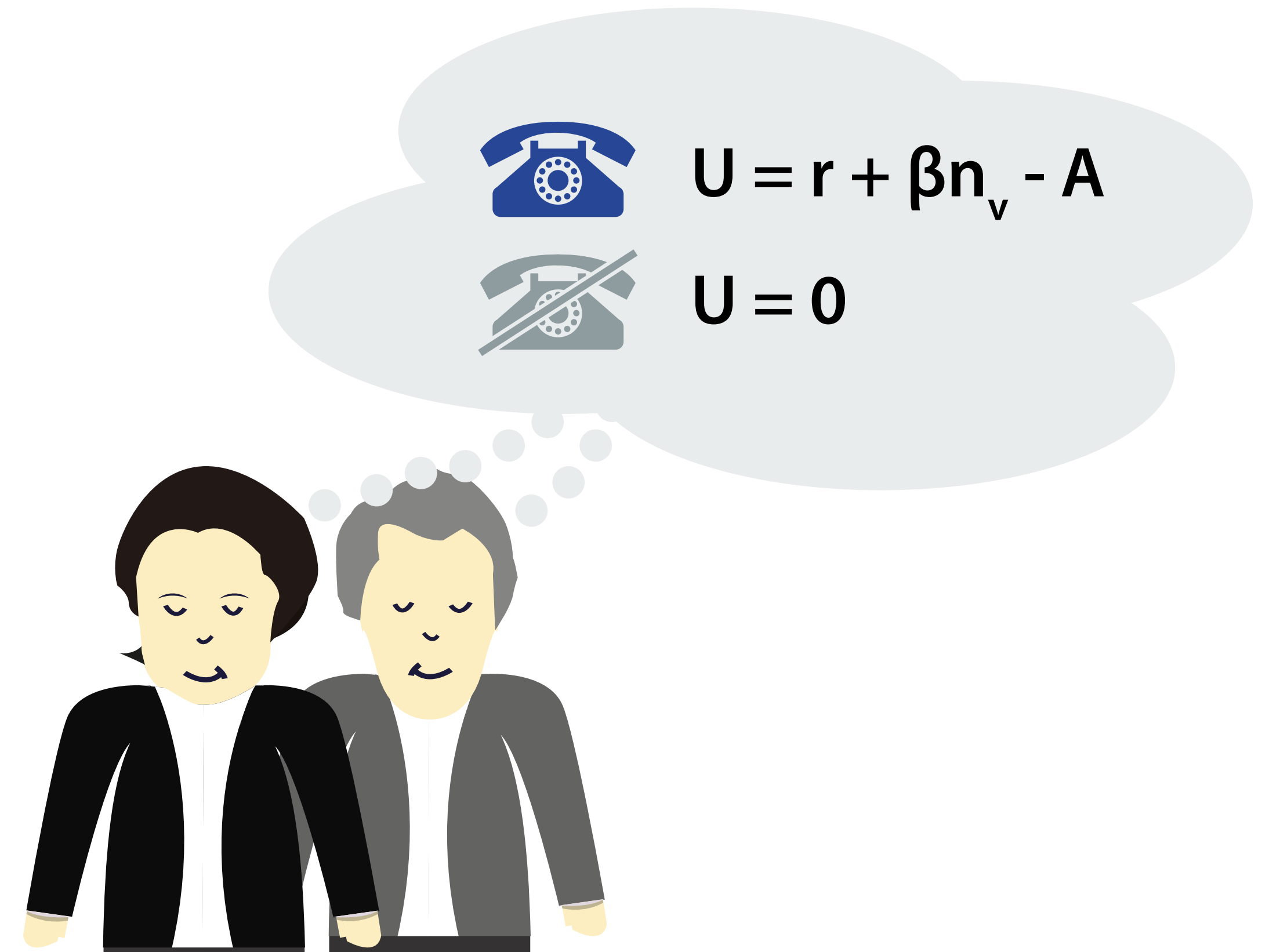
Netzwerkgüter

Der Telefonanschluss ist freiwillig. Jeder Einwohner hat eine sogenannte **Outside-Option**, die einen Nutzen von 0 bringt.

Der Einwohner hat zwei Optionen und entscheidet sich für die Option, die ihm den höchsten Nutzen bringt:

Anschluss installieren: $r + \beta n_v - A$

Outside-Option: 0



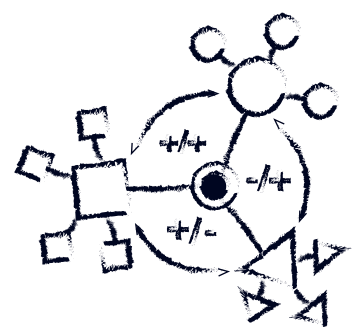
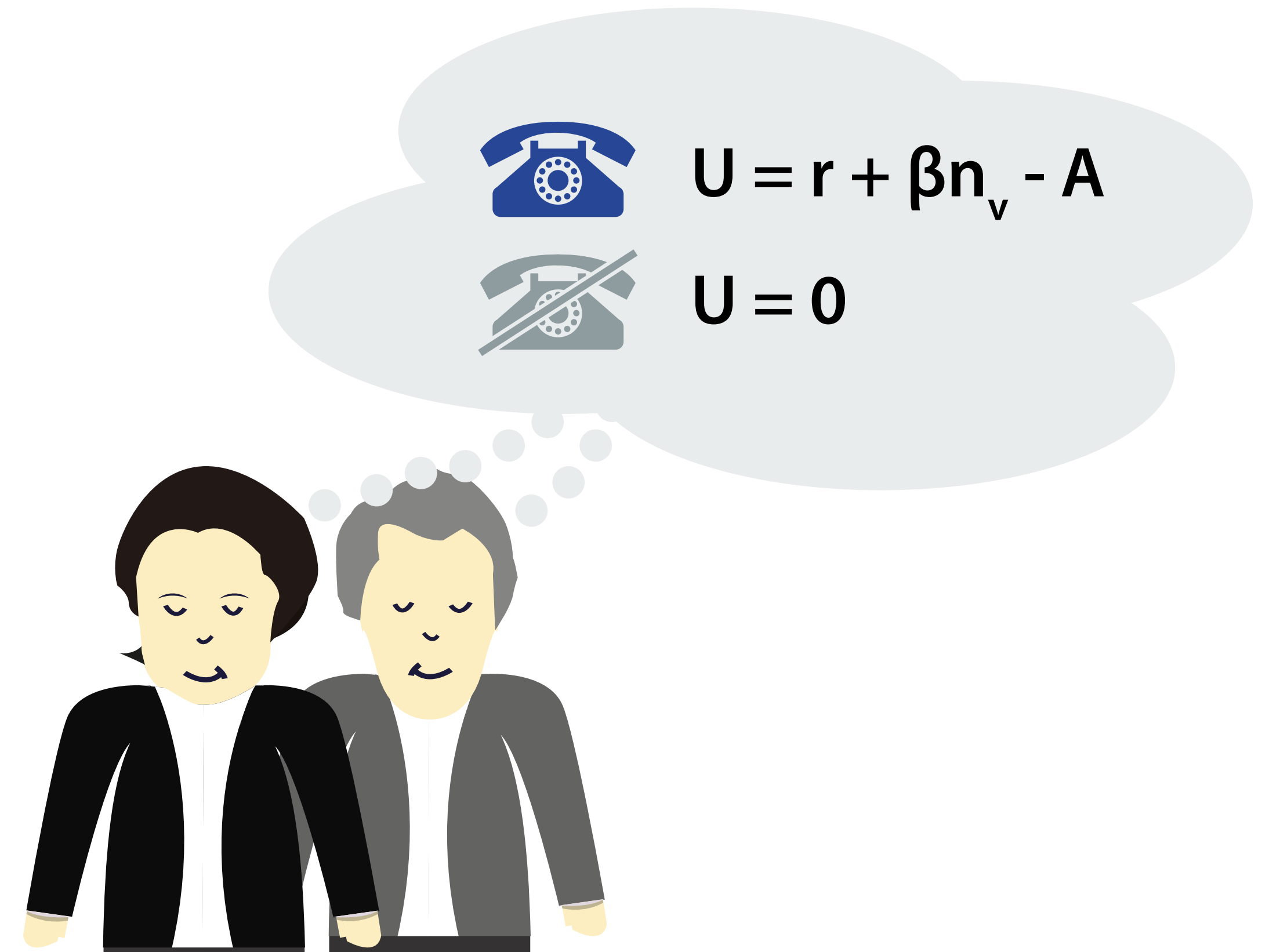
Netzwerkgüter

Der Einwohner sollte einen Anschluss installieren wenn:

$$r + \beta n_v \geq A$$

Besonderheit Die Entscheidung ist nicht nur vom Konsumenten (r, β) und vom Anbieter (A) abhängig ...

... sondern auch vom Verhalten anderer Konsumenten!

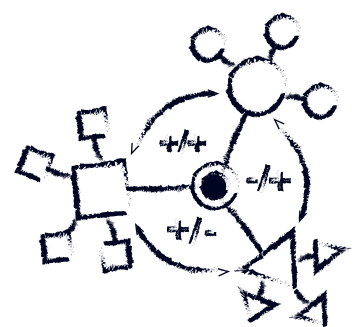
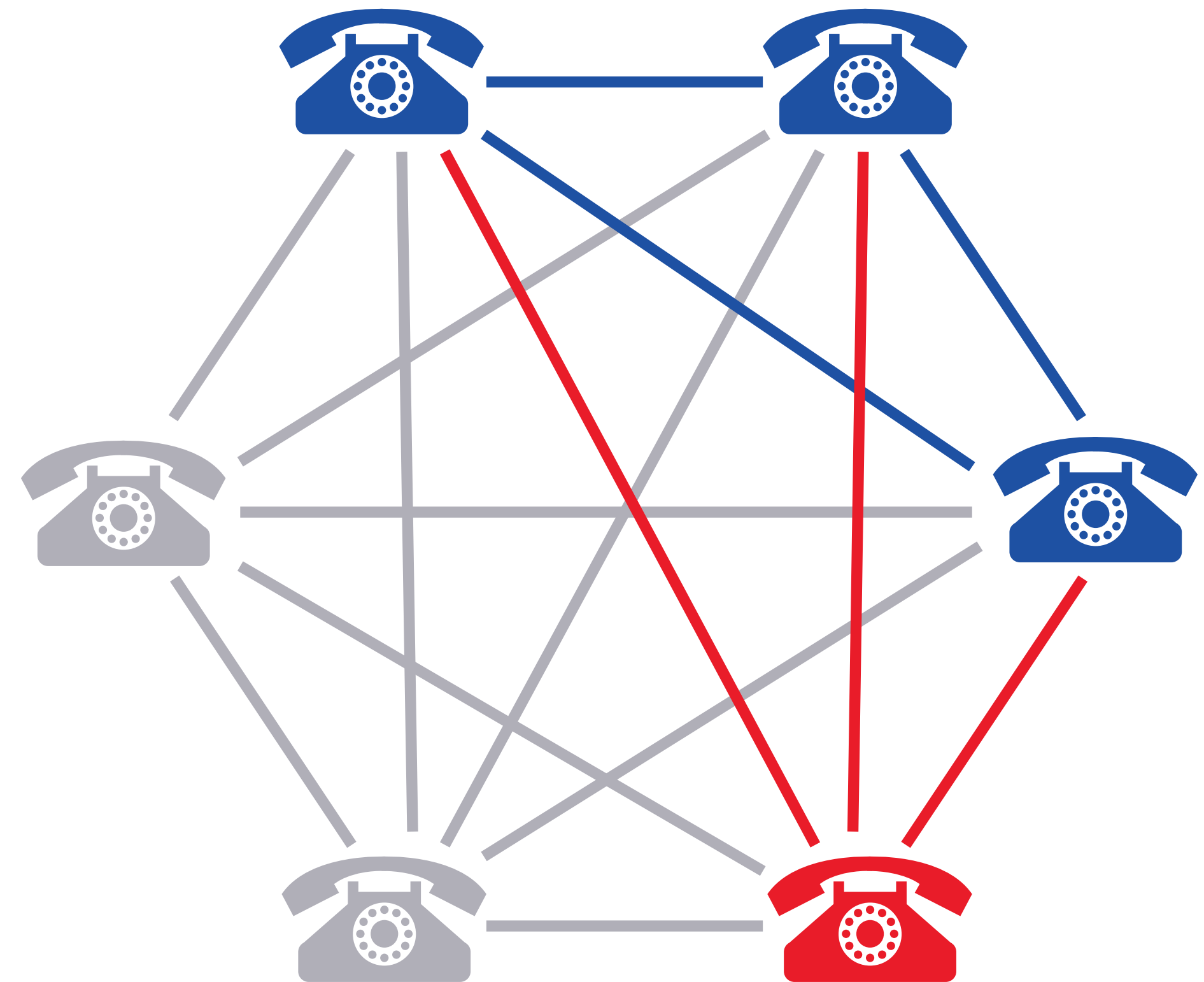


Netzwerkgüter

Zahlenbeispiel A Intrinsischer Nutzen $r=10$, Nutzen pro Kontakt $\beta=2$, Anschlussgebühr $A=14$ und $n_A=3$ bestehende Anschlüsse.

$$\begin{aligned} U(n_v) &= r + \beta n_v - A \\ &= 10 + 2n_v - 14 \end{aligned}$$

Wir versetzen uns in den rot markierten Einwohner. Sollte dieser einen Telefonanschluss installieren lassen?

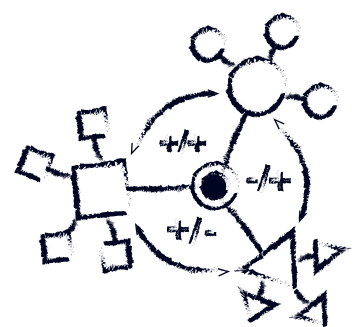
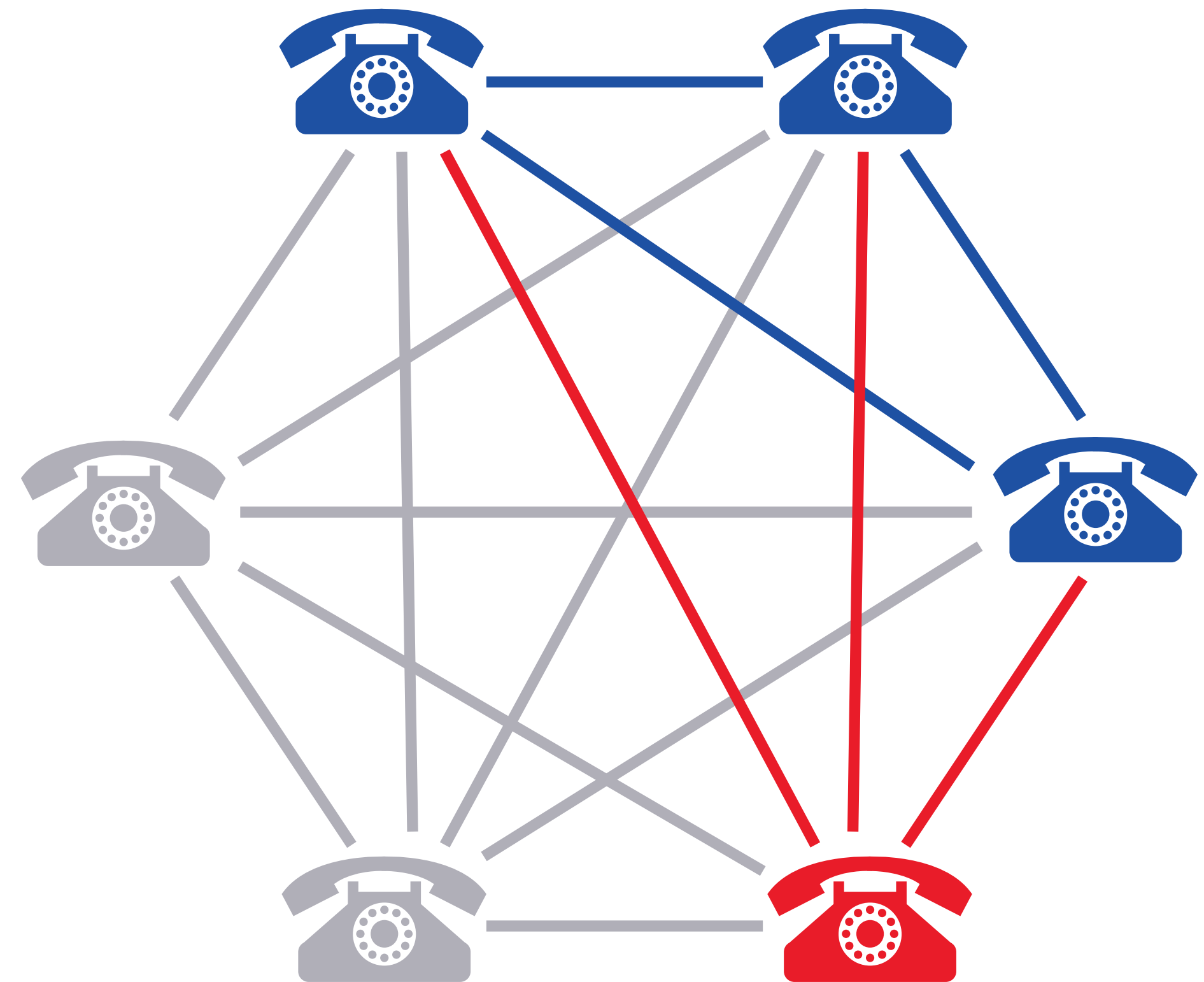


Netzwerkgüter

Ja, denn nach der Installation seines Anschlusses gibt es vier Anschlüsse und es gilt:

$$10 + 2 \cdot 3 \geq 14$$

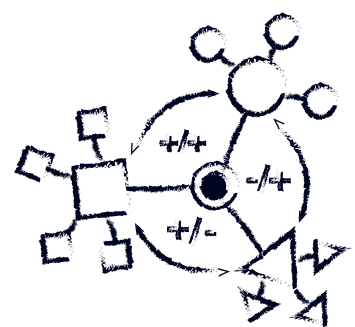
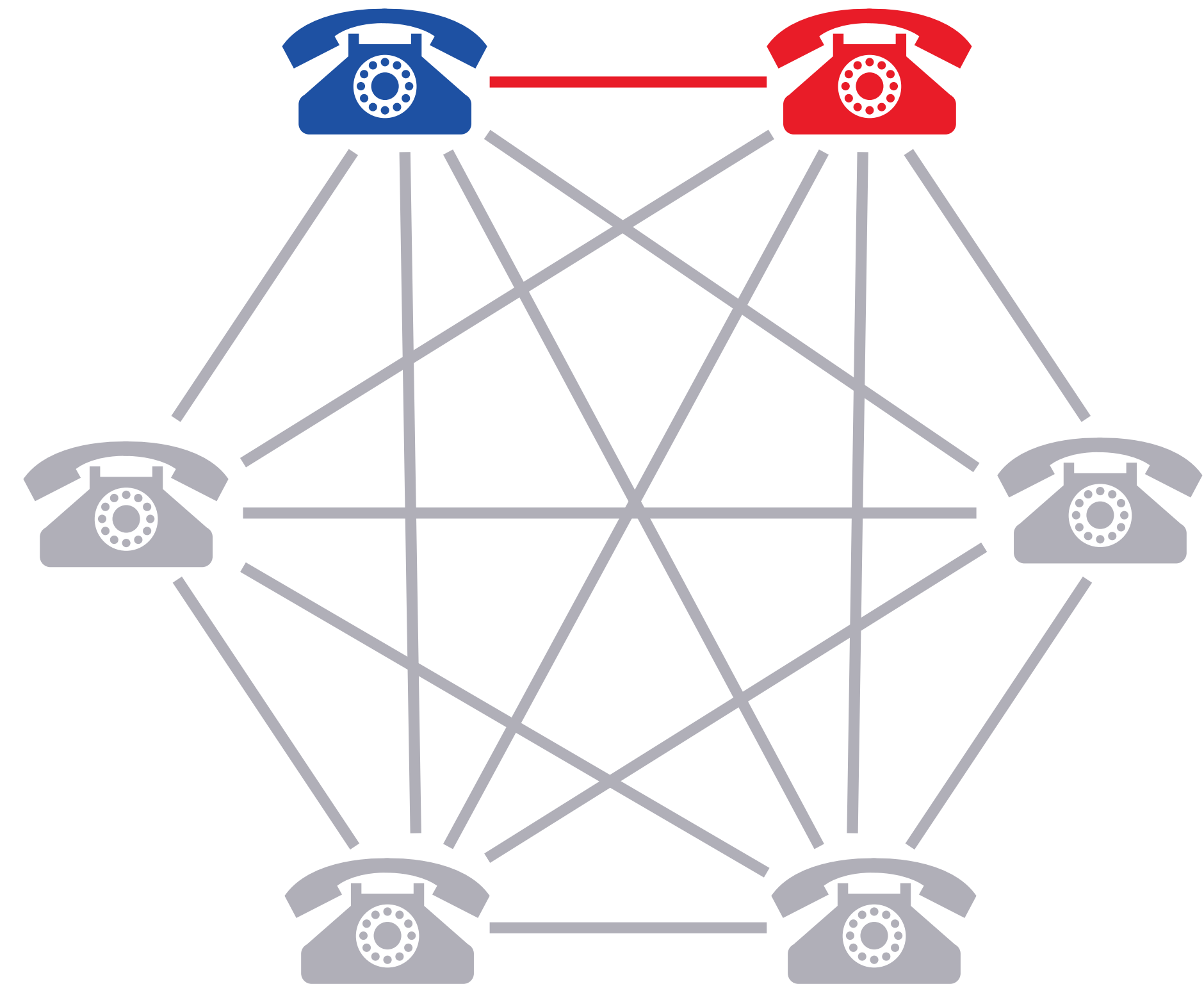
Dadurch wird der Anschluss für die zwei übrigen Einwohner noch attraktiver, sodass diese ebenfalls einen Anschluss installieren lassen werden!



Netzwerkgüter

Zahlenbeispiel B Gleiche Zahlenwerte ($r=10$, $\beta=2$ und $A=14$) aber dieses Mal nur $n_A=1$ bestehende Anschlüsse.

Wir versetzen uns in den rot markierten Einwohner. Sollte dieser einen Telefonanschluss installieren lassen?



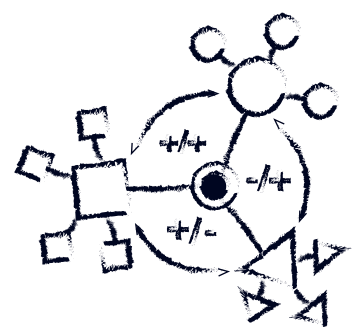
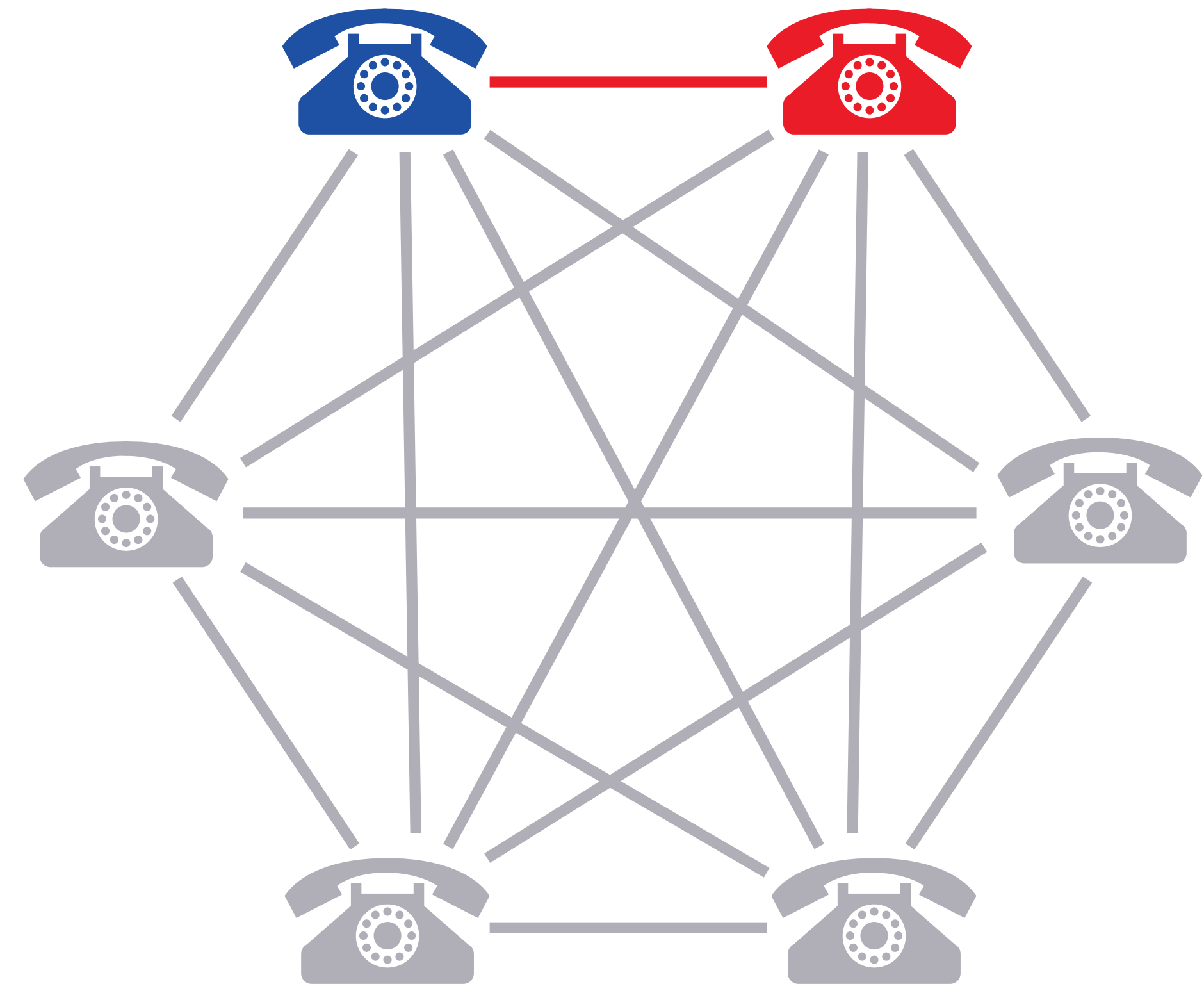
Netzwerkgüter

Nach der Installation seines Anschlusses gäbe es zwei Anschlüsse und es gilt:

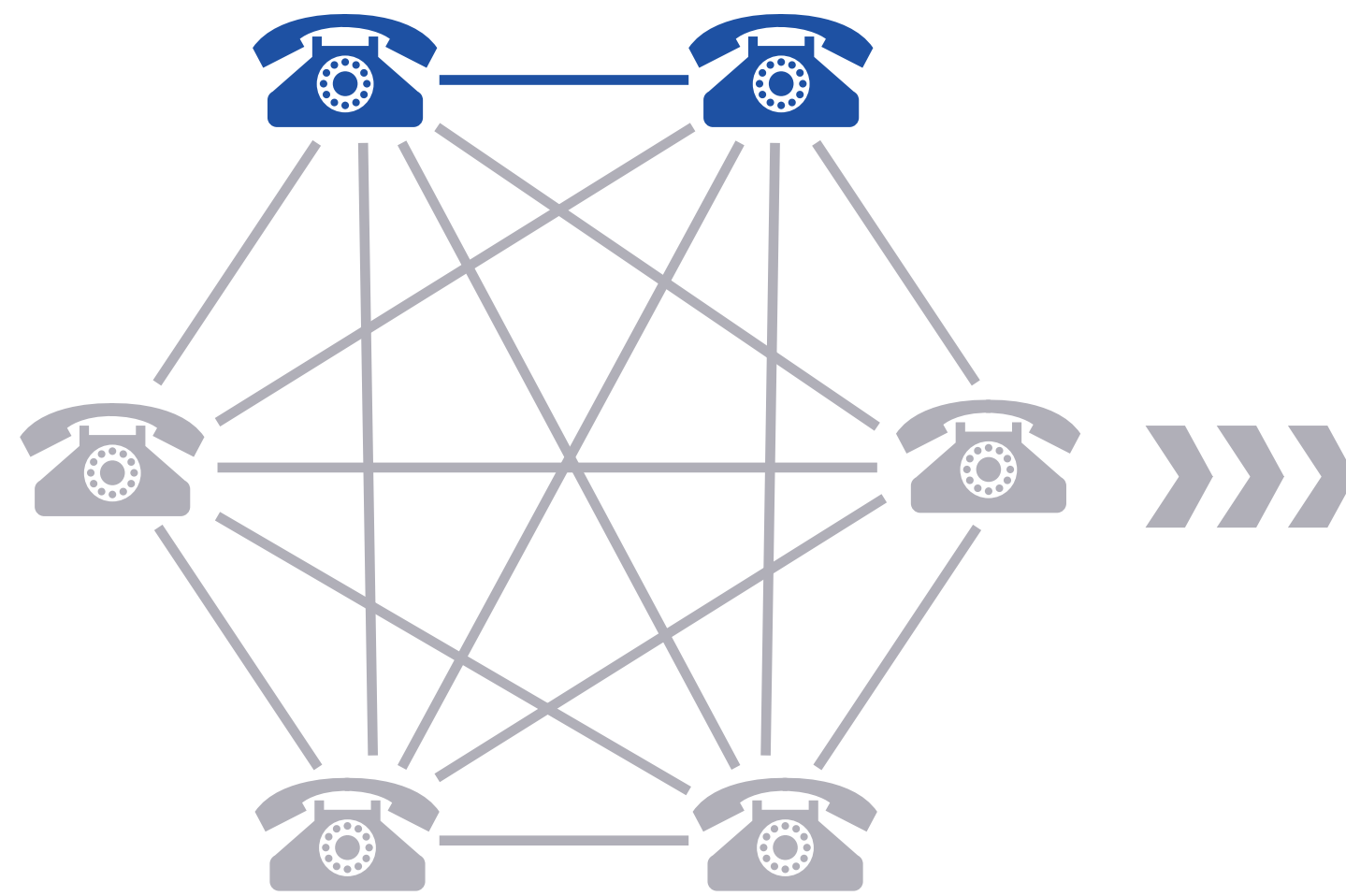
$$10 + 2 \cdot 1 < 14$$

Der betrachtete Einwohner bleibt lieber bei der Outside-Option, die ihm einen Nutzen von 0 bringt.

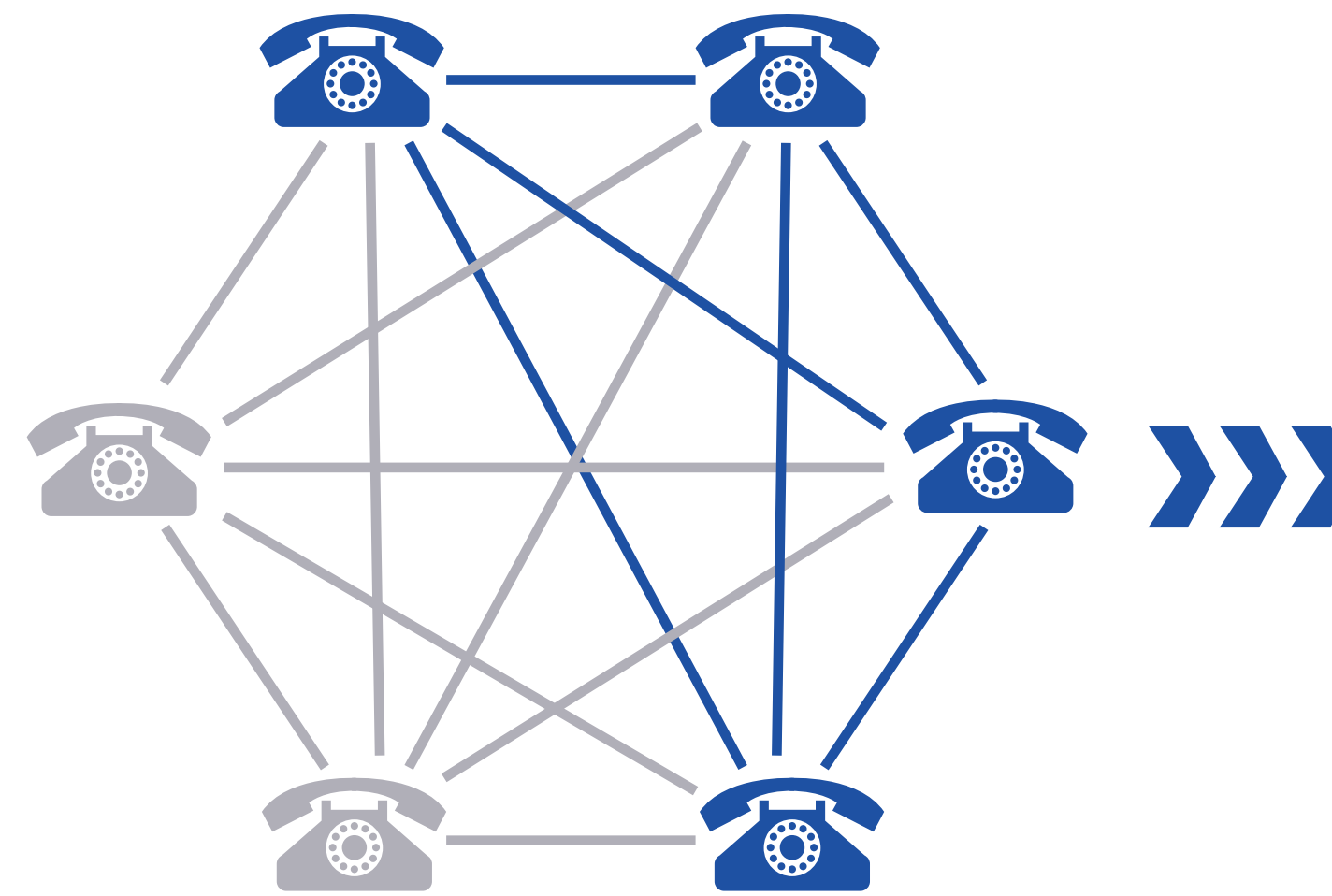
Der eine Einwohner, der bereits einen Telefonanschluss hat, würde diesen am liebsten auch zurückerstattet bekommen.



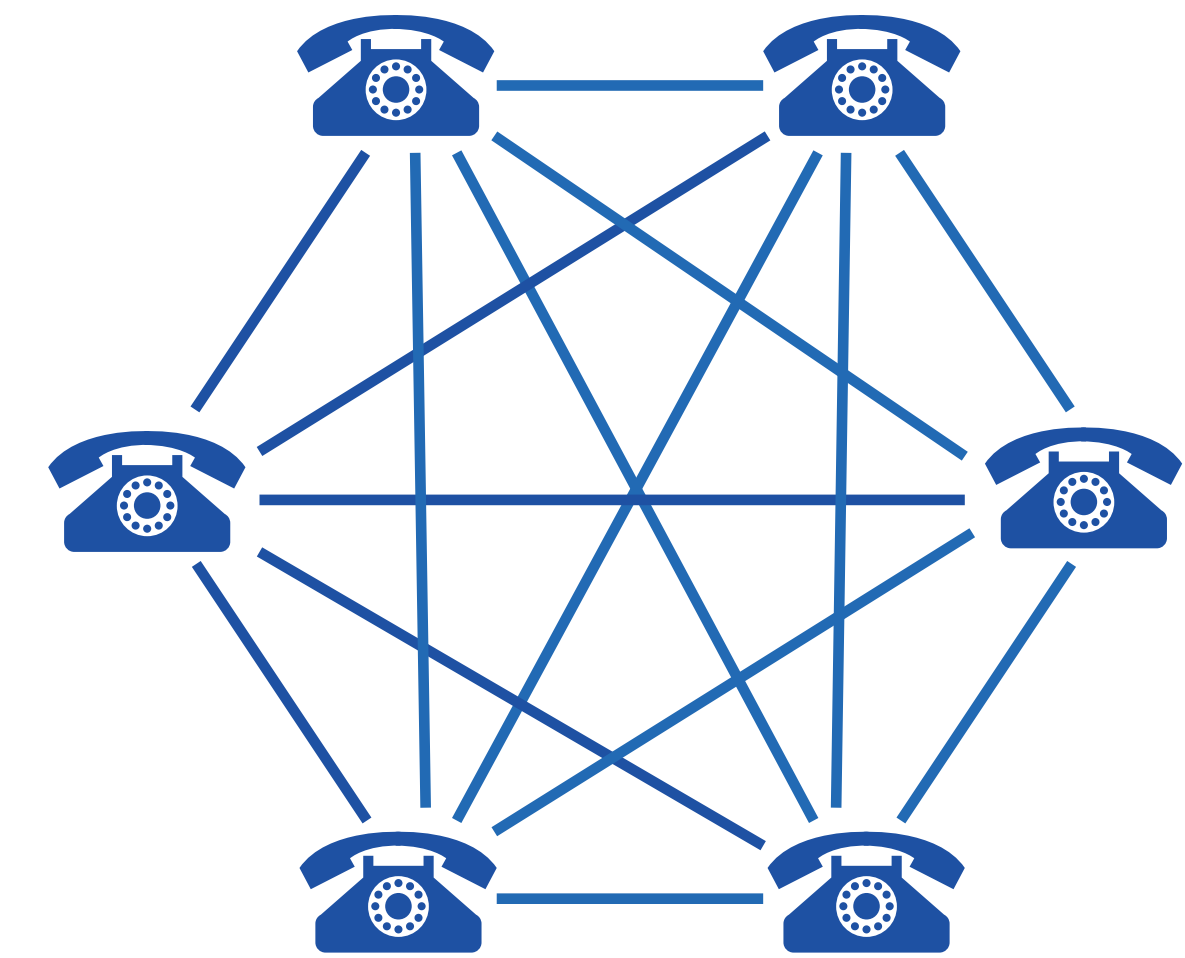
Nutzenfunktion: $U(n_v) = 10 + 2n_v - 14$ ($r=10, \beta=2, A=14$)



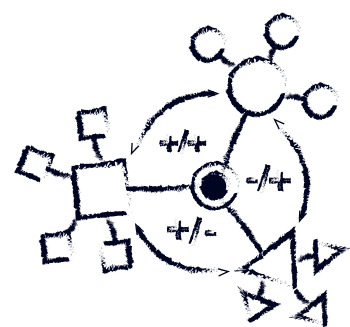
2 Anschlüsse
1 Verbindungen pro Anschluss
-2 Nutzen pro Anschluss ($10+2-14$)
-4 Gesamtnutzen

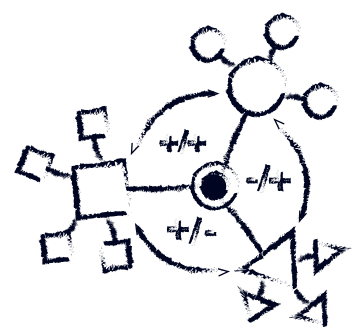
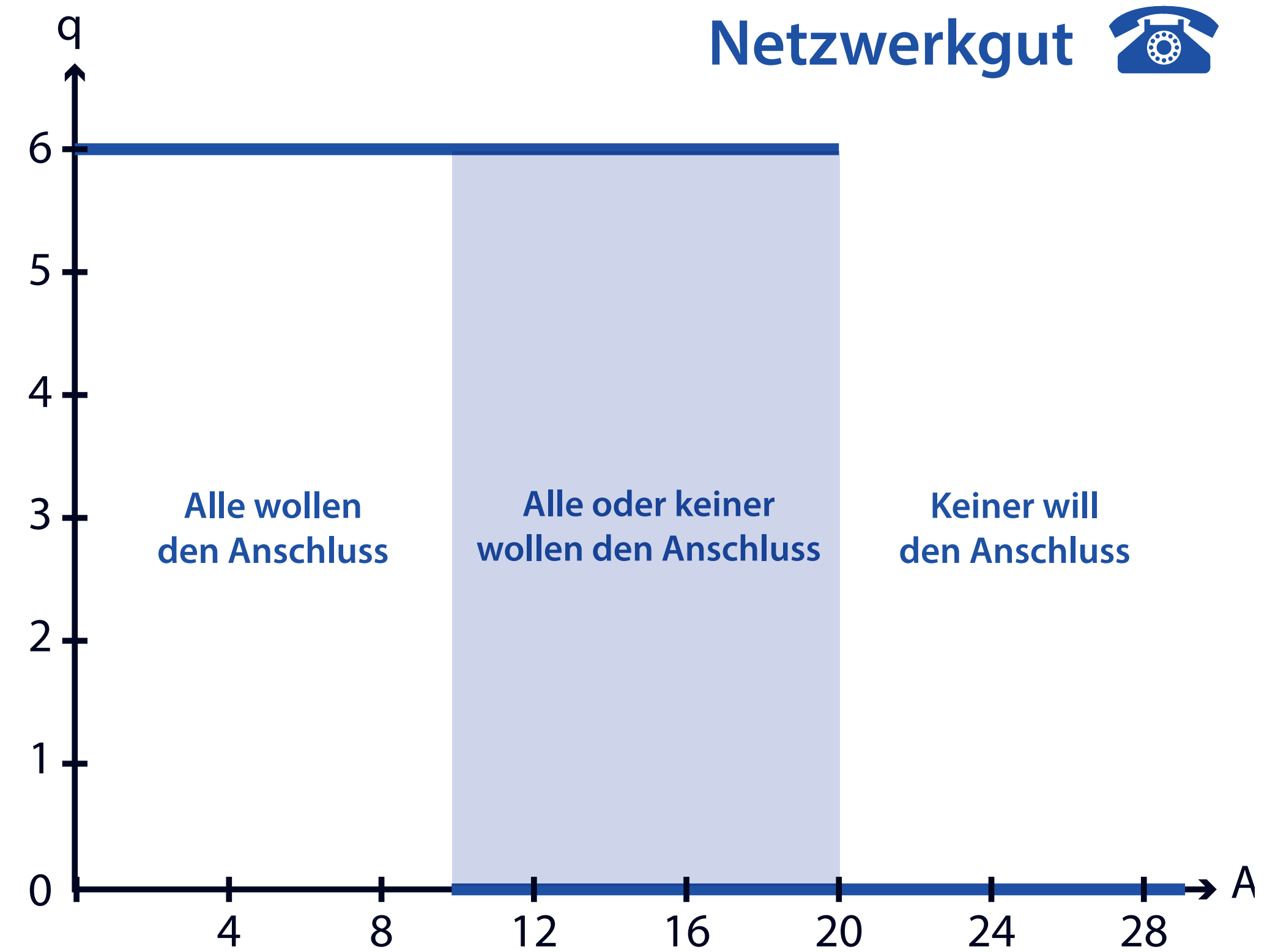
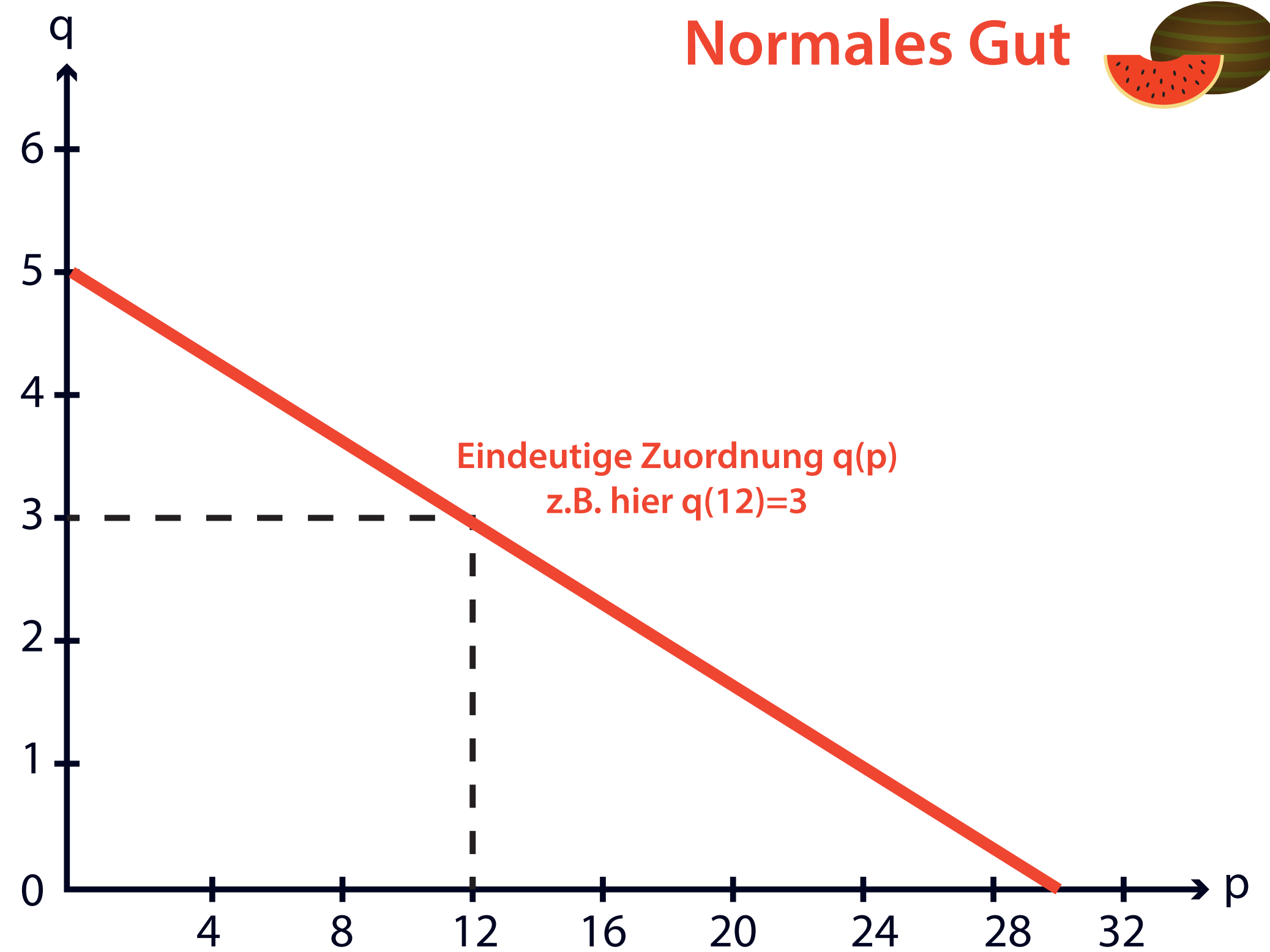


4 Anschlüsse
3 Verbindungen pro Anschluss
2 Nutzen pro Anschluss ($10+6-14$)
8 Gesamtnutzen



6 Anschlüsse
5 Verbindungen pro Anschluss
6 Nutzen pro Anschluss ($10+10-14$)
36 Gesamtnutzen



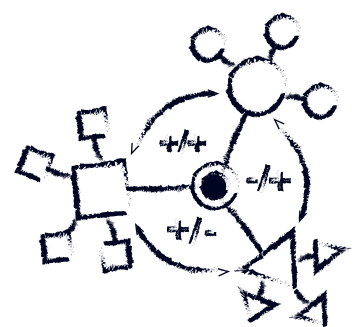
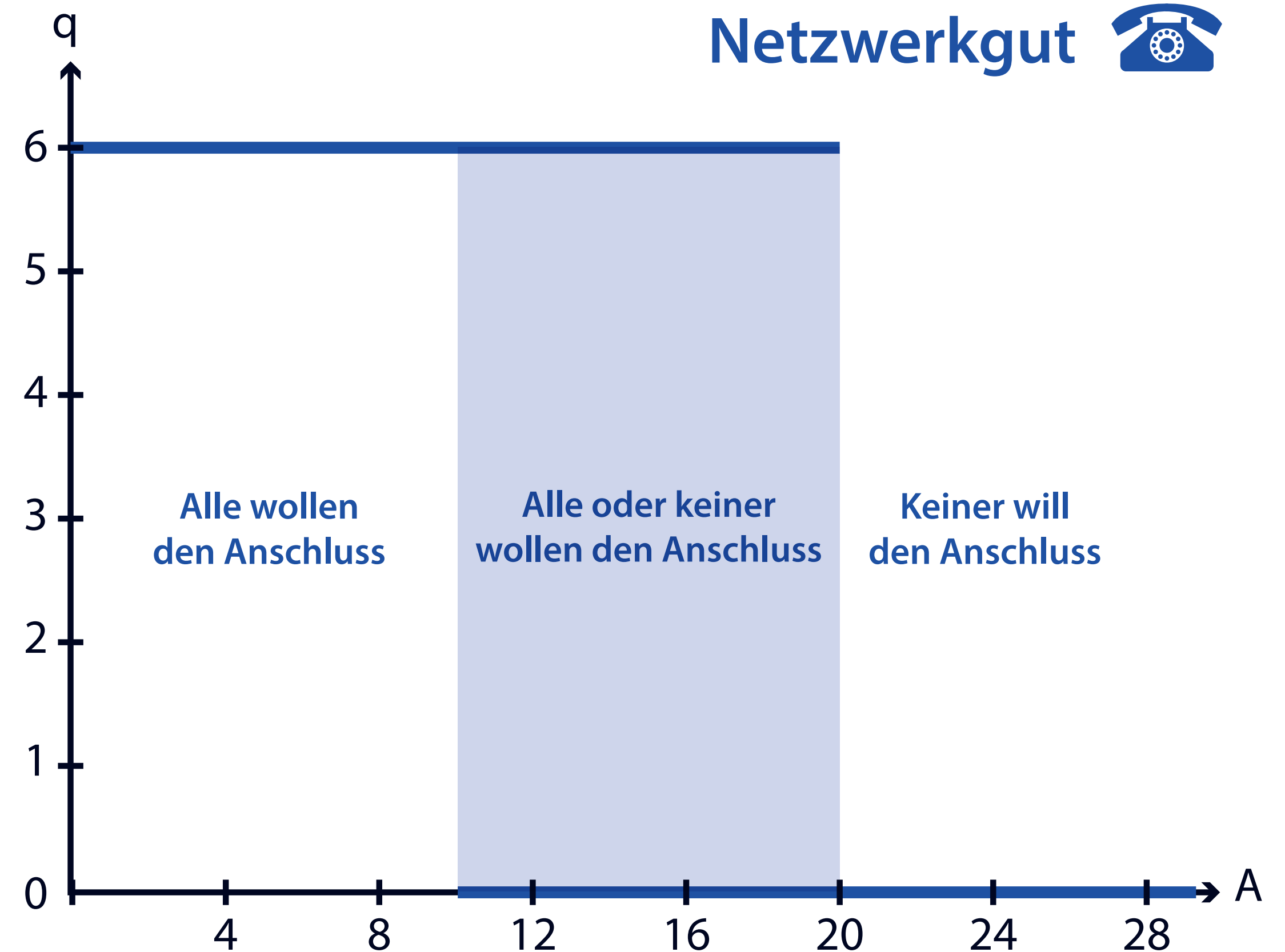


Netzwerkgüter

Für $A \leq 10$ ist das Netzwerk allein wegen seines intrinsischen Nutzens attraktiv. Selbst bei $n_v = 0$ würde die Entscheidung für das Netzwerk ausfallen.

Für $A > 20$ ist das Netzwerk selbst bei vollem Ausbau mit $n_v = 5$ nicht attraktiv. Die Entscheidung fällt also gegen das Netzwerk aus.

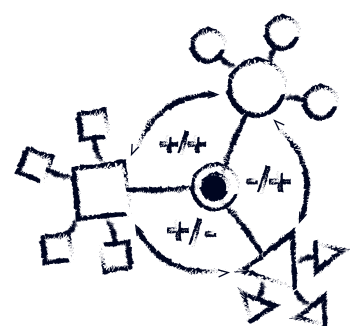
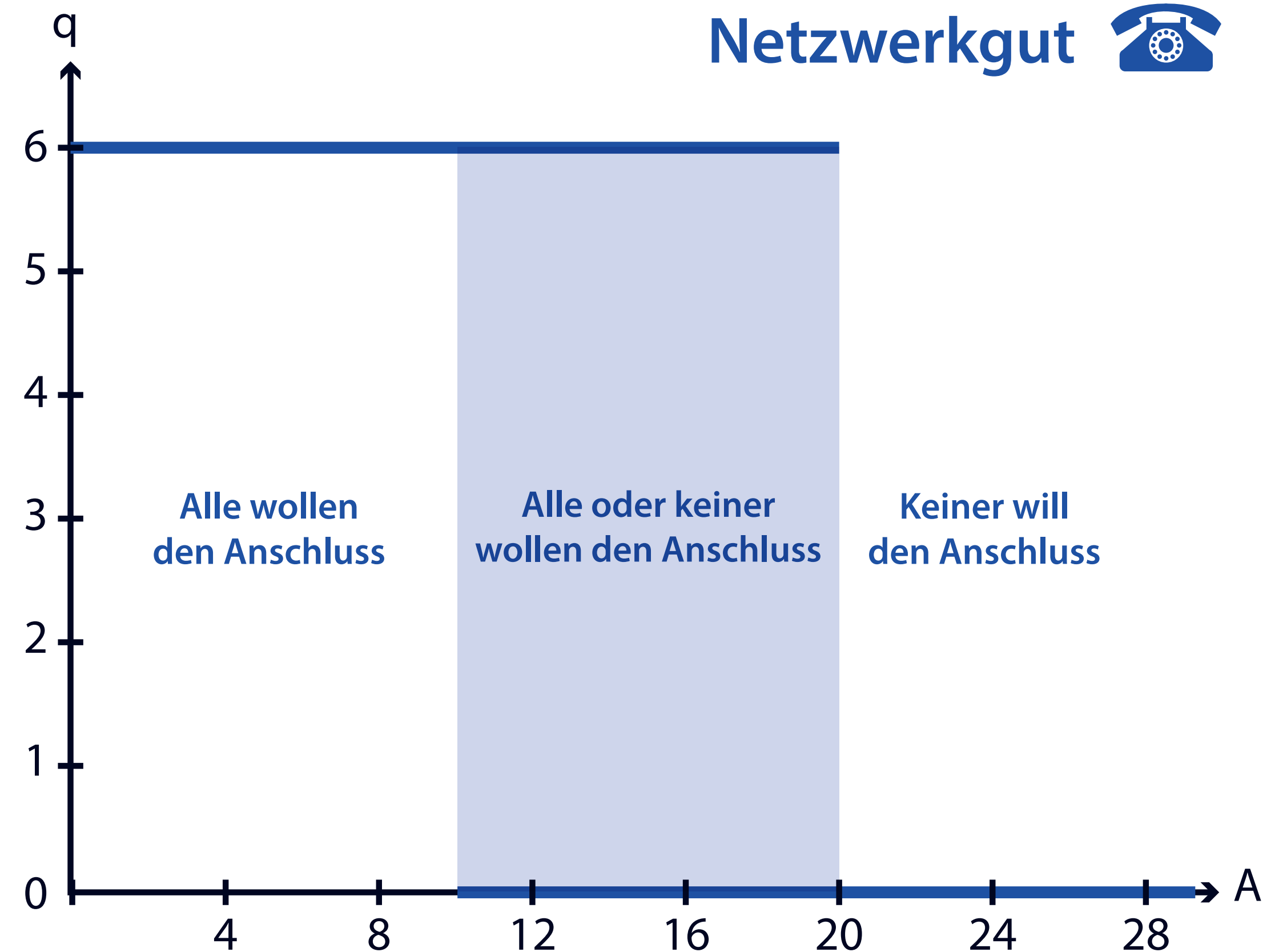
Für $10 \leq A < 20$ ist die Entscheidung von n_v abhängig.



Netzwerkgüter

Netzwerkgüter können multiple Gleichgewichte haben:
Zu einem Preis kann es mehrere Nachfragewerte geben.

Welches der möglichen Gleichgewichte stellt sich ein?

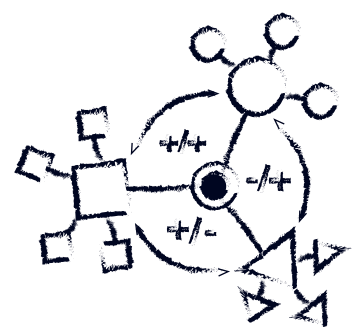


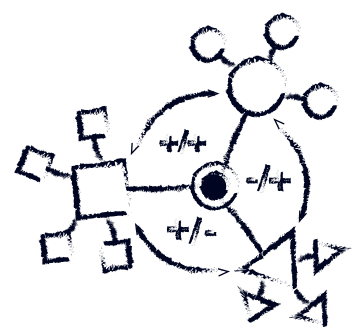
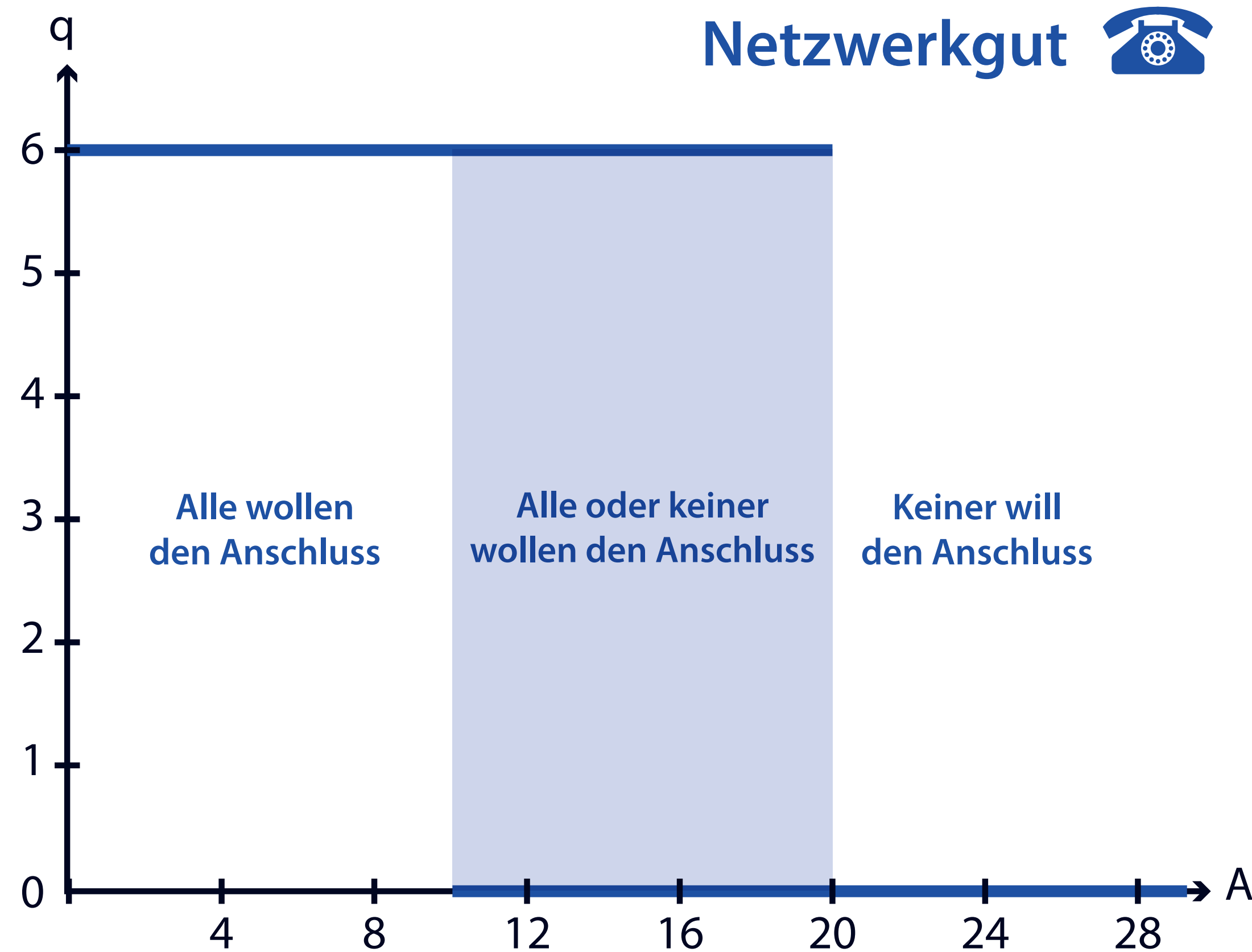
Netzwerkgüter

Die Annahmen der Einwohner über die zukünftige Größe des Netzwerks!

Bisher haben unsere Einwohner die Situation statisch betrachtet. Sie bewerten das Netzwerk mit seiner aktuellen Größe plus eins für den eigenen Beitritt.

In diesem Fall ist die Anzahl der anfänglichen Anschlussinhaber entscheidend.

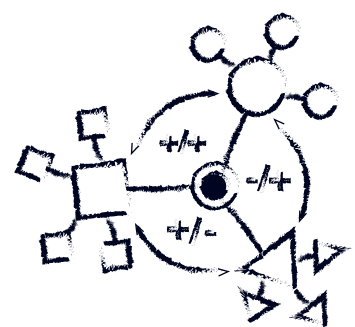


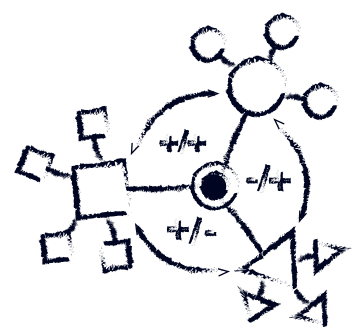
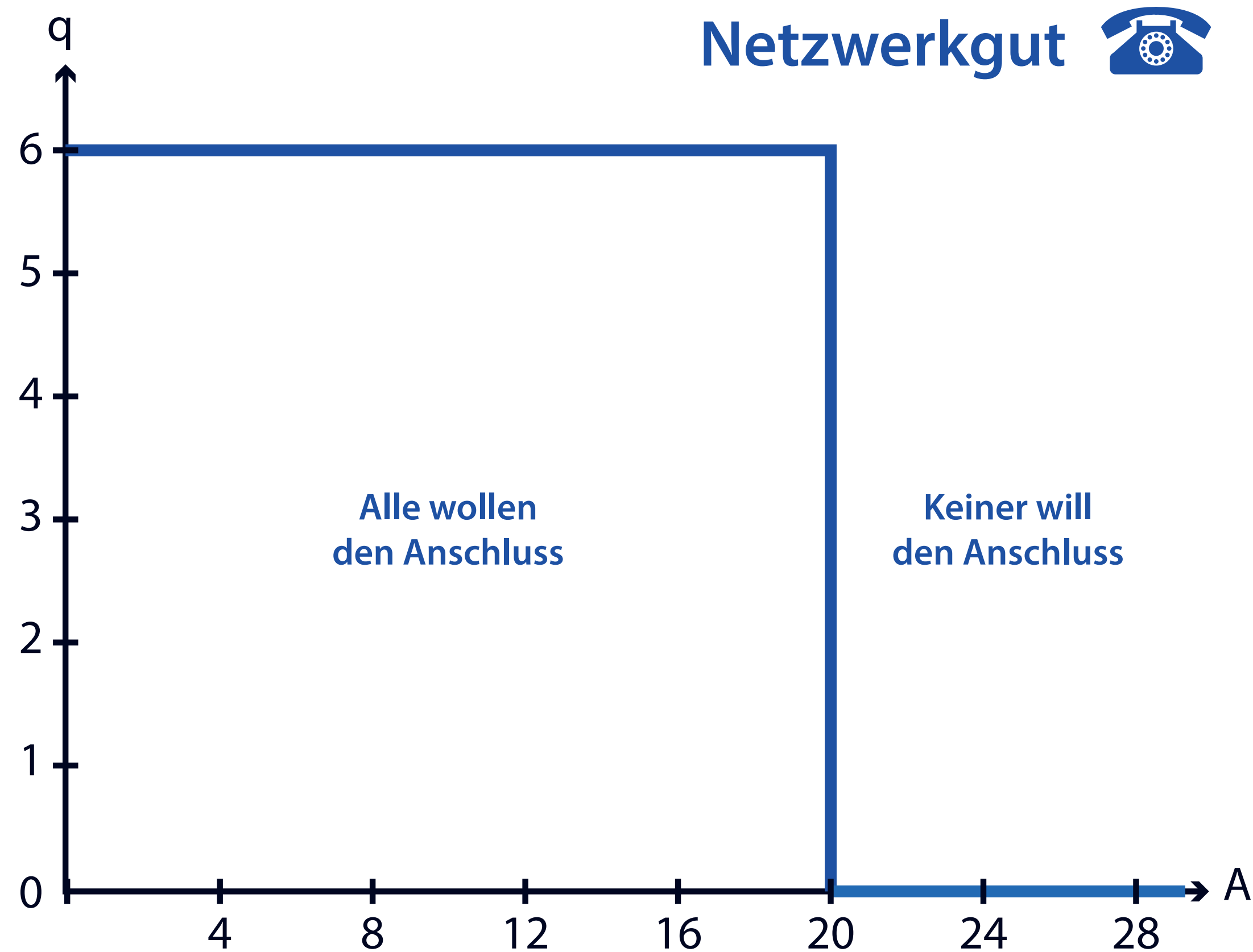


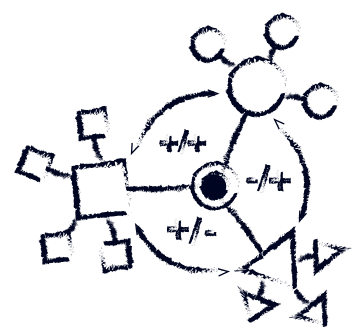
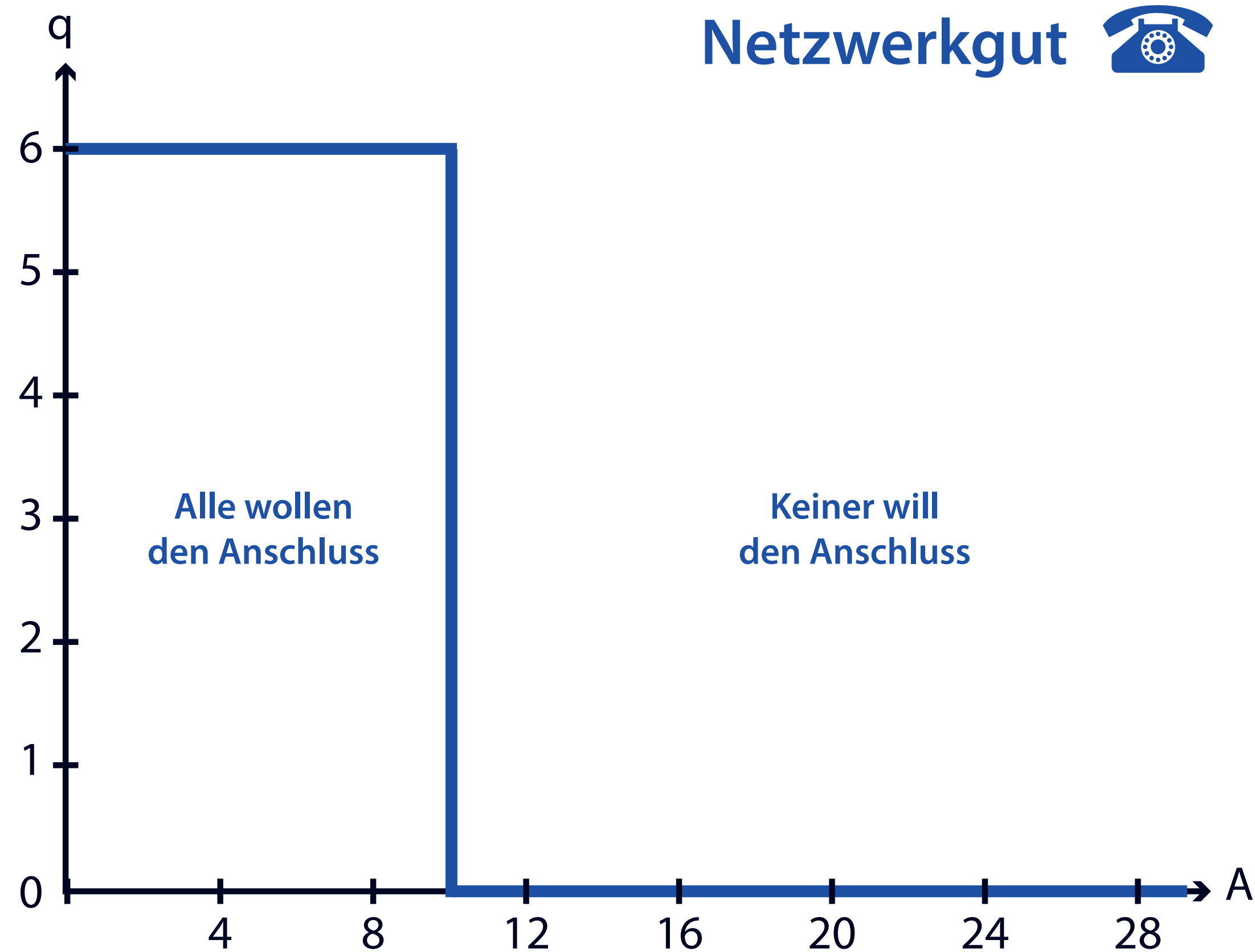
Netzwerkgüter

Optimismus und Pessimismus bzgl. dem Potenzial der Plattform sind **selbsterfüllende Prophezeiungen**.

Dadurch dass alle glauben, dass das Telefonnetz sich (nicht) durchsetzt, tut es auch genau das.







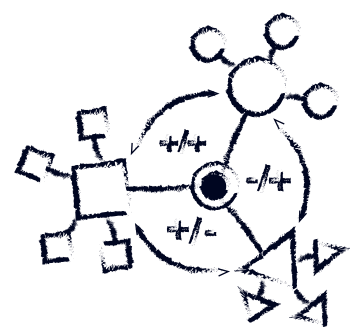
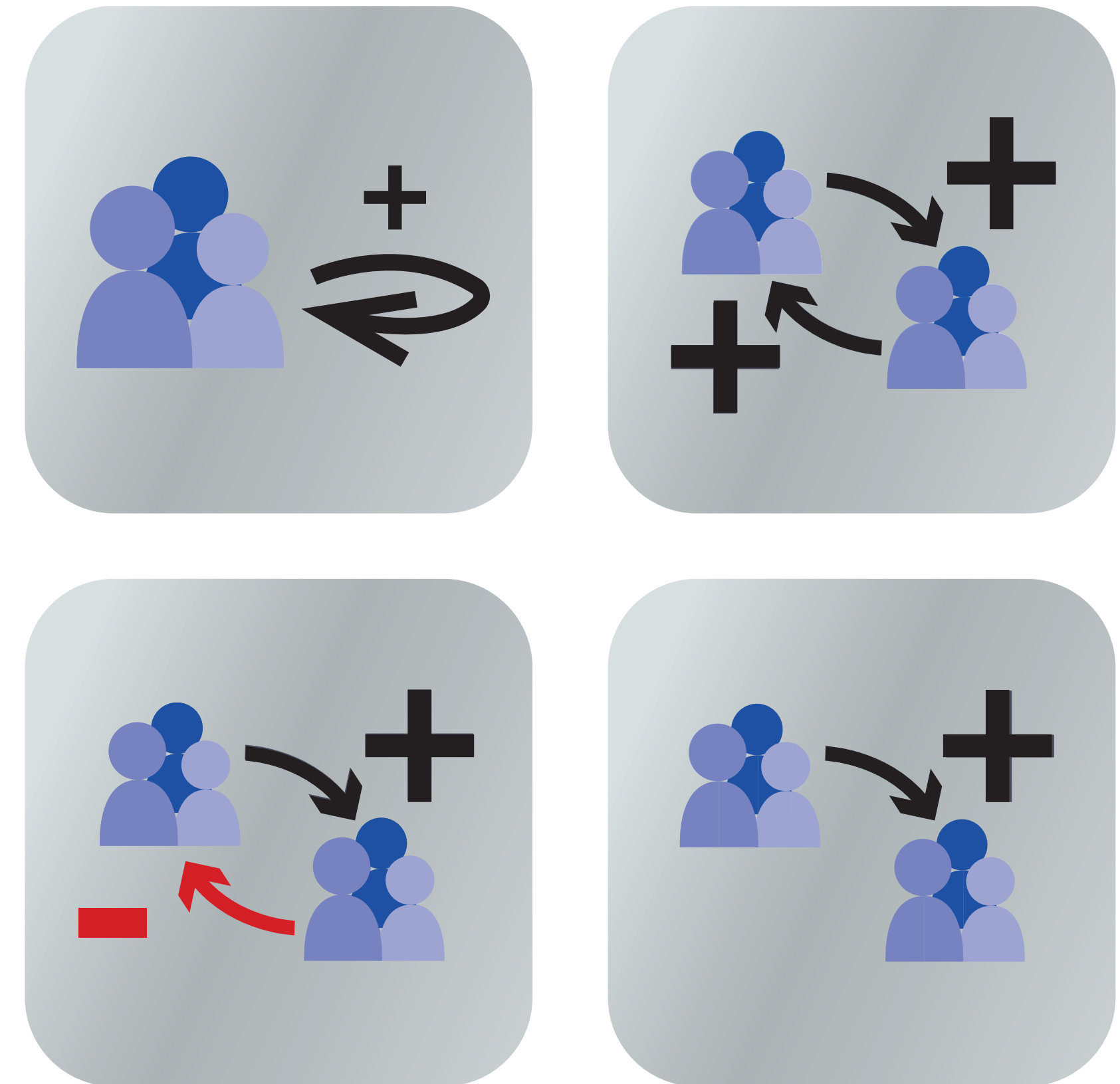
Netzwerkdynamik

Netzwerkeffekte verursachen Wachstumsdynamiken:

Plattformbetreiber müssen diese beim Design der Plattform beachten, insbesondere bei der Preispolitik.

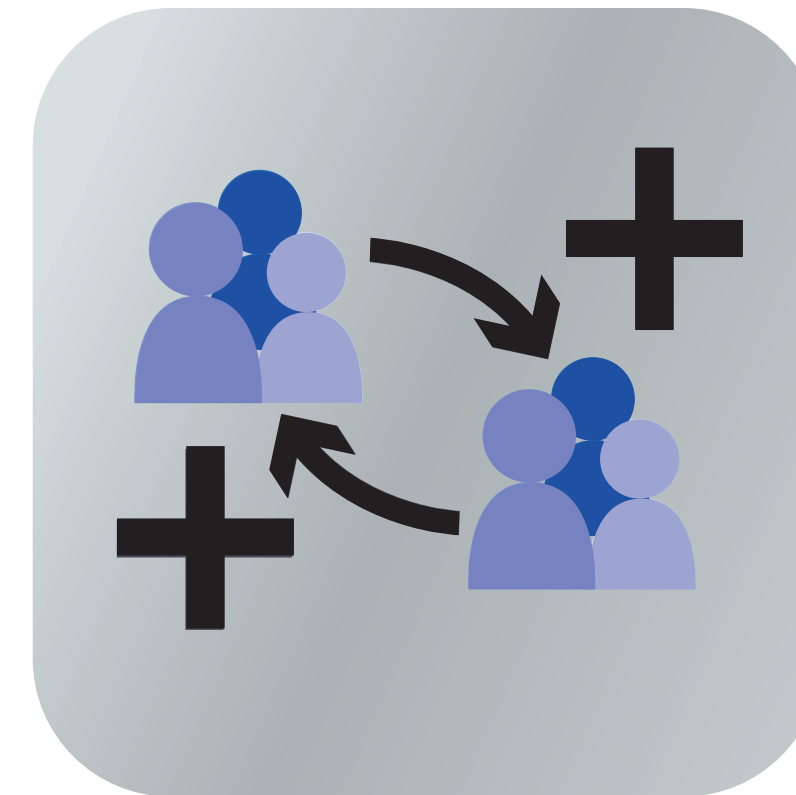
Werbetreibende müssen sich der Netzwerkeffekte bewusst sein, die ihre Aktivitäten auf der Plattform haben.

Begrifflichkeiten und Konzepte nach Belleflamme, P., & Peitz, M. (2021). The economics of platforms. Cambridge University Press. Verfügbar in der Bibliothek: [https://dhrv.boss.bsz-bw.de/Record/\(DE-627\)175228366X?sid=55153487](https://dhrv.boss.bsz-bw.de/Record/(DE-627)175228366X?sid=55153487)

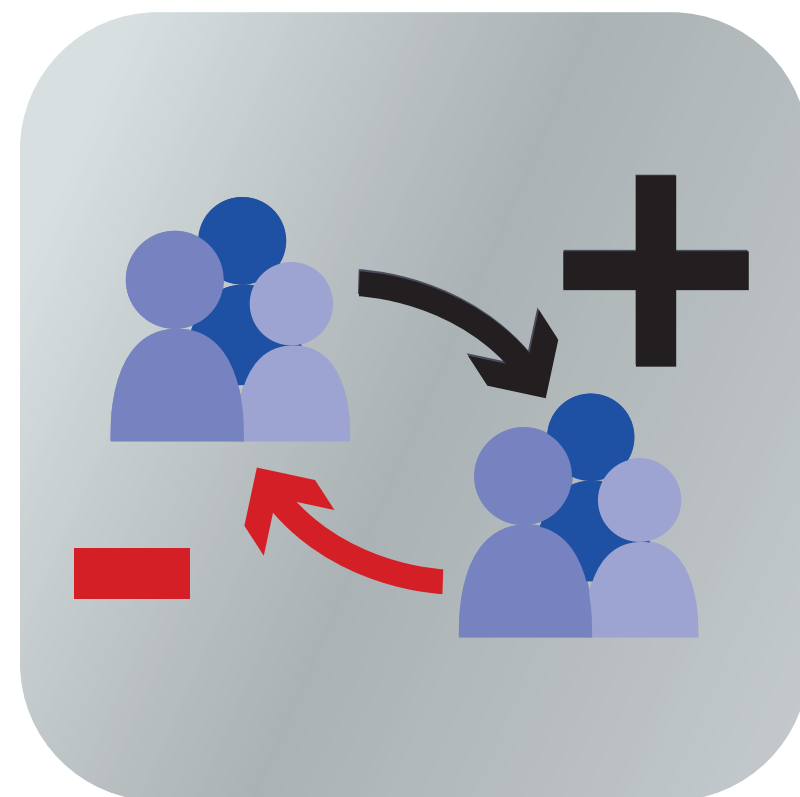




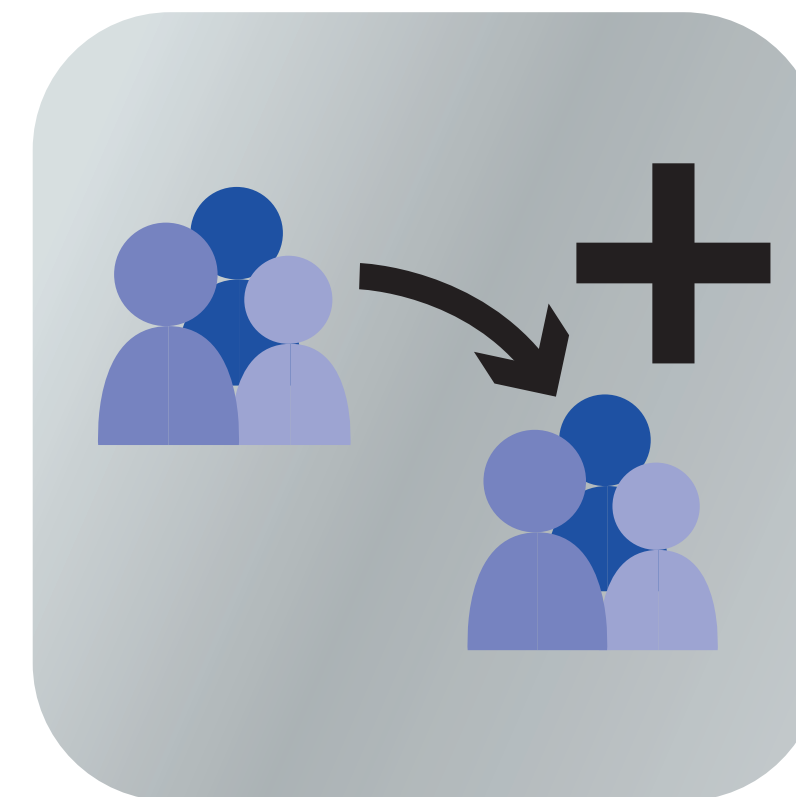
Attraktionsschleife
Eine Nutzergruppe
Positiver Effekt



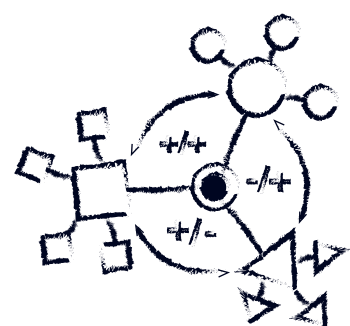
Attraktionsspirale
Mehrere Nutzergruppen
Positive Effekte



Attraktionspendel
Mehrere Nutzergruppen
Positiv/Negativ



Attraktions-Spillover
Mehrere Nutzergruppen
Positiv/Neutral

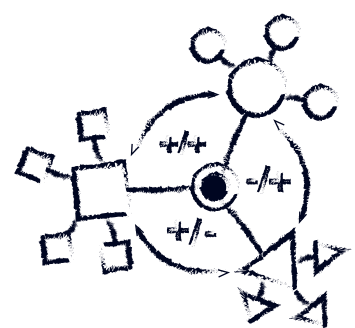


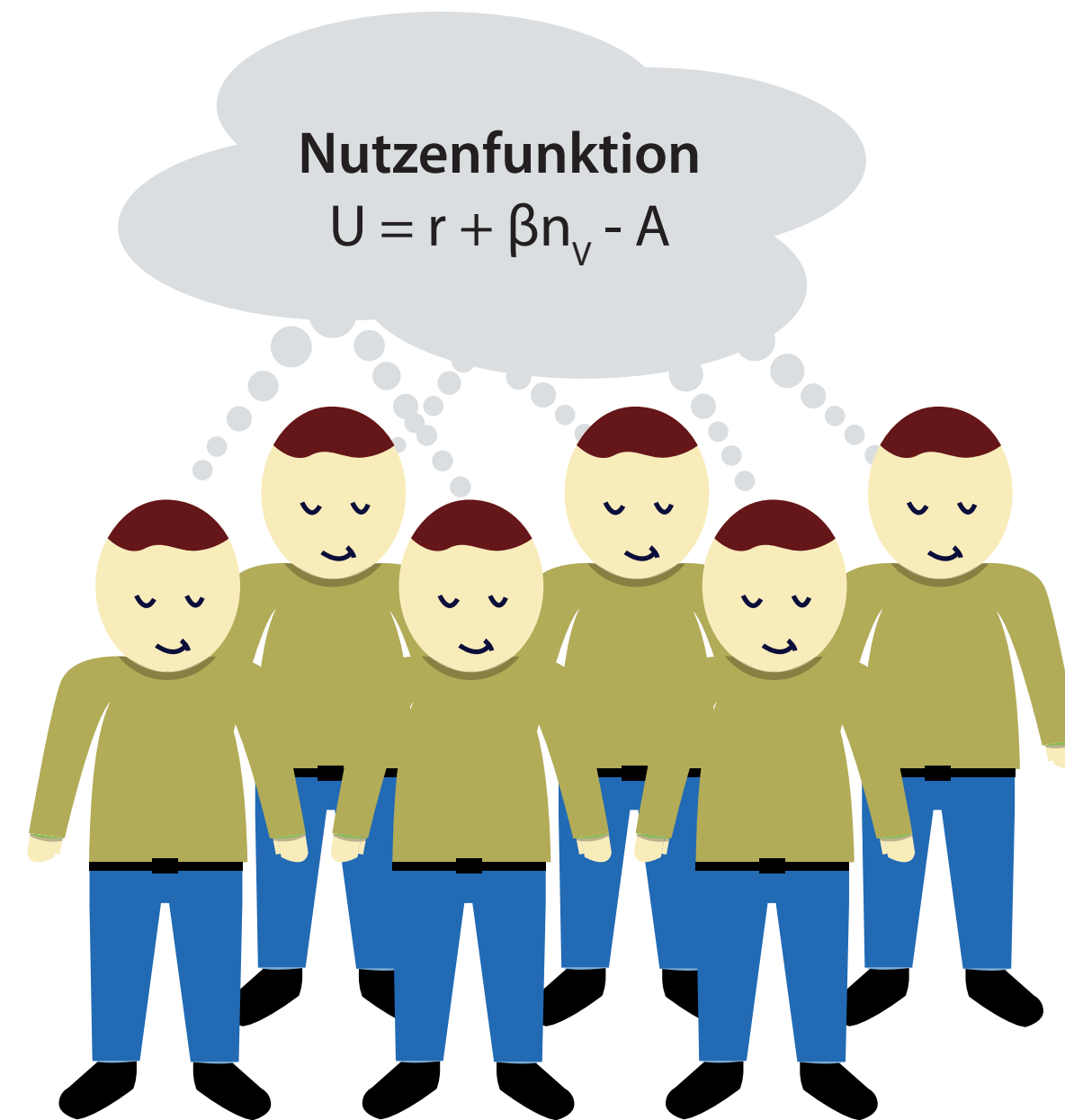
Attraktionsschleife

Attraktionsschleifen entstehen auf Plattformen mit einer Gruppe von Akteuren, die positive gruppeninterne Netzwerkeffekte aufweisen.

Das vorherige Modell ist eine „binäre“ Attraktionsschleife: Ab einer gewissen kritischen Masse wollen alle Einwohner einen Anschluss.

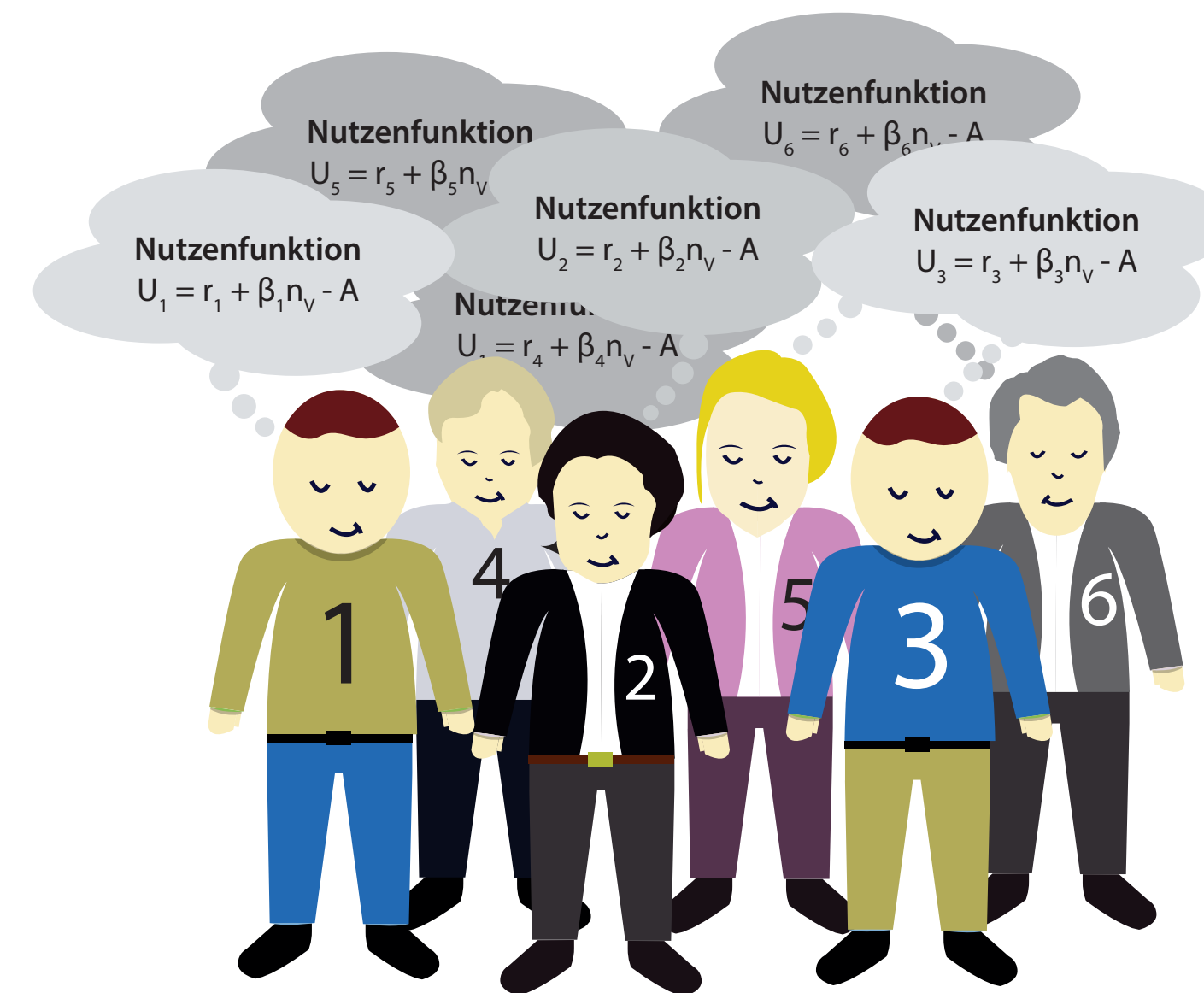
Wir können das Modell erweitern, indem wir heterogene Konsumenten einführen. Diese haben unterschiedliche Werte für die beiden Nutzenkomponenten ...





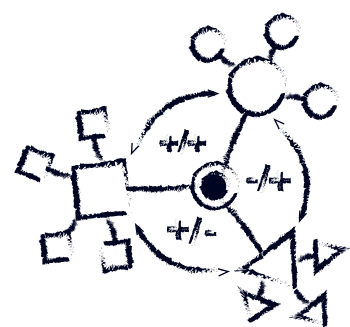
Homogene Akteure
(gleichartig)

$$U = \begin{cases} r + \beta n_v - A & \text{Anschluss} \\ 0 & \text{Kein Anschluss} \end{cases}$$



Heterogene Akteure
(verschiedenartig)

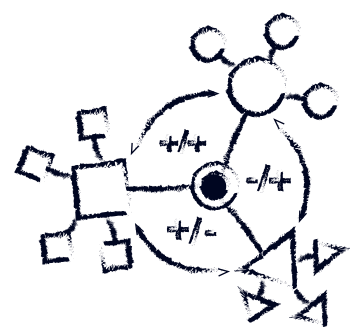
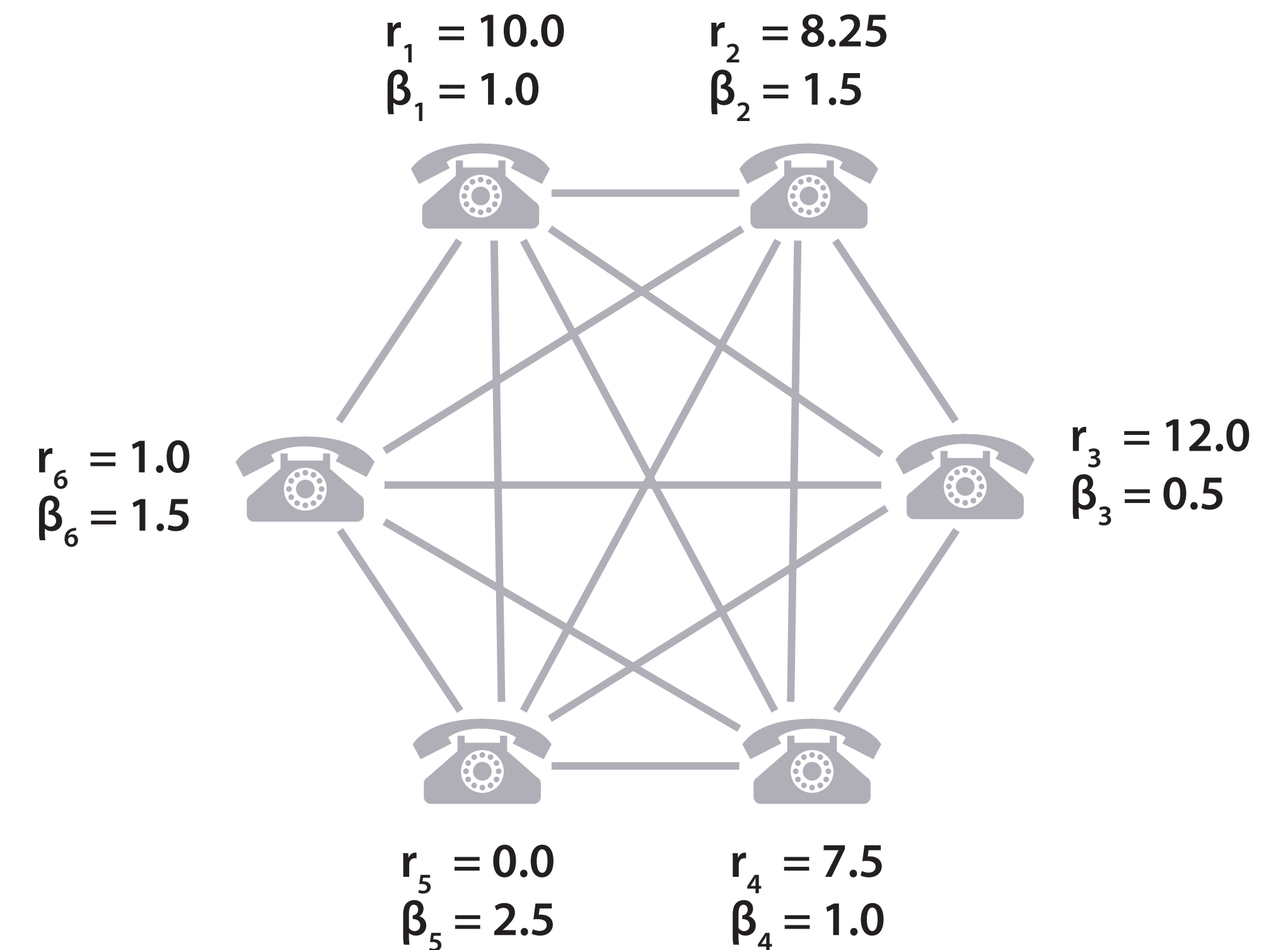
$$U_i = \begin{cases} r_i + \beta_i n_v - A & \text{Anschluss} \\ 0 & \text{Kein Anschluss} \end{cases}$$

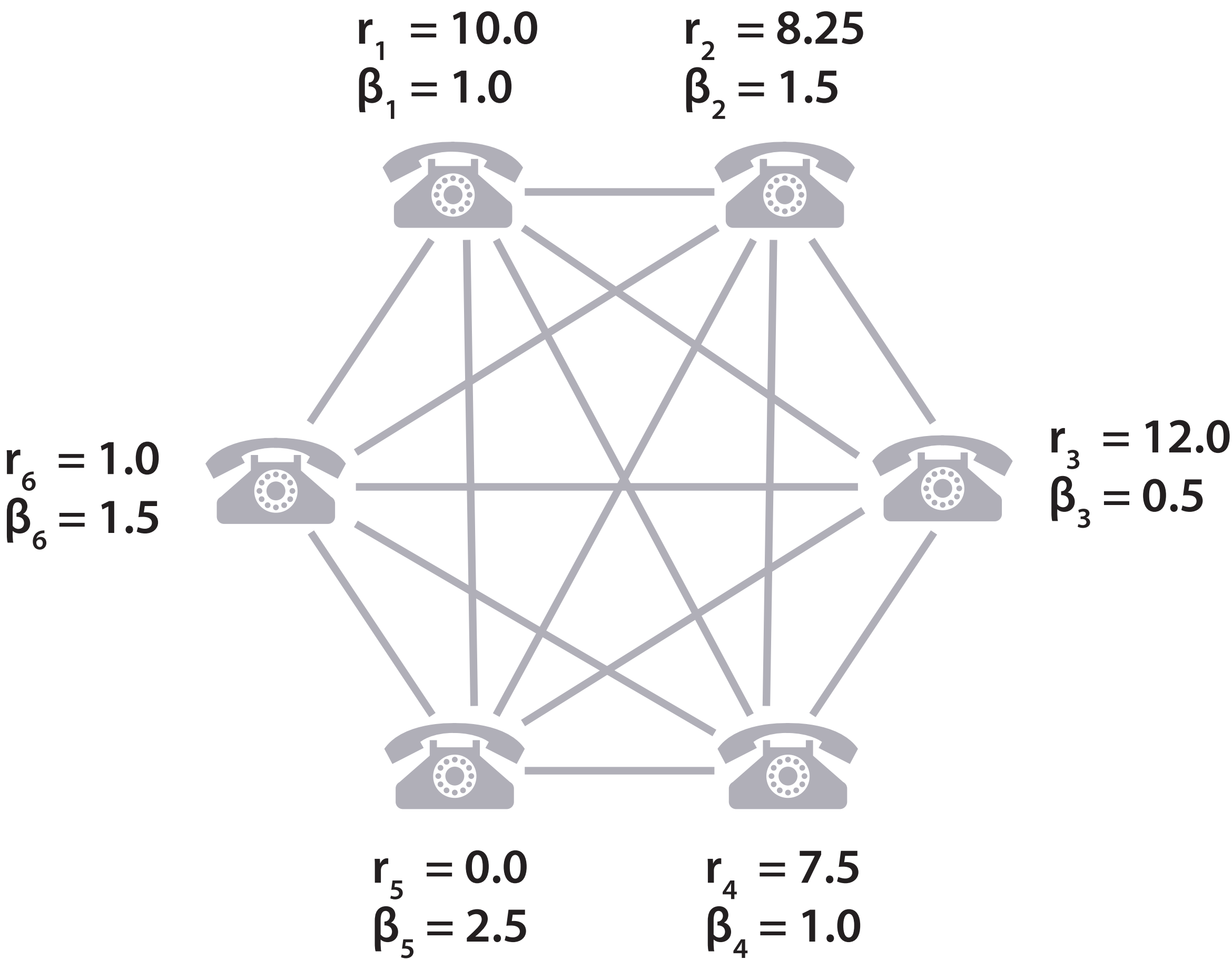


Attraktionsschleife

Rechts sehen wir ein Netzwerk mit 6 heterogenen Konsumenten. Jeder von ihnen hat individuelle Werte für den intrinsischen Nutzen r und den Netzwerknutzenfaktor β .

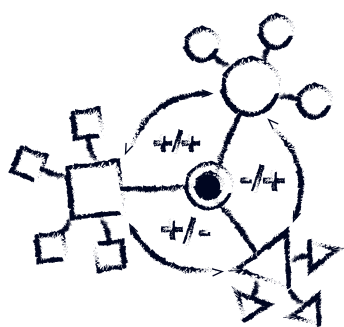
Was passiert, wenn wir dieser Modellwelt einen Anschluss zum Preis von $A=10$ anbieten?

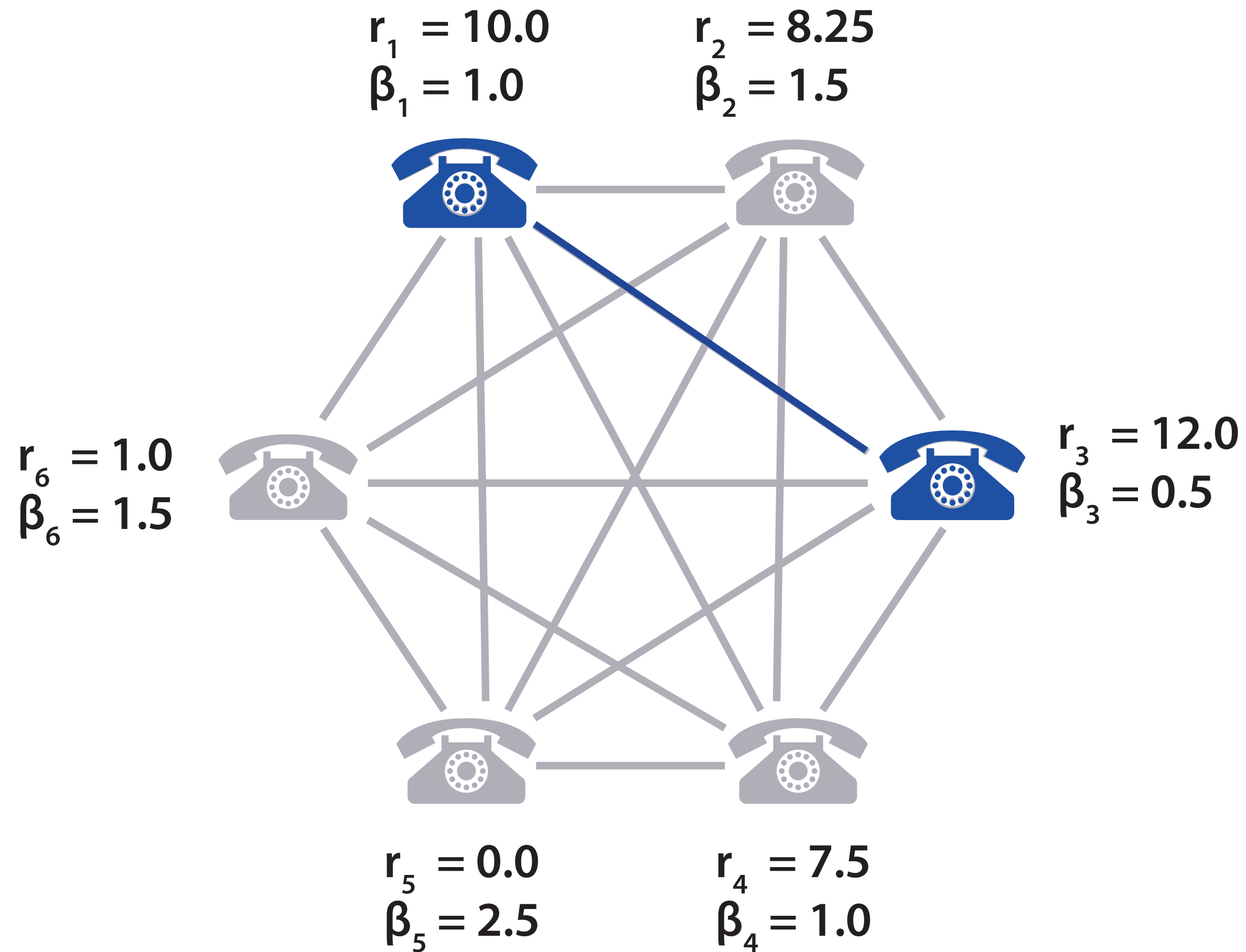




Verbindungen	$r_1 = 10.0$ $\beta_1 = 1.0$	$r_2 = 8.25$ $\beta_2 = 1.5$	$r_3 = 12.0$ $\beta_3 = 0.5$	$r_4 = 7.5$ $\beta_4 = 1.0$	$r_5 = 0.0$ $\beta_5 = 2.5$	$r_6 = 1.0$ $\beta_6 = 1.5$
$n_v=0$	10	8.25	12	7.5	0	1
$n_v=1$	11	9.75	12.5	8.5	2.5	2.5
$n_v=2$	12	11.25	13	9.5	5	4
$n_v=3$	13	12.75	13.5	10.5	7.5	5.5
$n_v=4$	14	14.25	14	11.5	10	7
$n_v=5$	15	15.75	14.5	12.5	12.5	8.5

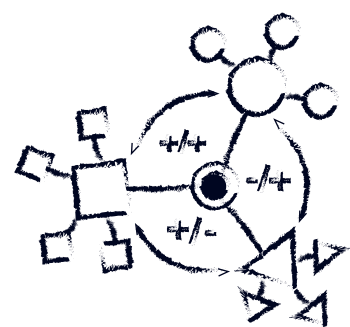
Zunächst ist das Netzwerk leer und bietet ausschließlich seinen intrinsischen Nutzen. Für welche Einwohner reicht das bei einem Preis von 10 bereits aus?

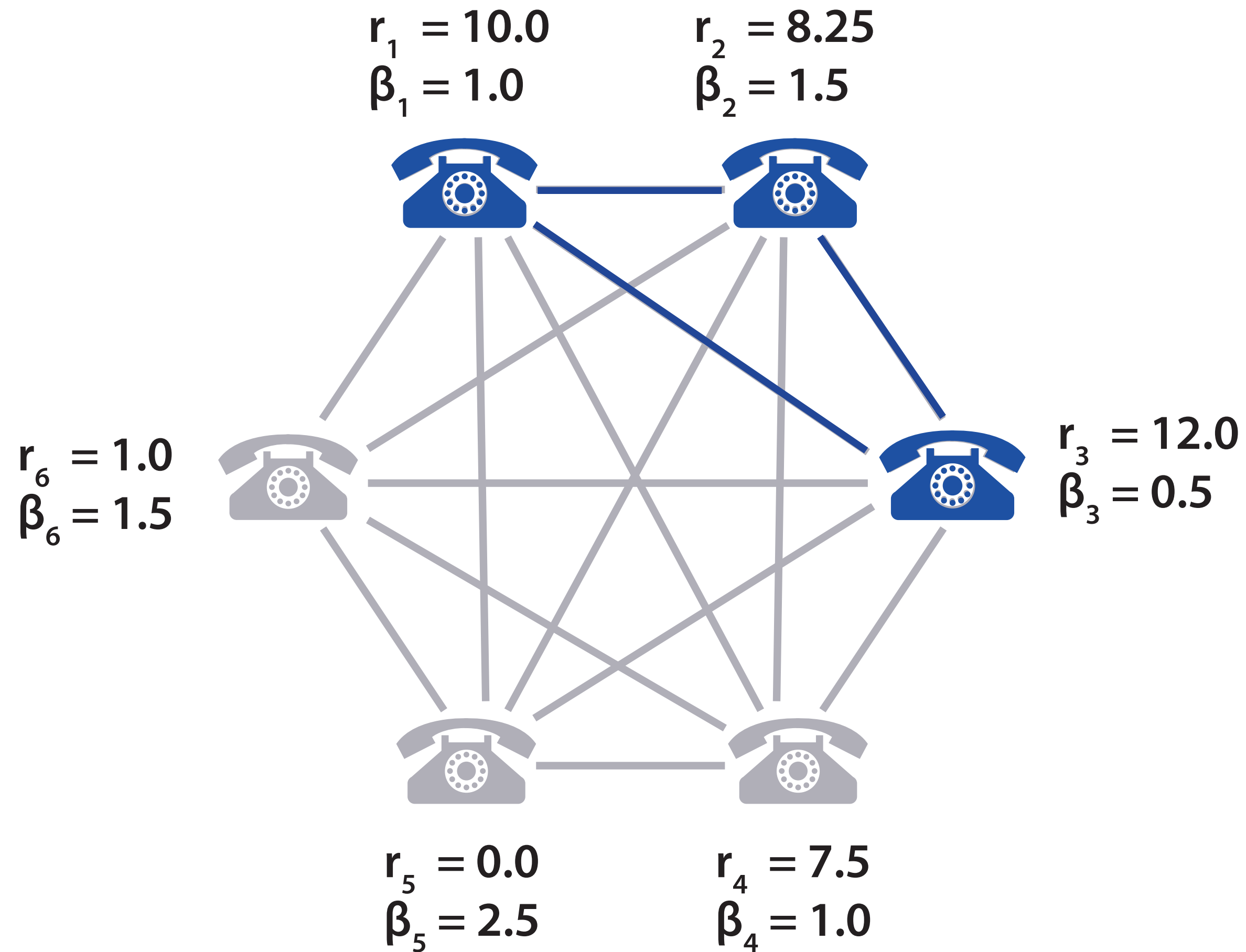




Verbindungen	$r_1 = 10.0$ $\beta_1 = 1.0$	$r_2 = 8.25$ $\beta_2 = 1.5$	$r_3 = 12.0$ $\beta_3 = 0.5$	$r_4 = 7.5$ $\beta_4 = 1.0$	$r_5 = 0.0$ $\beta_5 = 2.5$	$r_6 = 1.0$ $\beta_6 = 1.5$
$n_v=0$	10	8.25	12	7.5	0	1
$n_v=1$	11	9.75	12.5	8.5	2.5	2.5
$n_v=2$	12	11.25	13	9.5	5	4
$n_v=3$	13	12.75	13.5	10.5	7.5	5.5
$n_v=4$	14	14.25	14	11.5	10	7
$n_v=5$	15	15.75	14.5	12.5	12.5	8.5

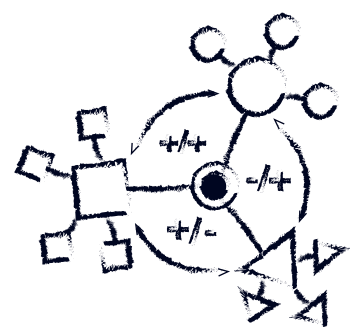
Jetzt gibt es bereits zwei Einwohner mit Anschlüssen.
Das Netzwerk wird dadurch attraktiver und Einwohner Nr. 2 zieht nach!

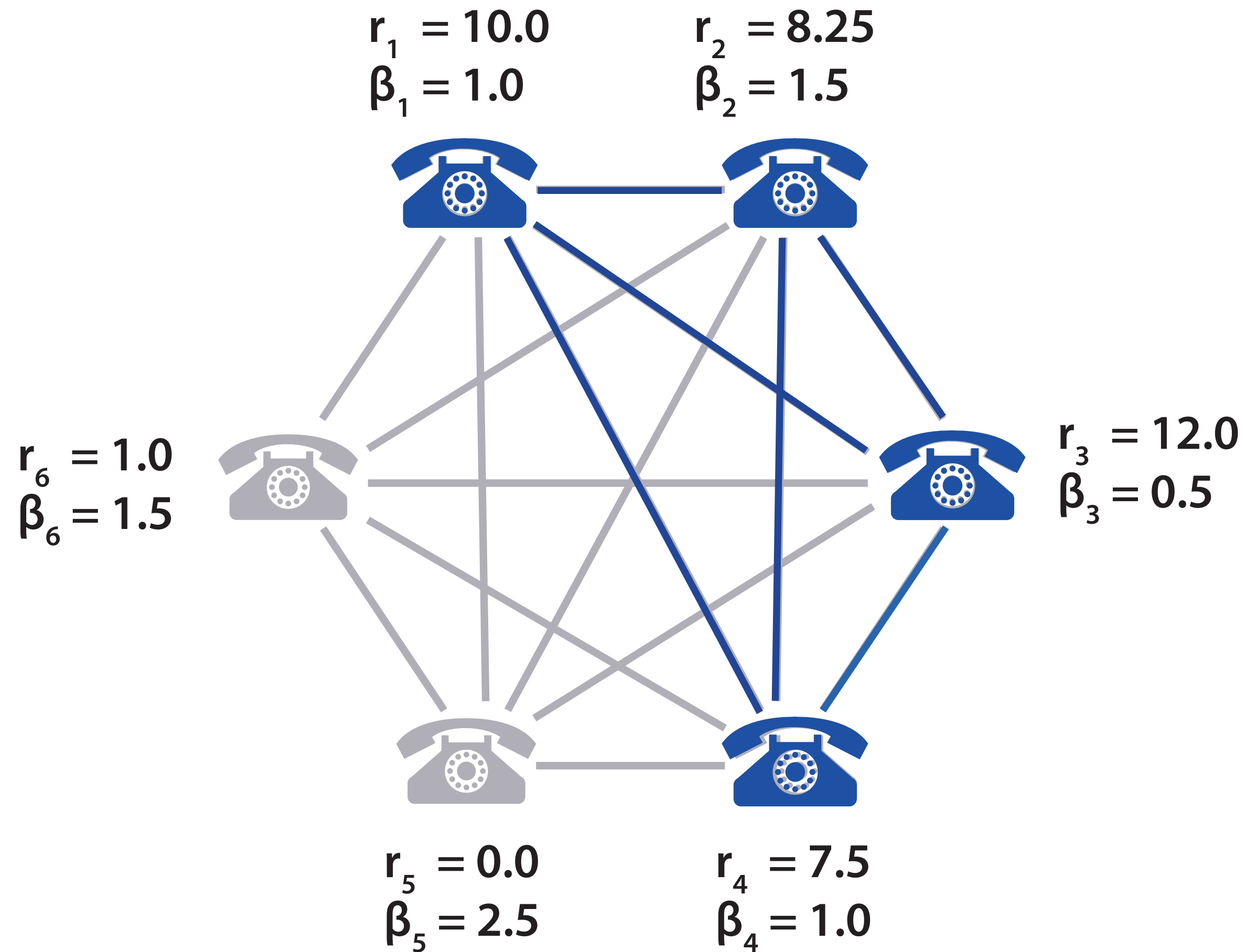




Verbindungen	$r_1 = 10.0$ $\beta_1 = 1.0$	$r_2 = 8.25$ $\beta_2 = 1.5$	$r_3 = 12.0$ $\beta_3 = 0.5$	$r_4 = 7.5$ $\beta_4 = 1.0$	$r_5 = 0.0$ $\beta_5 = 2.5$	$r_6 = 1.0$ $\beta_6 = 1.5$
$n_v=0$	10	8.25	12	7.5	0	1
$n_v=1$	11	9.75	12.5	8.5	2.5	2.5
$n_v=2$	12	11.25	13	9.5	5	4
$n_v=3$	13	12.75	13.5	10.5	7.5	5.5
$n_v=4$	14	14.25	14	11.5	10	7
$n_v=5$	15	15.75	14.5	12.5	12.5	8.5

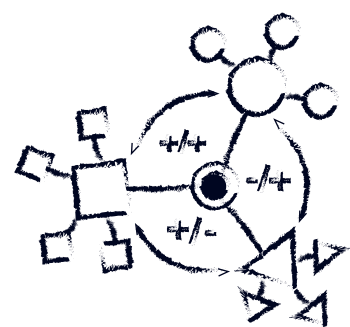
Jetzt folgt auch Einwohner 4 nach. Durch die dreis schon vorhandenen Anschlüsse bietet ihm der Anschluss jetzt einen positiven Nutzen.

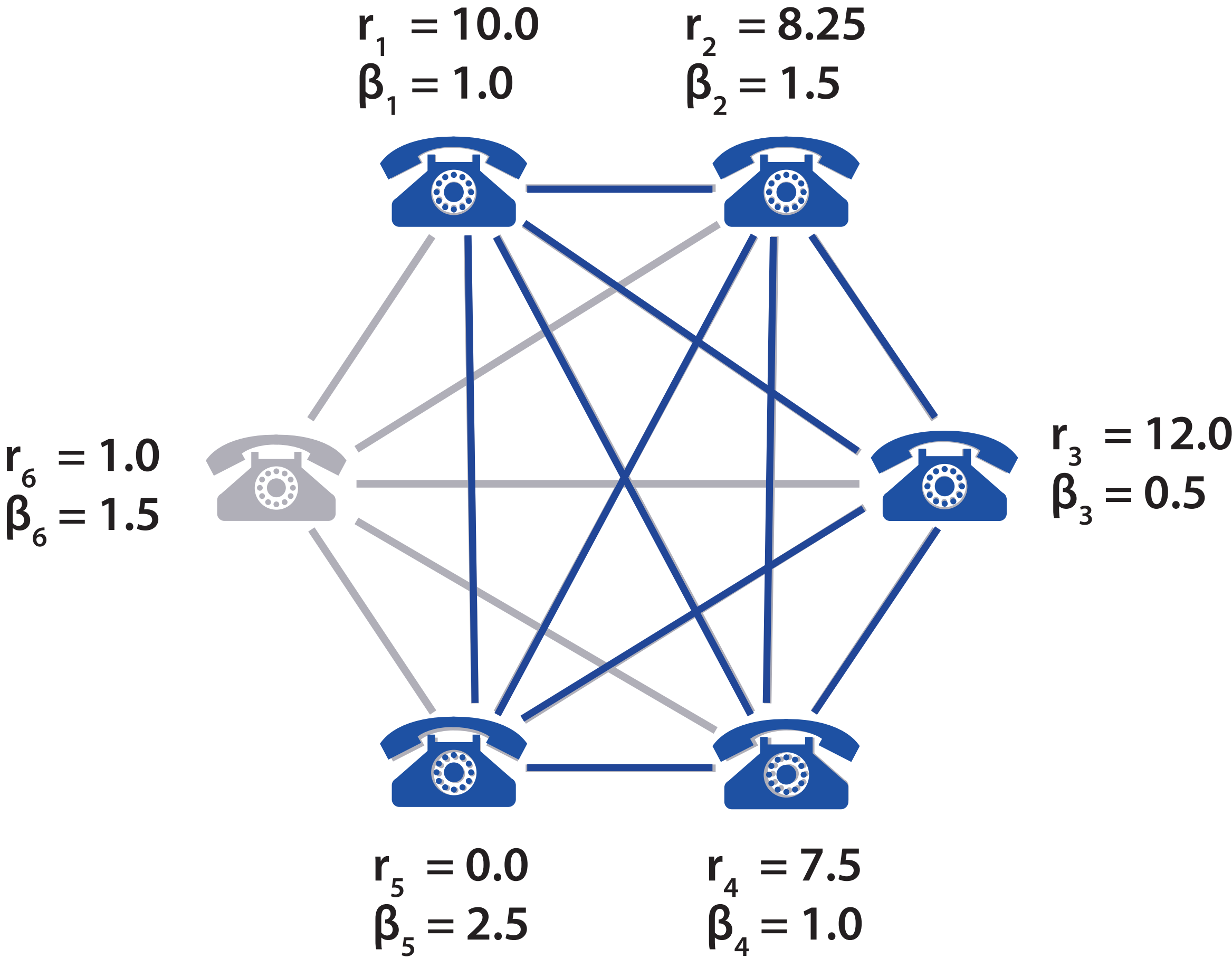




Verbindungen	$r_1 = 10.0$ $\beta_1 = 1.0$	$r_2 = 8.25$ $\beta_2 = 1.5$	$r_3 = 12.0$ $\beta_3 = 0.5$	$r_4 = 7.5$ $\beta_4 = 1.0$	$r_5 = 0.0$ $\beta_5 = 2.5$	$r_6 = 1.0$ $\beta_6 = 1.5$
$n_v=0$	10	8.25	12	7.5	0	1
$n_v=1$	11	9.75	12.5	8.5	2.5	2.5
$n_v=2$	12	11.25	13	9.5	5	4
$n_v=3$	13	12.75	13.5	10.5	7.5	5.5
$n_v=4$	14	14.25	14	11.5	10	7
$n_v=5$	15	15.75	14.5	12.5	12.5	8.5

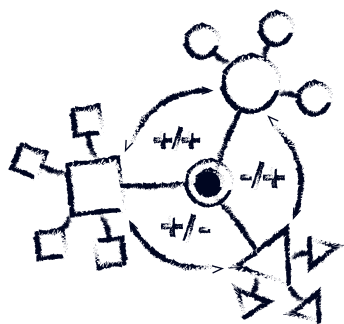
Dann folgt auch Einwohner 5. Durch die vier schon vorhandenen Anschlüsse bietet ihm der Anschluss jetzt einen positiven Nutzen.





Verbindungen	$r_1 = 10.0$ $\beta_1 = 1.0$	$r_2 = 8.25$ $\beta_2 = 1.5$	$r_3 = 12.0$ $\beta_3 = 0.5$	$r_4 = 7.5$ $\beta_4 = 1.0$	$r_5 = 0.0$ $\beta_5 = 2.5$	$r_6 = 1.0$ $\beta_6 = 1.5$
$n_v=0$	10	8.25	12	7.5	0	1
$n_v=1$	11	9.75	12.5	8.5	2.5	2.5
$n_v=2$	12	11.25	13	9.5	5	4
$n_v=3$	13	12.75	13.5	10.5	7.5	5.5
$n_v=4$	14	14.25	14	11.5	10	7
$n_v=5$	15	15.75	14.5	12.5	12.5	8.5

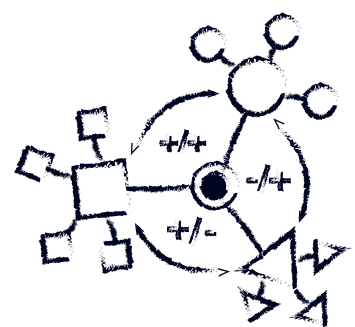
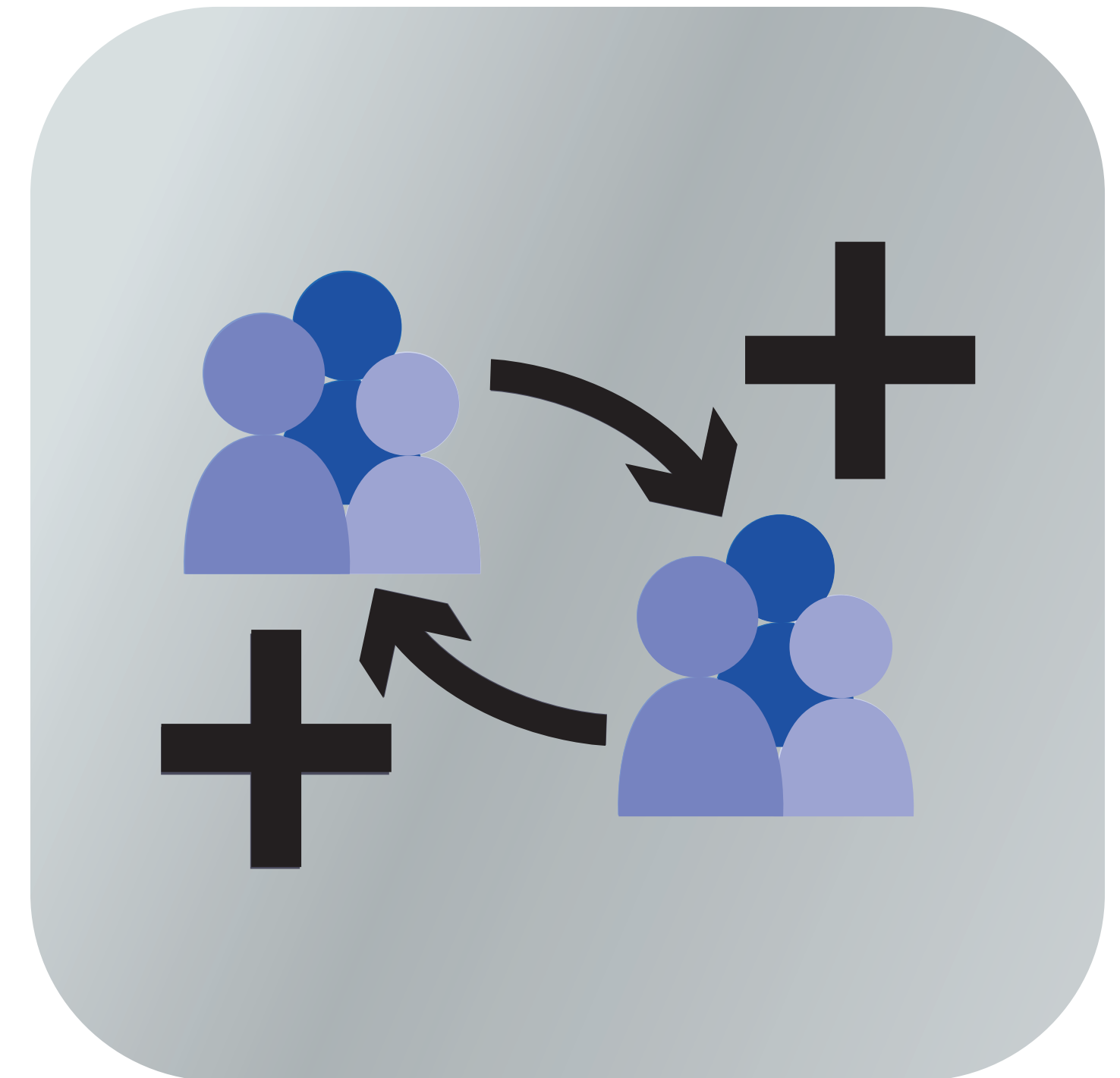
Hier endet die Attraktionsschleife. Einwohner 6 tritt bei dem Preis von $A=10$ nie bei.



Attraktionsspirale

Attraktionsspiralen entstehen auf Plattformen mit zwei Gruppen von Akteuren, die jeweils positive gruppenübergreifende externe Effekte aufeinander haben.

Damit betreten wir die Welt der zweiseitigen Märkte!



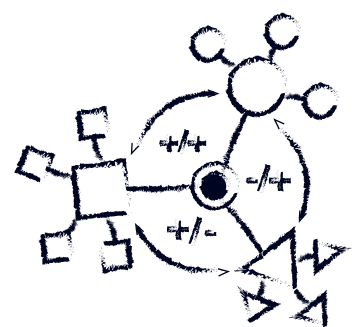
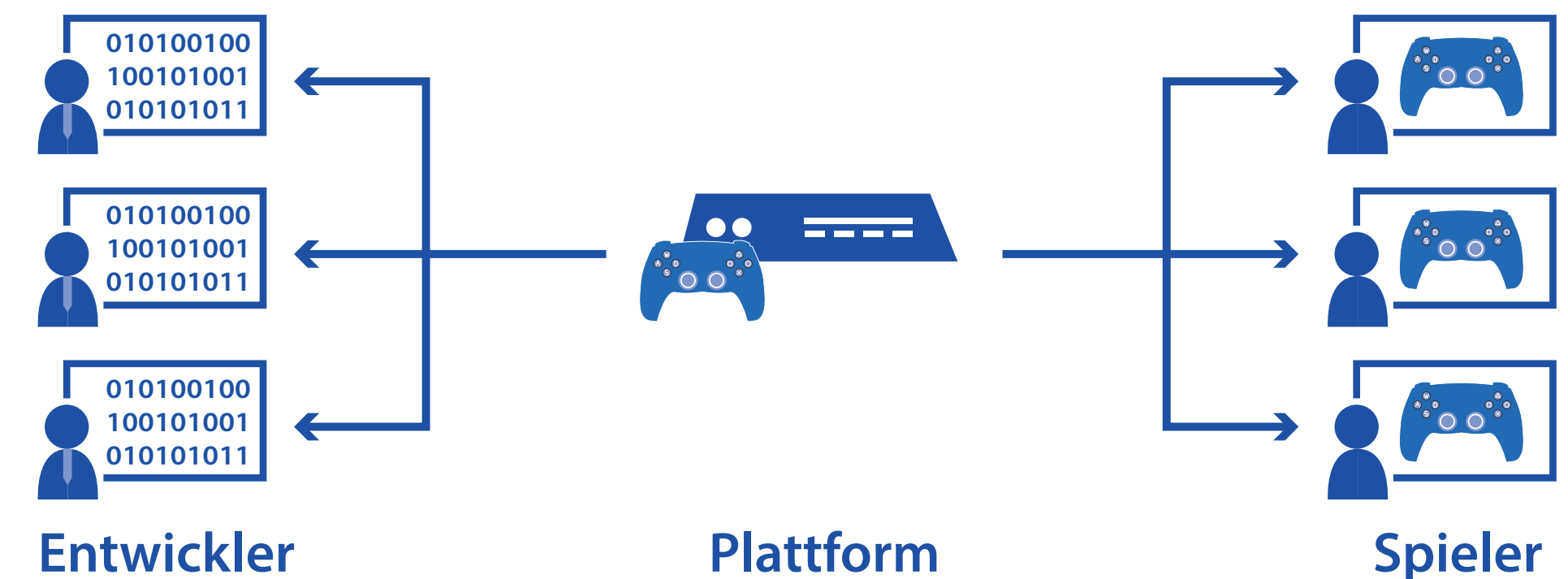
Zweiseitige Märkte

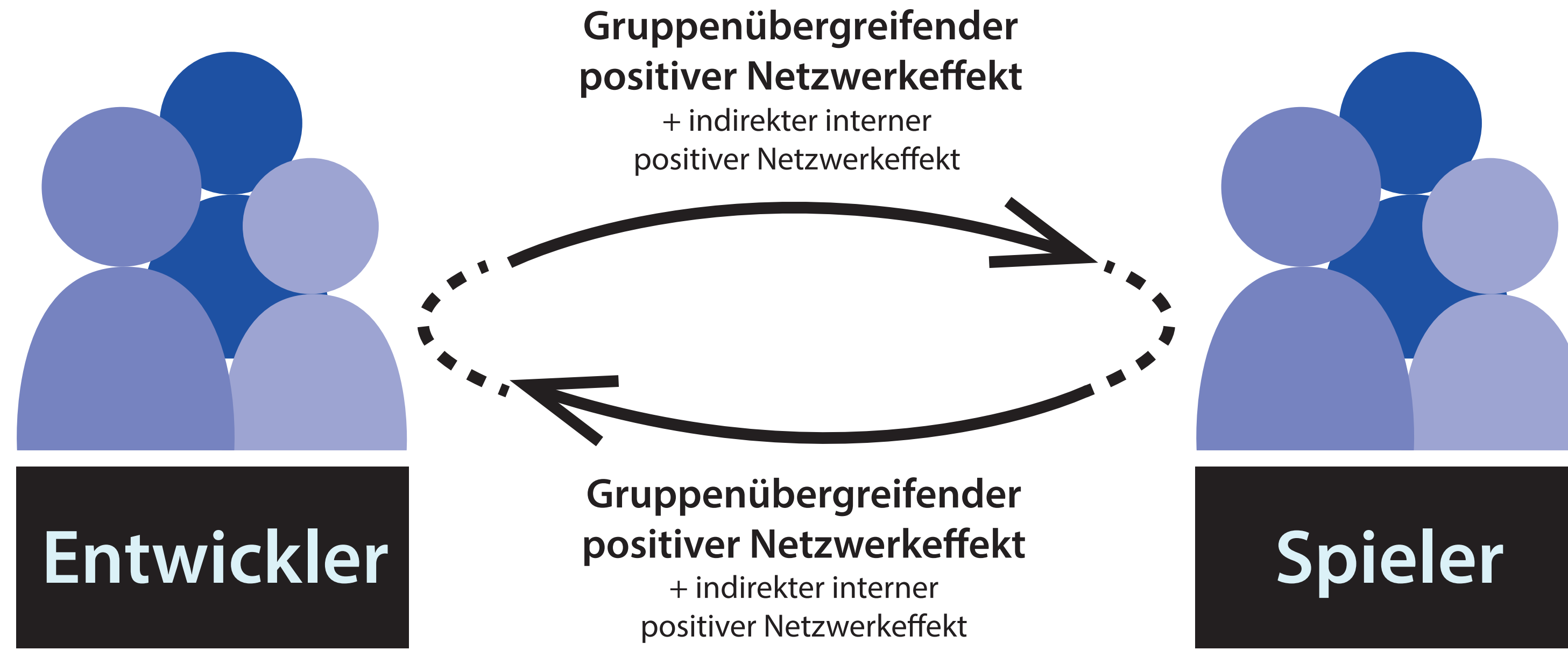
Pipelinestruktur Kette aus Lieferanten und Kunden

Beispiel: ElringKlinger produziert Dichtungen für Motoren. Die Firma ist gleichzeitig ein Lieferant für OEMs und ein Kunde von Chemiewerken.

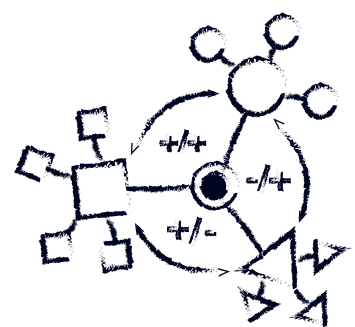
Plattformstruktur Vermittler zwischen Kundengruppen

Beispiel: Spieleentwickler sind keine Lieferanten von Sony, sondern Kunden, die für SDKs und die Nutzung des PS-Stores zahlen.





Wechselseitige **positive gruppenübergreifende Netzwerkeffekte** erzeugen eine Attraktionsspirale. Durch mehr Spieler wird die PS-Plattform attraktiver für Entwickler, aber durch die dabei entstehenden Spiele auch attraktiver für die Spieler usw.

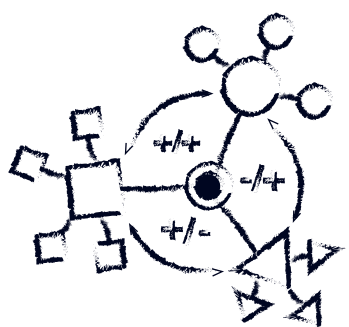
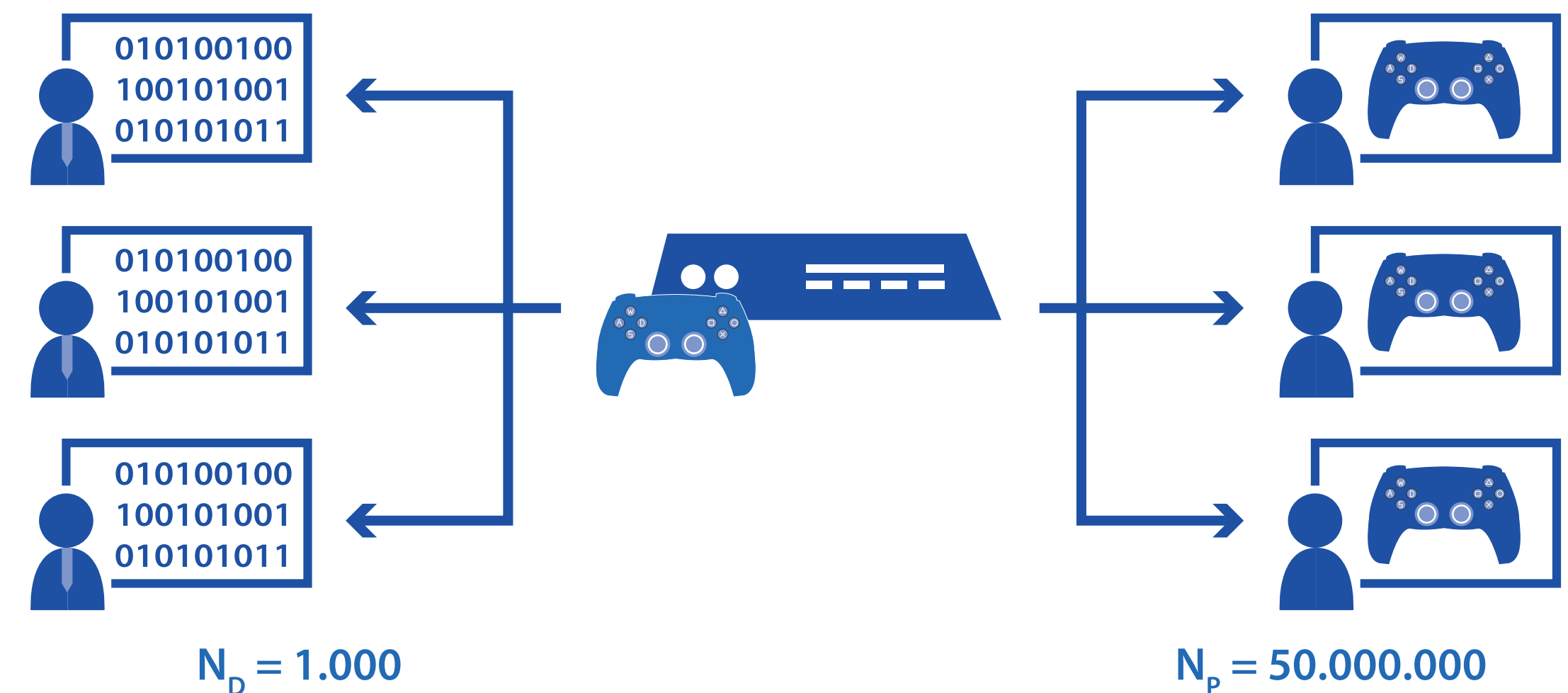


Attraktionsspirale

Wir betrachten das PS-Netzwerk als Beispiel und nehmen folgende Zahlenwerte an:

$n_p = 50.000.000$ Spieler

$n_D = 1000$ Entwickler



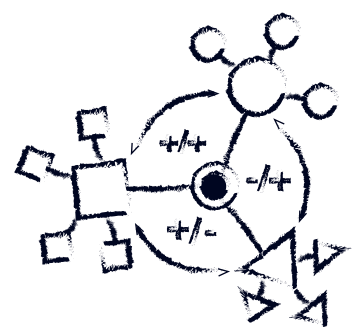
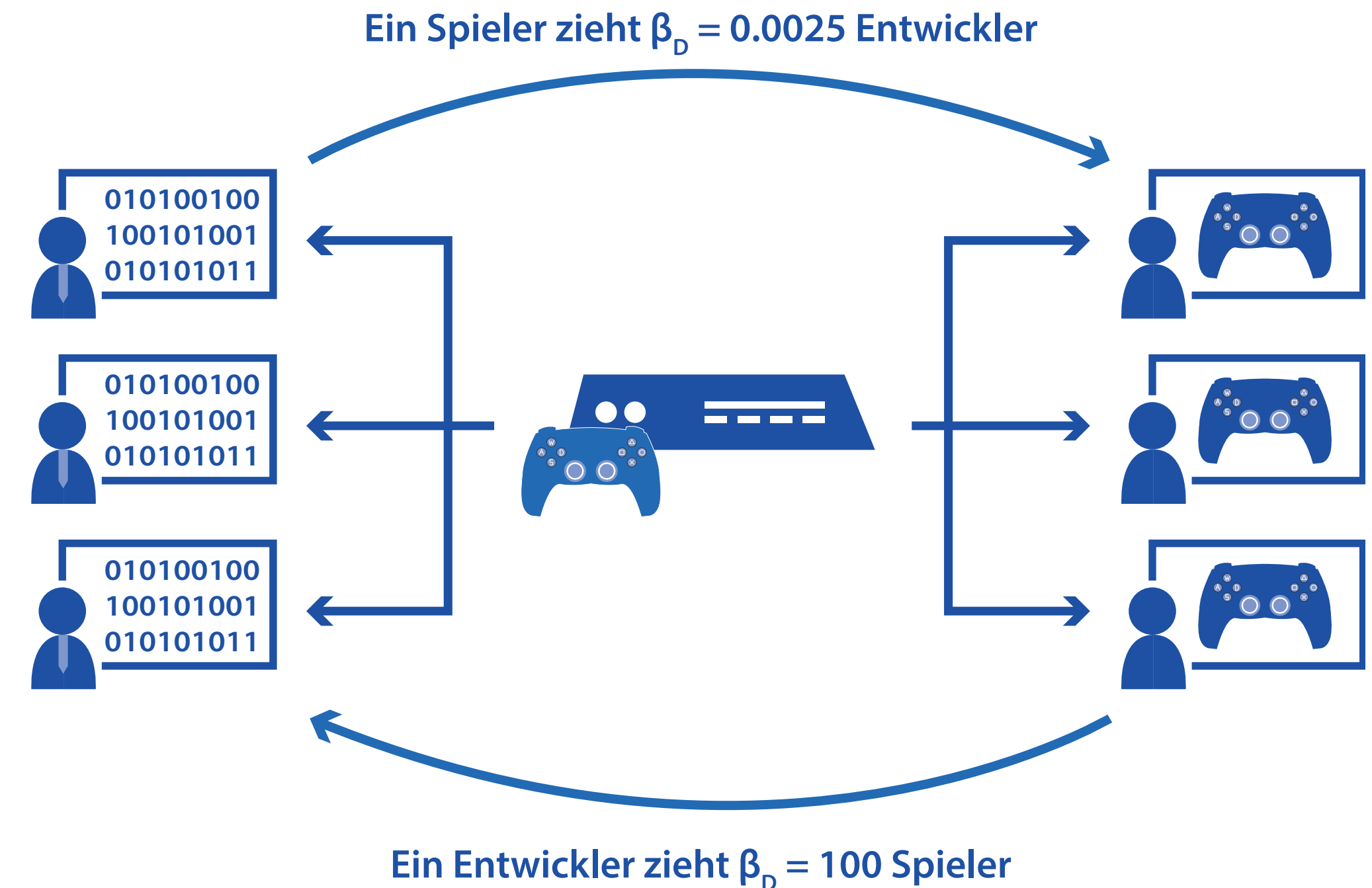
Attraktionsspirale

Die positiven gruppenübergreifenden Effekte werden wie folgt modelliert:

Ein Entwicklerstudio mehr zieht $\beta_p = 100$ neue Spieler an.

Ein Spieler mehr zieht $\beta_D = 0.0025$ neue Entwickler an.

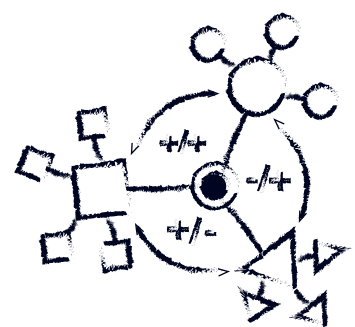
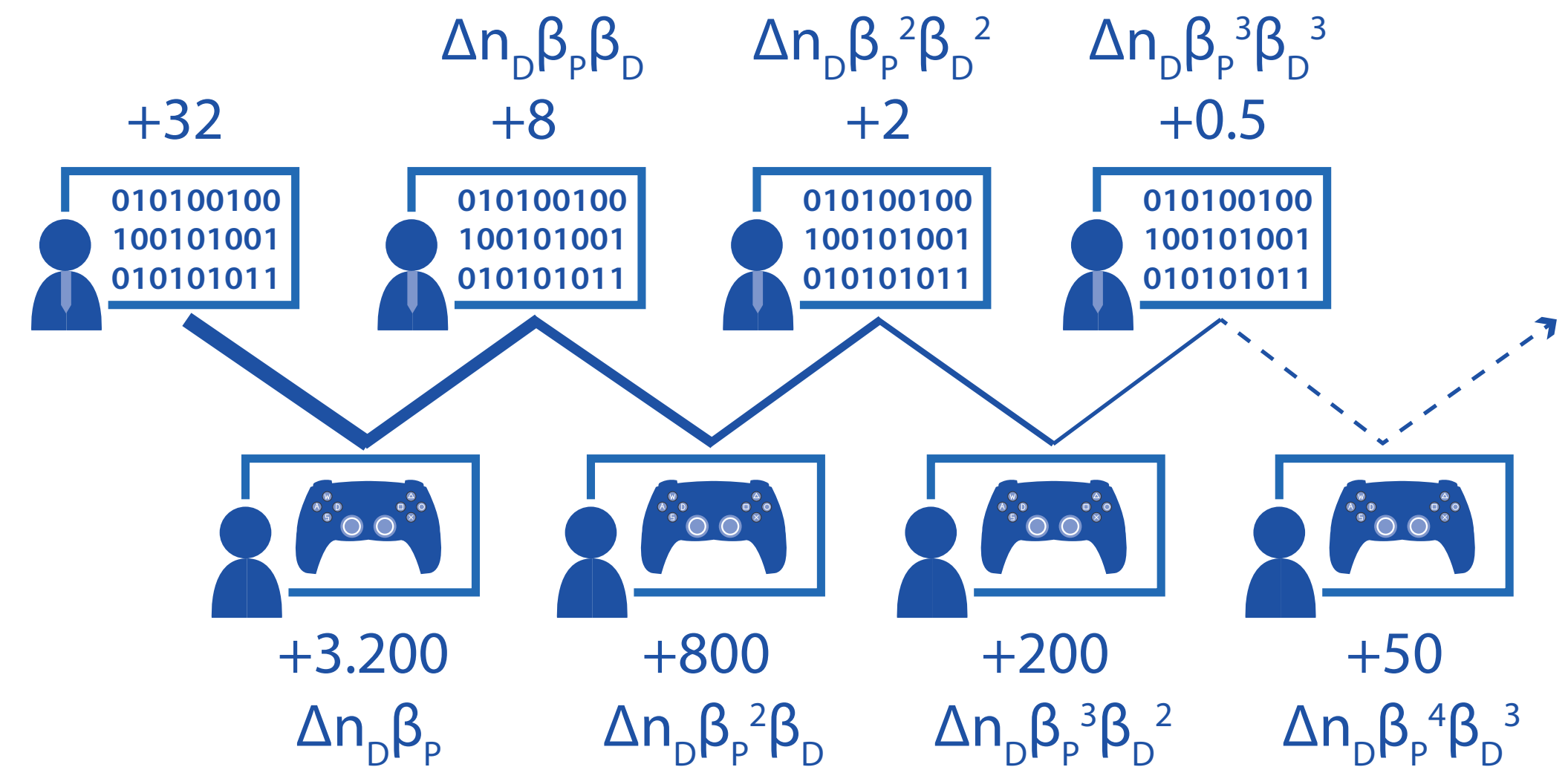
Was passiert, wenn durch einen Entwicklerwettbewerb 32 neue Entwickler dazukommen?



Attraktionsspirale

32 neue Entwickler und 3200 neue Spieler sind nur der direkte Effekt der Maßnahme! Die indirekten Effekte der Attraktionsspirale verstärken den direkten Effekt:

3200 neue Spieler führen zu 8 neuen Entwicklern.
 8 neue Entwickler führen zu 800 neuen Spielern.
 800 neue Spieler führen zu 2 neuen Entwicklern.
 2 neue Entwickler führen zu 200 neuen Spielern ...



Attraktionsspirale

Die Spirale zwischen Spielern und Entwicklern dreht sich theoretisch endlos, wobei die Zahlenwerte immer kleiner werden.

Der Gesamteffekt lässt sich über die geometrische Reihe berechnen. Alternativ summieren wir so lange, bis die zusätzliche Zahl an Spielern & Entwicklern klein wird.

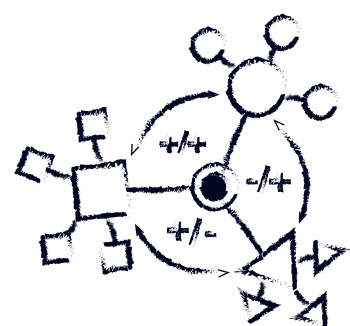
$$\sum_{n=0}^{\infty} \Delta n_D \cdot \beta_P^n \beta_D^n = \frac{\Delta n_D}{1 - \beta_P \beta_D} = \frac{32}{1 - 0.25} = +42.67 \text{ Entwickler}$$

$$\sum_{n=0}^{\infty} \Delta n_D \beta_P \cdot \beta_P^n \beta_D^n = \frac{\Delta n_D \beta_P}{1 - \beta_P \beta_D} = \frac{3.200}{1 - 0.25} = +4.267 \text{ Spieler}$$

Geometrische Reihe

$$\sum_{k=0}^{\infty} x^k = \frac{1}{1 - x}$$

wenn $|x| < 1$

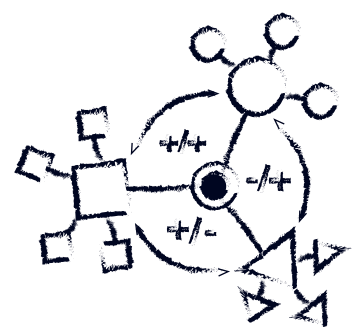
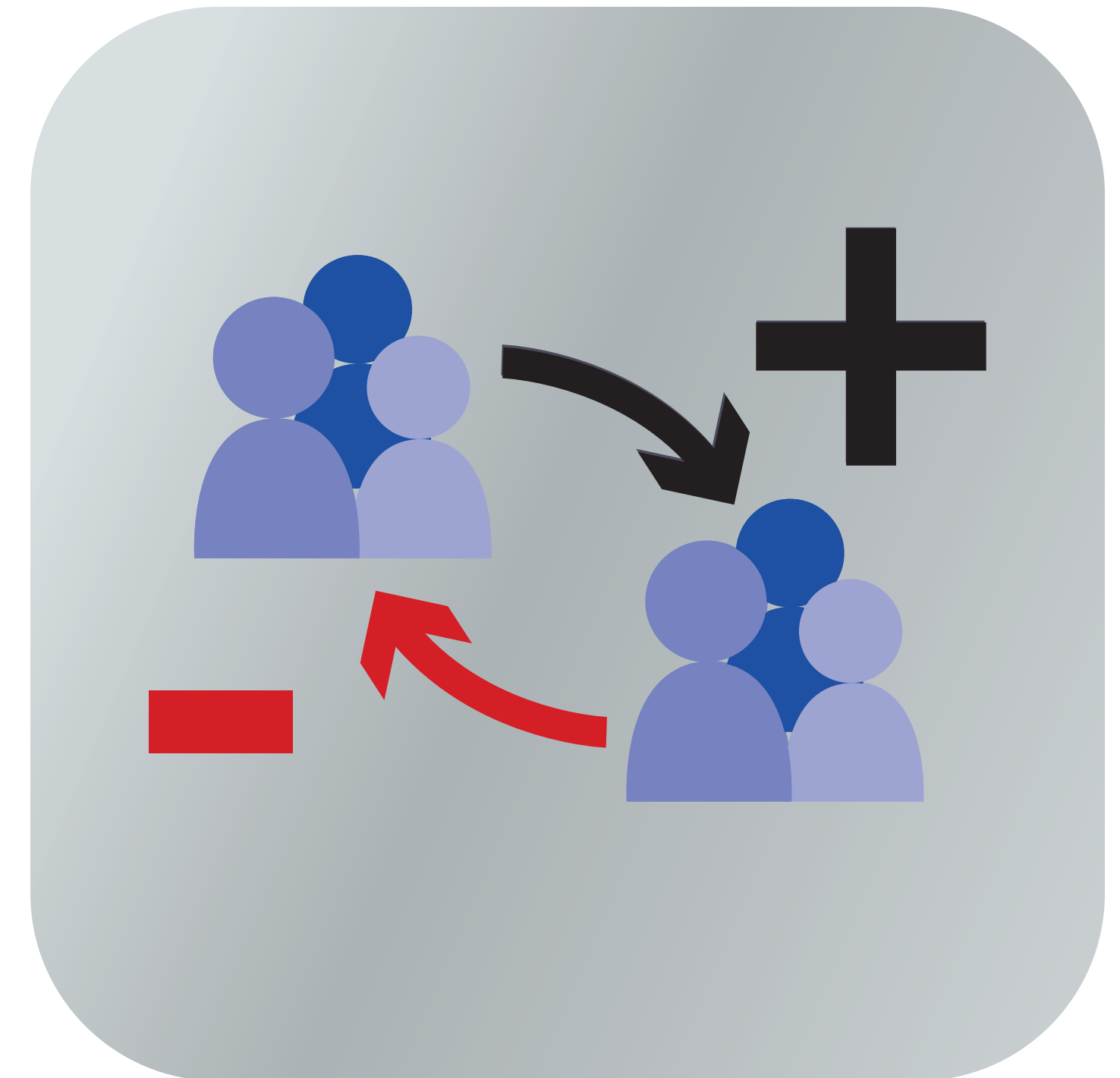


Attraktionspendel

Attraktionspendel entstehen auf Plattformen mit zwei Gruppe von Akteuren von denen eine Gruppe ...

...positive gruppenübergreifende externe Effekte auf die andere hat.

...negative gruppenübergreifende externe Effekte auf die andere hat.



Attraktionspendel

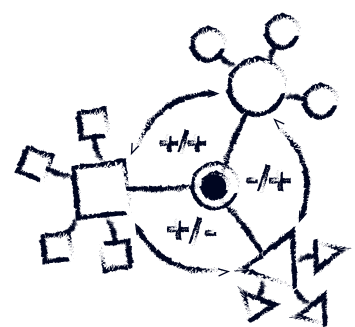
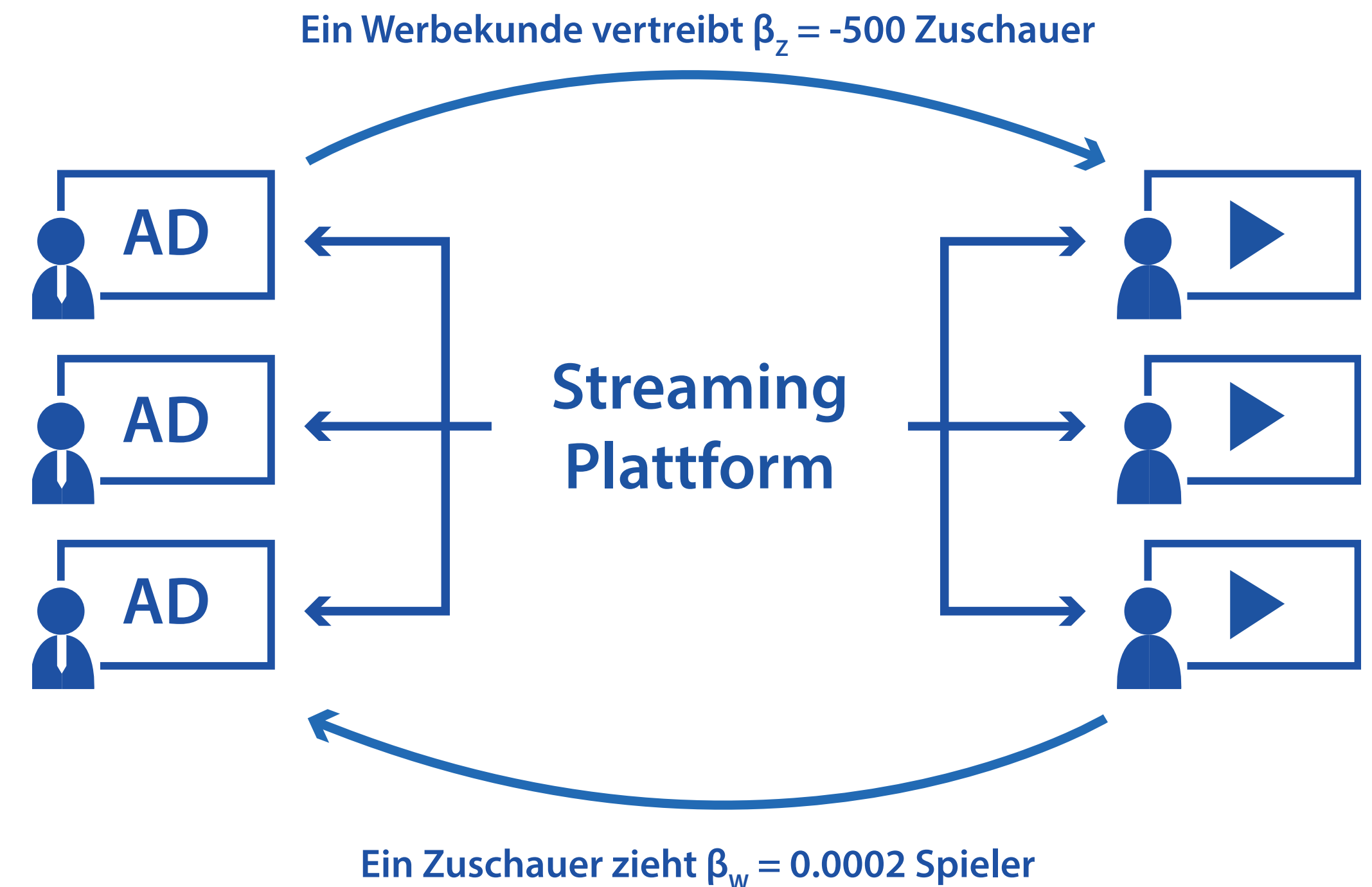
Wir betrachten das Streamingportal Twitch als Beispiel und nehmen folgende Zahlenwerte an:

$n_z = 30.000.000$ Zuschauer $n_w = 1000$ Werbekunden

Ein Zuschauer mehr zieht $\beta_w = 0.0002$ neue Werber an.

Ein Werber mehr stößt $\beta_z = -500$ Zuschauer ab.

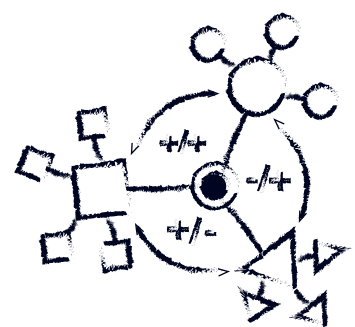
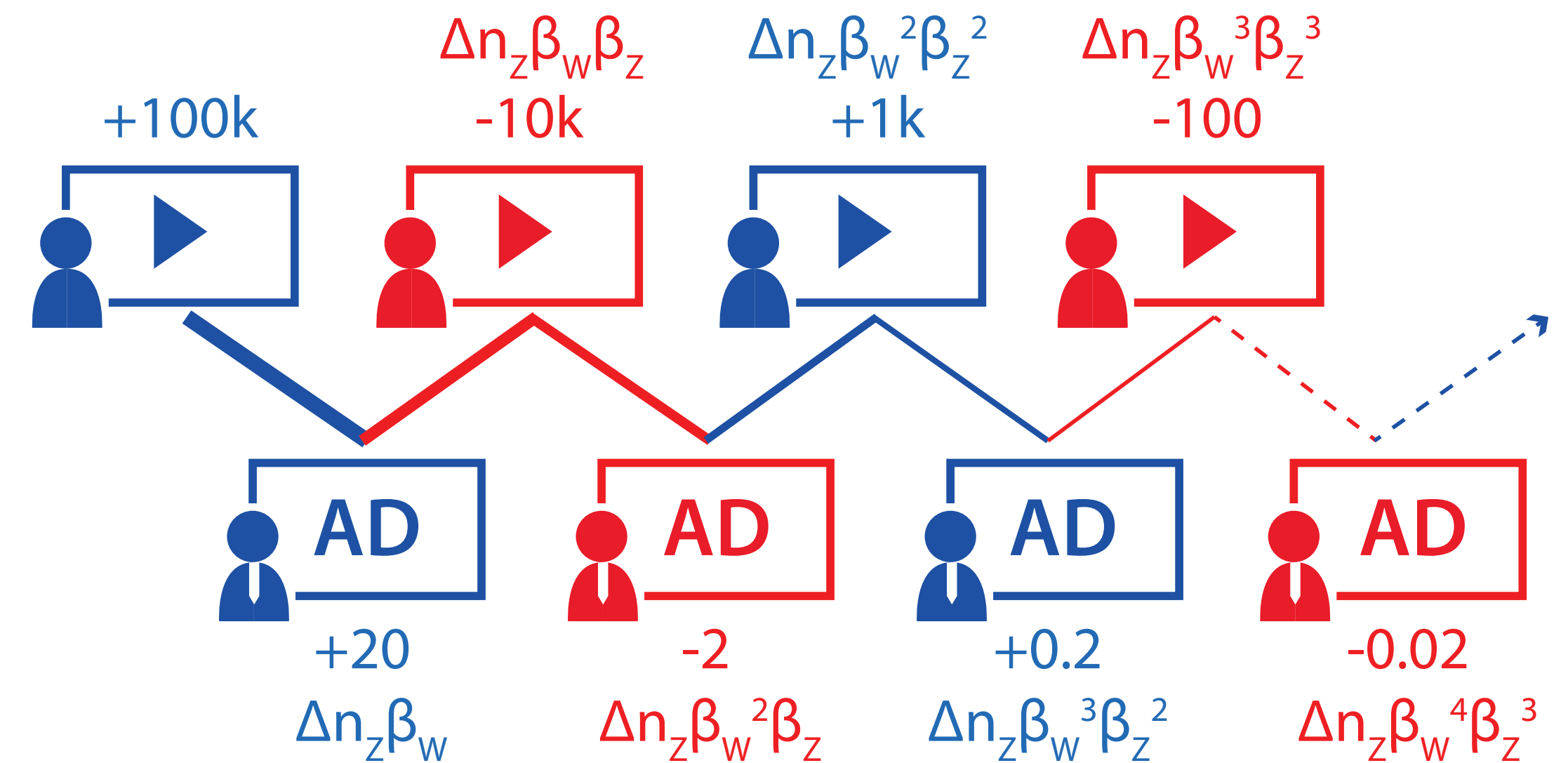
Welchen Effekt hätten 100.000 neue Zuschauer?



Attraktionspendel

100k neue Zuschauer und 20 neue Werbekunden sind nur der direkte Effekt der Maßnahme! Die indirekten Effekte des Attraktionspendels dämpfen den direkten Effekt:

100k Zuschauer mehr führen zu 20 Werbern mehr.
 20 Werber mehr führen zu 10k Zuschauern weniger.
 10k Zuschauer weniger führen zu 2 Werbern weniger.
 2 Werber weniger führen zu 1k Zuschauern mehr ...



Attraktionsspirale

Das Pendel zwischen Zuschauern und Werbern schwingt theoretisch endlos, wobei die Zahlenwerte immer kleiner werden.

Der Gesamteffekt lässt sich über die geometrische Reihe berechnen. Alternativ summieren wir so lange, bis die Änderungen ausreichend klein werden.

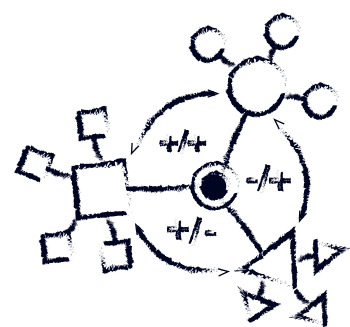
$$\sum_{n=0}^{\infty} \Delta n_z \cdot \beta_w^n \beta_z^n = \frac{\Delta n_z}{1 - \beta_w \beta_z} = \frac{100000}{1 + 0.1} = +90909 \text{ Zuschauer}$$

$$\sum_{n=0}^{\infty} \Delta n_z \beta_w \cdot \beta_w^n \beta_z^n = \frac{\Delta n_z \beta_w}{1 - \beta_w \beta_z} = \frac{20}{1 + 0.1} = +18.2 \text{ Werbekunden}$$

Geometrische Reihe

$$\sum_{k=0}^{\infty} x^k = \frac{1}{1 - x}$$

wenn $|x| < 1$

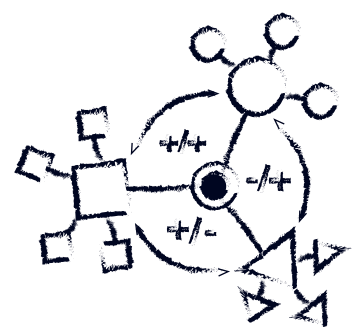
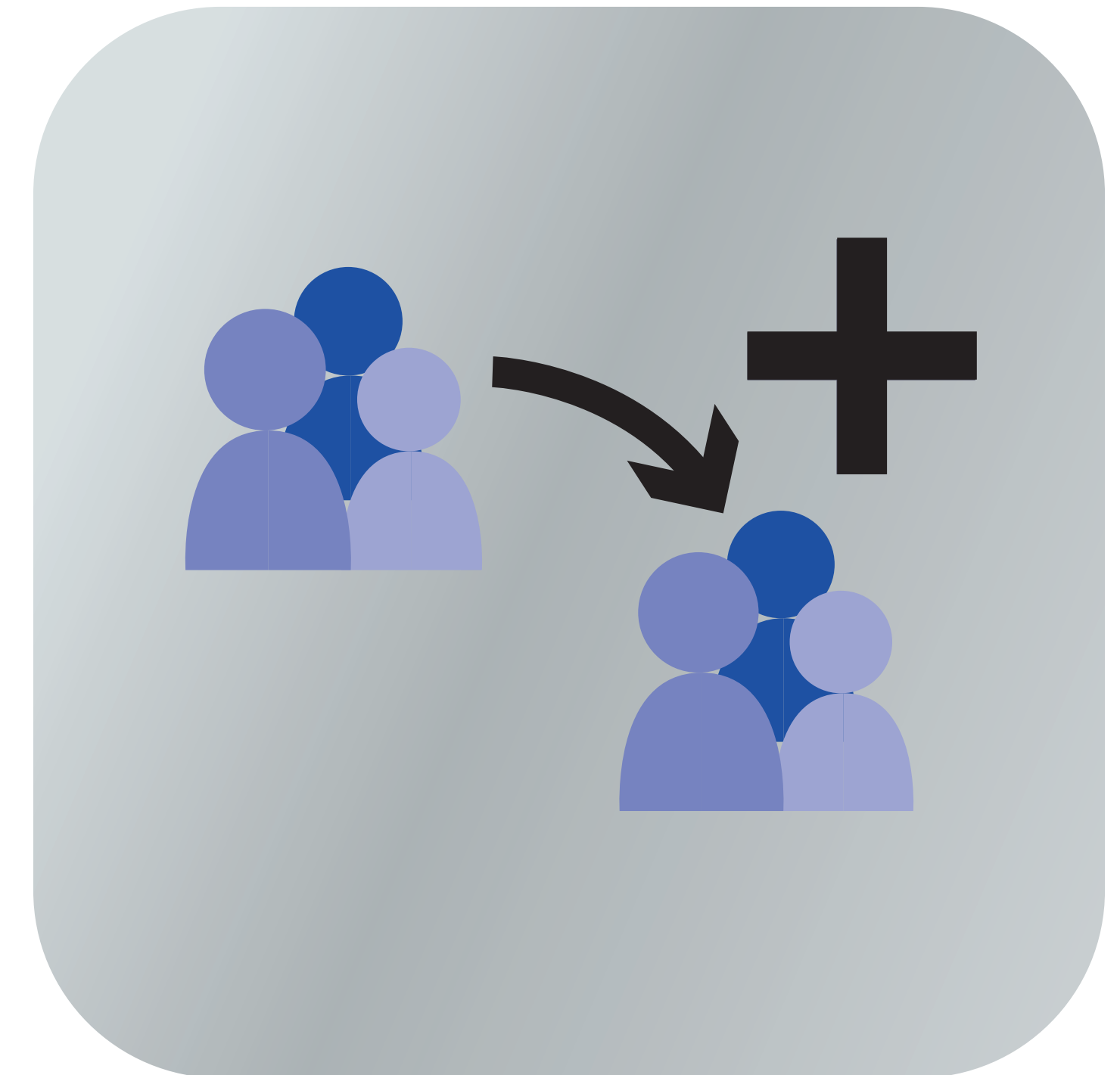


Attraktions-Spillover

Attraktions-Spillover entstehen auf Plattformen mit zwei Gruppe von Akteuren von denen ...

...eine Gruppe positive gruppenübergreifende externe Effekte auf die andere hat.

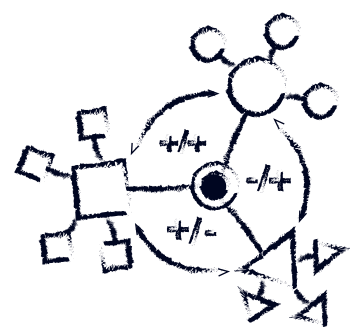
...eine Gruppe keinen oder einen vernachlässigbar kleinen gruppenübergreifende externe Effekte auf die andere hat.



Weitere Besonderheiten

Locked-In Effekte Netzwerkeffekte können Monopole fördern und Wettbewerb, Innovation und Effizienz hemmen:

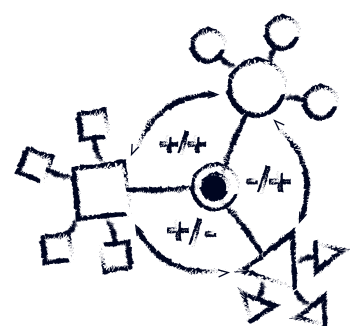
Was passiert, wenn eine neue Plattform am Markt erscheint, die alles etwas besser macht als die etablierten Plattformen?



Weitere Besonderheiten

Sehr wahrscheinlich nichts. Neue innovative Plattformen haben durch den beim Launch geringen Netzwerknutzen einen starken Wettbewerbsnachteil gegenüber etablierten Plattformen.

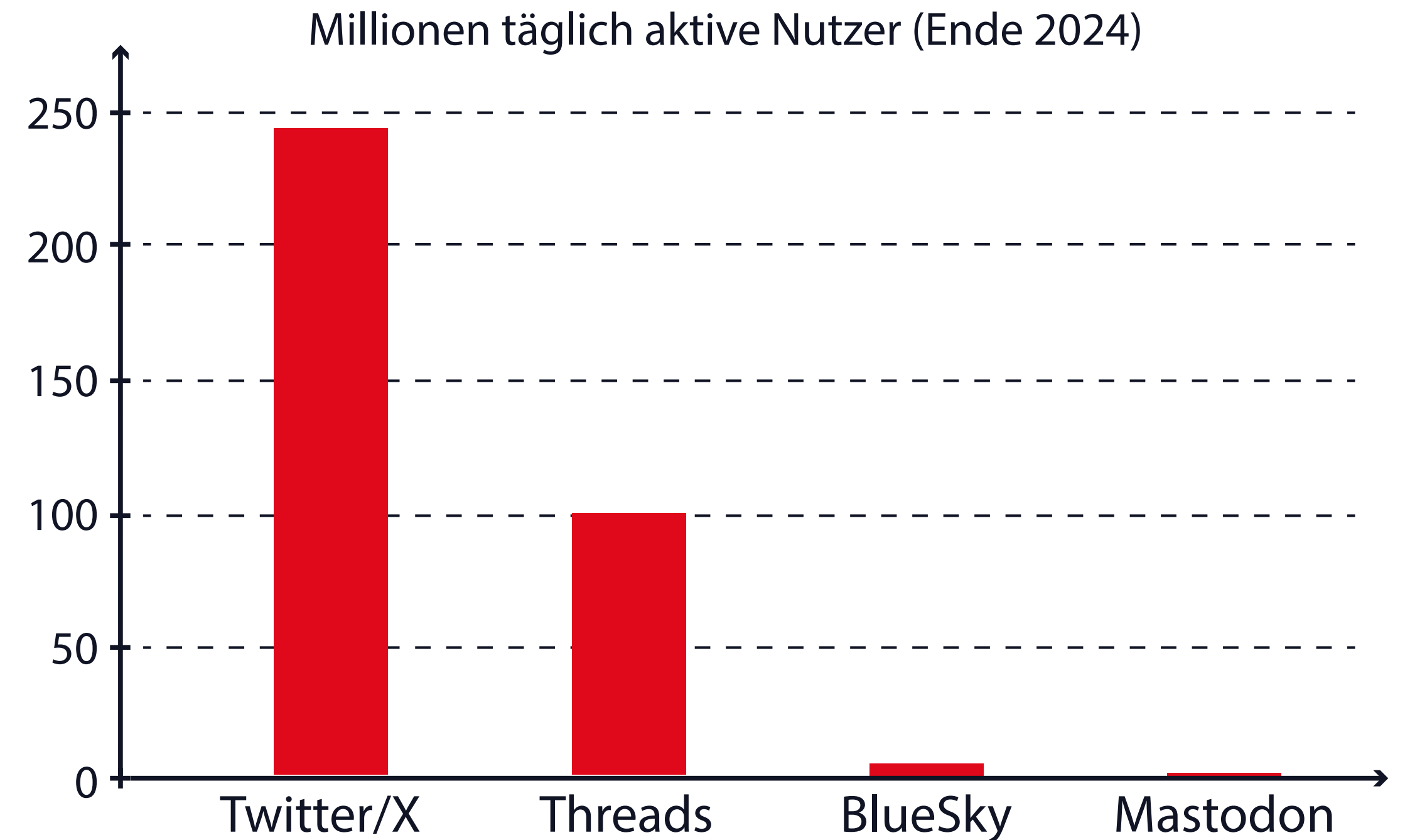
Ein massenhafter Wechsel ist unrealistisch: Wechselkosten und Koordinationsprobleme verursachen einen **Locked-In Effekt**, der die Nutzer auf der alten Plattform hält.



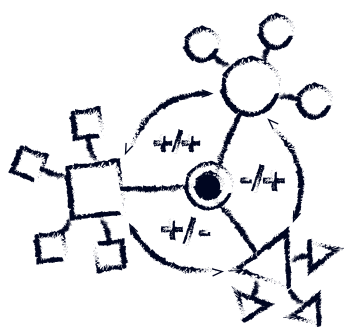
Weitere Besonderheiten

Ein aktuelles Beispiel sind Kurznachrichtendienste. Trotz politischer Kontroversen um Elon Musk bleibt sein X die unangefochtene Nummer 1.

Selbst das von der Meta Gruppe entwickelte Threads zeigt deutlich geringere MAU und DAU Zahlen.



Datenquellen: seo.ai für X (<https://seo.ai/blog/how-many-users-on-x>), TheVerge für Threads (<https://www.theverge.com/2024/12/17/24323727/threads-testing-scheduled-posts>), Business of Apps für BlueSky (<https://www.businessofapps.com/data/threads-statistics>), ThinkImpact für Mastodon (<https://www.thinkimpact.com/mastodon-statistics>)

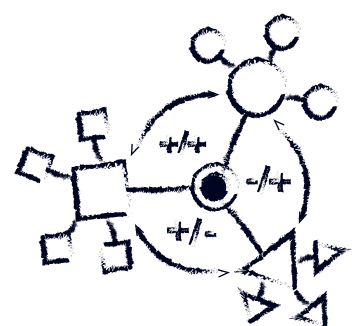
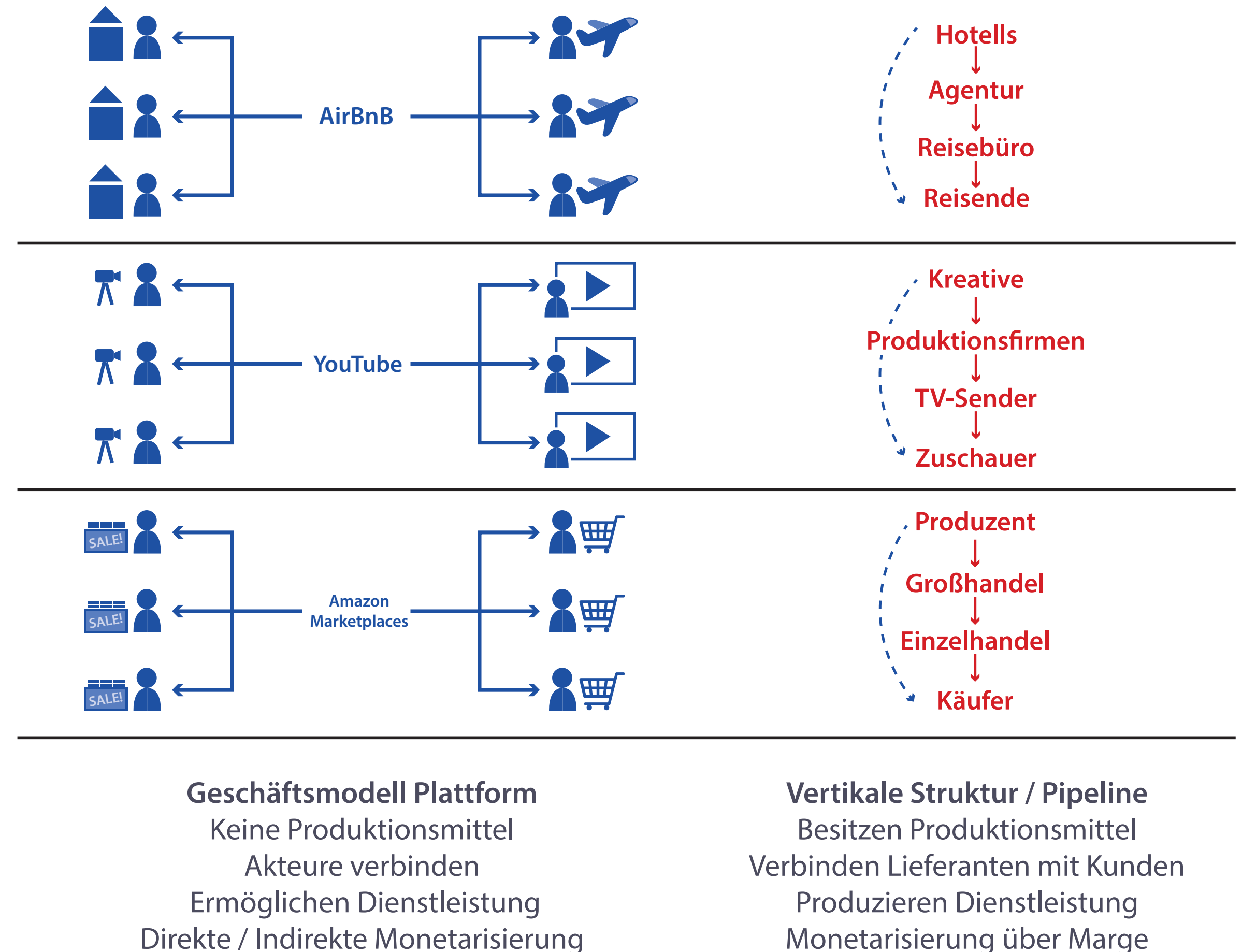


Weitere Besonderheiten

Disintermediation Eine Plattform kann mehrere Schritte in einer vertikalen Wertschöpfungskette überbrücken.

Sie ist zwar selbst ein Mittelsmann, ersetzt aber potenziell mehrere andere davon und bringt dadurch über die ganze Wertschöpfungskette Effizienzgewinne!

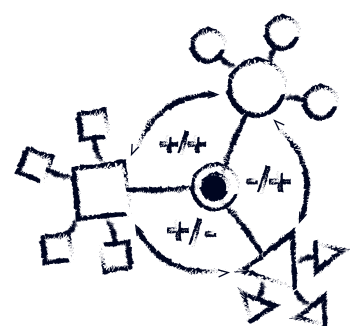
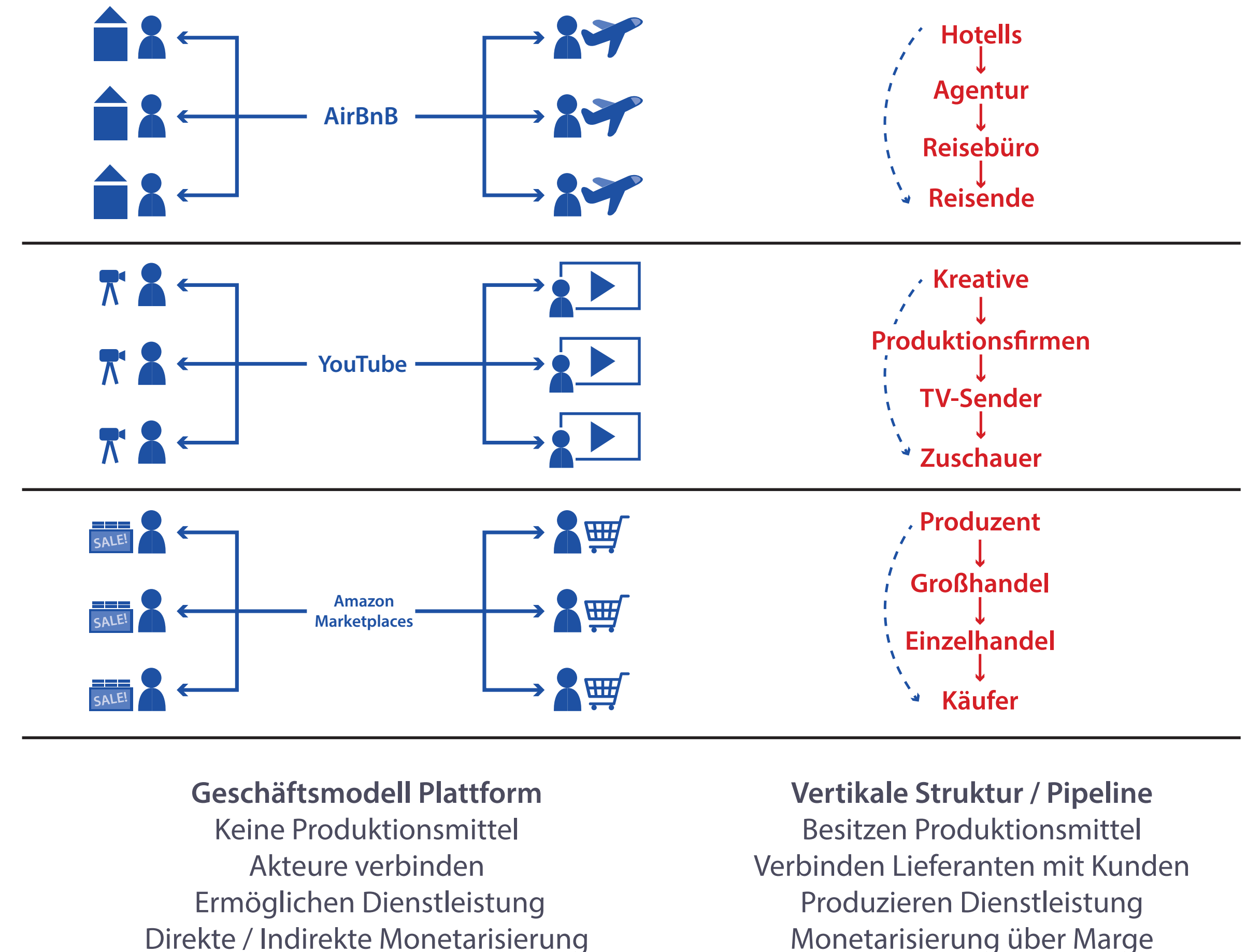
Einen Teil davon kann der Betreiber der Plattform abschöpfen!



Weitere Besonderheiten

Direkte Kommunikation Produzenten können auf Plattformen direkt mit den Käufern interagieren und kommunizieren.

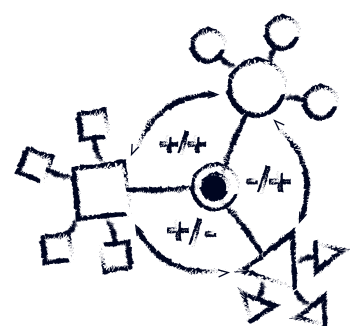
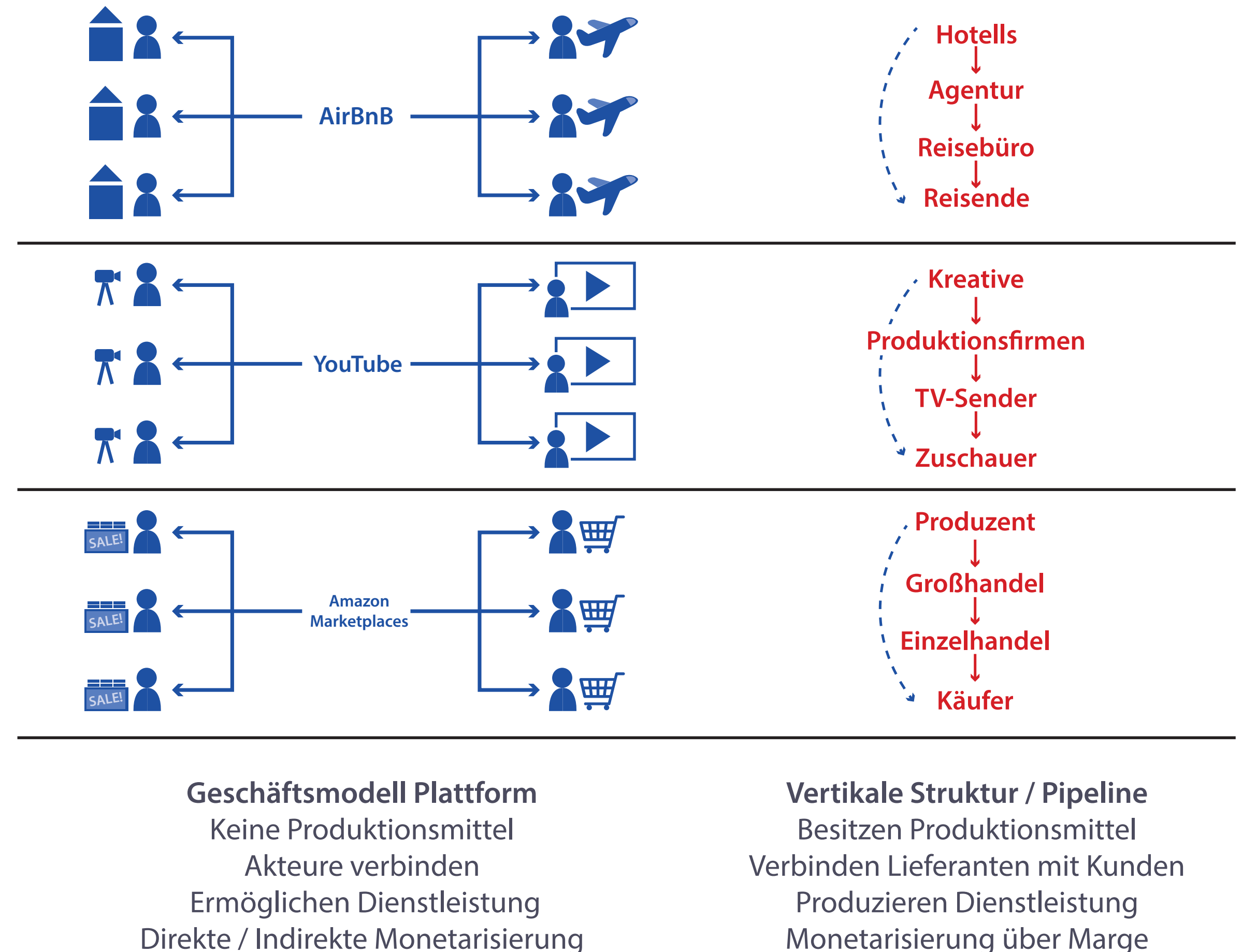
Das kann sowohl bei physischen Produkten als auch bei Medienprodukten zu einem besseren Match zwischen Produkt und Konsument führen.



Weitere Besonderheiten

Motivationseffekte Verkäufer bzw. Produzenten auf einer Plattform haben verglichen mit abhängig beschäftigten Mitarbeitern einen höheren Anreiz gute Leistungen zu erbringen.

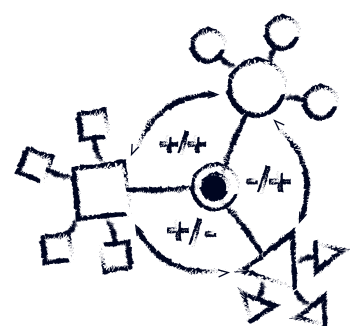
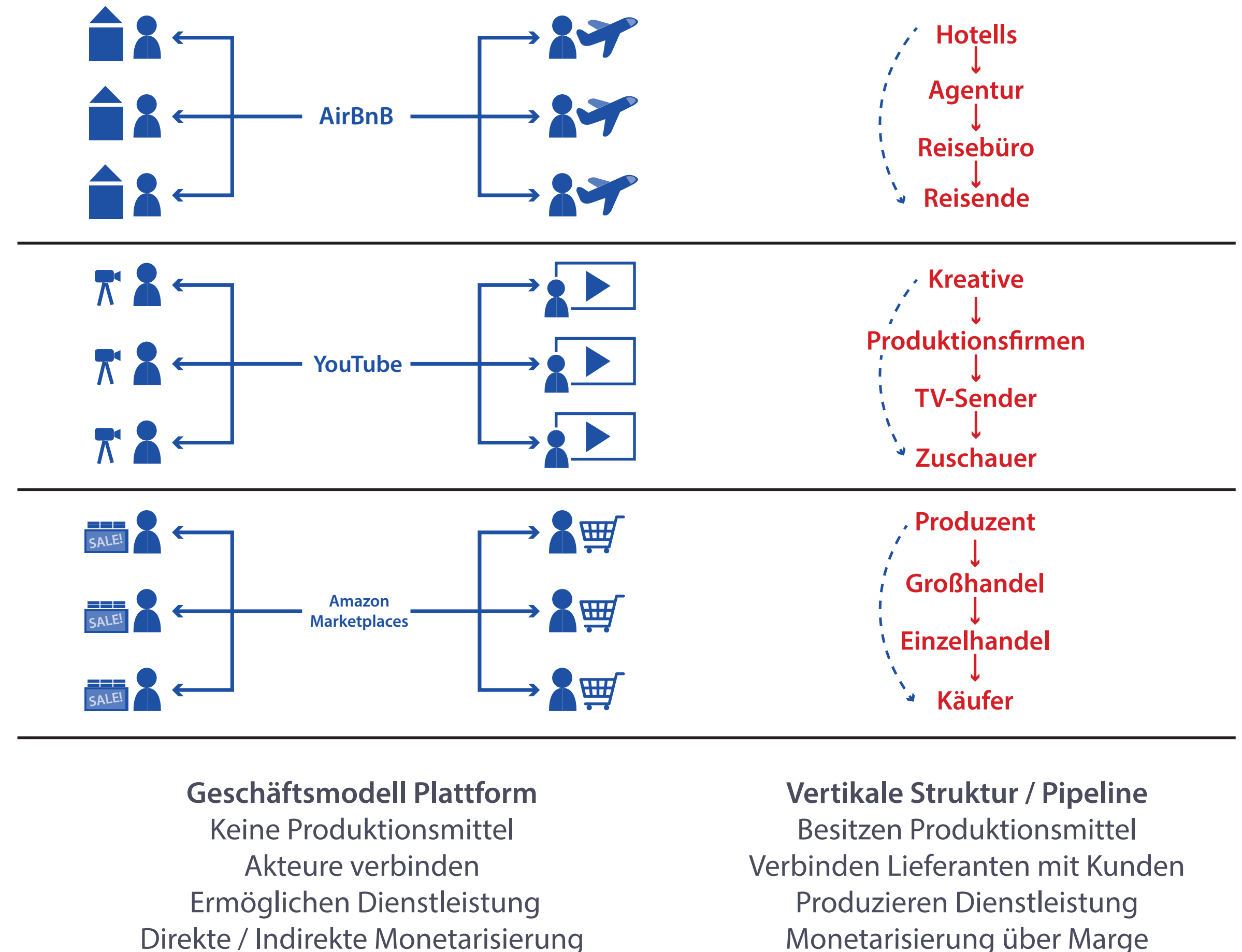
Davon profitiert natürlich auch der Betreiber der Plattform, insbesondere wenn dieser die Motivation durch geeignete Features und Anreizsysteme noch erhöht.



Weitere Besonderheiten

Koordinationsprobleme Verkäufer bzw. Produzenten auf einer Plattform konkurrieren untereinander. Durch diese Konkurrenz können negative externe Effekte und Ineffizienzen entstehen.

Anders als bei abhängigen Beschäftigten eines Unternehmens kann die Plattform hier nicht so einfach eingreifen.

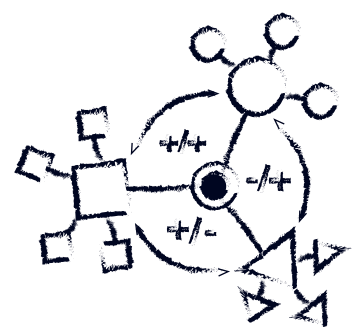
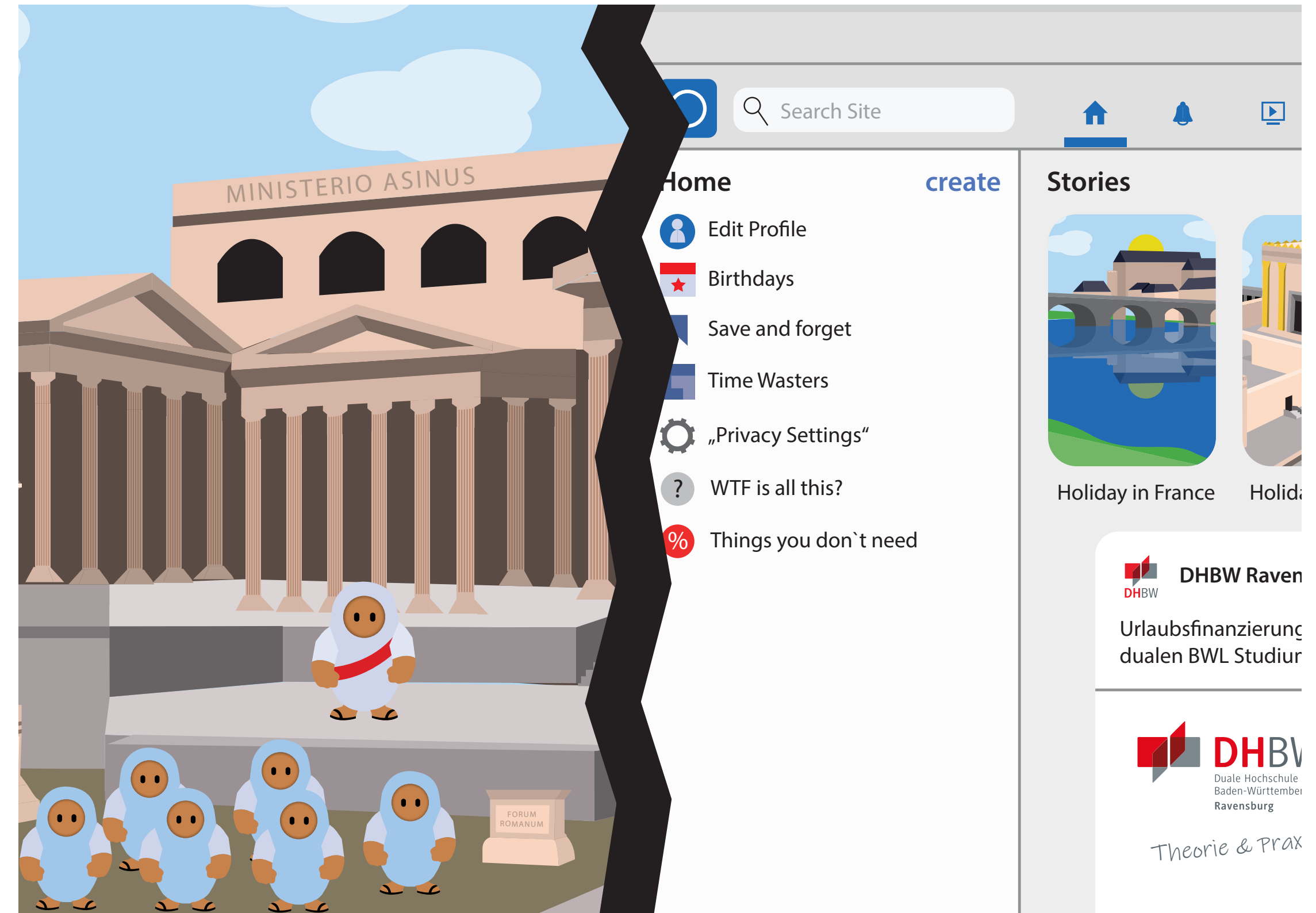


Digitalisierung

Jetzt bringen wir das Adjektiv „digital“ zurück ins Spiel und stellen uns zwei Fragen:

Warum sind die heutigen digitalen Plattformen deutlich erfolgreicher als ihre analogen Vorgänger?

Warum sind digitale Plattformen der ersten Generation in den 90er Jahren gescheitert?



Transaktionskosten

Die Digitalisierung senkt die Transaktionskosten, d. h., die Kosten die für die Durchführung einer Transaktion anfallen.

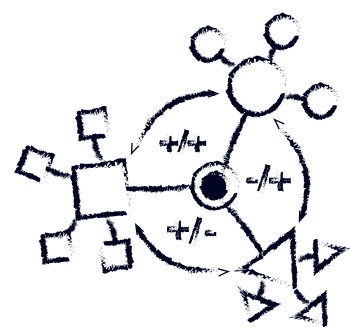
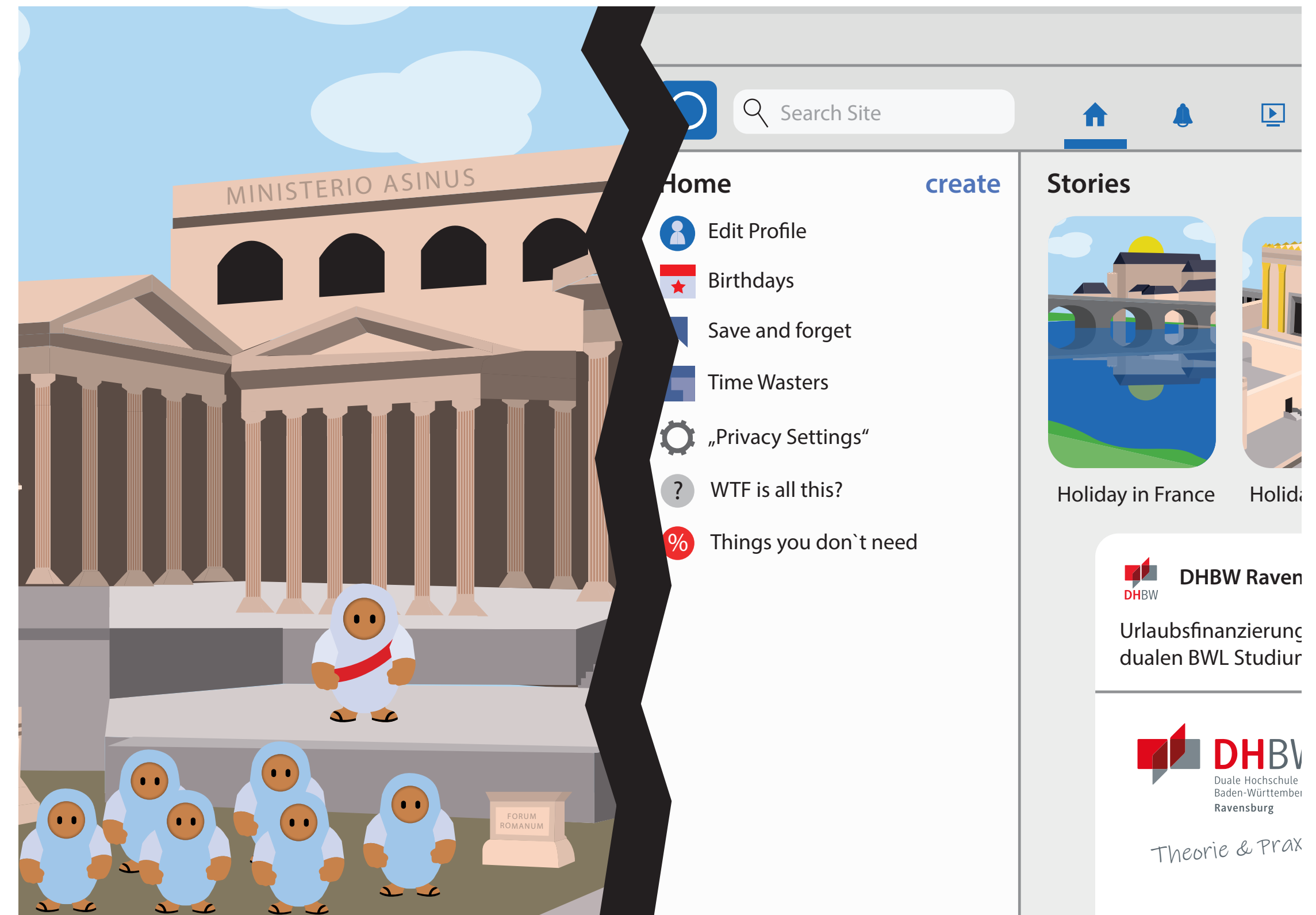
Diese bestehen aus monetären Komponenten und nicht monetären Komponenten (sog. Opportunitätskosten).



Monetäre Kosten



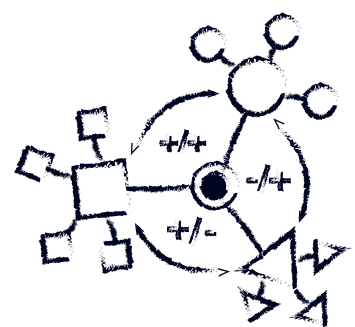
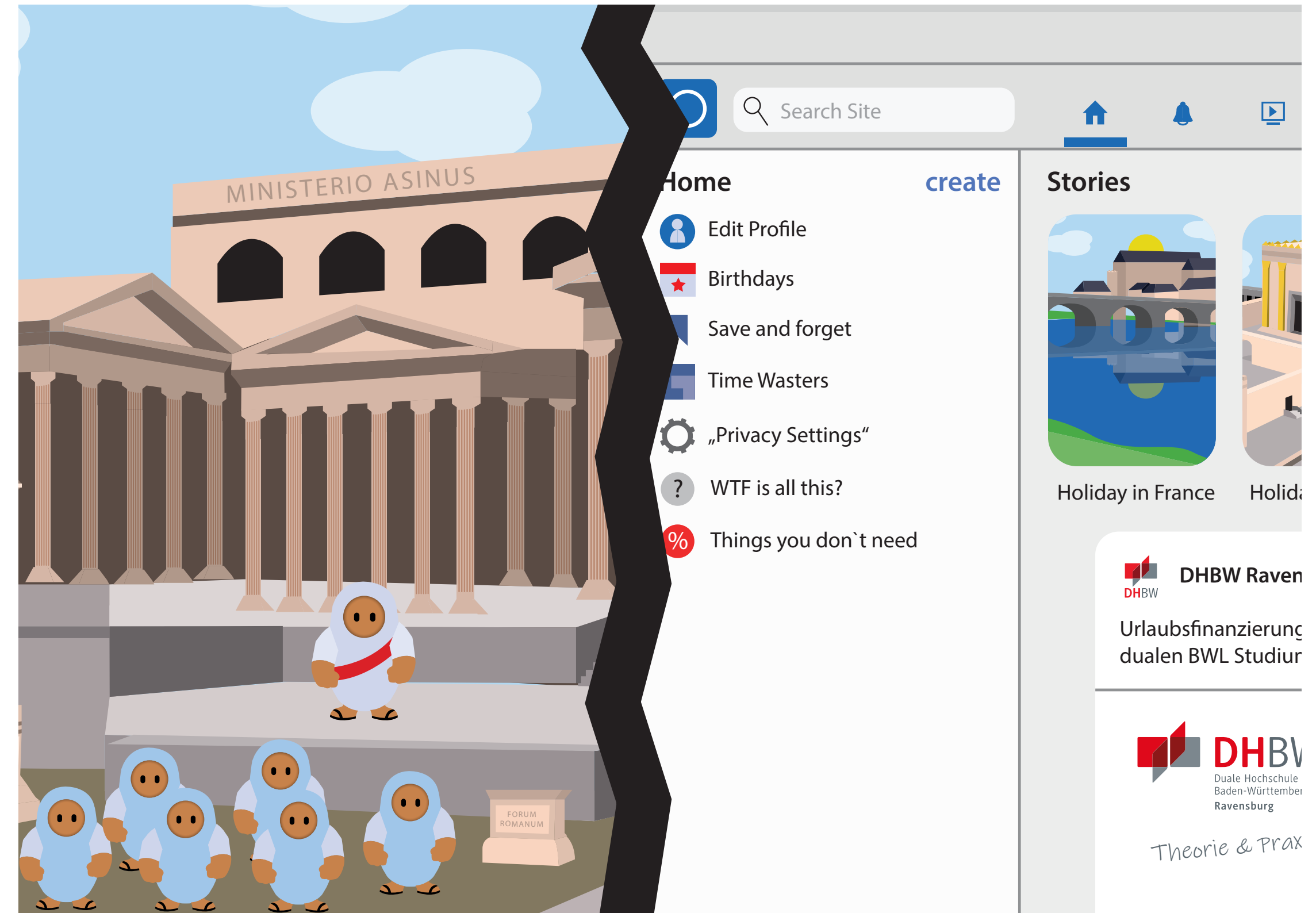
Opportunitätskosten



Transaktionskosten

Die Digitalisierung senkt die Transaktionskosten, d. h., die Kosten die für die Durchführung einer Transaktion anfallen.

Die Kostenreduktion umfasst konkrete Aspekte, die über ein allgemeines „wird günstiger“ hinausgehen.

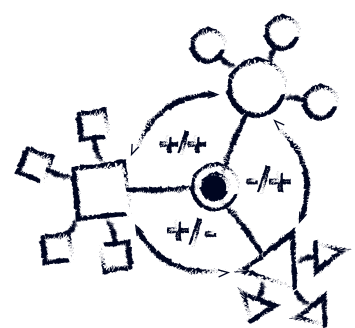
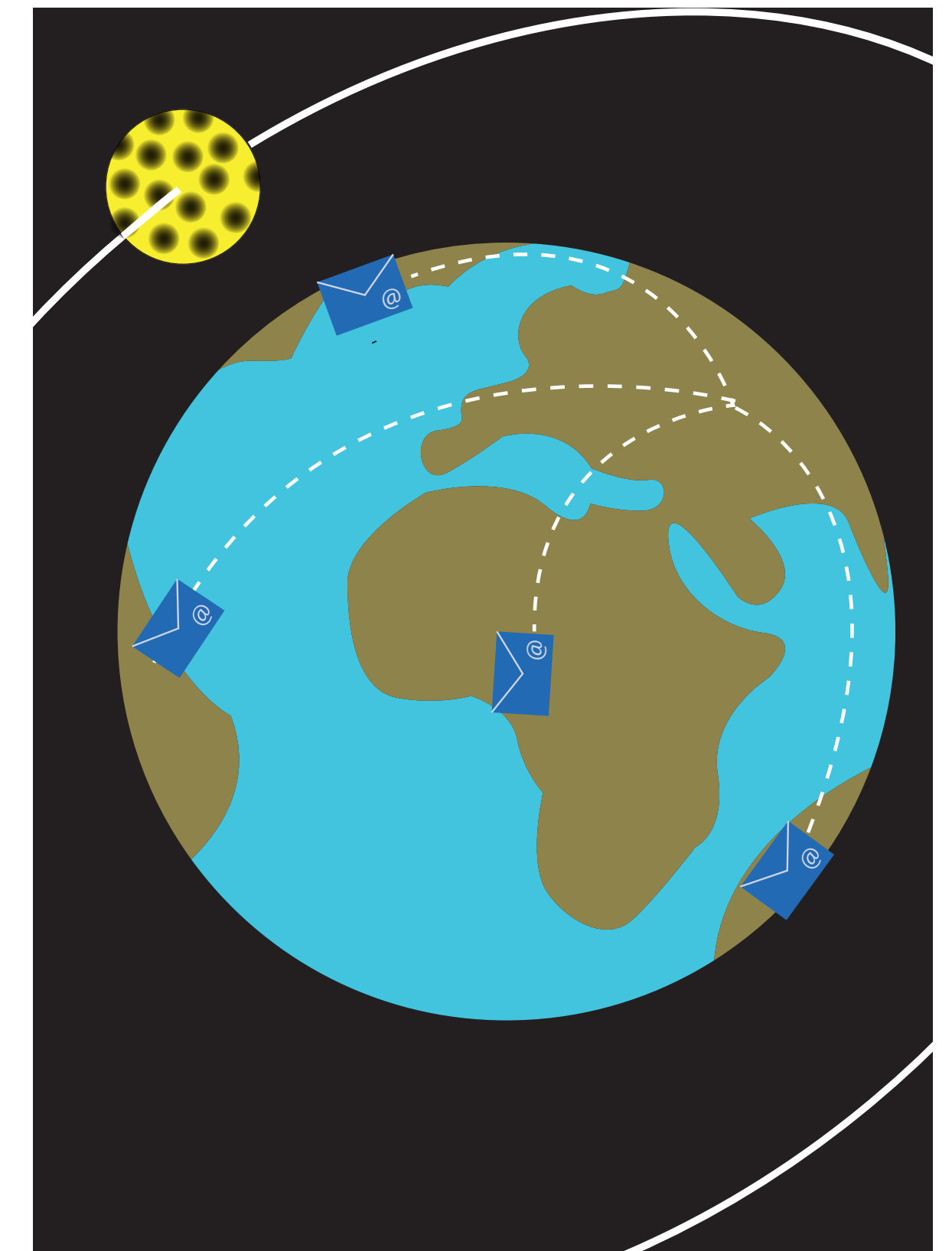
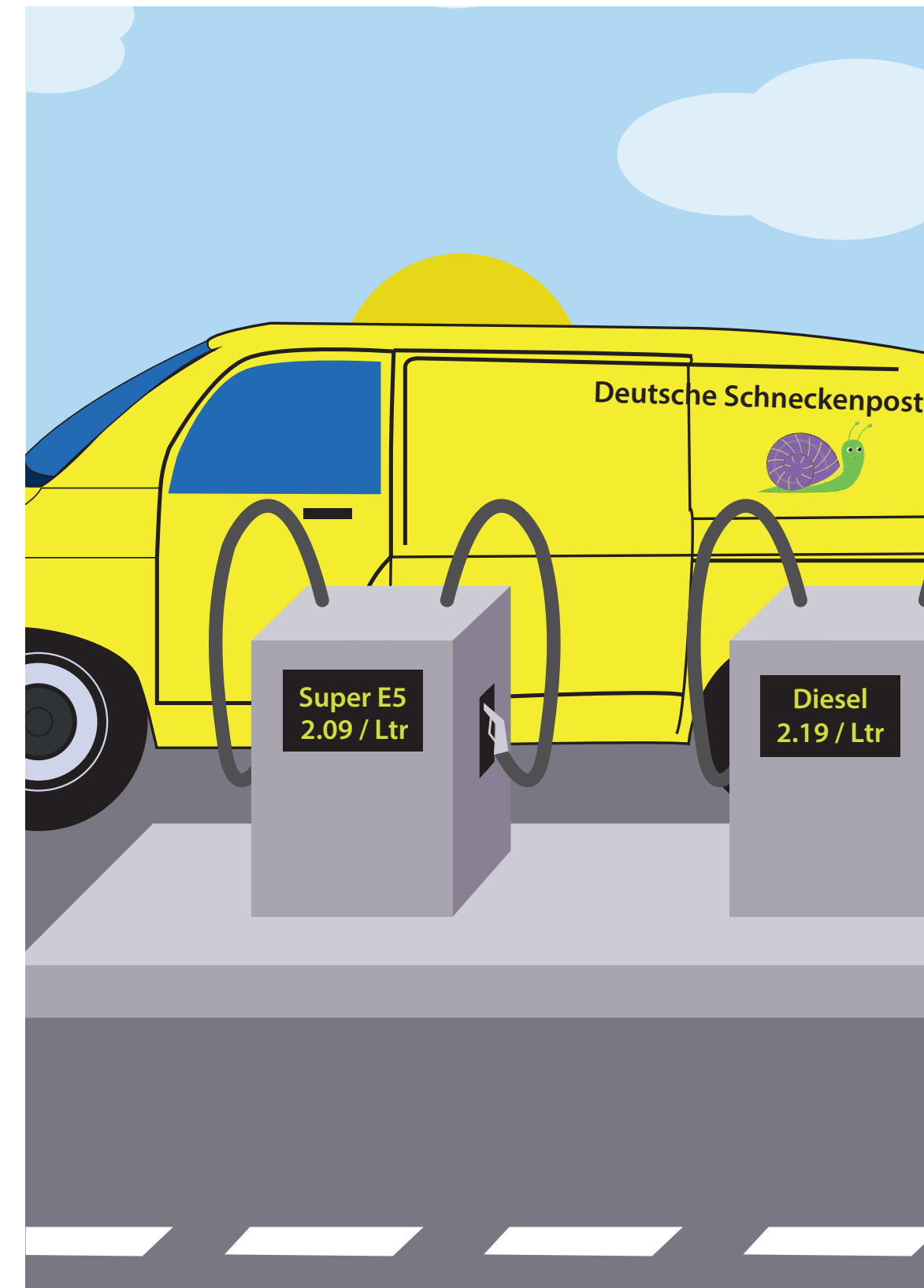


Transaktionskosten

Entkoppelung von räumlicher Distanz

Die Kosten, um einen Brief per Post von A nach B zu transportieren, sind von der örtlichen Distanz der beiden Adressen abhängig.

Bei E-Mail und WhatsApp gibt es diese Abhängigkeit nicht.

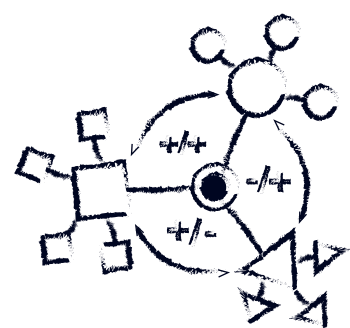
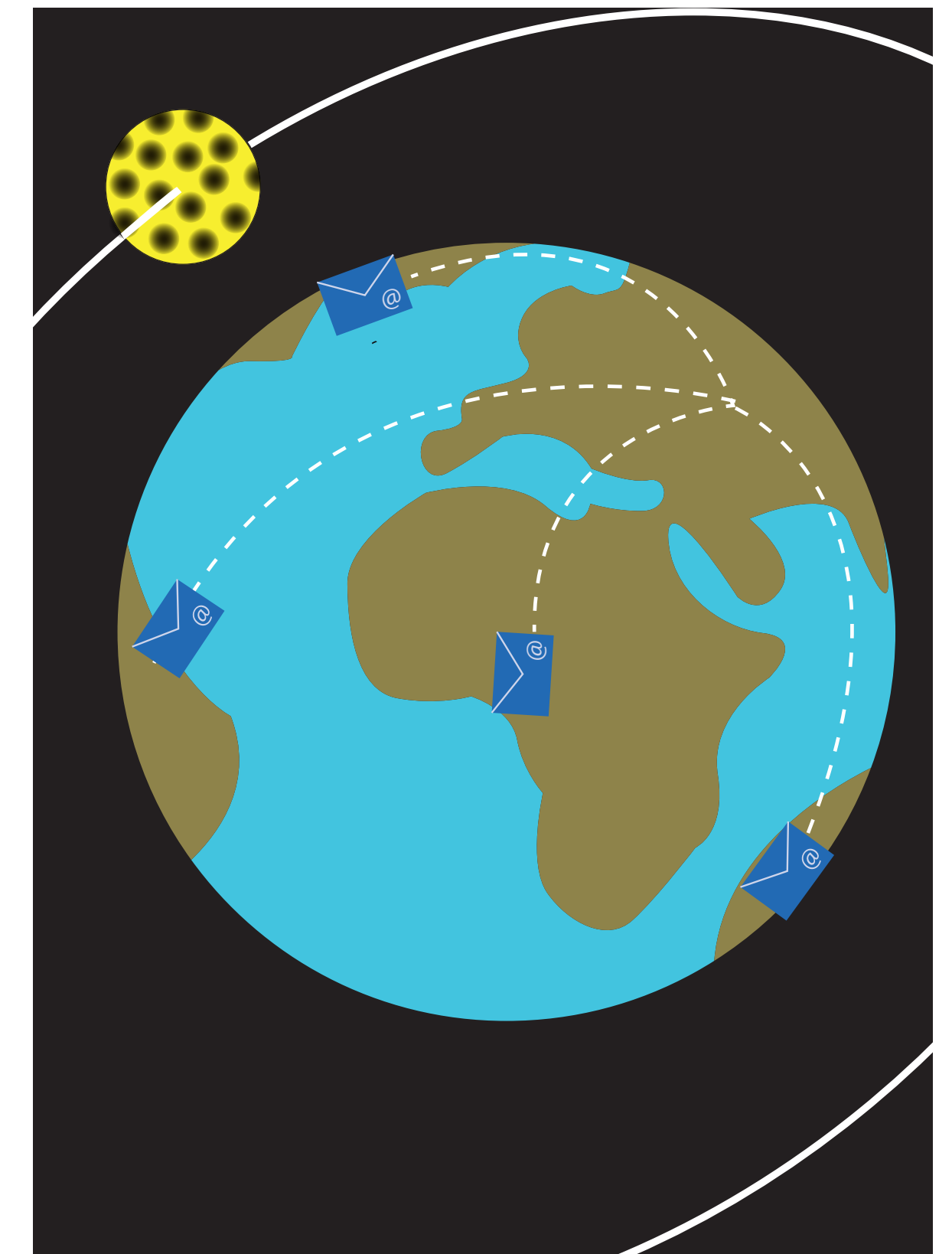


Transaktionskosten

Entkoppelung von Anzahl Rezipienten

Im Falle des Postbriefes muss ich diesen mehrfach schreiben, ggf. kopieren, eintüten und versenden.

Bei der E-Mail muss ich lediglich mehrere Adressen eintippen und bei WhatsApp eine Gruppe gründen.



Transaktionskosten

Bessere Skalierung mit Netzwerkgröße

Bei gedruckten Kleinanzeigen gibt es eine Kapazitätsgrenze und keine Suchfunktion.

Bei Ebay-Kleinanzeigen sind mehr Anzeigen eigentlich immer besser.

Kleinanzeigen

Kostenlos. Einfach. Lokal.

Was suchst du?

Alle Kategorien 

PLZ oder Ort

Kategorien

- ▶ Auto & Verkehr
- ▶ Essbares
- ▶ Kunst & Krempel
- ▶ TV, Video & Gaming
- ▶ Vom Laster gefallen

Galerie



Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elit, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sancto est Lorem ipsum dolor sit amet. Consetetur sadipscing elit, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sancto est Lorem ipsum dolor sit amet.	Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elit, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sancto est Lorem ipsum dolor sit amet. Consetetur sadipscing elit, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sancto est Lorem ipsum dolor sit amet.
--	--

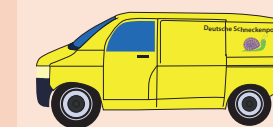
Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet.



**Verleihnix
„Frische Fische“
ab 10 Stück**



Das Vesper für den echten Schwaben



Postauto
15.000€ VB
Abholung in
Buxtehude



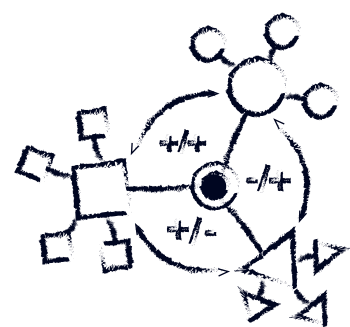
**Wunderschöne
Wassermelone
Biete auch
Versand**



Feuerwerk unbekannten Ursprungs



**Sieht aus wie
Gehirn - gut
für das Gehirn!**

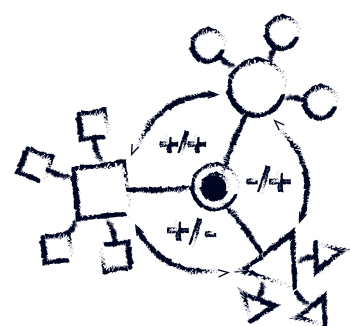
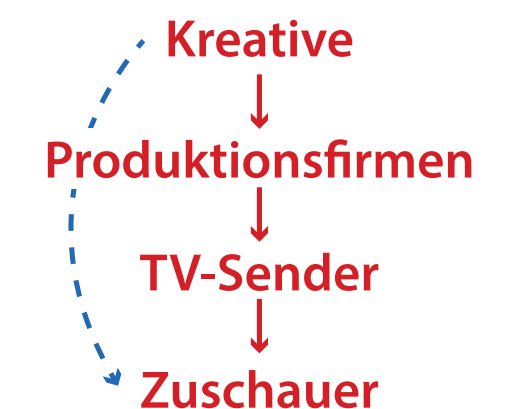
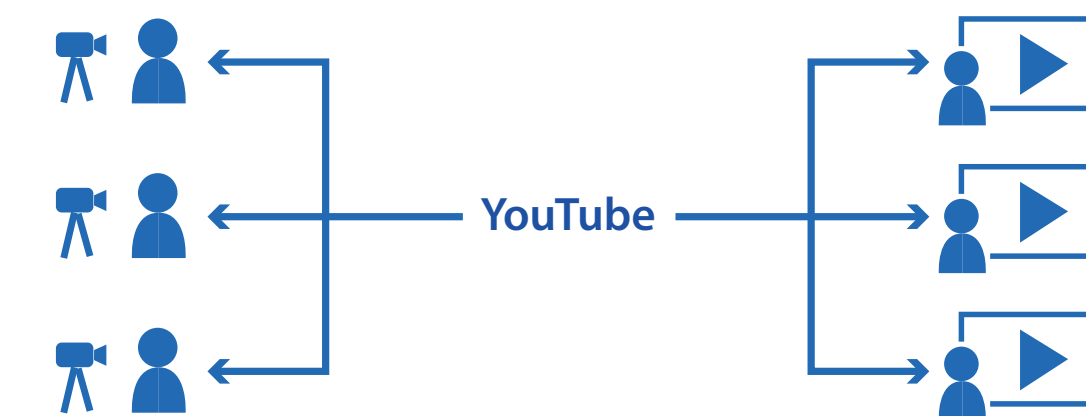
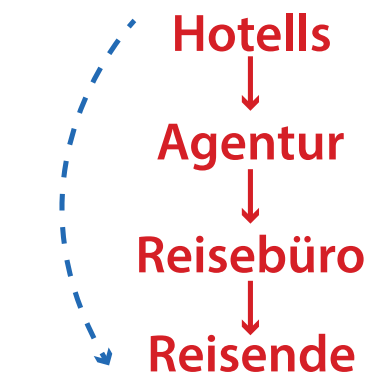
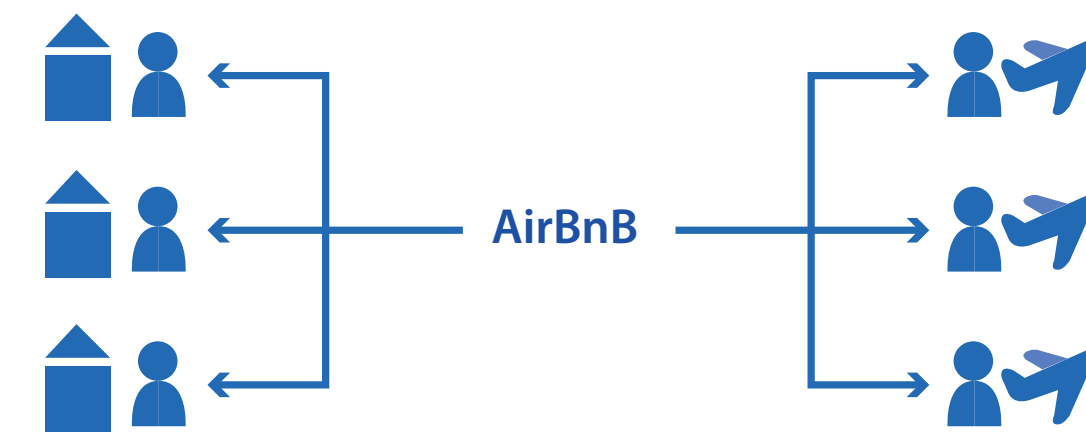


Disintermediation

Plattformen verringern die Anzahl an Zwischenhändlern und Vermittlern in der Wertschöpfungskette.

- Weniger Preisaufschläge
- Direkter Kontakt zu Endkunde über Plattform

Die Digitalisierung verstärkt den Grad der Disintermediation bzw. macht in einigen Bereichen die Disintermediation überhaupt erst möglich.

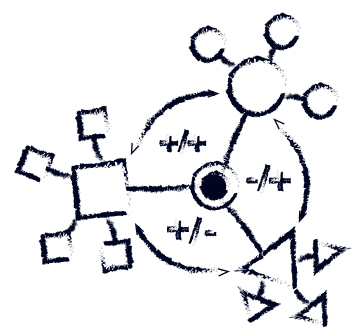
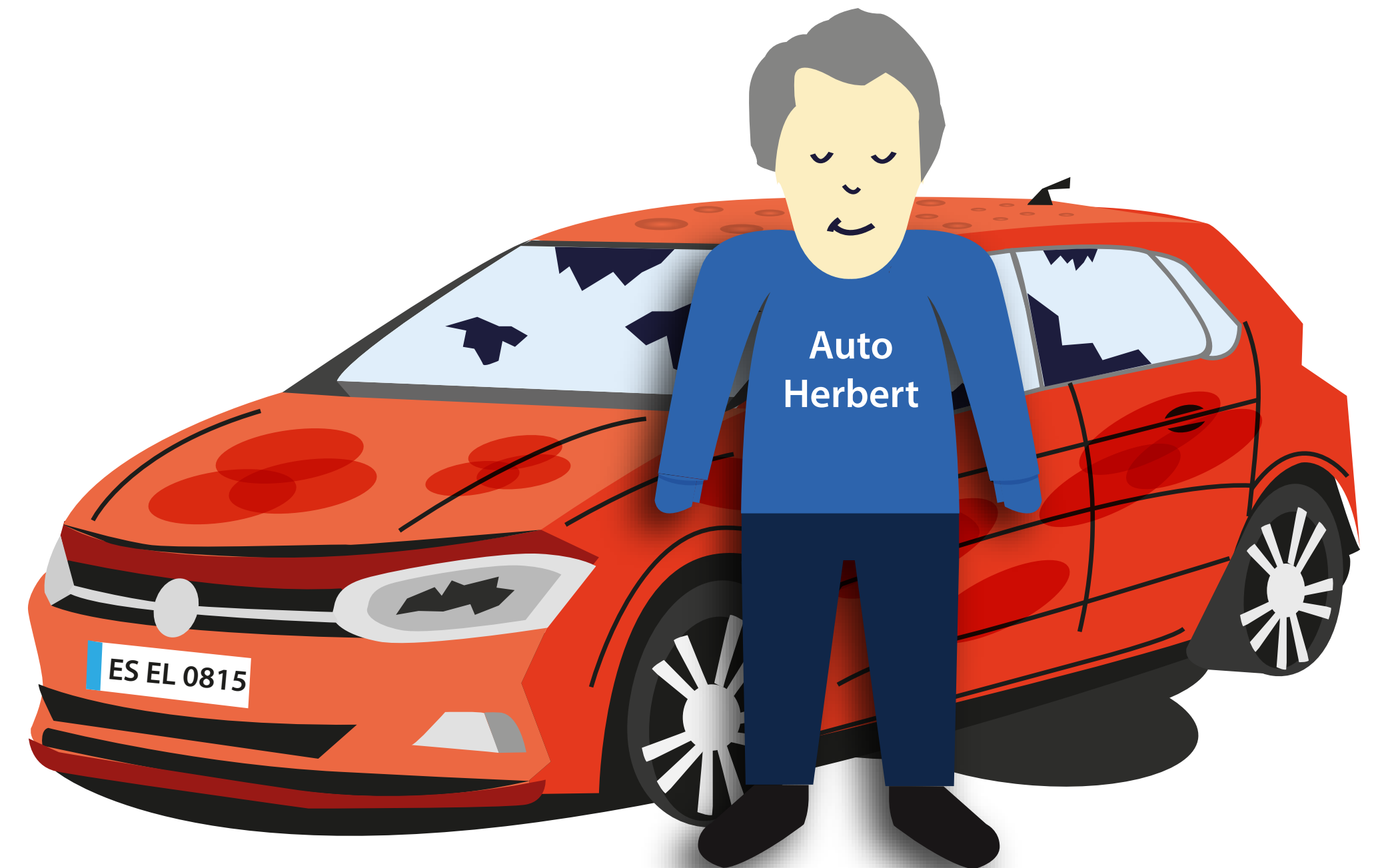


Informationsasymmetrie

Akteure auf Plattformen sind unterschiedlich gut informiert, z. B. wissen Verkäufer mehr über die eigenen Produkte als die potenziellen Käufer.

Diese Informationsasymmetrie führt zu Problemen, die mit digitalen Technologien günstiger gelöst werden können als mit analogen.

Später dazu mehr!

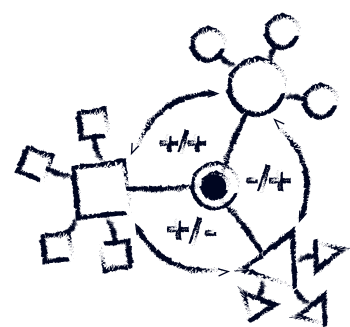
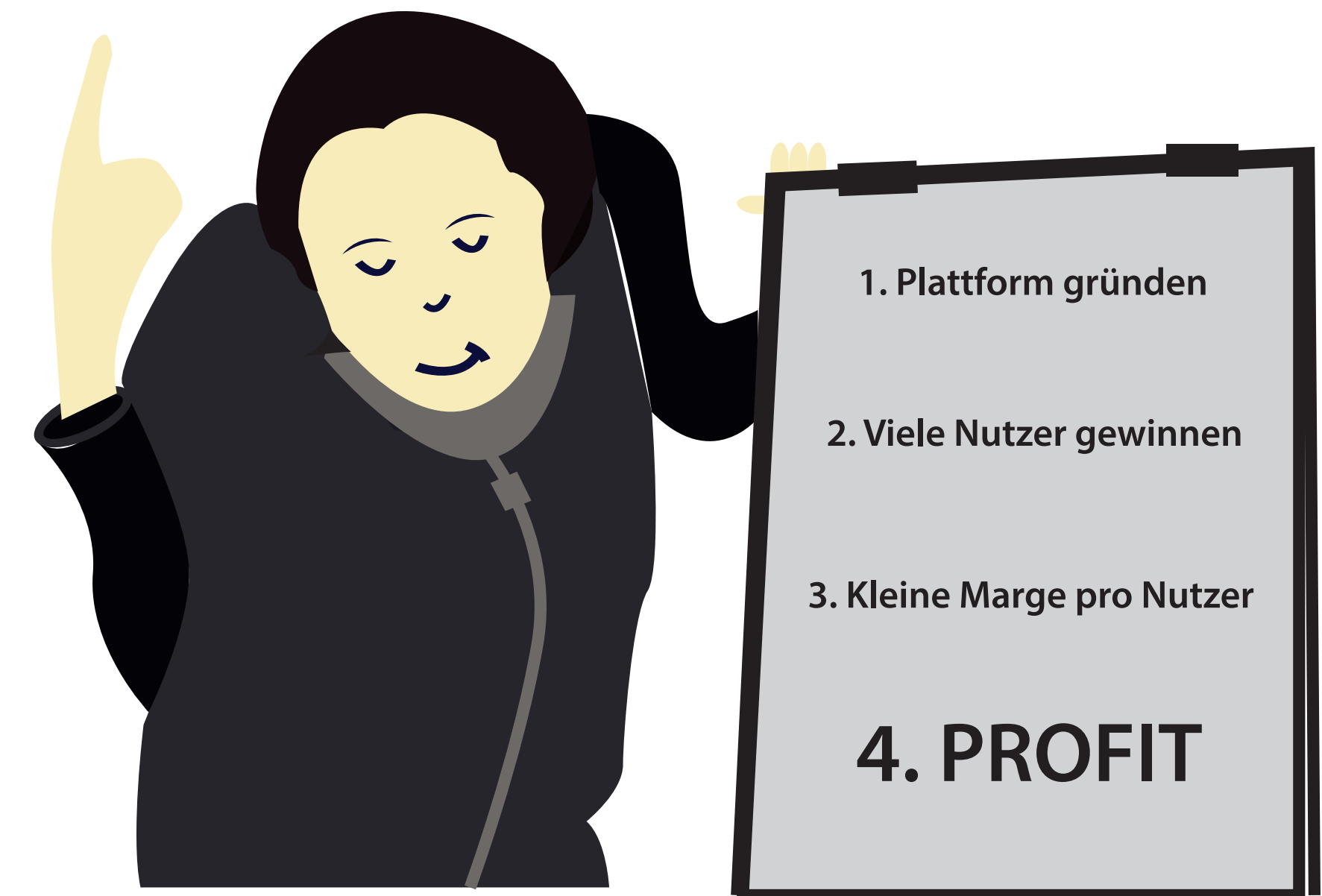


Network Economies of Scale

Digitale Plattformen können eine sehr größere Zahl an Nutzern versorgen.

Es reichen bereits kleine Margen pro Transaktion bzw. pro registriertem Nutzer um hohe Umsätze zu generieren.

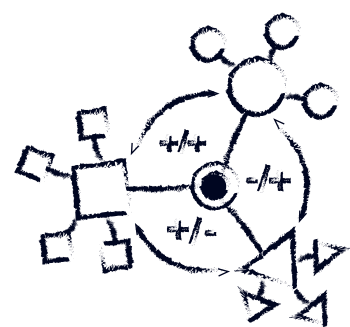
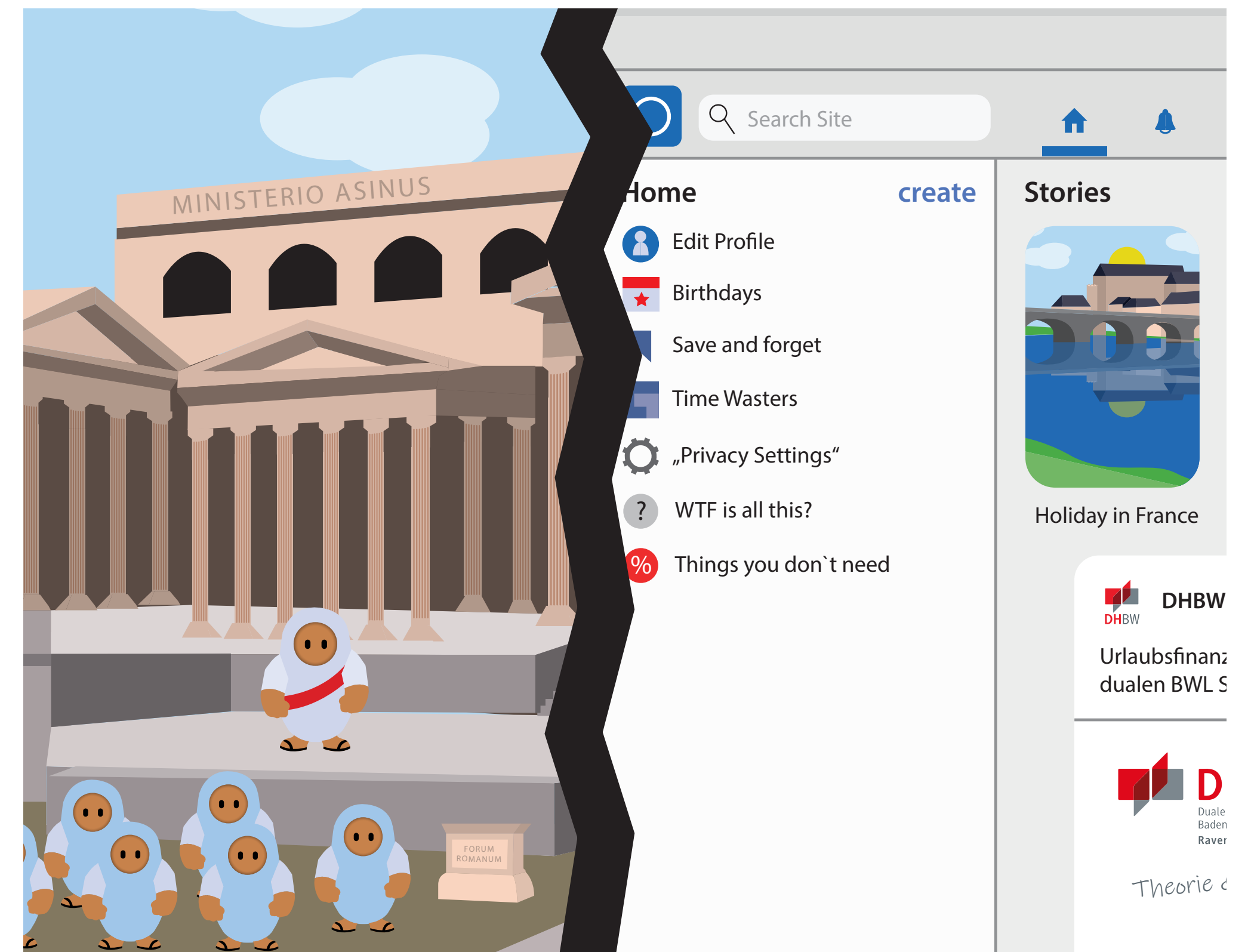
Der Betreiber kann diesen Vorteil teilweise über geringere Preise an seine Kunden weitergeben und die Plattform dadurch noch attraktiver machen.



Ressourcen digitaler Plattformen

Bleibt die Frage, warum sich digitale Plattformen erst im letzten Jahrzehnt so richtig durchsetzen konnten.

Warum nicht schon in den späten 90ern als die erste große Welle an Internetfirmen aufkam?

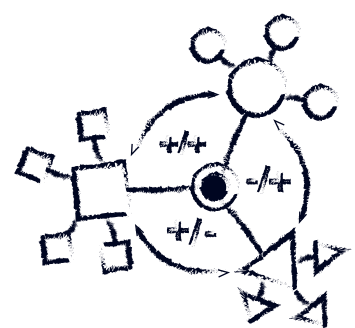
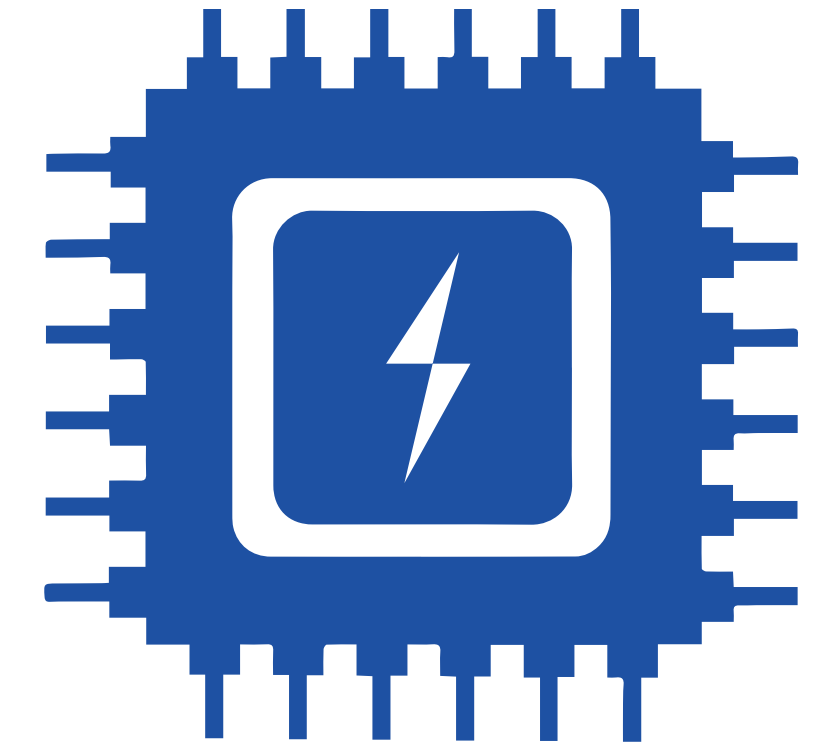
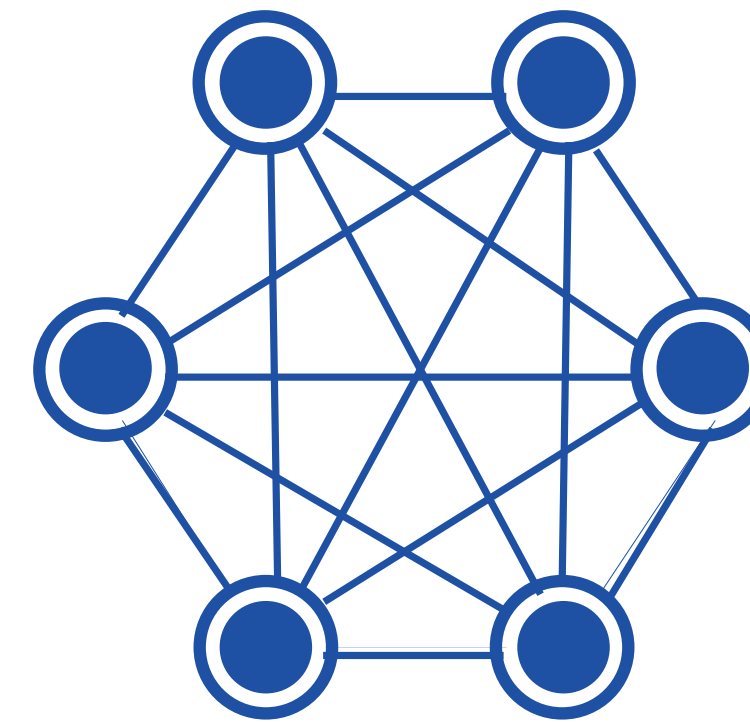


Ressourcen digitaler Plattformen

Konnektivität Eine digitale Plattform benötigt eine große Anzahl an potenziellen Nutzern, damit das Netzwerk einen hohen Netzwerknutzen bieten kann.

Speicherplatz Eine digitale Plattform benötigt viel Speicherplatz und zwar nicht nur für die Aktivitäten der Nutzer, sondern auch für die Datenanalyse.

Rechenleistung Eine digitale Plattform benötigt viel Rechenleistung und zwar nicht nur für die Aktivitäten der Nutzer, sondern auch für die Datenanalyse.

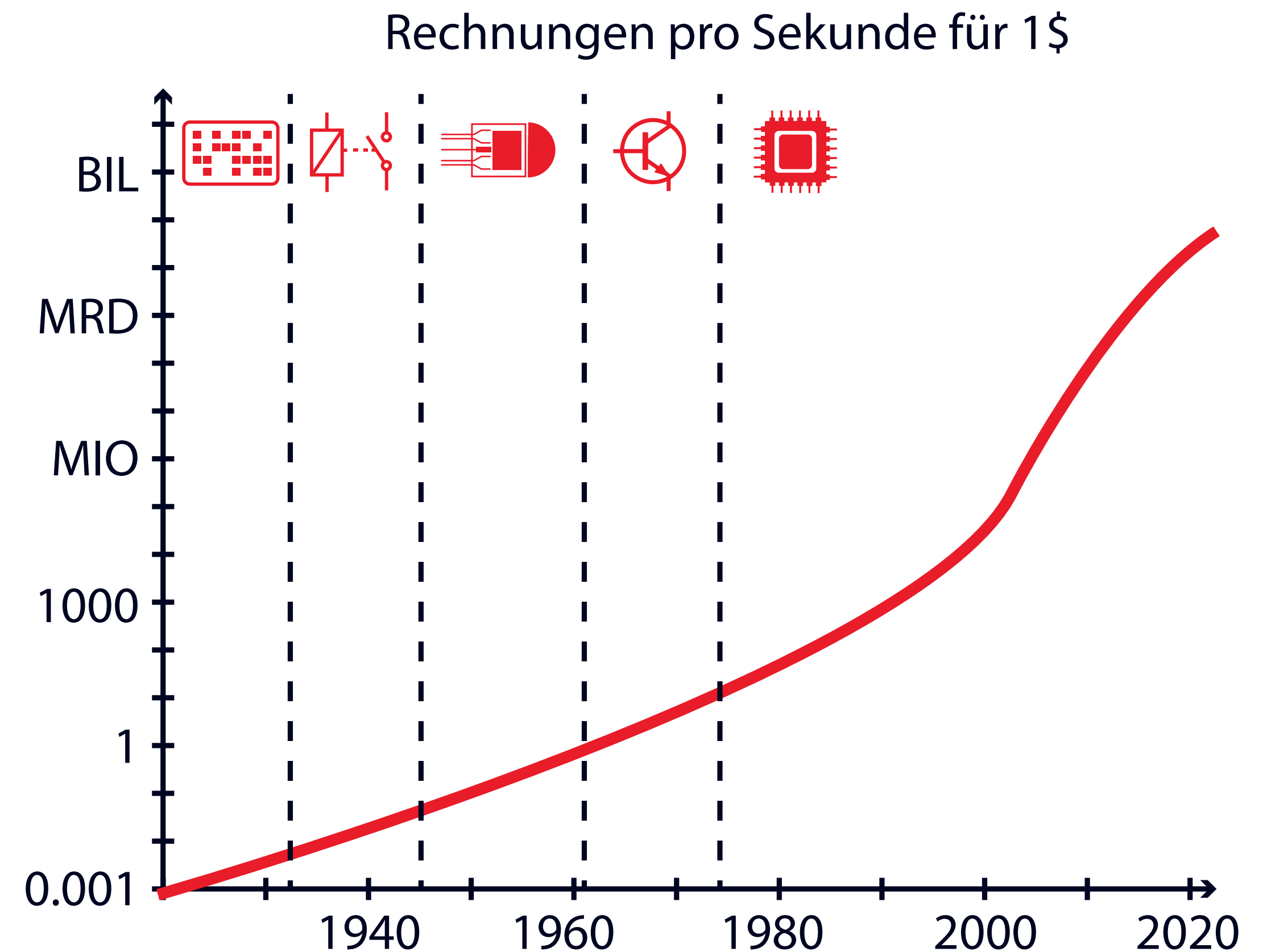


Moore'sches Gesetz

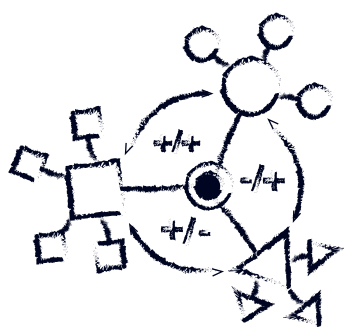
Wie haben sich Verfügbarkeit und Preise dieser Ressourcen in den letzten Jahrzehnten entwickelt?

Wie viel Rechenleistung, Speicherplatz oder Übertragungsgeschwindigkeit können wir uns für einen bestimmten Geldbetrag leisten?

Schaubild: Rechenleistung, die wir für einen Dollar erwerben können in einer logarithmischen Skala.



Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz

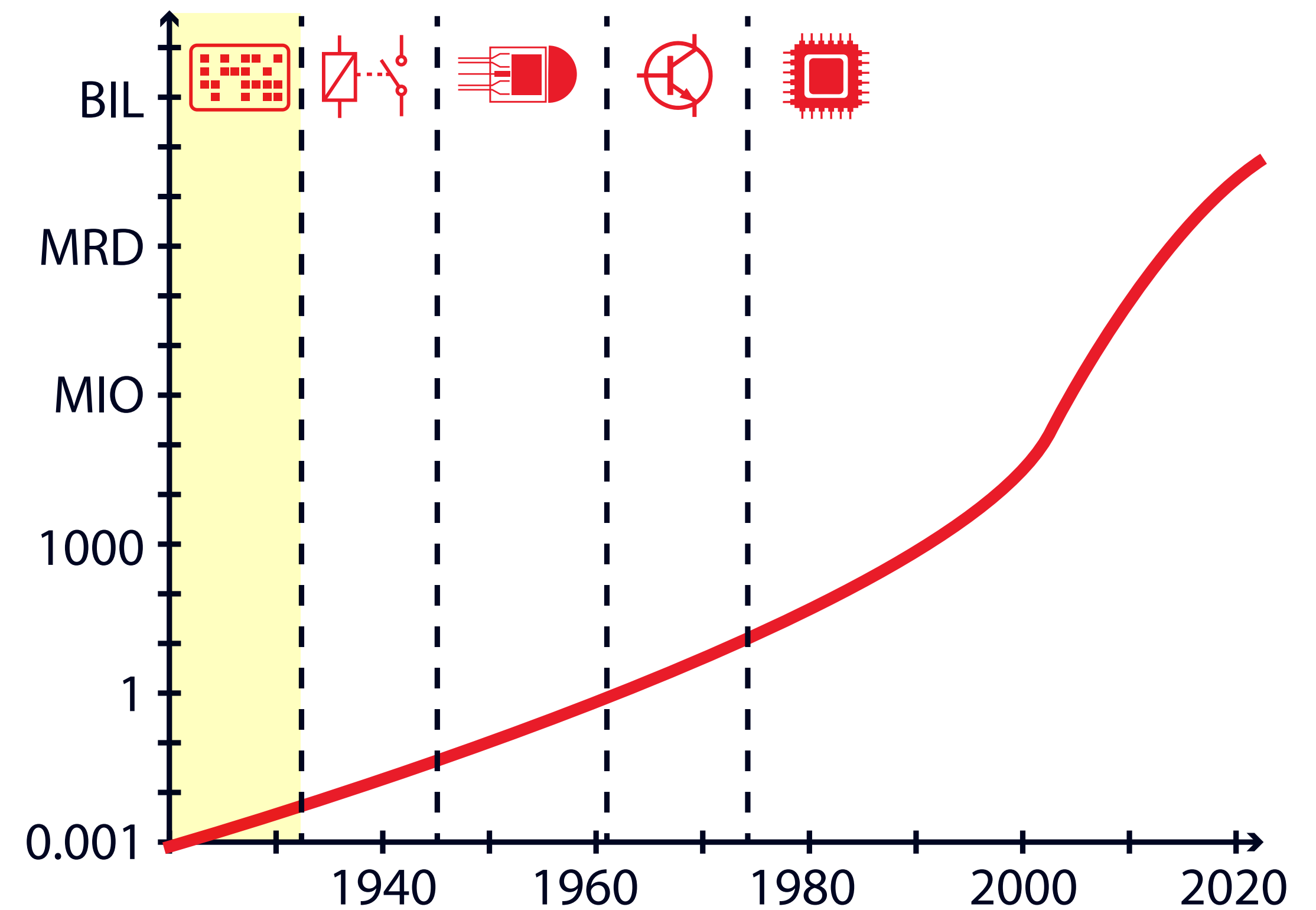


Lochkarten

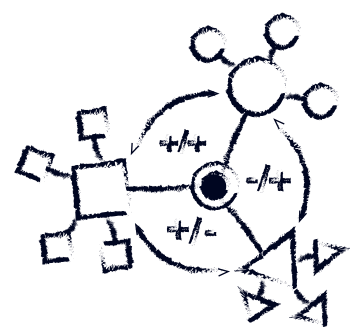


Bildquelle: Gemeinfrei auf Wikipedia (https://commons.wikimedia.org/wiki/File:This_is_a_card_puncher,_an_integral_part_of_the_tabulation_system_used_by_the_United_States_Census_Bureau_to_compile..._-_NARA_-_513295.jpg?uselang=de)

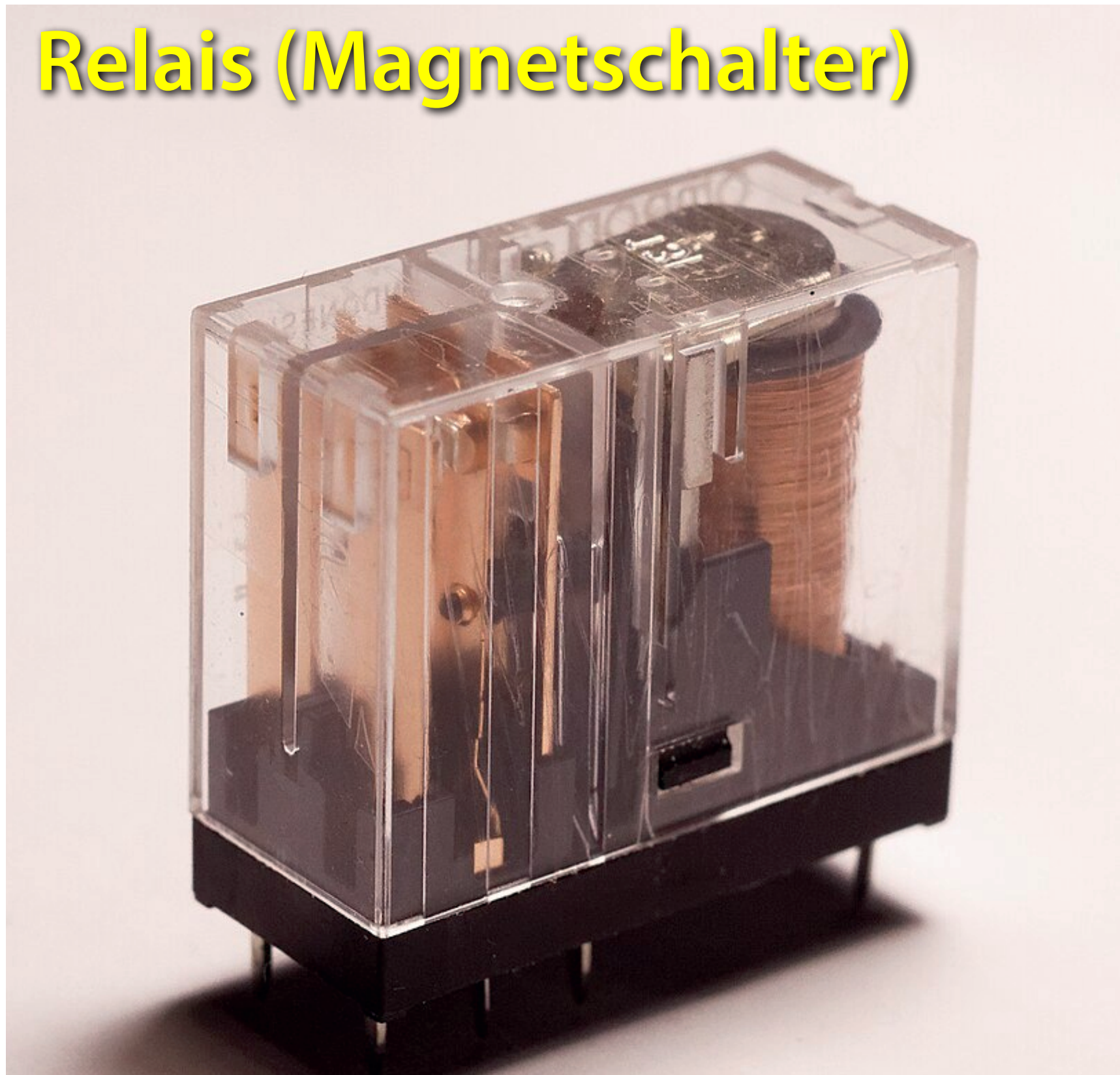
Rechnungen pro Sekunde für 1\$



Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz

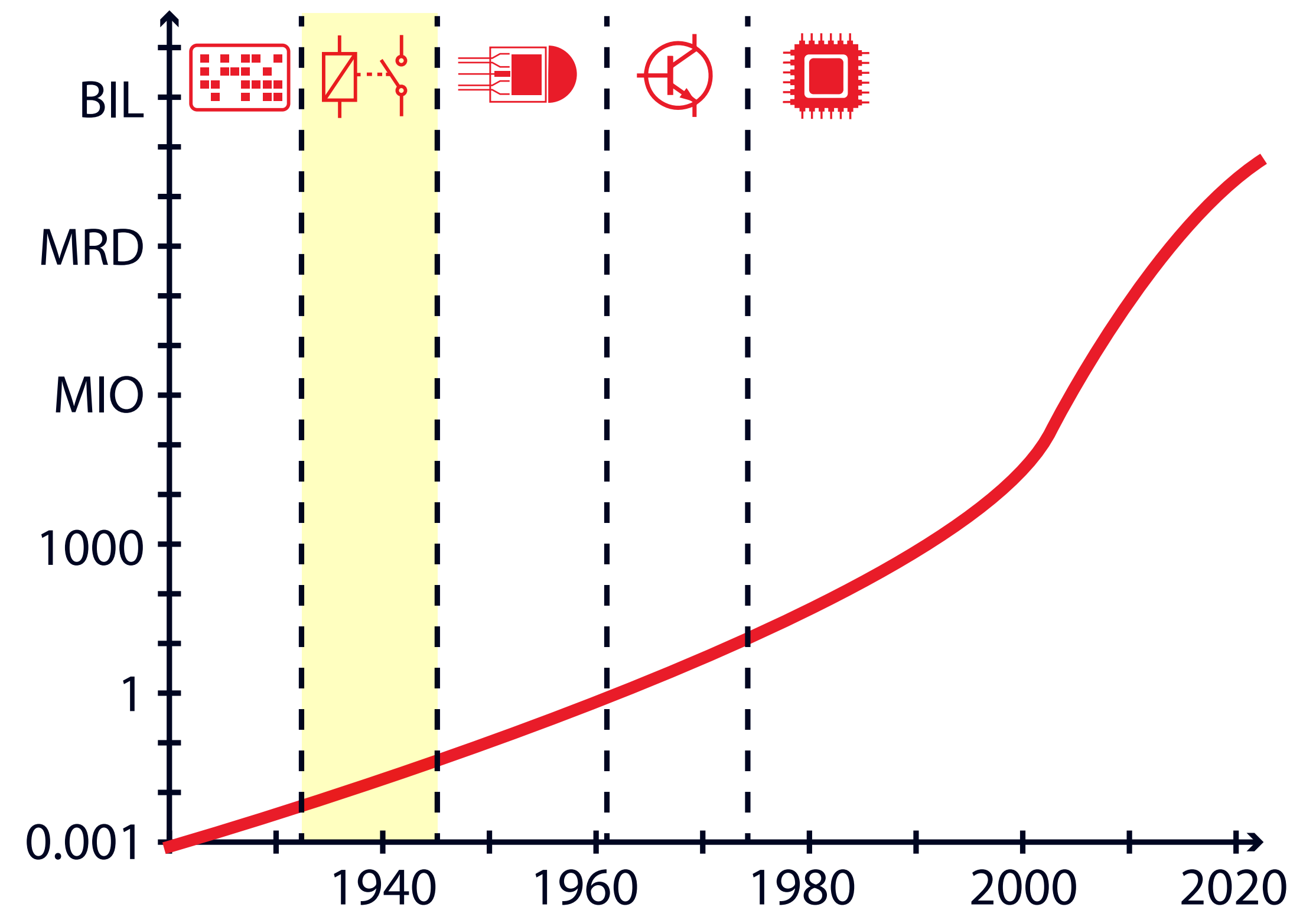


Relais (Magnetschalter)

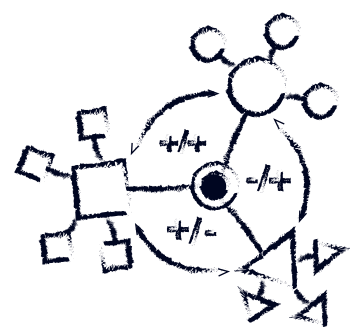


Bildquelle: CC0 auf Wikipedia (https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Omron_G2R-2-24V_relay_04.jpg?uselang=de)

Rechnungen pro Sekunde für 1\$



Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz

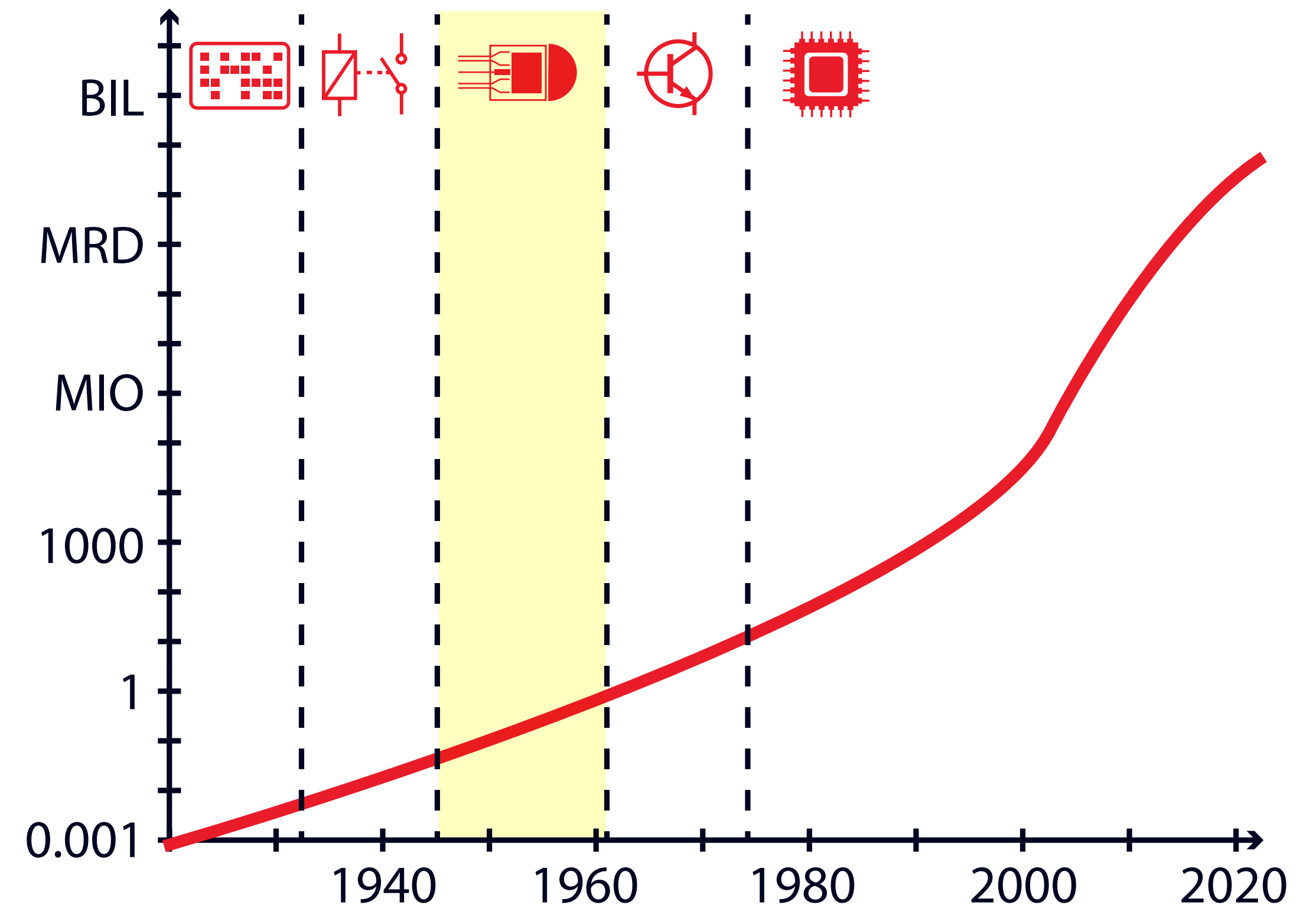


Vakuumpatronen

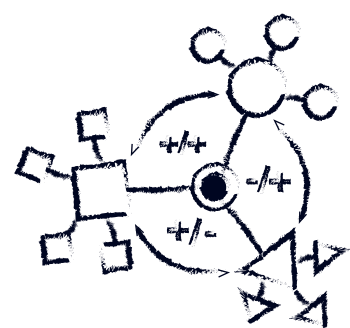


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/vacuum-tubes-glass-electricity-7136424/>)

Rechnungen pro Sekunde für 1\$



Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz

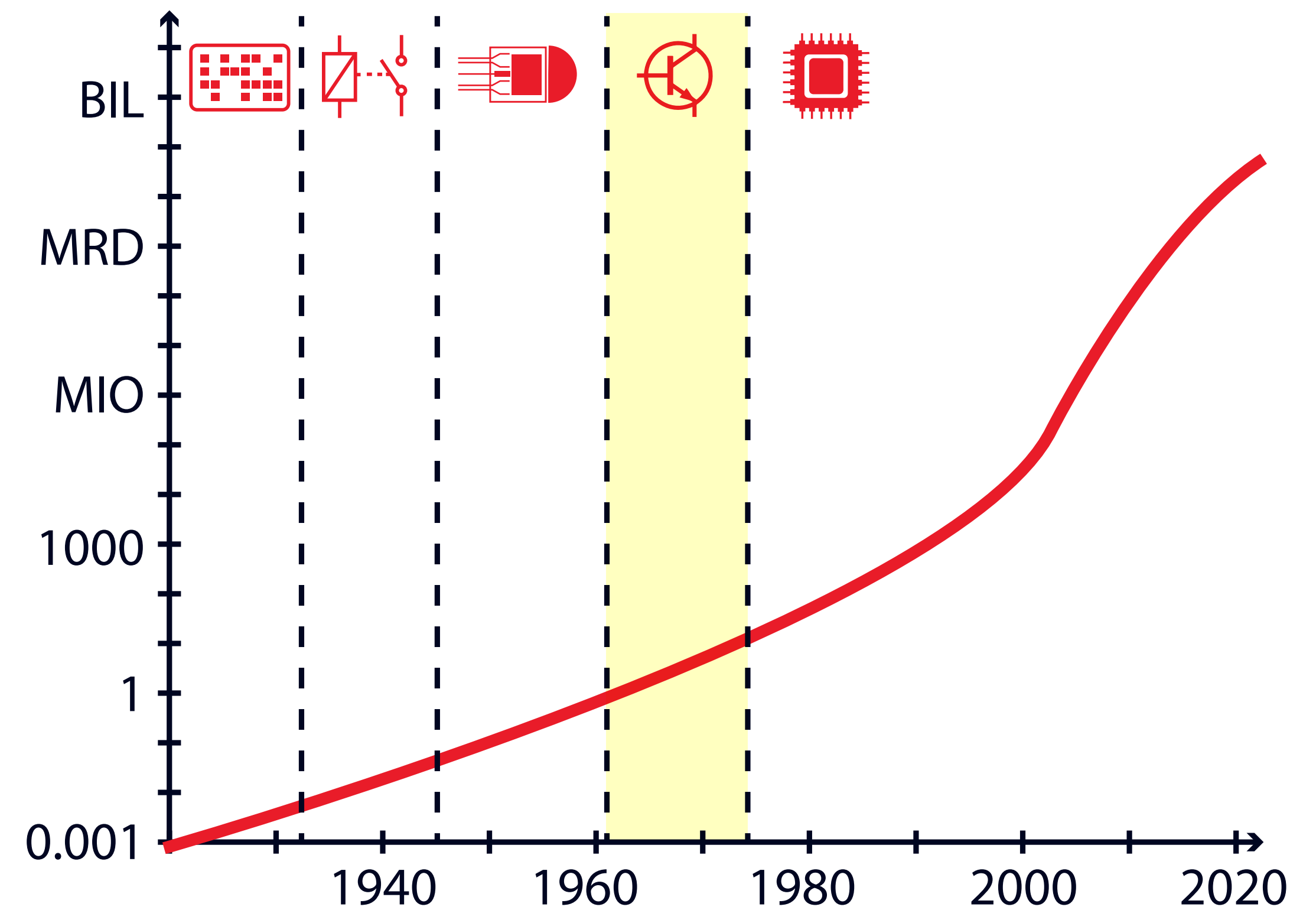


Transistoren

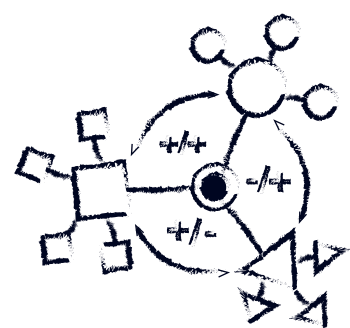


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/transistors-transistor-electronic-218835/>)

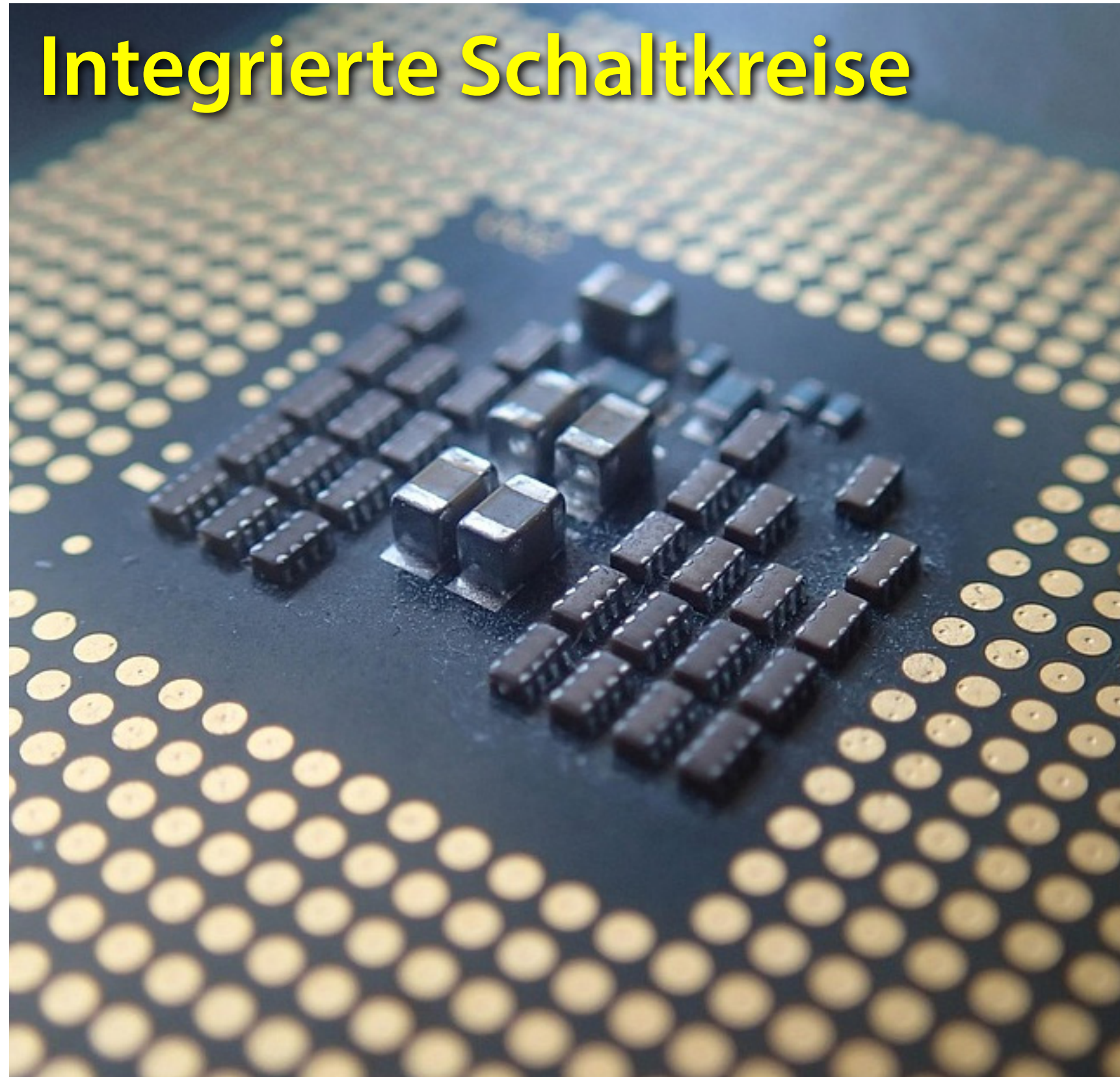
Rechnungen pro Sekunde für 1\$



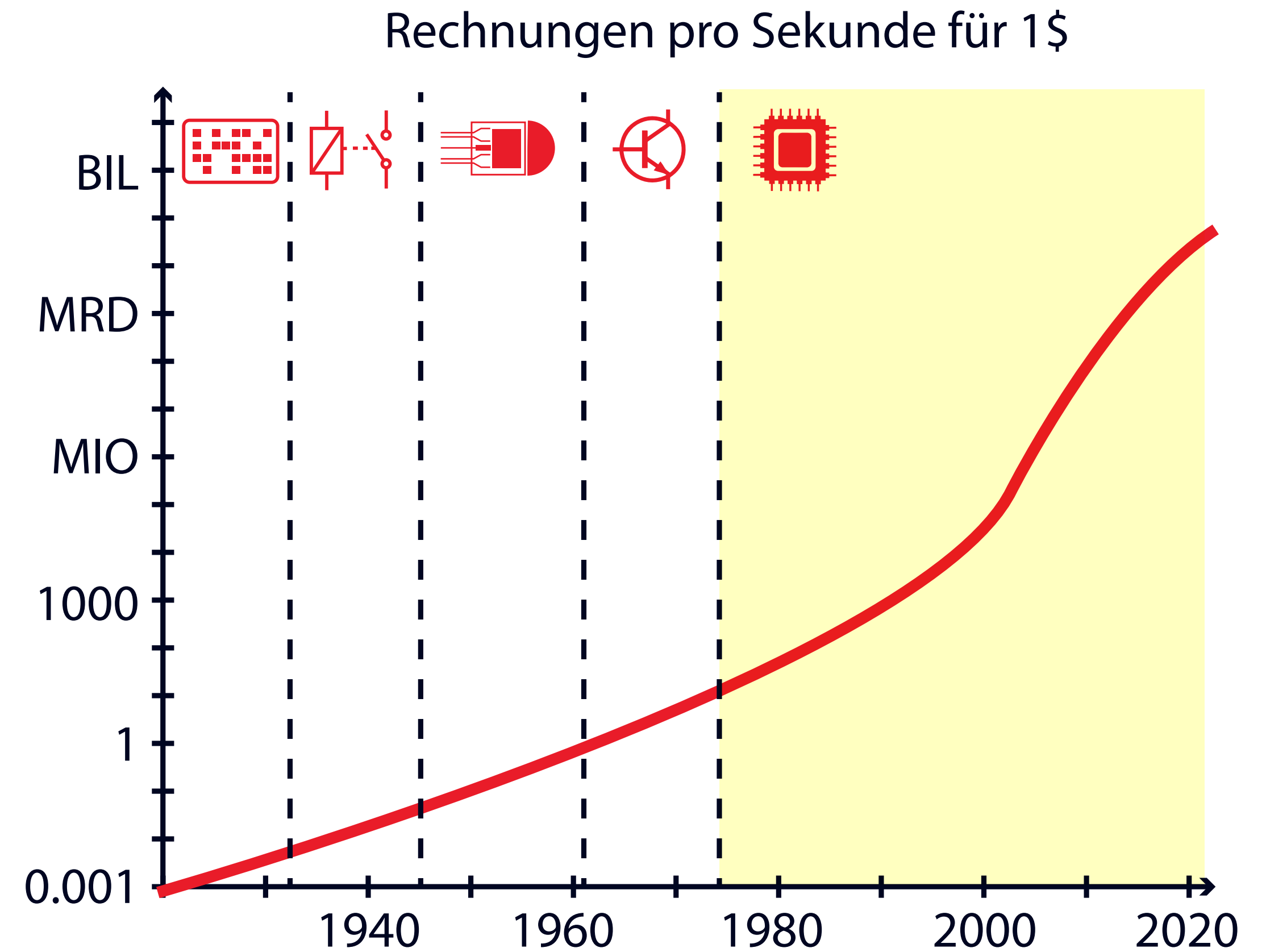
Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz



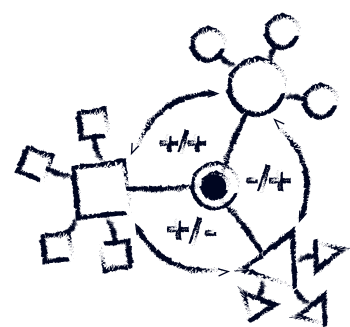
Integrierte Schaltkreise



Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/cpu-processor-computer-chip-pc-424812/>)



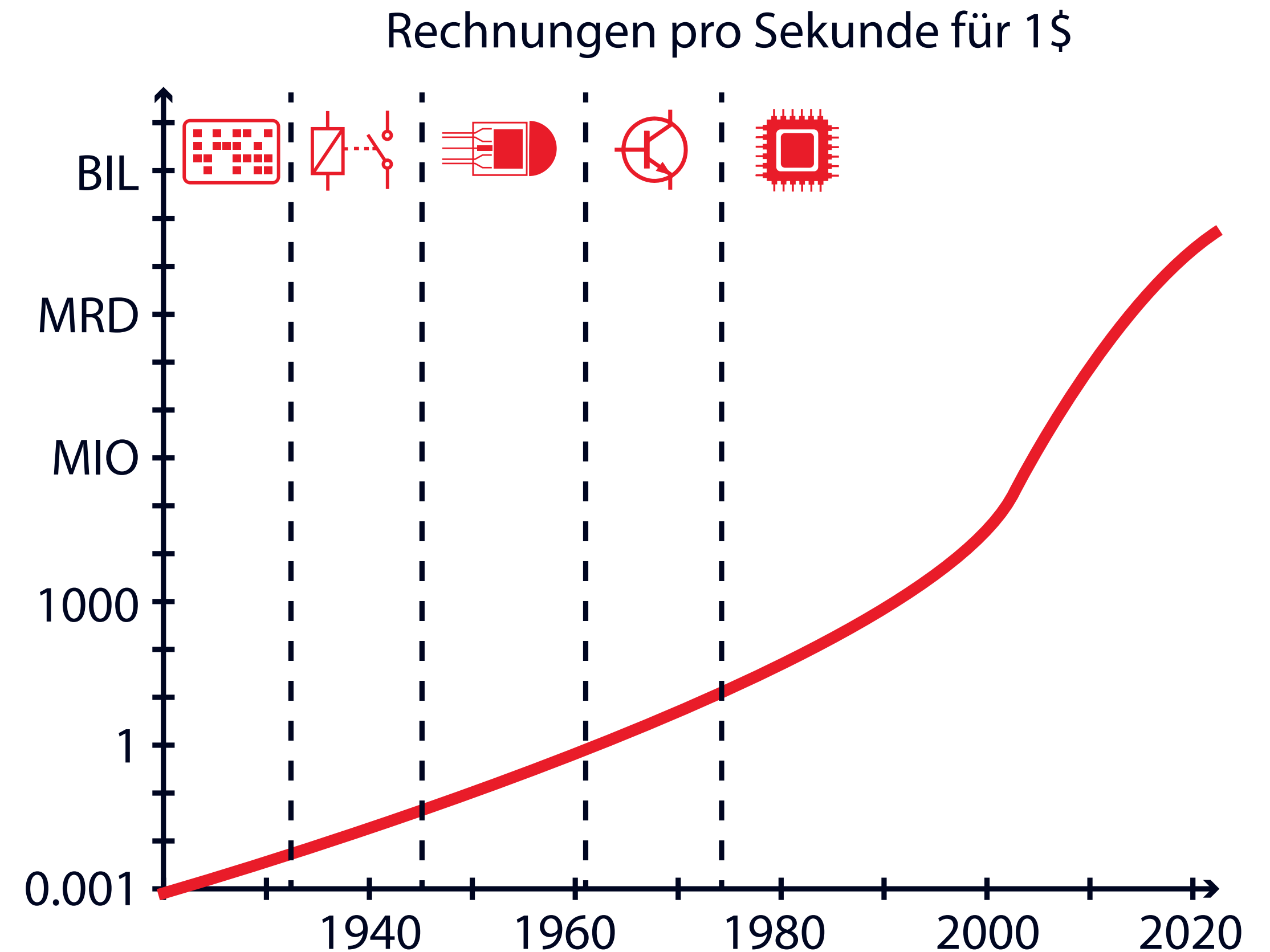
Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz



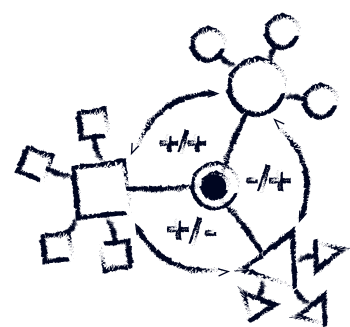
Moore'sches Gesetz

Für einen Dollar erhalten wir heute eine Rechenleistung von 30-40 GigaFlop.

Hinweis: Das in der Überschrift genannte Moore'sche Gesetz prognostizierte eine Verdoppelung der Transistordichte auf integrierten Schaltkreisen alle 12-24 Monate.



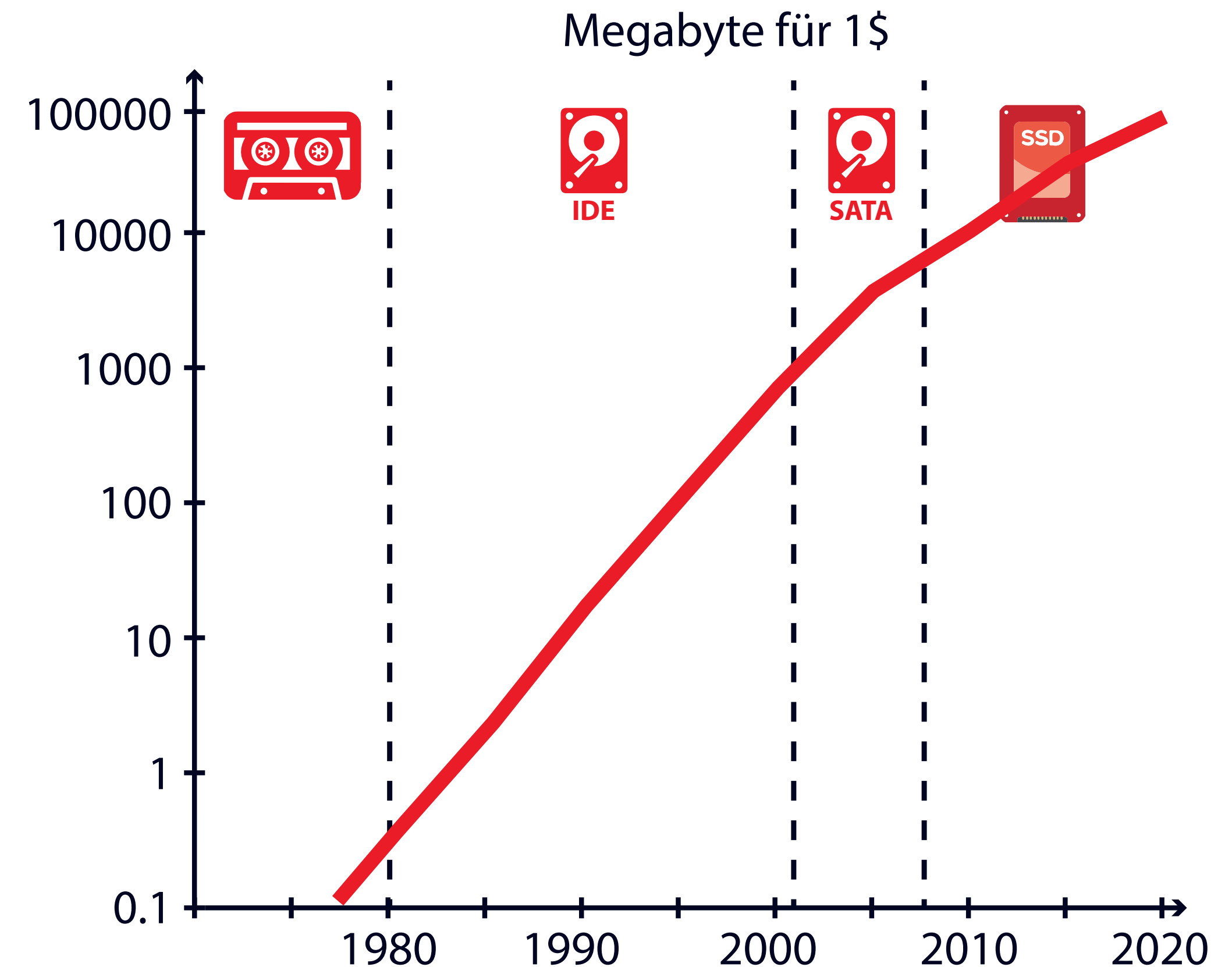
Datenquelle: Aggregation der Informationen auf https://en.wikipedia.org/wiki/Floating_point_operations_per_second und https://en.wikipedia.org/wiki/Transistor_count und https://de.wikipedia.org/wiki/Mooresches_Gesetz



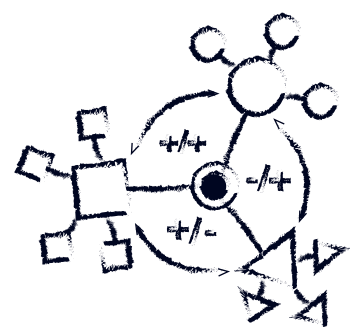
Moore'sches Gesetz

Auch beim Speicher gibt es eine exponentielle Entwicklung und das nicht nur bezüglich Größe, sondern auch bezüglich Zugriffsgeschwindigkeit!

Schaubild: Speicherplatz pro Dollar



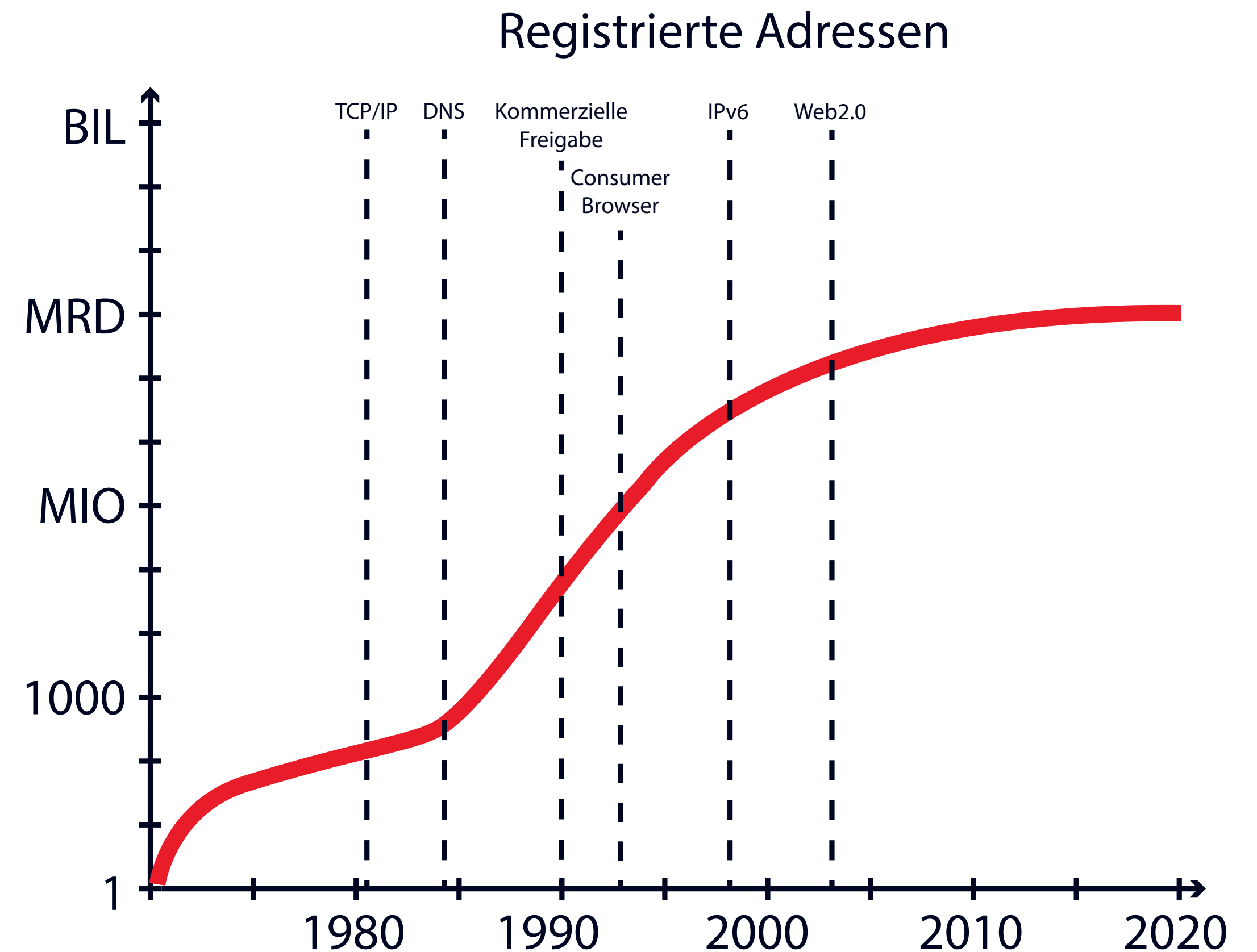
Datenquelle: Berechnungen von John C. McCallum. Primärquelle ist nicht mehr verfügbar. Sekundärquelle z. B. Our World in Data (<https://ourworldindata.org/grapher/historical-cost-of-computer-memory-and-storage>).



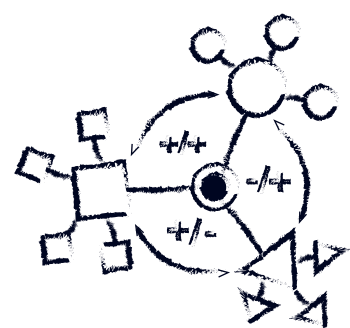
Moore'sches Gesetz

Die Konnektivität können wir ebenfalls mit mehreren Metriken messen: Verbreitung des Internets, Größe des Internets, Übertragungsgeschwindigkeit, Kosten und Aufwand der Nutzung usw.

Das Schaubild rechts zeigt die Anzahl der Einträge im DNS-System; im weitesten Sinne Internetadressen. Erneut benötigen wir die logarithmische Skala!



Datenquelle: Kopiersperre und Ke4roh auf Wikipedia unter CC-BY-SA 3.0 Lizenz (https://en.wikipedia.org/wiki/History_of_the_Internet#/media/File:Internet_Hosts_Count_log.svg).

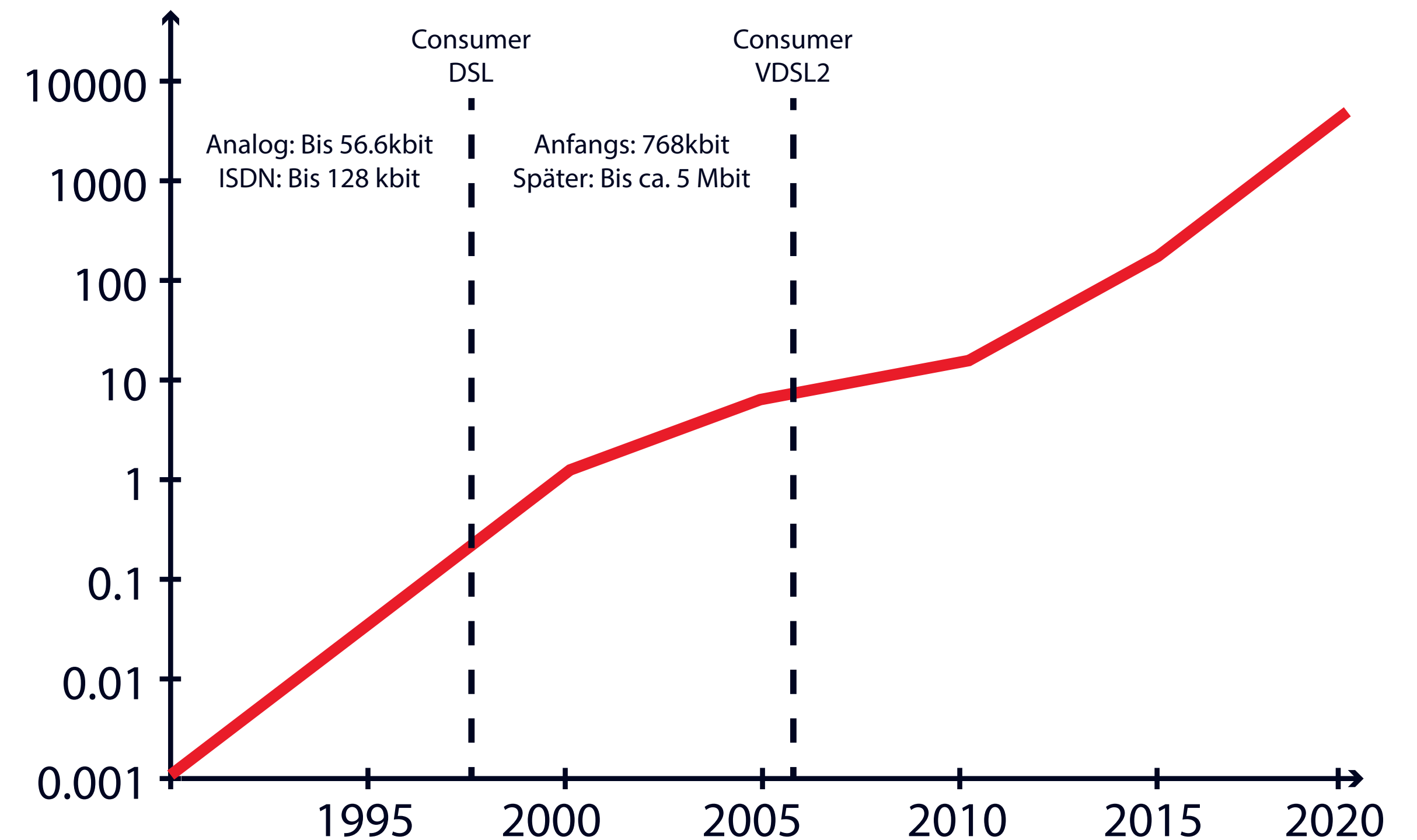


Moore'sches Gesetz

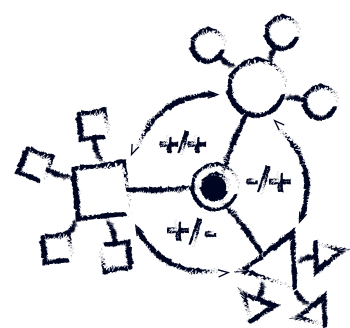
Das Schaubild rechts zeigt die Geschwindigkeit stationärer Internetanschlüsse.

Bis 2005 waren Flatrates für Privatanwender unüblich und teuer. Es wurde wie beim Telefon nach Minute abgerechnet. Durch die niedrige Geschwindigkeit war das besonders teuer!

Übertragungsgeschwindigkeit Stationär [Mbit]



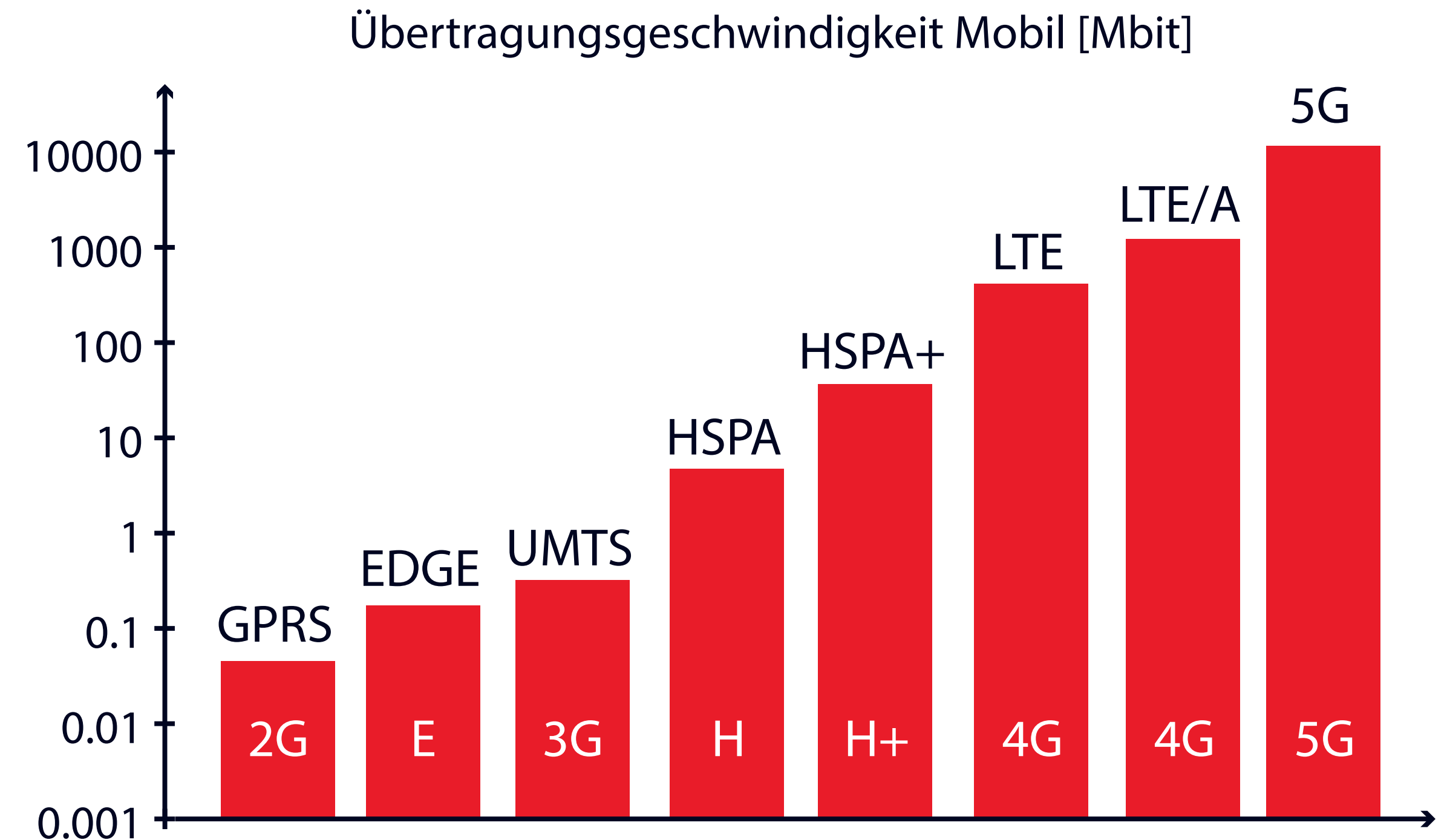
Datenquelle: Eigene Erfahrung mit langsamem Internet



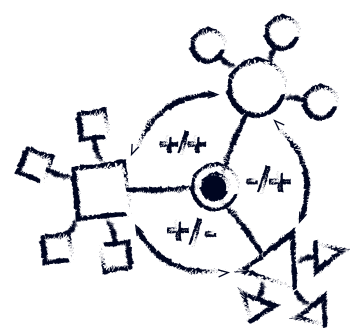
Moore'sches Gesetz

Das Schaubild rechts zeigt die Geschwindigkeit mobiler Internetanschlüsse.

Auch hier war zunächst eine Abrechnung nach Minute üblich.



Datenquelle: Selfish Seahorse auf Wikipedia unter CC-BY-SA 4.0 Lizenz (https://de.wikipedia.org/wiki/Mobilfunkstandard#/media/Datei:Mobile_phone_standards_maximal_bit_rate.png).



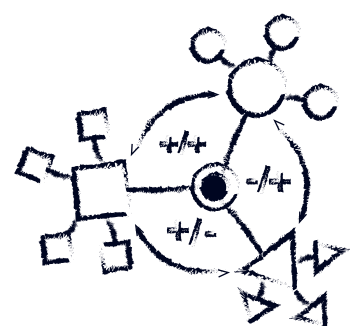
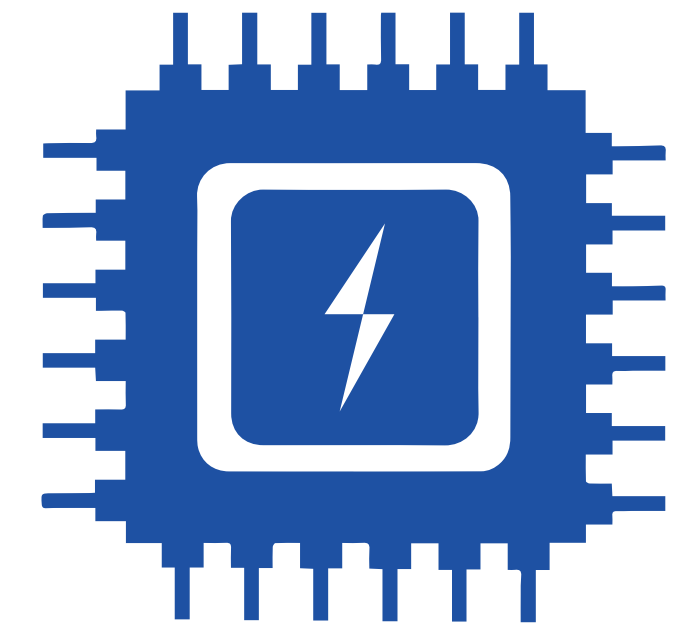
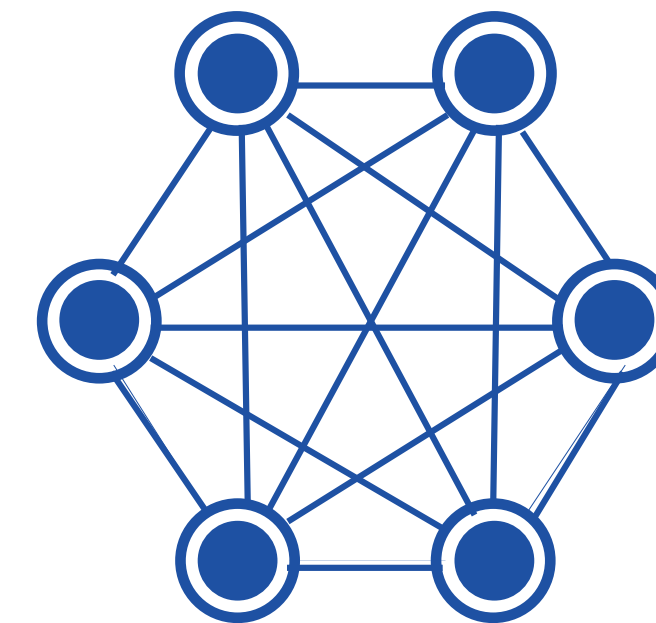
Ressourcen digitaler Plattformen

Im Vergleich zu den späten 90ern ergibt sich eine geradezu spektakuläre Entwicklung bei den Ressourcen einer Plattform:

Konnektivität Mehr internetfähige Geräte, über 100 mal schneller und deutlich günstiger dank bezahlbarer Flatrates.

Speicherplatz 10\$ statt 5000\$ für ein Terabyte.

Rechenleistung 1ct. statt 1000\$ für ein Gigaflop



Ressourcen digitaler Plattformen

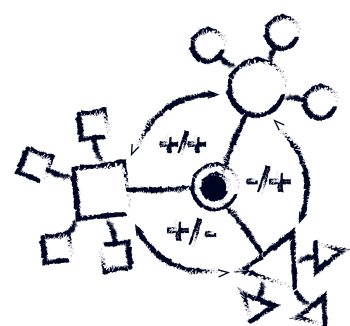
Darstellungsmöglichkeiten Stetige Weiterentwicklung des HTML und CSS Standards (HTML4 in 1997, CSS3.0 in 2000 und HTML5 in 2014)

Standardisierung Browser und UI Erhöhte Zugänglichkeit, Wiedererkennungswert von Dingen wie z. B. einem Registrierungsformular oder einem Captcha

Mobile & Tablet Dauerhafte Verfügbarkeit des Internets vs. eingeschränkte Verfügbarkeit auf die Momente, in denen man zu Hause ist.



Screenshot nicht unter angegebener CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz. Screenshot von lingscars.com aus 2005, heute reproduzierbar via Wayback Machine (<https://web.archive.org/>)



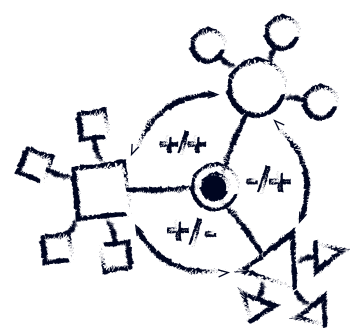
Ressourcen digitaler Plattformen

Neben technischen Faktoren zeigt sich in den Plattformen der späten 90er auch fehlende Kenntnisse bzgl ...

UI-Design Die rechts gezeigte Webseite ist kreativer als mobile.de, aber keine möchte dort freiwillig nach einem Fahrzeug suchen.



Screenshot nicht unter angegebener CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz. Screenshot von lingscars.com aus 2005, heute reproduzierbar via Wayback Machine (<https://web.archive.org/>)



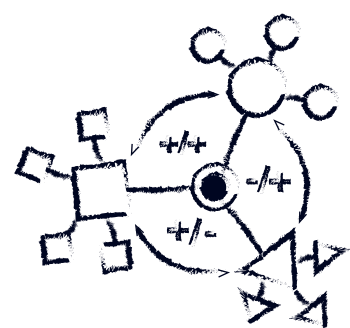
Ressourcen digitaler Plattformen

Neben technischen Faktoren zeigt sich in den Plattformen der späten 90er auch fehlende Kenntnisse bzgl ...

Geschäftsmodellen Die rechts gezeigten Webseiten hatten eine regional oder soziodemografisch eingeschränkte Zielgruppe und skalierten deutlich schlechter als Facebook, Insta und co.



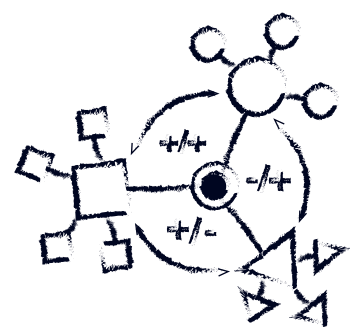
Screenshot nicht unter angegebener CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz. Screenshots von studivz.de und kwick.de via Wayback Machine (<https://web.archive.org/>)



Definition

„Eine digitale Plattform verwendet digitale Technologien um Akteure miteinander zu verbinden und die dabei entstehen Netzwerkeffekte zwischen den Akteuren zu moderieren. Der Einsatz digitaler Technologien senkt die Transaktionskosten auf der Plattform und ermöglicht größere Netzwerke und stärkere Netzwerkeffekte.“

- Belleflamme, Peitz (2021) „The Economics of Platforms“



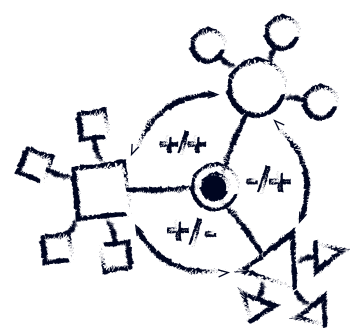
Definition

Drei der aufgezählten Punkte kennen wir bereits:

Plattformen verbinden Akteure und dabei entstehen Netzwerkeffekte.

Die Digitalisierung senkt Transaktionskosten und ermöglicht eine bessere Skalierung.

*„Eine digitale Plattform verwendet digitale Technologien um **Akteure miteinander zu verbinden** und die dabei entstehen **Netzwerkeffekte** zwischen den Akteuren zu moderieren. Der Einsatz digitaler Technologien **senkt die Transaktionskosten** auf der Plattform und ermöglicht größere Netzwerke und stärkere Netzwerkeffekte.“*



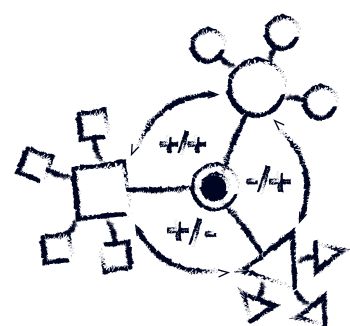
Definition

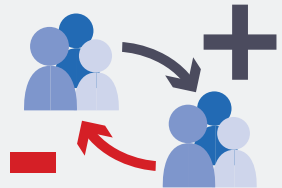
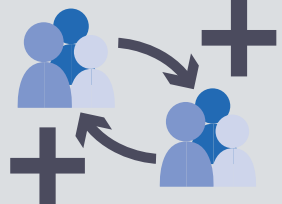
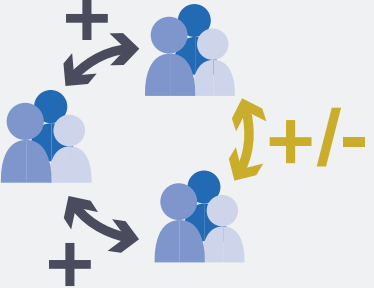
Neu ist die Rolle des Plattformbetreibers! Dieser soll die Netzwerkeffekte auf der Plattform moderieren!

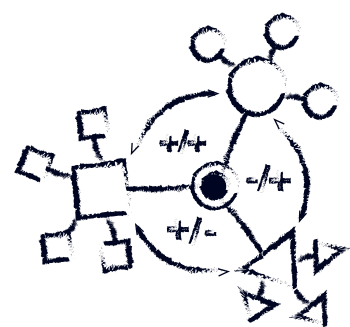
Eine Plattform ist nur dann eine Plattform, wenn die Netzwerkeffekte moderiert werden.

Diese Moderation muss allerdings nicht zwingend manuell erfolgen, sondern kann auch aus Verhaltensregeln oder Algorithmen bestehen.

*„Eine digitale Plattform verwendet digitale Technologien um Akteure miteinander zu verbinden **und die dabei entstehen Netzwerkeffekte zwischen den Akteuren zu moderieren**. Der Einsatz digitaler Technologien senkt die Transaktionskosten auf der Plattform und ermöglicht größere Netzwerke und stärkere Netzwerkeffekte.“*



Beispiel	Netzwerkeffekte	Moderation / Steuerung
Instagram	 Je mehr Nutzer, desto mehr Kontaktmöglichkeiten.  Je mehr Nutzer, desto höher Attraktivität für Werbekunden, aber Werbeaktivitäten stören die Nutzer	Algorithmen steuern wessen Content mir angezeigt wird und welche Kontakte mir vorgeschlagen werden. Bewertung indirekt über Likes/Shares Personalisierte Werbung: Algorithmen steuern welche Werbungen mir angezeigt werden.
Kleinanzeigen	 Je mehr Käufer/Verkäufer, desto höher die Chance als Verkäufer/Käufer ein gutes Geschäft abzuschließen	Suchfunktion, Betreuung des Bezahlvorgangs, Angebot von Treuhandoptionen, Bewertungssysteme
YouTube	 Content Creators und Zuschauer profitieren voneinander. Werbekunden haben ggf. einen gemischten Einfluss	Suchfunktion und Vorschlagfunktion für Videos. Personalisierte Werbung. Bewertungssystem über Analytics, Daumen und Kommentare



Definition „Digitale Plattform“

In den nächsten beiden Abschnitten wollen wir uns mit zwei essenziellen Features zur Moderation von Netzwerkeffekten befassen.

Bewertungssysteme und Empfehlungssysteme.

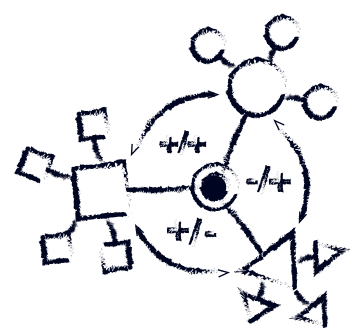
Moderation / Steuerung

Algorithmen steuern wessen Content mir angezeigt wird und welche Kontakte mir vorgeschlagen werden. Bewertung indirekt über Likes/Shares

Personalisierte Werbung: Algorithmen steuern welche Werbungen mir angezeigt werden.

Suchfunktion, Betreuung des Bezahlvorgangs, Angebot von Treuhandoptionen, Bewertungssysteme

Suchfunktion und Vorschlagfunktion für Videos. Personalisierte Werbung. Bewertungssystem über Analytics, Daumen und Kommentare



sind dann die Brötchen wissenschaftlich belegt!

Good Evening
Please rate our toilet

Allgäu International
Memmingen



Don't worry! This screen is sanitized at least once a month

*Baby bitte mach dir
nie mehr Sorgen um
Geld, gib mir nur
deine Hand, ich bin
ein dualer Student...*

*Wenn du
dann verpi...*

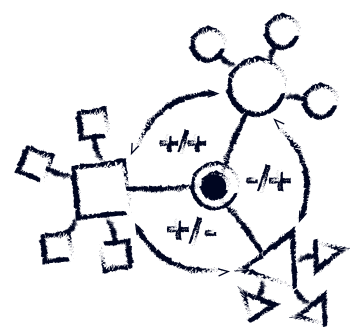
Treffen sich zwei Jäger. Beide tot.

*Rosen sind rot, Uni verpennt,
Geld gibts trotzdem, dualer Student*

*Was ist gelb und kann
schießen? Eine Banane!*

*Was ist gelb und kann
schießen? Eine Banone!*

*the cake is
the cake is a
the cake is*



Good Evening

VERFIZIERTER KAUF

Artep R.
★★★★☆ **Durchwachsener Ratgeber**
Rezension aus Deutschland vom 18. März 2019

Das Buch hält grundsätzlich, was es verspricht! Ich hatte seit 1993 keinen Zusammenstoß mit einem Großschiff - das vor 1993 vom Stapel gelaufen ist. Weder mit der Exxon Valdez, noch mit anderen für ihre Karambolagen bekannten Schiffe.

neusten Stand. Es hilft in keiner Weise beim ...
... hilft nur das Glück... Ganz gleich, ob es ...
... ums handelt, Containerriesen wie die

The Gungeon

84 Metascore
Generally favorable reviews based on 27 Critic Reviews

8.0 User Score
Generally favorable reviews based on 398 User Ratings

Summary Enter the Gungeon is every republicans wet dream: Binding of Isaac ...
second amendment: guns, guns and more guns! There is even ...
fires a gun that ...
uelike meet ...
the that

Your UBER driver

★★★★☆

Too Fast, I am Furious!

Courtesy	Navigation
Pick Up	On Time
Driving Skills	Alcohol & Drugs
Clean Car	App Issue
Speeding	Other Issue

K Enomis B.
vor einem Monat auf Google

Es ist 23:22. Die Damen im Innenhof hören nicht auf zu tratschen!
Alle paar Minuten bellt ein Hund und die Turmglocke kommt pünktlich 15 Minuten !!!
Die Weinstube hat auch zu. Wie soll man da schlafen können?

2/5

7 ingen

BEFRIEDIGEND
★★★★☆
88% Weiterempfehlung

Interessante Inhalte, gute Dozenten

Die Mensa ist echt günstig!

Aufzug defekt und man muss mit Buchstaben rechnen :(!

VERFIZIERTER KAUF

Rogerg Malz
★★★★★ **Salty!**
Rezension aus Deutschland vom 29. April 2022

Looks like salt, smells like salt, tastes like salt. It is a really good and salty salt.

MORTON SALT
Seit 100 Jahren

wurden ALTEMA weiterempfehlen

akademie bekannt, führt die DHBW seit dem 1. März 2009 das erfolgreiche Konzept mit wechselnden Theorie- und Praxisphasen fort.

Bewertungssysteme

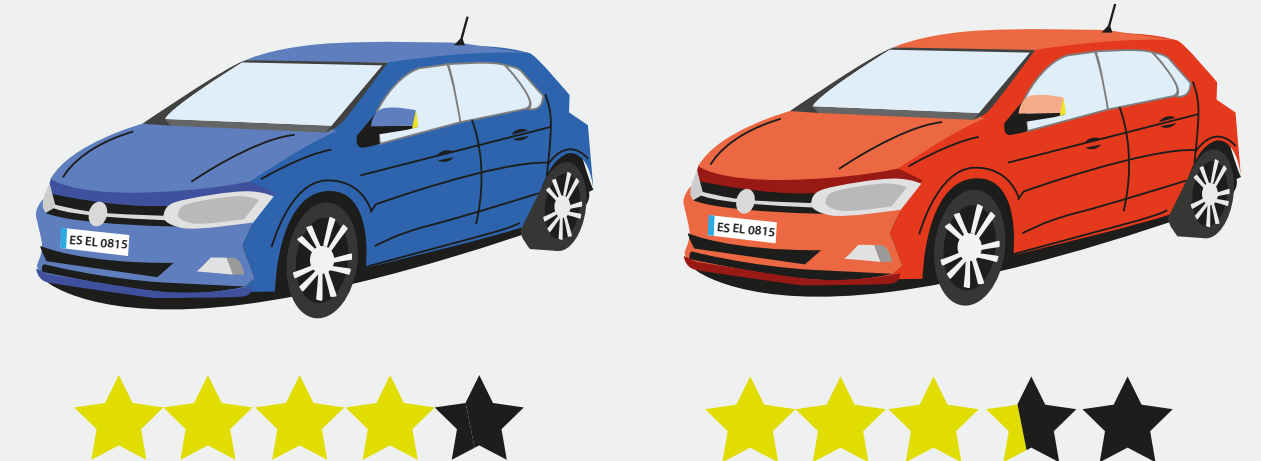
Bewertungssysteme finden sich in unterschiedlicher Form auf Handels-, Unterhaltungs- und Kommunikationsplattformen.

Exemplarisch betrachten wir Produkt- und Verkäuferbewertungen auf Handelsplattformen.

Konzeptionell erzeugen diese Bewertungssysteme einen positiven gruppeninternen Netzwerkeffekt!

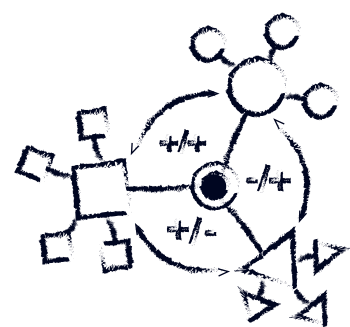
Produkt- bewertung

Ausschließlich das Produkt wird bewertet.



Verkäufer- bewertung

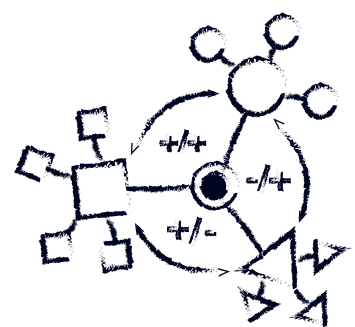
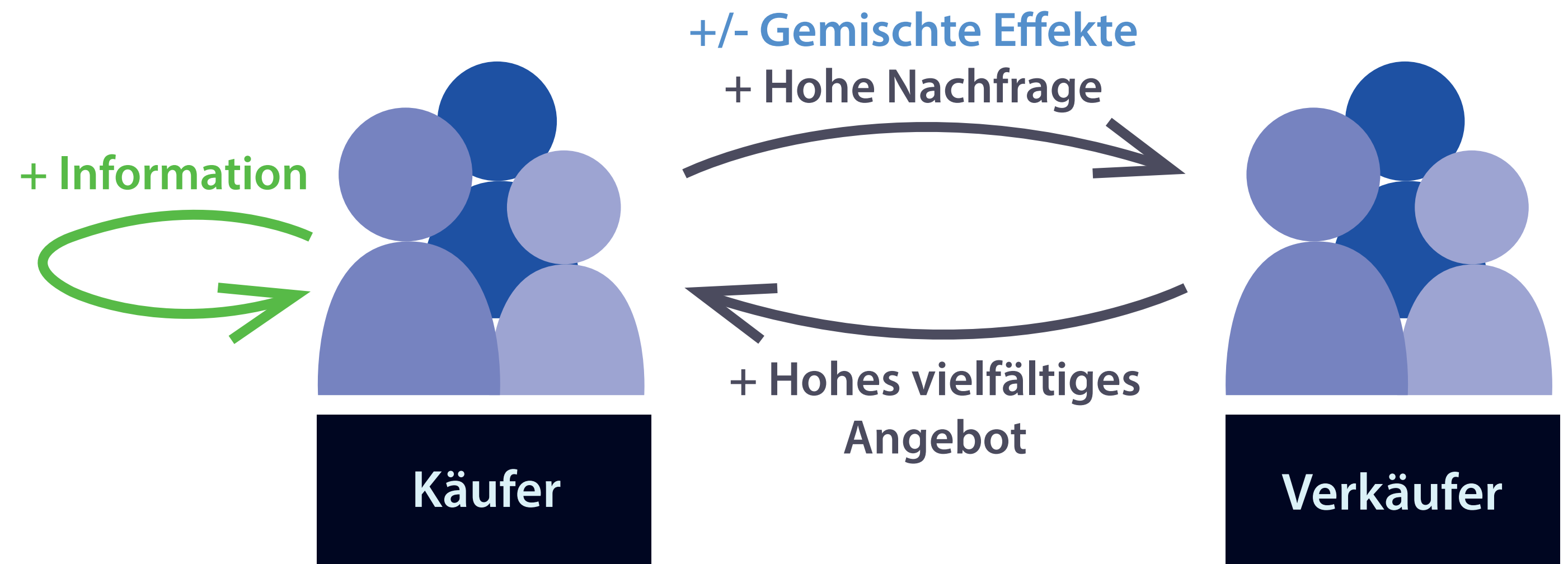
Der Verkäufer und ggf. auch sein Produkt werden bewertet.



Bewertungssysteme

Produktbewertungen erzeugen einen positiven gruppeninternen Netzwerkeffekt innerhalb der Gruppe der Käufer!

Je mehr Käufer auf der Plattform aktiv sind, umso mehr Bewertungen werden geschrieben und umso besser sind zukünftige Käufer über ein Produkt informiert.

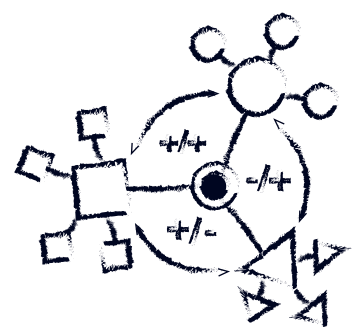
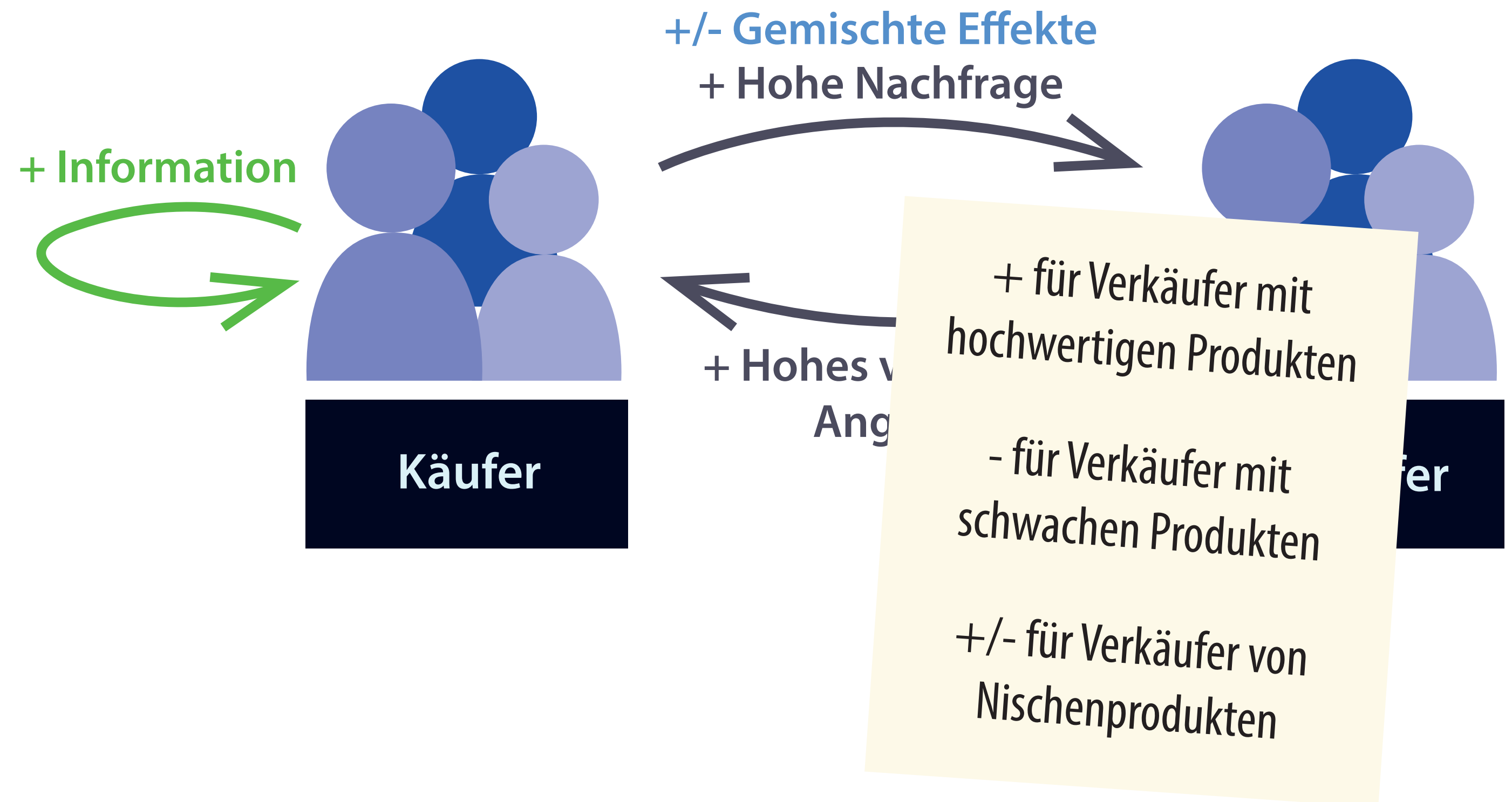


Bewertungssysteme

Zusätzlich erzeugen Produktbewertungen gemischte gruppenübergreifende Netzwerkeffekte auf die Verkäufer.

Gerade für Verkäufer von Nischenprodukten oder neuartigen Produkten ist die Auswirkung schwer abzuschätzen:

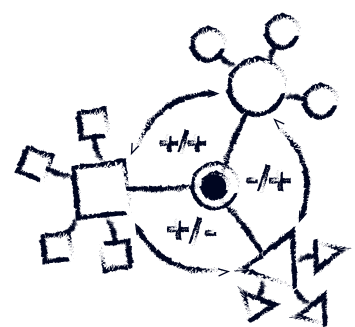
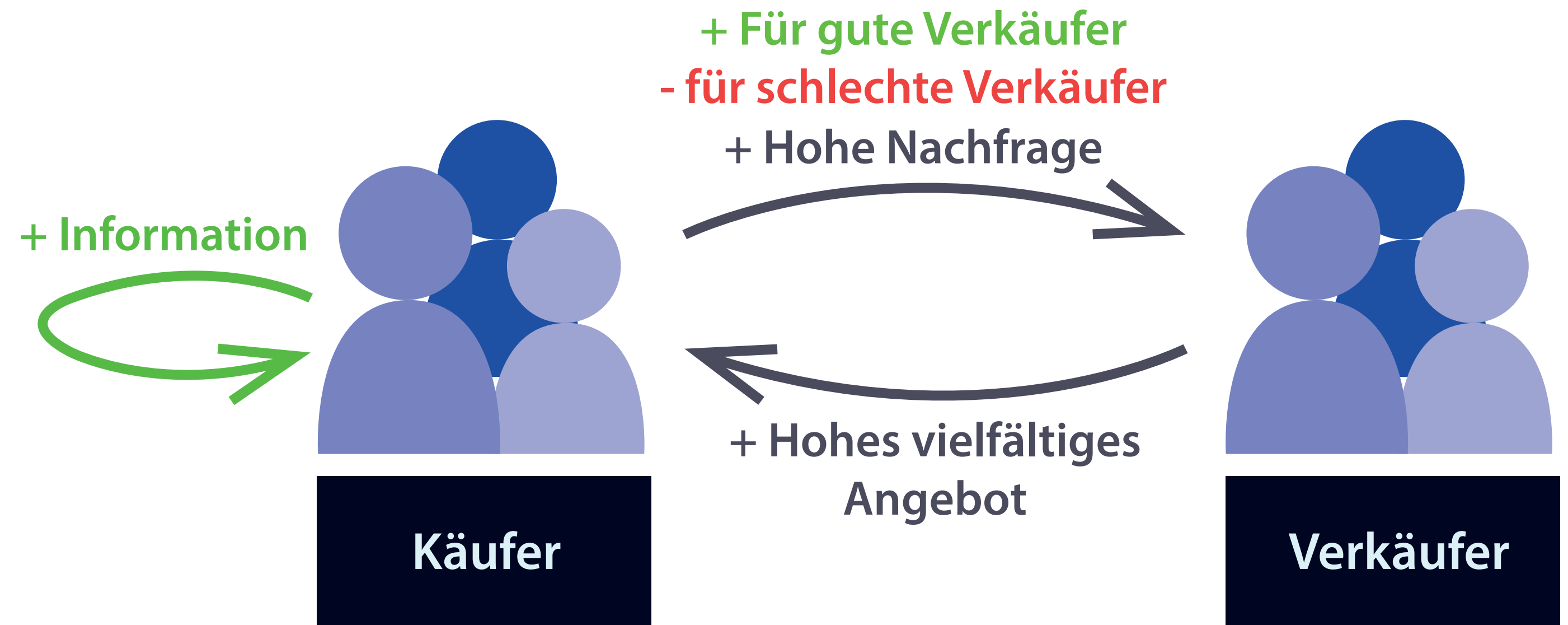
Käufer könnten lieber Produkten mit vielen Reviews kaufen, aber andererseits können positive Bewertungen die Hemmschwelle zum Kauf eines wenig bekannten Produktes senken.



Bewertungssysteme

Verkäuferbewertungen erzeugen ebenfalls positive gruppeninterne Netzwerkeffekte innerhalb der Käufergruppe.

Je mehr Käufer auf der Plattform aktiv sind, umso mehr Bewertungen werden geschrieben und umso besser sind zukünftige Käufer über die Verkäufer und ihre Produkte informiert.

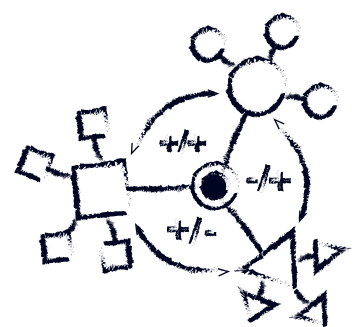
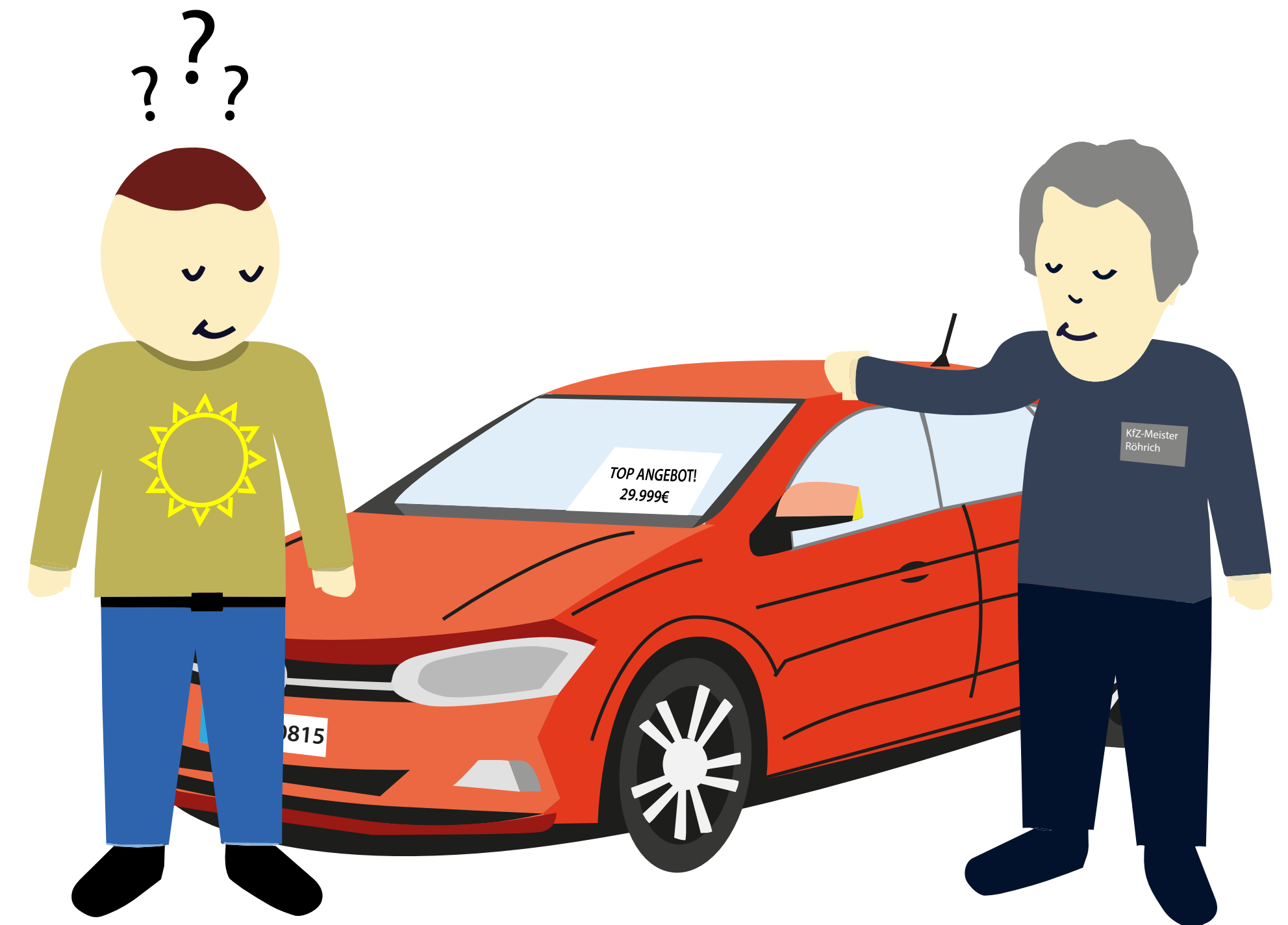


Asymmetrische Information

Asymmetrische Information bedeutet, dass die Akteure einer wirtschaftlichen Transaktion unterschiedlich gut informiert sind.

In unserem Setting sind die Verkäufer mehr über ihr Produkt und ihr Handelsgebarren informiert als die Käufer.

Diese asymmetrische Information kann zu verschiedenen Problemen für beide Seiten führen. Im Folgenden betrachten wir speziell das Phänomen der adversen Selektion.



Adverse Selektion

Wir modellieren die Plattform mobile.de.

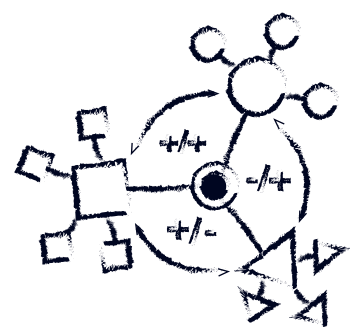
Es gebe 100 Verkäufer für ein Fahrzeug mit bestimmten Eigenschaften. Der faire Marktwert dafür sei 10.000€.

Die Verkäufer und ihre angebotenen Fahrzeuge seien absolut identisch, bis auf ein entscheidendes Detail ...

Autos schnell & günstig! Suchen ▾ Verkaufen ▾ Informieren ▾ 🔔 ★ P Anmelden

[Startseite](#) » [Meine Pkw-Suche](#) » [100 Angebote](#)

Detailsuche		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Fahrzeugzustand UNFALLFREI		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Marke , Modell , Variante Wolfsagen Polo		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Erstzulassung , Kilometer 2016 100.000		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
100 Angebote		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€



Adverse Selektion

Informationsasymmetrie Fünf Verkäufer verkaufen heimlich einen Unfallwagen, dessen Wert nur 5.000€ beträgt.

Die Käufer können nicht zwischen den 95 unfallfreien Fahrzeugen und den 5 Unfallwagen unterscheiden.

Umgekehrt können die Verkäufer dem Käufer nicht einfach beweisen, dass ihr Wagen unfallfrei ist.

Wie reagieren die potenziellen Käufer auf die Situation?

Autos schnell & günstig! Suchen ▾ Verkaufen ▾ Informieren ▾    [Anmelden](#)

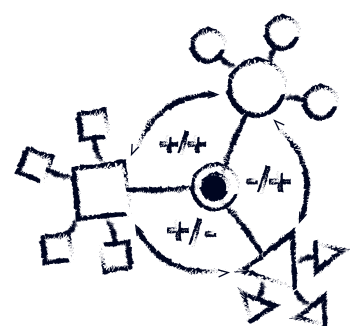
[Startseite](#) » [Meine Pkw-Suche](#) » [100 Angebote](#)

Detailsuche		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Fahrzeugzustand UNFALLFREI		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Marke , Modell , Variante Wolfsagen Polo		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Erstzulassung , Kilometer 2016 100.000		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
100 Angebote		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
		Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€

95

5





Adverse Selektion

Die Käufer sind unwissend, aber nicht naiv oder dumm.

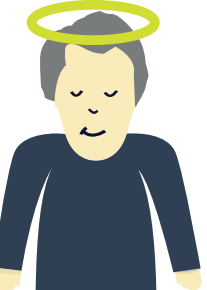
Sie wissen, dass sie bei einem Kauf mit 5% Wahrscheinlichkeit einen Unfallwagen erhalten der nur die Hälfte des Kaufpreises wert ist.

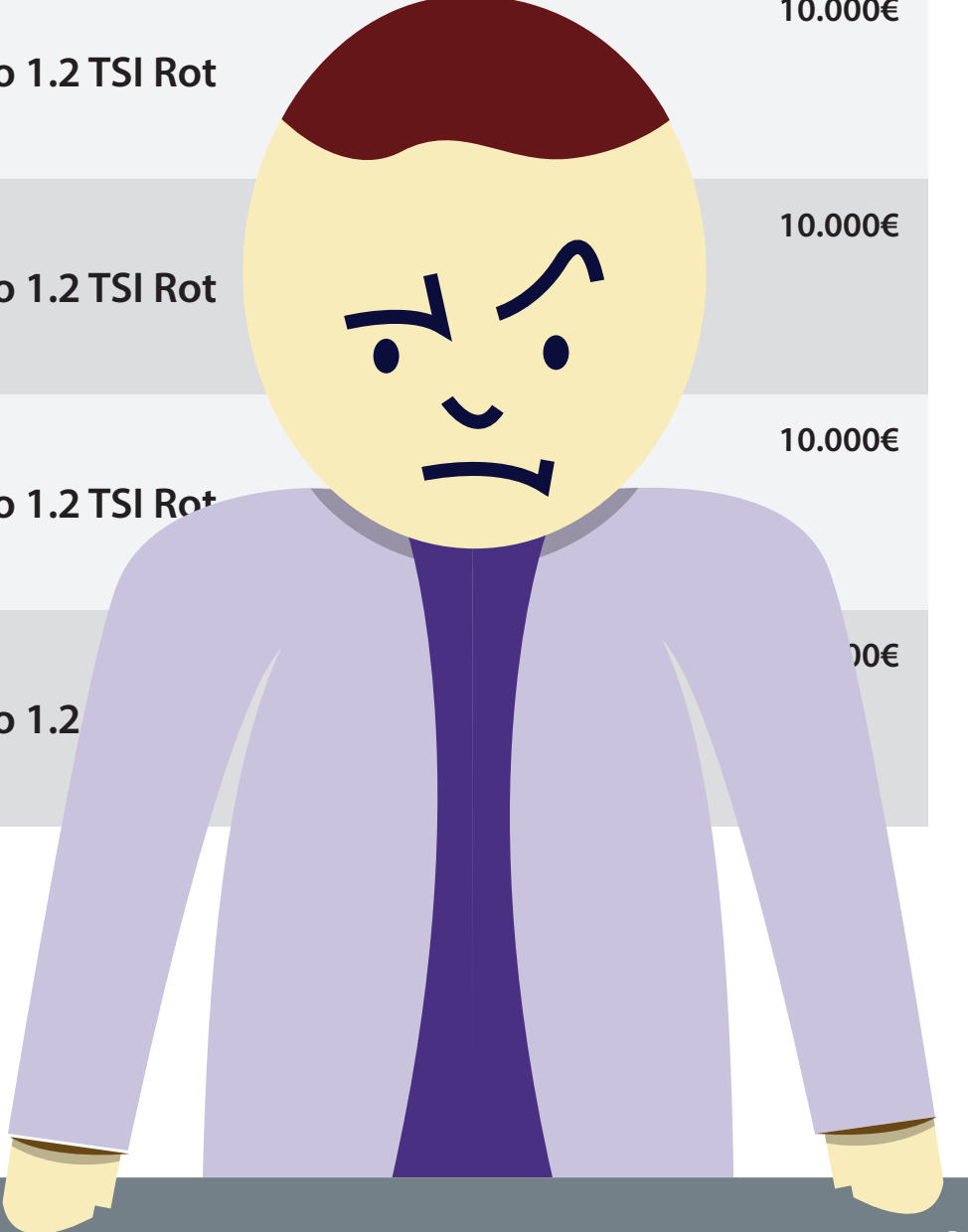
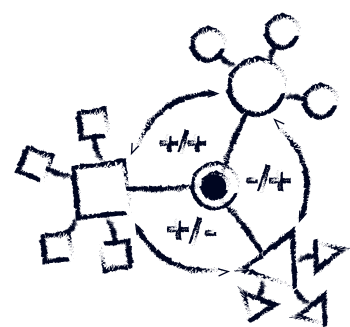
Risikoscheue Käufer würden die Plattform ggf. komplett vermeiden. Risikoneutrale Käufer bleiben, wollen jedoch, dass sich ihr Risiko auch auszahlt!

Autos schnell & günstig! Suchen ▾ Verkaufen ▾ Informieren ▾    **Anmelden**

[Startseite](#) » [Meine Pkw-Suche](#) » [100 Angebote](#)

Detailsuche		
Fahrzeugzustand UNFALLFREI	 Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Marke , Modell , Variante Wolfsagen Polo	 Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
Erstzulassung , Kilometer 2016 100.000	 Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
100 Angebote	 Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
	 Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	10.000€
	 Wolfsagen Polo 1.2	10.000€

95  5 

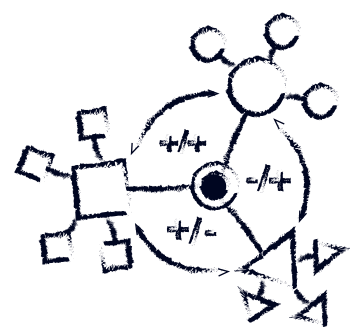
Adverse Selektion

Dazu berechnen die risikoneutralen Käufer den Erwartungswert des von ihnen gekauften Fahrzeugs ...

$$95\% \cdot 10.000\text{€} + 5\% \cdot 5.000\text{€} = 9.750\text{€}$$

...und verlangen dementsprechend 250€ Rabatt.

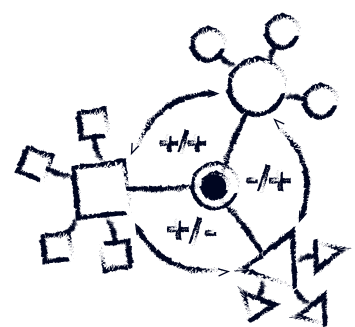
Wie gehen die Verkäufer mit den Rabattforderungen um?



Adverse Selektion

Den 5 Betrügern ist die Rabattforderung egal. Auch bei einem Preis von 9750€ verkaufen sie ihr Fahrzeug weit über seinem eigentlichen Wert.

Die 95 ehrlichen Händler trifft die Rabattforderung dagegen hart. Sie müssen ihr Fahrzeug unter Wert verkaufen, weil andere Händler minderwertige Fahrzeuge verkaufen.



Adverse Selektion

Einige der ehrlichen Händler werden sich eine neue Plattform suchen, auf der das Problem der asymmetrischen Information besser gelöst wird.

Dadurch verschärft sich das Problem aber!

Autos schnell & günstig!

Suchen ▾ Verkauften ▾ Informieren ▾

🔔 ⭐ 📄

Anmelden

Startseite » Meine Pkw-Suche » 100 Angebote

Detailsuche

Fahrzeugzustand
UNFALLFREI

Marke , Modell , Variante
Volkswagen Polo

Erstzulassung , Kilometer

2016

100.000

50 Angebote

45

~~95~~

5

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Digitale Plattformen - Prof. Dr. Daniel Blochinger

113

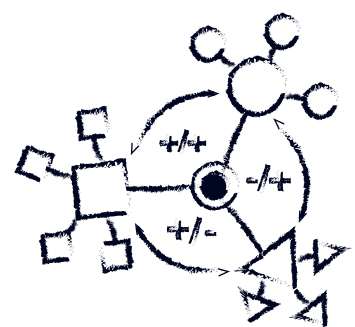
Adverse Selektion

Wieder berechnen die risikoneutralen Käufer den Erwartungswert des von ihnen gekauften Fahrzeugs ...

$$90\% \cdot 10.000\text{€} + 10\% \cdot 5.000\text{€} = 9.500\text{€}$$

...und dieses Mal verlangen sie sogar 500€ Rabatt.

Mehr und mehr ehrliche Händler verlassen die Plattform und am Ende bleiben mehrheitlich zwielichtige Händler auf der Plattform.



Adverse Selektion

Wie stoppen wir die adverse Selektion? Gängige Lösungsstrategien sind Signaling und Screening.

Signaling Die ehrlichen Verkäufer beweisen ihre Ehrlichkeit durch ein Gutachten.

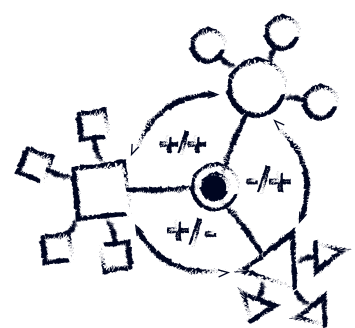
Screening Die ehrlichen Verkäufer bieten großzügige Garantien an. Die Betrüger schrecken davor zurück.

Bei beidem fallen zusätzliche Kosten an, die natürlich die Preise auf der Plattform beeinträchtigen.

Signaling
z.B. Gutachten



Screening
z.B. Garantien

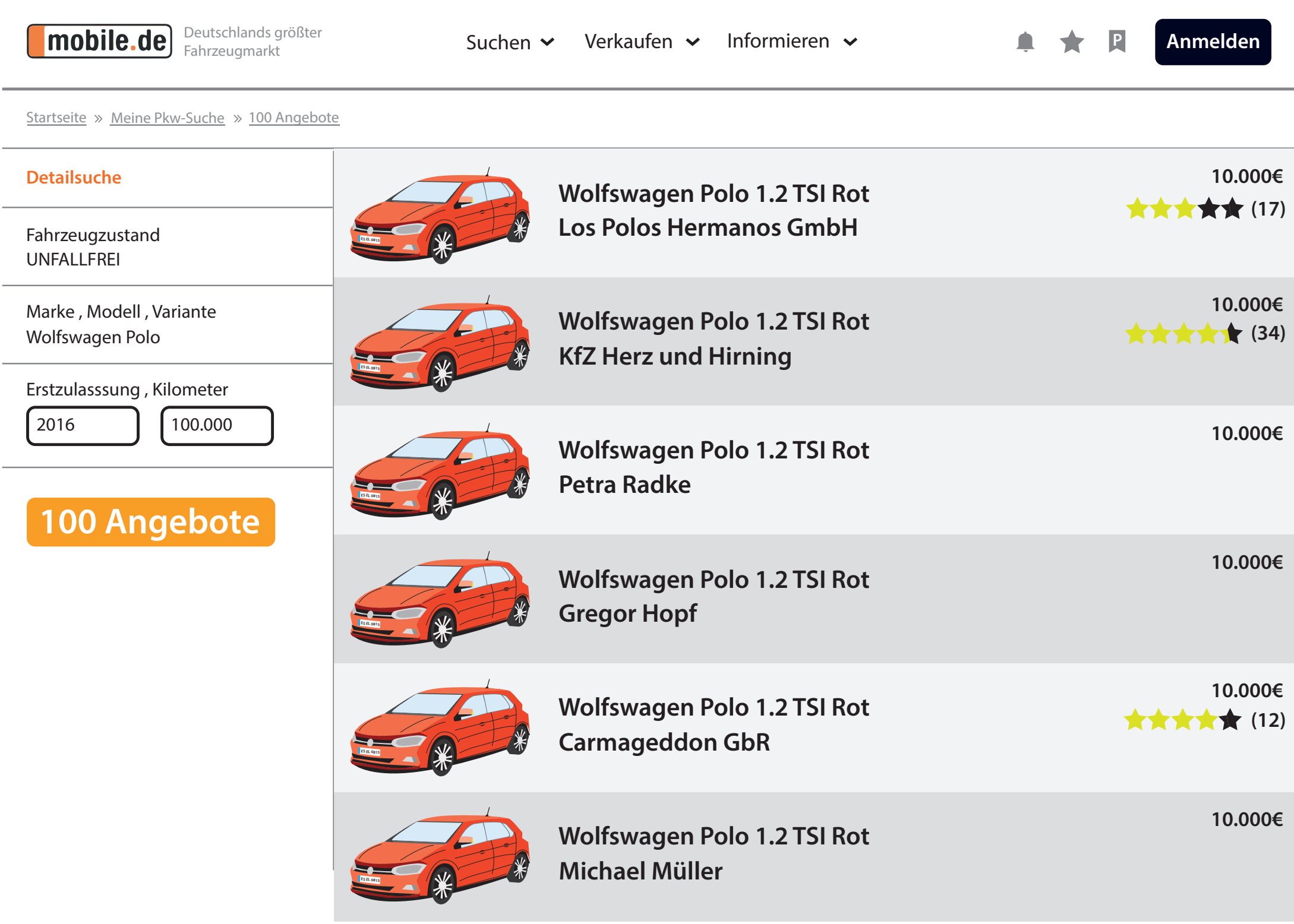


Adverse Selektion

Verkäuferbewertungen sind eine effiziente Möglichkeit, um adverser Selektion zu begegnen.

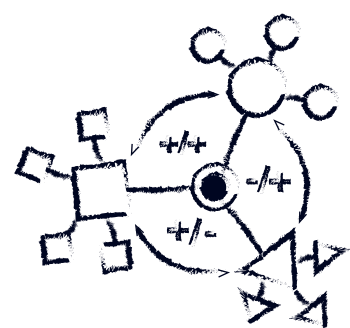
Die Verkäufer der Unfallfahrzeuge würden mit der Zeit schlechte Bewertungen erhalten und sind somit für spätere Käufer erkennbar!

Aber warum erlaubt mobile.de dann nur die Bewertung von gewerblichen Verkäufern?



The screenshot shows the mobile.de website interface. At the top, the mobile.de logo is followed by the tagline 'Deutschlands größter Fahrzeugmarkt'. Navigation links for 'Suchen', 'Verkaufen', and 'Informieren' are present, along with a notification bell, a star icon, and a profile icon, and an 'Anmelden' button. Below the navigation bar, the breadcrumb trail reads 'Startseite » Meine Pkw-Suche » 100 Angebote'. The main content area is divided into a left sidebar and a right list of search results. The sidebar, titled 'Detailsuche', contains filters for 'Fahrzeugzustand' (set to 'UNFALLFREI'), 'Marke, Modell, Variante' (set to 'Volkswagen Polo'), and 'Erstzulassung, Kilometer' (set to '2016' and '100.000'). Below these filters is an orange button labeled '100 Angebote'. The right sidebar displays a list of six search results, each featuring a red car icon, the car's name and seller, a star rating, and the price '10.000€'. The results are as follows:

Car Name	Seller	Rating	Price
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	Los Polos Hermanos GmbH	4.5 stars (17 reviews)	10.000€
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	KfZ Herz und Hirning	4.5 stars (34 reviews)	10.000€
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	Petra Radke	5 stars	10.000€
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	Gregor Hopf	5 stars	10.000€
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	Carmageddon GbR	4.5 stars (12 reviews)	10.000€
Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot	Michael Müller	5 stars	10.000€

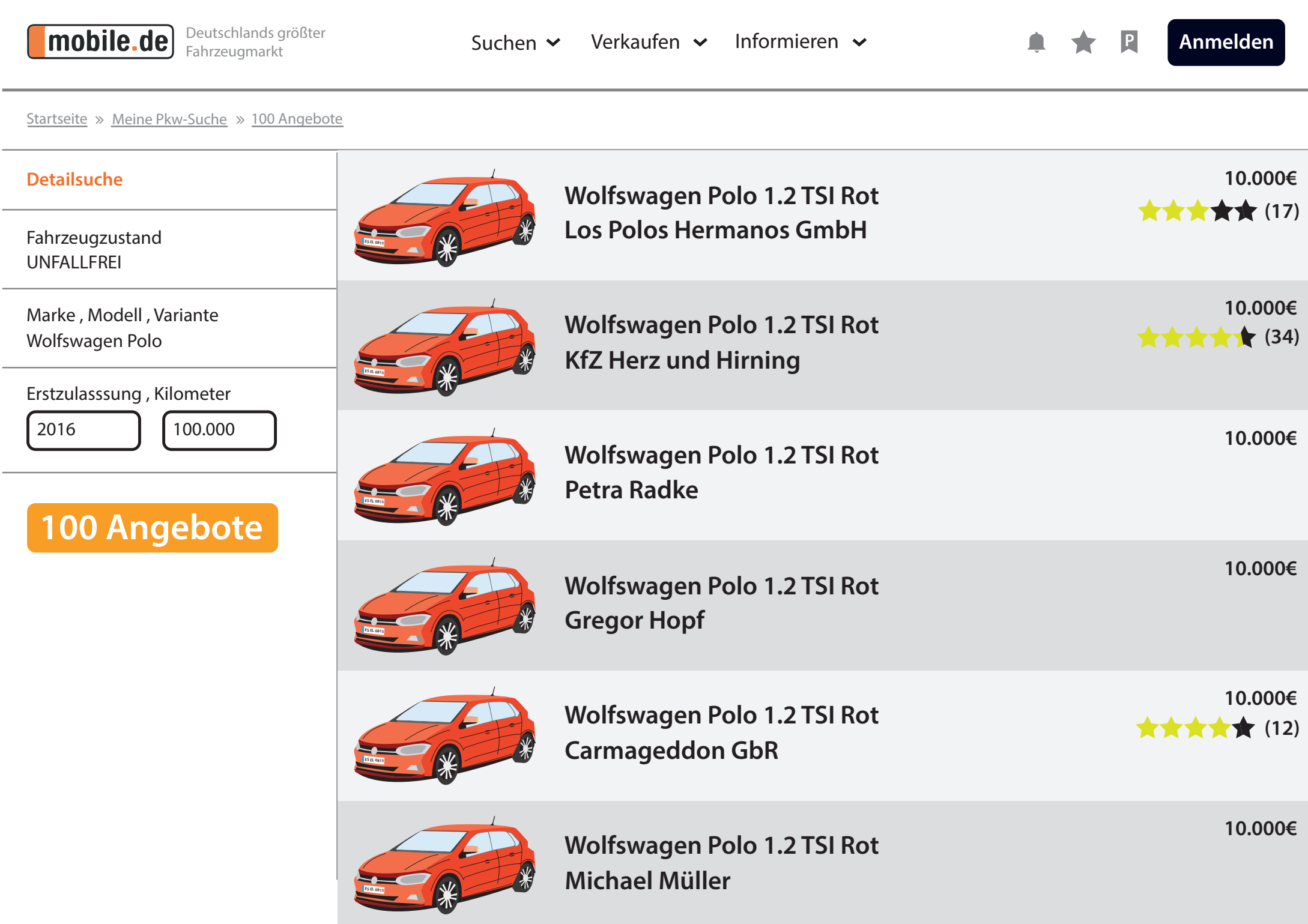


Aussagekraft & Effektivität

Aussagekraft und Effektivität von Verkäuferbewertungen hängen von vielen Faktoren ab. Besonders wichtig sind ...

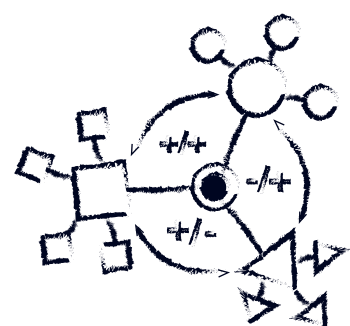
...die **Anzahl der Transaktionen**, die der Verkäufer auf der Plattform tätigen möchte!

...die **Anzahl der Bewertungen**, die ein Verkäufer bekommt.



The screenshot shows the mobile.de website interface. At the top, there's a navigation bar with the mobile.de logo, the tagline 'Deutschlands größter Fahrzeugmarkt', and links for 'Suchen', 'Verkaufen', and 'Informieren'. There are also icons for notifications, favorites, and a profile, along with an 'Anmelden' button. Below the navigation bar, there's a breadcrumb trail: 'Startseite > Meine Pkw-Suche > 100 Angebote'. The main content area is divided into two columns. The left column, titled 'Detailsuche', contains filters for 'Fahrzeugzustand' (set to 'UNFALLFREI'), 'Marke, Modell, Variante' (set to 'Volkswagen Polo'), and 'Erstzulassung, Kilometer' (set to '2016' and '100.000'). Below these filters is a button labeled '100 Angebote'. The right column displays a list of car listings. Each listing includes a small image of a red Volkswagen Polo, the car's name and seller, a star rating, and the price '10.000€'. The listings are as follows:

Car Name	Seller	Rating	Price
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	Los Polos Hermanos GmbH	★★★★★ (17)	10.000€
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	KfZ Herz und Hirning	★★★★★ (34)	10.000€
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	Petra Radke		10.000€
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	Gregor Hopf		10.000€
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	Carmageddon GbR	★★★★★ (12)	10.000€
Wolfswagen Polo 1.2 TSI Rot	Michael Müller		10.000€

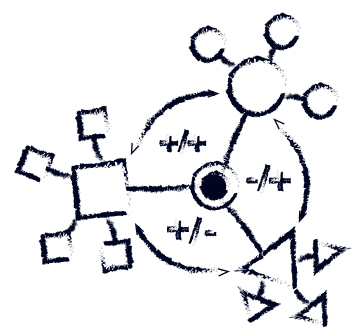


Aussagekraft & Effektivität

Für Verkäufer, die nur eine einzelne Transaktion tätigen möchten, sind die Bewertungen nicht relevant.

Sie interagieren nicht wiederholt mit der Plattform und profitieren daher weder von einer guten Bewertung, noch werden sie von einer schlechten Bewertung diszipliniert.

Ein Bewertungssystem allein ist in diesem Fall kein effektives Mittel, um asymmetrische Information anzugehen.

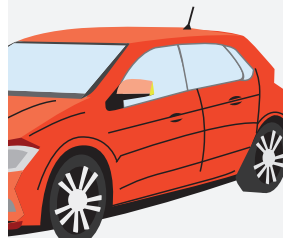
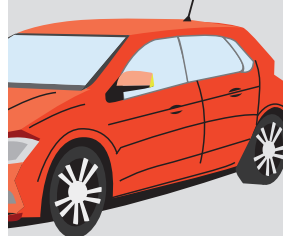
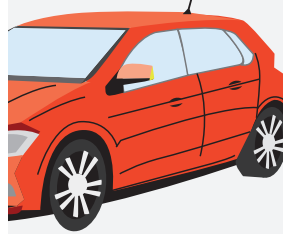
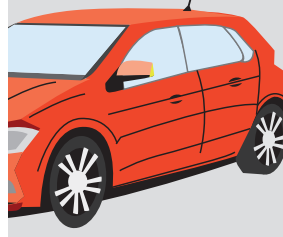


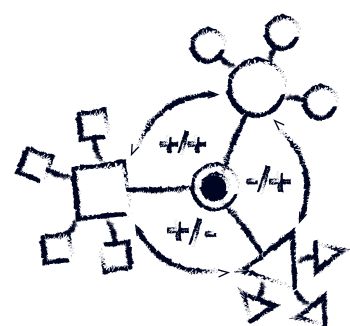
Aussagekraft & Effektivität

Haben Verkäufer nur wenige Bewertungen erhalten, ist deren Durchschnitt nicht sonderlich aussagekräftig.

Viele Plattformen geben daher auch die Anzahl der Bewertungen oder deren Verteilung an.

Einige Plattformen gehen noch weiter und blenden die Durchschnittsbewertung nur ab einer bestimmten Anzahl an Bewertungen ein.

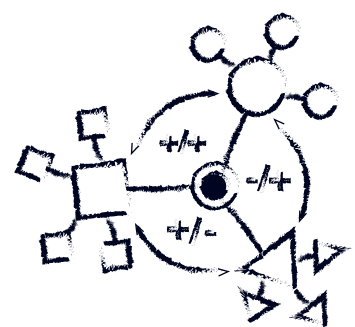
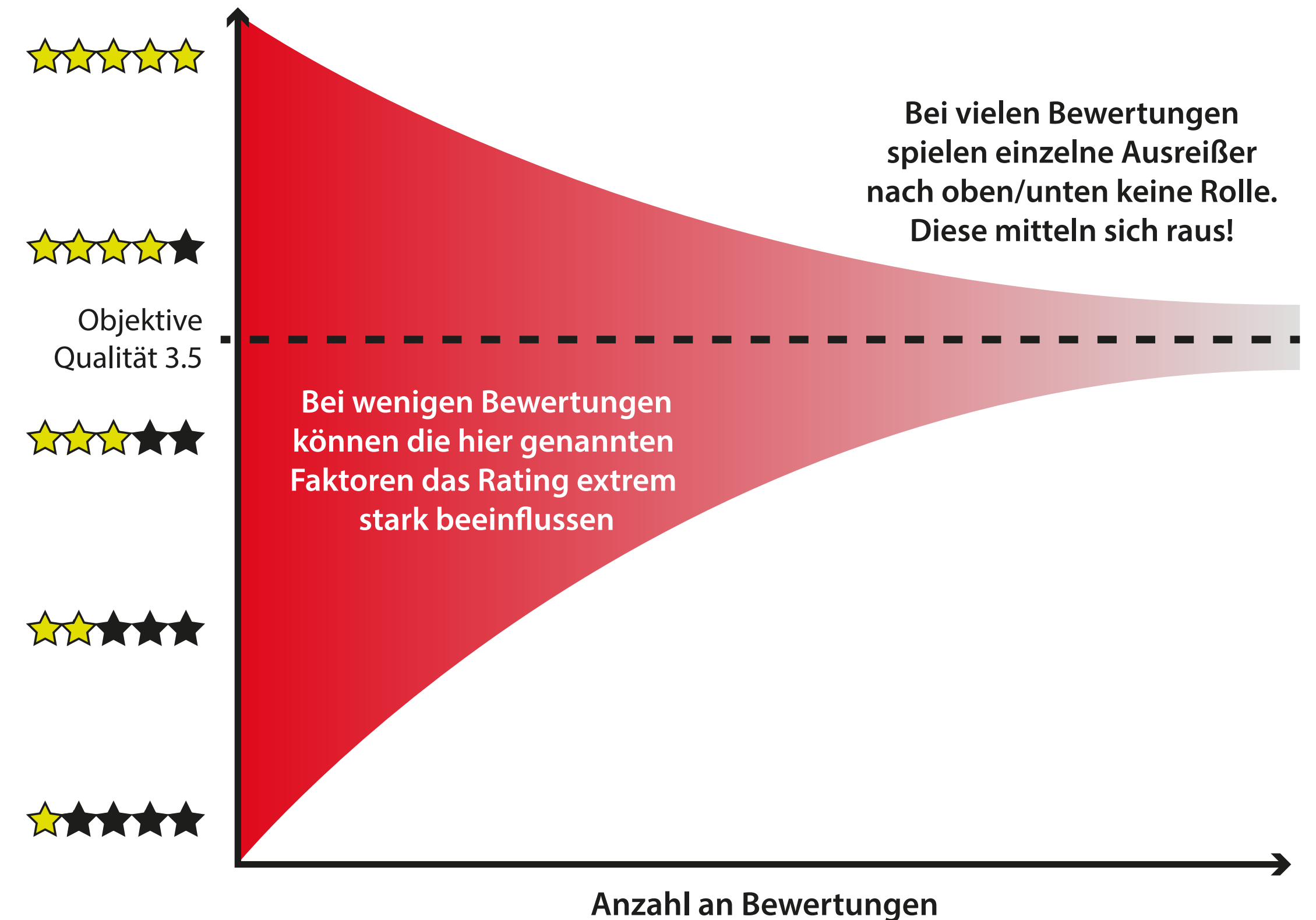
Suchen ▾ Verkaufen ▾ Informieren ▾			  	Anmelden
	Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot Los Polos Hermanos GmbH	10.000€   (17)		
	Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot KfZ Herz und Hirning	10.000€   (34)		
	Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot Petra Radke	10.000€		
	Wolfsagen Polo 1.2 TSI Rot Gregor Hopf	10.000€		



Varianz und Verzerrung

Wird ein Durchschnitt aus einigen wenigen Bewertungen gebildet, kann es durch zufällige Einflüsse zu einem viel zu guten/schlechten Wert kommen.

- Tagesform und Laune des Käufers
- Individuellen Vorlieben und Erwartungen
- Verständnis des Bewertungssystems
- Externe Faktoren (z. B. Paketzusteller)
- Preisschwankungen

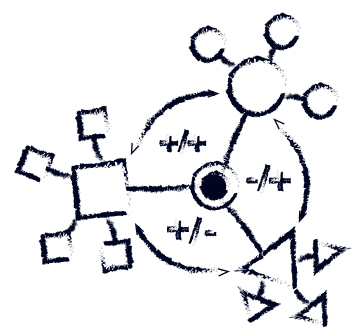
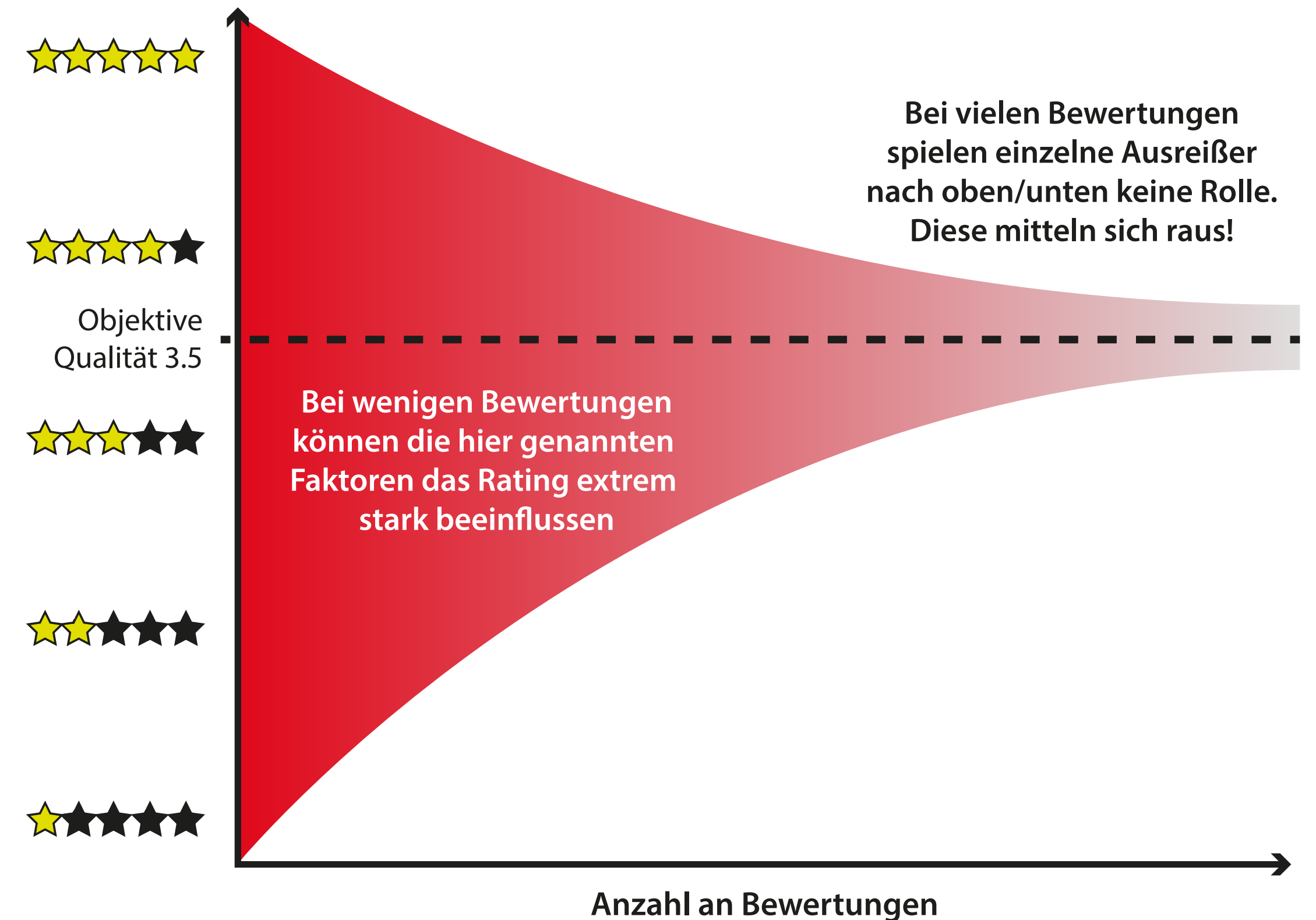


Varianz und Verzerrung

Die hohe Varianz des Durchschnitts ist ein Problem, dass sich mit einer wachsenden Zahl von Bewertungen von selbst löst.

Manchmal sorgen die zufälligen Faktoren für eine viel zu gute Bewertung und manchmal für eine viel zu schlechte.

Im Schnitt mitteln sich die Ausreißer mehr und mehr heraus.

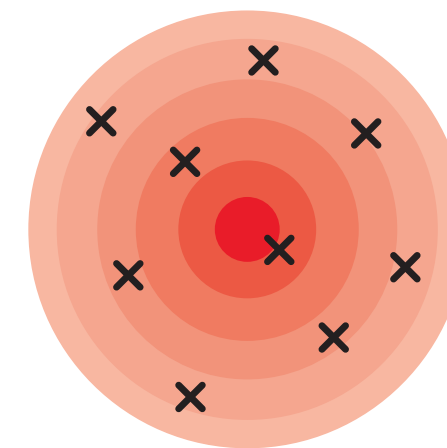


Varianz und Verzerrung

Varianz beschreibt die zufällige Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung.

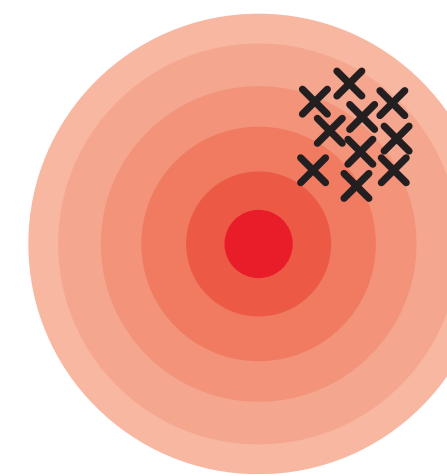
Verzerrung beschreibt dagegen die systematische Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung in eine bestimmte Richtung.

Bei einer Verzerrung sind die Bewertung entweder alle tendenziell zu gut oder zu schlecht.



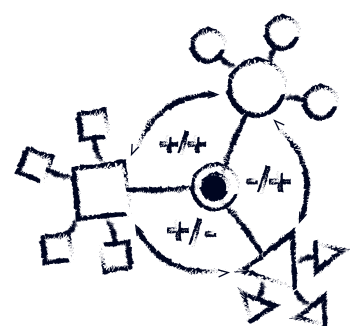
Varianz

Zufällige Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung



Verzerrung

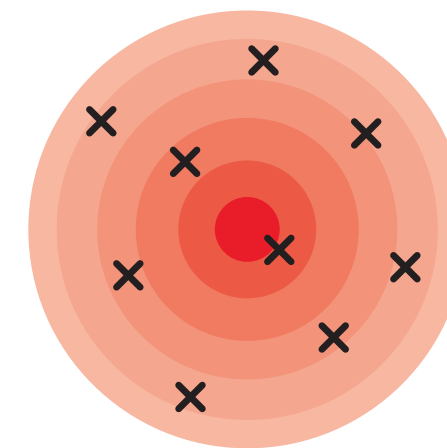
Systematische Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung



Varianz und Verzerrung

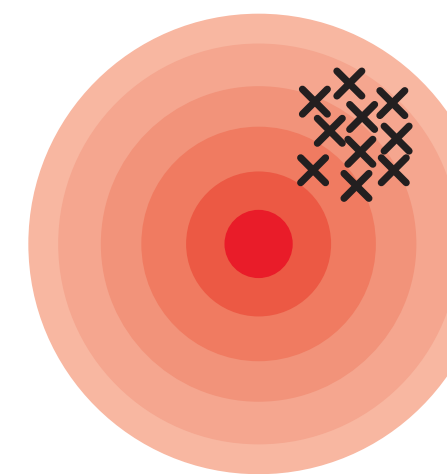
Die möglichen Ursachen für Verzerrungen sind vielfältig. Insbesondere kann auch Absicht dahinterstehen.

- Fake Bewertungen
- Anreizprobleme im Bewertungssystem
- Selektives Löschen unerwünschter Bewertungen
- Manipulatives Design (Priming, Anchoring, Wording ...)
- Ungeeignete Bewertungssysteme



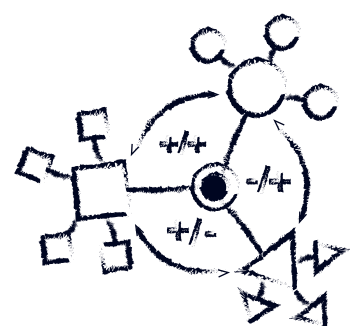
Varianz

Zufällige Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung



Verzerrung

Systematische Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung



Fake Bewertungen

Eine Studie der University of Baltimore und Cheq aus 2021 vergleicht Schätzungen für den Anteil an Fake Bewertungen auf digitalen Plattformen.

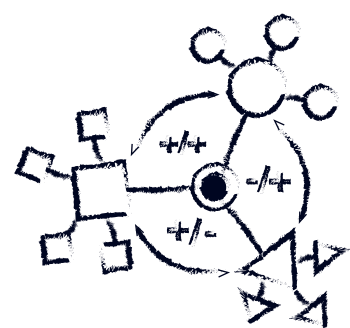
Die Spannweite ist aufgrund der unbekannten Dunkelziffer und der Interessenskonflikte der Reviewportale mit 1% bis 45% extrem hoch.

Die Studie selbst rechnet mit einem Fake Anteil von 4% und damit einem volkswirtschaftlichen Schaden von 152 Mrd. USD pro Jahr!

<https://f.hubspotusercontent00.net/hubfs/5228455/Research/Fake%20Online%20Reviews%202021.pdf>
<https://www.weforum.org/stories/2021/08/fake-online-reviews-are-a-152-billion-problem-heres-how-to-silence-them/>

Angaben der Plattformen		Studien
Amazon	< 1.0%	UK Trade Commission für UK 1.0% - 12.0%
Trust Pilot	5.7%	
TripAdvisor	0.6%	Michael, Zervas (2016) für Yelp 16.0%
Yelp	8.0%	

Bieter	Gebot	Menge
	Umsätze im E-Commerce	4280 Mrd. \$
	89% beeinflusst durch Reviews	3800 Mrd. \$
	4% der Reviews sind Fake	152 Mrd. \$



Fake Bewertungen

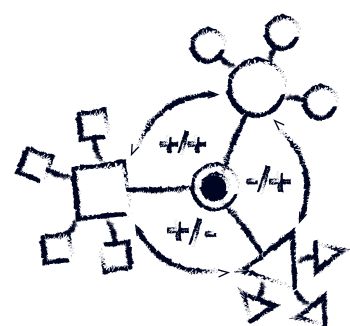
Hinter „Fake Bewertungen“ steckt ein ganzes Spektrum an Taktiken, um Bewertungssysteme zu manipulieren.

Das Kaufen von guten Bewertungen ist die Holzhammermethode. Dahinter steckt eine ganze Industrie die sowohl mit KI-Werkzeugen als auch mit Rekrutierungsnetzwerken arbeitet.

<https://www.wired.com/story/how-to-spot-fake-reviews-amazon/>

Angaben der Plattformen		Studien
Amazon	< 1.0%	UK Trade Commission für UK 1.0% - 12.0%
Trust Pilot	5.7%	
TripAdvisor	0.6%	Michael, Zervas (2016) für Yelp 16.0%
Yelp	8.0%	

Bieter	Gebot	Menge
	Umsätze im E-Commerce	4280 Mrd. \$
	89% beeinflusst durch Reviews	3800 Mrd. \$
	4% der Reviews sind Fake	152 Mrd. \$



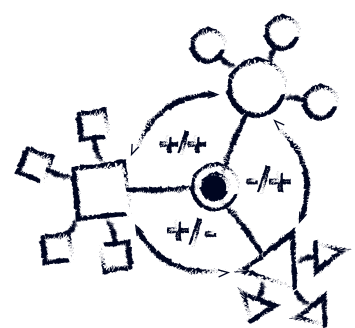
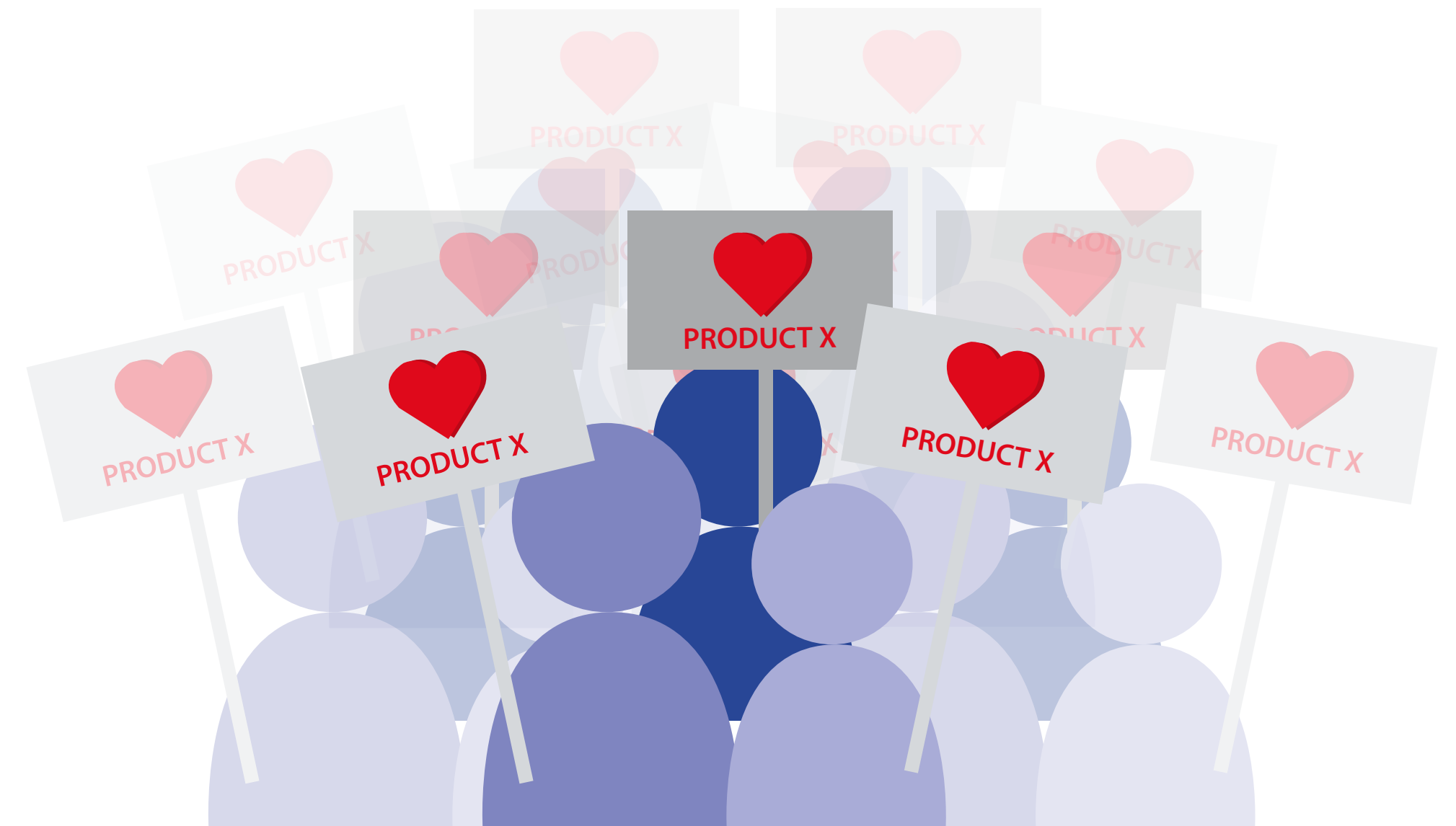
Fake Bewertungen

Astroturfing ist eine Marketingstrategie, bei der der Eindruck einer echten und spontanen Unterstützung einer breiten Masse vorgespielt wird.

Eine Einzelperson oder kleine Gruppe gibt sich durch hohe Aktivität und KI-Unterstützung als breite Masse aus.

Eine Gartenhaus wurde mit dieser Taktik zum höchstbewerteten Restaurant Londons!

<https://www.spiegel.de/spiegel/unispiegel/london-wie-fake-restaurant-nummer-eins-wurde-a-1204771.html>
https://en.wikipedia.org/wiki/The_Shed_at_Dulwich



Fake Bewertungen

Es gibt diverse plattformspezifische Tricks für Fake Bewertungen. Bei Amazon werden zum Beispiel ...

... kostenlose Retouren ausgenutzt, um verifizierte Käufe vorzutäuschen.

... Produktvarianten ausgenutzt, um die gute Bewertung eines Produktes auf andere zu übertragen.

<https://www.spiegel.de/spiegel/unispiegel/london-wie-fake-restaurant-nummer-eins-wurde-a-1204771.html>
https://en.wikipedia.org/wiki/The_Shed_at_Dulwich



Handyretter 3 in 1 Magnetic für iPhone 15 Pro Max
[Full Camera Protection] [Compatible with MagSafe]
[3 Meter Drop Protection] [Shockproof] Translucent teal blue

[Handyretter Store](#)

★★★★★ 4.6 (4465) [Reviews lesen](#)

TEILEN SICH
WERTUNGEN!

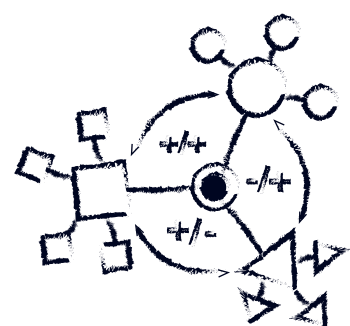
15.99€ (-27%)

Erhältlich in Größen

iPhone 17 Pro Max	iPhone 17 Pro	iPhone 17
iPhone 16 Pro Max	iPhone 16 Pro	iPhone 16
iPhone 15 Pro Max	iPhone 15 Pro	iPhone 15

Erhältlich in Farben

Cactus Green	Teal Blue	Pitch Black
White Noise	Grey Melange	Yellow Cab
Clockwork Orange	Rainbow 6	Surprise me!

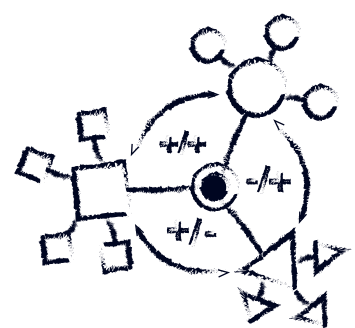


Fake Bewertungen

Nicht immer haben Fake Bewertungen rein kommerzielle Interessen. Beim Review Bombing wird zur massenhaften, meist negativen Bewertung, von Produkten aufgestachelt.

Nicht immer ist dabei ein konkreter Aufruf notwendig. Oft reichen polemische Posts und Memes.

Betroffen sind oft Filme, Serien und Spiele, die angeblich eine zu progressive oder zu konservative Weltsicht propagieren.



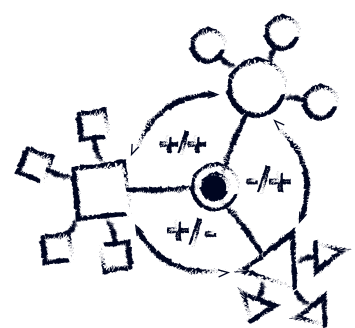
Fake Bewertungen

Der Umgang mit diesen Fake-Bewertungen ist schwierig!

Löscht man die Fake-Bewertungen zu spät kann der Käufer der Fake-Bewertungen trotzdem profitieren. Studien zeigen, dass Bewertungssysteme einem Herdeneffekt unterliegen.

Außerdem besteht die Gefahr, versehentlich echte Reviews zu löschen, was das Vertrauen in das System noch schneller untergräbt als die Fake Reviews - insb. auch im Zusammenhang mit Review Bombing.

[Wang T, Wang D. Why Amazon's Ratings Might Mislead You: The Story of Herding Effects. Big Data. 2014 Dec;2\(4\):196-204. doi: 10.1089/big.2014.0063. PMID: 27442755.](#)

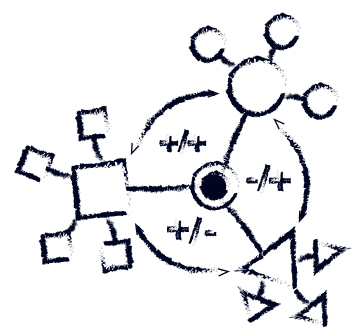
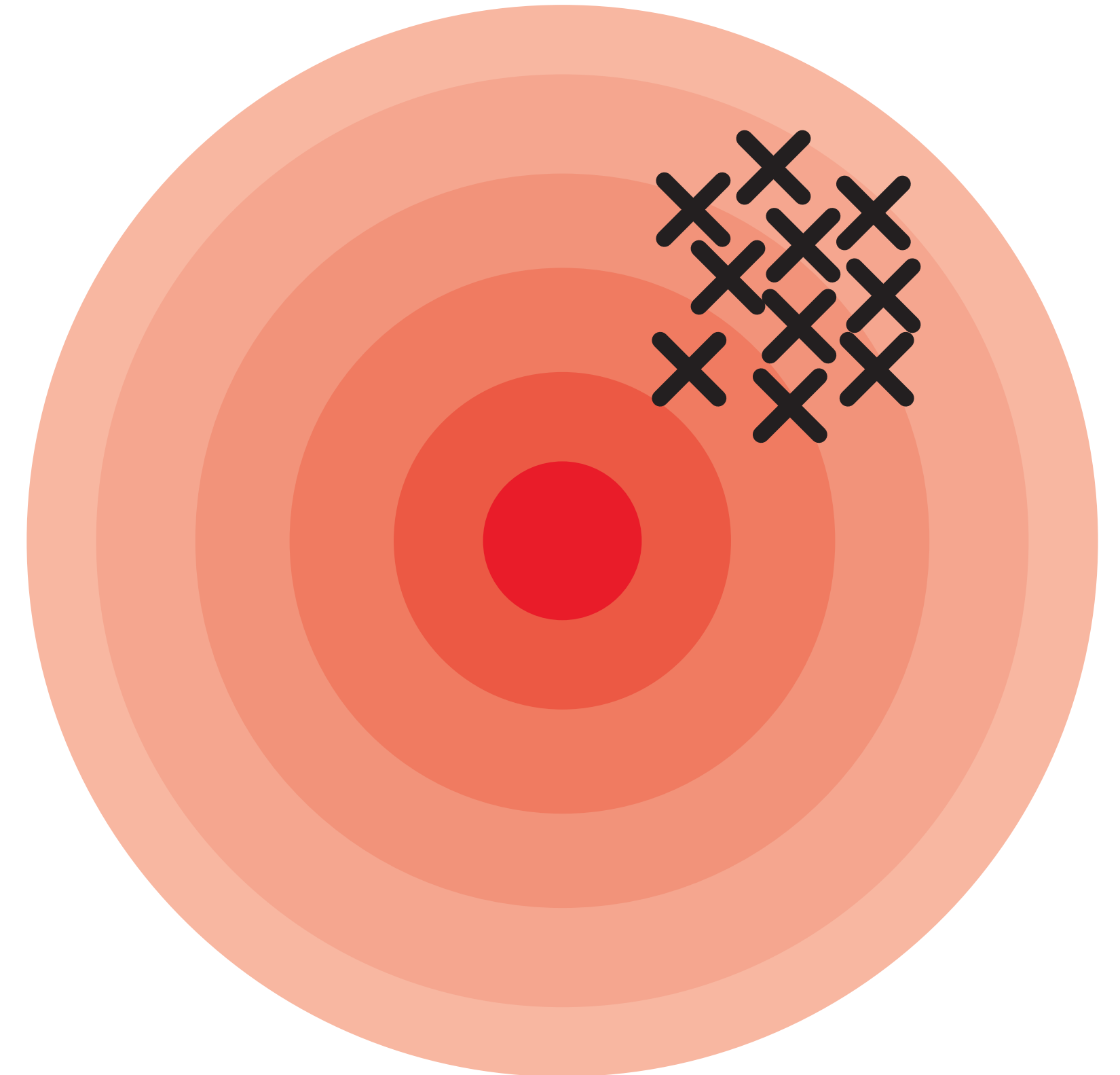


Anreizprobleme

Bei Bewertungssysteme mit Anreizproblemen entsteht die Verzerrung nicht durch Manipulation, sondern durch das Bewertungssystem selbst.

Beispiel: das alte Bewertungssystem von Ebay bei dem sich Käufer und Verkäufer gegenseitig bewerten.

Viele unzufriedene Käufer und Verkäufer verzichteten auf die Abgabe negativer Bewertungen, um keine negative Bewertung durch die Gegenseite zu provozieren.



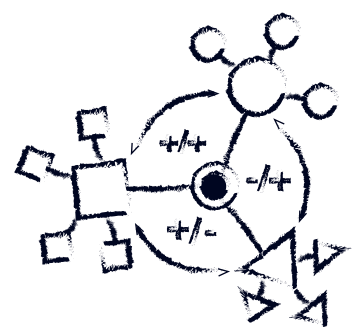
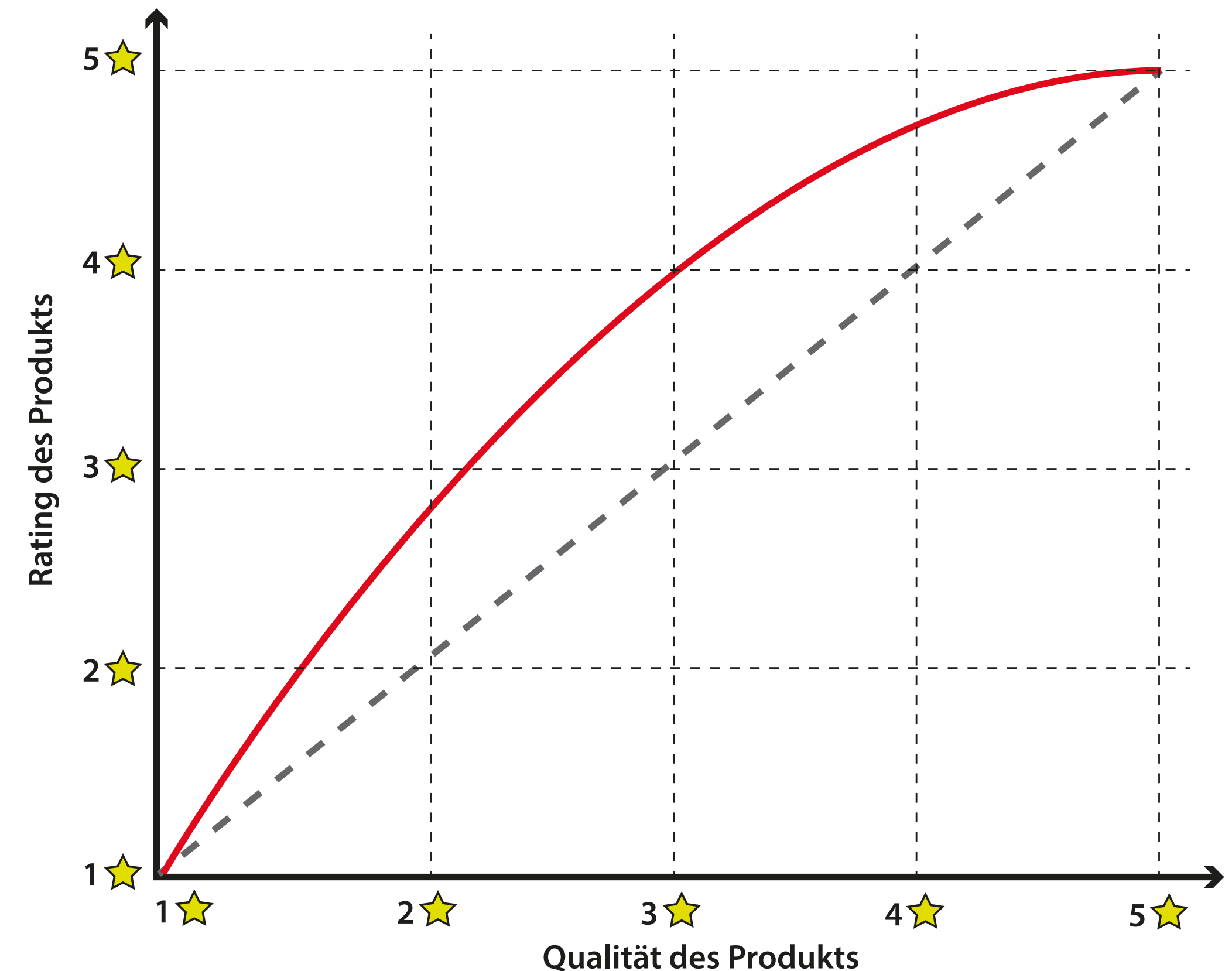
Manipulative Gestaltung

Ein sehr exaktes und informatives Bewertungssystem ist nicht immer im Interesse des Plattformbetreibers.

Vielleicht will er nur die schlechtesten Verkäufer abschrecken, um adverse Selektion zu reduzieren ...

... aber darüber hinaus keine Differenzierung zwischen mittelmäßigen und guten Verkäufern will.

Hier trifft Verhaltensökonomik auf Dark UI!



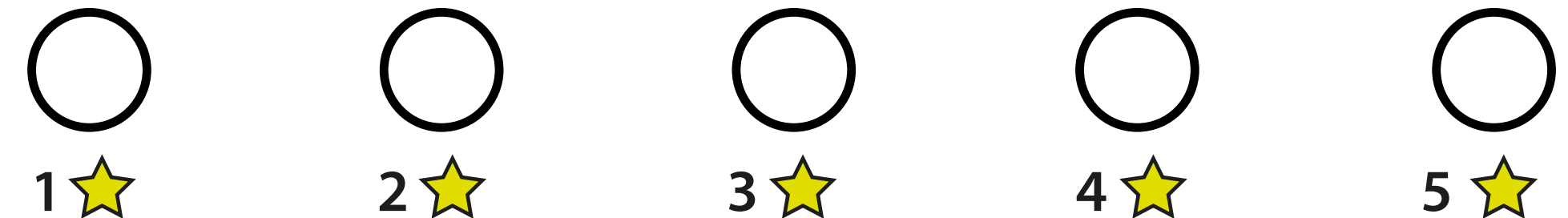
Manipulative Gestaltung

Beim **Anchoring** beeinflussen Umgebungsinformationen eine Entscheidung.

Auf Ratings und UI übertragen: Die konkrete Ausgestaltung des Systems beeinflusst das abgegebene Rating!

Eine einfache Möglichkeit der Manipulation ist eine hohe Bewertungsstufe als Standardwert auszuwählen. Der Bewertende muss nun mental Gründe suchen, um dem Produkt Sterne abzuziehen!

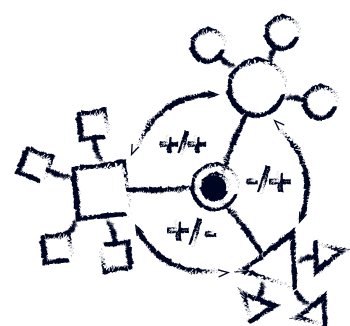
Wie zufrieden sind sie mit unserem Produkt?



Wie zufrieden sind sie mit unserem Produkt?



Wie zufrieden sind sie mit unserem Produkt?



Manipulative Gestaltung

Die Bewertungsstufen können emotional aufgeladen bzw. geframt werden.

Hohe Stufen zeigen den Bewertenden im positiven Licht. Niedrige Stufen zeigen den Bewertenden in einem schlechten Licht.

Beispiel: Keine Weiterempfehlung bedeutet „Ich bin zu blöd, das Produkt richtig zu nutzen, und schade jetzt auch noch dem Verkäufer“.

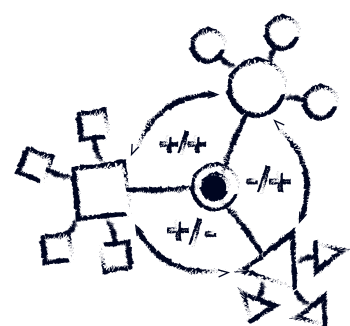
Würden Sie unser Produkt
weiterempfehlen?



JA - Ich bin begeistert!



Ich habe ein Problem :(



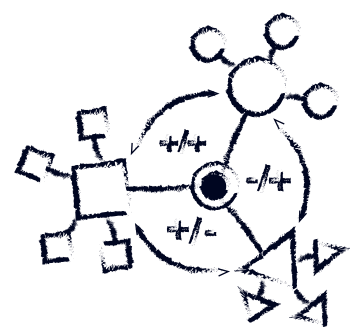
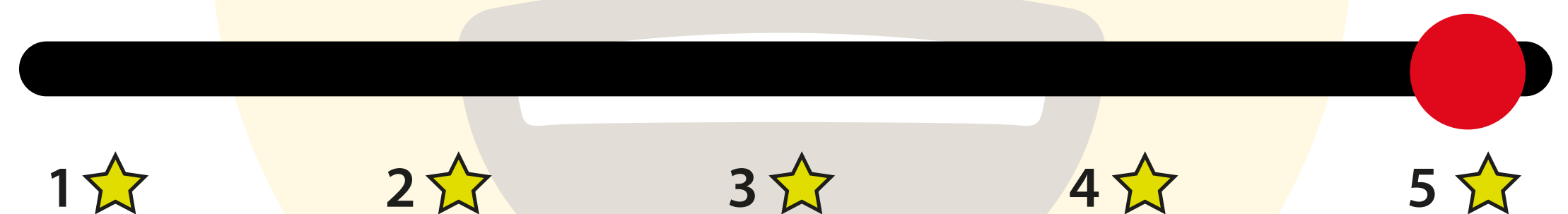
Manipulative Gestaltung

Das Ganze kann ergänzt werden durch weitere Tricks:

- Vor dem Bewerten werden positive Reviews zuerst angezeigt und ggf. als „besonders hilfreich“ gelobt.
- Beim Bewerten wird prominent angezeigt, dass 90% der Nutzer eine positive Bewertung abgegeben haben.
- Beim Bewerten wird der Kunde gelobt, dass er mit seinem Kauf einen lokalen Anbieter unterstützt.

Vielen Dank, dass Sie sich für ein lokales Produkt entschieden haben! Schließen Sie sich über 500 zufriedenen Kunden an und geben Sie uns Ihre 5 Sterne um uns noch mehr zu unterstützen!

Wie zufrieden sind sie mit unserem Produkt?



Manipulative Gestaltung

Auch Effort Asymmetry kann eingesetzt werden:

- Es ist leichter, eine positive Bewertung abzugeben, als eine schlechte.
- Es ist leichter, eine Empfehlung für das Produkt abzugeben als eine dagegen.

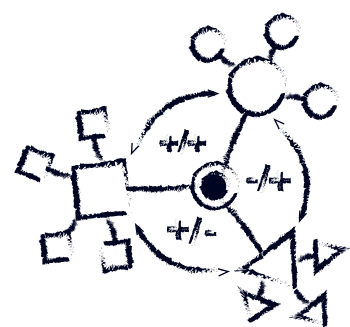
Wie würden sie unser Produkt bewerten?



Wunschlos glücklich!



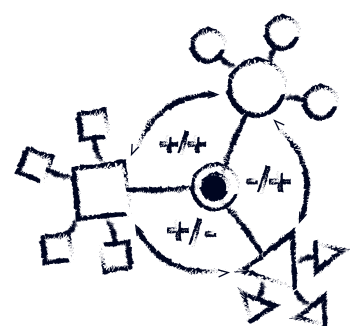
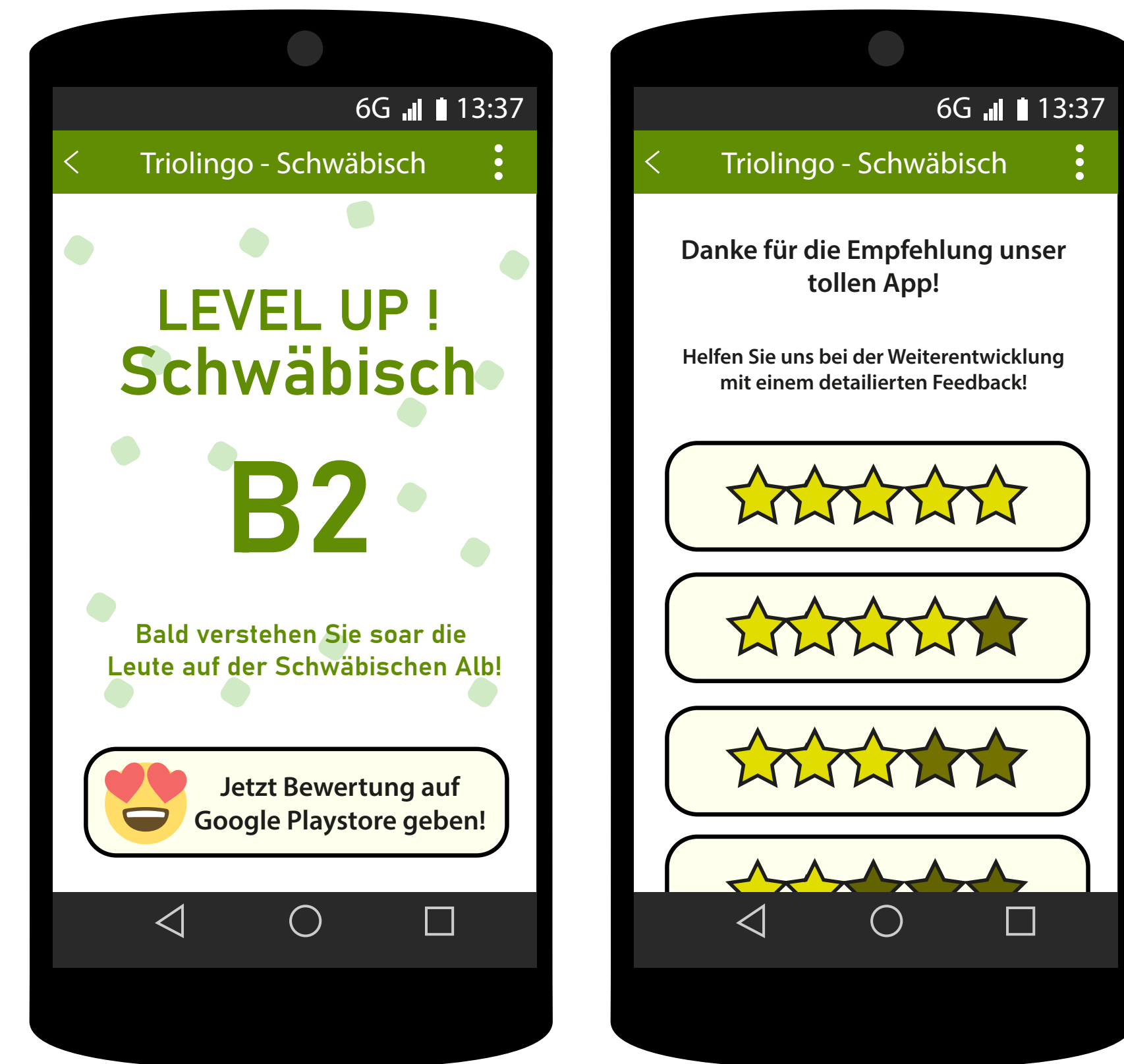
Jetzt Review verfassen ...



Manipulative Gestaltung

Auch das **Timing** der Befragung spielt eine Rolle:

- Ich frage nach einer Bewertung, aber nicht wenn der Kunde den Support angerufen hat.
- Ich frage erst nach einer Weiterempfehlung. Nur bei einem „Ja“ wird der Bewertungsdialog geöffnet.
- Ich frage nach einer Bewertung eines Spiels nach einem Erfolgserlebnis im Spiel.



Manipulative Gestaltung

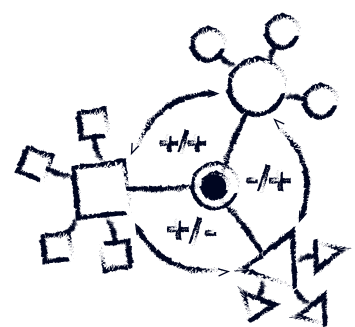
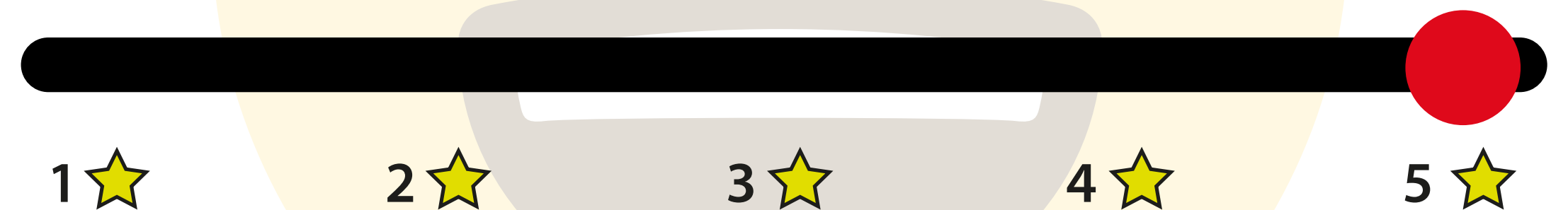
Inzentivierung von Bewertungen ist ein zweischneidiges Schwert.

Werden Kunden für das Abgeben einer Bewertung belohnt, führt dies tendenziell zu mehr Bewertungen und einer geringeren Varianz ...

... gleichzeitig aber zu einer positiven Verzerrung. Auch dann, wenn die Belohnung unabhängig von der Bewertungsstufe ist.

Bewertung abgeben und genießen! Mit einem kurzen Klick sichern Sie sich exklusive Proben unserer noch nicht im Handel erhältlichen Handseifenkollektion!

Wie zufrieden sind sie mit unserem Produkt?

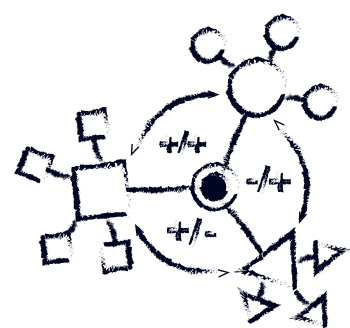
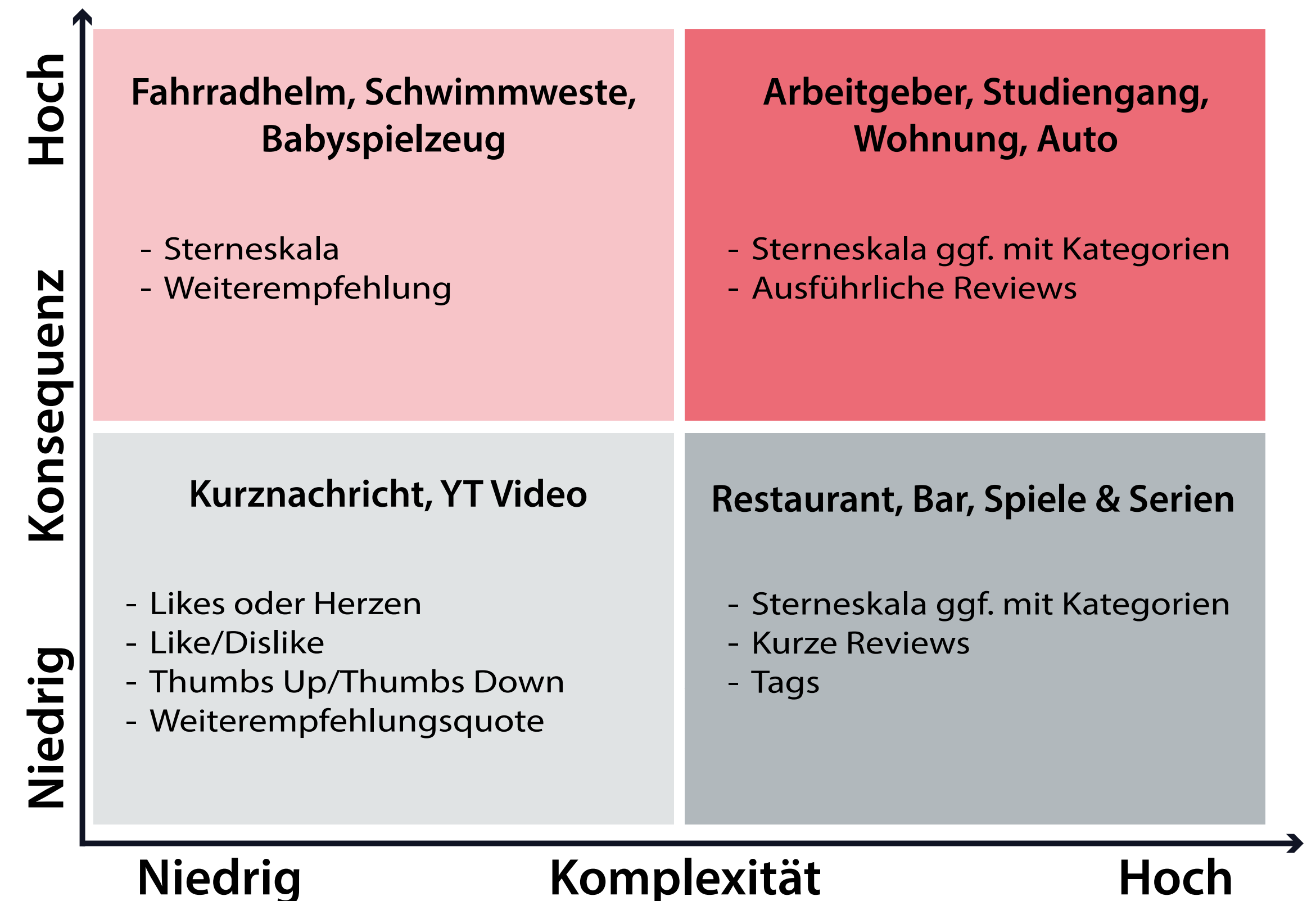


Ungeeignete Gestaltung

Die gängigsten Bewertungssysteme sind Like/Dislike und das 5-Sterne System in verschiedenen Varianten.

Es gibt jedoch mehr Systeme und tatsächlich eignet sich auch nicht jedes System für jeden Anlass.

Grundprinzip System soll die Komplexität des bewerteten Gegenstands und die Konsequenzen einer falschen Entscheidung widerspiegeln!



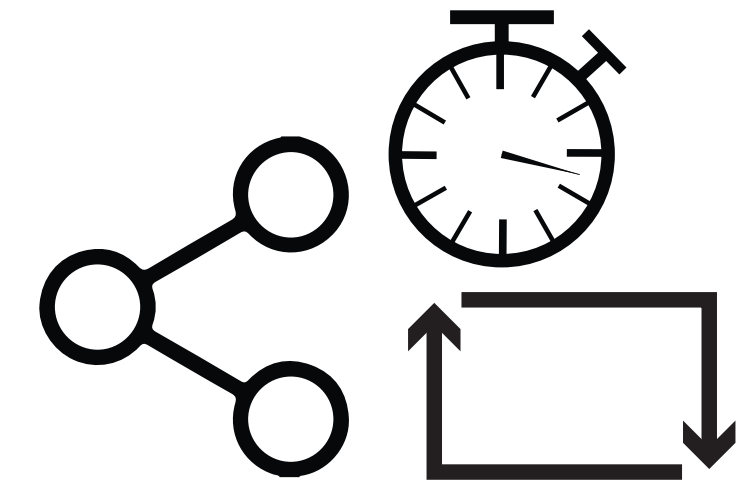
Übertragung auf Kommunikation

Auch auf Kommunikationsplattformen werden Bewertungssysteme eingesetzt. Die konzeptionellen Mechanismen sind dieselben wie bei Handelsplattformen:

- Bewertungen erzeugen positive Netzwerkeffekte, da ich schneller gute und für mich interessante Beiträge erkenne.
- Bewertungssysteme reduzieren asymmetrische Information und verhindern adverse Selektion.



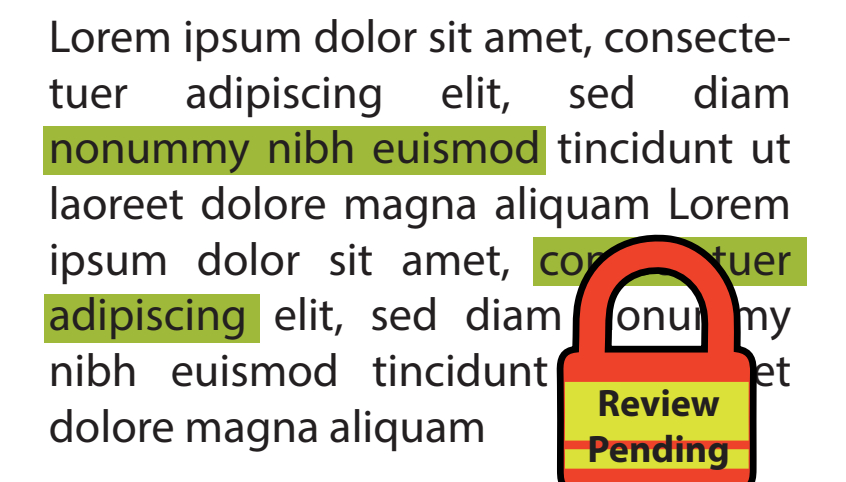
Nutzerbewertung



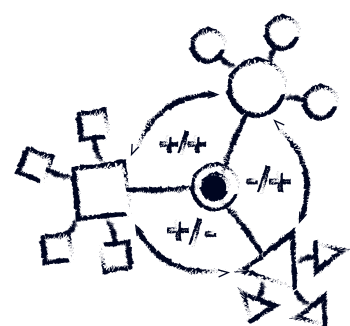
Nutzerinteraktion



Moderatoren



NLP Algorithmus



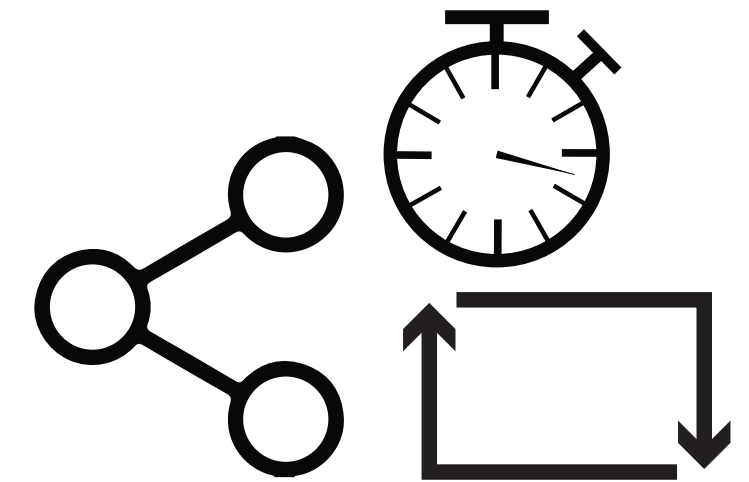
Übertragung auf Kommunikation

Auch hierbei kann die Bewertung auf unterschiedliche Arten erfolgen:

Direkt durch die Nutzer Nutzer der Plattform können Nachrichten z. B. durch Daumen hoch/runter bewerten, eine Antwort in einem Hilfeforum als richtig markieren oder einen Nutzer eines Messengers für anstößige Inhalte melden.



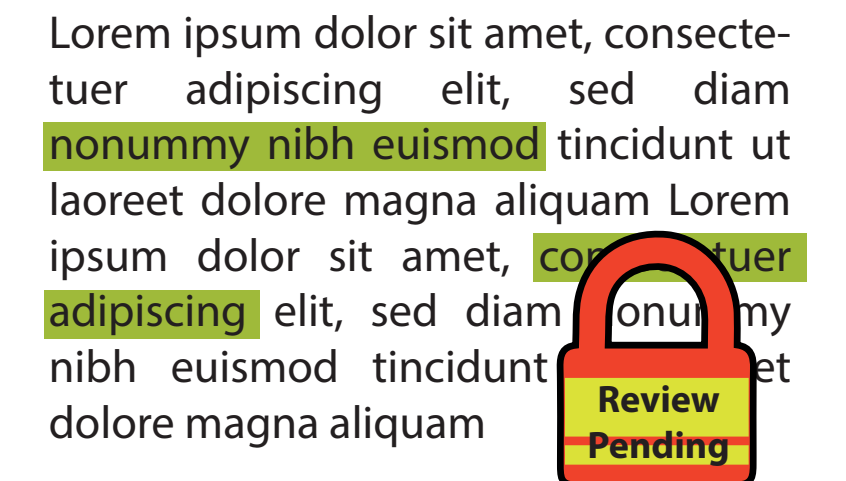
Nutzerbewertung



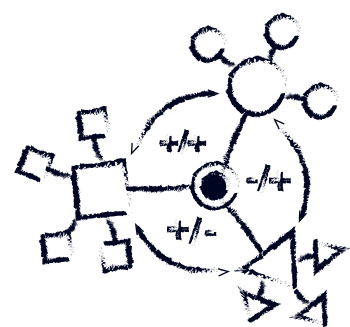
Nutzerinteraktion



Moderatoren



NLP Algorithmus



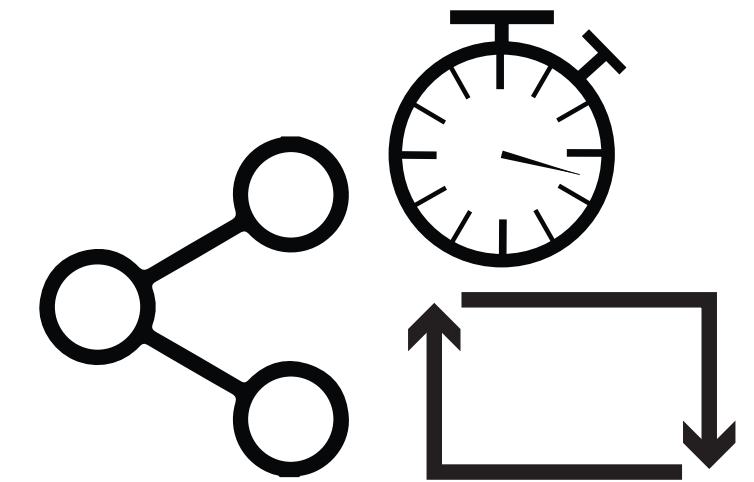
Übertragung auf Kommunikation

Indirekt durch die Nutzer Nutzer leiten interessante Nachrichten weiter oder lesen diese länger und häufiger. Sie geben keine explizite Bewertung ab, erzeugen aber dennoch Daten, mit denen die Plattform ihre Nutzer und die kommunizierten Nachrichten bewerten kann.

Moderatoren achten auf besonders informative und besonders schädliche Nachrichten. Erstere können z. B. prominent hervorgehoben werden (z. B. als sticky/pinned post) und Letztere werden gelöscht.



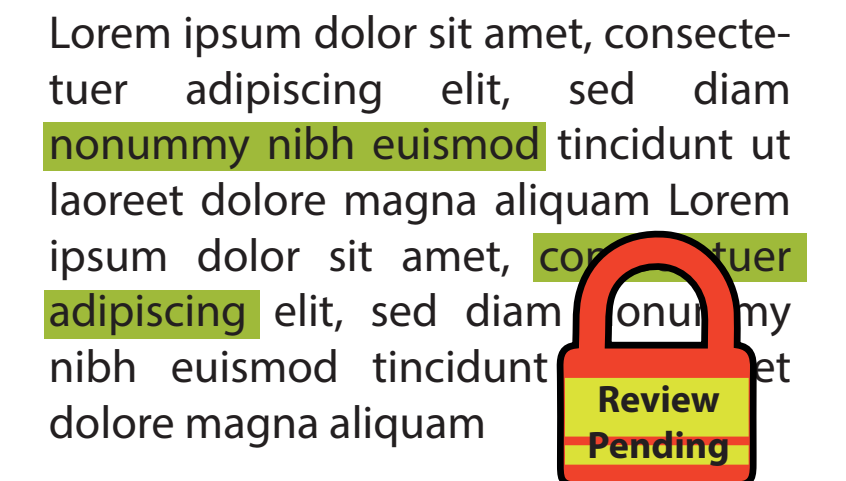
Nutzerbewertung



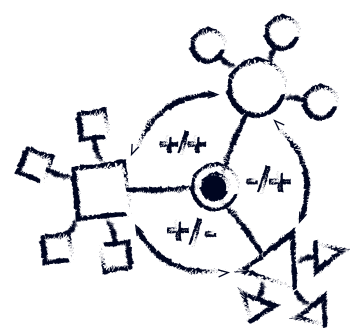
Nutzerinteraktion



Moderatoren



NLP Algorithmus



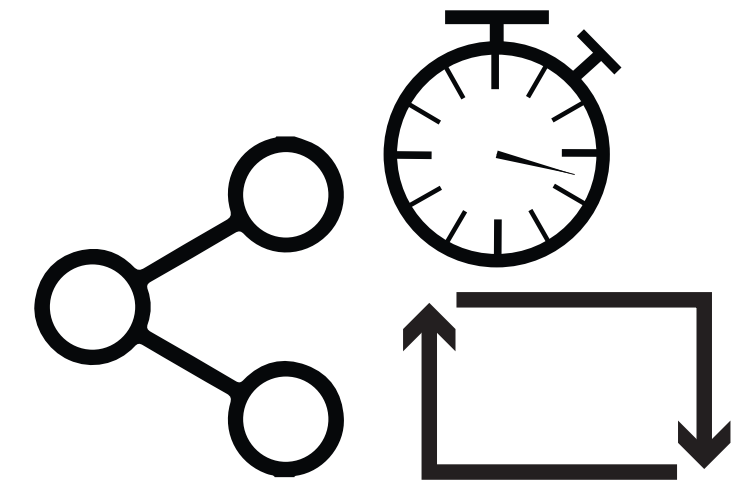
Übertragung auf Kommunikation

NLP Algorithmus Algorithmen durchforsten Nachrichten nach bestimmten Schlüsselwörtern oder Mustern, die auf schädliche Inhalte hindeuten. Diese Nachrichten können entweder direkt gelöscht werden oder müssen von einem Moderator manuell kontrolliert und freigegeben werden.

Viele Kommunikationsplattformen verwenden mehrere dieser Bewertungssysteme in Kombination, wobei die konkrete Wahl der Instrumente meist durch die Art der Kommunikation (1:1, N:1, N:N) und die Art der Nachrichten (Text, Sprache, Bilder, Videos) bestimmt wird.



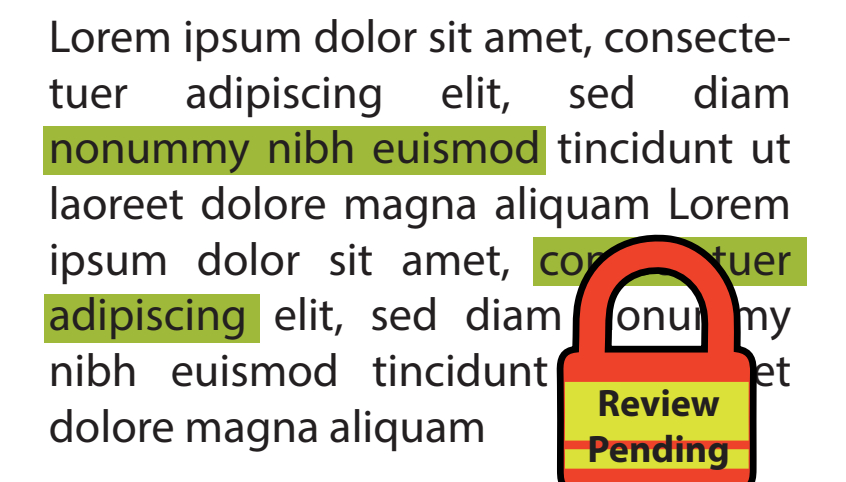
Nutzerbewertung



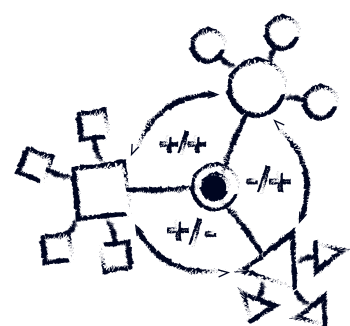
Nutzerinteraktion



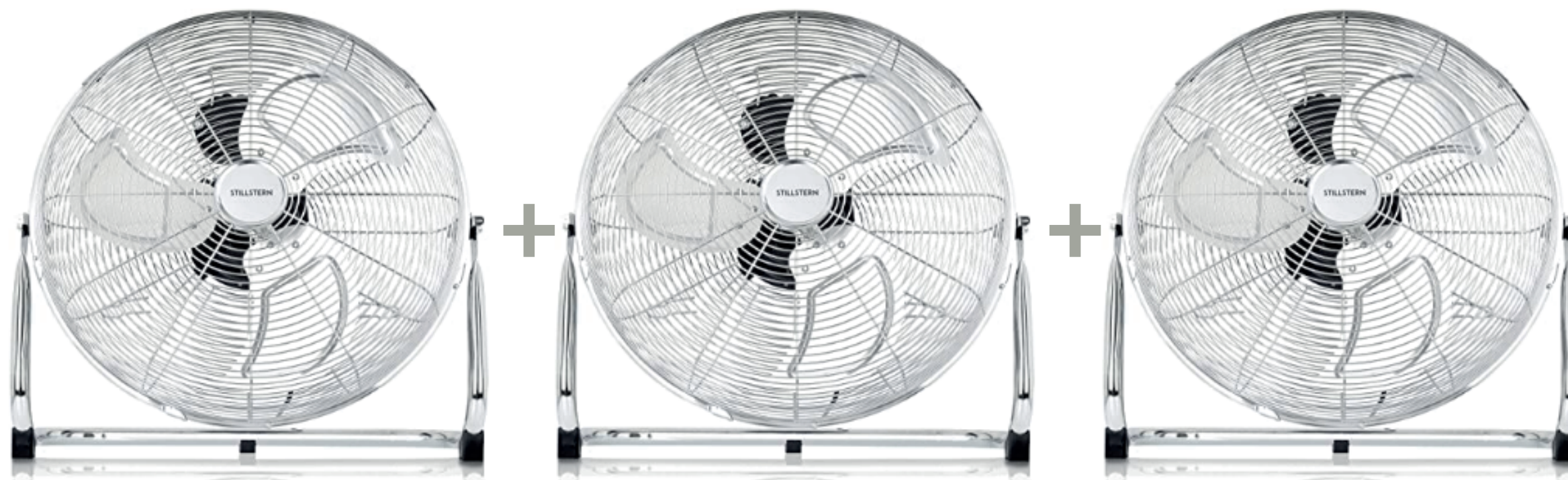
Moderatoren



NLP Algorithmus



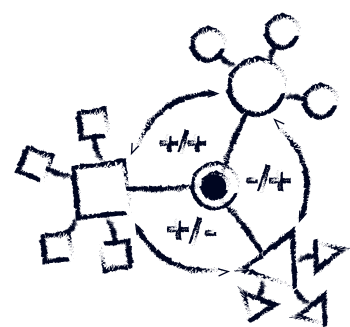
Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: **EUR 179.97**

Alle drei in den Einkaufswagen

- ✓ **Dieser Artikel:** Stillstern Ventilator (45cm) 120 Watt stufenlos **EUR 59.99**
- ✓ Brandson Windmaschine (50cm) 160 Watt stufenlos **EUR 69.99**
- ✓ Korona 81004(50cm) 100 Watt stufenlos **EUR 49.99**

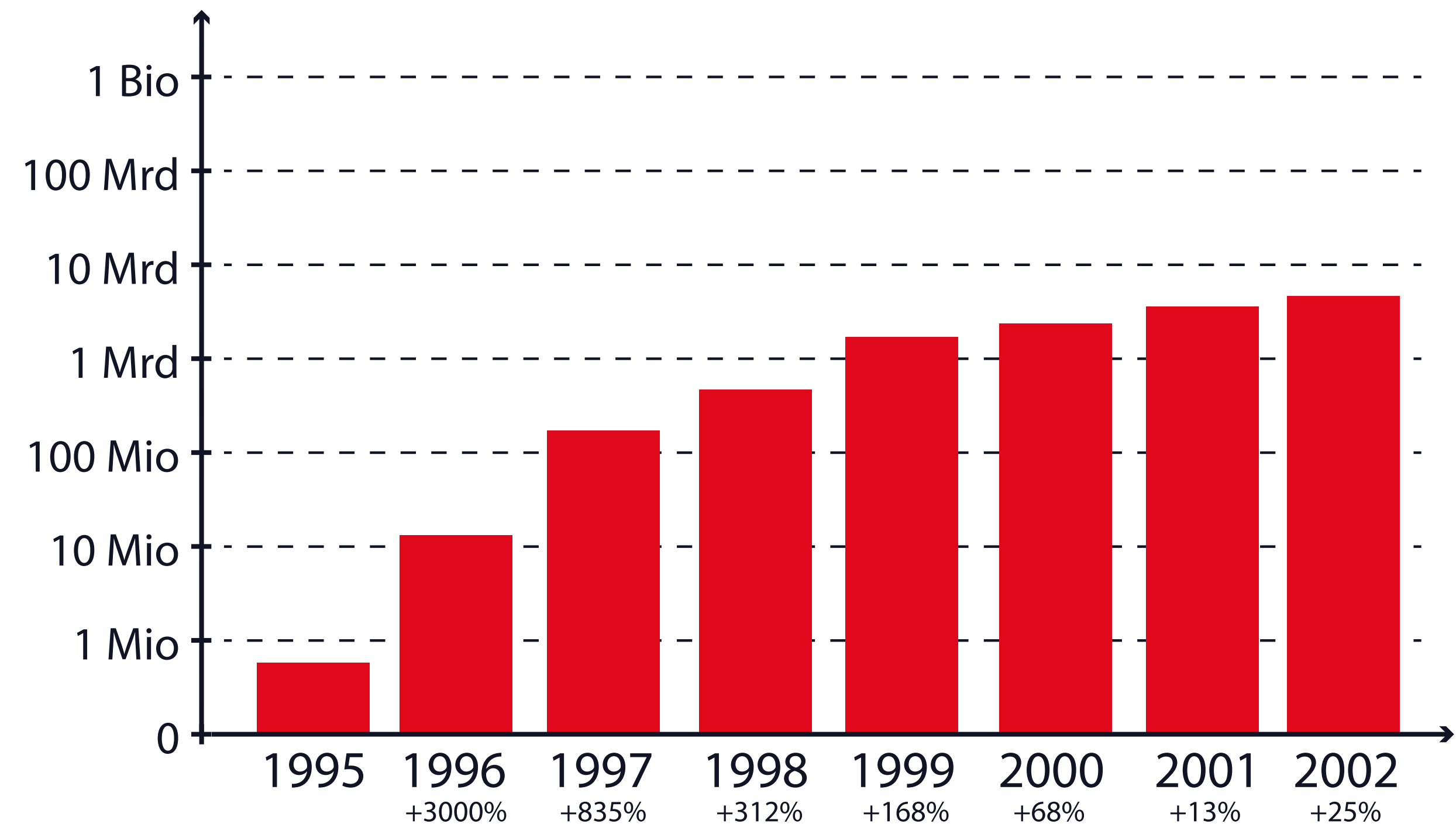


Fallbeispiel Amazon

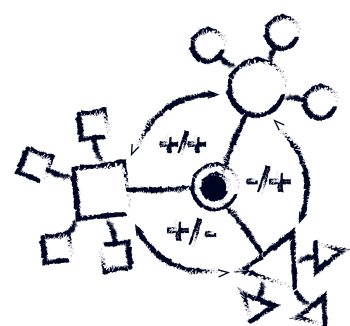
Nach dem ersten Umsatz im Jahr 1995 stiegen die Umsätze bei Amazon schnell an.

Selbst in den Krisenjahren 2000 & 2001 verzeichnete Amazon zweistellige Wachstumsraten.

Umsätze von Amazon in USD



Datenquelle: 10-K Filings von Amazon, zusammengestellt auf Wikipedia ([https://en.wikipedia.org/wiki/Amazon_\(company\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Amazon_(company))).

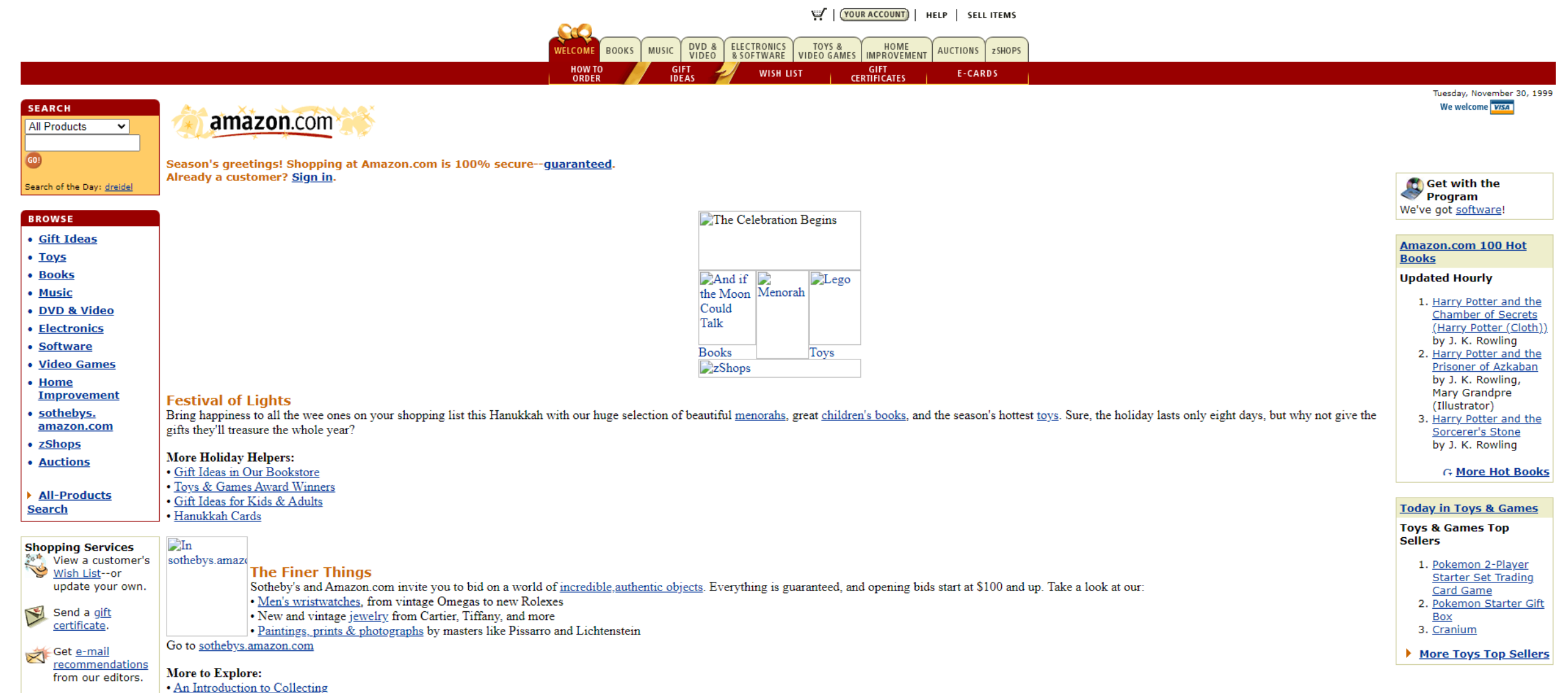


Fallbeispiel Amazon

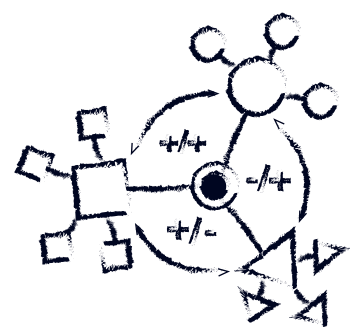
Amazon überlebte als eines von wenigen Unternehmen des alten Web 1.0 den Dot-Com-Crash und ist heute über eine Mrd. € wert.

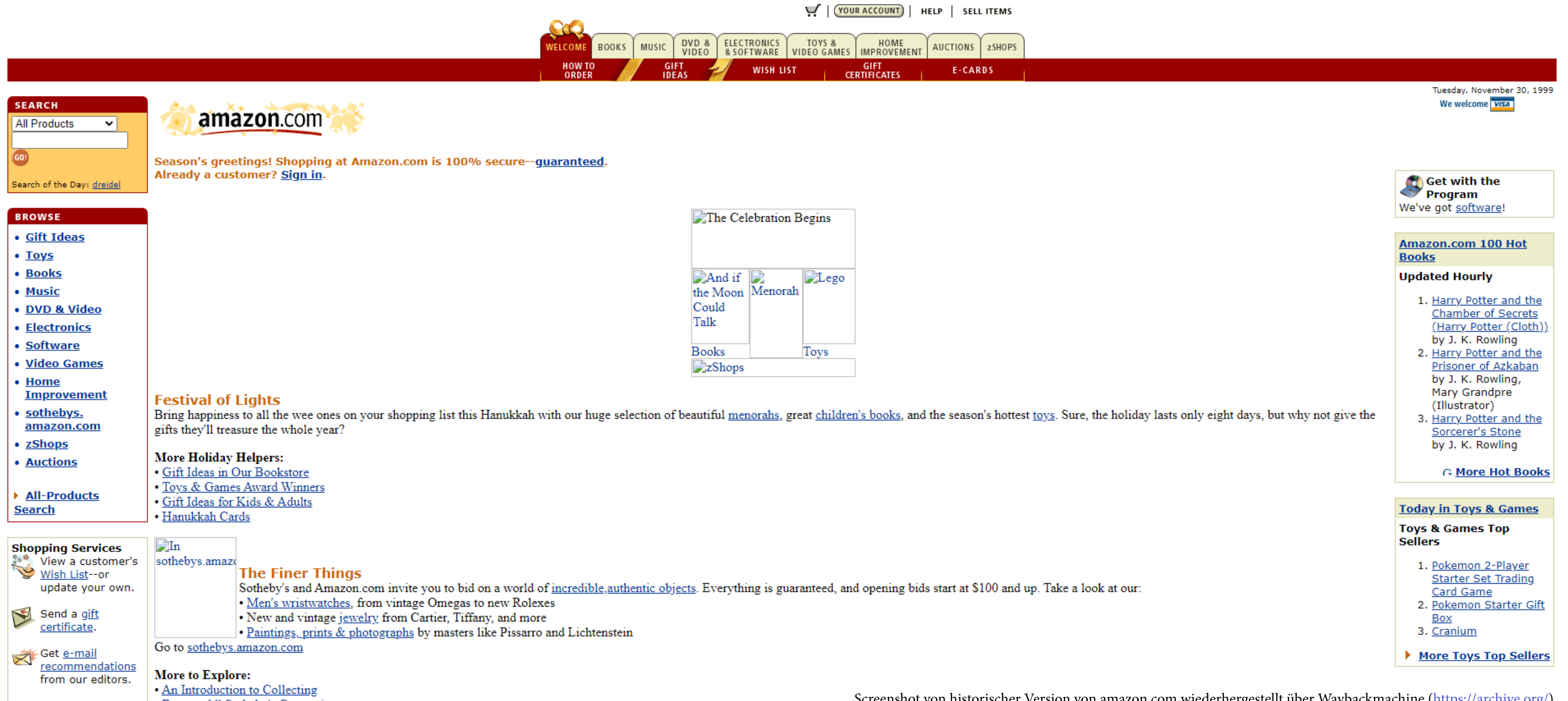
Wie wurde aus der eher unbeholfen wirkenden Bücherseite (Screenshot von 1999) ein Weltkonzern?

Betrachten wir die Entwicklung von Amazon über die Jahre ...



Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.





YOUR ACCOUNT | HELP | SELL ITEMS

WELCOME BOOKS MUSIC DVD & VIDEO ELECTRONICS & SOFTWARE TOYS & VIDEO GAMES HOME IMPROVEMENT AUCTIONS zSHOPS

HOW TO ORDER GIFT IDEAS WISH LIST GIFT CERTIFICATES E-CARDS

SEARCH
All Products
GO!
Search of the Day: dreidel

amazon.com

Season's greetings! Shopping at Amazon.com is 100% secure--[guaranteed](#).
Already a customer? [Sign in](#).

BROWSE

- [Gift Ideas](#)
- [Toys](#)
- [Books](#)
- [Music](#)
- [DVD & Video](#)
- [Electronics](#)
- [Software](#)
- [Video Games](#)
- [Home Improvement](#)
- [sothebys.amazon.com](#)
- [zShops](#)
- [Auctions](#)
- ▶ [All-Products Search](#)

Festival of Lights
Bring happiness to all the wee ones on your shopping list this Hanukkah with our huge selection of beautiful [menorahs](#), great [children's books](#), and the season's hottest [toys](#). Sure, the holiday lasts only eight days, but why not give the gifts they'll treasure the whole year?

More Holiday Helpers:

- [Gift Ideas in Our Bookstore](#)
- [Toys & Games Award Winners](#)
- [Gift Ideas for Kids & Adults](#)
- [Hanukkah Cards](#)

Shopping Services
View a customer's [Wish List](#)--or update your own.
Send a [gift certificate](#).
Get [e-mail recommendations](#) from our editors.

The Finer Things
Sotheby's and Amazon.com invite you to bid on a world of [incredible, authentic objects](#). Everything is guaranteed, and opening bids start at \$100 and up. Take a look at our:
• [Men's wristwatches](#), from vintage Omegas to new Rolexes
• New and vintage [jewelry](#) from Cartier, Tiffany, and more
• [Paintings, prints & photographs](#) by masters like Pissarro and Lichtenstein
Go to [sothebys.amazon.com](#)

More to Explore:

- [An Introduction to Collecting](#)

Tuesday, November 30, 1999
We welcome 

Get with the Program
We've got [software](#)!

Amazon.com 100 Hot Books
Updated Hourly

1. [Harry Potter and the Chamber of Secrets \(Harry Potter \(Cloth\)\)](#) by J. K. Rowling
2. [Harry Potter and the Prisoner of Azkaban](#) by J. K. Rowling, Mary Grandpre (Illustrator)
3. [Harry Potter and the Sorcerer's Stone](#) by J. K. Rowling

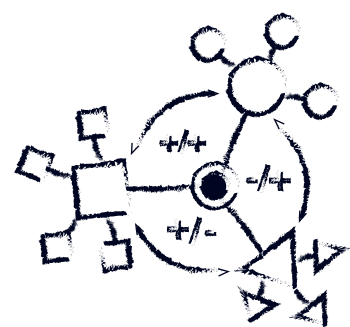
➤ [More Hot Books](#)

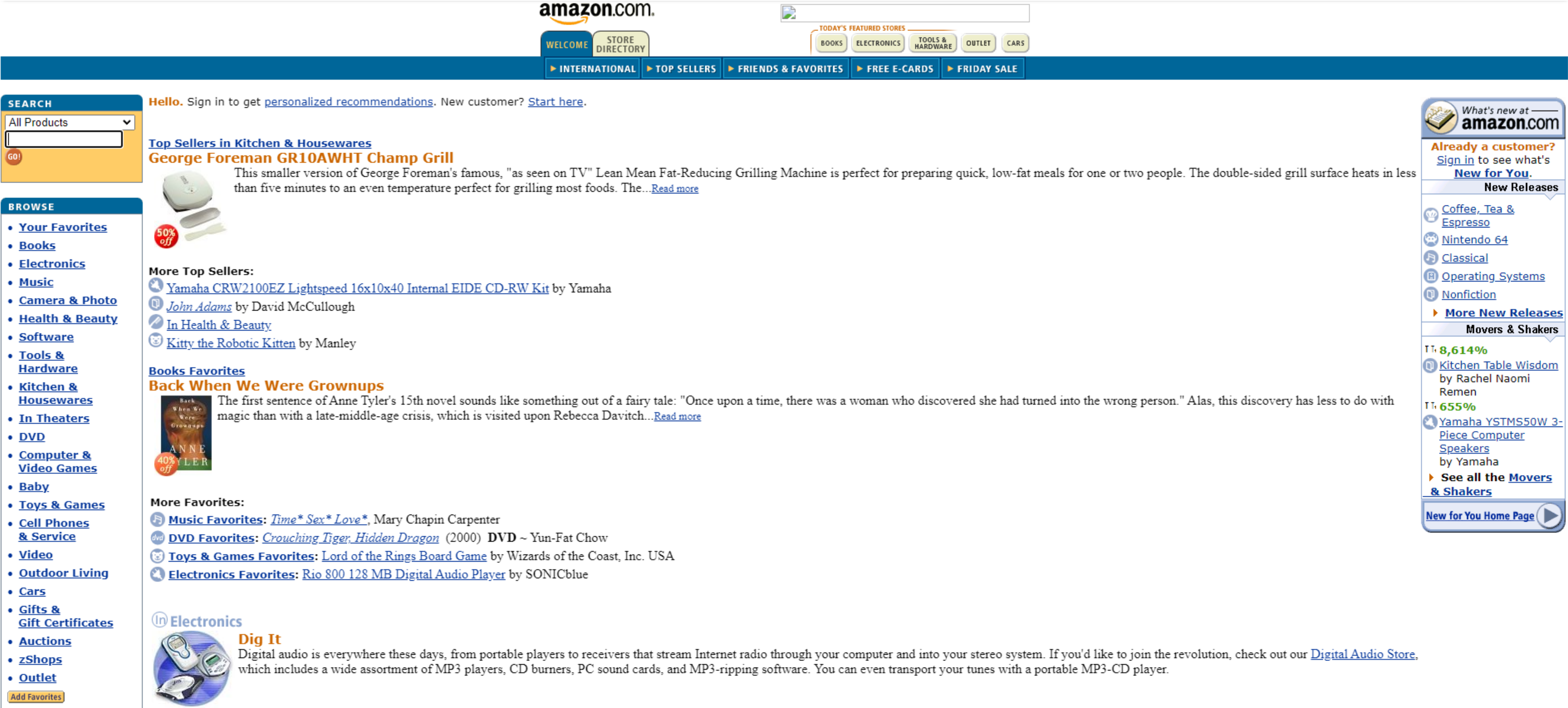
Today in Toys & Games
Toys & Games Top Sellers

1. [Pokemon 2-Player Starter Set Trading Card Game](#)
2. [Pokemon Starter Gift Box](#)
3. [Cranium](#)

➤ [More Toys Top Sellers](#)

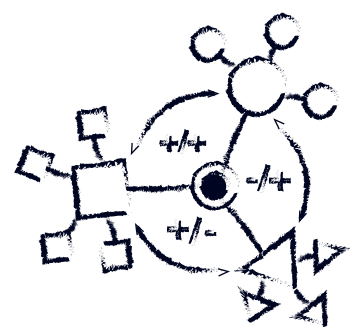
Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

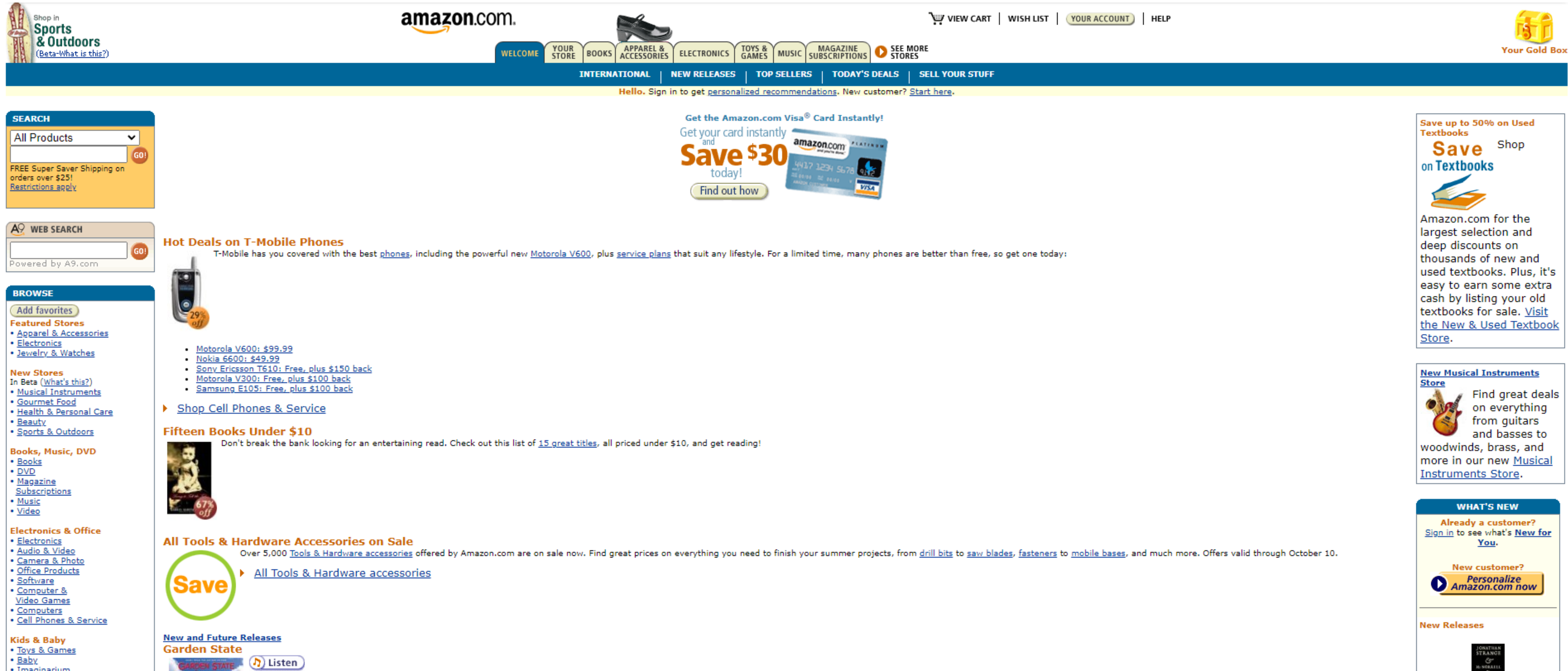




The screenshot shows the Amazon.com homepage from 2001. At the top is the Amazon logo and a search bar. Below the logo is a navigation bar with links like 'WELCOME', 'STORE DIRECTORY', and 'TODAY'S FEATURED STORES'. The main content area is divided into several sections: 'SEARCH' with a dropdown menu, 'BROWSE' with a list of categories, 'Hello' with a sign-in prompt, 'Top Sellers in Kitchen & Housewares' featuring the George Foreman GR10AWHT Champ Grill, 'More Top Sellers' with products like the Yamaha CRW2100EZ, 'Books Favorites' with 'Back When We Were Grownups' by Anne Tyler, 'More Favorites' with music and DVD recommendations, and 'In Electronics' with a 'Dig It' section about digital audio. On the right side, there are sidebars for 'What's new at amazon.com', 'New Releases', 'Movers & Shakers', and 'New for You Home Page'.

Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.





Shop in **Sports & Outdoors** (Beta-What is this?)

amazon.com

WELCOME YOUR STORE BOOKS APPAREL & ACCESSORIES ELECTRONICS TOYS & GAMES MUSIC MAGAZINE SUBSCRIPTIONS SEE MORE STORES

VIEW CART WISH LIST YOUR ACCOUNT HELP

INTERNATIONAL NEW RELEASES TOP SELLERS TODAY'S DEALS SELL YOUR STUFF

Hello. Sign in to get personalized recommendations. New customer? [Start here.](#)

SEARCH

All Products GO!

FREE Super Saver Shipping on orders over \$25! Restrictions apply

WEB SEARCH

Powered by A9.com GO!

BROWSE

Add favorites

Featured Stores

- Apparel & Accessories
- Electronics
- Jewelry & Watches

New Stores

In Beta (What's this?)

- Musical Instruments
- Gourmet Food
- Health & Personal Care
- Beauty
- Sports & Outdoors

Books, Music, DVD

- Books
- DVD
- Magazine Subscriptions
- Music
- Video

Electronics & Office

- Electronics
- Audio & Video
- Camera & Photo
- Office Products
- Software
- Computer & Video Games
- Computers
- Cell Phones & Service

Kids & Baby

- Toys & Games
- Baby
- Imaginarium

Hot Deals on T-Mobile Phones

T-Mobile has you covered with the best [phones](#), including the powerful new [Motorola V600](#), plus [service plans](#) that suit any lifestyle. For a limited time, many phones are better than free, so get one today:

- Motorola V600: \$99.99
- Nokia 6600: \$49.99
- Sony Ericsson T610: Free, plus \$150 back
- Motorola V300: Free, plus \$100 back
- Samsung E105: Free, plus \$100 back

Shop Cell Phones & Service

Fifteen Books Under \$10

Don't break the bank looking for an entertaining read. Check out this list of [15 great titles](#), all priced under \$10, and get reading!

All Tools & Hardware Accessories on Sale

Over 5,000 [Tools & Hardware accessories](#) offered by Amazon.com are on sale now. Find great prices on everything you need to finish your summer projects, from [drill bits](#) to [saw blades](#), [fasteners](#) to [mobile bases](#), and much more. Offers valid through October 10.

Save All Tools & Hardware accessories

New and Future Releases

Garden State

Listen

Save up to 50% on Used Textbooks

Shop on Textbooks

Amazon.com for the largest selection and deep discounts on thousands of new and used textbooks. Plus, it's easy to earn some extra cash by listing your old textbooks for sale. [Visit the New & Used Textbook Store.](#)

New Musical Instruments Store

Find great deals on everything from guitars and basses to woodwinds, brass, and more in our new [Musical Instruments Store](#).

WHAT'S NEW

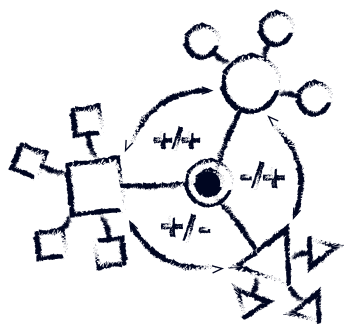
Already a customer? Sign in to see what's **New for You.**

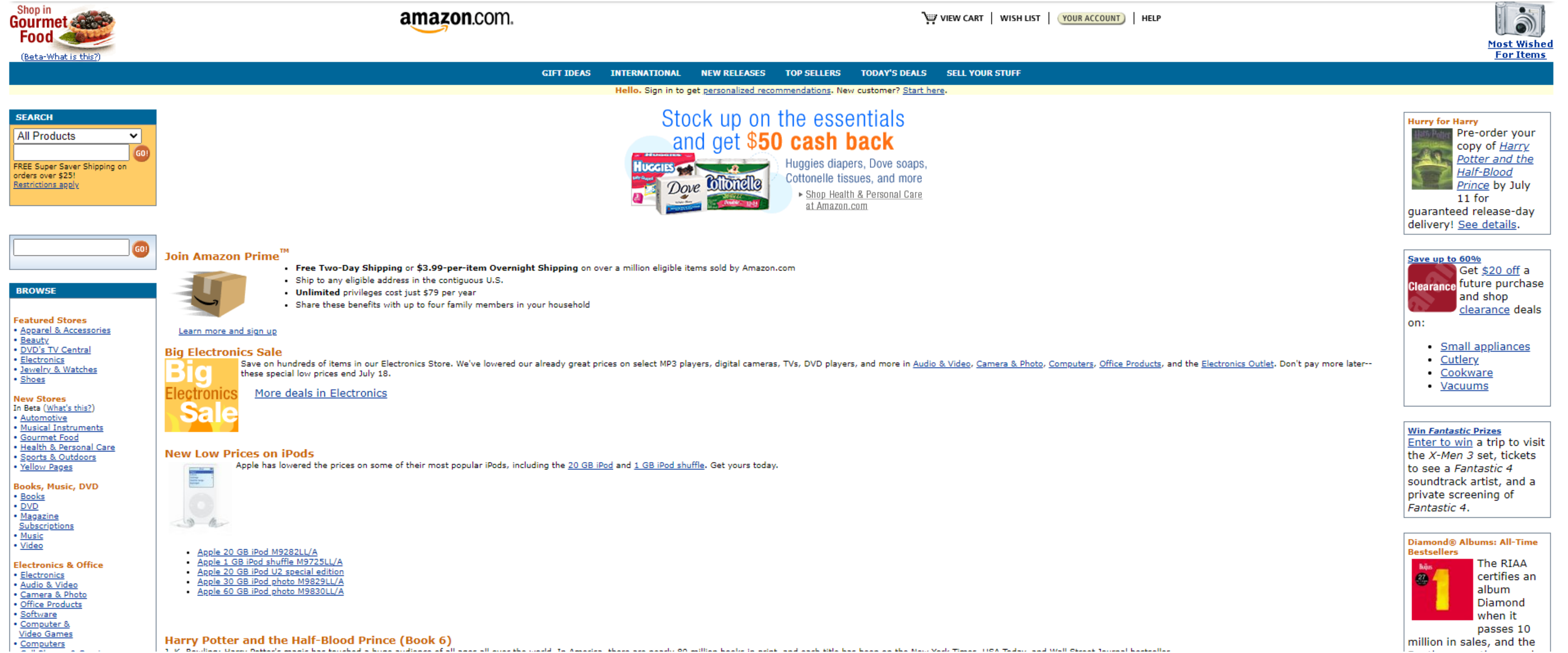
New customer? [Personalize Amazon.com now](#)

New Releases

[JONATHAN STRANGE & MR NORRELL](#)

Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.





The screenshot shows the Amazon.com homepage as it appeared in 2005. At the top, there's a navigation bar with the Amazon logo, a search bar, and links for 'VIEW CART', 'WISH LIST', 'YOUR ACCOUNT', and 'HELP'. Below this is a blue banner with navigation links: 'GIFT IDEAS', 'INTERNATIONAL', 'NEW RELEASES', 'TOP SELLERS', 'TODAY'S DEALS', and 'SELL YOUR STUFF'. A yellow banner below the blue one says 'Hello. Sign in to get personalized recommendations. New customer? Start here.'

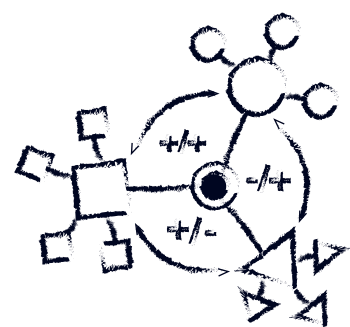
On the left side, there's a 'Shop in Gourmet Food' section with a '(Beta-What is this?)' link. Below it is a 'SEARCH' box with a dropdown menu set to 'All Products' and a 'GO!' button. Further down is a 'BROWSE' section with links to various categories like 'Apparel & Accessories', 'Beauty', 'DVD's TV Central', 'Electronics', 'Jewelry & Watches', 'Shoes', 'New Stores', 'Books, Music, DVD', and 'Electronics & Office'.

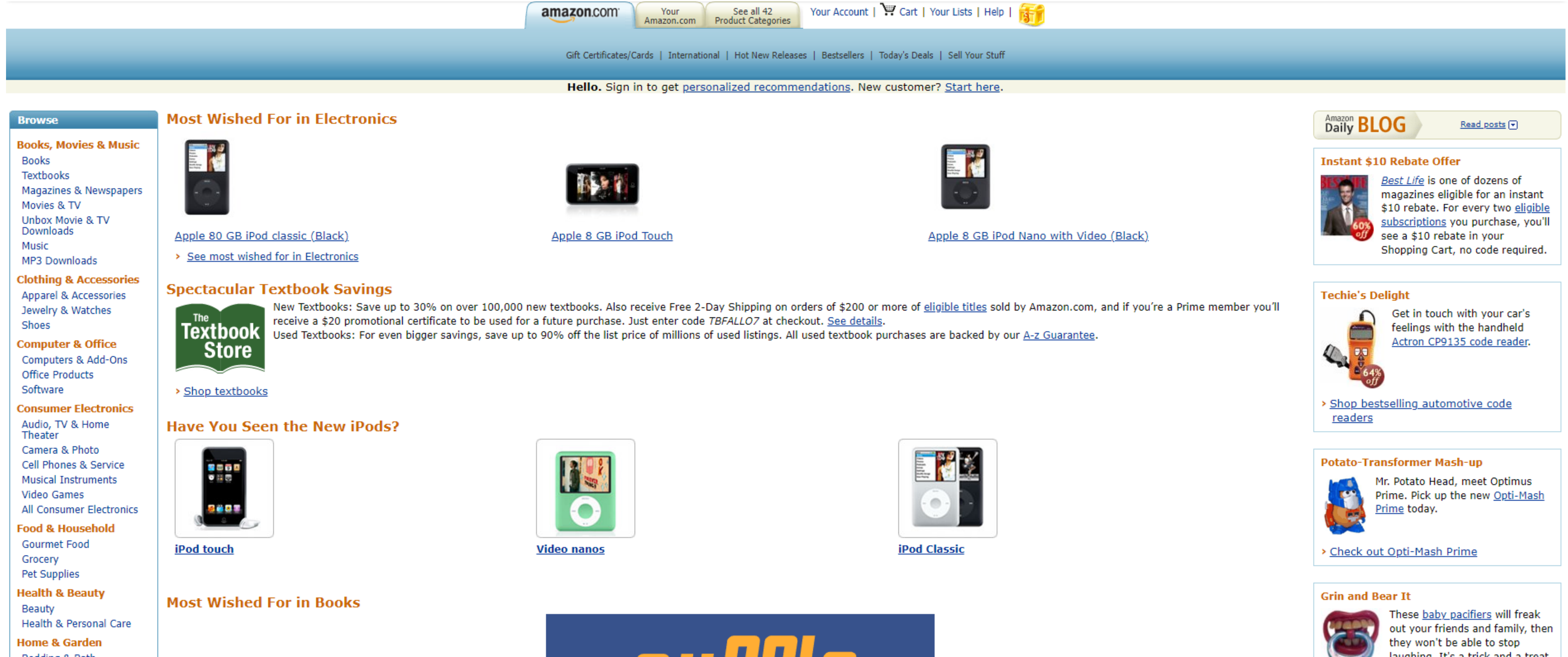
The main content area features several promotional banners. The top banner is for 'Stock up on the essentials and get \$50 cash back', featuring images of Huggies diapers, Dove soaps, and Cottonelle tissues. Below this is a 'Join Amazon Prime' section with a list of benefits: 'Free Two-Day Shipping or \$3.99-per-item Overnight Shipping on over a million eligible items sold by Amazon.com', 'Ship to any eligible address in the contiguous U.S.', 'Unlimited privileges cost just \$79 per year', and 'Share these benefits with up to four family members in your household'. Below the Prime section is a 'Big Electronics Sale' banner with a list of products and their prices. To the right of the Prime section is a 'Hurry for Harry' banner for the book 'Harry Potter and the Half-Blood Prince'.

On the right side, there's a 'Most Wished For Items' section with a camera icon. Below it is a 'Save up to 60% Clearance' section with a list of products and their prices. At the bottom right is a 'Win Fantastic Prizes' section with a list of prizes and their values.

Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)

Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.





The screenshot shows the Amazon.com homepage from 2007. At the top, there's a navigation bar with the Amazon logo, links to 'Your Amazon.com', 'See all 42 Product Categories', 'Your Account', 'Cart', 'Your Lists', and 'Help'. Below this is a secondary navigation bar with links like 'Gift Certificates/Cards', 'International', 'Hot New Releases', 'Bestsellers', 'Today's Deals', and 'Sell Your Stuff'. A yellow banner below the navigation bar says 'Hello. Sign in to get [personalized recommendations](#). New customer? [Start here](#).'

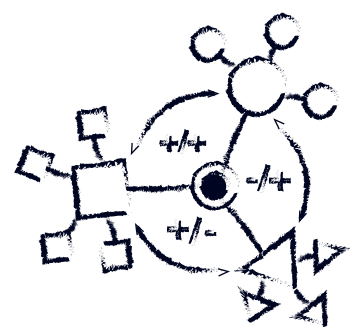
The main content area is divided into several sections:

- Browse:** A sidebar on the left lists various categories: Books, Movies & Music; Textbooks; Magazines & Newspapers; Movies & TV; Unbox Movie & TV Downloads; Music; MP3 Downloads; Clothing & Accessories; Apparel & Accessories; Jewelry & Watches; Shoes; Computer & Office; Computers & Add-Ons; Office Products; Software; Consumer Electronics; Audio, TV & Home Theater; Camera & Photo; Cell Phones & Service; Musical Instruments; Video Games; All Consumer Electronics; Food & Household; Gourmet Food; Grocery; Pet Supplies; Health & Beauty; Beauty; Health & Personal Care; Home & Garden; Bedding & Bath.
- Most Wished For in Electronics:** A section featuring three iPods: Apple 80 GB iPod classic (Black), Apple 8 GB iPod Touch, and Apple 8 GB iPod Nano with Video (Black). Each product has a link to 'See most wished for in Electronics'.
- Spectacular Textbook Savings:** A section with a 'The Textbook Store' logo. It promotes savings on new and used textbooks, mentioning a \$20 promotional certificate and a 90% off discount on used listings. It includes a link to 'Shop textbooks'.
- Have You Seen the New iPods?:** A section featuring three iPod models: iPod touch, Video nanos, and iPod Classic. Each product has a link to its respective page.
- Most Wished For in Books:** A section at the bottom left, partially obscured by a large blue banner.

On the right side of the page, there's a 'Amazon Daily BLOG' section with several promotional offers:

- Instant \$10 Rebate Offer:** Promoting a rebate on magazine subscriptions.
- Techie's Delight:** Promoting a handheld Actron CP9135 code reader.
- Potato-Transformer Mash-up:** Promoting a collaboration between Mr. Potato Head and Optimus Prime.
- Grin and Bear It:** Promoting baby pacifiers.

Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



amazon.com

Hello. [Sign in](#) to get personalized recommendations. New customer? [Start here](#).

[Your Amazon.com](#) | [Today's Deals](#) | [Gifts & Wish Lists](#) | [Gift Cards](#)

Shop All Departments

Search

[GO](#) [Cart](#) [Wish List](#)

Books

Kindle Books

Textbooks

Magazines

Movies, Music & Games

Movies & TV

Blu-ray

Video On Demand

Music

MP3 Downloads

Musical Instruments

Video Games

Game Downloads

Digital Downloads

Kindle Store

Video On Demand

MP3 Downloads

Game Downloads

Kindle

Kindle DX

Accessories

Books

Newspapers

Magazines

Kindle Store

Computers & Office

Laptops & Netbooks

Desktops & Servers

Computer Components

Computer Accessories

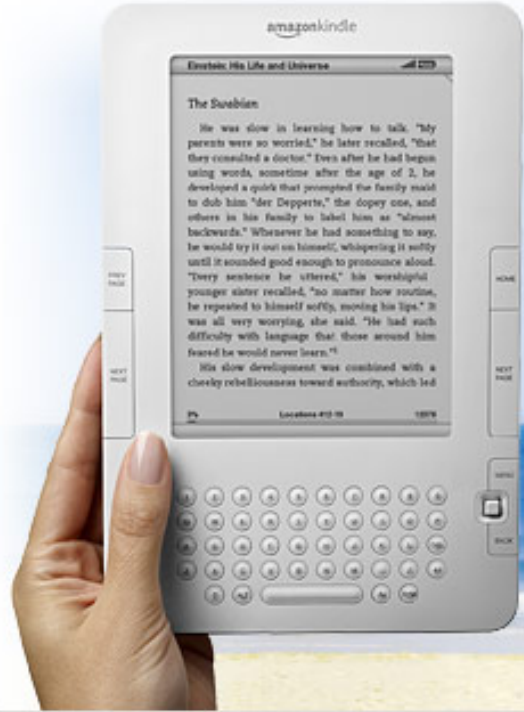
Printers & Ink

Software

PC Games

Office Products & Supplies

Electronics



Kindle

Easy to read, even in bright sunlight

Thin and lightweight, only 10.2 ounces

Order now

amazonkindle

Strathwood Patio Furniture

up to 40% Off

[Shop now](#)

What's your Pay Phrase?

"Professional Impr..." is still available! [Claim yours](#)

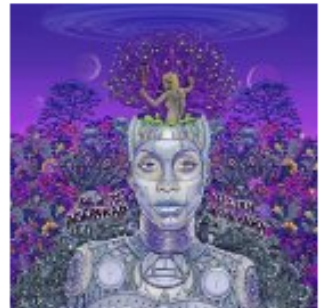
Warm Your Feet in UGG



These twin-faced, breathable sheepskin [UGG](#) boots keep your feet warm and cozy at any time of year. Multiple styles and colors are available for [men](#), [women](#), and [kids](#).

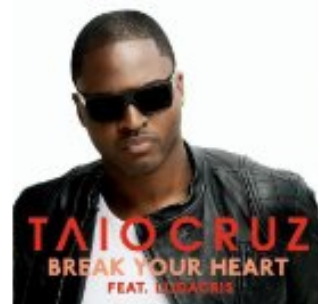
[Shop now](#)

MP3 Downloads Hot New Releases



New Amerykah Part Two: Return Of The...
Erykah Badu
MP3 Download
\$9.99

[See all hot new releases in MP3 Downloads](#)



Break Your Heart
Taio Cruz
MP3 Download
\$0.99



Tik Tok
Ke\$ha
MP3 Download
\$1.29

Hot Watch Brands, Cool Everyday Prices



Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

Digitale Plattformen - Prof. Dr. Daniel Blochinger

151



kindle fire HD
Save \$30 on the ultimate HD experience
From ~~\$199~~ **\$169** > [Shop now](#)
Limited-time offer



Amazon Fashion
Summer Dresses
The latest sunny styles from
Plenty by Tracy Reese and more.
> [Shop Dresses](#)
> [Shop All Clothing](#)

Class of 2013
Graduation Gifts
> [Shop now](#)

Pre-order the new consoles



Get Inspired by
Amazon Craft Ideas
> [Learn more](#)

What Other Customers Are Looking At Right Now



Xbox One Console - Day One Edition
Microsoft
Xbox One
\$499.96



Kindle Fire HD 8.9", Dolby Audio...
★★★★☆ (7,101)
\$269.00



PlayStation 4: Standard Edition
Sony
PlayStation 4
\$399.96

Kindle Fire HD 7", Dolby Audio...
★★★★☆ (14,000)
~~\$199.00~~ **\$169.00**

Vanguard Endeavor ED Binocular
(8x42)
★★★★☆ (43)
~~\$429.99~~ **\$329.99**

Animal Crossing: New Leaf
Nintendo
Nintendo 3DS
★★★★☆ (118)
\$38.43

Kindle, 6" E Ink Display, Wi-Fi...
★★★★☆ (4,661)
\$69.00

Best Sellers

Kitchen & Dining : Summer

Updated hourly



1. Tovolo Sphere Ice Molds, Set of 2
Tovolo
~~\$11.00~~ **\$9.66**

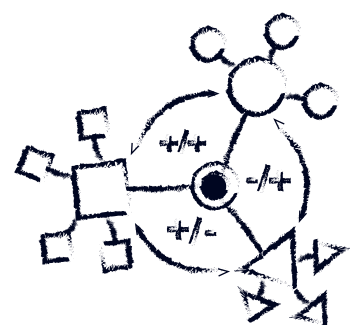


2. Norpro Ice Pop Maker
Norpro
~~\$18.99~~ **\$13.54**



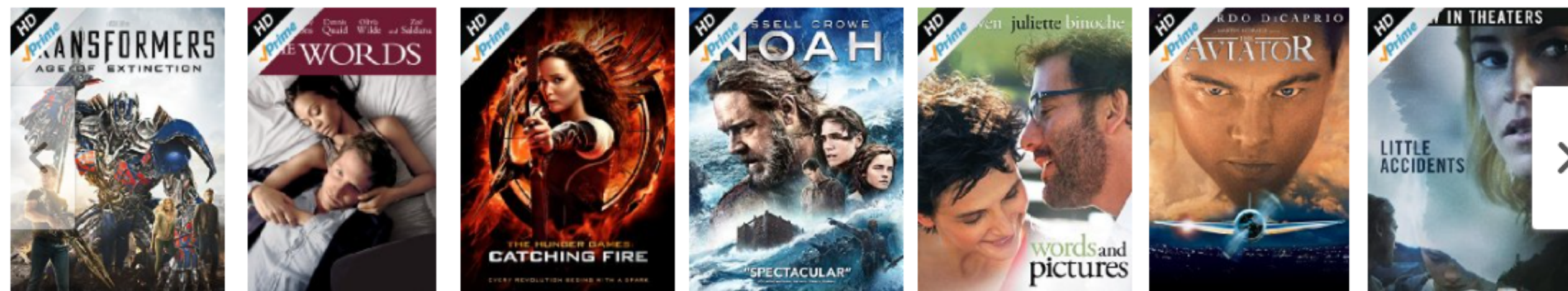
3. Tovolo KING Cube Ice Trays, Blue
Tovolo

Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

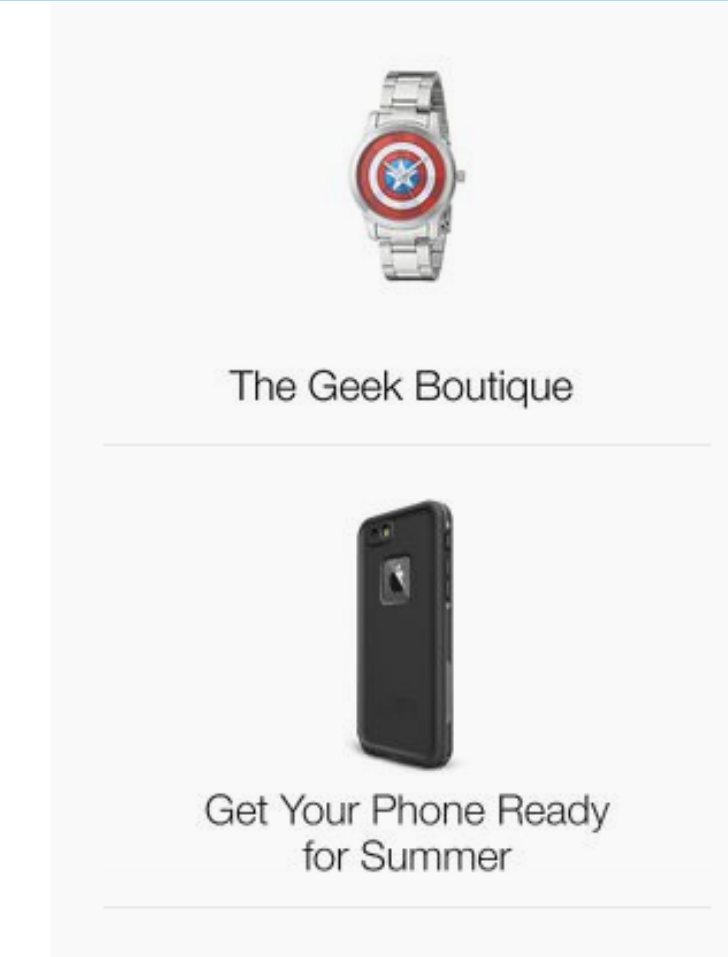




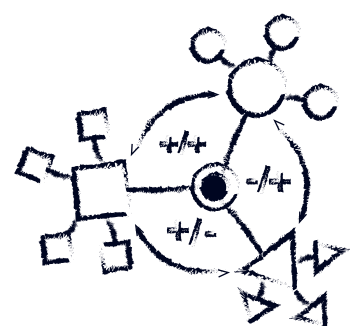
Movies Included with Prime Membership at No Additional Cost [See more](#)



MP3 Players Best Sellers [See more](#)



Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

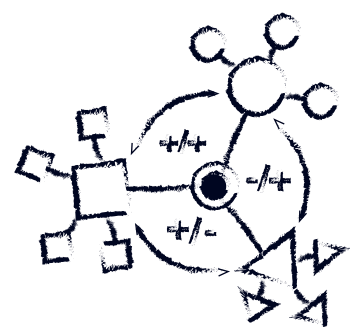
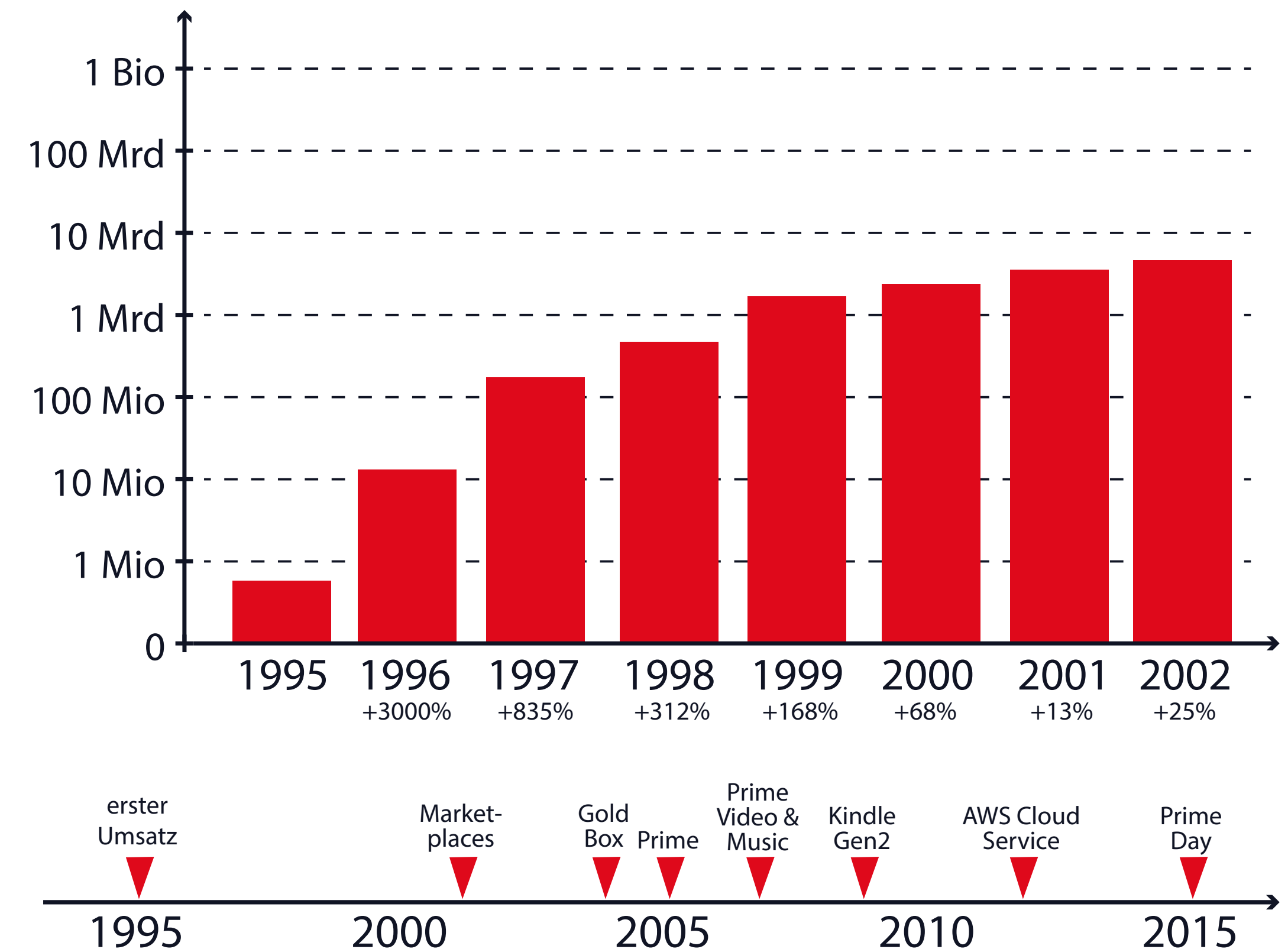


Fallbeispiel Amazon

Wir können viele Erfolgsfaktoren entdecken ...

- Amazon hat sein Sortiment verbreitert.
- Amazon setzt auf Digitalisierung (z. B. Kindle).
- Amazon setzt auf Trends wie Streaming & Cloud Serv
- Amazon setzt auf Plattformstrukturen.

Umsätze von Amazon in USD

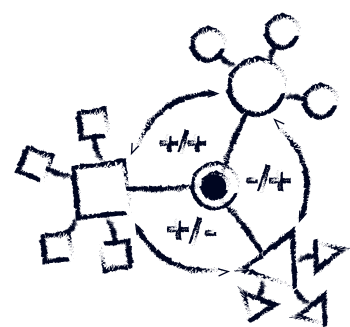
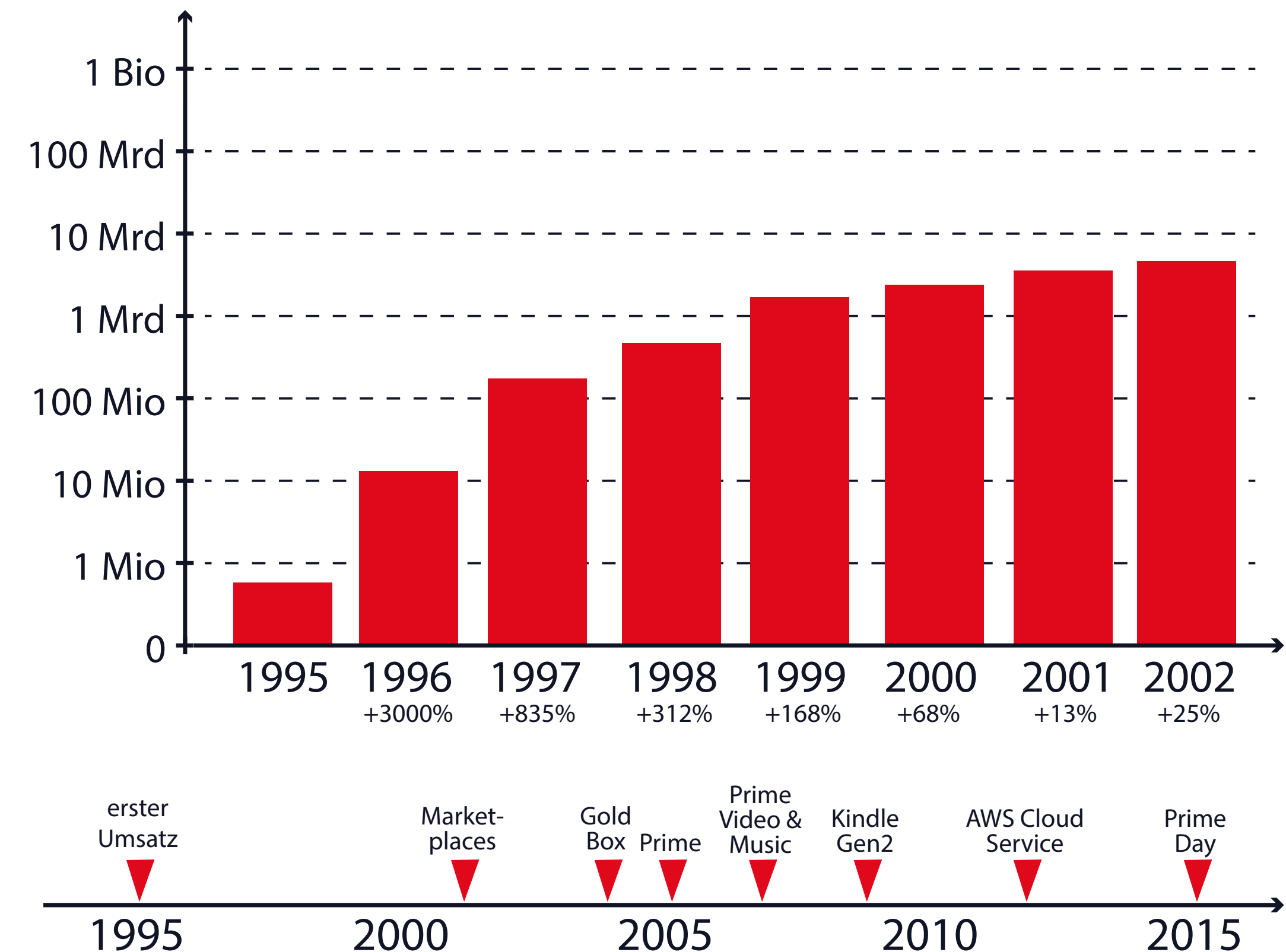


Fallbeispiel Amazon

...oder auch Skrupellosigkeit anführen ...

- Amazon beutet Mitarbeiter aus.
- Amazon vernichtet Rückläuferware.
- Amazon verstößt gegen DSGVO.
- Amazon verstößt gegen Wettbewerbsrecht.

Umsätze von Amazon in USD

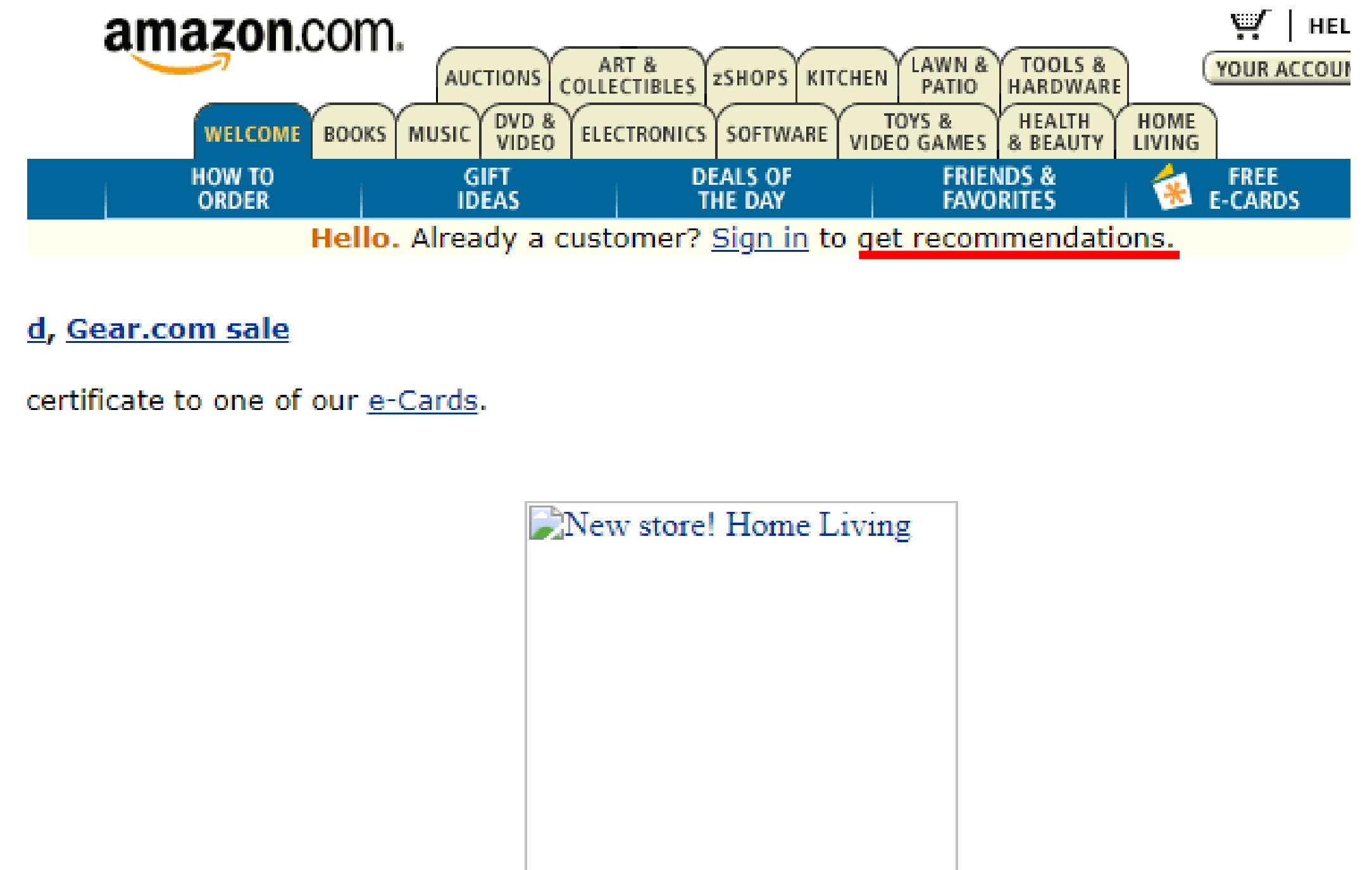


Fallbeispiel Amazon

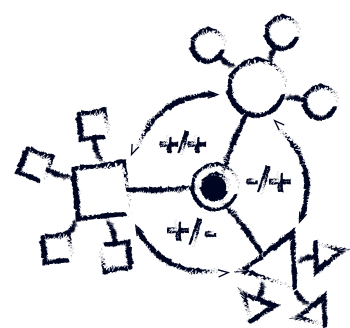
Ein Erfolgsfaktor der sich bereits in den ältesten Screenshots versteckt ist jedoch das Versprechen „get recommendations“.

Bereits 2013 wurde den Empfehlungen bis zu 35% des Umsatzes von Amazon zugeschrieben (<https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers>.)

Empfehlungen sind auf amazon.com omnipräsent. Schaut mal für euch selbst rein!



Screenshot von historischer Version von amazon.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

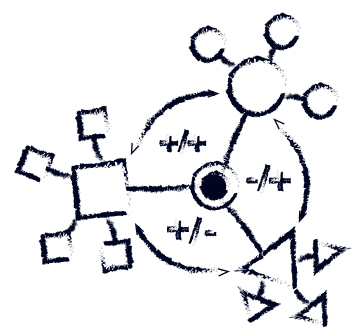
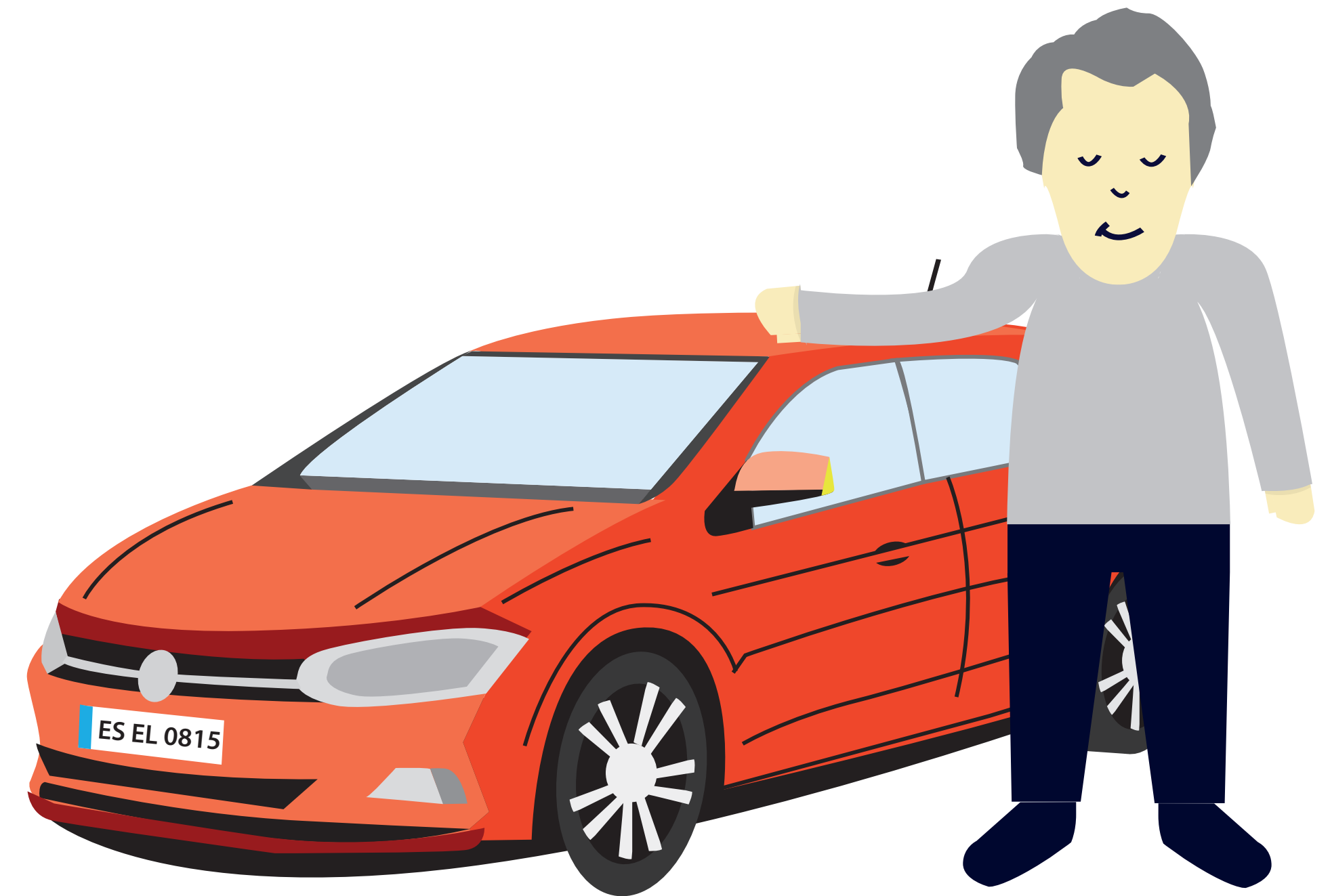


Empfehlungssysteme

Empfehlungen senken die Transaktionskosten für Käufer.

Sie reduzieren den Zeitaufwand für Recherchen und verringern das Risiko falscher Kaufentscheidungen.

Beim Einkauf in einem Fachgeschäft begegnen uns Empfehlungen in Form von aktiver Beratung durch Mitarbeiter, informative Aushänge oder auch durch die Art und Weise, wie die Artikel angeordnet sind.



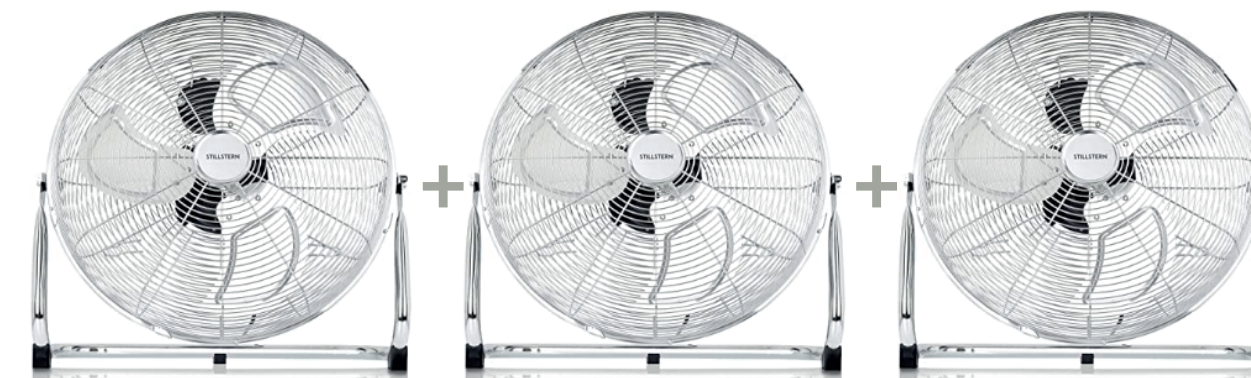
Empfehlungssysteme

Digitale Plattformen setzen in diesem Punkt überwiegend auf datenbasierte Empfehlungssysteme:

Explizite Empfehlungssysteme empfehlen z. B. unter dem Stichwort „Kunden kauften auch“ passende Produkte zum aktuellen Einkauf.

Versteckte Empfehlungssysteme sorgen dafür, dass auf der Landing Page passende Produkte zu meinem Kaufverhalten angeboten werden oder sortieren die Resultate meiner Suchanfragen nach versteckten Kriterien.

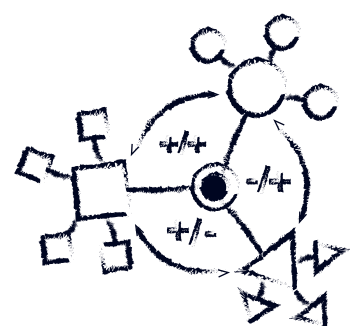
Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: **EUR 179.97**

Alle drei in den Einkaufswagen

- ✓ **Dieser Artikel:** Stillstern Ventilator (45cm) 120 Watt stufenlos **EUR 59.99**
- ✓ **Brandson Windmaschine** (50cm) 160 Watt stufenlos **EUR 69.99**
- ✓ **Korona 81004**(50cm) 100 Watt stufenlos **EUR 49.99**



Empfehlungssysteme

Datenbasierte Empfehlungssysteme geben ihre Empfehlungen auf Grundlage von Daten über Käufer, Verkäufer und Produkte:

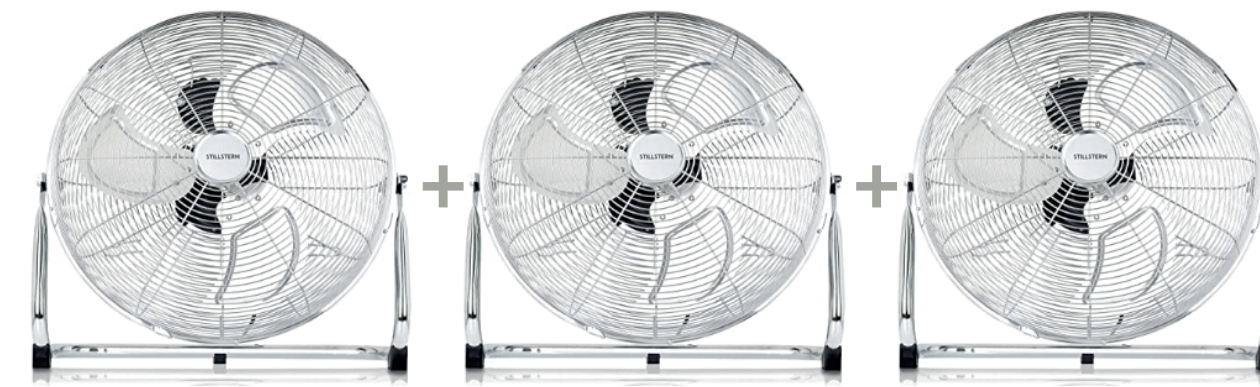
Was habe ich bereits auf der Plattform gekauft?

Wie zufrieden war ich damit? Gab es Rücksendungen?

Was kaufen Kunden mit ähnlicher Demografie?

Wie zufrieden sind diese mit ihren Einkäufen?

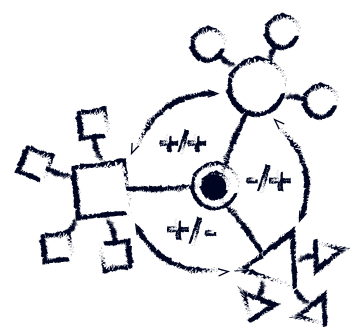
Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: **EUR 179.97**

Alle drei in den Einkaufswagen

- ✓ **Dieser Artikel:** Stillstern Ventilator (45cm) 120 Watt stufenlos **EUR 59.99**
- ✓ **Brandson Windmaschine (50cm) 160 Watt stufenlos** **EUR 69.99**
- ✓ **Korona 81004(50cm) 100 Watt stufenlos** **EUR 49.99**

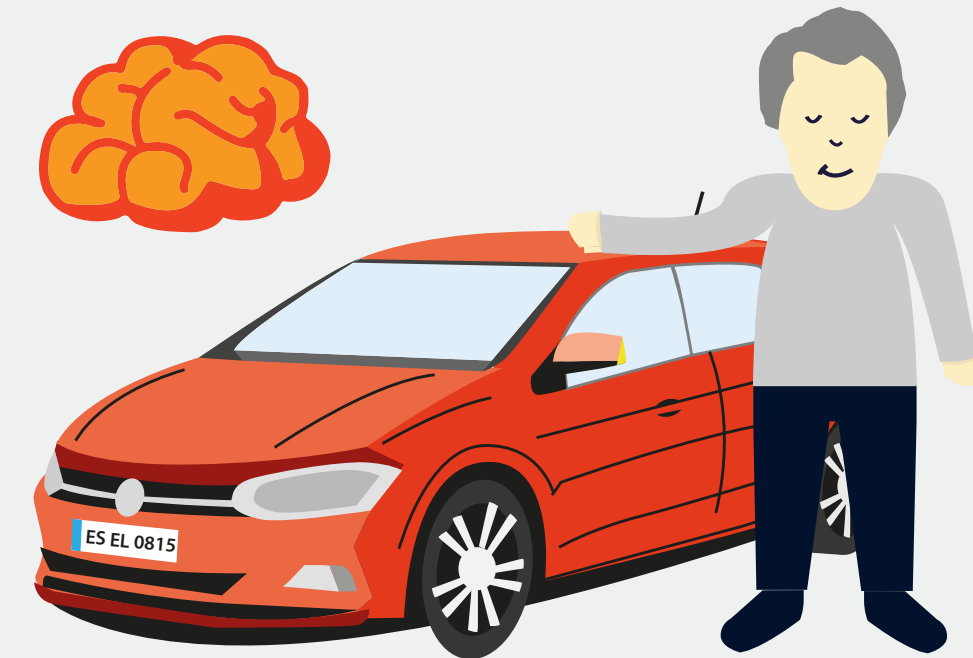


Empfehlungssysteme

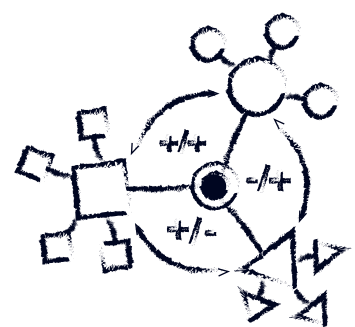
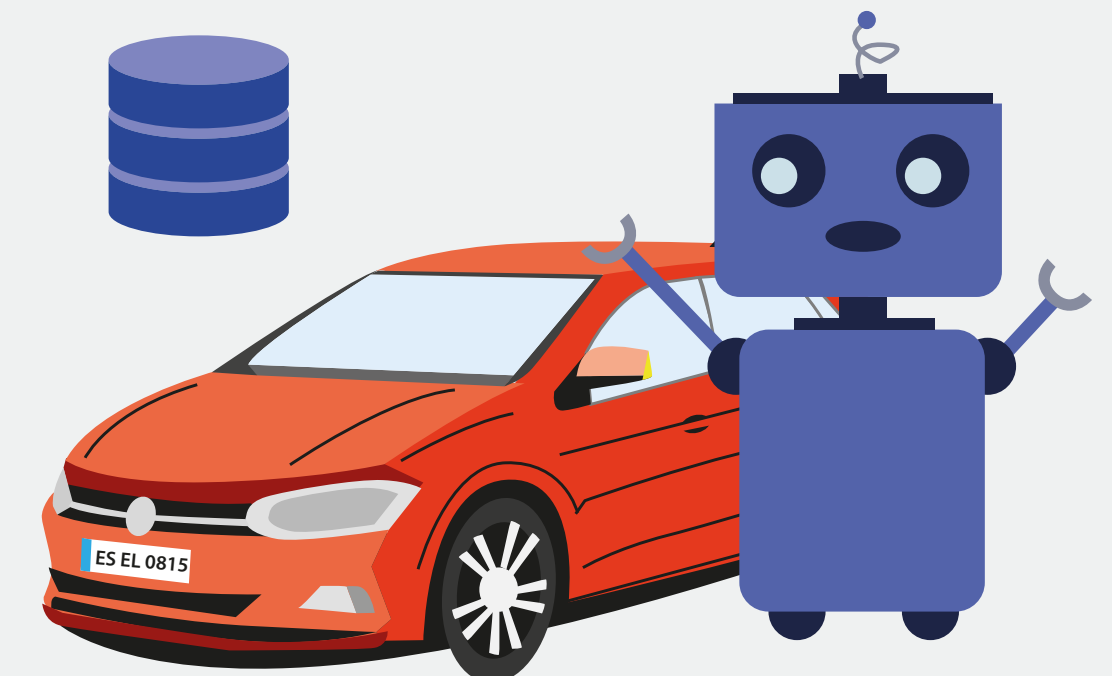
Die Parallelen zwischen Verkaufsmitarbeiter und Empfehlungssystem sind ebenso klar wie die Vorteile von Letzterem. Das System ...

- ... kann mehrere Kunden gleichzeitig beraten.
- ... verursacht keine Gehaltskosten.
- ... wird nie den Arbeitgeber wechseln.
- ... kann mehr Daten speichern als der beste Verkäufer.

Empfehlung durch
Verkaufsmitarbeiter



Datengetriebenes
Empfehlungssystem

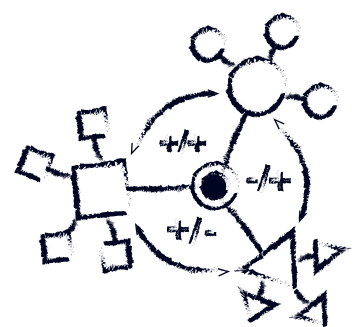
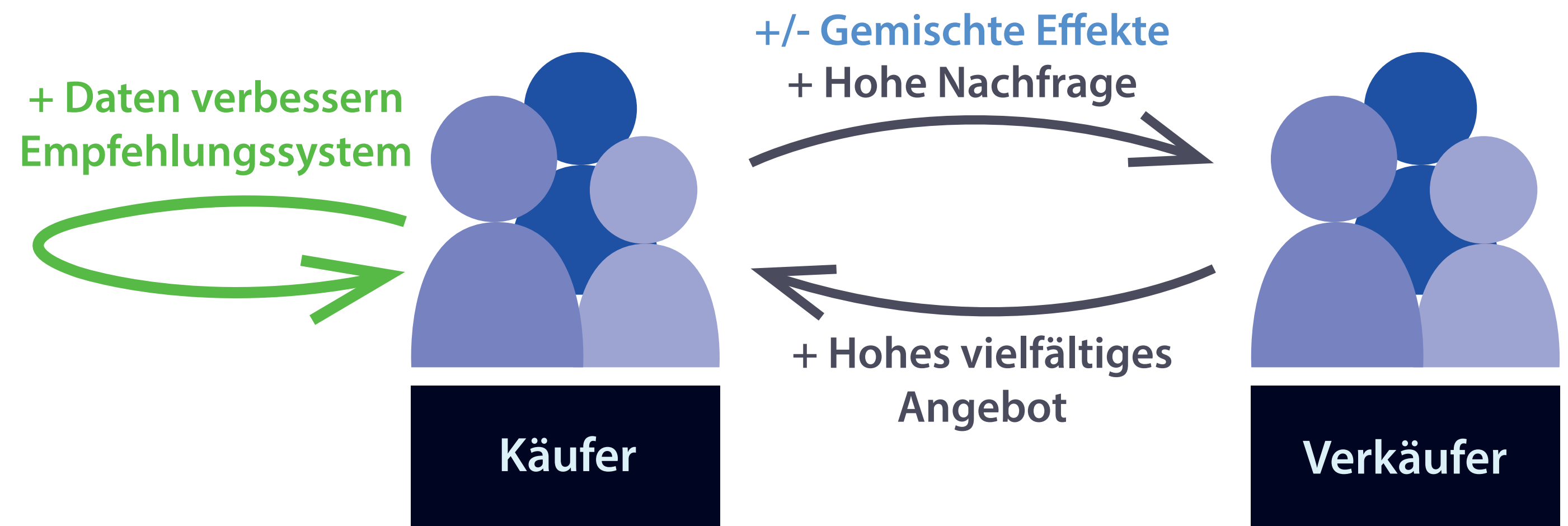


Empfehlungssysteme

Je mehr Käufer auf einer Plattform aktiv sind, umso mehr Daten kann die Plattform über ihre Käufer sammeln.

Empfehlungssysteme sind daher eine Quelle für positive gruppeninterne Netzwerkeffekte innerhalb der Gruppe der Käufer.

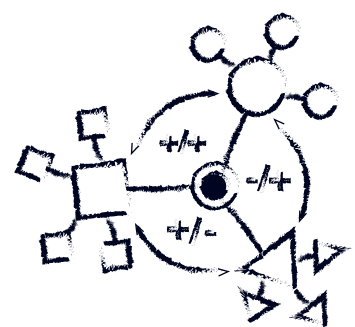
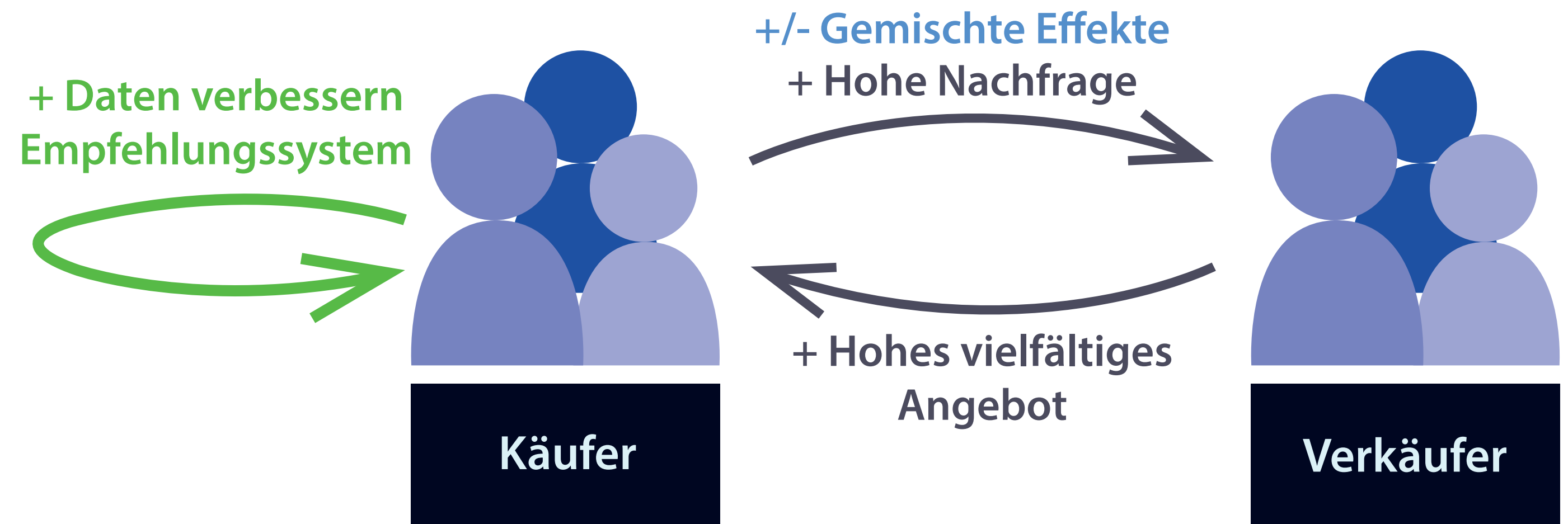
Die Auswirkungen auf die Verkäufer schwieriger einzuschätzen!



Empfehlungssysteme

Verkäufer von Gebrauchsgütern und Genussgütern profitieren z. B. unterschiedlich: erste erhalten mehr Views und Letztere eine höhere Conversion Rate.

Verkäufer von Erfahrungsgütern (Güter bei denen Qualitätseigenschaften nicht aus Datenblättern oder Ähnlichem abgeleitet werden können) profitieren stärker.



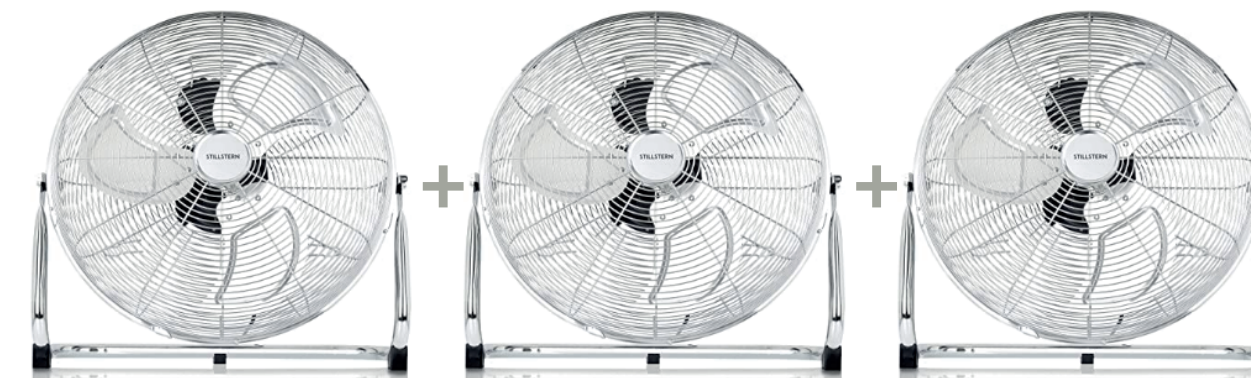
Empfehlungssysteme

Um das Potenzial von Empfehlungssystemen zu illustrieren, betrachten wir zunächst ein sehr einfach gestricktes Empfehlungssystem.

Dieses setzt weder Algorithmen noch Frontier Modelle generativer KI ein sondern ist im Prinzip nicht mehr als eine Strichliste.

Kann ein solches System einen Mehrwert liefern?

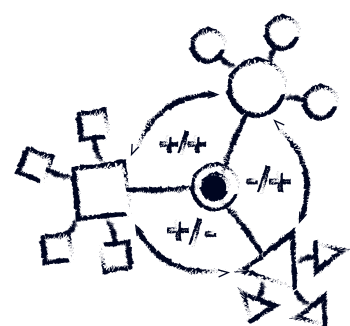
Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: **EUR 179.97**

Alle drei in den Einkaufswagen

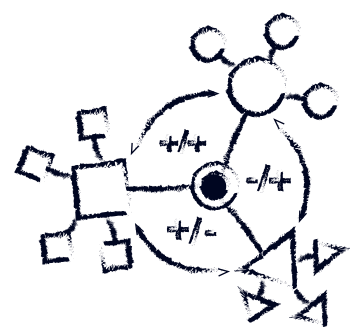
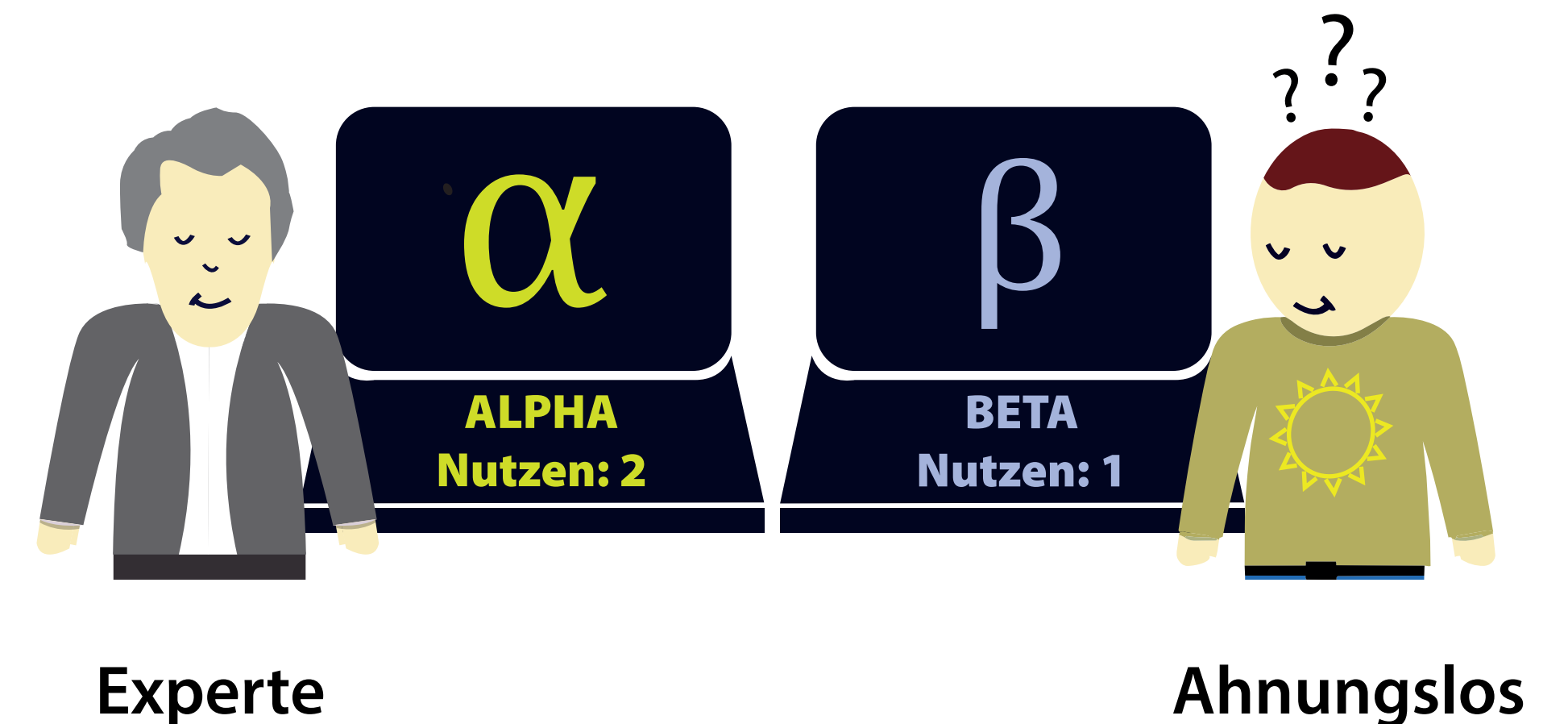
- ✓ **Dieser Artikel:** Stillstern Ventilator (45cm) 120 Watt stufenlos **EUR 59.99**
- ✓ Brandson Windmaschine (50cm) 160 Watt stufenlos **EUR 69.99**
- ✓ Korona 81004(50cm) 100 Watt stufenlos **EUR 49.99**



Empfehlungssysteme

Auf einer Handelsplattform gebe es ...

- Laptops der beiden Marken Alpha und Beta. Der Alpha ist das bessere Gerät und liefert mehr Nutzen!
- Zwei Typen von Käufern: Experten und Ahnungslose. Beide Typen wollen genau einen Laptop kaufen.
- Ein minimalistisches Empfehlungssystem, dass einfach das bisher meistverkaufte Modell vorschlägt.

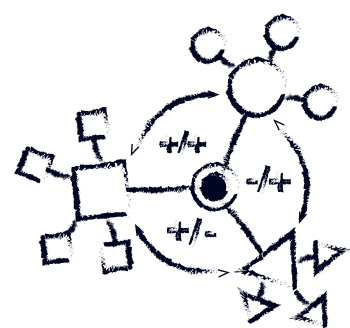
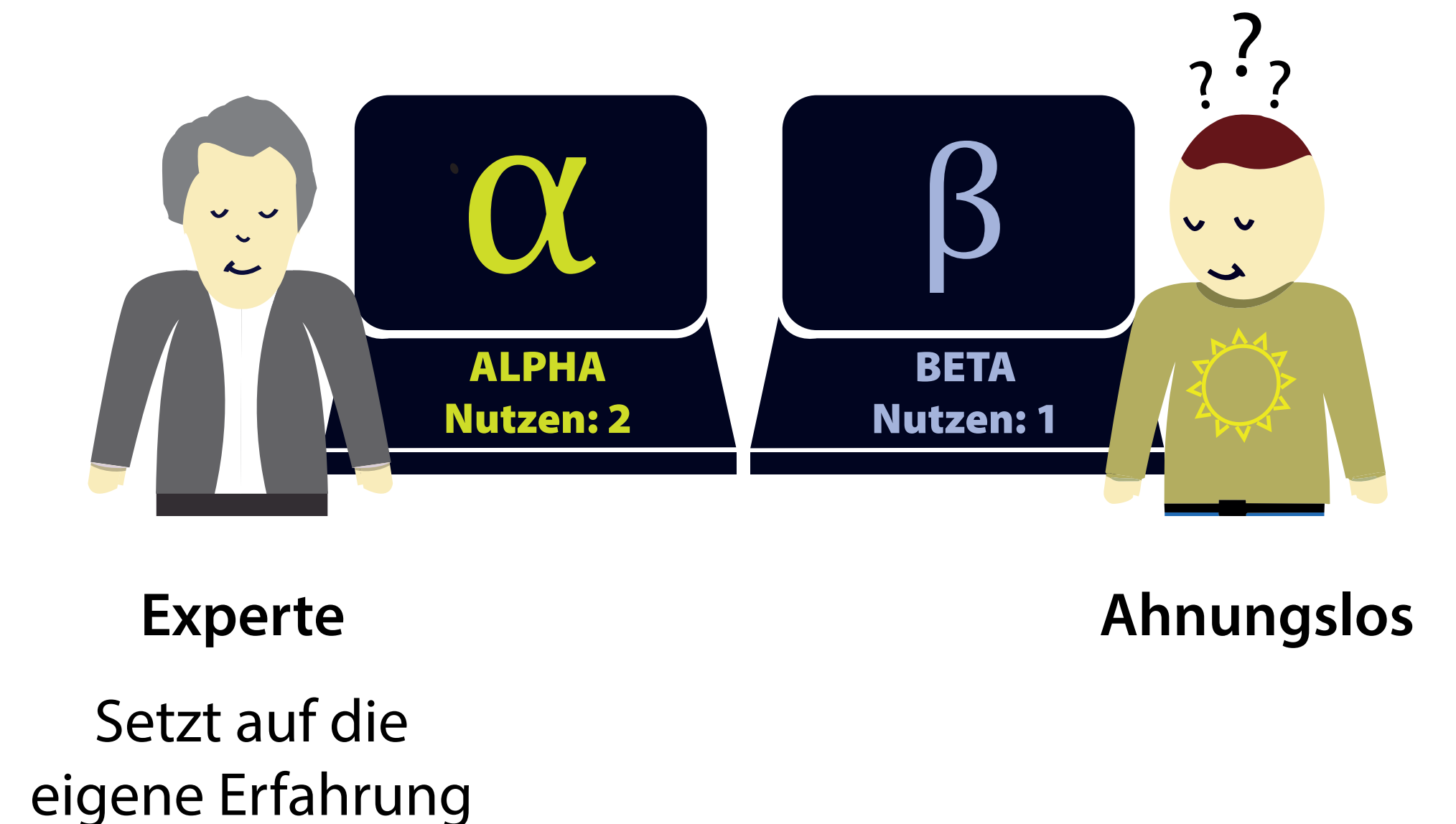


Empfehlungssysteme

Experten informieren sich vor dem Kauf in externen Quellen genau über die beiden Produkte und erkennen zu 80%, dass der Alpha die bessere Wahl ist.

Zu 20% unterliegen sie einem Irrtum und wählen den Beta.

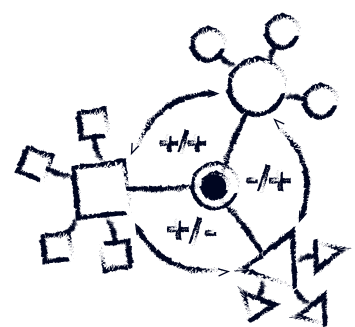
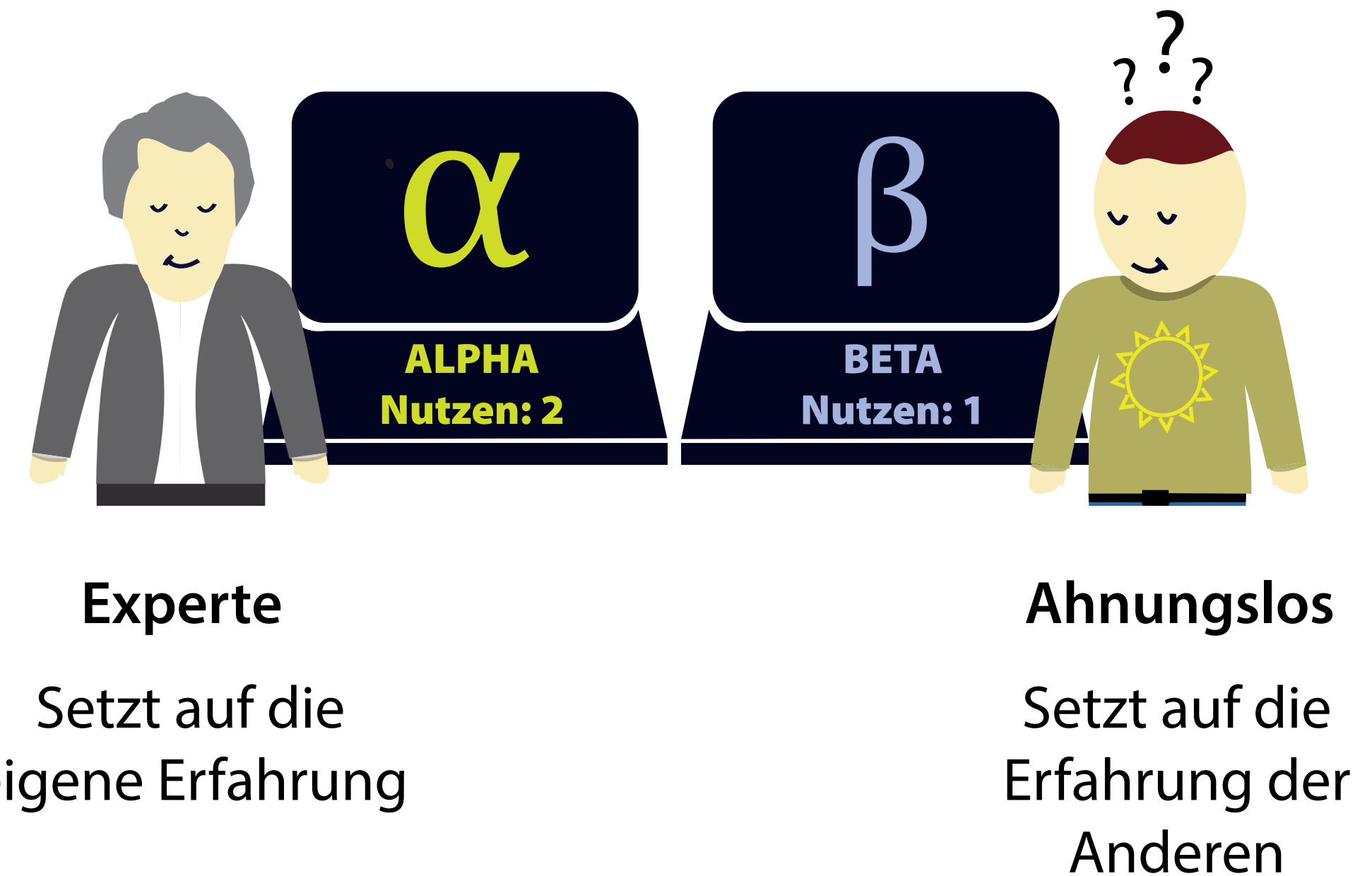
Das Empfehlungssystem wird von den Experten ignoriert.



Empfehlungssysteme

Ahnungslose Käufer vertrauen dem Empfehlungssystem blind.

Ohne Empfehlungssystem oder bei einem Gleichstand zwischen den beiden Laptops entscheiden sie sich willkürlich für eines der beiden Geräte.



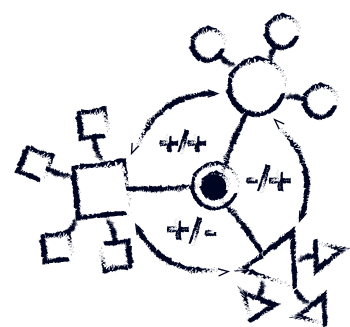
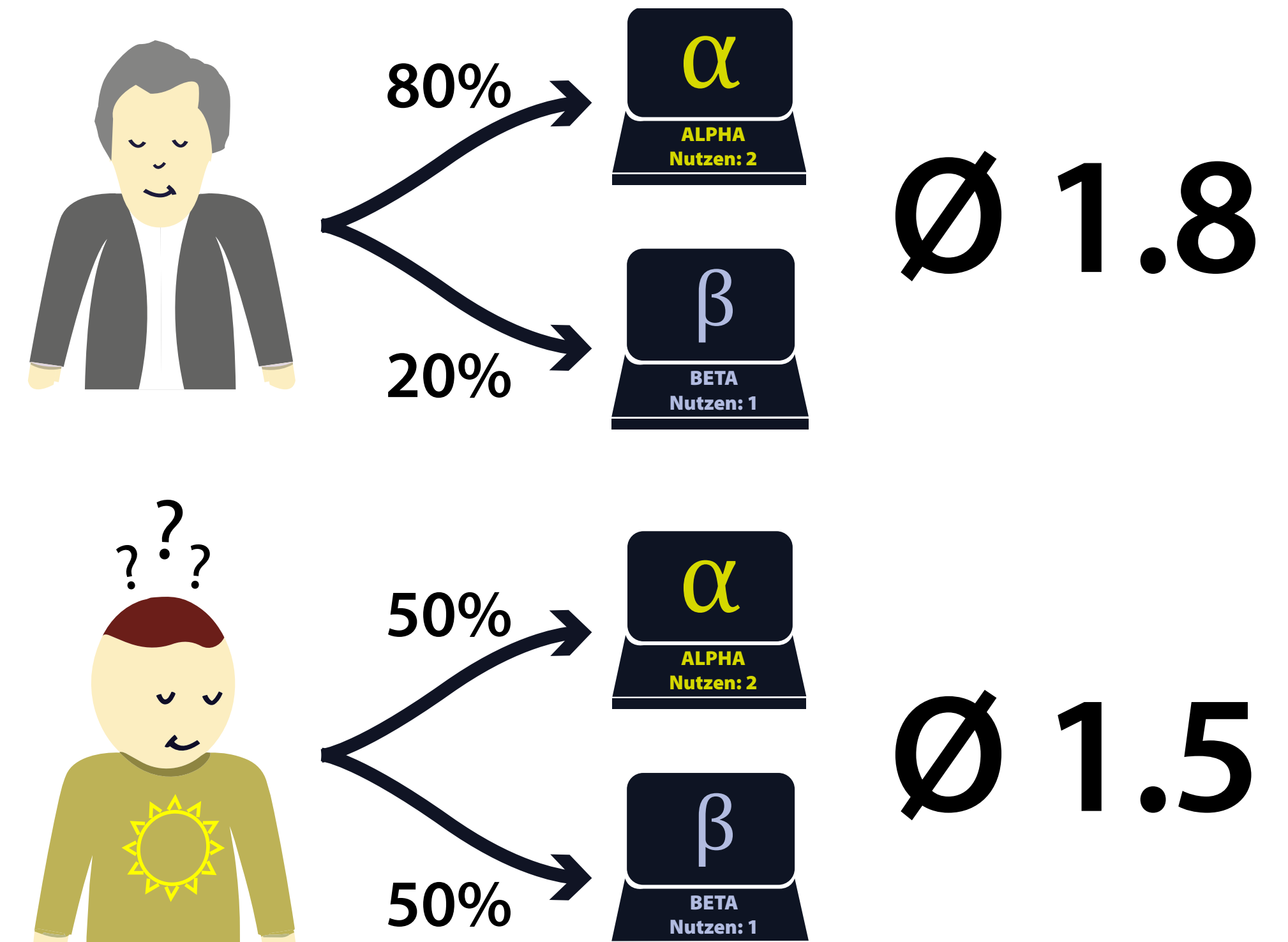
Empfehlungssysteme

Wir nehmen an, dass die Käufer die Laptops nacheinander und in zufälliger Reihenfolge kaufen, d. h., es gibt keine feste Regel wie sich Experten und Ahnungslose abwechseln.

Ohne das Empfehlungssystem erhalten wir folgende Erwartungsnutzenwerte.

$$\text{Experte: } 0.8 \cdot 2 + 0.2 \cdot 1 = 1.8$$

$$\text{Ahnungsloser: } 0.5 \cdot 2 + 0.5 \cdot 1 = 1.5$$

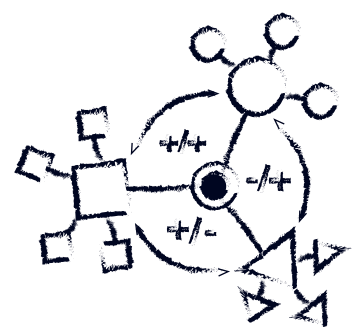
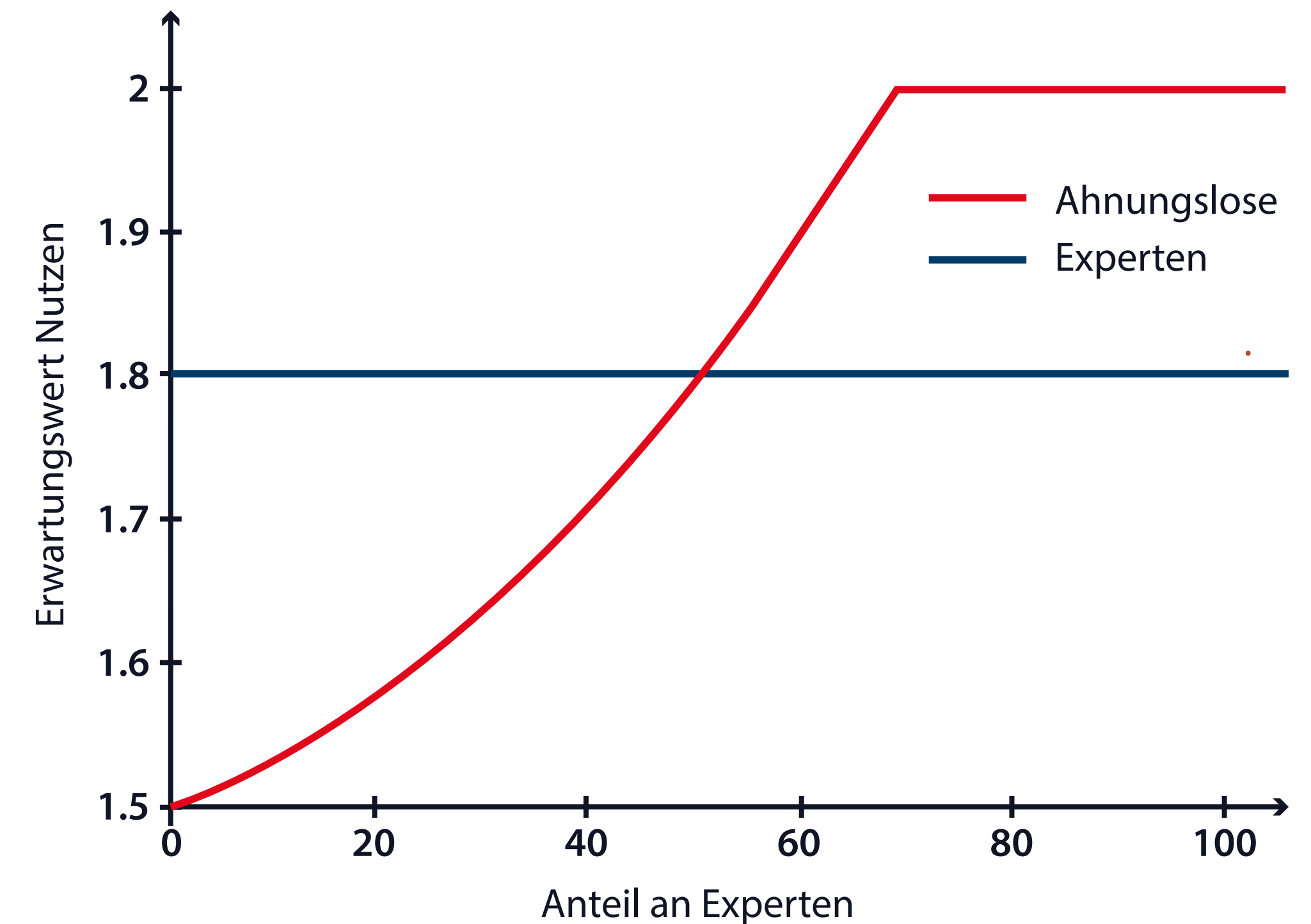


Empfehlungssysteme

Bei den Experten ändert sich durch das Empfehlungssystem nichts. Bei den Ahnungslosen ist die Auswirkung abhängig vom Anteil der Experten!

Gibt es keine Experten, entscheidet der erste Ahnungslose, was alle Käufer nach ihm kaufen. Der Erwartungswert bleibt derselbe, nur die Varianz erhöht sich.

Je weiter man den Anteil der Experten erhöht, umso größer der Erwartungswert. Interessanterweise kann er sogar über das Niveau der Experten von 1.8 steigen.

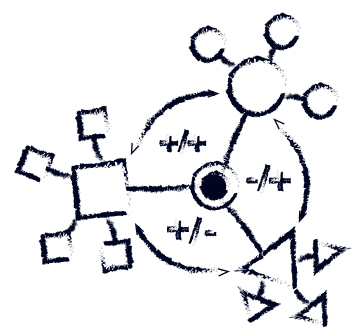
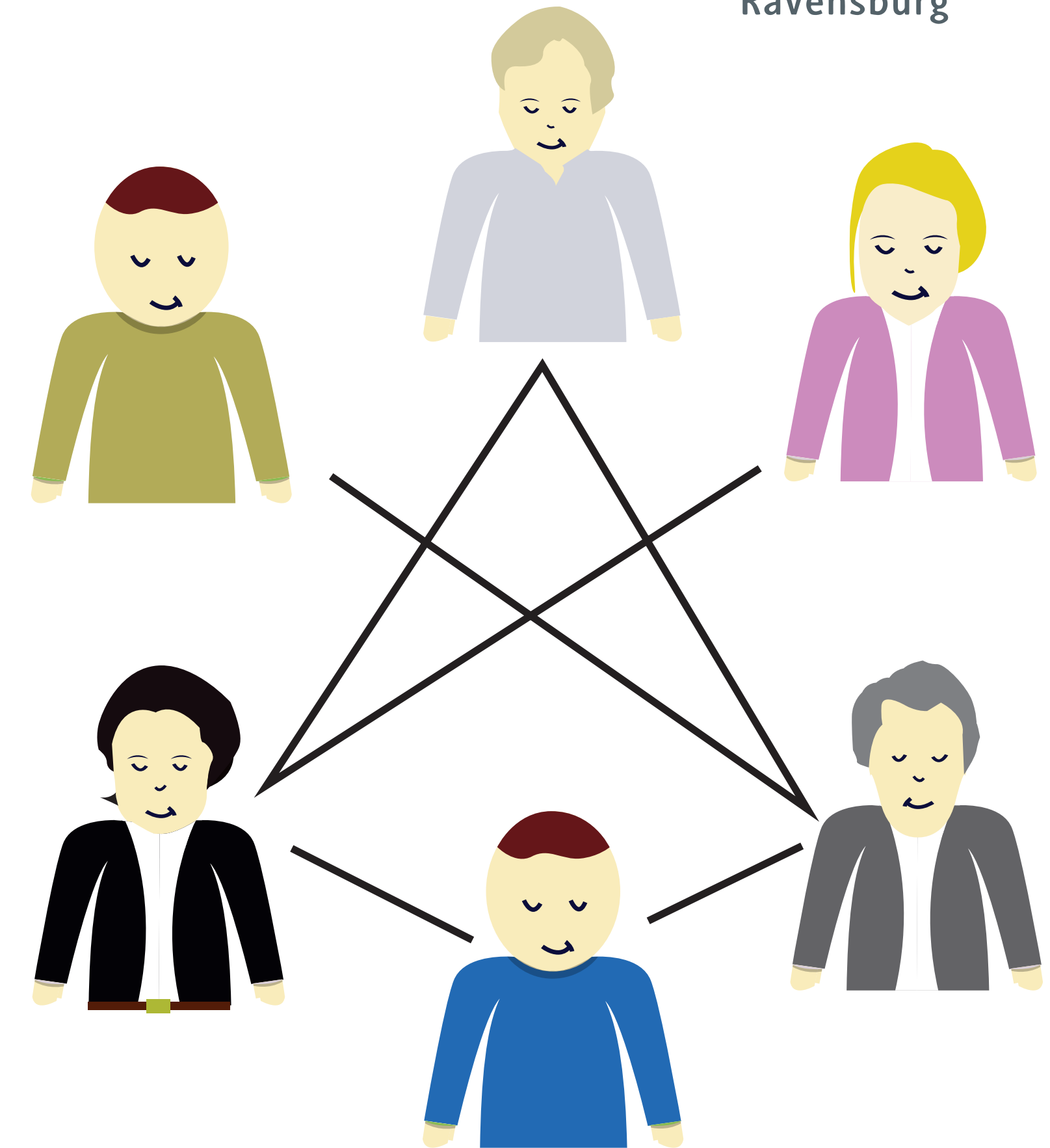


Übertragung auf Kommunikation

Auf Kommunikations- und Unterhaltungsplattformen empfehlen Empfehlungssysteme Nutzer und deren Nachrichten.

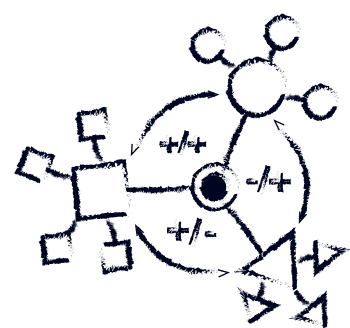
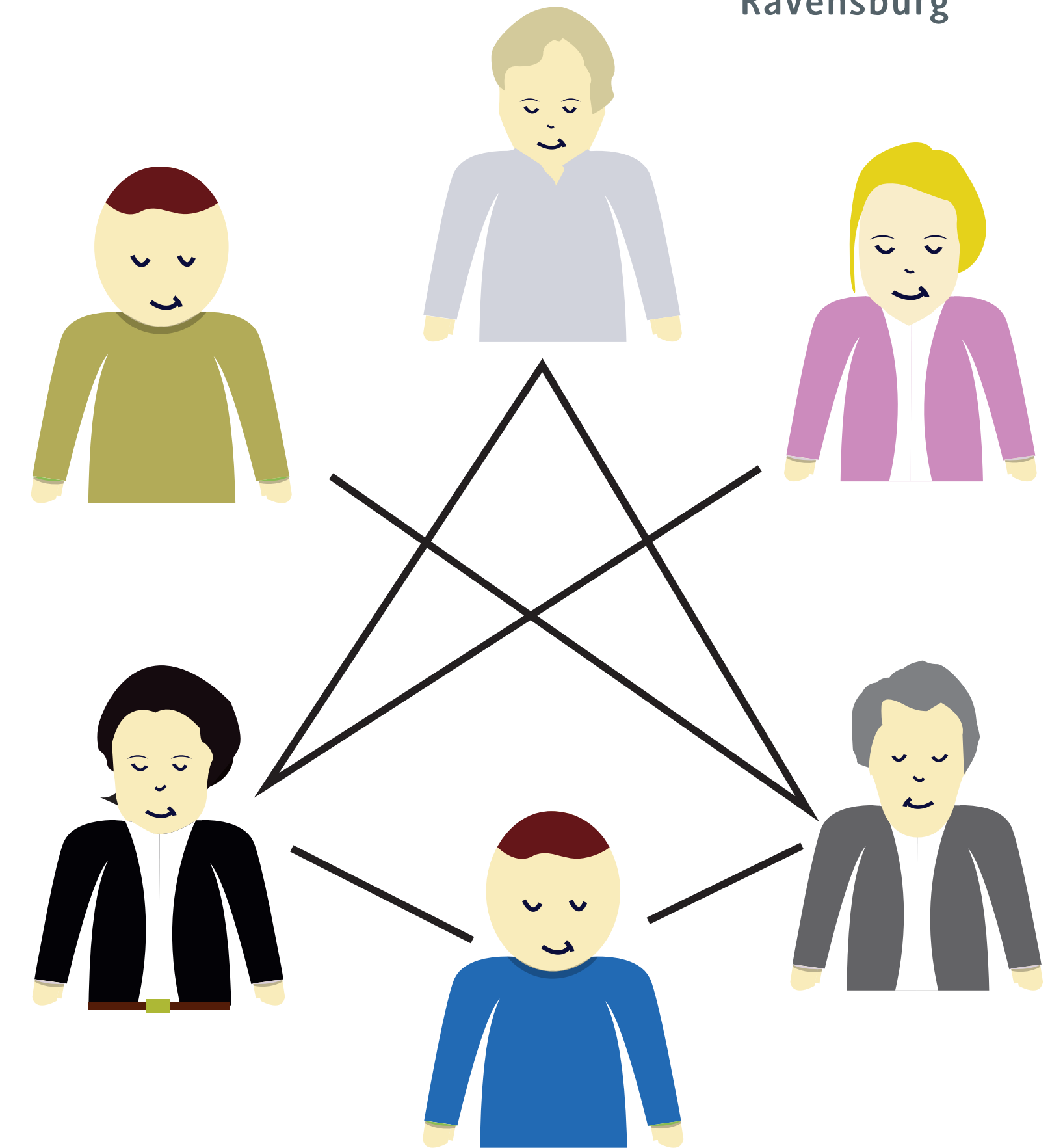
Explizite Empfehlungssysteme empfehlen z. B. unter dem Stichwort „Spieler die sie vielleicht kennen“ oder „Singles in ihrer Nähe“ passende Kontakte oder unter dem Stichwort „Für sie interessante Storys“ passende Nachrichten bzw. Werbung.

Versteckte Empfehlungssysteme sorgen dafür, dass mir bestimmte Nachrichten priorisiert angezeigt werden oder die Resultate meiner Suchanfragen nach versteckten Kriterien sortiert werden.



Übertragung auf Kommunikation

Erzwungene Zuweisung Es gibt auch einige Beispiele z. B. im Multiplayer-Gaming bei denen es nicht bei einer Empfehlung bleibt, sondern eine direkte Zuweisung erfolgt denen der Nutzer nicht widersprechen kann.

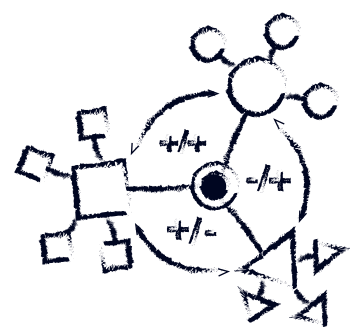
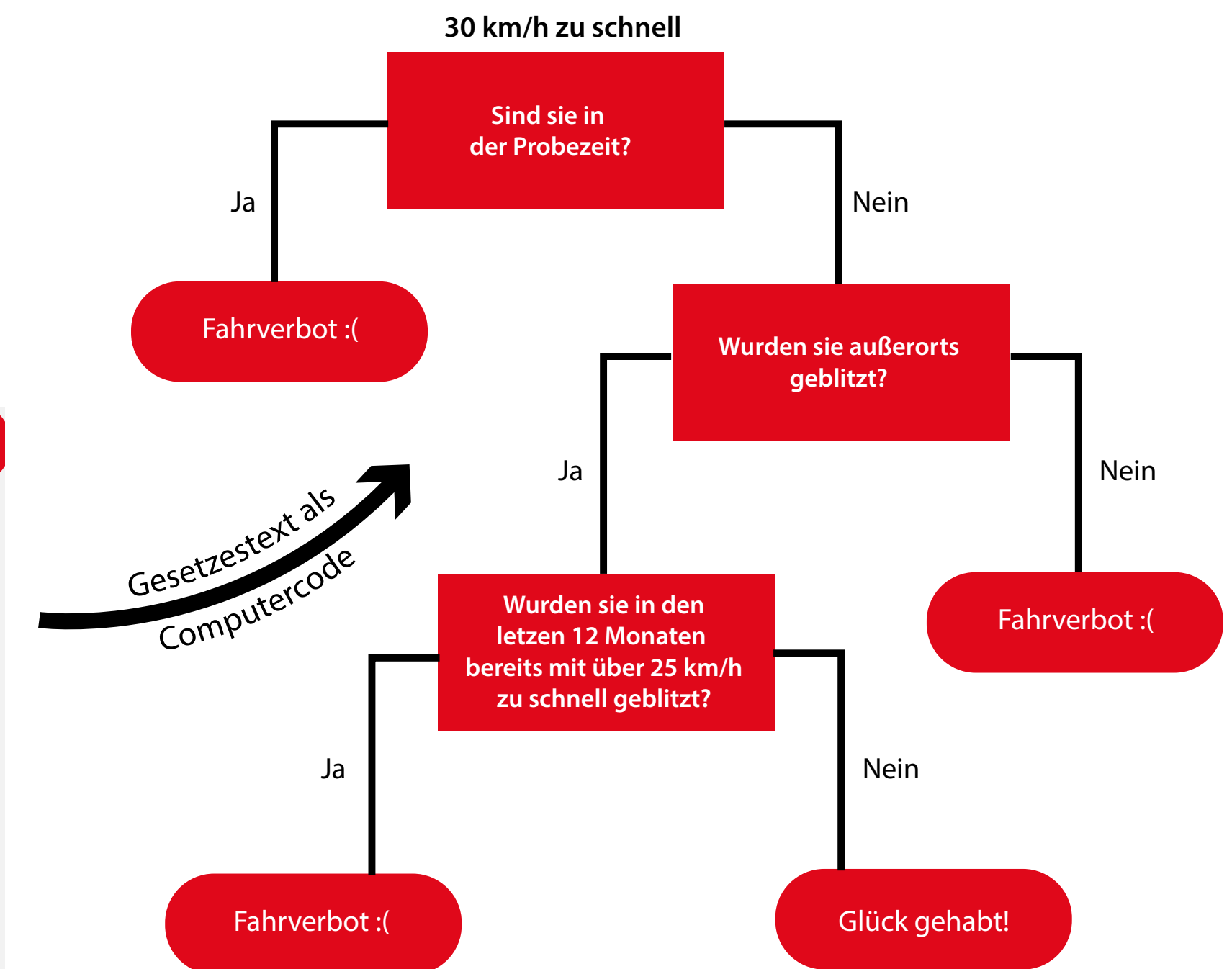


Machine Learning

Empfehlungssysteme sind eine Anwendung des Machine Learnings, was wiederum ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz ist.

Die Grundidee von Machine Learning ist, dass die Maschine selbstständig lernt wie sie ihre Aufgaben am besten erfüllt.

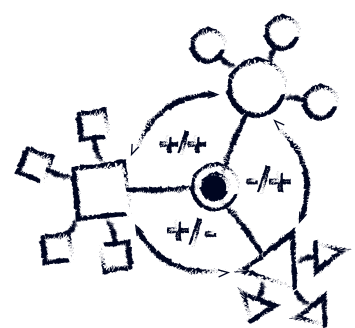
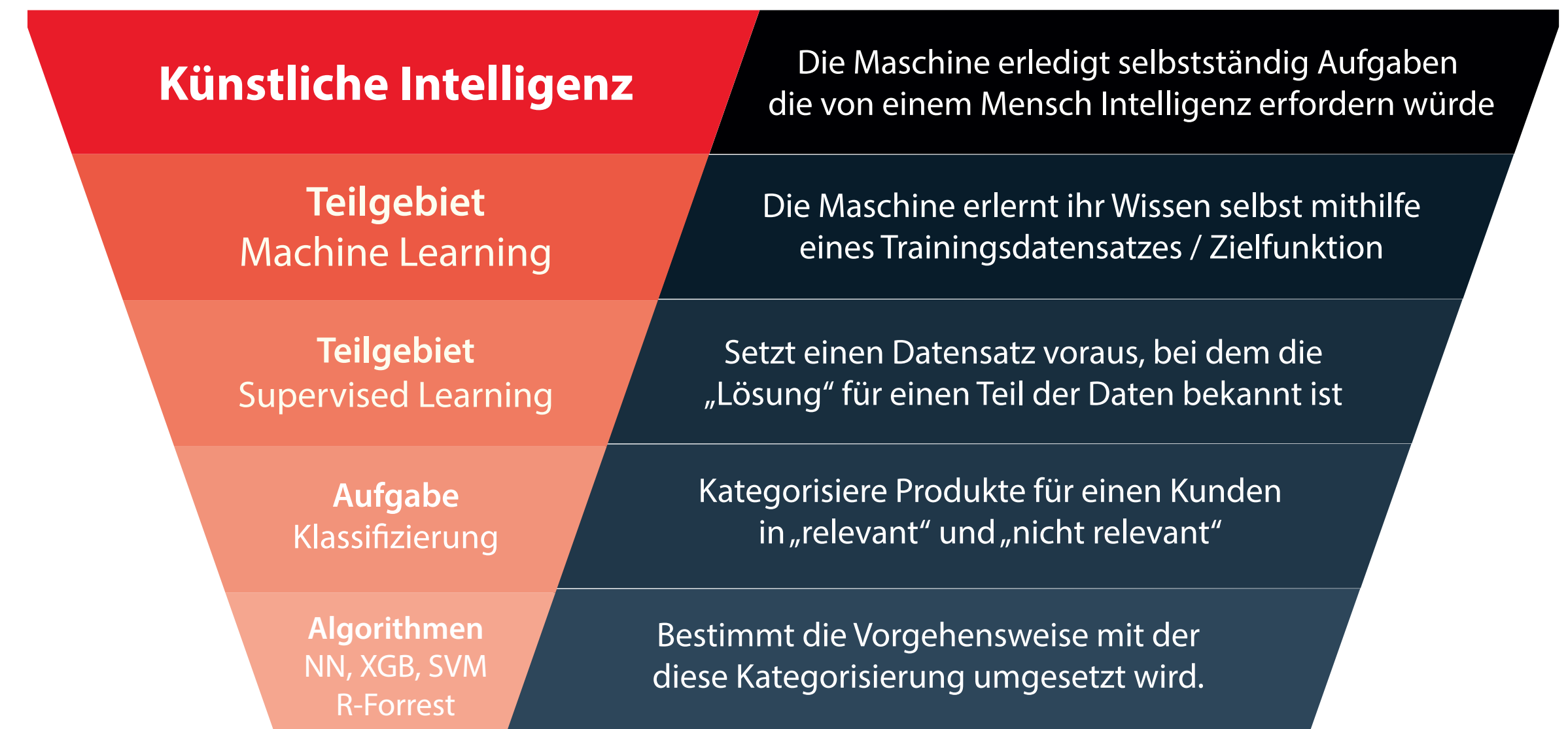
Es geht insbesondere NICHT darum, Expertenwissen in Computercode zu übersetzen!



Machine Learning

Aber wie lernt eine Maschine? Es gibt drei verschiedene Ansätze:

- Supervised Learning
- Unsupervised Learning
- Reinforcement Learning



Machine Learning

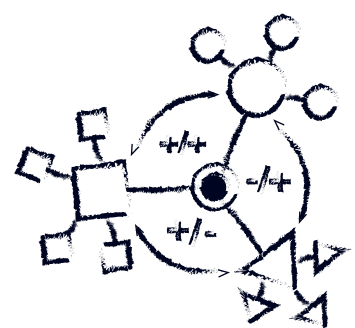
Beim **Reinforcement Learning** setzen wir die KI in eine Testumgebung. Statt ihr die Spielregeln zu erklären, wird ihr nur gezeigt, was sie machen kann und was ihr Ziel ist.

Über Hunderte Versuche wird die KI besser und besser darin das Ziel zu erreichen.

Vergleichbar mit einem Baby das Laufen lernt.



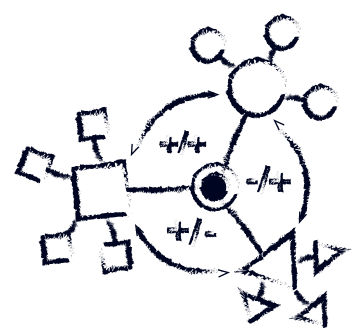
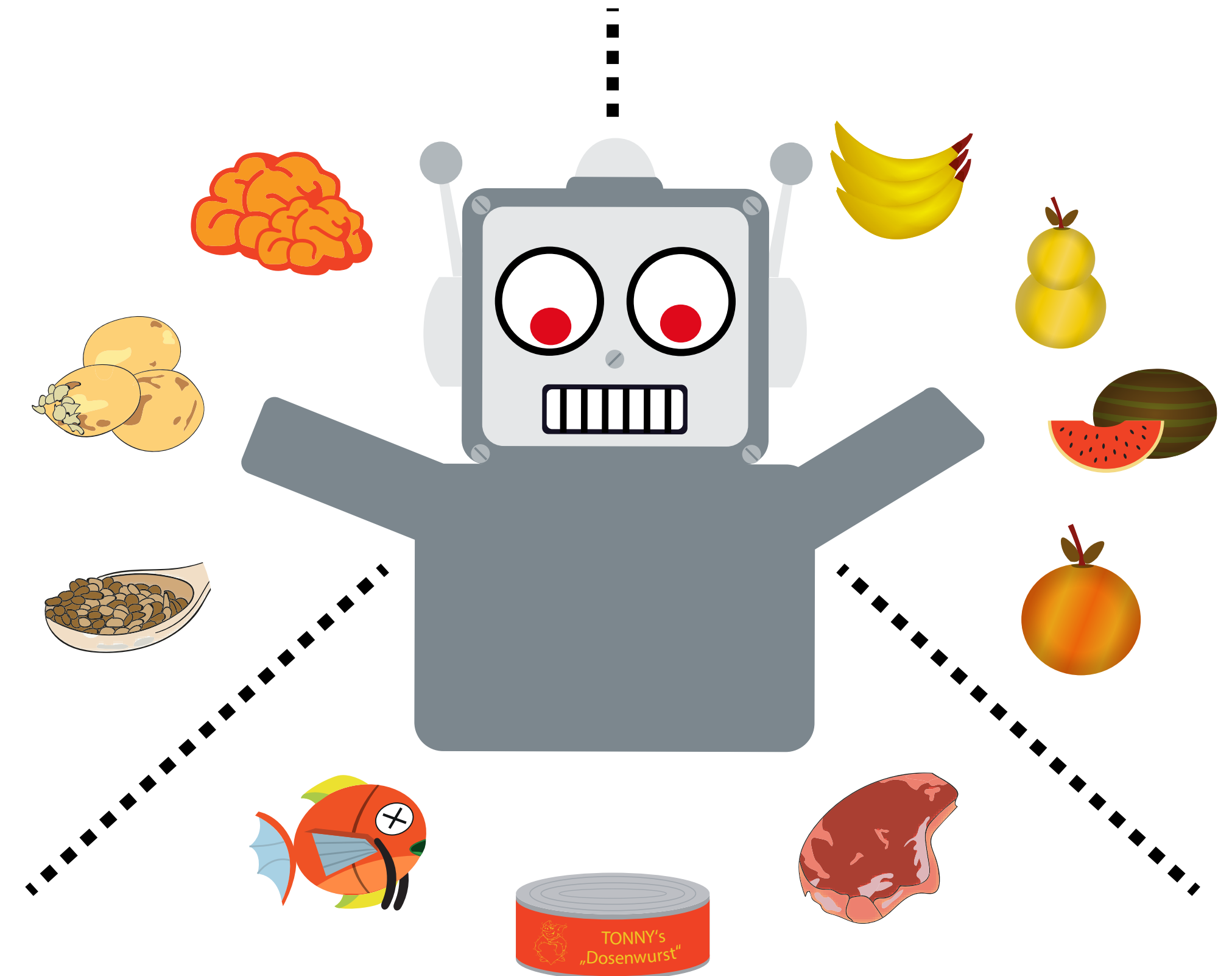
AI Warehouse - <https://www.youtube.com/watch?v=xk8wHY1AFpI>



Machine Learning

Beim **Unsupervised Learning** sortiert bzw. clustert die künstliche Intelligenz Datensätze.

Die Kriterien werden ihr nicht vorgegeben, sondern sie sucht selbst nach einer Aufteilung, die gemäß einer mathematischen Zielfunktion optimal ist.



Machine Learning

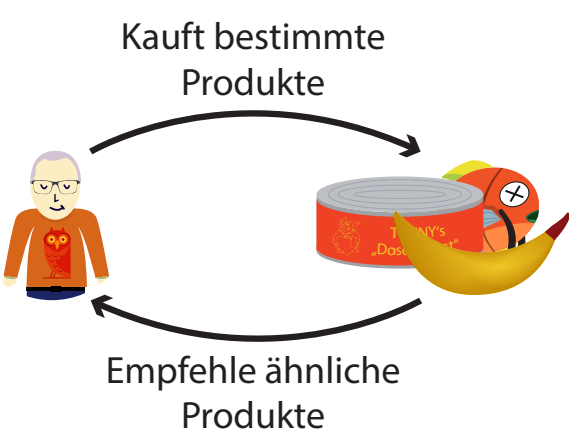
Wir wollen uns auch zwei Ansätze für unsupervised learning anschauen. Hier benötigen wir weder Daten mit Lösungen noch eine Aufteilung in Trainings- und Testdatensatz.

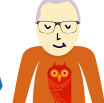
Ohne Daten geht es aber trotzdem nicht. Welche Arten von Daten wir benötigen, hängt von unserer Vorgehensweise ab:

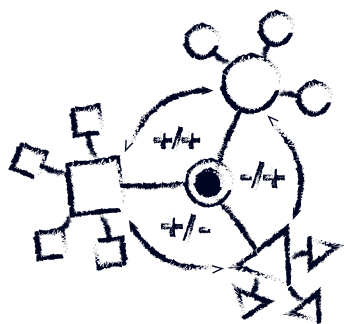
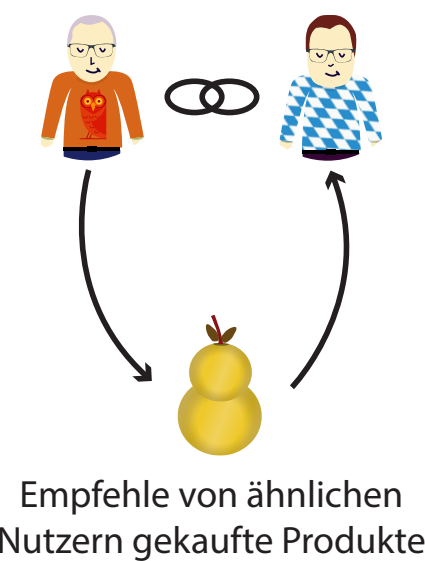
Content Based Recommendation

Collaborative Filtering

Nutzer	Ist ein Vegetarier	Ernährungs bewusst	Hasst Kerne				
			✓		👍	👍	👍
	✓	✓		👍	👍		
		✓		👍	👍		👍



Nutzer	Männlich	Weiblich	Beamter	Alter < 30	Alter 31-60	Alter > 60	Deutsch
	✓		✓		✓		✓
		✓	✓		✓		
	✓		✓		✓		✓

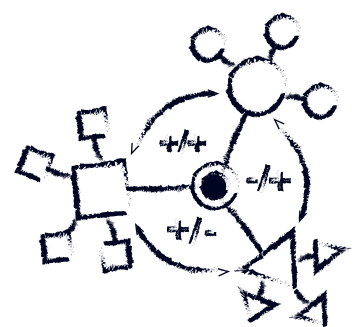
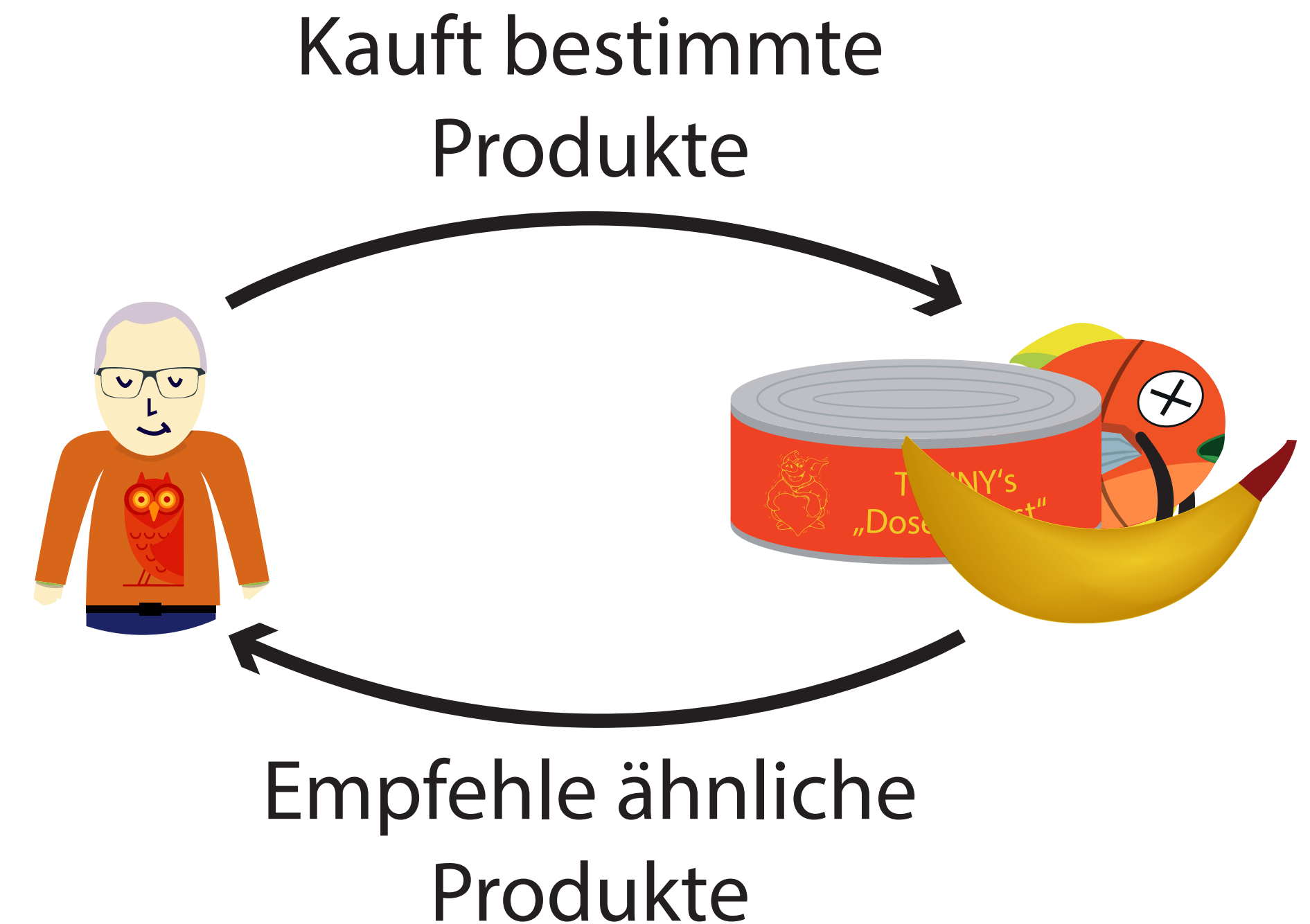


Machine Learning

Content-Based Recommendation Für diese Vorgehensweise benötigen wir Produktdaten und Daten über jenen Nutzer, dem wir Empfehlungen geben möchten.

Hat ein Nutzer bestimmte Produkte gekauft, empfiehlt ihm das contentbasierte Empfehlungssystem Produkte, die diesen Produkten ähnlich sind, bzw. nach Meinung des Algorithmus zum selben „Cluster“ gehören.

Unterm Strich präsentieren wir dem Nutzer so ähnliche Produkte, die er bisher gekauft hat. Das ist aber nicht immer sinnvoll ...

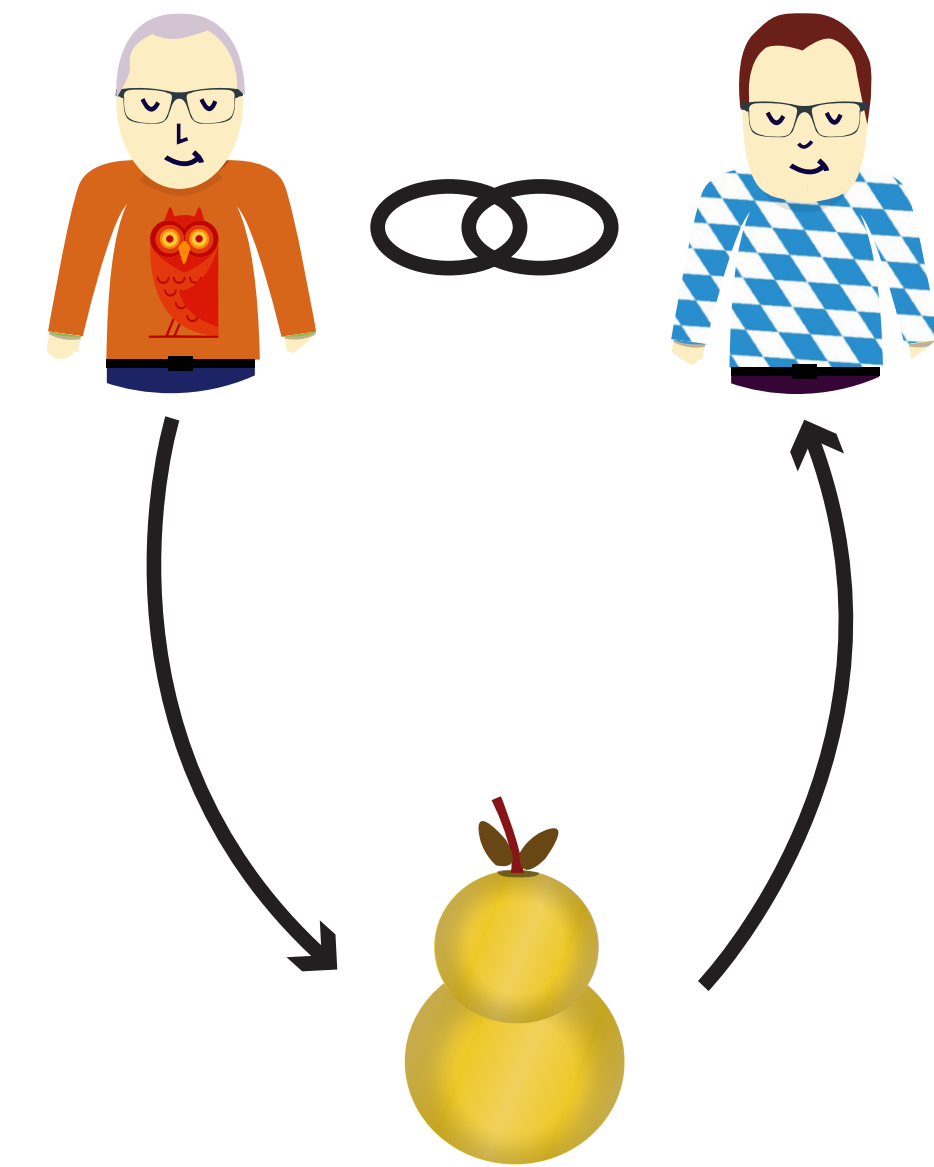


Machine Learning

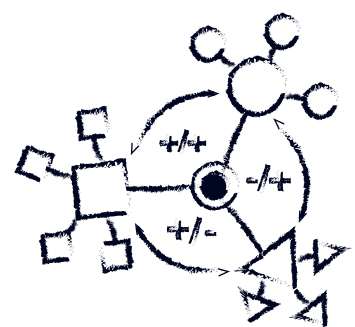
Collaborative Filtering Für diese Vorgehensweise benötigen wir keine Produktdaten, dafür jedoch Daten über möglichst viele Nutzer.

Diese Nutzer gruppieren wir in Cluster mit ähnlichem Kaufverhalten.

Kauft nun ein Nutzer des Clusters ein neues Produkt, wird dies auch anderen Nutzern des Clusters empfohlen.



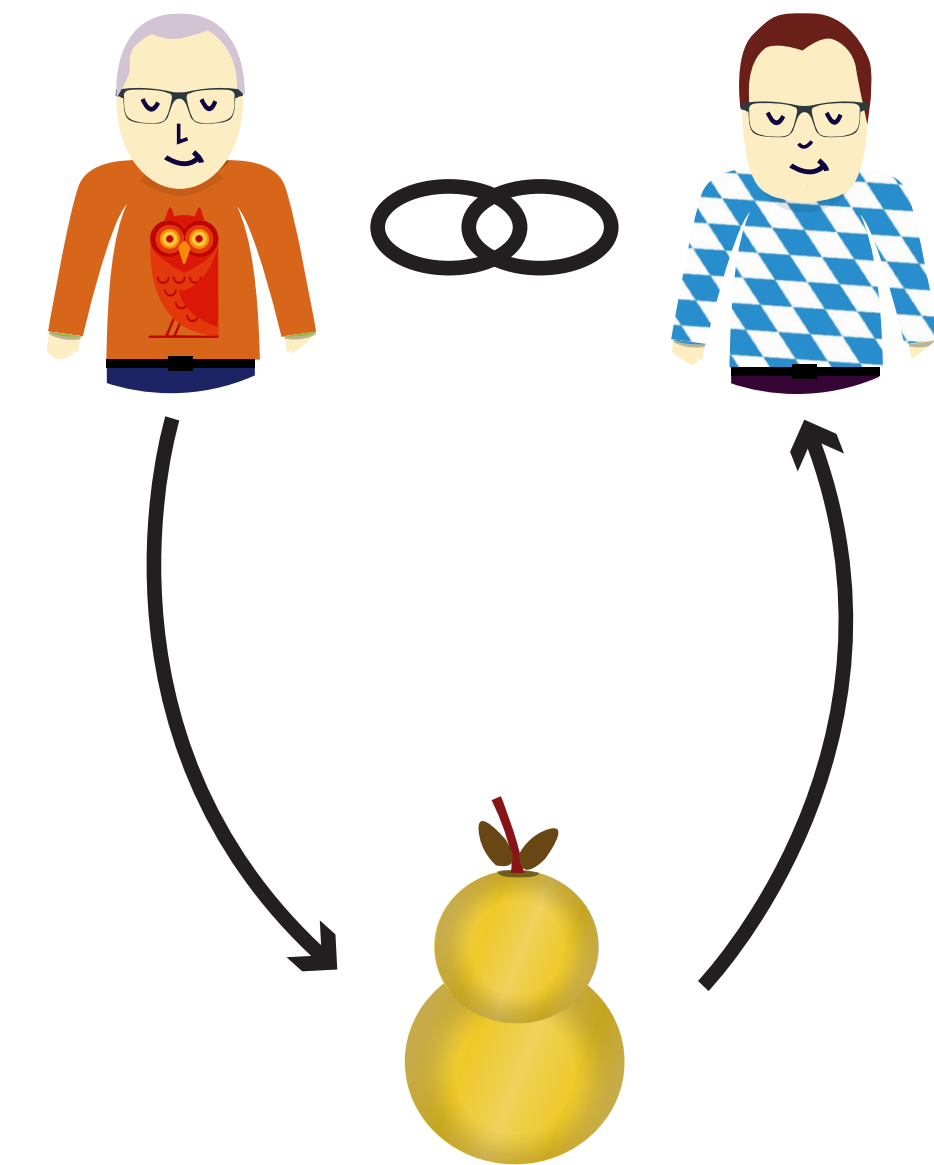
Empfehle von ähnlichen
Nutzern gekaufte Produkte



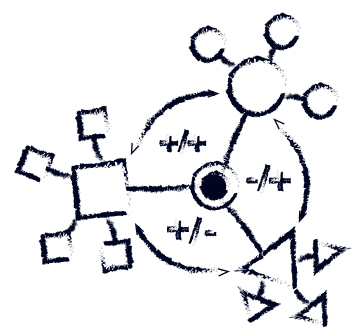
Machine Learning

Mit Collaborative Filtering haben wir übrigens den Bogen zu Amazon zurückgeschlagen.

Amazon hielt ein [Patent](#) auf eine spezielle Variante von item-item collaborative filtering, bei der auch Daten aus dem Bewertungssystem zum Einsatz kommen.



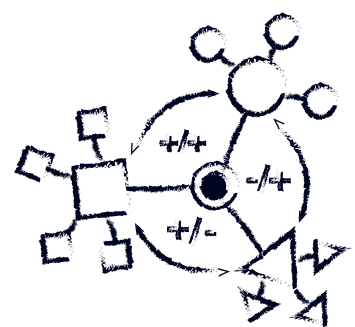
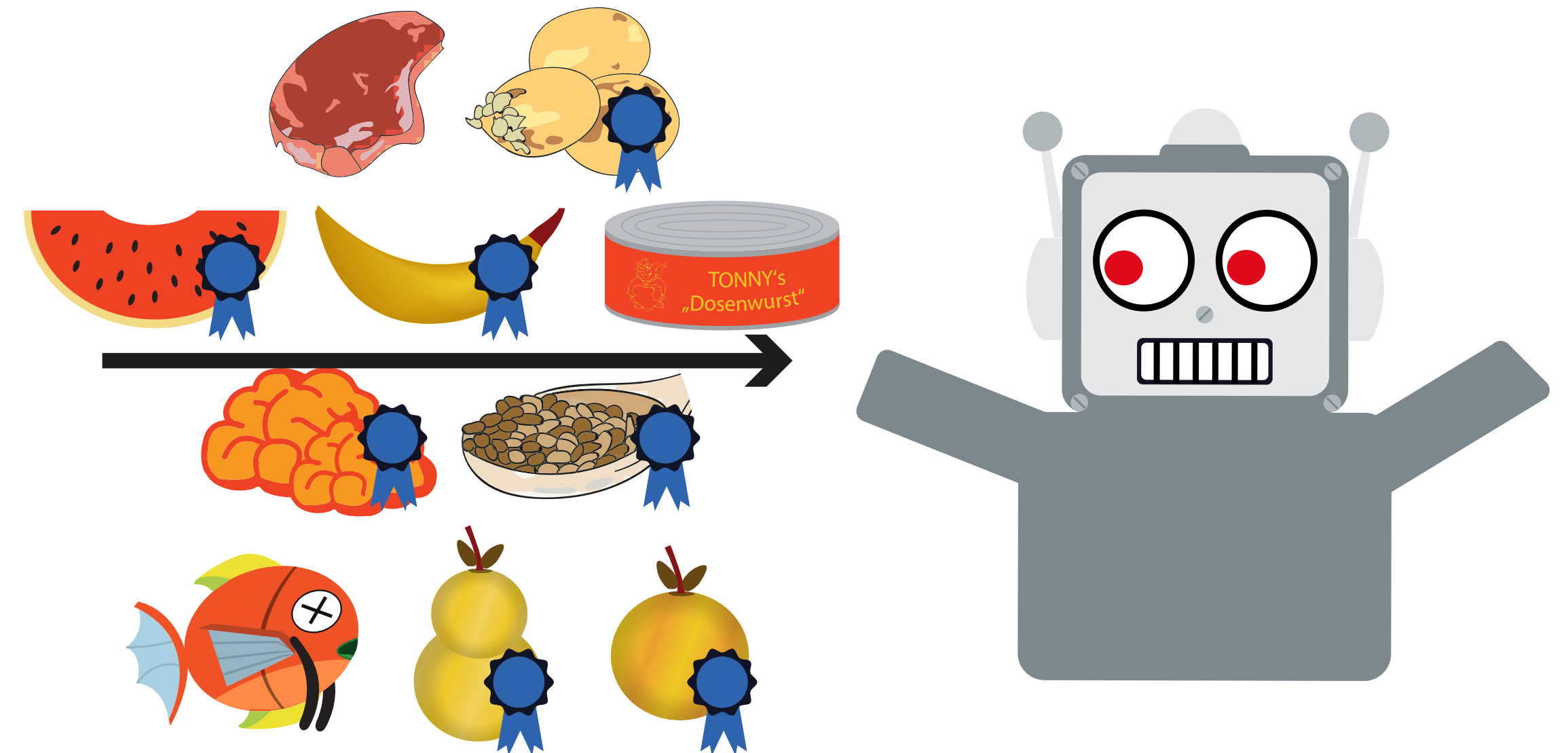
Empfehle von ähnlichen
Nutzern gekaufte Produkte



Machine Learning

Beim **Supervised Learning** bekommt die KI einen „Datensatz mit Lösungen“ und versucht ein Modell zu finden, dass die „Lösungen“ erklärt.

Hat sie ein Modell gefunden, wird getestet, ob sich das Modell auch bei neuen Daten bestätigt.

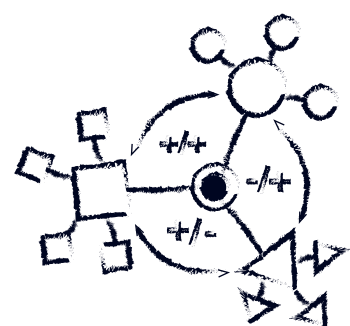
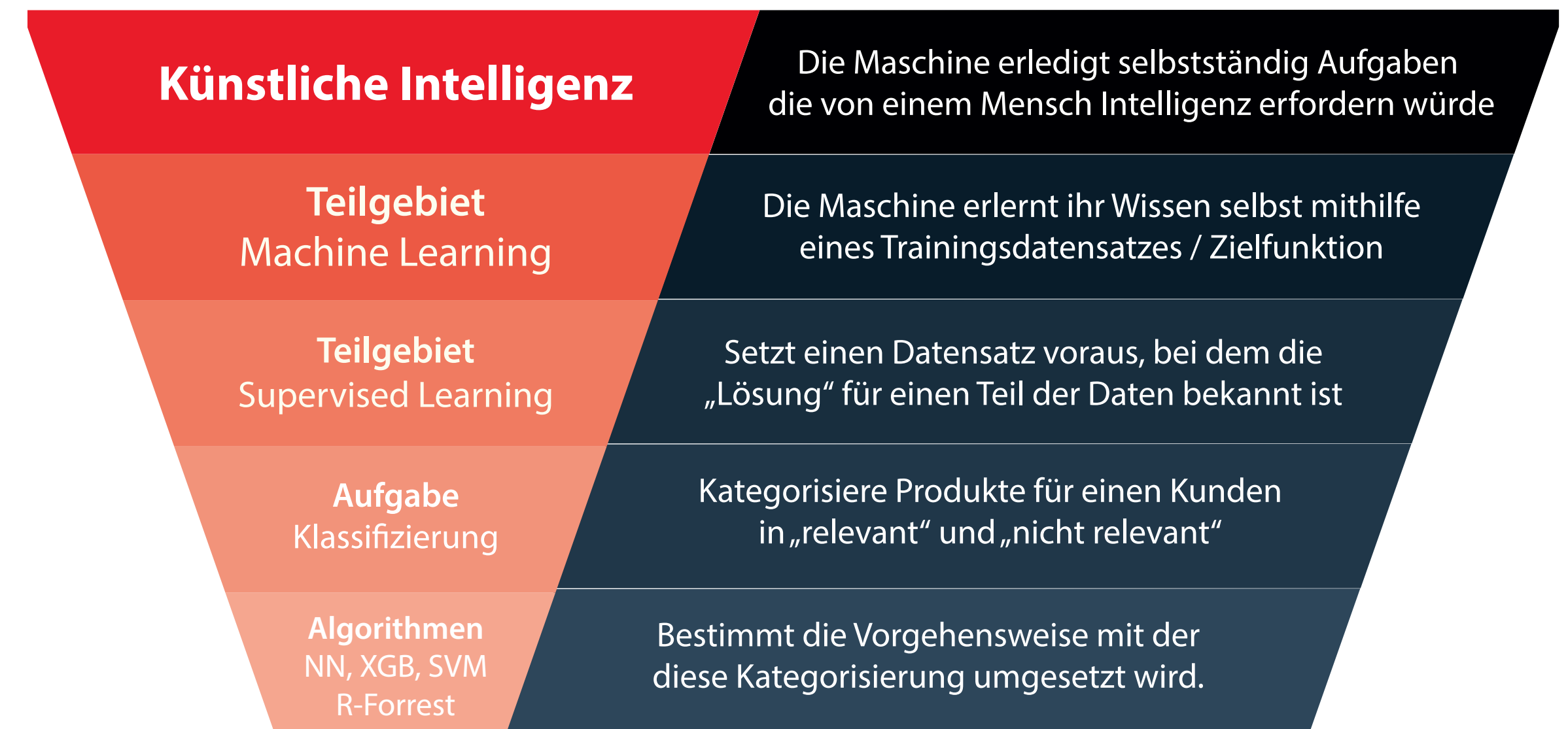


Machine Learning

Wir schauen uns zuerst das Supervised Learning an!

Die konkrete Aufgabe ist eine Klassifizierung bzw. Einteilung vorzunehmen.

Mithilfe eines großen Trainingsdatensatzes soll die Maschine lernen, welche Produkte für einen Kunden relevant sind und welche nicht.



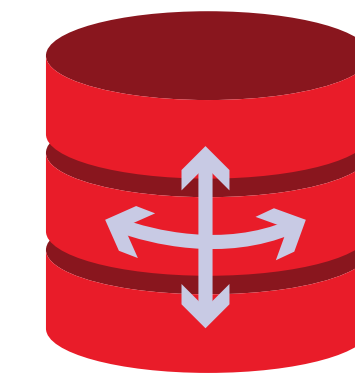
Machine Learning

Beim Stichwort Trainingsdatensatz erhalten wir auch den Zusammenhang zu **Big Data**:

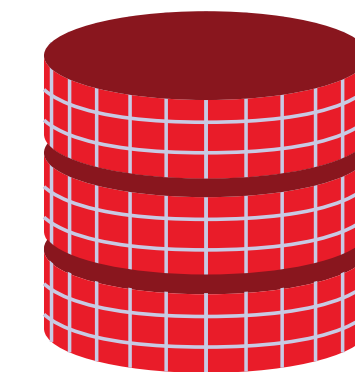
Die Performance eines Recommenders hängt entscheidend von Quantität und Qualität der Trainingsdaten ab.

Volume, Variety, Velocity und Veracity.

Wie diese Performance gemessen wird, schauen wir uns mit einem Beispiel an:



Volume



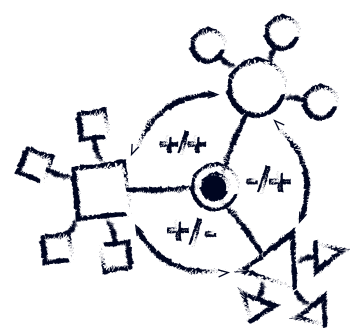
Variety



Velocity



Veracity

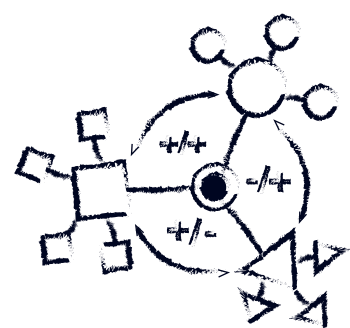


Machine Learning

Eine Plattform für abgelaufene Lebensmittel erhält einen Datensatz für 10 Produkte und einen Nutzer.

In diesem Datensatz sind natürlich nicht nur ein Username und je ein Bild der Produkte enthalten, sondern eine Vielzahl Eigenschaften für den Nutzer und die Produkte.

Die Maschine versucht, Zusammenhänge zu finden: Eigenschaften des Nutzers und der Produkte, die einen Match erzeugen.

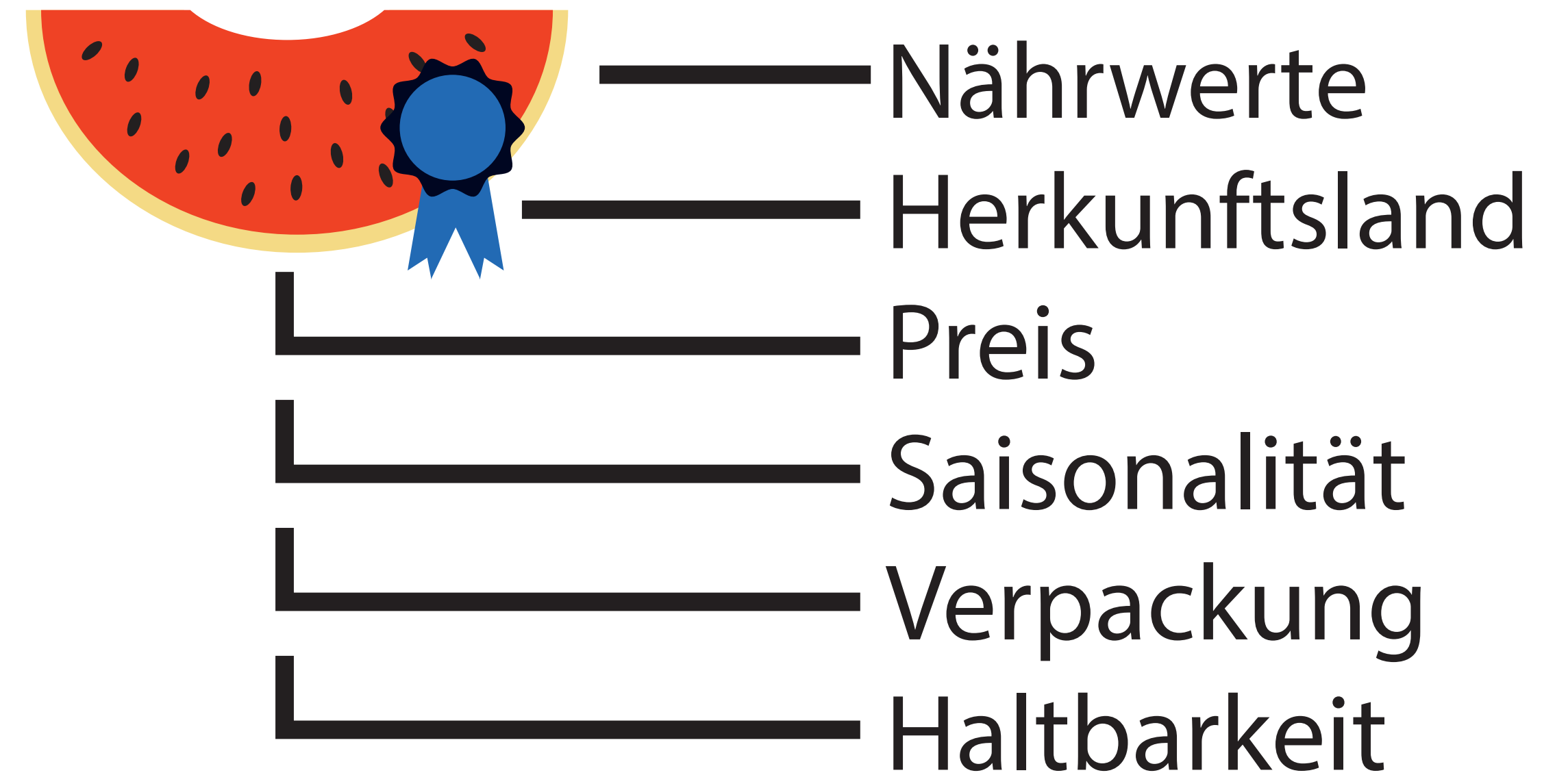


Machine Learning

Eine Plattform für abgelaufene Lebensmittel erhält einen Datensatz für 10 Produkte und einen Nutzer.

In diesem Datensatz sind natürlich nicht nur ein Username und je ein Bild der Produkte enthalten, **sondern eine Vielzahl Eigenschaften für den Nutzer und die Produkte.**

Die Maschine versucht, Zusammenhänge zu finden: Eigenschaften des Nutzers und der Produkte, die einen Match erzeugen.



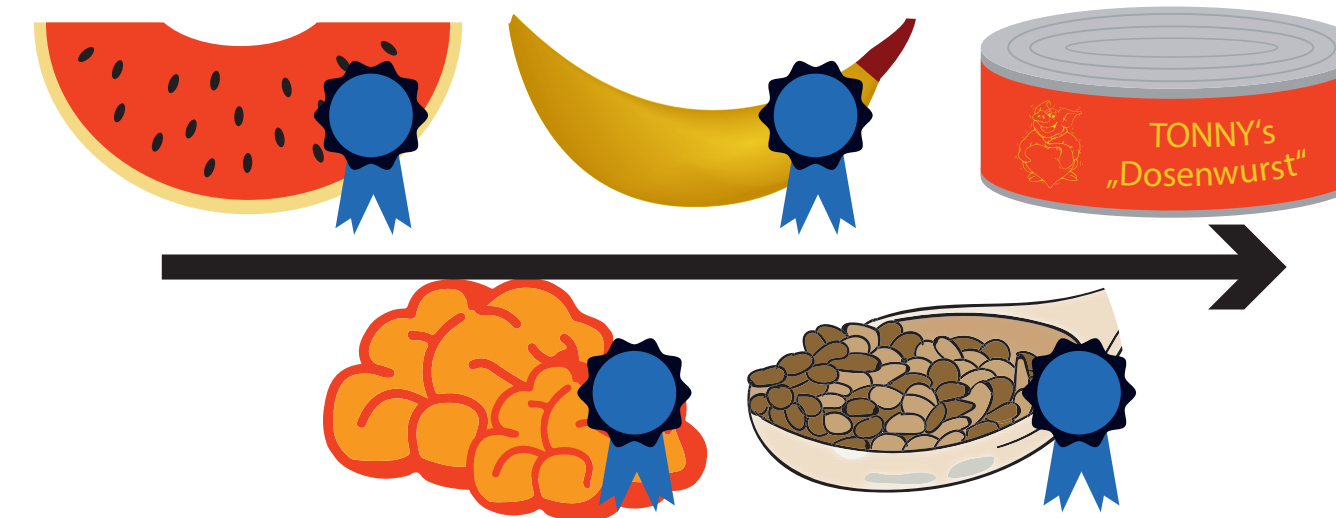
Machine Learning

Dazu erhält sie einen Teil der Daten, den Trainingsdatensatz, mit Lösungen.

Die Maschine lernt mit diesem Trainingsdatensatz durch „intelligentes Ausprobieren“.

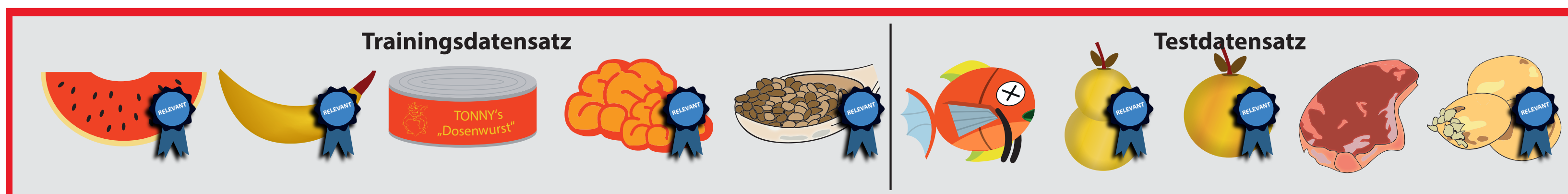
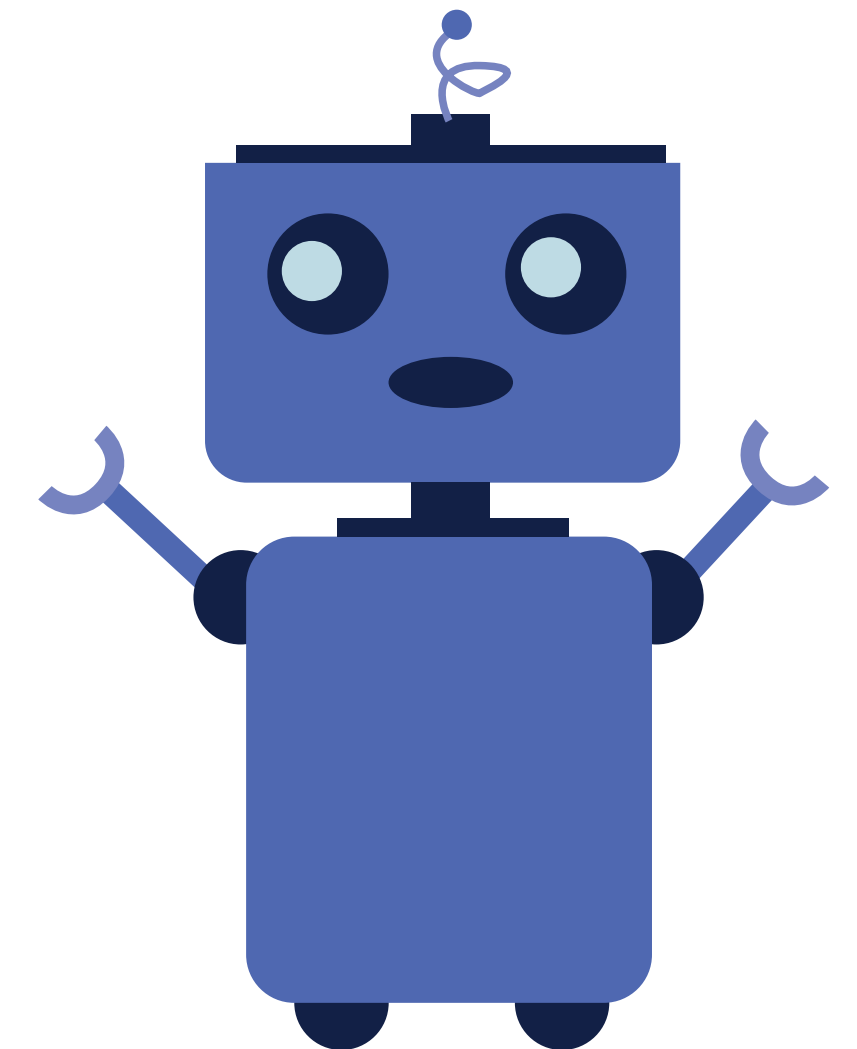
Da die Lösungen mit dabei sind, kann die Maschine beurteilen wie gut ihre aktuelle Vorgehensweise zu den Trainingsdaten passen.

Ist sie nicht zufrieden, passt sie ihre Vorgehensweise an. Ist sie zufrieden, kommt Schritt zwei!



1. Trainingsdatensatz

Der ML-Algorithmus bekommt nur einen Teil des Datensatzes.



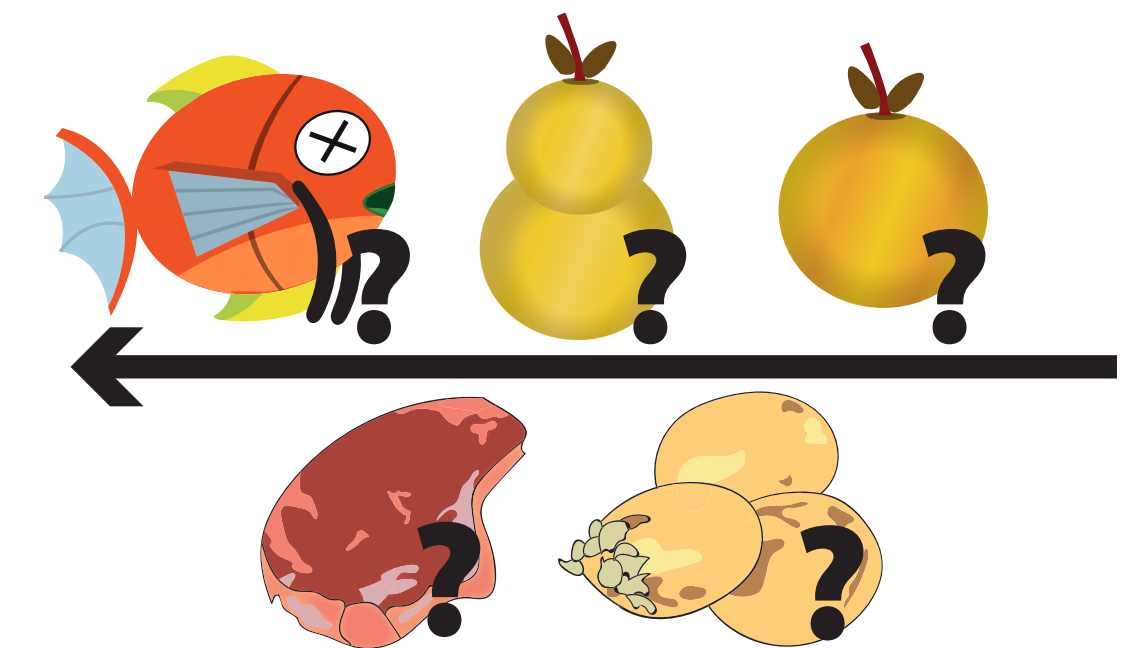
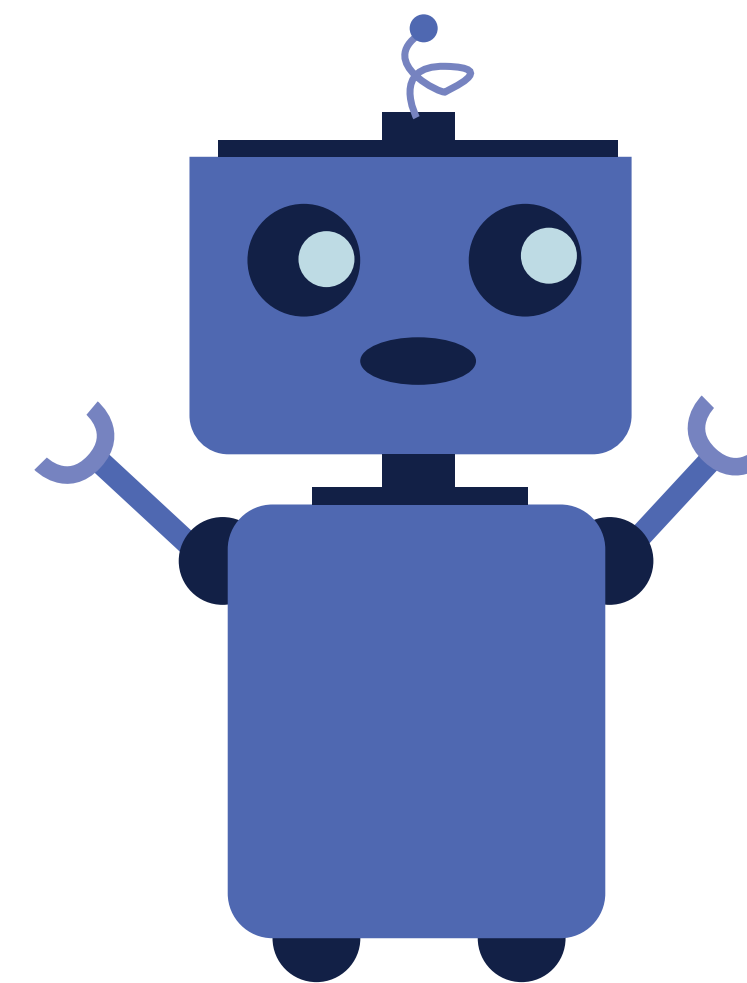
Machine Learning

Die Maschine erhält einen weiteren Teil des Datensatzes (den Testdatensatz) und zwar ohne Lösungen.

Die Maschine wendet ihre erlernte Vorgehensweise an, um diesen Datensatz zu klassifizieren.

Der Erfolg des Lernens wird dann an der Performance dieser Klassifizierung gemessen:

Recall, Precision und Accuracy.



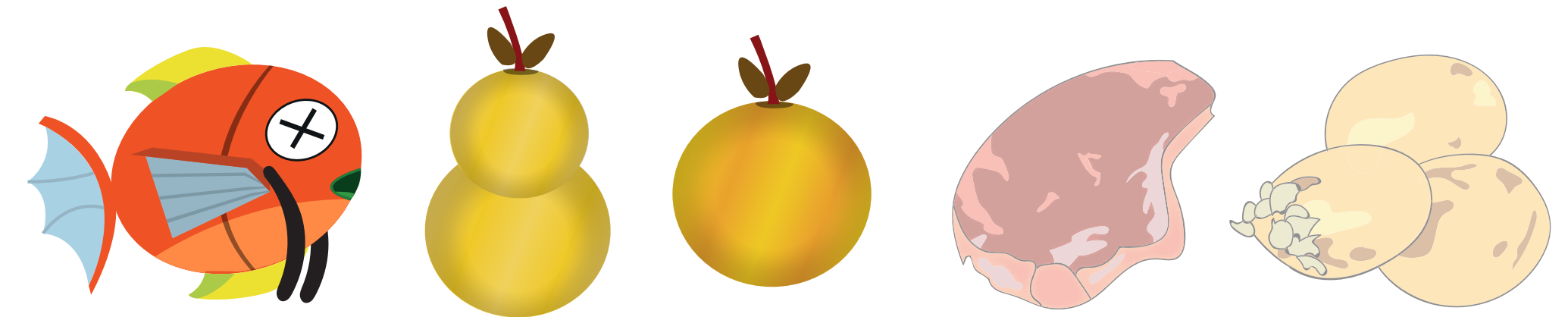
2. Testdatensatz

Danach erhält der ML-Algorithmus den Rest des Datensatzes ohne Lösung.



3. Beurteilung

Die vom ML-Algorithmus vorgenommene Klassifizierung des Testdatensatzes wird mit der Lösung abgeglichen.



Recall: wie viel % aller relevanten Produkte wurden gefunden?

$$2/3 = 66\%$$

Precision: wie viel % aller gezeigten Produkte sind wirklich relevant?

$$2/3 = 66\%$$

Accuracy: wie viel % aller Produkte wurden richtig klassifiziert?

$$3/5 = 60\%$$

Trainingsdatensatz



Testdatensatz

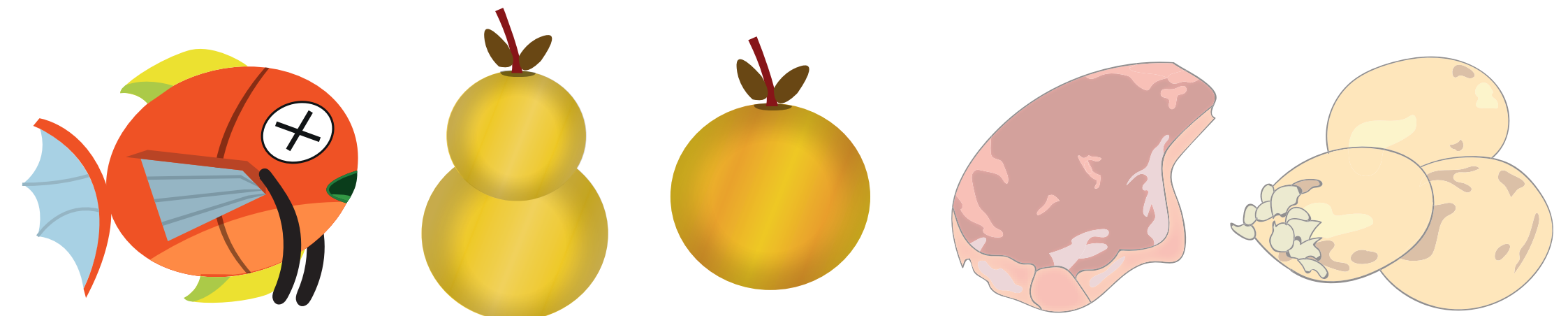


Machine Learning

Warum drei Kennzahlen und nicht nur eine? Es gibt einen Zielkonflikt zwischen Recall und Precision.

Würde die Maschine einfach alles als relevant einstufen und dem Nutzer präsentieren, wäre der Recall 100%, dafür die Precision sehr dürftig.

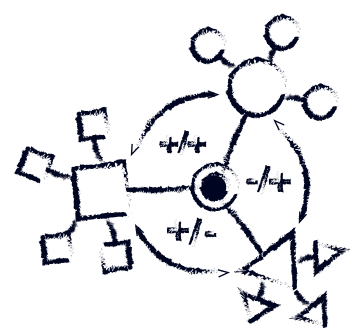
Würde die Maschine nur das Produkt präsentieren, wo sie sich am meisten sicher ist, wäre die Precision wohl nahe 100%, dafür der Recall schlecht.



Recall: % aller relevanten Produkte gefunden $2/3 = 66\%$

Precision: % aller gezeigten Produkte relevant $2/3 = 66\%$

Accuracy: % aller Produkte richtig klassifiziert $3/5 = 60\%$

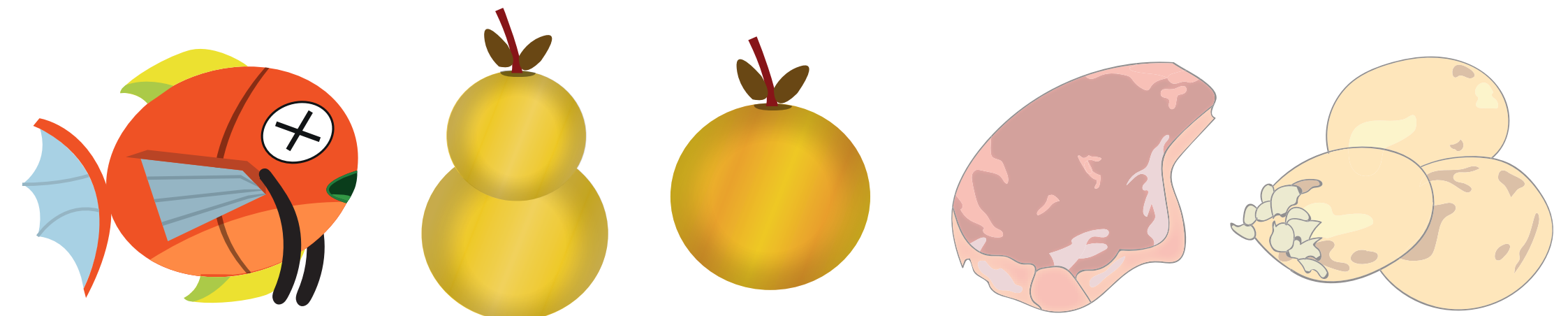


Machine Learning

Ist der Recall oder die Precision wichtiger? Die Antwort hängt davon ab, was dem Nutzer den größeren Disnutzen beschert:

- Entgangene richtige Empfehlungen
- Falsche Empfehlungen

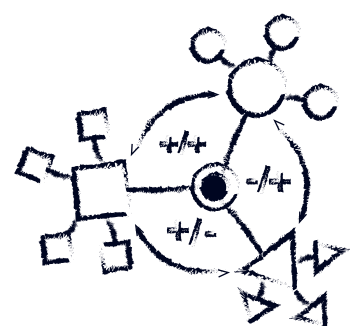
Weiteres Beispiel sind Suchfunktionen: lieber nur wenige gute Treffer anzeigen oder viel hilft viel?



Recall: % aller relevanten Produkte gefunden $2/3 = 66\%$

Precision: % aller gezeigten Produkte relevant $2/3 = 66\%$

Accuracy: % aller Produkte richtig klassifiziert $3/5 = 60\%$

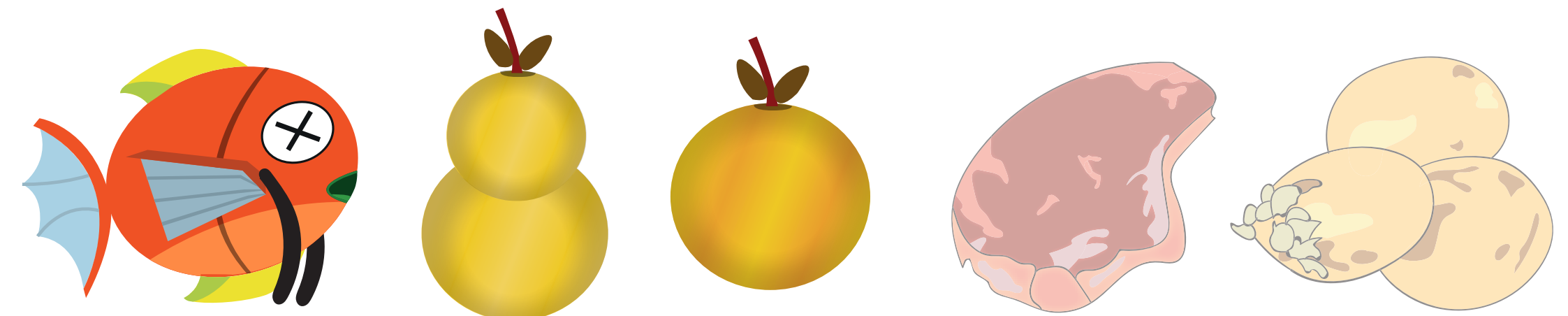


Machine Learning

Warum betreiben wir den Aufwand mit den beiden Datensätzen? Unsere Maße sind innerhalb des Trainingsdatensatzes mit Vorsicht zu genießen.

Die Maschine könnte den Trainingsdatensatz einfach auswendig lernen. Bei der Übertragung auf andere Produkte würde sich zeigen, dass sie eigentlich nichts gelernt hat.

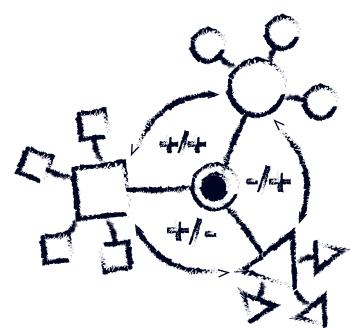
Gibt es hohe Abweichungen zwischen der Performance auf dem Trainings- und Testdatensatz, bezeichnet man dies als **Overfitting**.



Recall: % aller relevanten Produkte gefunden $2/3 = 66\%$

Precision: % aller gezeigten Produkte relevant $2/3 = 66\%$

Accuracy: % aller Produkte richtig klassifiziert $3/5 = 60\%$



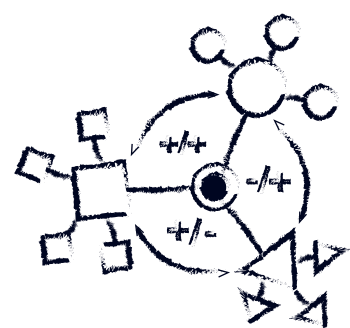
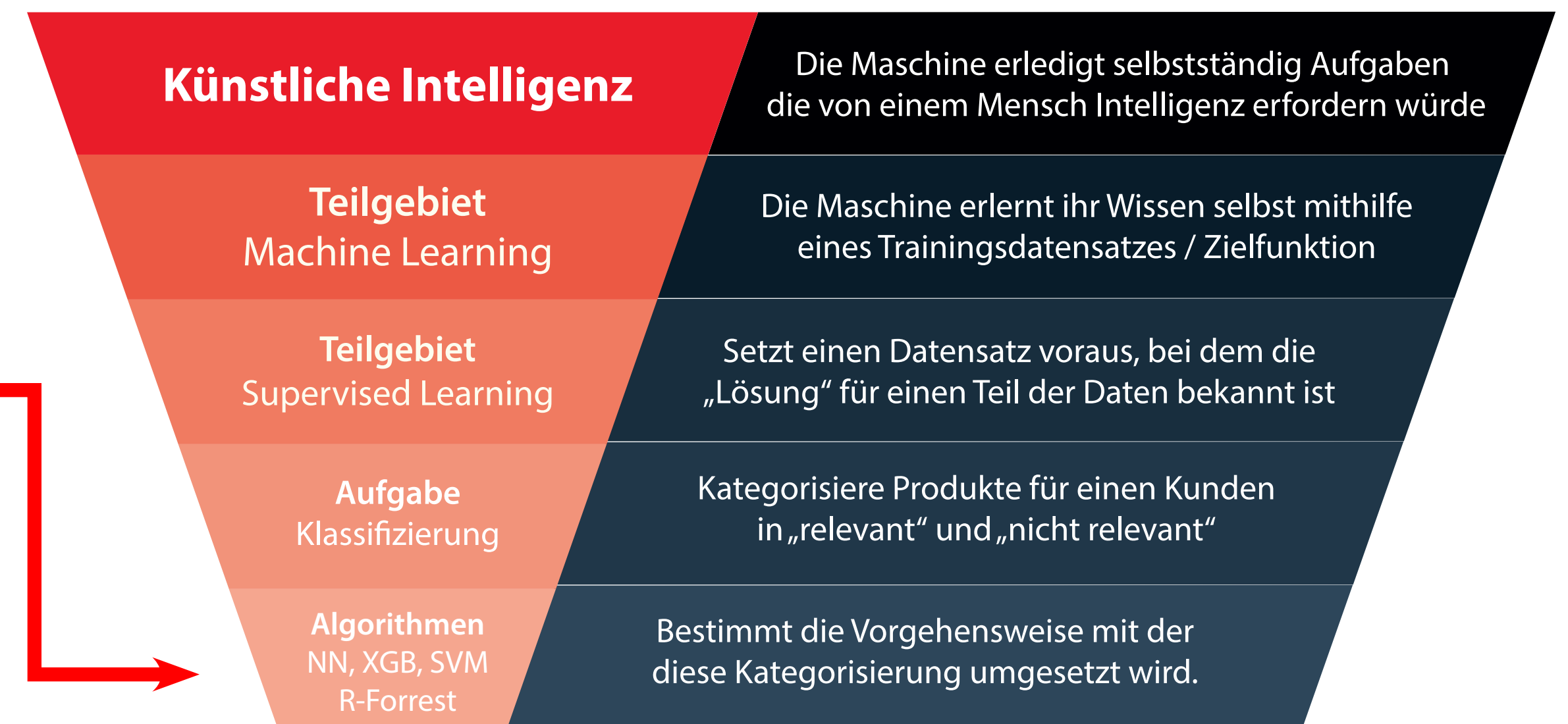
Machine Learning

Dazu erhält sie einen Teil der Daten, den Trainingsdatensatz, mit Lösungen.

Die Maschine lernt mit diesem Trainingsdatensatz durch „intelligentes Ausprobieren“.

Da die Lösungen mit dabei sind, kann die Maschine beurteilen wie gut ihre aktuelle Vorgehensweise zu den Trainingsdaten passen.

Ist sie nicht zufrieden, passt sie ihre Vorgehensweise an. Ist sie zufrieden, kommt Schritt zwei!



Machine Learning

Machine Learning Algorithmen gibt es viele:

Klassifikations & Regressionsbäume

Random Forrests

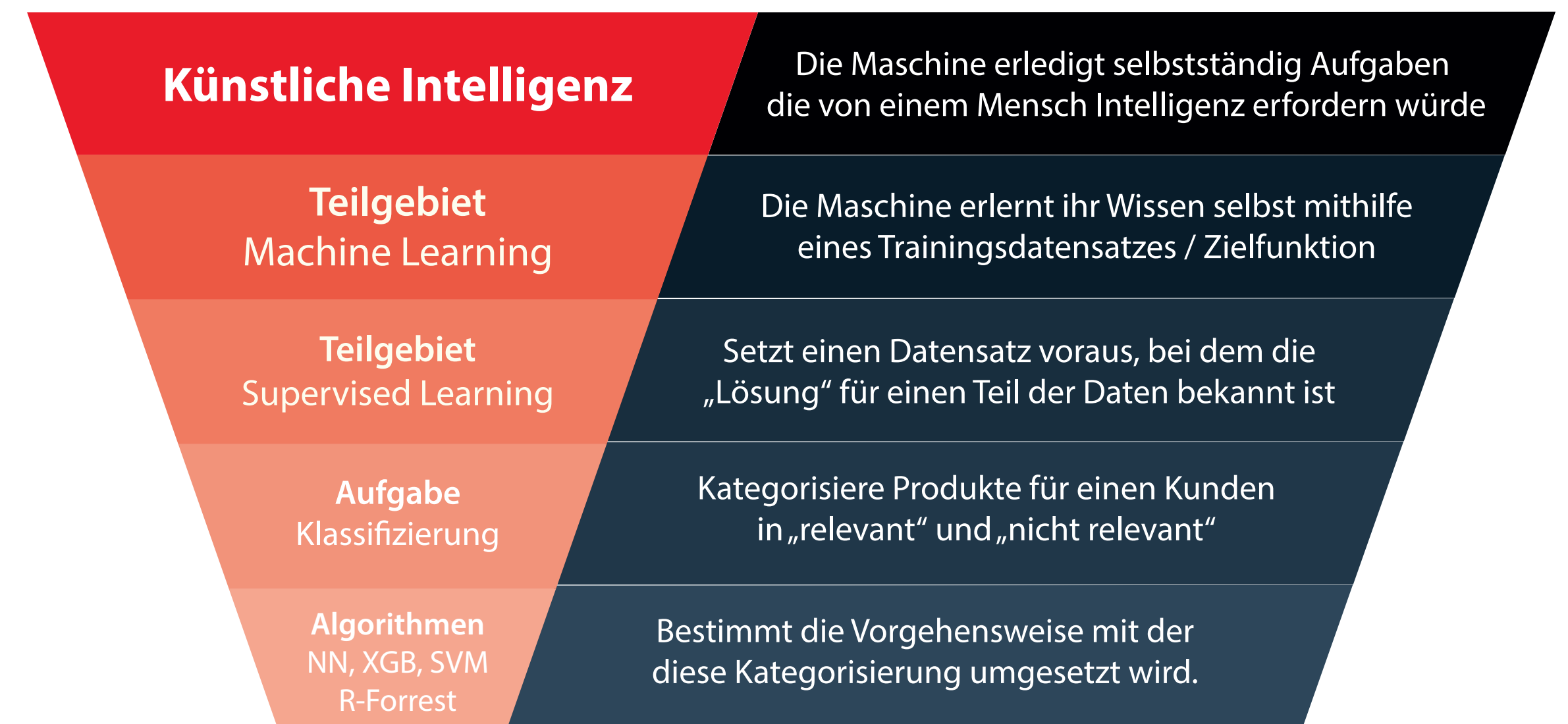
XGBoosted Forrests

Neuronale Netzwerke

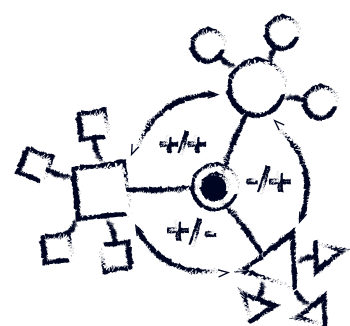
Support Vector Machines

K-Nearest Neighbour

Naive Bayes Klassifikator



Wir schauen uns exemplarisch den Klassifikationsbaum an.

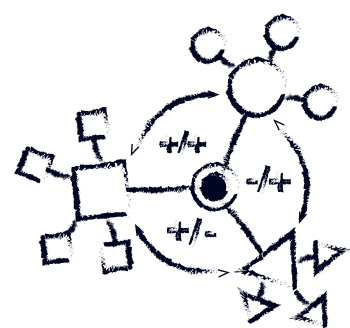
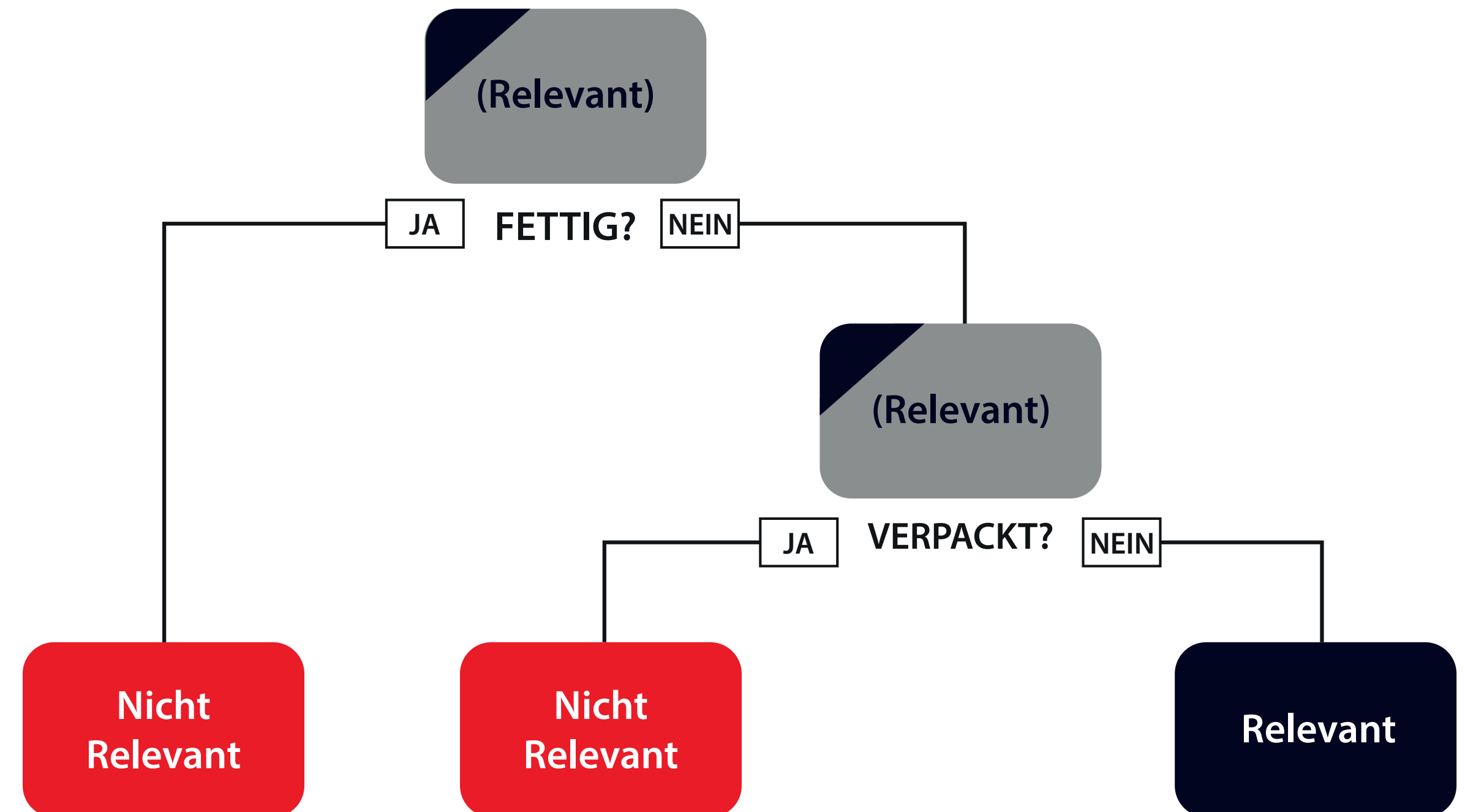


Machine Learning

Klassifikationsbaum: Die Maschine nutzt die Daten, um Entscheidungsbäume zu basteln:

- Unterschiedlich groß und verzweigt.
- Unterschiedliche Kategorien, die abgefragt werden.

Die Maschine erzeugt einen Klassifikationsbaum und probiert diesen mit den Trainingsdaten aus.

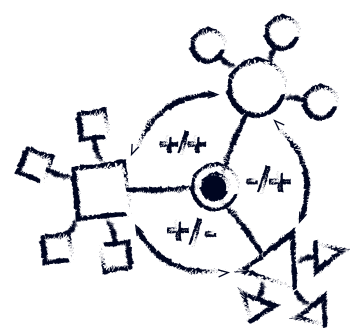
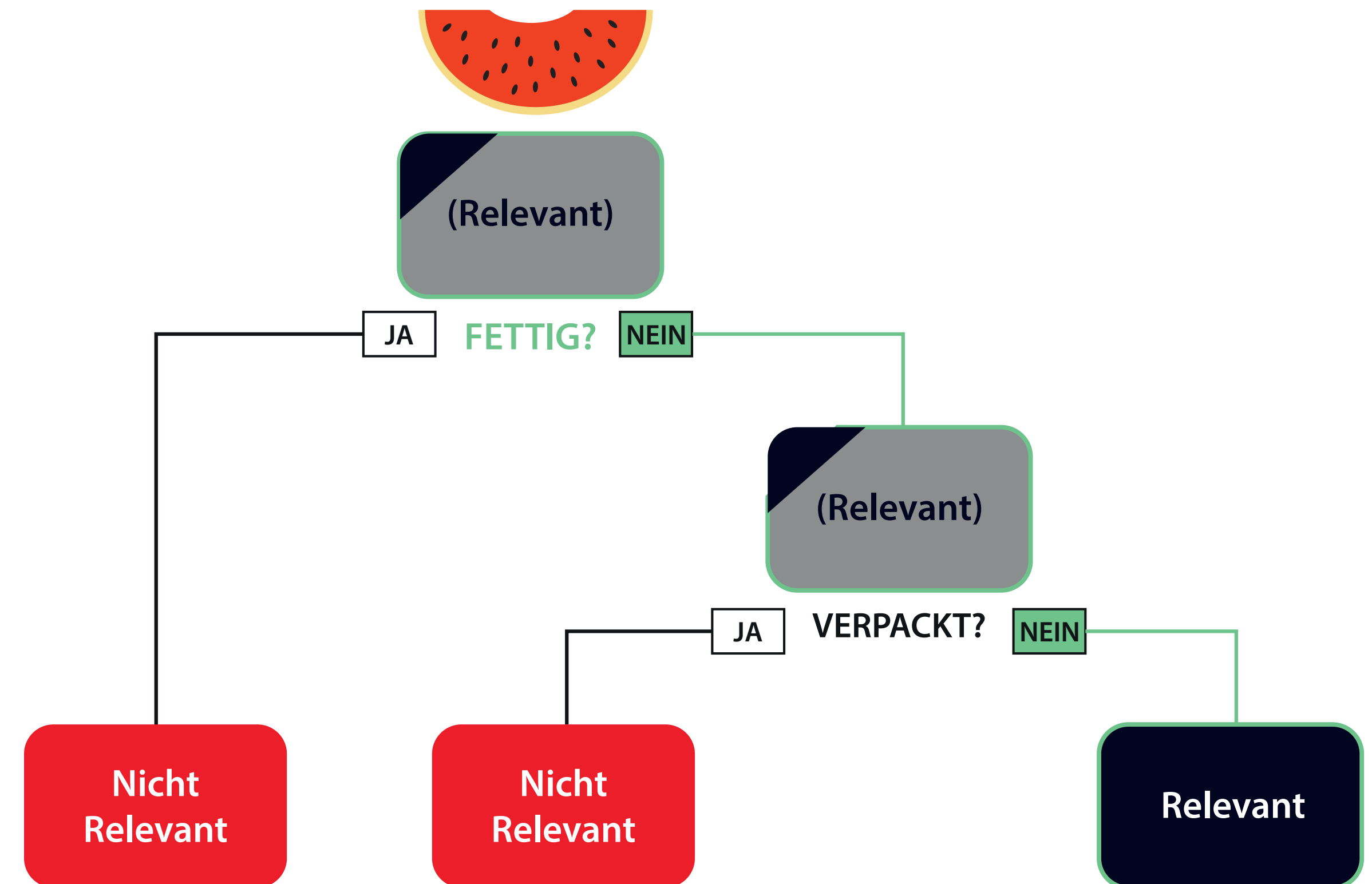


Machine Learning

Bei dem Baum rechts würde die Melone als relevant eingestuft werden. Wir beginnen oben:

- Die Melone ist nicht fettig, also nach rechts.
- Die Melone ist nicht verpackt, also nach rechts.
- Es gibt keine weitere Entscheidung.

Mit der Melone erreichen wir den Blattknoten relevant. Das ist in unserem Beispiel richtig - doch was macht der Baum mit dem Rest der Trainingsdaten?



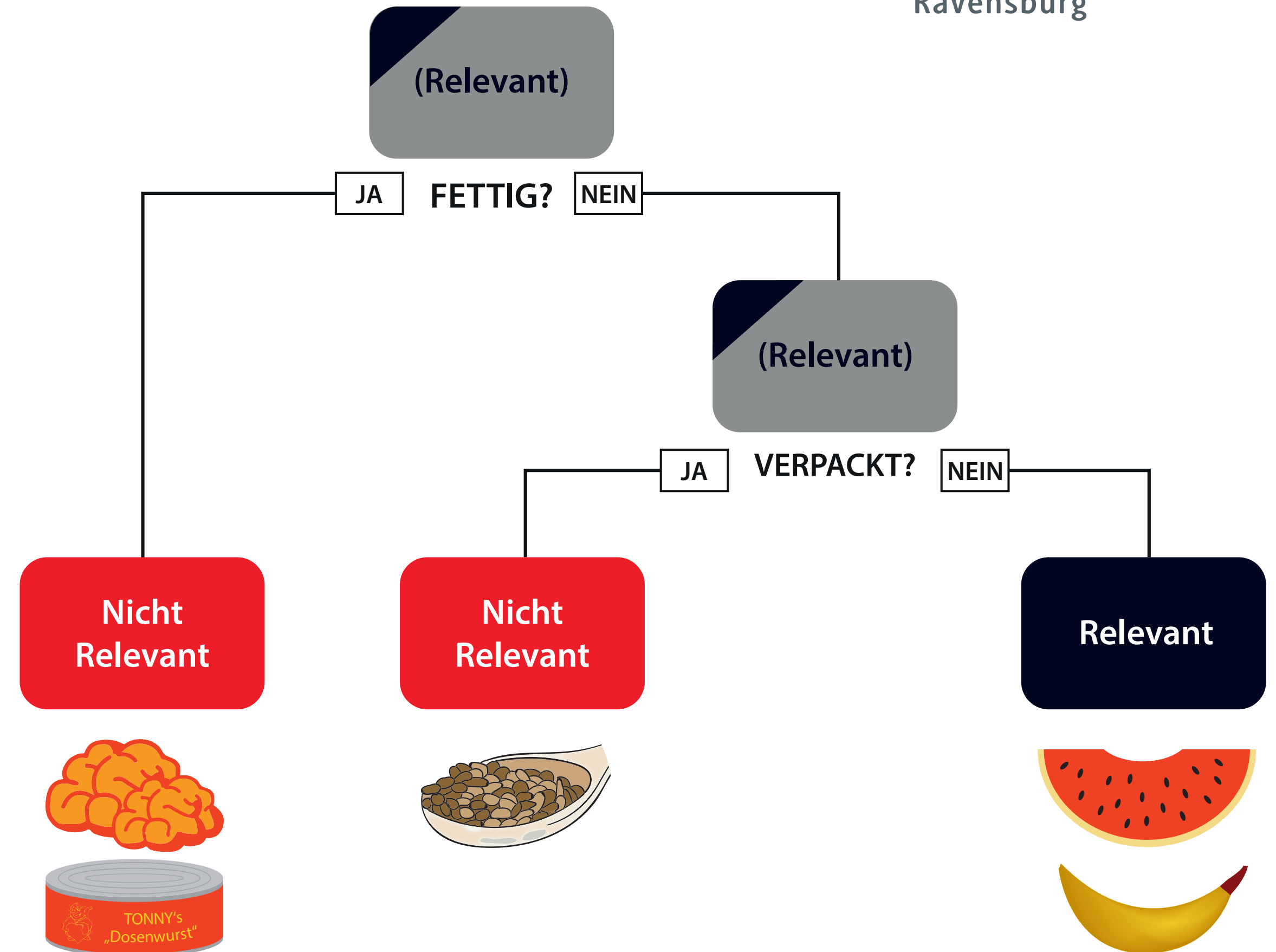
Machine Learning

Der Entscheidungsbaum rechts findet Melonen und Bananen und hätte folgende In-Sample-Performance:

Recall:

Precision:

Accuracy:



Trainingsdatensatz



Testdatensatz



Machine Learning

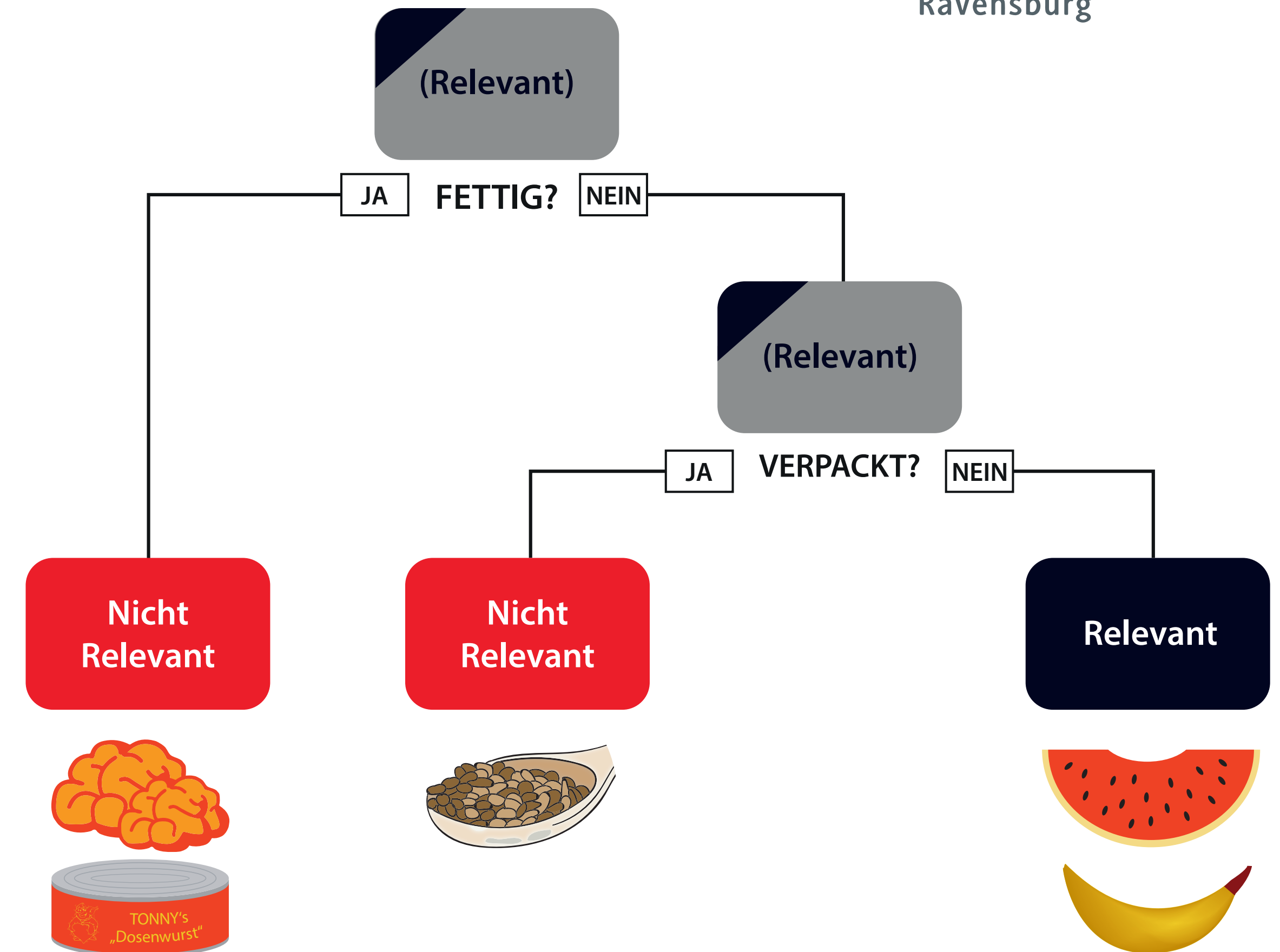
Der Entscheidungsbaum rechts findet Melonen und Bananen und hätte folgende In-Sample-Performance:

Recall: $2/4 = 50\%$

Precision: $2/2 = 100\%$

Accuracy: $3/5 = 60\%$

Die Maschine ist unzufrieden und probiert einen anderen Entscheidungsbaum aus.



Trainingsdatensatz



Testdatensatz



Machine Learning

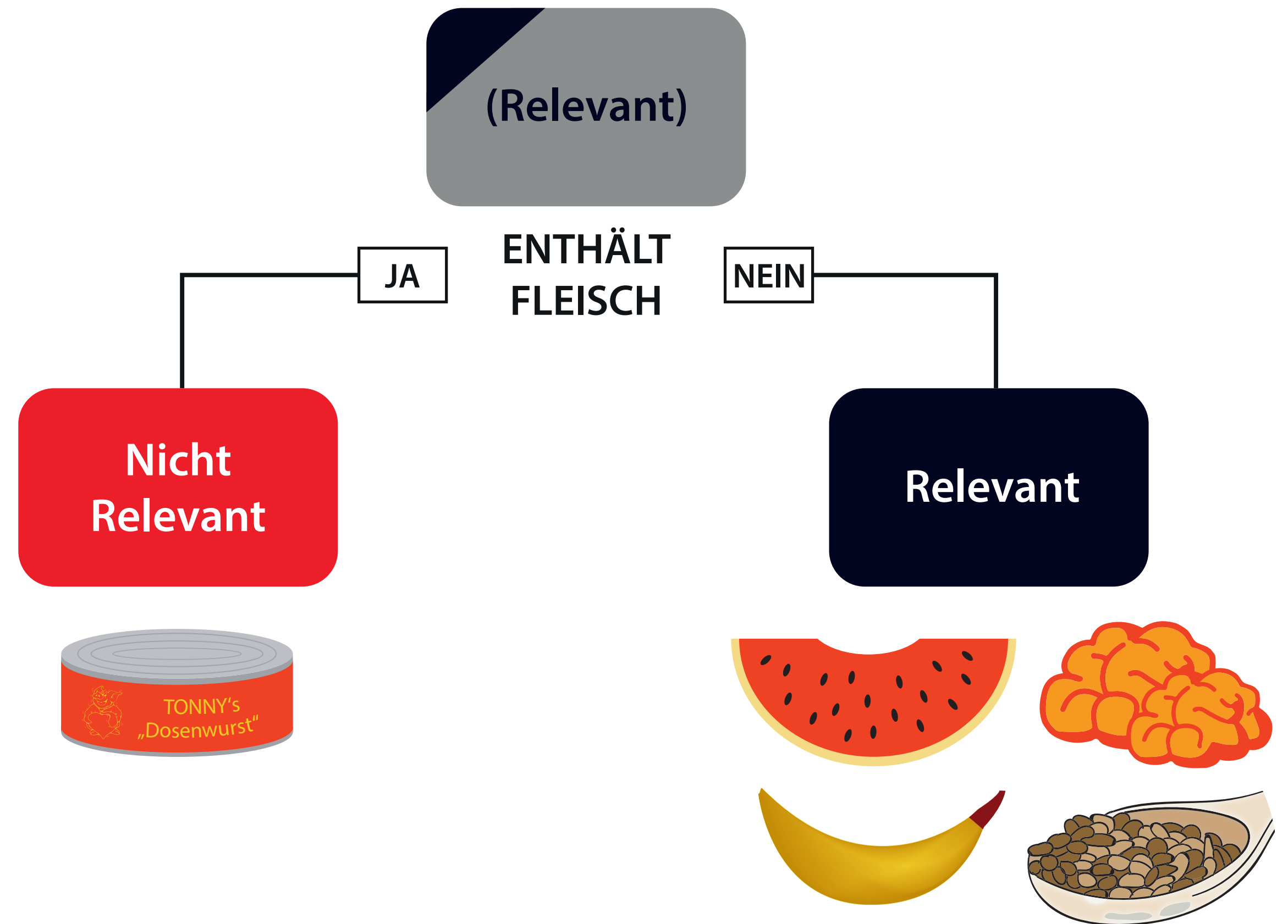
Jetzt sieht es besser aus!

Recall: $4/4 = 100\%$

Precision: $4/4 = 100\%$

Accuracy: $5/5 = 100\%$

Aber das ist nur die In-Sample-Performance. Diese erhält man auch durch folgende Regel: „Wenn es Melone, Nuss, Banane oder Linsen sind, dann ist es relevant“ (Auswendiglernen).



Trainingsdatensatz



Testdatensatz



Machine Learning

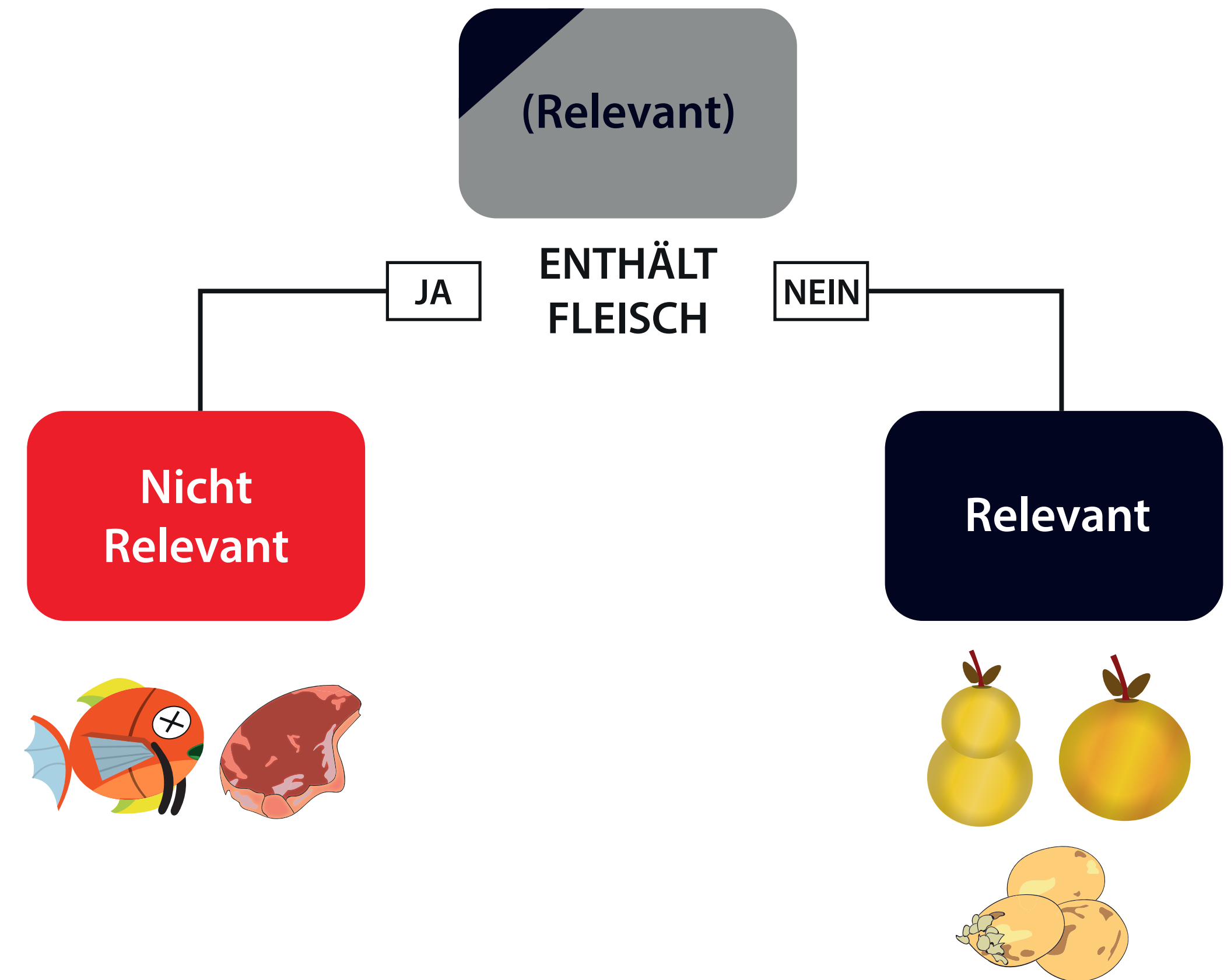
Wie performen wir Out-Of-Sample? Tatsächlich ebenfalls perfekt!

Recall: $3/3 = 100\%$

Precision: $3/3 = 100\%$

Accuracy: $5/5 = 100\%$

Aber das Beispiel ist natürlich auch extrem einfach gewählt. Der Kunde ist Veggie und die Maschine hat das erkannt. Die Realität ist deutlich komplexer und 100% sind selten.



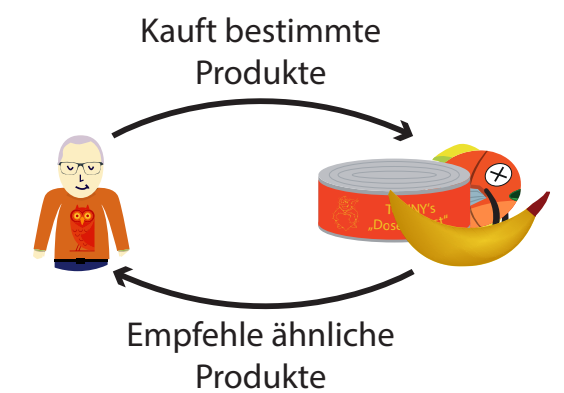
Algorithmen auf Instagram

Die bisherigen Folien zu Machine Learning und KI hatten einen starken Bezug zu Handelsplattformen.

Im Folgenden wollen wir die Themen mit zwei weiteren Fragestellungen vertiefen:

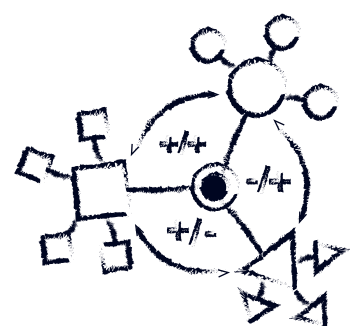
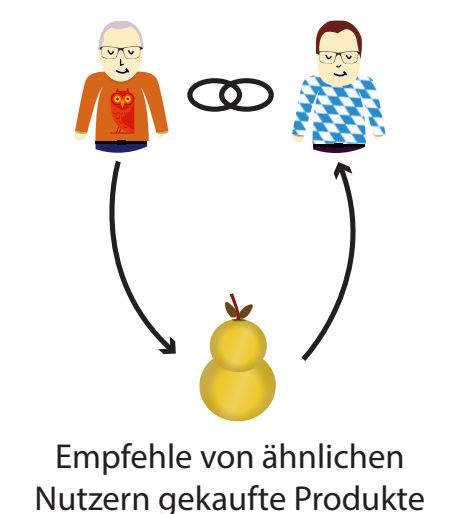
- Wie wird KI im Kontext von Social Media eingesetzt?
- Welche Rolle spielt generative KI für Plattformen?

Nutzer	Ist ein Vegetarier	Ernährungs bewusst	Hasst Kerne				
			✓		👍	👍	👍
	✓	✓		👍	👍		
		✓		👍	👍		👍



Nutzer	Männlich	Weiblich	Beamter	Alter < 30	Alter 31-60	Alter > 60	Deutsch
	✓		✓		✓		✓
		✓	✓		✓		
	✓		✓		✓		✓

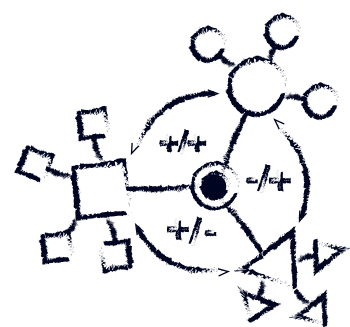
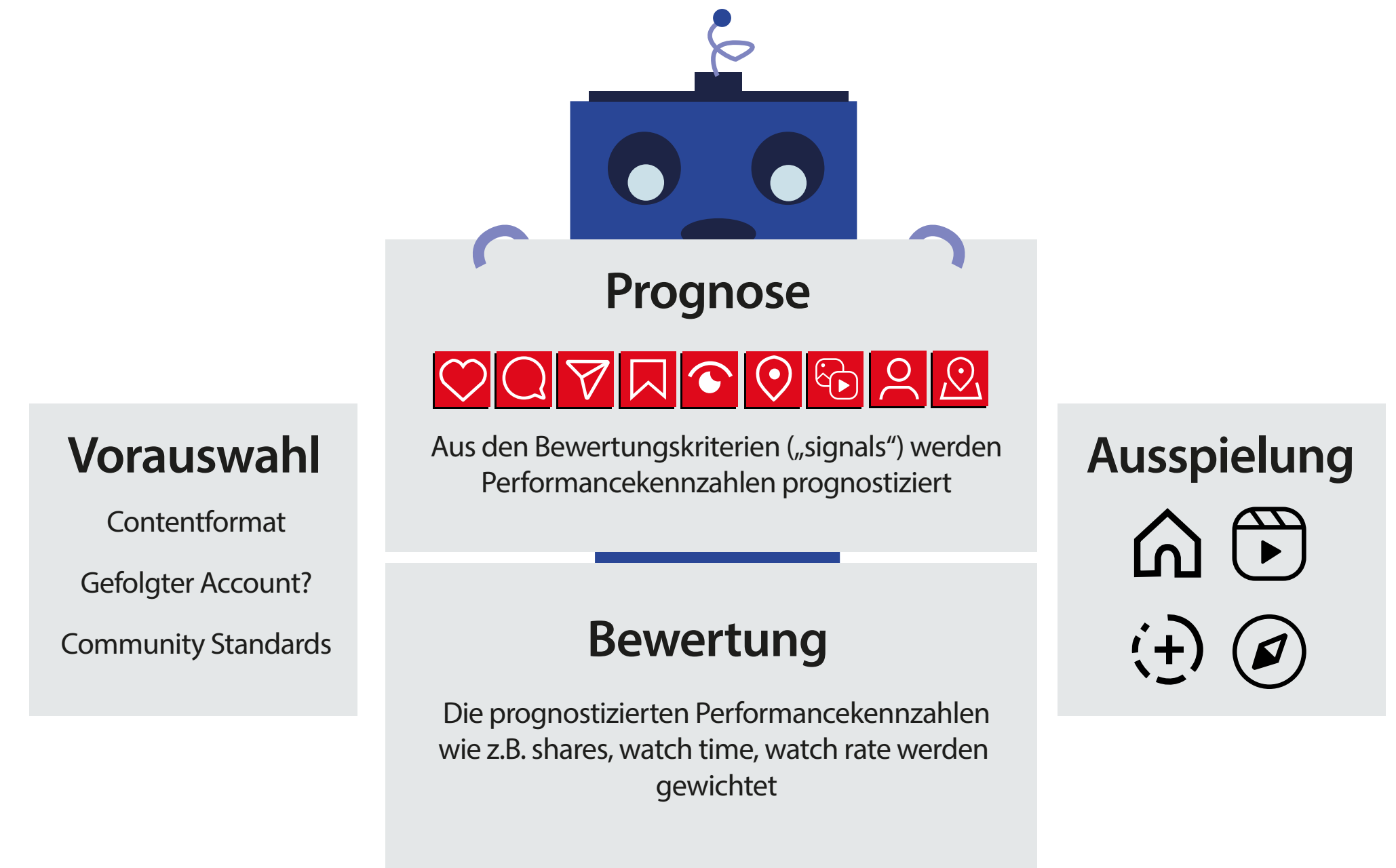
CLUSTERN!



Algorithmen auf Instagram

Bei der ersten Frage betrachten wir Instagram. Nicht nur, weil es die aktuell wichtigste Social-Media-Plattform ist, sondern weil der CEO Adam Mosseri viele Einblicke gibt:

- Blog Posts aus [2021](#) und [2023](#) über Algorithmen
- YouTube-Interview über Neuerungen in [2025](#)

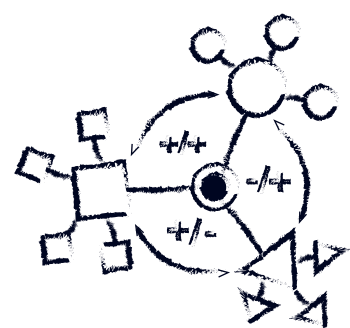
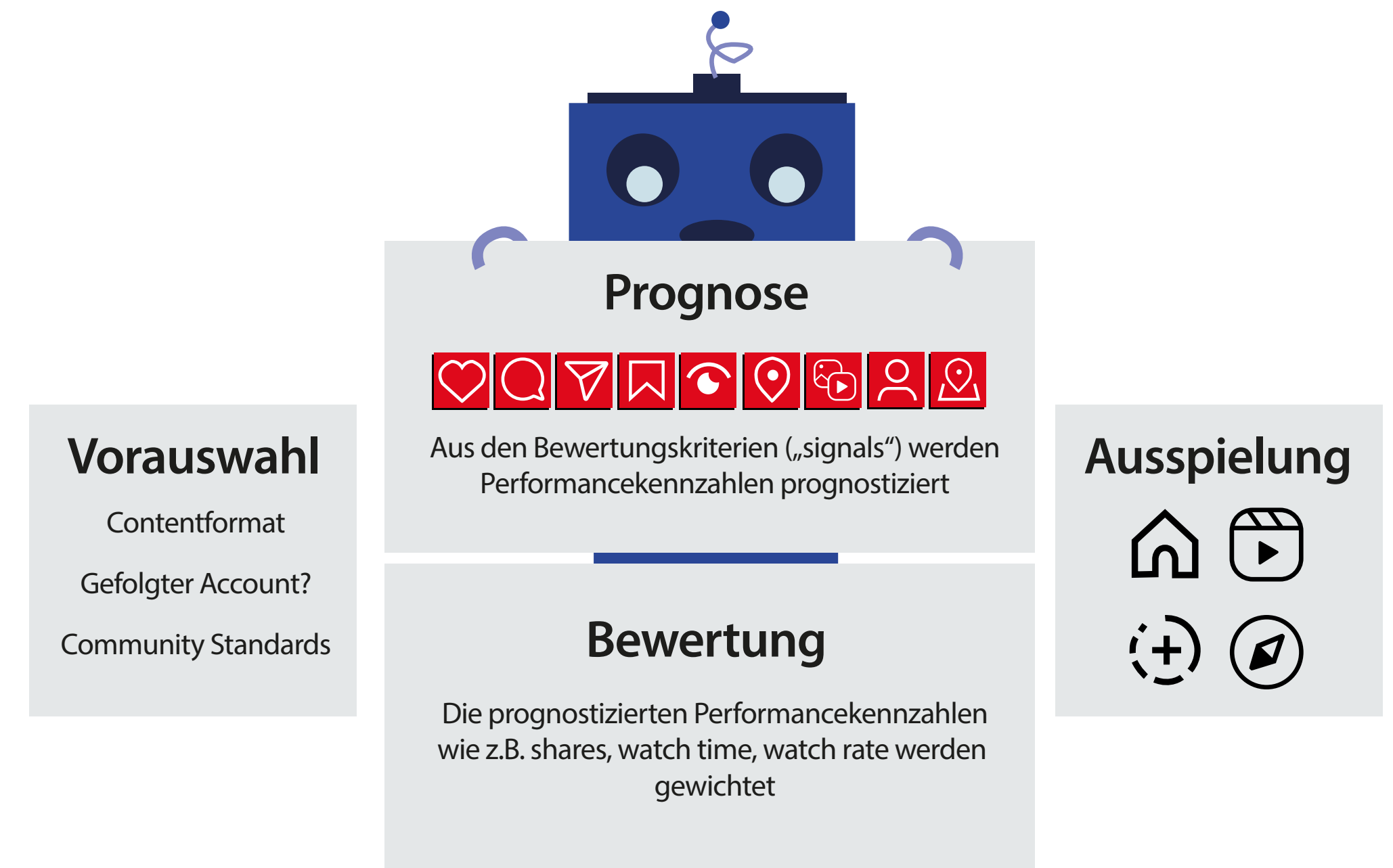


Algorithmen auf Instagram

Eine zentrale Aussage von ihm ist, dass es nicht den einen Algorithmus oder das eine große KI-System gibt.

Es gibt ähnliche, aber dennoch unterschiedliche Scoring-Modelle für verschiedene Bereiche von Instagram.

Zusätzlich gibt es diverse KI Systeme im Hintergrund, ohne die diese Modelle nicht die notwendigen Daten hätten.



Algorithmen auf Instagram

Die Bereiche unterscheiden sich insbesondere durch eine Vorauswahl des Contents:

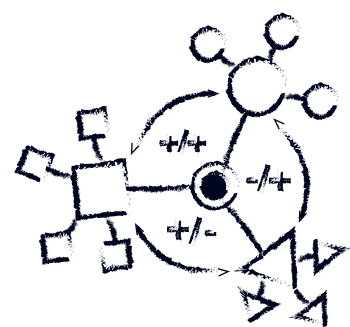
In **Storys** wird überwiegend Content von Accounts angezeigt, denen ich folge.

In **Explore** und bei **Reels** wird überwiegend Content von Accounts angezeigt, denen ich nicht folge.

Im **Feed** wird eine Mischung angezeigt.

Bereich	Wichtig für Ranking
 Feed	Nutzerverhalten      Content   Creator  
 Stories	Nutzerverhalten      Content von gefolgt Accounts
 Reels	Nutzerverhalten      Content   Creator  
 Explore	Nutzerverhalten      Content   Creator  

<https://about.instagram.com/blog/announcements/instagram-ranking-explained/>

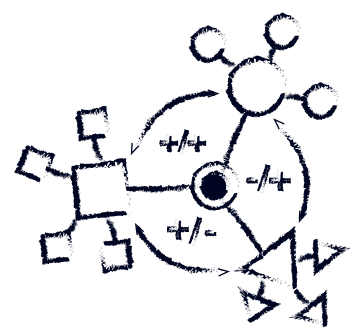
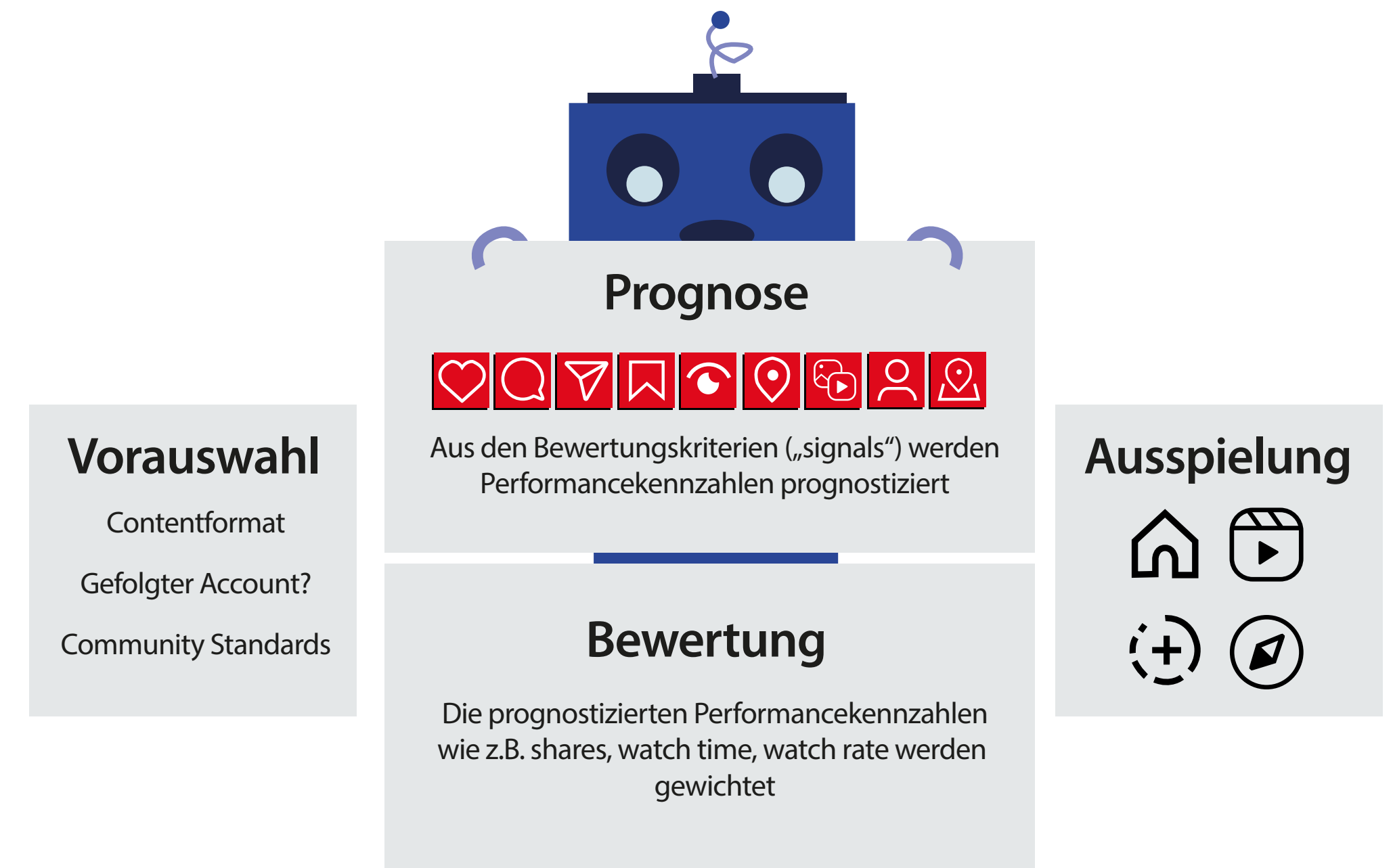


Algorithmen auf Instagram

Nach der Vorauswahl wird basierend auf den relevanten Bewertungskriterien „Signals“ Prognosen aufgestellt:

- Chance dass der Content vom Nutzer geliket wird.
- Wie oft der Content vom Nutzer geteilt werden wird.
- Wie lang ein Reel vom Nutzer geschaut werden wird.

Eine wichtige Aufgabe der KI ist ein Modell zu finden, dass gegeben der „Signals“ möglichst zutreffende Prognosen aufstellt!

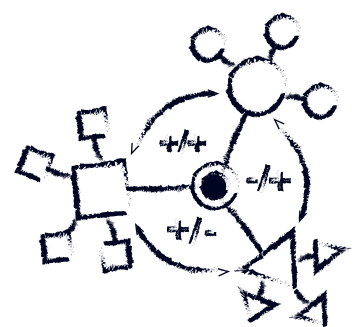


Algorithmen auf Instagram

Grundsätzlich sind wir damit wieder beim Supervised Learning. Im Gegensatz zu unserem Beispiel mit den Lebensmitteln ist die Anwendung aber deutlich komplexer:

Die Datengrundlage ist teilweise unstrukturiert (insb. der Inhalt von Bildern und Reels).

Statt einer binären Zielvariable haben wir mehrere numerische Zielvariablen.

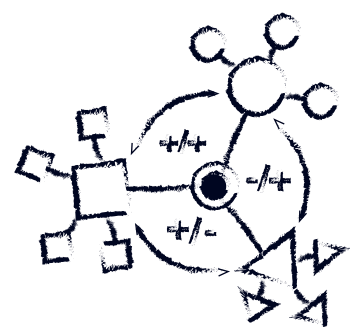
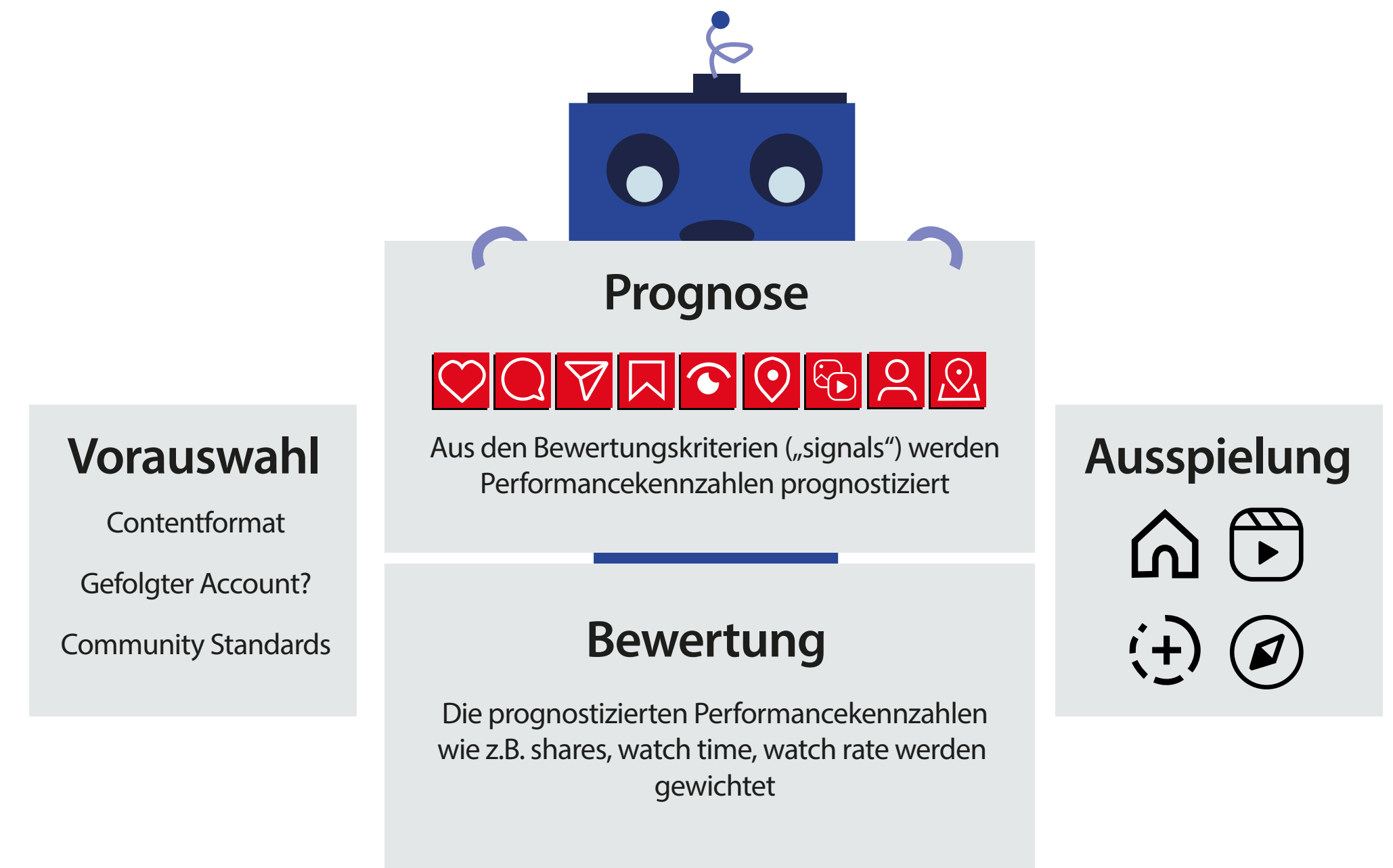


Algorithmen auf Instagram

Für das erste Problem gibt es zwei Ansätze:

Creator und Nutzer liefern die entsprechenden strukturierten Daten selbst: Überschrift, Beschreibung, Kommentare, Tags ...

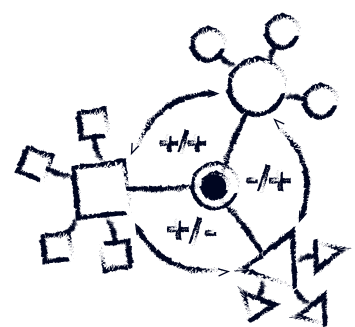
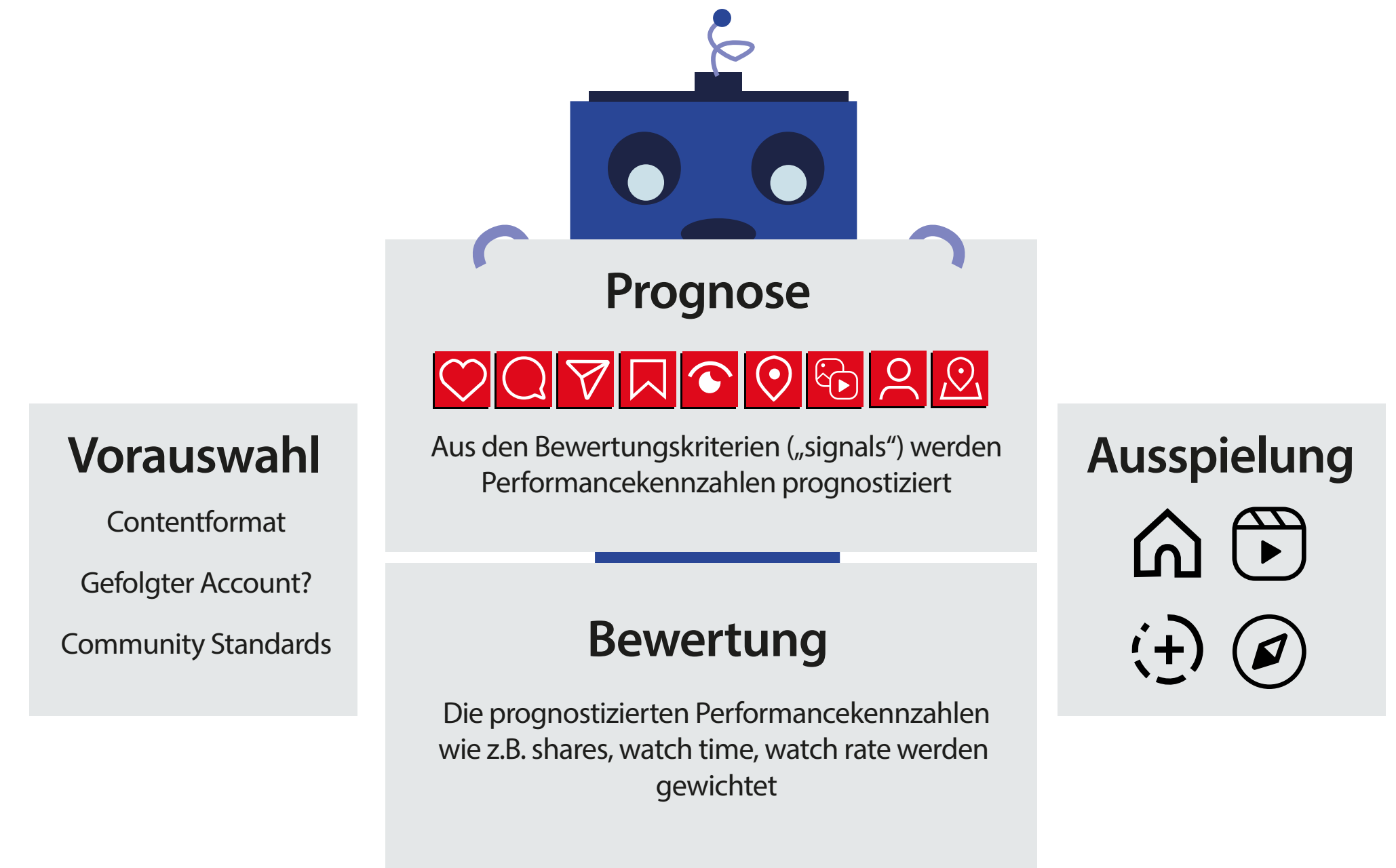
Künstliche Intelligenz erkennt den Inhalt von Bildern und transkribiert den Ton. Bei Reels werden ausgewählte Keyframes analysiert.



Algorithmen auf Instagram

Für das zweite Problem müssen wir uns noch einmal wortwörtlich mit „Algorithmen“ befassen. Instagram verwendet sicher keine einfachen Klassifikationsbäume.

Aussichtsreiche Kandidaten wären diverse Varianten der Regression, neuronale Netze oder Weiterentwicklungen des Regressionsbaums.



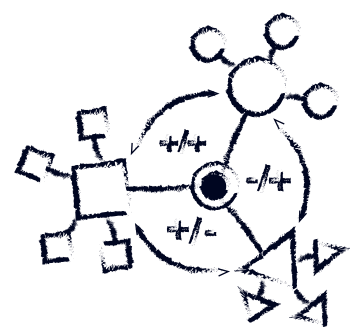
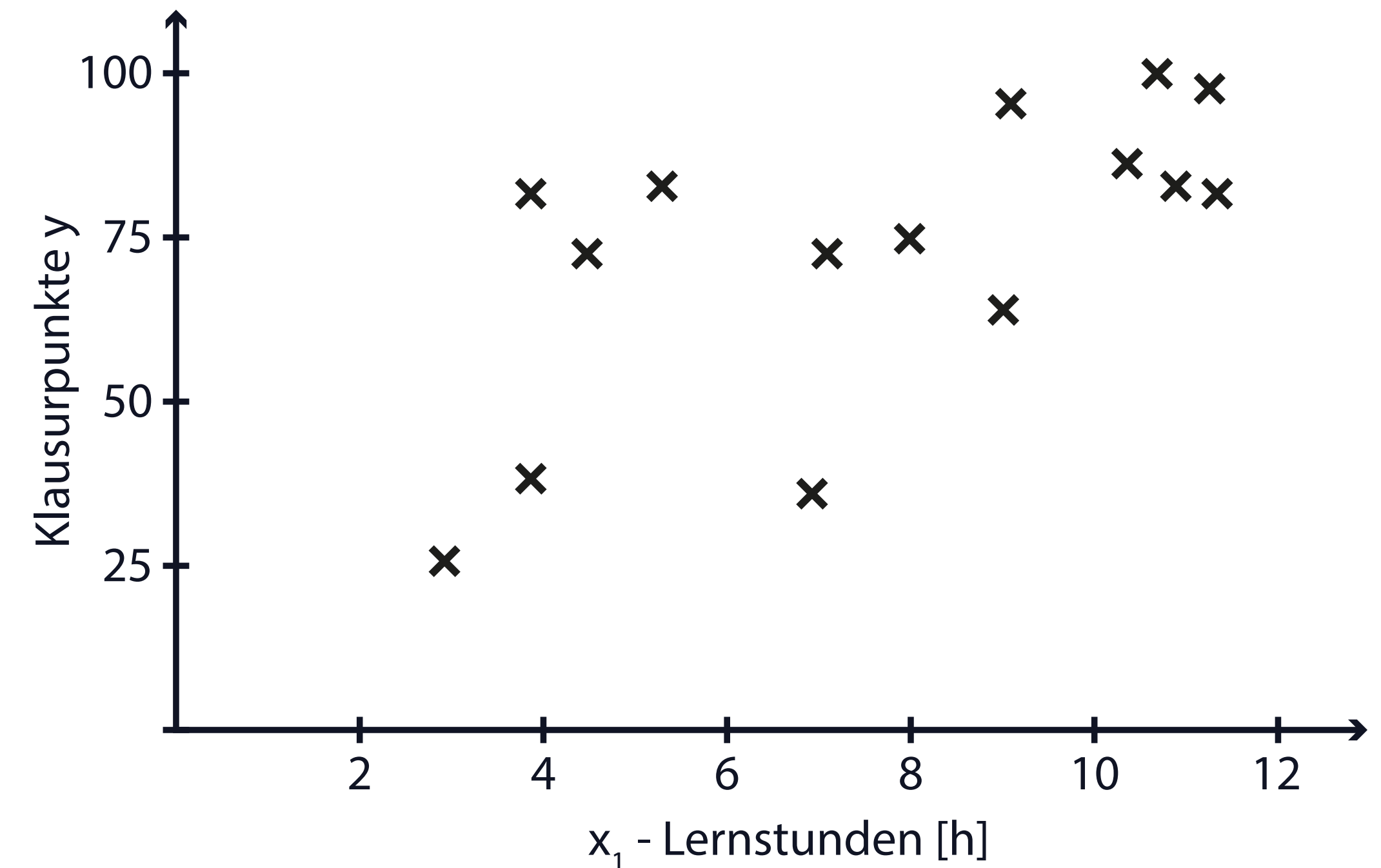
Vertiefung Algorithmen

Bei Regressionsmodellen suchen wir nach einer mathematischen Funktion, die einen Zusammenhang zwischen ...

Unabhängigen Variablen $x_1, x_2, \dots, x_n$

Abhängiger Variable y

... möglichst gut beschreibt.

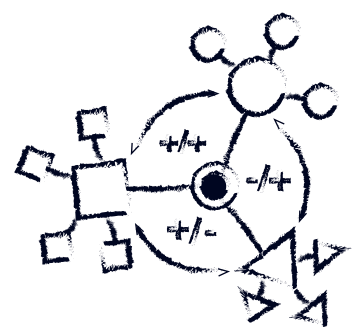
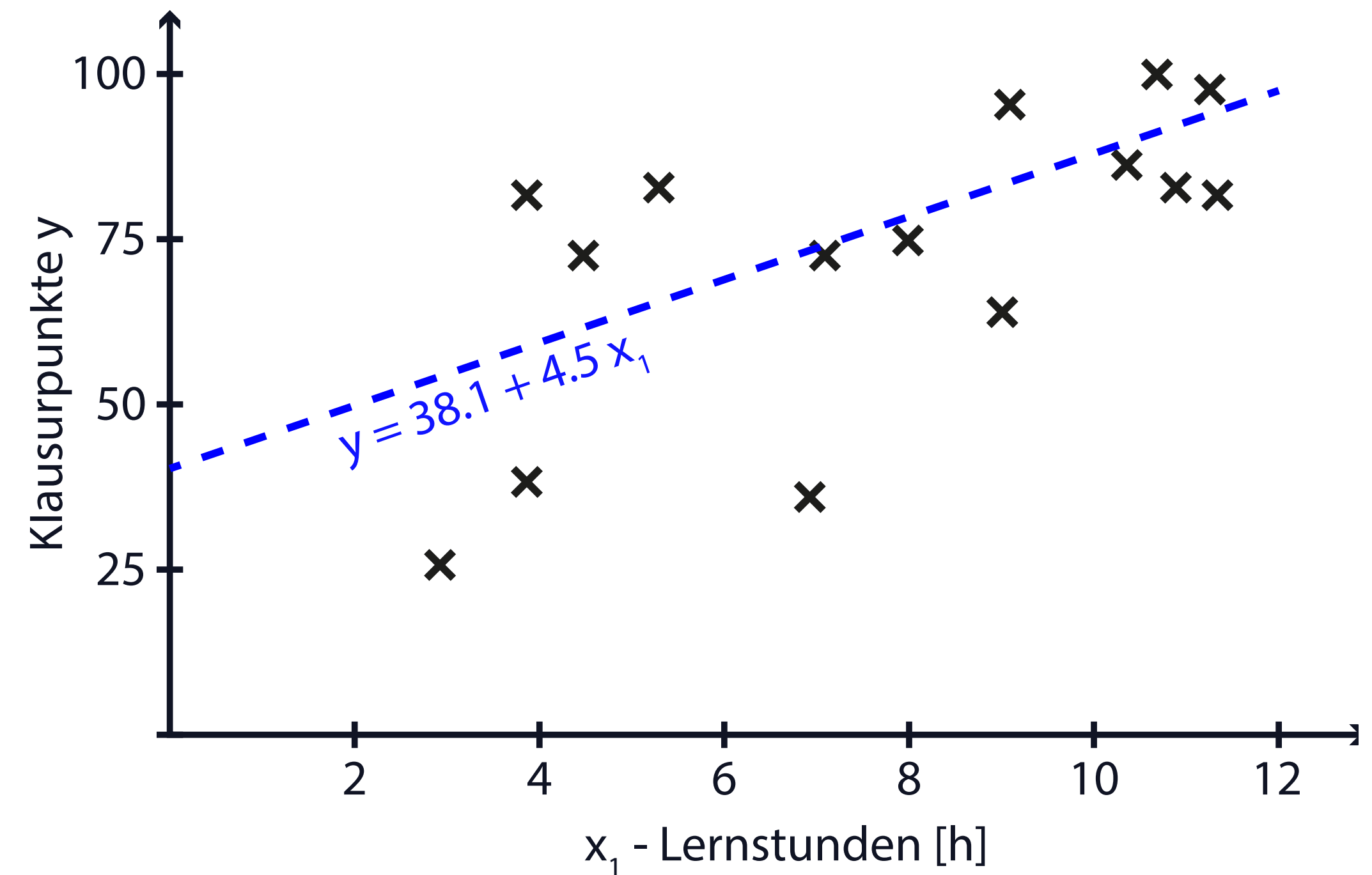


Vertiefung Algorithmen

Die Form der Funktion wird üblicherweise vorgegeben. Die einfachste Variante wäre eine lineare Funktion:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

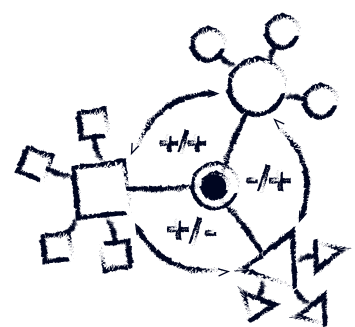
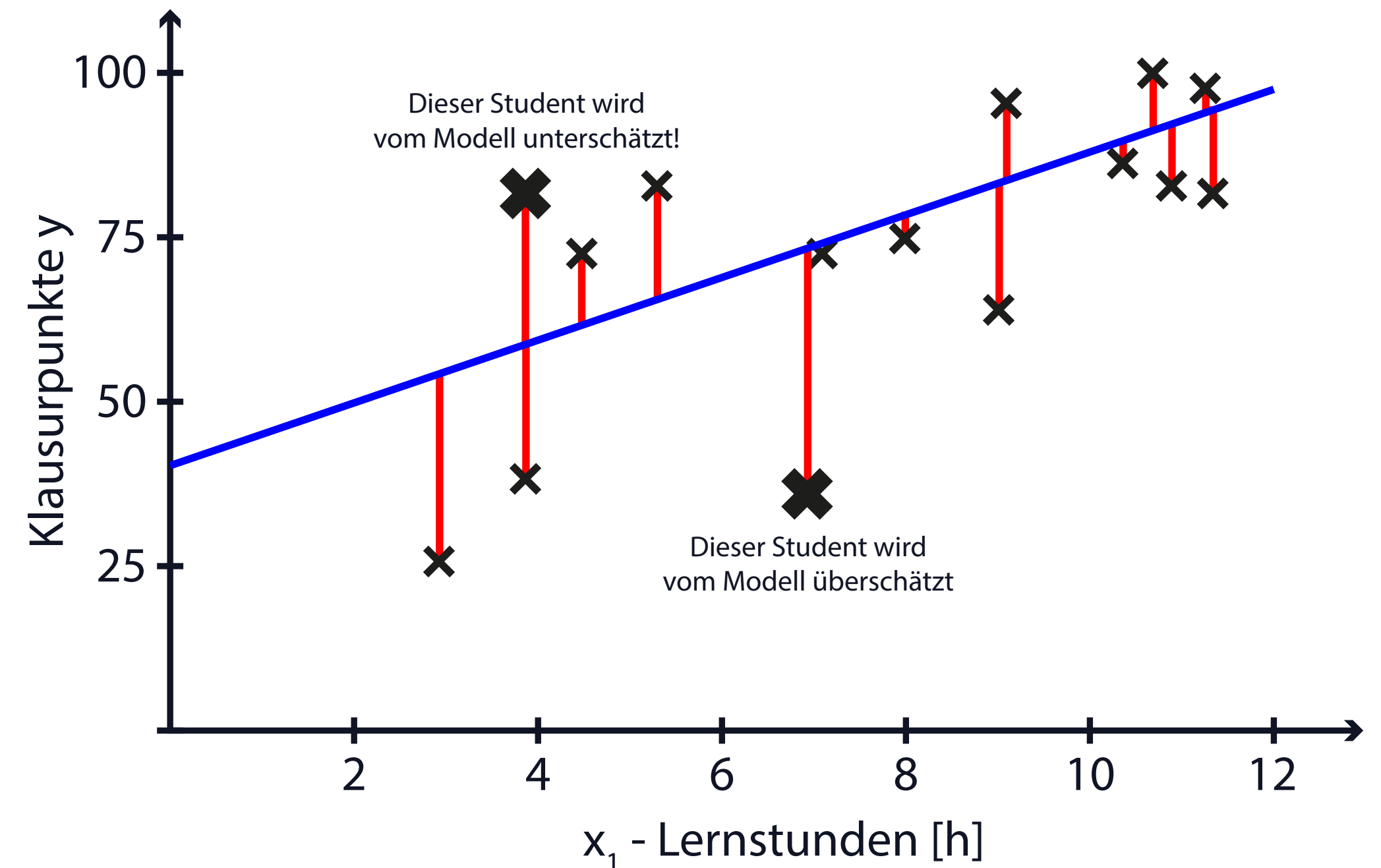
Die Aufgabe der KI ist die Suche nach den am besten geeigneten Werten für die Betas.



Vertiefung Algorithmen

Umso kleiner die Abweichungen zwischen den Prognosen des Modells und den tatsächlich beobachteten Werten, umso geeigneter sind die Betas.

Konkret werden die Betas oft so gewählt, dass die mittlere quadratische Abweichung (MSE) minimiert wird.

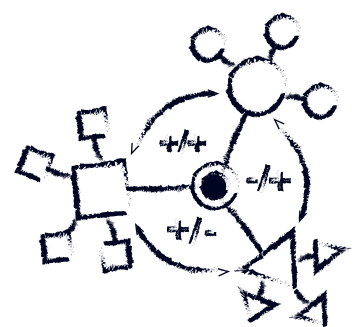
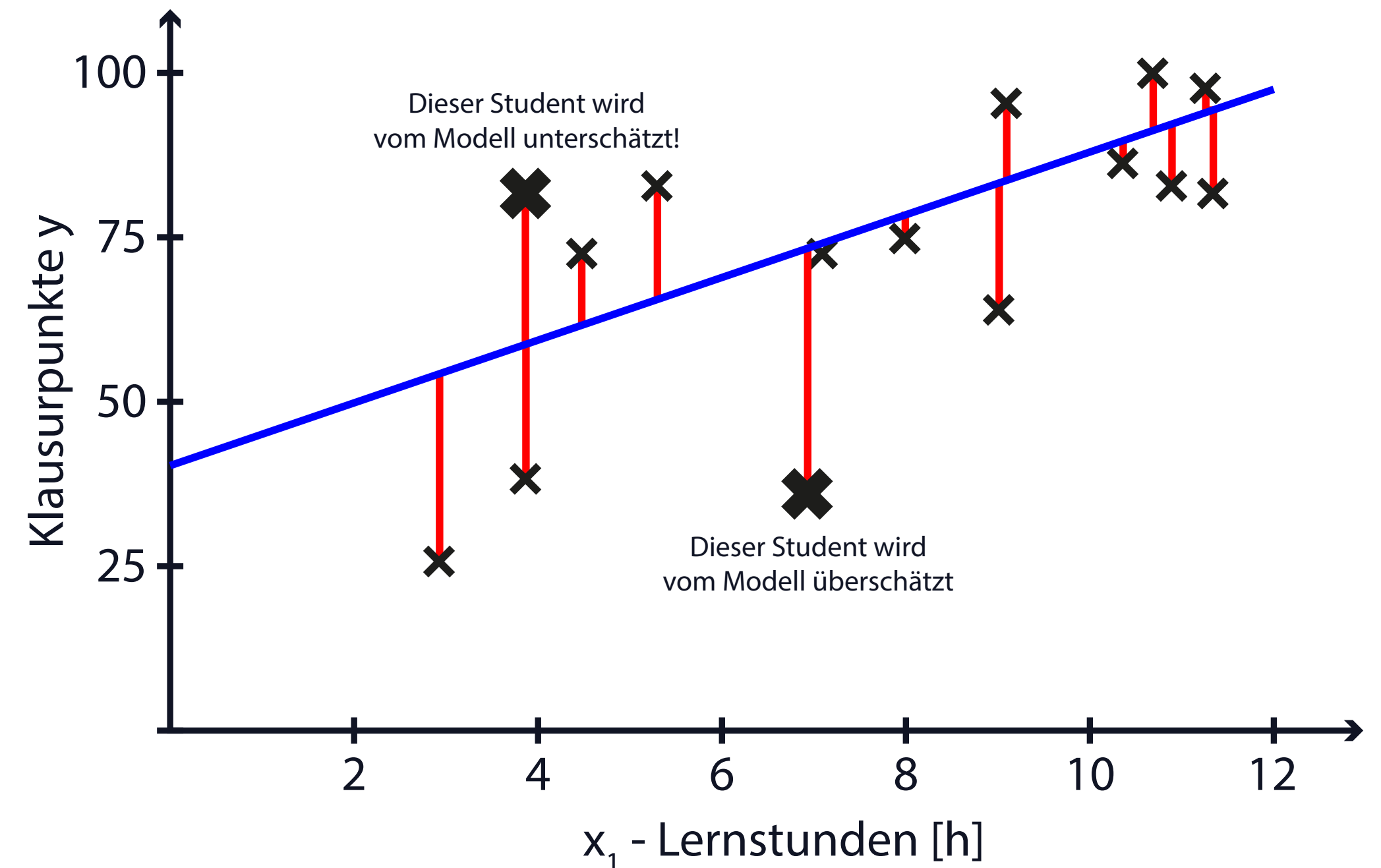


Vertiefung Algorithmen

Unterm Strich macht die KI nichts anderes als ein Minimum einer Funktion mit sehr vielen Variablen zu suchen.

Wegen der vielen Variablen ist die klassische Vorgehensweise aus der Analysis (Nullsetzen partieller Ableitungen) jedoch nicht ohne Weiteres möglich.

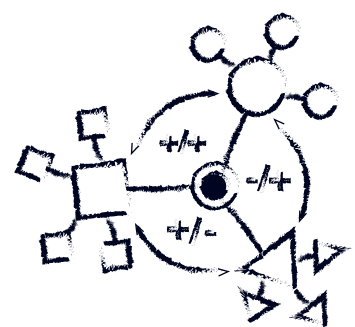
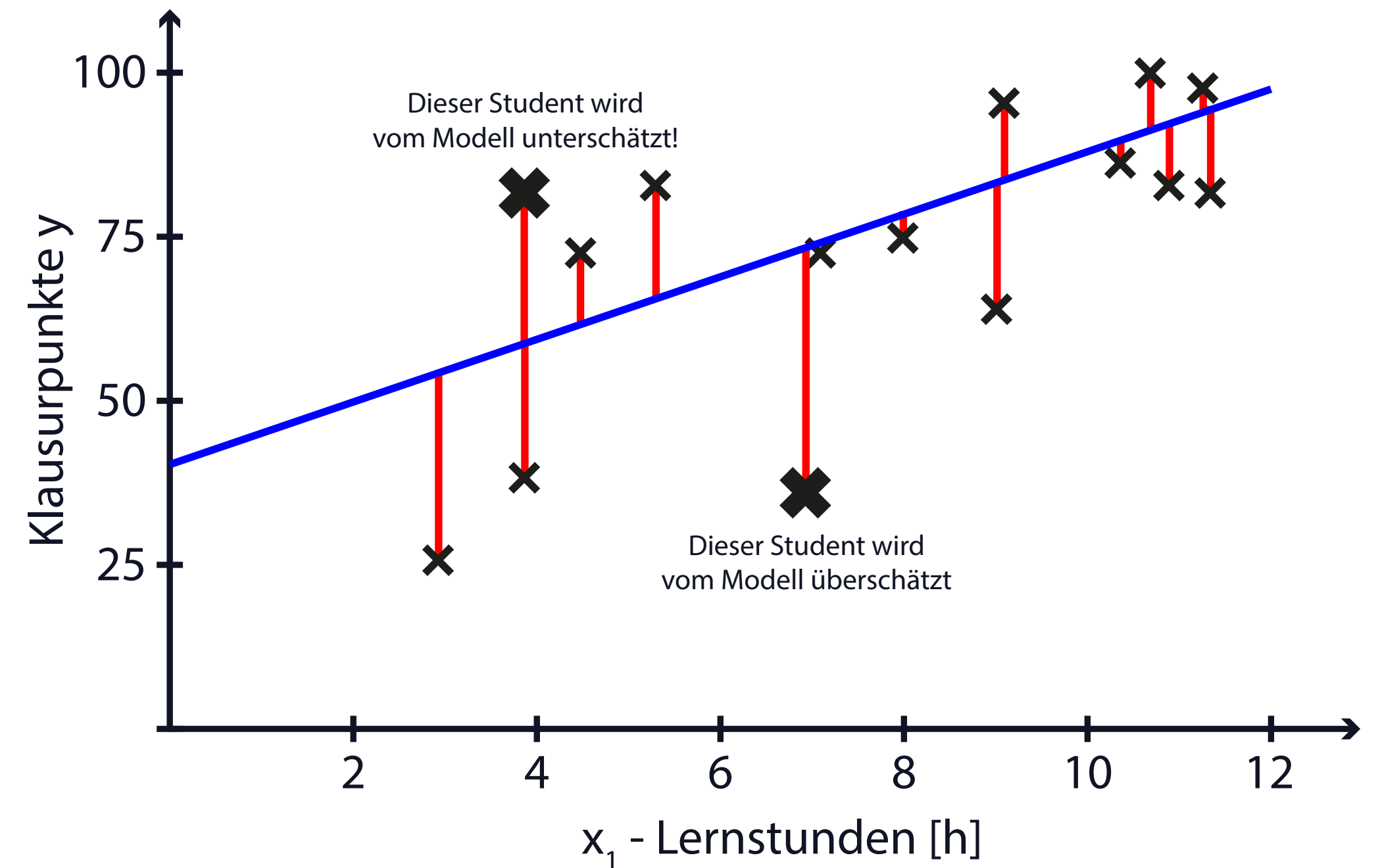
Zum Einsatz kommen numerische Verfahren wie der Gradient Descent.



Vertiefung Algorithmen

Die Form der Funktion kann im Falle komplexer Anwendungen deutlich komplizierter ausfallen:

- Mehr Summanden
- Nichtlineare Zusammenhänge (Quadrat, Logarithmus ...)
- Dummyvariablen für kategoriale unabhängige Variablen
- Interaktionsterme

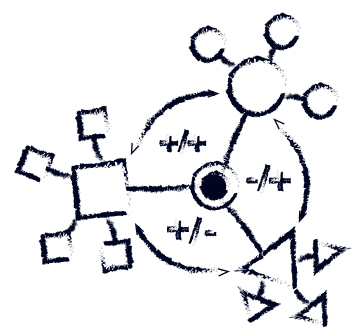
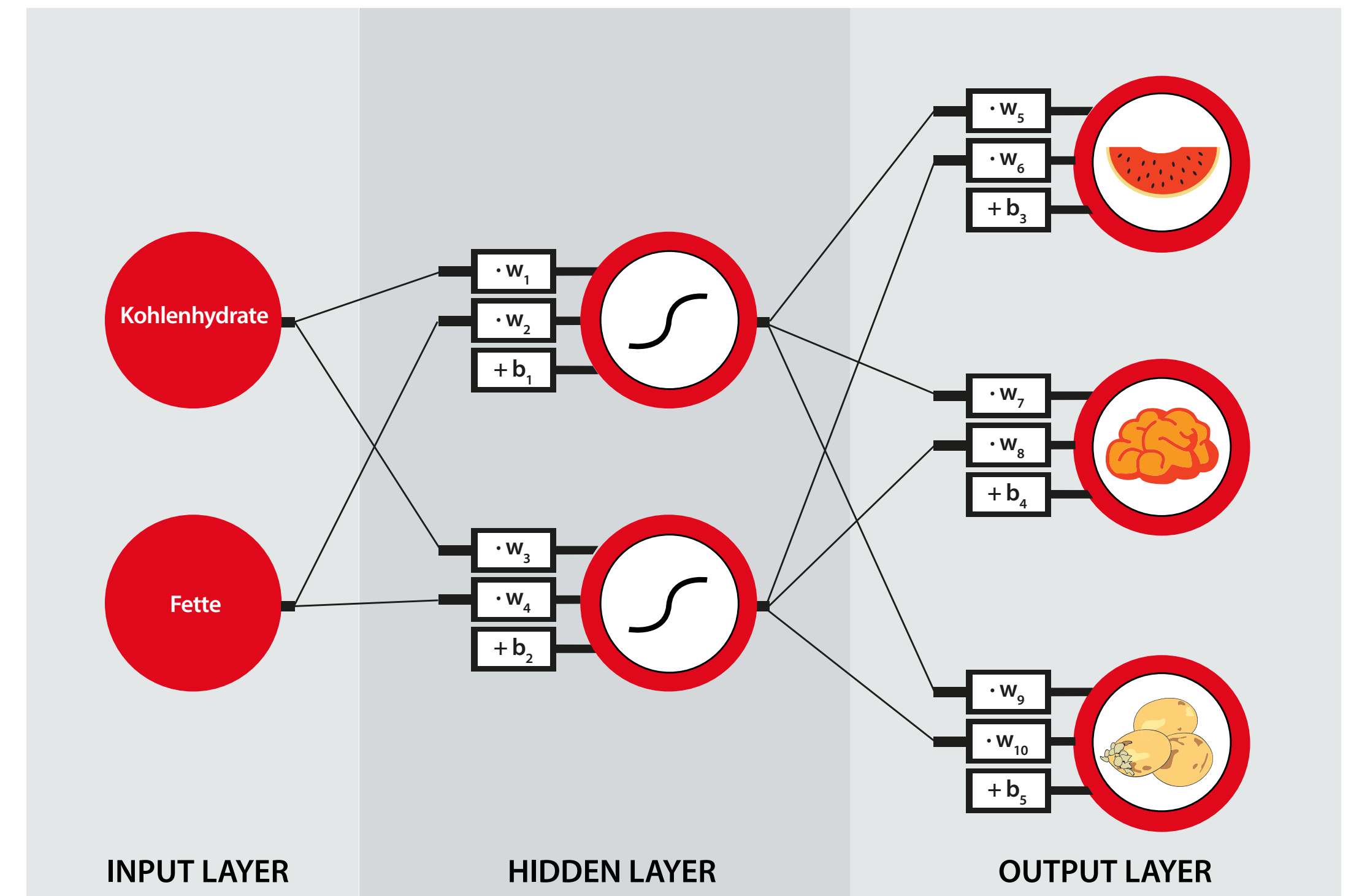


Vertiefung Algorithmen

Neuronale Netze bestehen aus miteinander verknüpften Neuronen und imitieren somit die Struktur des Gehirns.

Im Kontext von KI bestehen neuronale Netze aus einem Input-Layer, mindestens einem Hidden-Layer und einem Output-Layer.

Der **Input-Layer** repräsentiert die uns zur Verfügung stehenden Daten. Diese können sowohl binär als auch numerisch sein!

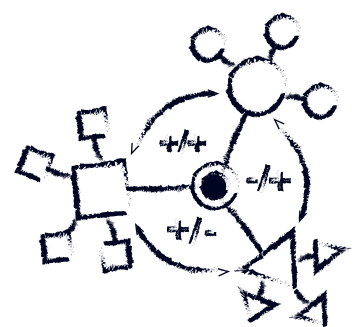
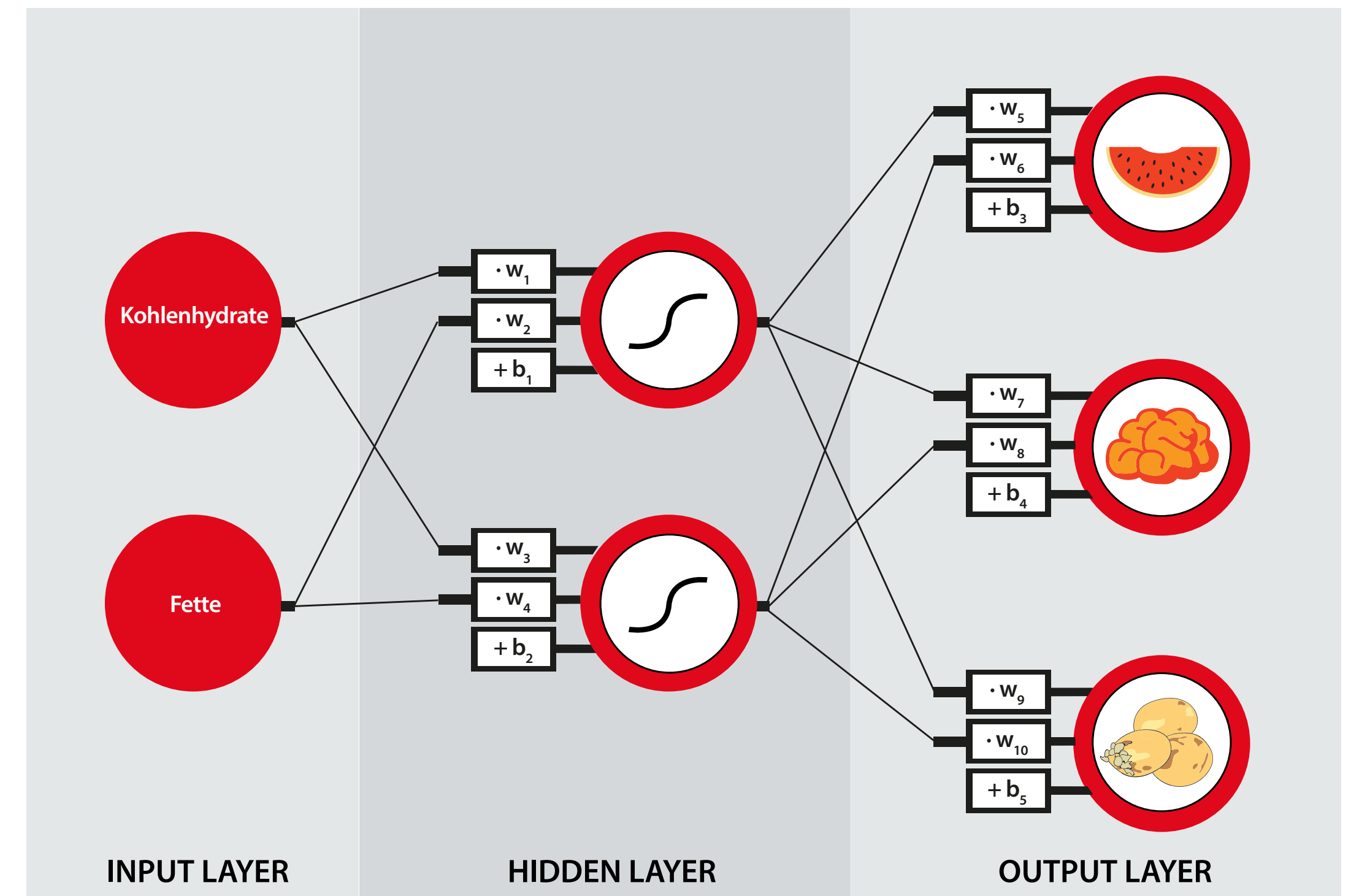


Vertiefung Algorithmen

Im **Hidden-Layer** werden die Eingabewerte aus dem Input-Layer gewichtet und verrechnet.

Die mathematische Funktion für die Verrechnung wird üblicherweise fest vorgegeben. Die Gewichtungen sind dagegen variabel.

Gibt es mehrere Hidden-Layer, rechnet nur der erste direkt mit den Eingabewerten aus dem Input-Layer. Die späteren Hidden-Layer rechnen mit den Ergebnissen des jeweils vorherigen Hidden-Layers.

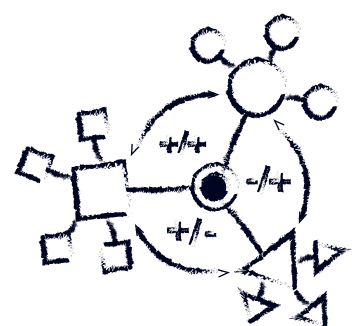
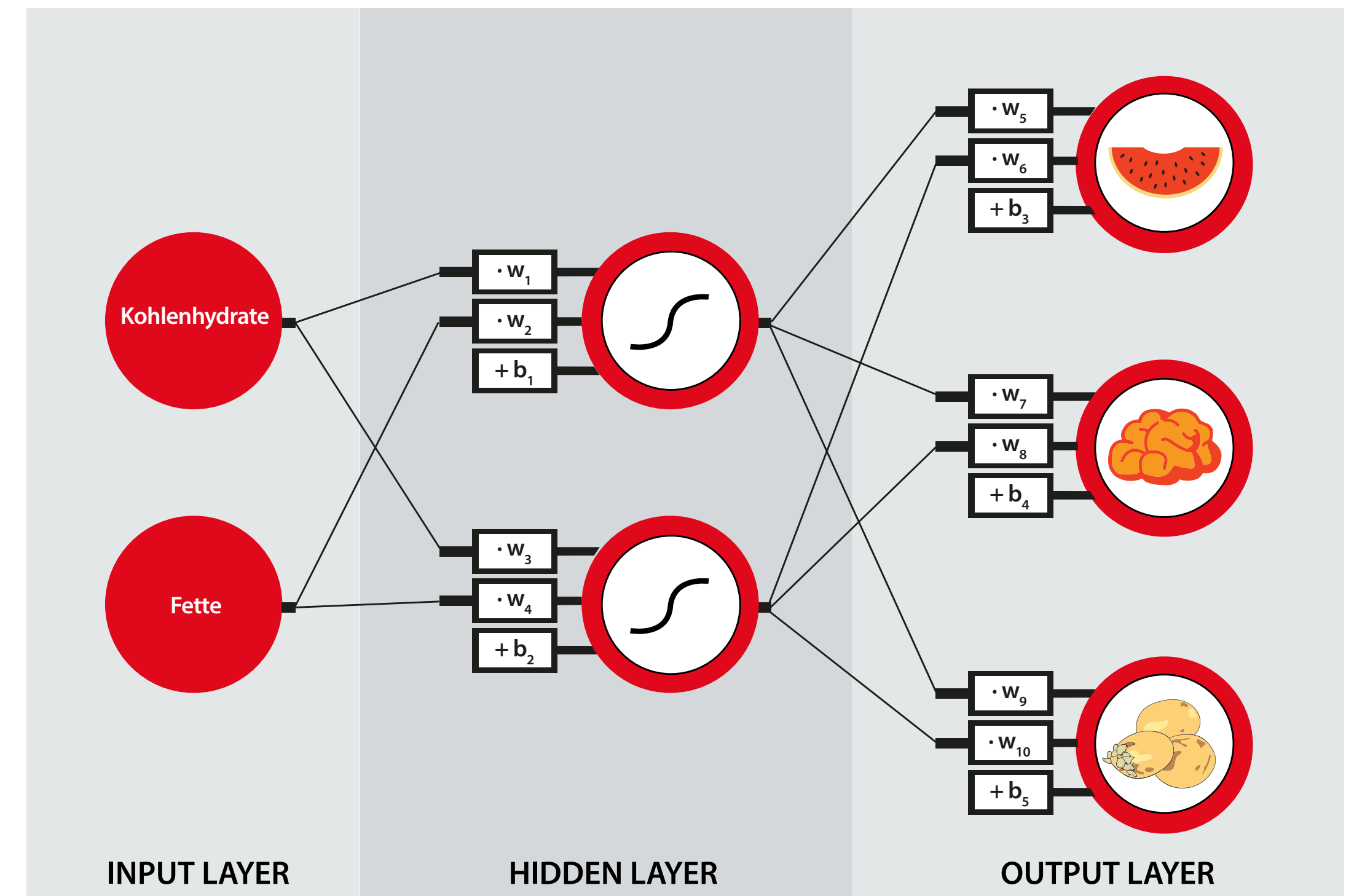


Vertiefung Algorithmen

Aus den Werten des letzten Hidden-Layers wird im **Output-Layer** das Ergebnis gebildet.

Bei kategorialen Zielvariablen gibt es für jede mögliche Ausprägung ein Neuron und das Neuron mit dem stärksten Signal gibt das Ergebnis an.

Bei numerischen Zielvariablen gibt es ein einzelnes Neuron, das das Endergebnis ausrechnet.

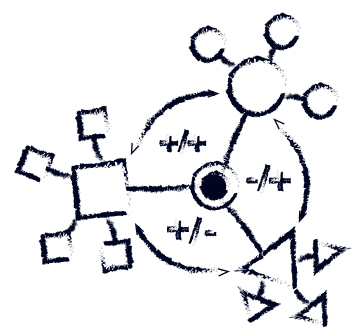
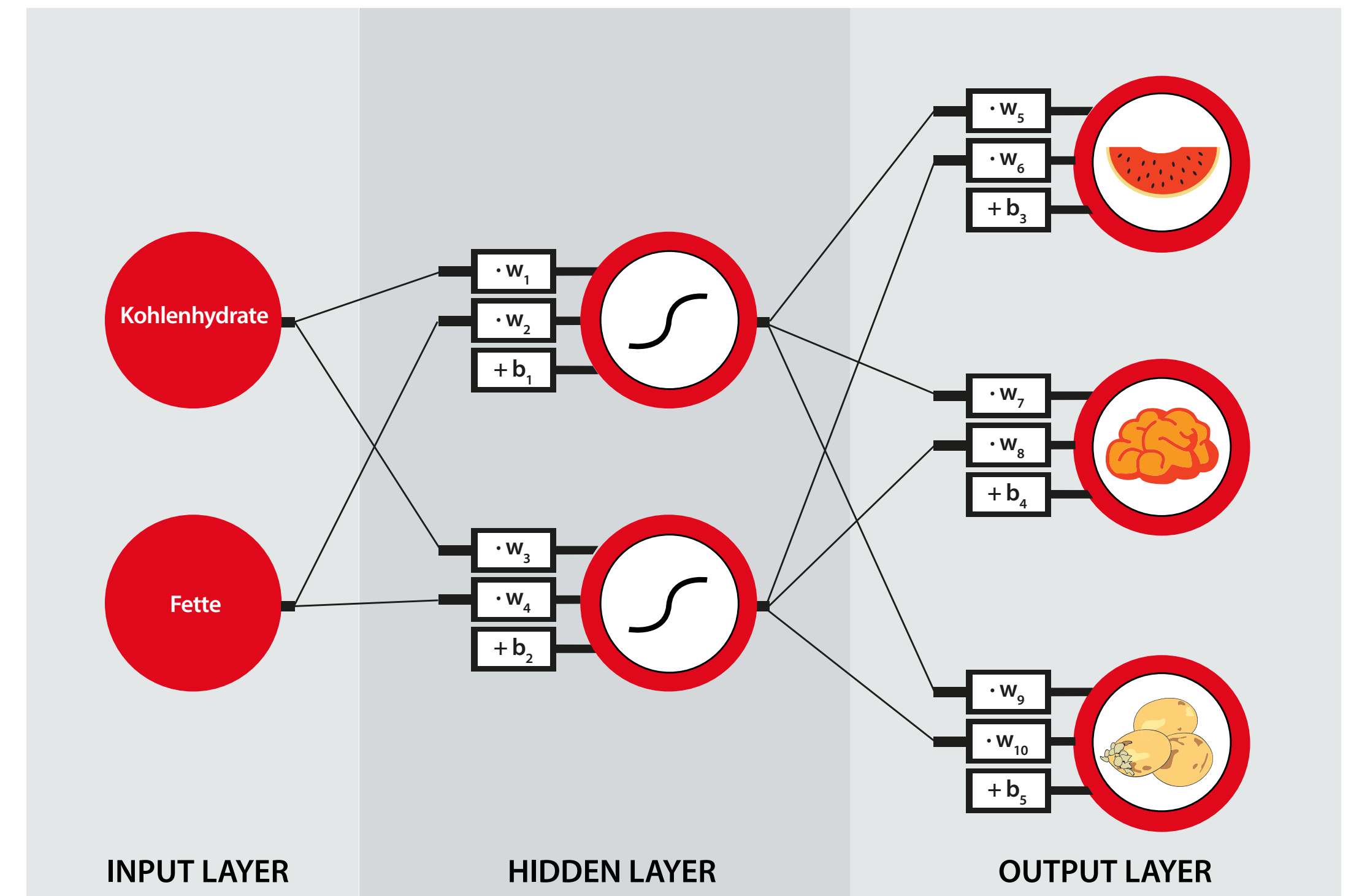


Vertiefung Algorithmen

Mit einem Trainingsdatensatz überprüft die KI, ob das Netzwerk mit seinen aktuellen Gewichten ein gutes Ergebnis erzielt.

Bei einer Klassifizierung bewerten wir das Ergebnis anhand der uns bereits bekannten Metriken Recall, Precision und Accuracy.

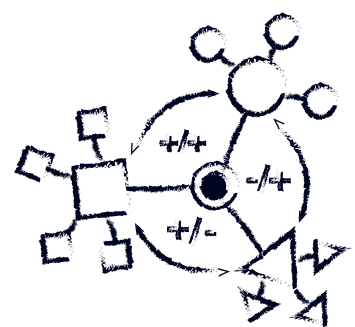
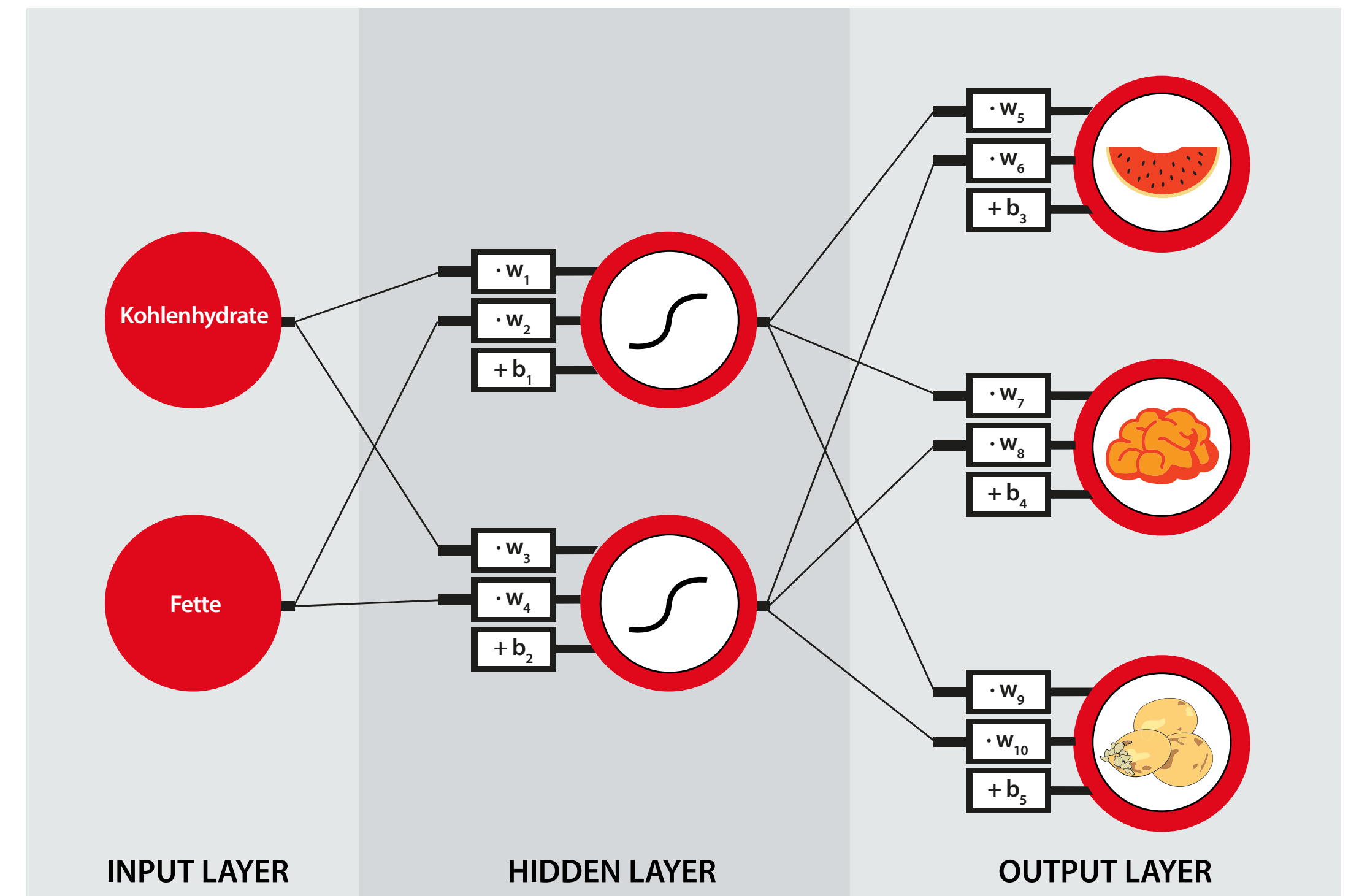
Bei einer numerischen Vorhersage bewerten wir das Ergebnis basierend auf der Abweichung von Prognose und tatsächlich eingetretenem Ergebnis.



Vertiefung Algorithmen

Ist das Ergebnis nicht zufriedenstellend, werden die Gewichtungen angepasst.

Diese Anpassung ist natürlich kein zufälliges Ausprobieren, sondern erfolgt systematisch.



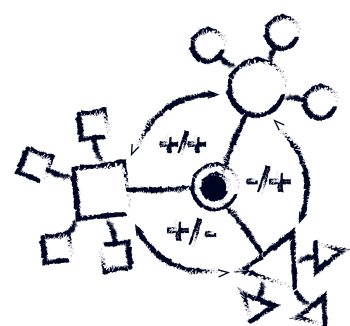
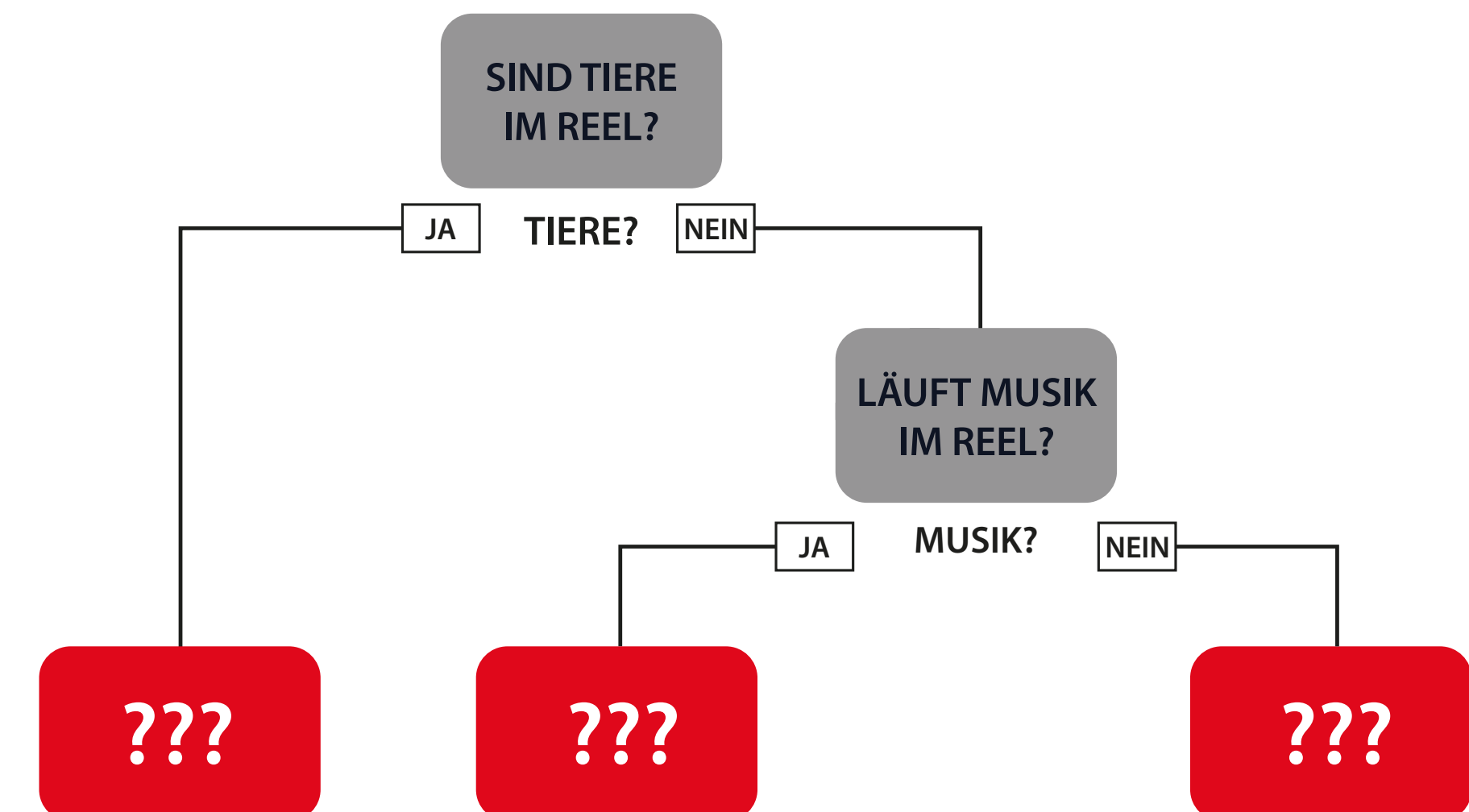
Vertiefung Algorithmen

Bei den Entscheidungsbäumen müssen wir zuerst eine kleinere Änderung vornehmen.

Statt Klassifikationsbäumen betrachten wir Regressionsbäume. Die Werte in den Blättern sind keine Kategorien mehr, sondern Durchschnittswerte.

Betrachten wir dazu ein einfaches Beispiel ...

Reels	Länge	Personen	Musik	Tiere
A - 25% Watch Rate	30s	2	Pop	Nein
B - 40% Watch Rate	30s	1	-	Nein
C - 80% Watch Rate	60s	-	-	Ja
D - 10% Watch Rate	90s	1	Rock	Nein
E - 50% Watch Rate	15s	1	-	Nein
F - 100% Watch Rate	30s	1	-	Ja



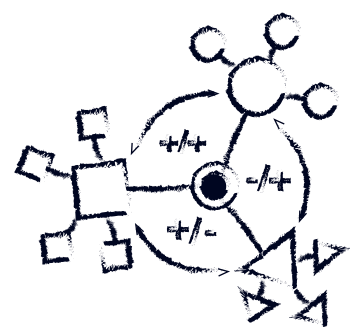
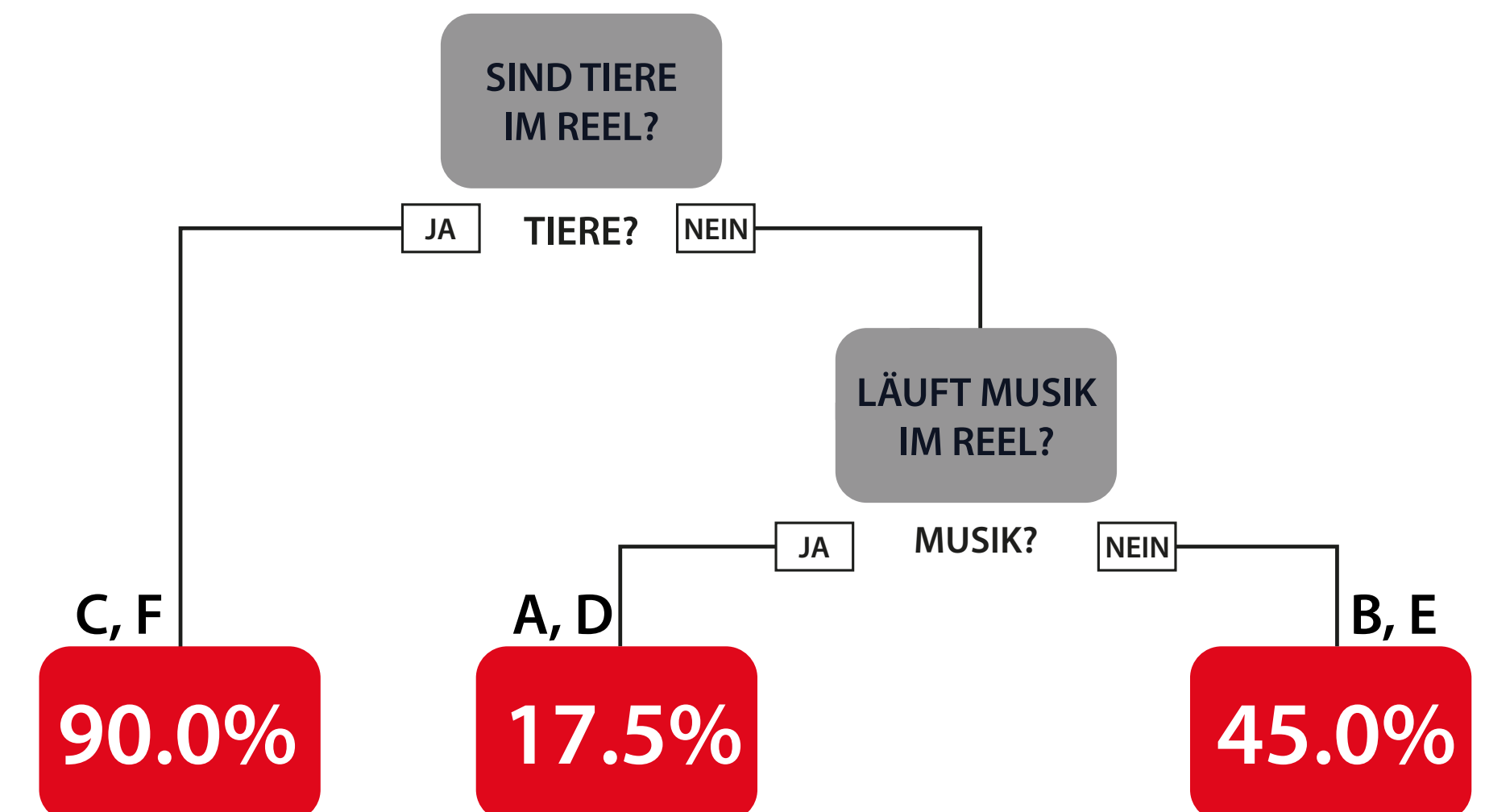
Vertiefung Algorithmen

Zum linken Blatt gehören die Reels C und E mit einer Watchrate von 80% und 100%. Der Durchschnitt wäre 90%.

Zum mittleren Blatt gehören die Reels A und D mit einer Watchrate von 25% und 10%. Der Durchschnitt wäre 17.5%.

Zum rechten Blatt gehören die Reels B und E mit einer Watchrate von 40% und 50%. Der Durchschnitt wäre 45%.

Reels	Länge	Personen	Musik	Tiere
A - 25% Watch Rate	30s	2	Pop	Nein
B - 40% Watch Rate	30s	1	-	Nein
C - 80% Watch Rate	60s	-	-	Ja
D - 10% Watch Rate	90s	1	Rock	Nein
E - 50% Watch Rate	15s	1	-	Nein
F - 100% Watch Rate	30s	1	-	Ja

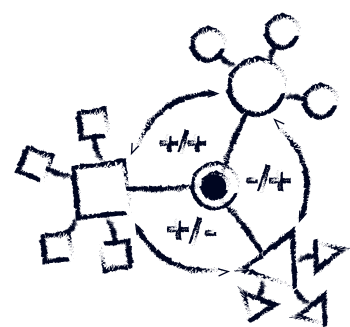
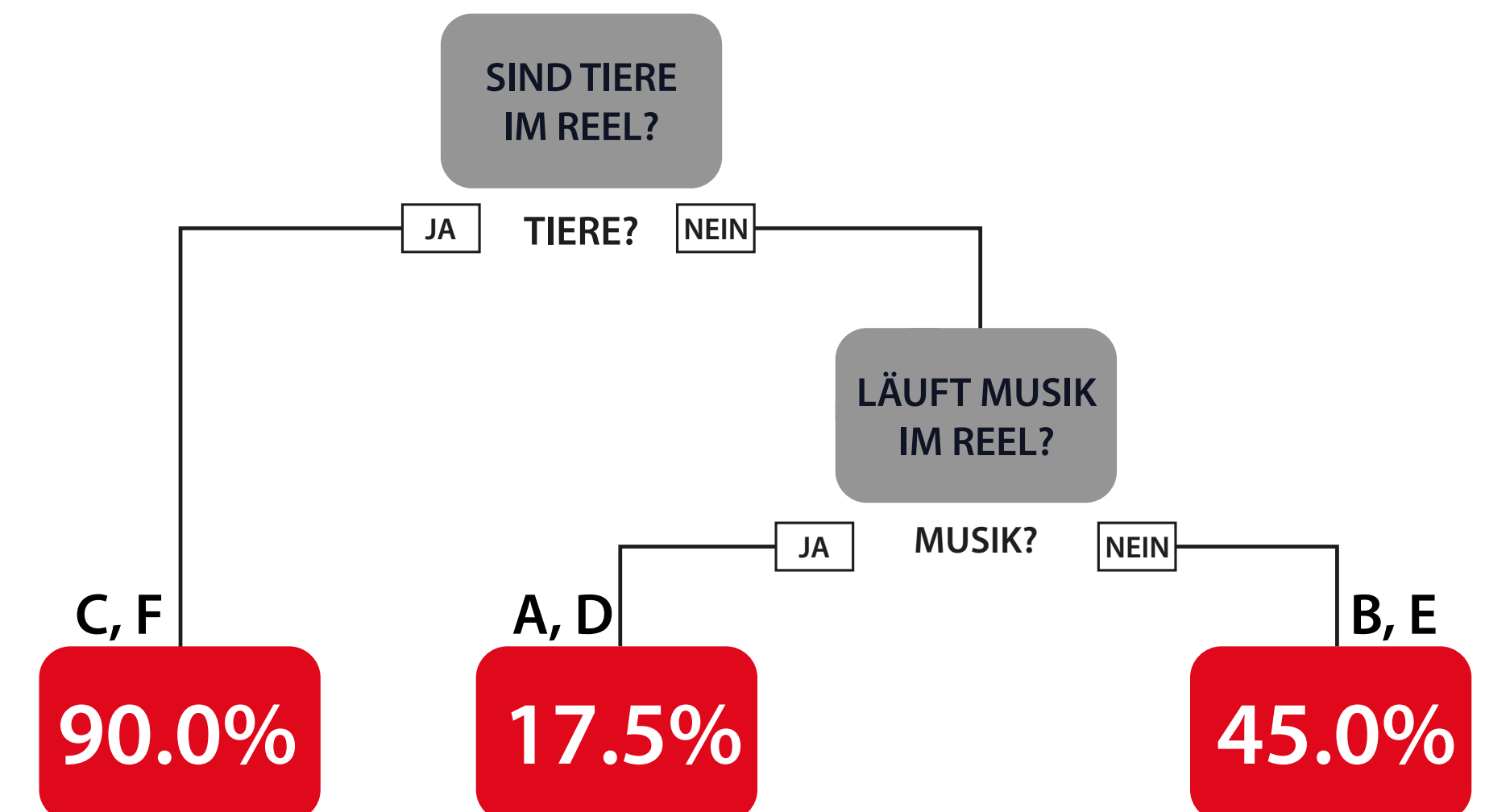


Vertiefung Algorithmen

Aber dann kann der Regressionsbaum bei einem neuen Reel auch nur die Prognosen 17.5% oder 45% oder 90% abgeben?

Das stimmt, aber jetzt kommt ein zusätzlicher Trick ins Spiel. Statt nur einen Baum zu erzeugen und diesen so lange anzupassen, bis er die Daten gut beschreibt ...

Reels	Länge	Personen	Musik	Tiere
A - 25% Watch Rate	30s	2	Pop	Nein
B - 40% Watch Rate	30s	1	-	Nein
C - 80% Watch Rate	60s	-	-	Ja
D - 10% Watch Rate	90s	1	Rock	Nein
E - 50% Watch Rate	15s	1	-	Nein
F - 100% Watch Rate	30s	1	-	Ja



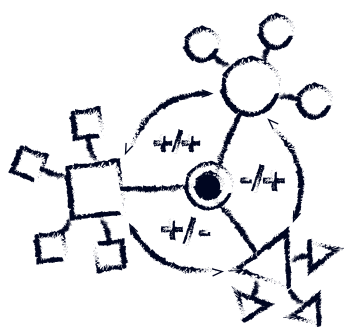
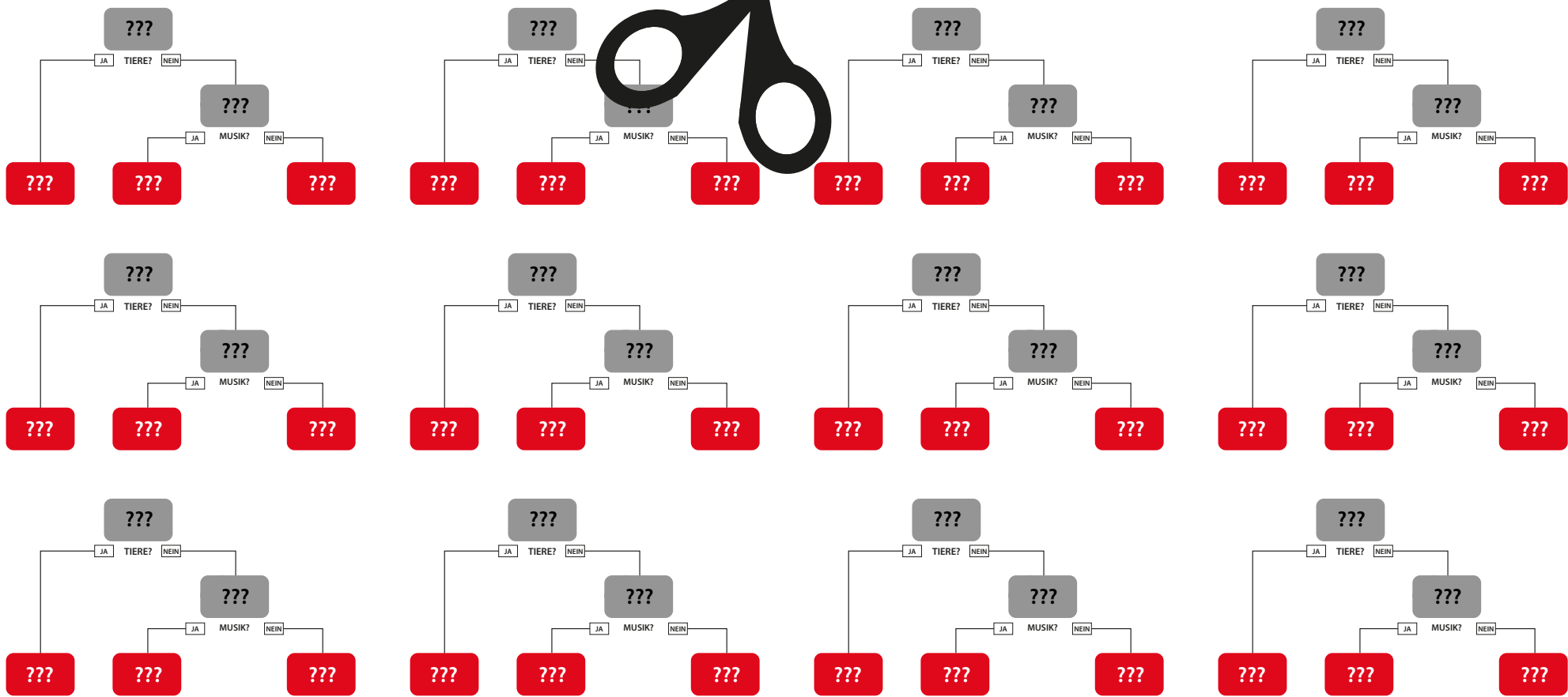
Vertiefung Algorithmen

...erzeugen wir einen ganzen Wald. Wir erzeugen eine Vielzahl an Bäumen!

Damit diese Bäume nicht immer gleich aussehen, verwenden wir bei jedem Baum einen anderen Teil unserer zur Verfügung stehenden Daten.

Wird der Teil zufällig ausgewählt erhalten wir einen **Random-Forrest**. Gehen wir dabei systematisch vor, erhalten wir z. B. einen **Boosted-Forrest**.

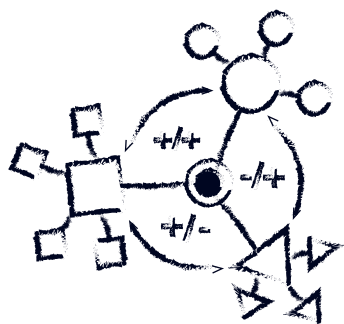
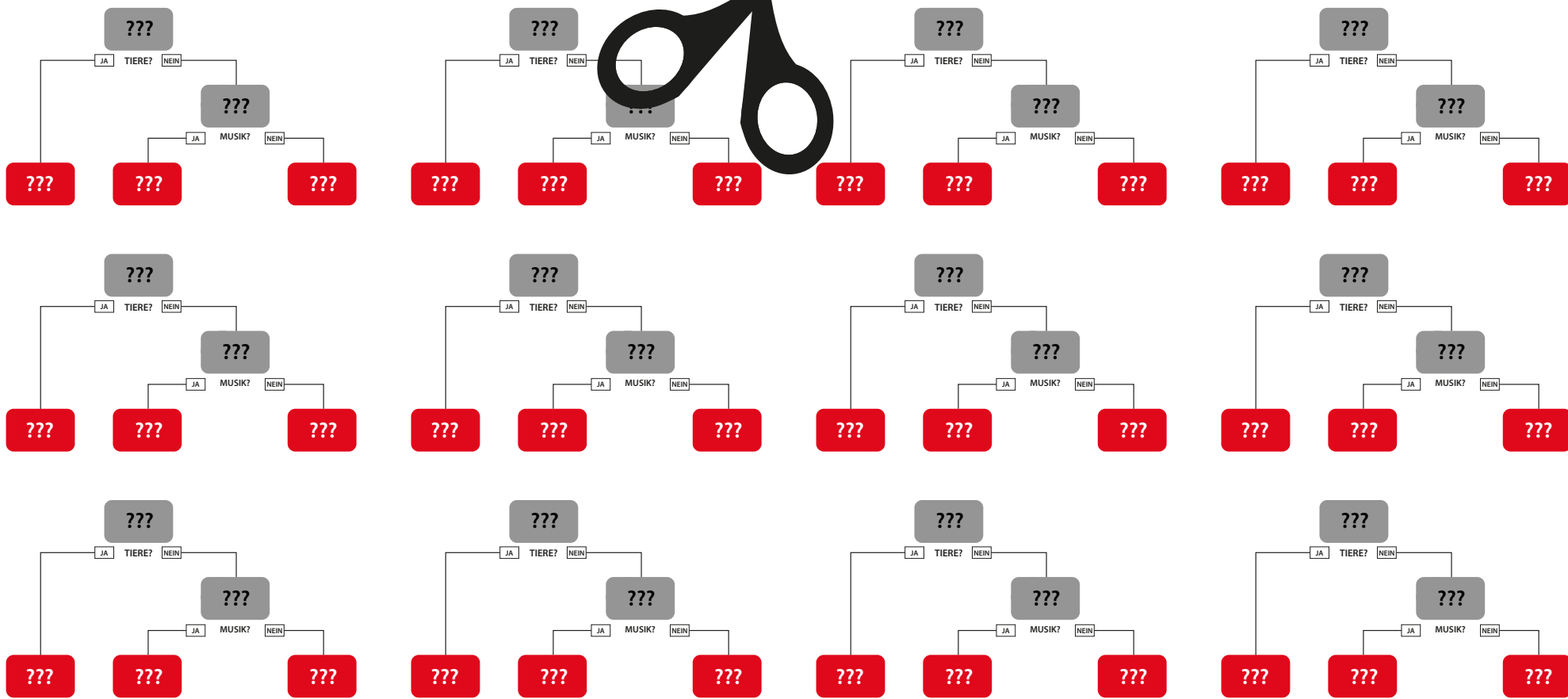
Reels	Länge	Personen	Musik	Tiere
A - 25% Watch Rate	30s	2	Pop	Nein
B - 40% Watch Rate	30s	1	-	Nein
C - 80% Watch Rate	60s	-	-	Ja
D - 10% Watch Rate	90s	1	Rock	Nein
E - 50% Watch Rate	15s	1	-	Nein
F - 100% Watch Rate	30s	1	-	Ja



Vertiefung Algorithmen

Wenn wir nun eine Prognose für ein neues Reel haben möchten, lassen wir jeden Baum eine Prognose abgeben und verwenden den Durchschnittswert aller Bäume als Prognose.

Reels	Länge	Personen	Musik	Tiere
A - 25% Watch Rate	30s	2	Pop	Nein
B - 40% Watch Rate	30s	1	-	Nein
C - 80% Watch Rate	60s	-	-	Ja
D - 10% Watch Rate	90s	1	Rock	Nein
E - 50% Watch Rate	15s	1	-	Nein
F - 100% Watch Rate	30s	1	-	Ja

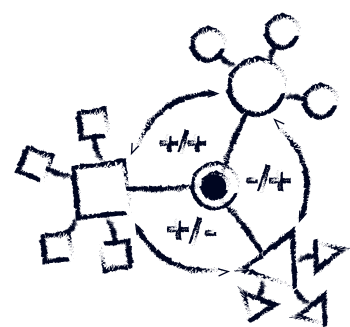
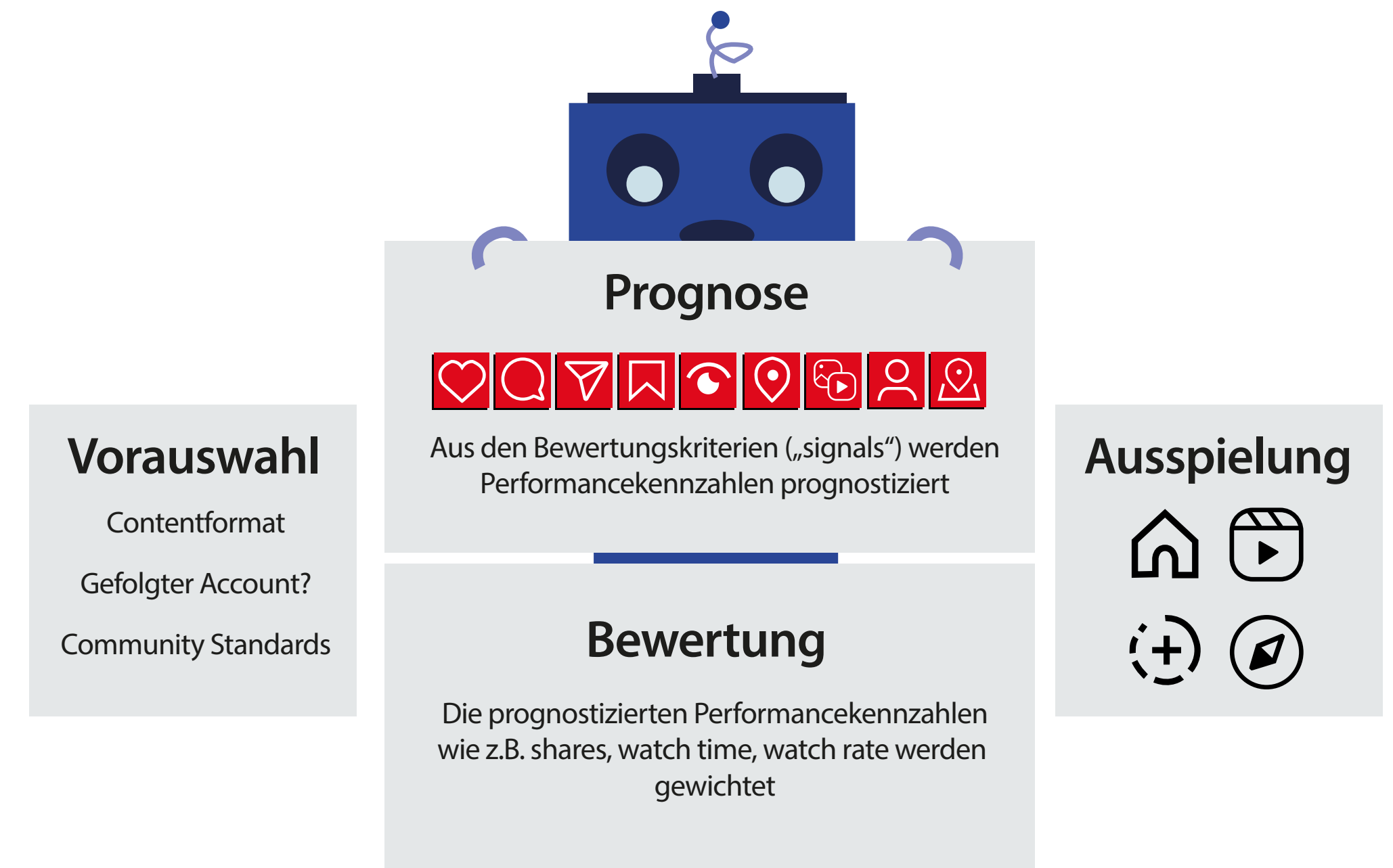


Algorithmen auf Instagram

Zurück zu Instagram! Wir haben nun Prognosen für diverse Performancekennzahlen, wenn wir einen bestimmten Content einem bestimmten Nutzer ausspielen:

- Chance dass der Content vom Nutzer geliket wird.
- Wie oft der Content vom Nutzer geteilt werden wird.
- Wie lang ein Reel vom Nutzer geschaut werden wird.

Wie wird nun entschieden, welcher Content ausgespielt wird und welcher Content am prominentesten platziert wird?

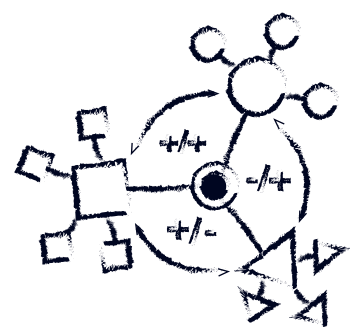
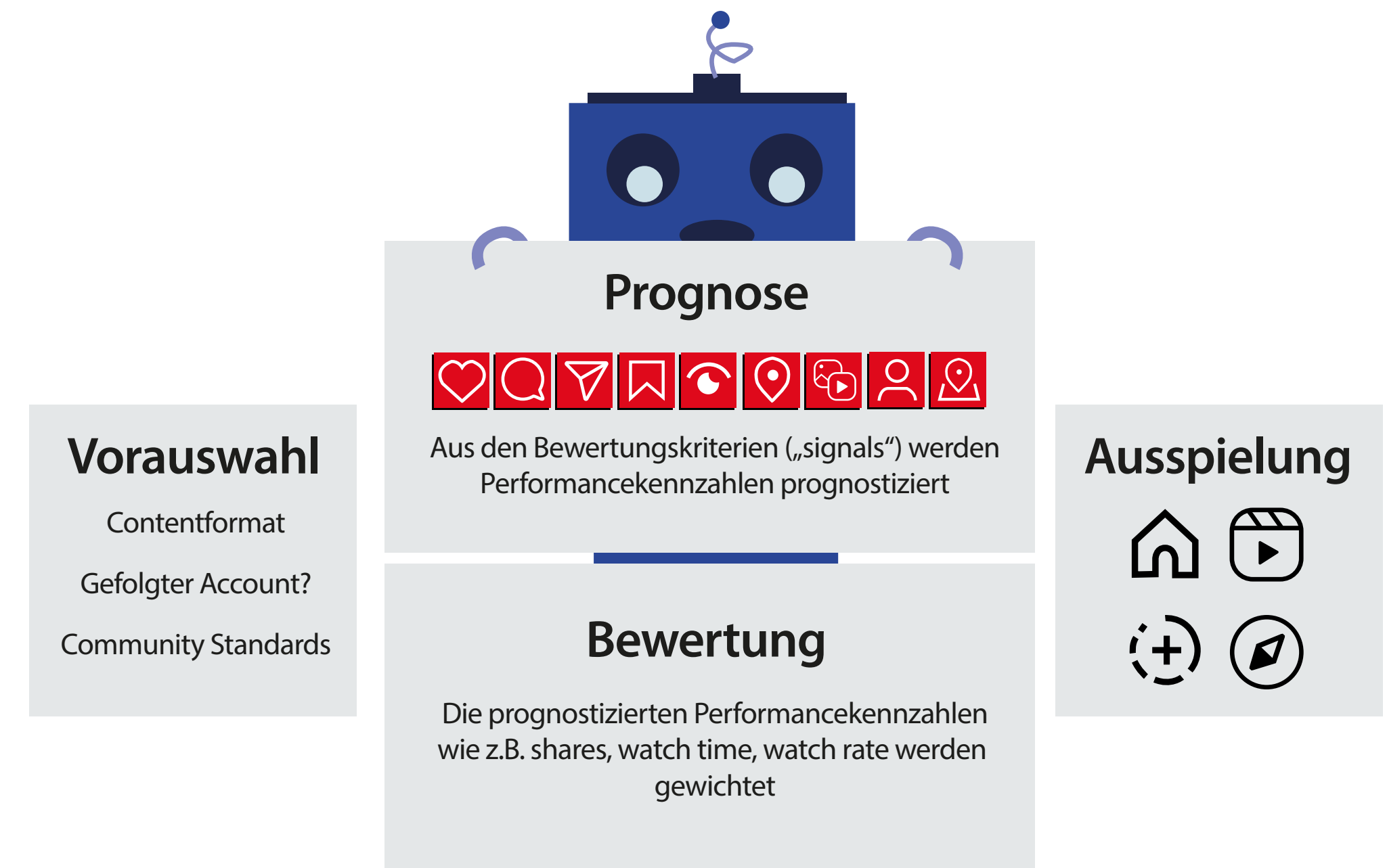


Algorithmen auf Instagram

Die prognostizierten Performancekennzahlen werden zu einem Score verrechnet.

Welche Kennzahl wie wichtig ist, gibt nicht die KI, sondern Instagram selbst vor.

Adam Mosseri betont z. B., dass Instagram bei den Reels anders als YouTube bei Shorts nicht nur die prognostizierte Watchtime maximiert.

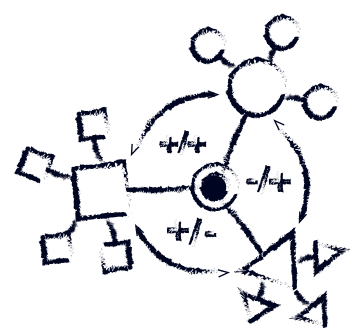
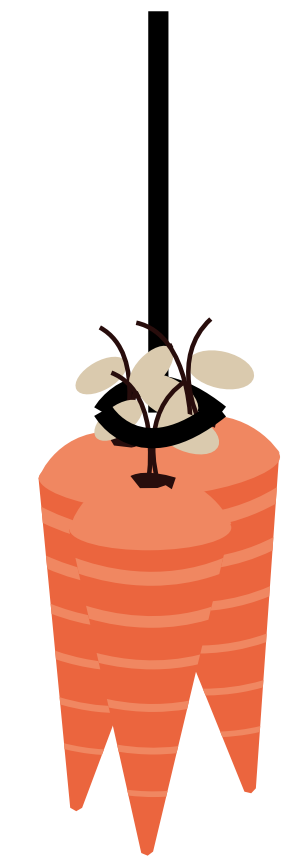
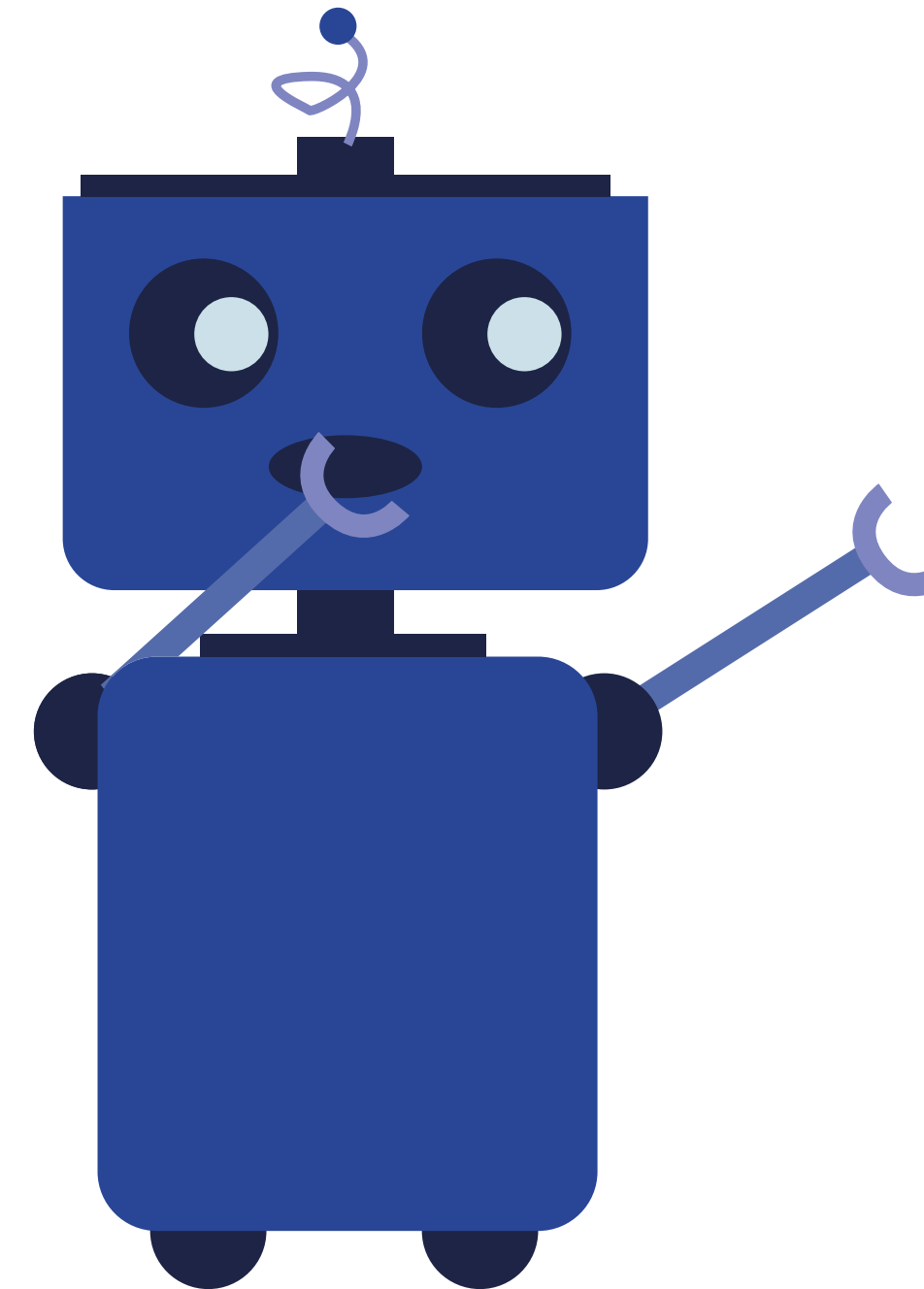


Algorithmen auf Instagram

Wie können wir dieses Wissen nutzen? Es gibt dazu duzende Videos auf YouTube und TikTok.

Viele versprechen Hacks, mit denen „der neue Algorithmus“ ausgenutzt werden kann und einfache Tricks die unsere Analytics um Größenordnungen verbessern.

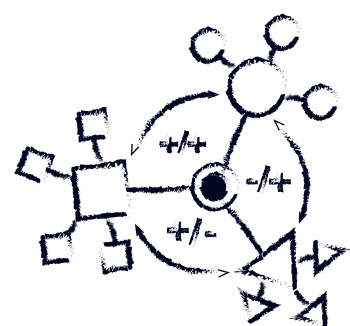
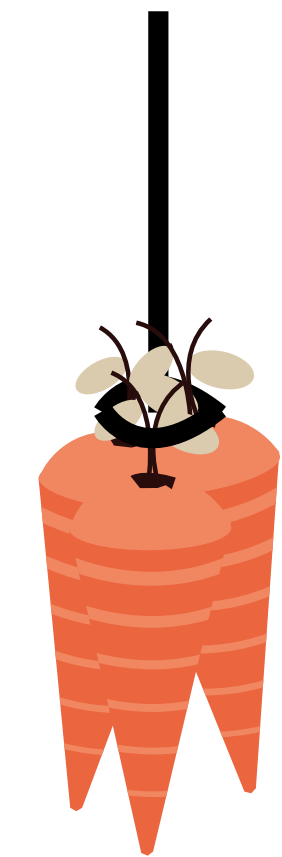
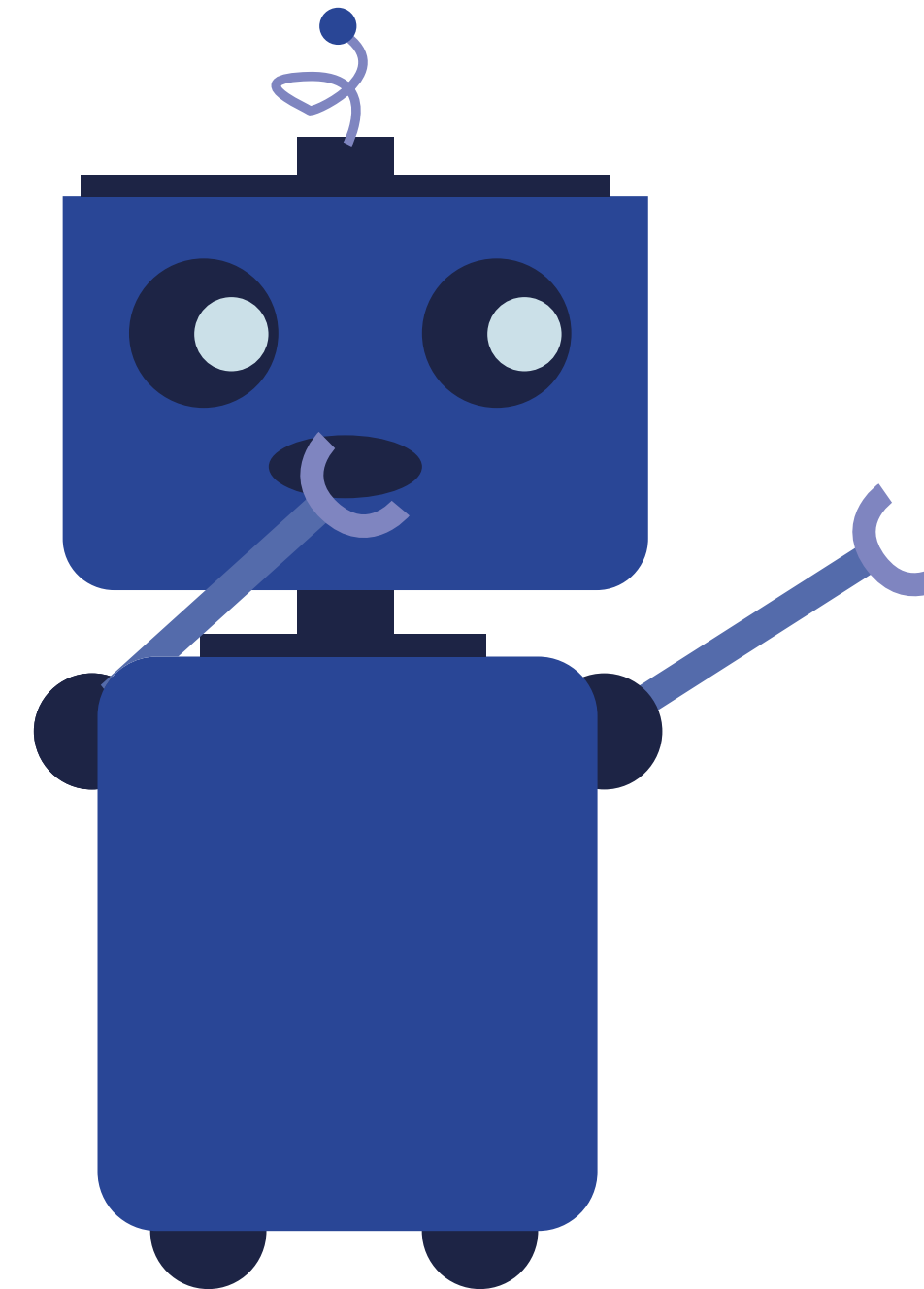
Adam Mosseri hält sich bei dem Thema eher zurück und betont, dass die Algorithmen zwar ständig angepasst werden, aber nur inkrementell.



Algorithmen auf Instagram

Einige Trends, die er in 2025 anschneidet und auch von diversen Blogs & Kanälen aufgegriffen werden:

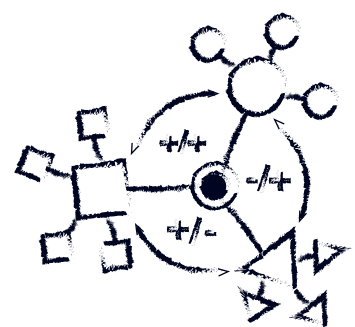
- Hashtags und Followers verlieren an Wert.
- Shares, Sharerate und Watchrate gewinnen an Wert.
- Titel & SEO sind wichtig, Clickbait wird aber besser erkannt.
- Kommentarinhalte werden wichtiger.
- DMs besser als Link Sticker, STD Strategie.



Generative KI

Wie der Name bereits andeutet, zeichnet sich generative KI (GenAI) durch das Erzeugen von Inhalten aus:

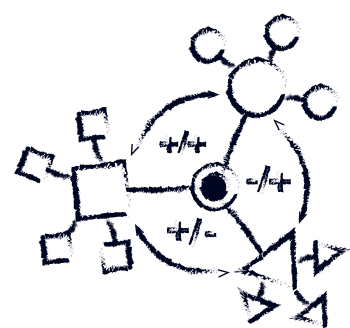
- Text & Sprache
- Bilder & Vektorgrafiken
- Animation & Film



Generative KI

Im Kontext von Plattformen ergeben sich vier Szenarien:

- Die Nutzer verwenden GenAI zur Content-Erzeugung.
- Die Plattform integriert GenAI auf der Plattform, um den Nutzern einen Mehrwert zu bieten.
- Die Plattform verwendet GenAI im Hintergrund, z. B. zum Versand personalisierter Angebote.
- Die GenAI ist der Hauptzweck der Plattform (z. B. Canva).

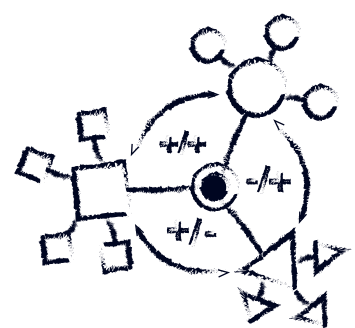


Generative KI

Es gibt duzende Beispiele, bei denen Unternehmen GenAI einsetzen. Ziel ist oft Zeit- und Kosteneinsparung.

- Virtuelle Models bei [Zalando](#), [H&M](#) und [Puma](#)
- KI Stylist bei [Sephora](#) und [Stitch Fix](#)
- KI generierte Kurse & KI-Tutoren bei [Duolingo](#)
- Journalismus z. B. bei [Groundnews](#), [NYT](#) und [FAZ](#)

Viele weiteren Beispiele findet ihr über Artikel nach dem Schema „Die 10 besten KI Use Cases in 20xx“.

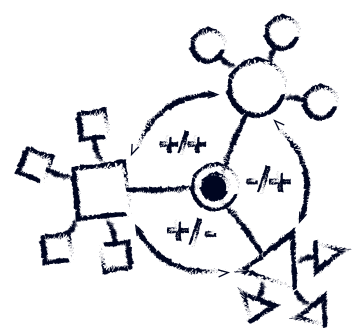


Generative KI

Wir versetzen uns in eine Plattform, die ihren Nutzer einen ChatGPT basierten Chatbot anbieten möchte.

Zunächst schauen wir uns ChatGPT näher an. Wir sollten zumindest ein konzeptionelles Verständnis haben!

Danach wollen wir ChatGPT auf unsere Plattform integrieren und anpassen.



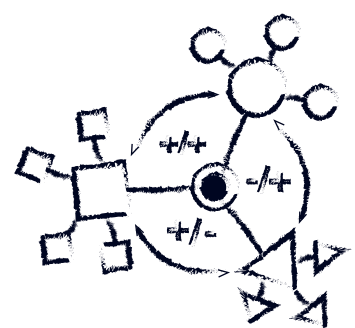
ChatGPT unter der Lupe

Tatsächlich verrät uns bereits der Name einiges. Das GPT steht für **Generative Pre-Trained Transformer**.

Generative Es werden Inhalte erzeugt, z. B. Texte.

Pre-Trained Gibt uns einen Hinweis darauf wie das Modell trainiert wurde und folglich auch wie wir es weiter anpassen können.

Transformer Gibt uns einen Hinweis darauf wie das Modell im inneren funktioniert.

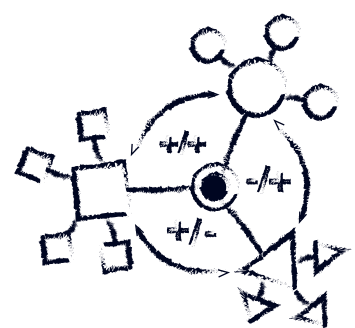
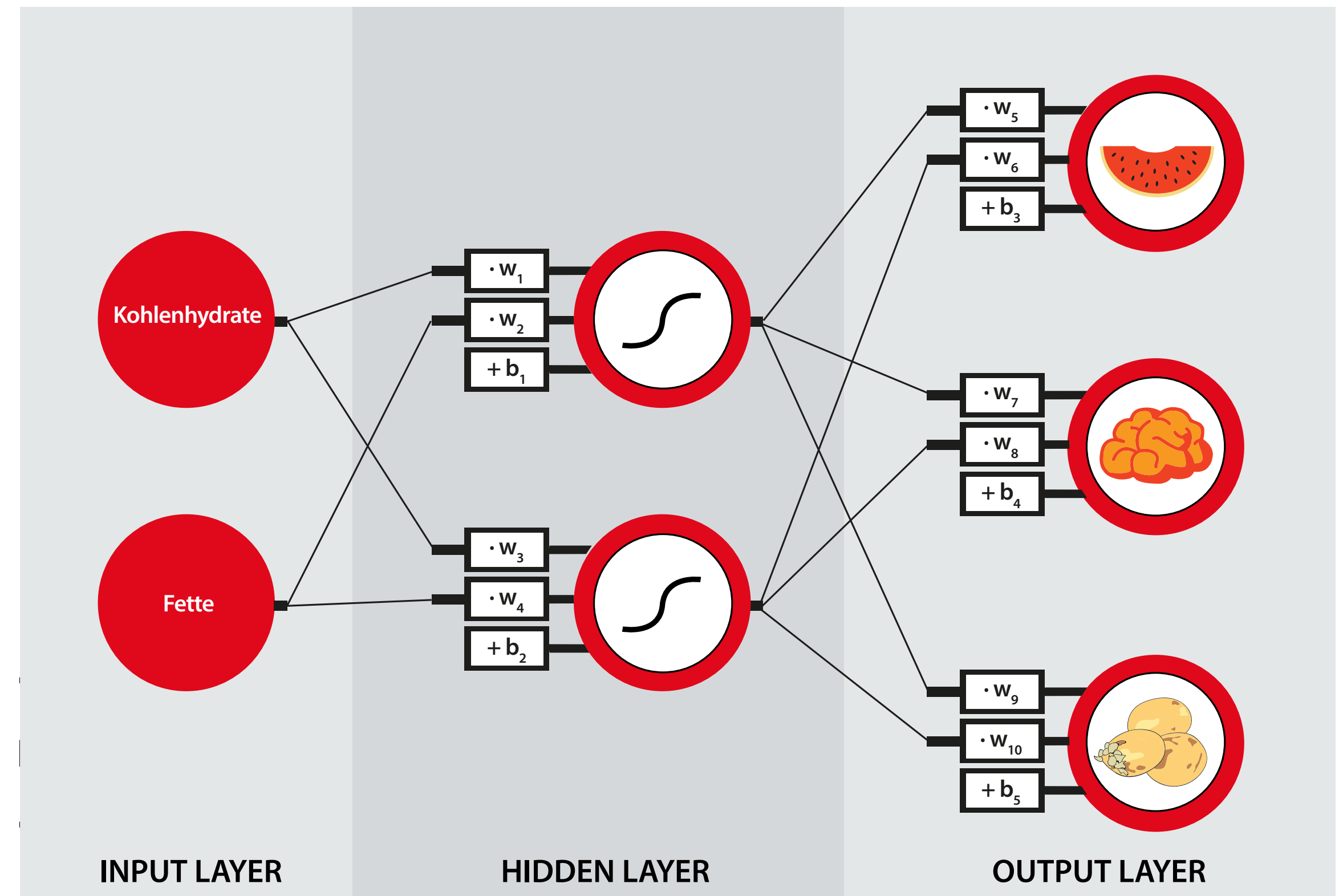


ChatGPT unter der Lupe

Die Transformer Architektur basiert auf Deep Learning. Beim Deep Learning verwenden wir neuronale Netzwerke mit einer großen Zahl von Hidden Layern.

Im Beispiel rechts haben wir einen Hidden Layer mit 2 Neuronen und insgesamt 15 Parameter.

GPT5 Über eine Billion Parameter

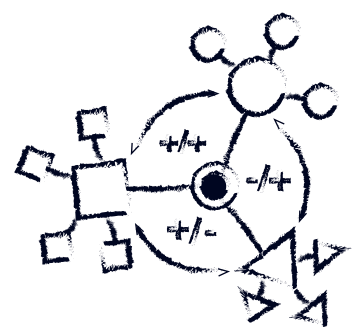
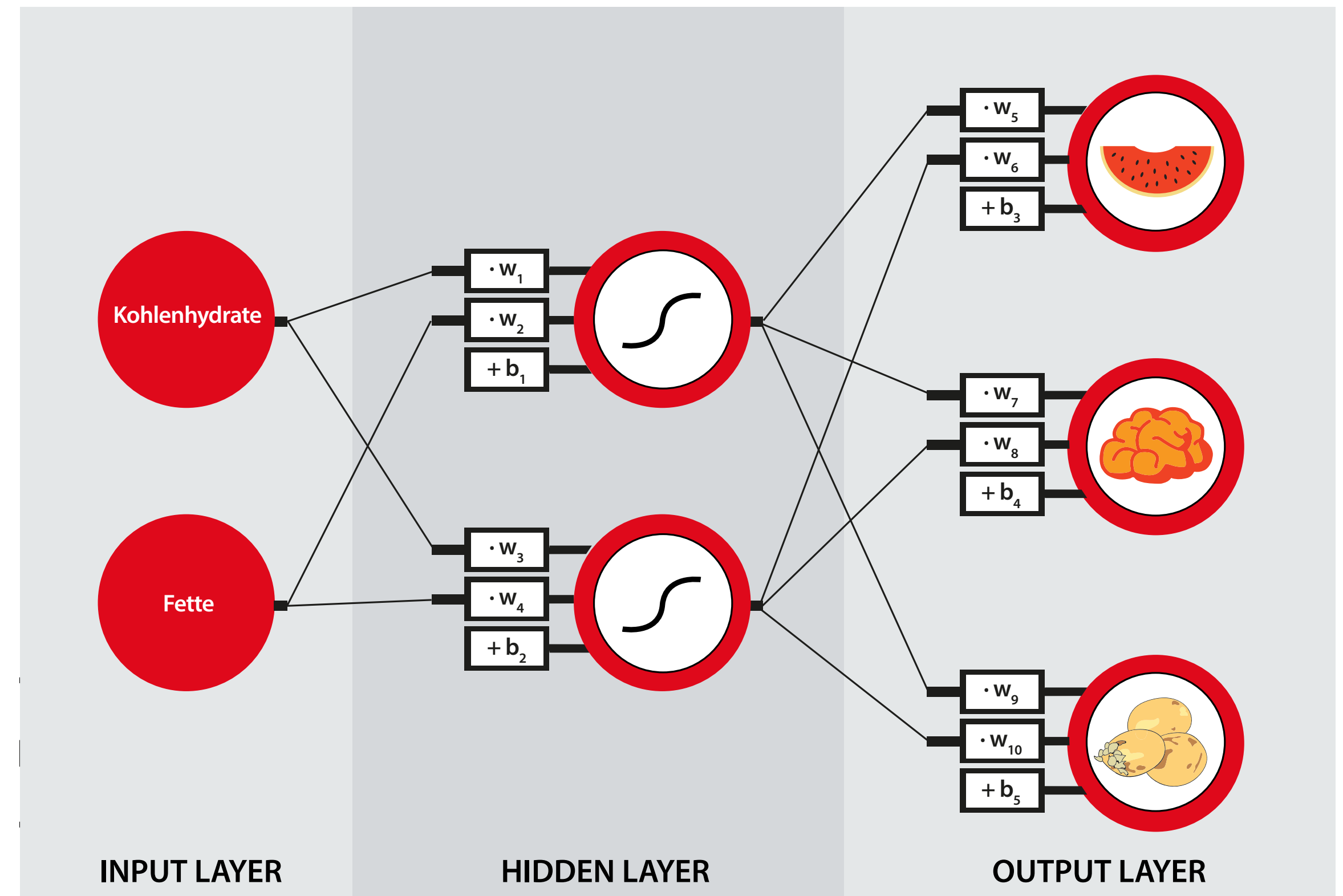


ChatGPT unter der Lupe

Bei der Transformer-Architektur wird das neuronale Netz auf eine ganz bestimmte Art und Weise aufgebaut.

Wenn wir GPT einen Text geben, wird dieser Text in Tokens, üblicherweise Wörter, zerteilt.

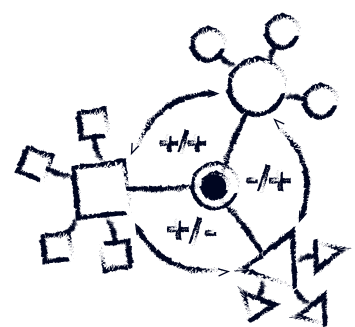
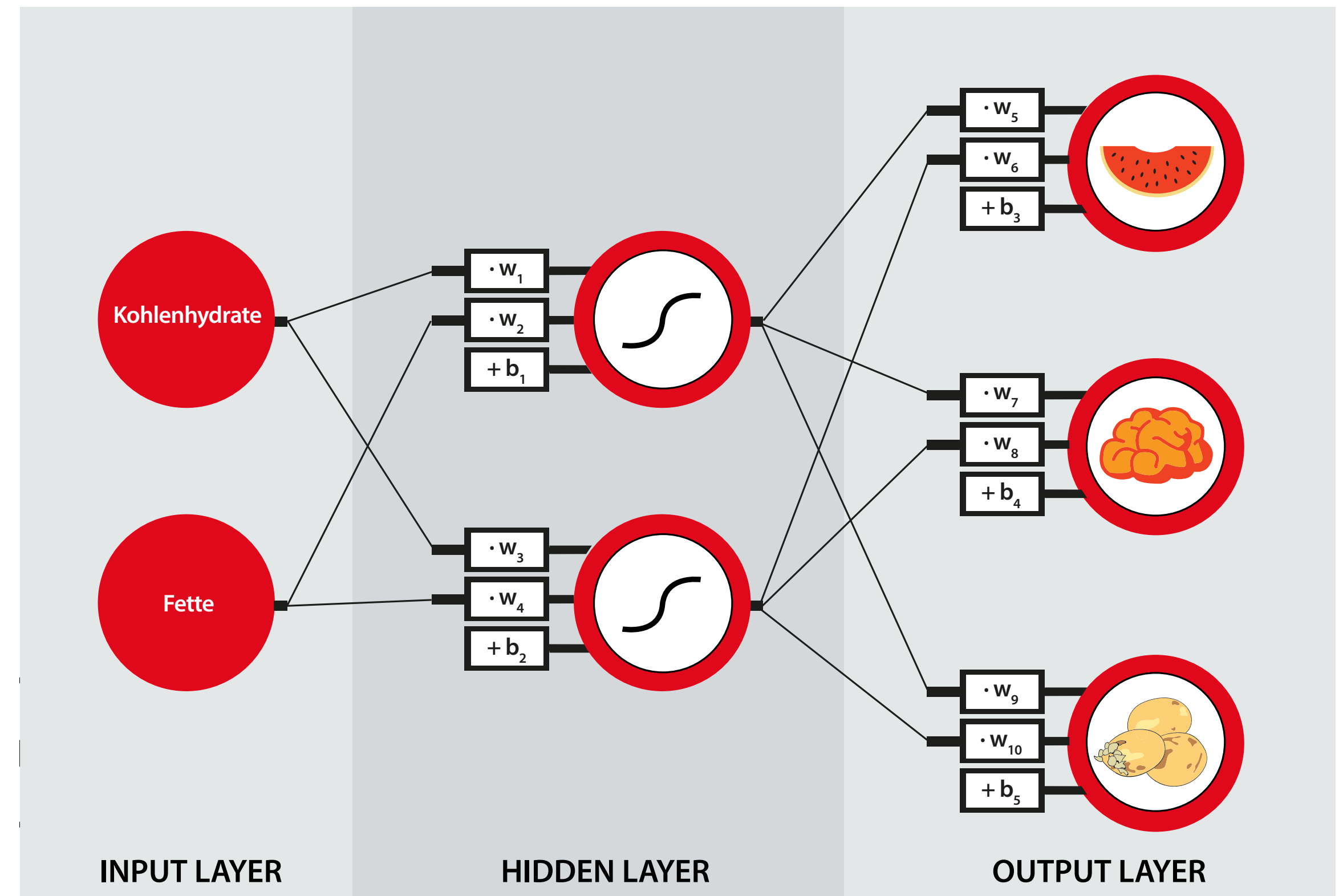
Die Tokens werden in Zahlenwerte umgewandelt, die den Inhalt und die Position im Text angeben.



ChatGPT unter der Lupe

Der große Vorteil der Transformer ist, dass sie mit überschaubarem Rechenaufwand Wörter in einen Kontext bringen können, auch wenn sie nicht direkt nebeneinanderstehen.

Andere Architekturen haben diese Fähigkeit entweder überhaupt nicht oder sie haben dabei einen extrem hohen Rechenaufwand.



ChatGPT unter der Lupe

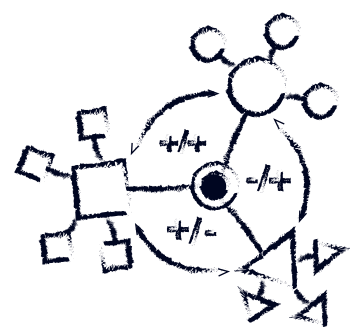
Nachdem der eingegebene Text im neuronalen Netzwerk verarbeitet wurde, muss er in menschenlesbare Form zurückverwandelt werden.

Im Wesentlichen hat das neuronale Netzwerk eine Wahrscheinlichkeitstabelle berechnet: Wie wahrscheinlich ist es, dass das nächste Token meiner Antwort „x“ sein sollte?

DIE DUALE HOCHSCHULE

IST ???

53%	praxisnah	27%	empfehlenswert
8%	supertoll	3%	deutsch
2%	anstrengend	1%	schwer
1%	Stuttgart	1%	Kreuzkümmel

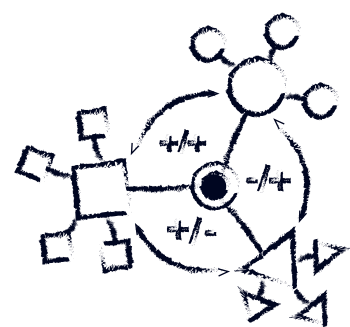


ChatGPT unter der Lupe

Das pre-trained erklärt uns, wie das Modell trainiert wurde und weiter angepasst werden kann. GPTs werden üblicherweise in 3 Stufen trainiert:

- Pre-Training
- Supervised Fine Tuning
- Reinforcement Learning

Stufe	Input	Ziel
Pre-Training	Textmaterial en Masse	Wahrscheinlichkeiten für Wortfolgen berechnen
Supervised Fine-Tuning	Beispielprompts mit Musterlösung	Einsatzfähiges Modell Antwort passt sich Prompt an
Reinforcement Learning	Bewertung durch Nutzer	Weitere inkrementelle Verbesserung des Modells

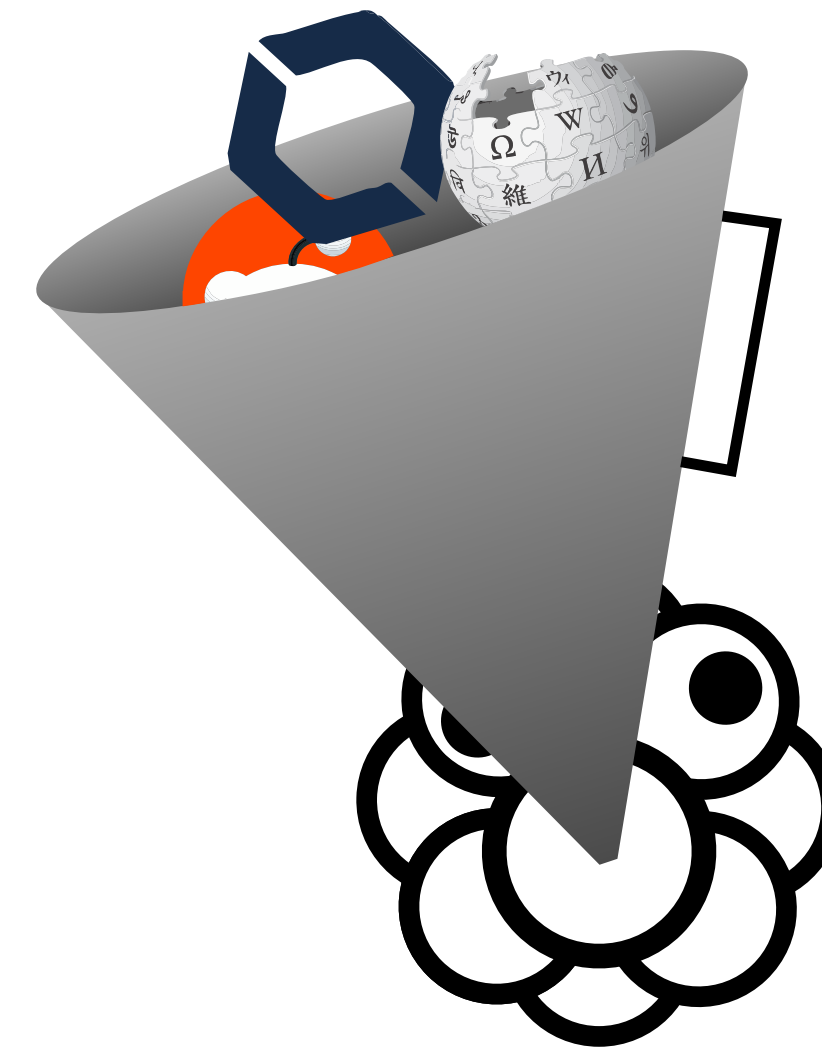


ChatGPT unter der Lupe

Beim Pre-Training erhält das Modell eine riesige Auswahl von Texten aller Art.

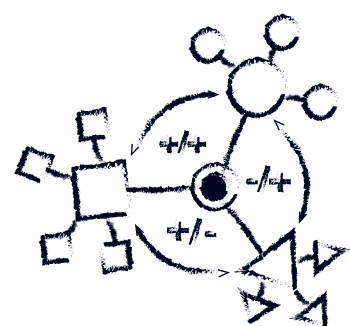
Wichtigste Quelle ist die Datenbank von Common Crawl und damit quasi das ganze Internet!

Das Modell lernt Wahrscheinlichkeiten von Wortfolgen. Gegeben ich erhalte eine Reihe von Wörtern, welches Wort folgt wahrscheinlich als Nächstes?



DIE DUALE HOCHSCHULE
IST **???**

53%	praxisnah	27%	empfehlenswert
8%	supertoll	3%	deutsch
2%	anstrengend	1%	schwer
1%	Stuttgart	1%	Kreuzkümmel

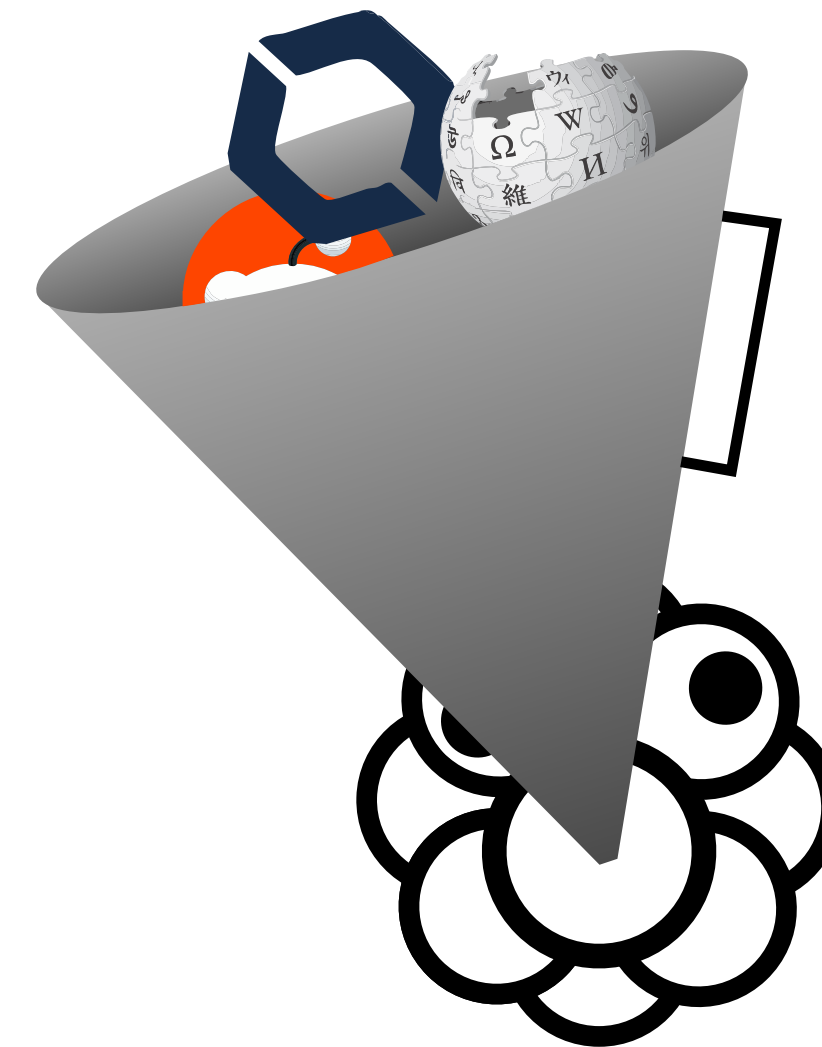


ChatGPT unter der Lupe

Diese Phase des Trainings ist sehr ressourcenintensiv.

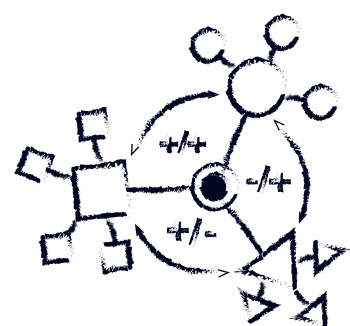
Selbst für das kleine [GPT3 Modell](#) waren für dieses Training 45 TB an Rohdaten, ein Monat Zeit und 5-10 Millionen Dollar notwendig.

Nach diesem Training kann das Modell Eingaben vervollständigen, eignet sich aber noch nicht als Modell für einen Chatbot.



DIE DUALE HOCHSCHULE
IST **???**

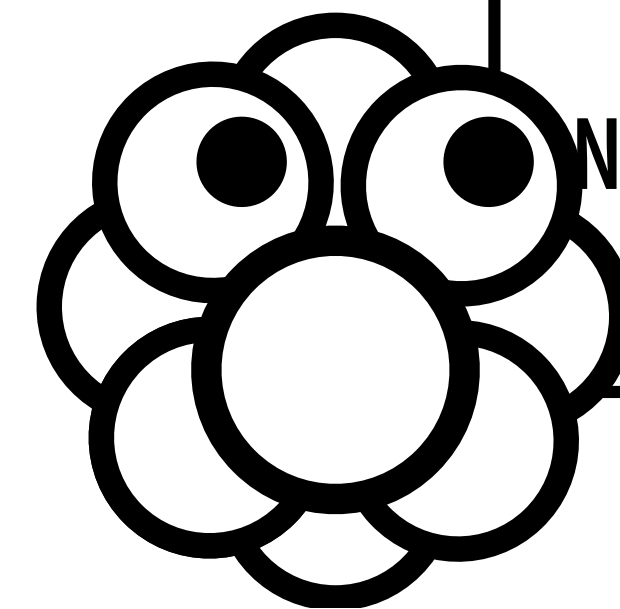
53%	praxisnah	27%	empfehlenswert
8%	supertoll	3%	deutsch
2%	anstrengend	1%	schwer
1%	Stuttgart	1%	Kreuzkümmel



ChatGPT unter der Lupe

Beim Supervised Fine Tuning bekommt das pre-trained Modell Prompts mit Musterlösungen und ggf. auch mit Negativbeispielen.

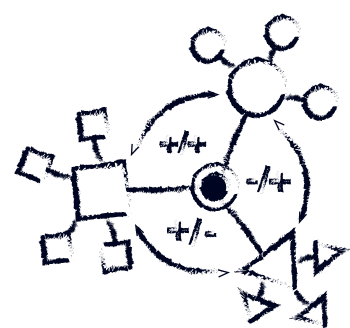
Das Modell lernt dadurch insbesondere Tonalität, Fachbegriffe und Länge seiner Antworten an die Prompts anzupassen.



Prompt Kannst du mir ein Studium an der dualen Hochschule empfehlen?

Muster Wenn du Lust auf ein Intensivstudium mit viel Praxis hast dann ja!

Negativ Willst Freizeit und Studentenleben für nen Mindestlohn opfern? Bist deppert?

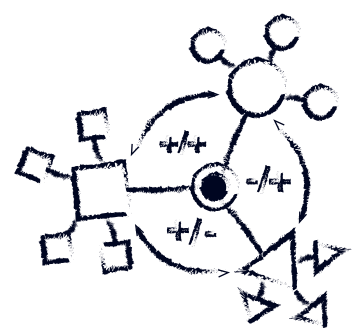


ChatGPT unter der Lupe

Nach dem SFT ist das Modell einsatzbereit, soll aber auch während seines Einsatzes weiterlernen. Es gibt dazu zwei Mechanismen:

Die Nutzer können die Antworten des GPT-Modells mit Daumen hoch/runter bewerten.

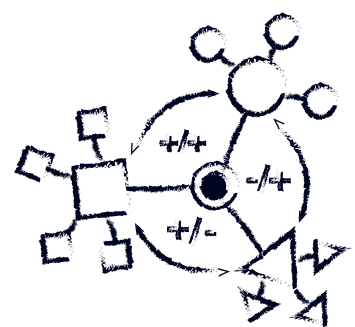
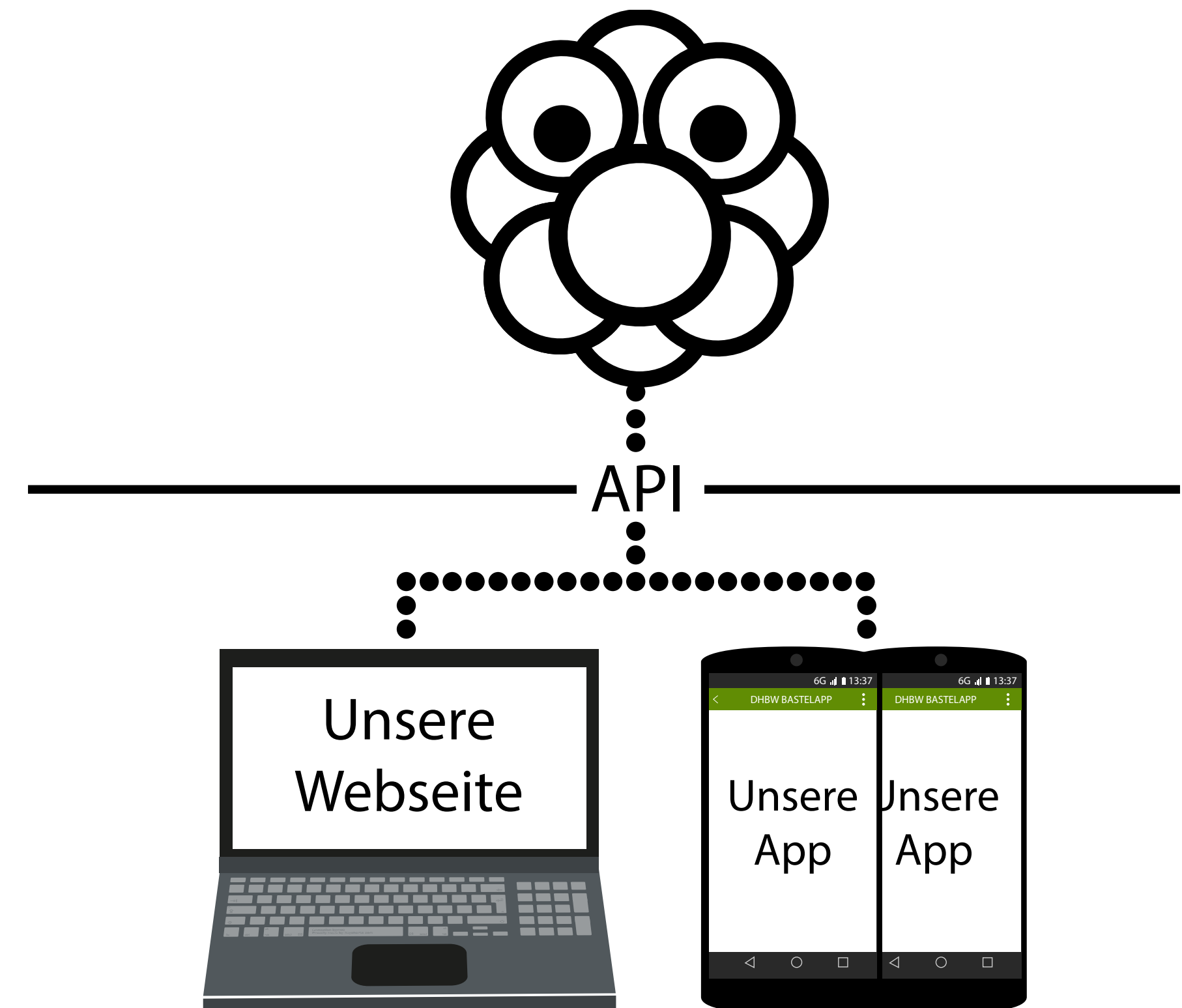
Gelegentlich zeigt das Modell mehrere Antwortvarianten, aus denen der Nutzer die beste aussuchen soll.



ChatGPT im Einsatz

Jetzt wollen wir ein GPT-Modell auf unserer Plattform einsetzen! Wir registrieren uns auf der [Open AI Plattform](#) und beantragen einen API-Zugang.

Mit diesem Zugang können wir das GPT-Modell nicht nur direkt auf ChatGPT verwenden, sondern von außen (Webseite/App/Software) ansteuern.



ChatGPT im Einsatz

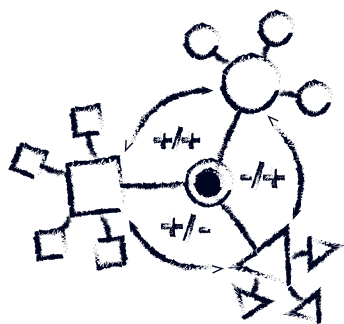
Im nächsten Schritt müssen wir uns für ein GPT-Modell entscheiden. Von der aktuellen Generation GPT-5 stehen drei Varianten zur Auswahl.

Die „größeren“ Modelle können komplexere Anfragen bearbeiten und bessere Antworten geben, sind aber langsamer und teurer.

Die „kleineren“ Modelle sind nur für einfachere Anwendungen geeignet, aber dafür schnell und günstig.

gpt-5		gpt-5-mini		gpt-5-nano	
The best model for coding and agentic tasks across domains		A faster, cost-efficient version of GPT-5 for well-defined tasks		Fastest, most cost-efficient version of GPT-5	
Reasoning	● ● ● ●	Reasoning	● ● ●	Reasoning	● ●
Speed	⚡ ⚡ ⚡	Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡	Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡ ⚡
Input	T Q V	Input	T Q V	Input	T Q V
Output	T V V	Output	T V V	Output	T V V
Reasoning tokens	✓	Reasoning tokens	✓	Reasoning tokens	✓
PRICING PER 1M TOKENS		PRICING PER 1M TOKENS		PRICING PER 1M TOKENS	
Input	\$1.25	Input	\$0.25	Input	\$0.05
Cached Input	\$0.13	Cached Input	\$0.03	Cached Input	\$0.01
Output	\$10.00	Output	\$2.00	Output	\$0.40

Preisliste für OpenAI API-Zugang aus 2025 (<https://developers.openai.com/api/docs/pricing>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



ChatGPT im Einsatz

Abgerechnet wird nicht pro Anfrage, sondern pro Millionen Token, wobei 1 Wort im Schnitt 1.3 Tokens entspricht.

Modellrechnung 1000 Kunden pro Tag mit jeweils 200 Wörtern Input und 300 Wörtern Output.

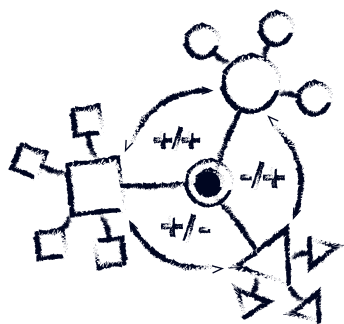
Input $1000 \times 200 \times 1.3 = 260000$ Tokens (6.5 ct.)

Output $1000 \times 300 \times 1.3 = 390000$ Tokens (78 ct.)

Der Chatbot kostet gerade mal 0.85€ pro Tag.

gpt-5		gpt-5-mini		gpt-5-nano	
The best model for coding and agentic tasks across domains		A faster, cost-efficient version of GPT-5 for well-defined tasks		Fastest, most cost-efficient version of GPT-5	
Reasoning	● ● ● ●	Reasoning	● ● ●	Reasoning	● ●
Speed	⚡ ⚡ ⚡	Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡	Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡ ⚡
Input	T Q V	Input	T Q V	Input	T Q V
Output	T V V	Output	T V V	Output	T V V
Reasoning tokens	✓	Reasoning tokens	✓	Reasoning tokens	✓
PRICING	PER 1M TOKENS	PRICING	PER 1M TOKENS	PRICING	PER 1M TOKENS
Input	\$1.25	Input	\$0.25	Input	\$0.05
Cached Input	\$0.13	Cached Input	\$0.03	Cached Input	\$0.01
Output	\$10.00	Output	\$2.00	Output	\$0.40

Preisliste für OpenAI API-Zugang aus 2025 (<https://developers.openai.com/api/docs/pricing>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



ChatGPT im Einsatz

Aber was ist mit der Anpassung? Wir wollen nicht die generische ChatGPT Persönlichkeit, sondern Antworten, die zu unserer Plattform passen!

gpt-5

The best model for coding and agentic tasks across domains

Reasoning	● ● ● ●
Speed	⚡ ⚡ ⚡
Input	T Q V
Output	T V V
Reasoning tokens	✓

PRICING	PER 1M TOKENS
Input	\$1.25
Cached Input	\$0.13
Output	\$10.00

gpt-5-mini

A faster, cost-efficient version of GPT-5 for well-defined tasks

Reasoning	● ● ●
Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡
Input	T Q V
Output	T V V
Reasoning tokens	✓

PRICING	PER 1M TOKENS
Input	\$0.25
Cached Input	\$0.03
Output	\$2.00

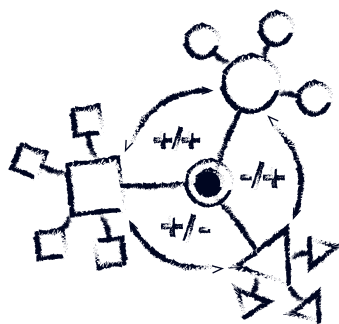
gpt-5-nano

Fastest, most cost-efficient version of GPT-5

Reasoning	● ●
Speed	⚡ ⚡ ⚡ ⚡ ⚡
Input	T Q V
Output	T V V
Reasoning tokens	✓

PRICING	PER 1M TOKENS
Input	\$0.05
Cached Input	\$0.01
Output	\$0.40

Preisliste für OpenAI API-Zugang aus 2025 (<https://developers.openai.com/api/docs/pricing>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



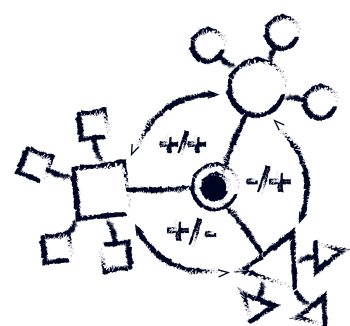
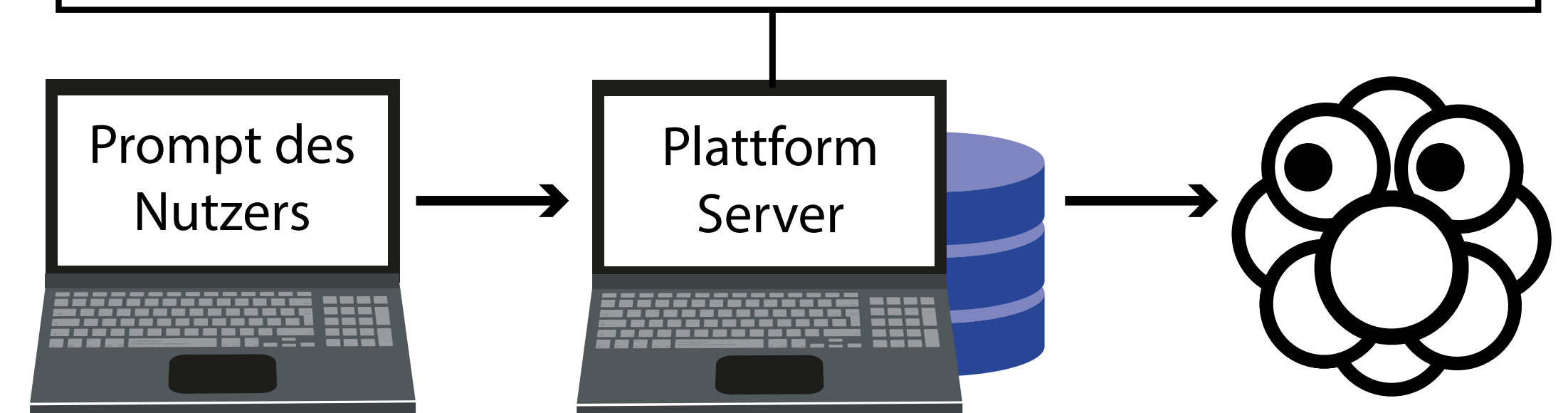
ChatGPT im Einsatz

Die einfachste Möglichkeit das Modell zu beeinflussen, ist der Prompt selbst. Wir bestimmen, welche Prompt an das GPT-Modell geschickt wird.

Wir nehmen die Eingabe des Kunden in unserem Chatfenster und ergänzen Sie um Anweisungen wie das GPT-Modell antworten soll!

Auch die Antwort müssen wir nicht 1:1 an den Kunden weitergeben ...

```
from openai import OpenAI  
client = OpenAI()  
  
prompt = „Verhalte dich bei der Antwort wie ein enthusiastischer Autoverkäufer der von seinen Fahrzeugen begeistert ist und ein echtes Interesse hat dem Kunden ein geeignetes Fahrzeug zu vermitteln. Vermeide übertriebene Versprechungen und halte dich exakt an die angegebenen technischen Leistungsdaten der Fahrzeuge“ + userPrompt  
  
response = client.responses.create(  
    model="gpt-5",  
    input=prompt  
)
```

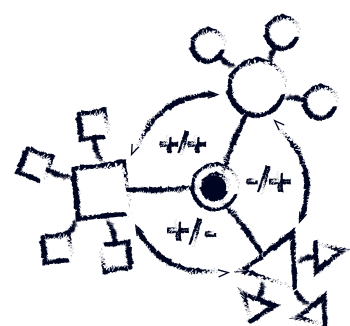
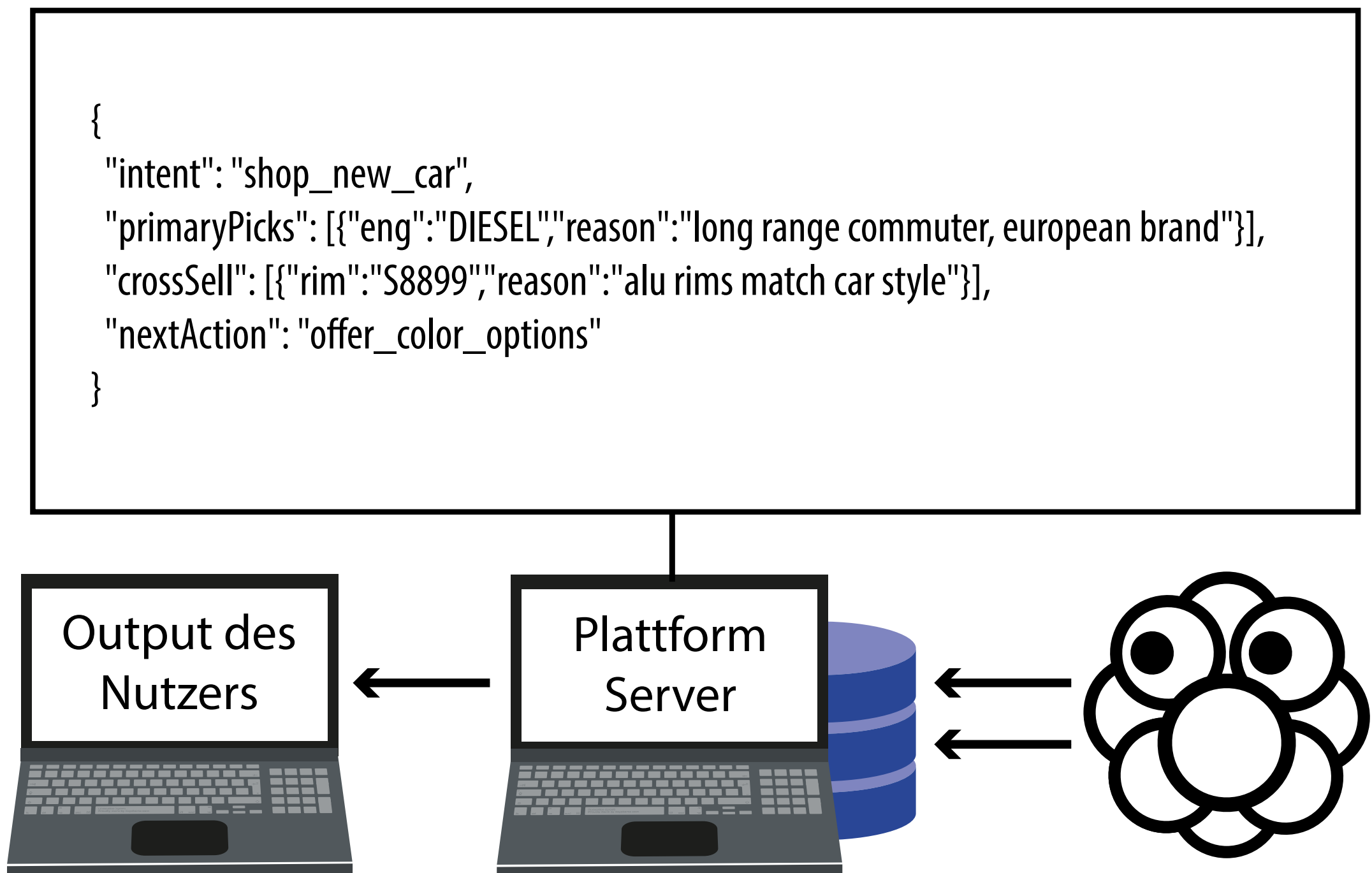


ChatGPT im Einsatz

Wir können das GPT-Model um eine zusätzliche Antwort in einem maschinenlesbaren Format bitten.

Diese Antwort geben wir nicht an den Kunden weiter, sondern nutzen sie zur Steuerung unserer Webseite.

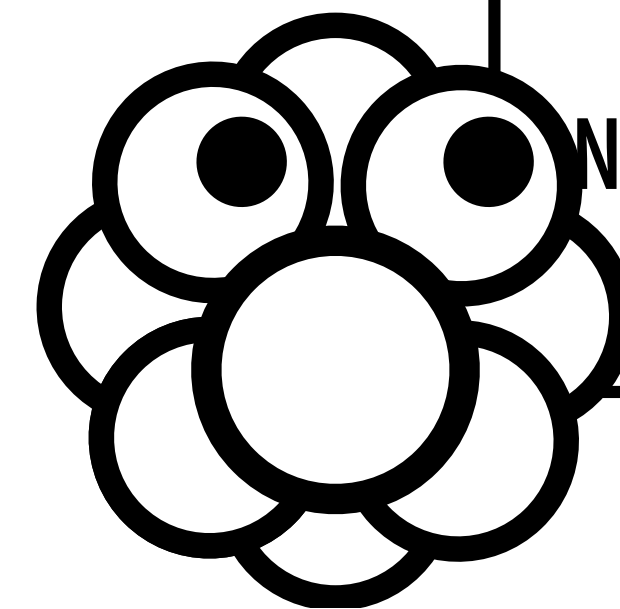
Der Chat bleibt offen, aber im Hintergrund werden bereits passende Artikel angezeigt und gefiltert.



ChatGPT im Einsatz

Erst wenn diese Möglichkeiten des Prompt-Engineerings an die Grenzen kommen, müssen wir doch wieder mit SFT nachtrainieren.

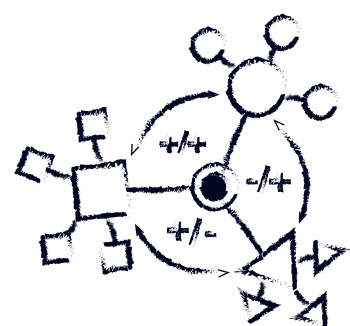
Das ist machbar, setzt allerdings einen Datensatz mit Beispielen voraus den wir selber liefern müssen.



Prompt Kannst du mir ein Studium an der dualen Hochschule empfehlen?

Muster Wenn du Lust auf ein Intensivstudium mit viel Praxis hast dann ja!

Negativ Willst Freizeit und Studentenleben für nen Mindestlohn opfern? Bist deppert?



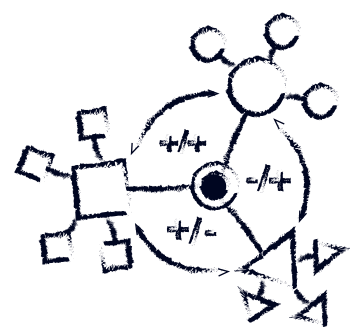
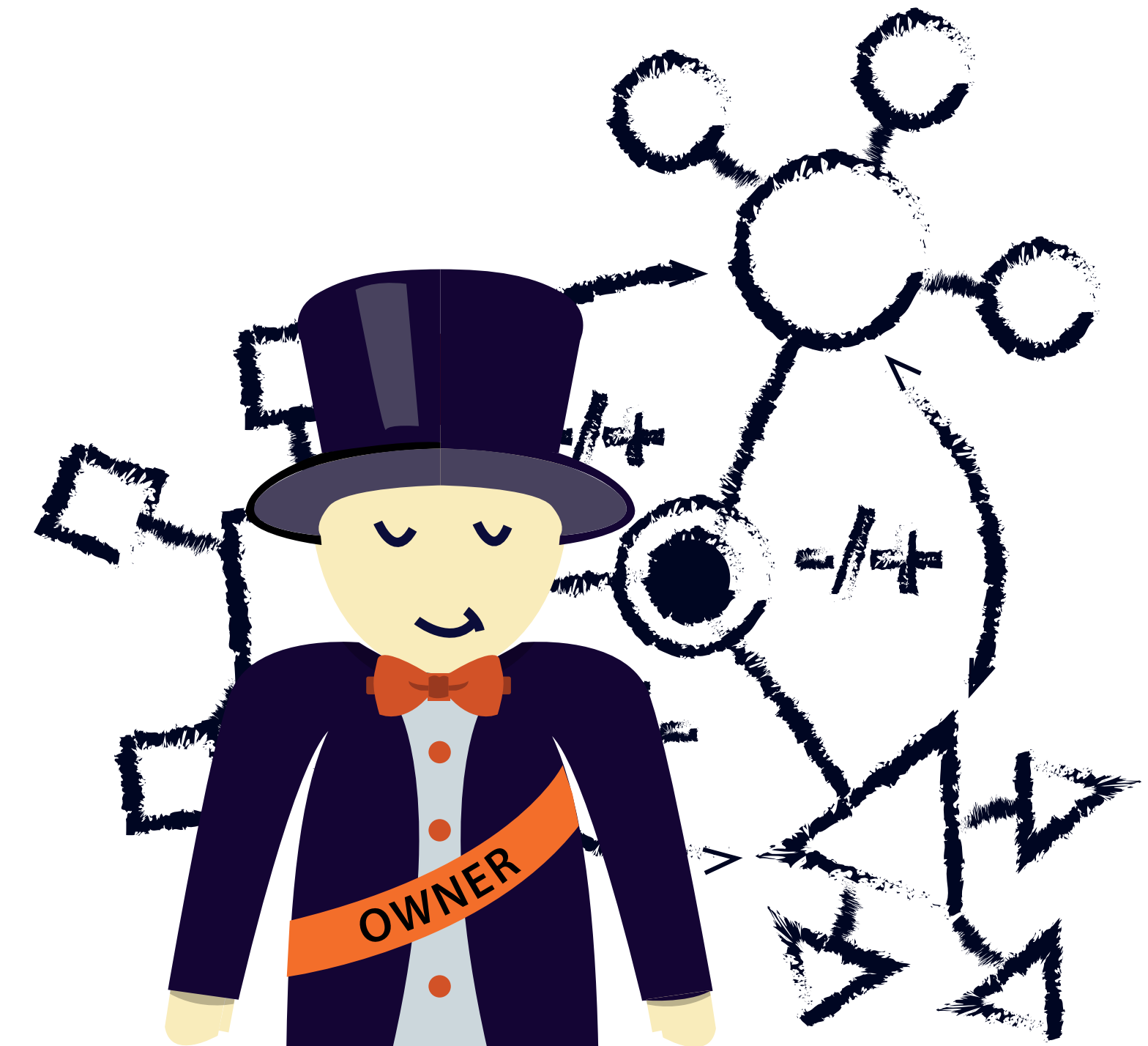
Monetarisierungsstrategien

Wir kennen das Grundprinzip von Netzwerkgütern, die damit verbundenen Dynamiken und die multiplen Gleichgewichte in der Nachfragefunktion. Jetzt betrachten wir die Gewinnmaximierung des Plattformbetreibers:

Welche Preise maximieren den Gewinn des Betreibers?

Welche Rolle spielt die Reife der Plattform?

Welche Rolle spielt die Marktsituation?



Fallbeispiel Netflix

Mit einer Marktkapitalisierung von 250 Mrd. € und 275 Millionen Abonnenten ist Netflix der größte Streaminganbieter der Welt.

Angefangen hat Netflix im Jahr 1997 aber nicht nur klein, sondern mit einem ganz anderen Geschäftsmodell!

Die Idee: DVDs bequem über das Internet leihen und per Post zugeschickt bekommen.

[First Time to NetFlix.com?](#)

Get Your First DVD Rental **Free!**

Get a **FREE** DVD Rental from NetFlix.com. How? It's easy! The first DVD rental that you put into your shopping cart will be priced at \$0. [Let us tell you more!](#)

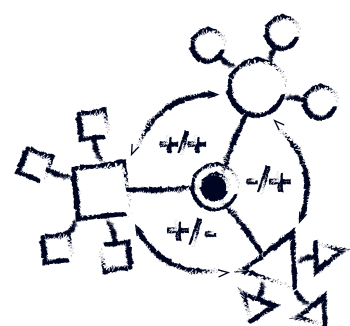
(Offer limited to one per customer the first time you rent from NetFlix.com. Regular Shipping and Handling charges apply. Offer not available for DVD rental reservations. [Get more information about your free rental.](#))

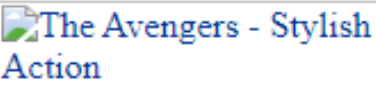
It's The Easiest Way to Rent a DVD!

Order your DVDs, and they arrive via mail in 2-3 days. Keep the DVDs for 7 full days. When you're finished, use the pre-addressed, pre-paid mailer, and drop them back in the mail. [Find out more!](#)

- 7-Day Rental for just \$4. [Save when you rent 4 or more!](#)
- Virtually all DVD titles! [Find them fast!](#)
- Earn \$\$\$ as a [NetFlix.com Associate!](#)
- NetFlix.com vs. Divx [comparison chart](#)

Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



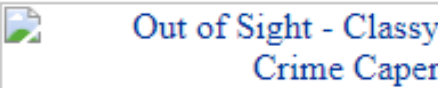




Over 2600 DVDs to rent!







New Visitor RegistrationReturning Visitor Check In

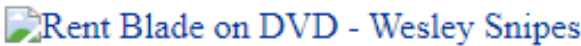
Pioneer and Toshiba DVD Player

Rent from NetFlix.com, Buy from Amazon.com!



Movie Title

Go!

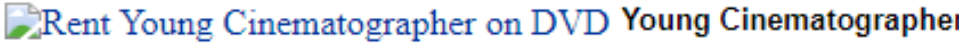


Rent Blade on DVD - Wesley Snipes Blade

Rent It - \$4.00
Remind Me!

Wesley Snipes is [Blade](#), a half-human, half-vampire sworn to protect humanity by wiping out bloodsucking evil wherever he finds it. Can he stop an ambitious vampire ([Stephen Dorff](#)) who plans to magically summon the "Blood God" and make the world an inhuman feast?

Check out more vampire tales like [Bram Stoker's Dracula](#) in our [Bloodsucking Blockbusters](#) Collection!

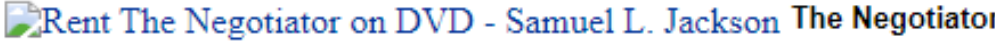


Rent Young Cinematographer on DVD Young Cinematographer

Rent It - \$4.00
Remind Me!

[Young Cinematographer](#) features 15 short films made by kids for audiences of all ages. Beginning filmmakers are gathered together in this breathtaking collection full of wit, whimsy and the sheer excitement of creating cinema. It's great art and great entertainment!

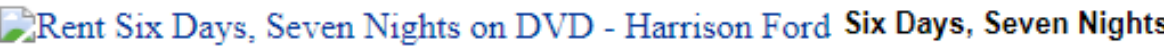
For more great short cinema on DVD, try [Short Cinema Journal](#) volumes [1](#), [2](#), [3](#) and [4](#)!



Rent The Negotiator on DVD - Samuel L. Jackson The Negotiator

Rent It - \$4.00
Remind Me!

The Negotiator is Chicago cop Samuel L. Jackson, who is forced to take a criminal's friends...

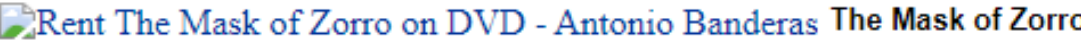


Rent Six Days, Seven Nights on DVD - Harrison Ford Six Days, Seven Nights

Rent It - \$4.00
Remind Me!

[Six Days, Seven Nights](#) sounds like a vacation -- but when [Harrison Ford](#) and [Anne Heche](#) crash on a South Seas desert island, it's anything but fun in the sun. [Ivan Reitman](#) directed this castaway couple comedy, with [Ford](#) and [Heche](#) as an unlikely couple in paradise.

If you long to see more aching hearts, check out our [Complicated Couples](#) Collection for other great DVDs.

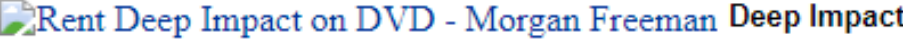


Rent The Mask of Zorro on DVD - Antonio Banderas The Mask of Zorro

Rent It - \$4.00
Remind Me!

[The Mask of Zorro](#) sizzles with action and romance as [Antonio Banderas](#), [Anthony Hopkins](#), and [Catherine Zeta-Jones](#) grapple with Mexico's fight for independence from Spain. It's a fun story about a neophyte bandit ([Banderas](#)) and his transformation into a triumphant hero.

For more blade-brandishing action, check out the DVDs in our "[Swordfights and Swashbuckling](#)" NetFlix.com Collection.



Rent Deep Impact on DVD - Morgan Freeman Deep Impact

Rent It - \$4.00
Remind Me!

[First Time to NetFlix.com?](#)
Get Your First DVD Rental **Free!**

Get a FREE DVD Rental from NetFlix.com. How? It's easy! The first DVD rental that you put into your shopping cart will be priced at \$0. [Let us tell you more!](#)

(Offer limited to one per customer the first time you rent from NetFlix.com. Regular Shipping and Handling charges apply. Offer not available for DVD rental reservations. [Get more information about your free rental.](#))

It's The Easiest Way to Rent a DVD!

Order your DVDs, and they arrive via mail in 2-3 days. Keep the DVDs for 7 full days. When you're finished, use the pre-addressed, pre-paid mailer, and drop them back in the mail. [Find out more!](#)

- 7-Day Rental for just \$4. [Save when you rent 4 or more!](#)
- Virtually all DVD titles! [Find them fast!](#)
- Earn \$\$\$ as a [NetFlix.com Associate!](#)
- NetFlix.com vs. Divx [comparison chart](#)

Specials!

[Shopping with a Special Offer?](#)

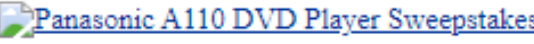
Sony, Toshiba and Pioneer DVD Player Owners, HP Pavilion PC Owners, Apple Macintosh Owners, Home Theater Coupon Holders and all other Special Offer Coupon Holders: [Go here to redeem your offer.](#)

Value and Convenience!

Save up to 20% off regularly priced rentals when you buy a [Flix Value Pak](#). Pay just once and enjoy a whole pak of DVD rentals with the click of your mouse. Get one and start saving today and during future visits to NetFlix.com. [Find out more!](#)

Got DVD? Get more!

Win a Panasonic DVD-A110 Player!



[Enter here](#) for a chance to win one of two Panasonic High Performance DVD Players with Virtual Surround Sound (MSRP \$449.95).

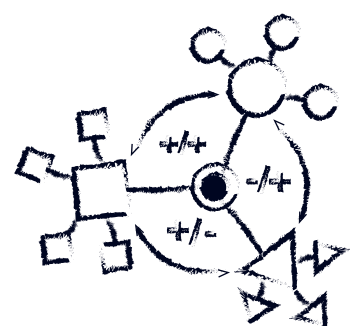
Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

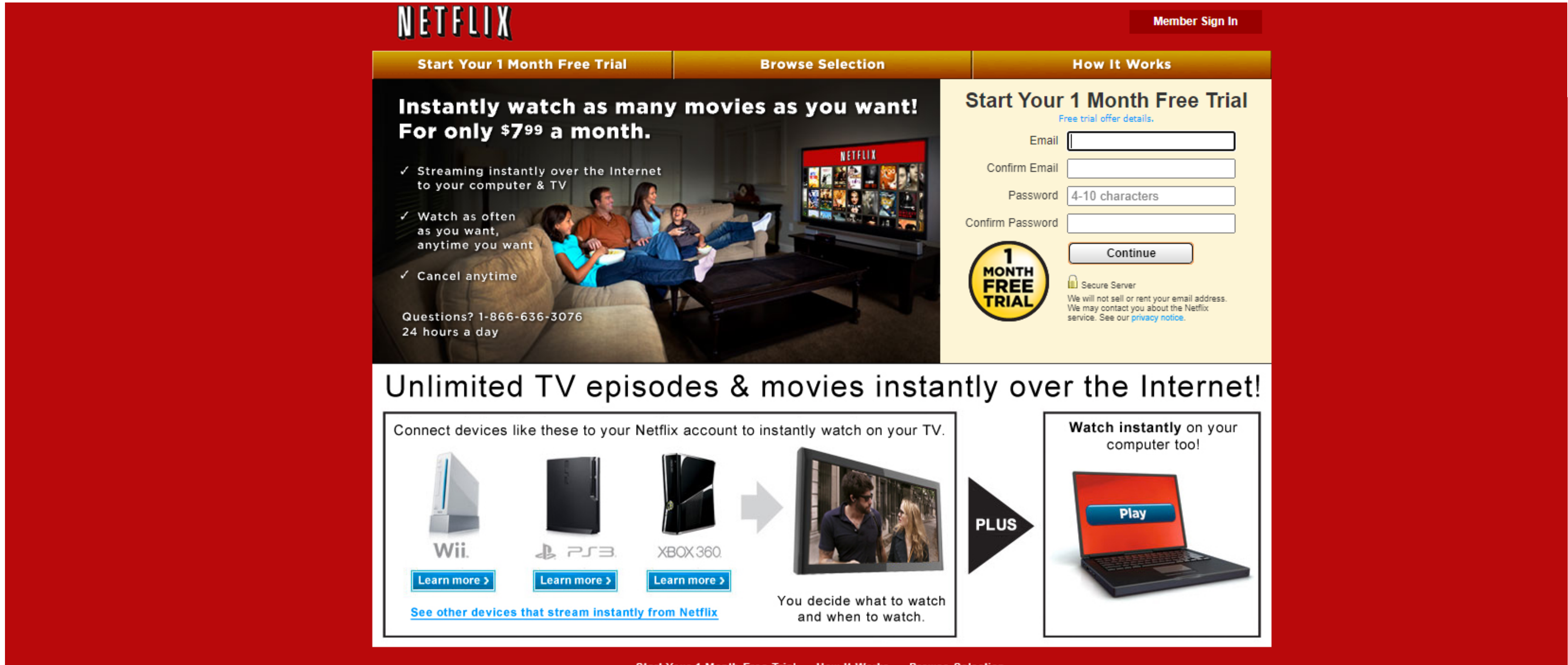
Digitale Plattformen - Prof. Dr. Daniel Blochinger

248

The screenshot shows the Netflix website's 'How It Works' section. At the top, the Netflix logo is on the left, and links for 'Buy / Redeem Gift' and 'Member Sign In' are on the right. Below the logo is a navigation bar with 'Welcome', 'How It Works' (selected), 'Browse Selection', and 'Sign Up Now'. The main heading 'How It Works' is in large blue letters. To the right of this heading is a red 'Sign Up Now' button with a play icon. The content is divided into two columns. The left column is titled 'Fast, Free DVD Delivery in about 1 Business Day' and features a circular diagram with four steps: 1. Create your list of DVDs online (Over 85,000 titles) with an image of a DVD stack; 2. We rush you DVDs from your list (Free delivery) with an image of a Netflix mailbox; 3. Keep each DVD as long as you want (No late fees) with a 'NO LATE FEES' sign; 4. Return a movie to get a new one from your list (Prepaid return envelopes) with an image of a blue return mailbox. The right column is titled 'Instantly on your PC' and features a yellow 'NEW!' banner. It has two steps: 1. Select from over 5,000 choices (More added everyday) with an image of a laptop showing a movie cover and a 'Play' button; 2. Click 'Play' on your PC (Movies start in as little as 30 seconds) with an image of a laptop showing a movie scene. A large blue circle with the word 'AND' is placed between the two columns.

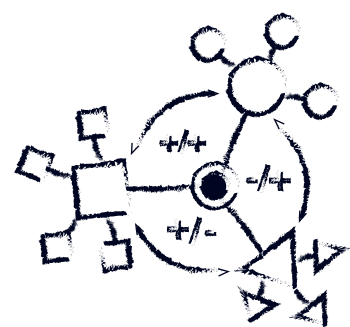
Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.

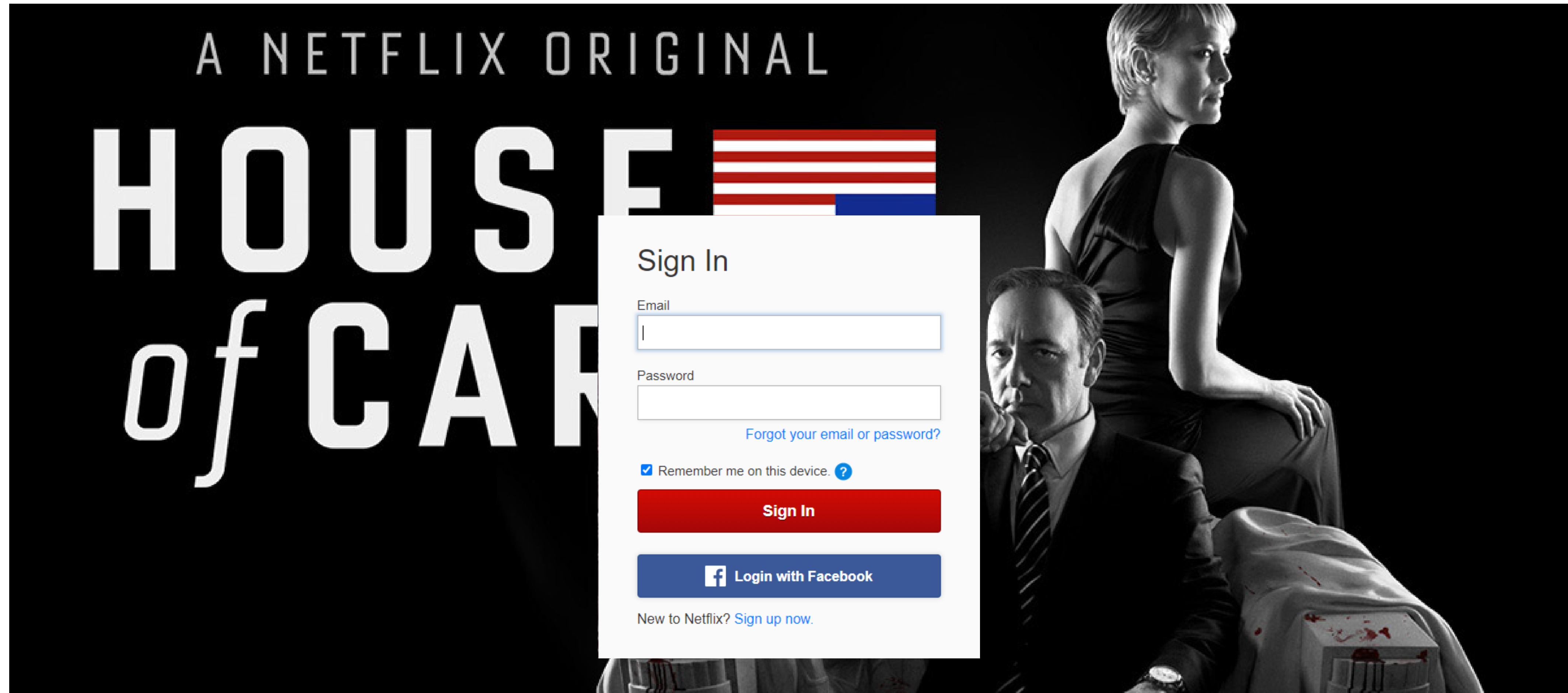




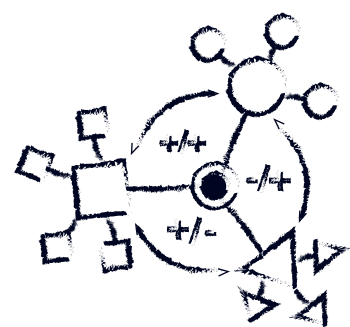
The screenshot shows the Netflix homepage with a red header. The main navigation bar includes the Netflix logo, a 'Member Sign In' button, and three tabs: 'Start Your 1 Month Free Trial', 'Browse Selection', and 'How It Works'. The 'Start Your 1 Month Free Trial' tab is active, displaying a large banner with the text 'Instantly watch as many movies as you want! For only \$7⁹⁹ a month.' Below this, there are three bullet points: 'Streaming instantly over the Internet to your computer & TV', 'Watch as often as you want, anytime you want', and 'Cancel anytime'. A phone number 'Questions? 1-866-636-3076 24 hours a day' is also present. To the right, there is a sign-up form with fields for Email, Confirm Email, Password (4-10 characters), and Confirm Password, followed by a 'Continue' button. A '1 MONTH FREE TRIAL' badge is also visible. Below the banner, there is a section titled 'Unlimited TV episodes & movies instantly over the Internet!' which shows images of a Wii, PS3, and Xbox 360, each with a 'Learn more >' button. A large arrow points from these devices to a television screen showing a movie scene, with the text 'You decide what to watch and when to watch.' Below this, there is a 'PLUS' section showing a laptop with a 'Play' button and the text 'Watch instantly on your computer too!'. At the bottom, there are three small tabs: 'Start Your 1 Month Free Trial', 'How It Works', and 'Browse Selection'.

Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.





Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



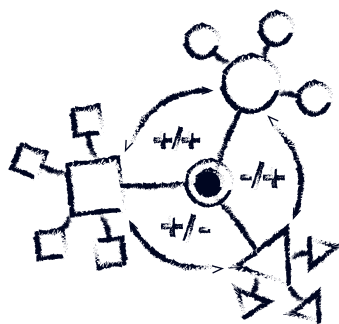
STEP 1 OF 3

Choose a plan that's right for you.

Downgrade or upgrade at any time

	Basic	Standard	Premium
Monthly price after free month ends on 2/24/18	\$7.99	\$10.99	\$13.99
HD available	✕	✓	✓
Ultra HD available	✕	✕	✓
Screens you can watch on at the same time	1	2	4
Download and watch offline on the go	✓	✓	✓
Watch on your laptop, TV, phone and tablet	✓	✓	✓
Unlimited movies and TV shows	✓	✓	✓
Cancel anytime	✓	✓	✓
First month free	✓	✓	✓

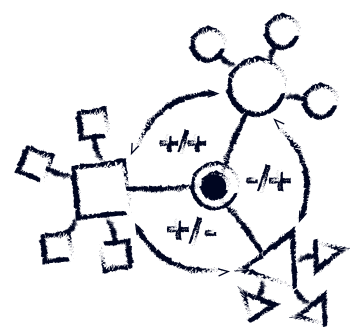
Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



Choose the plan that's right for you

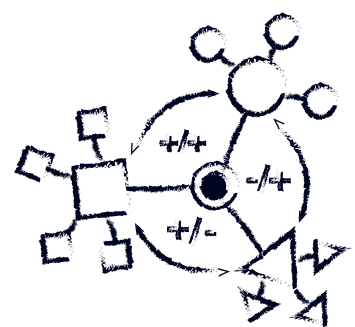
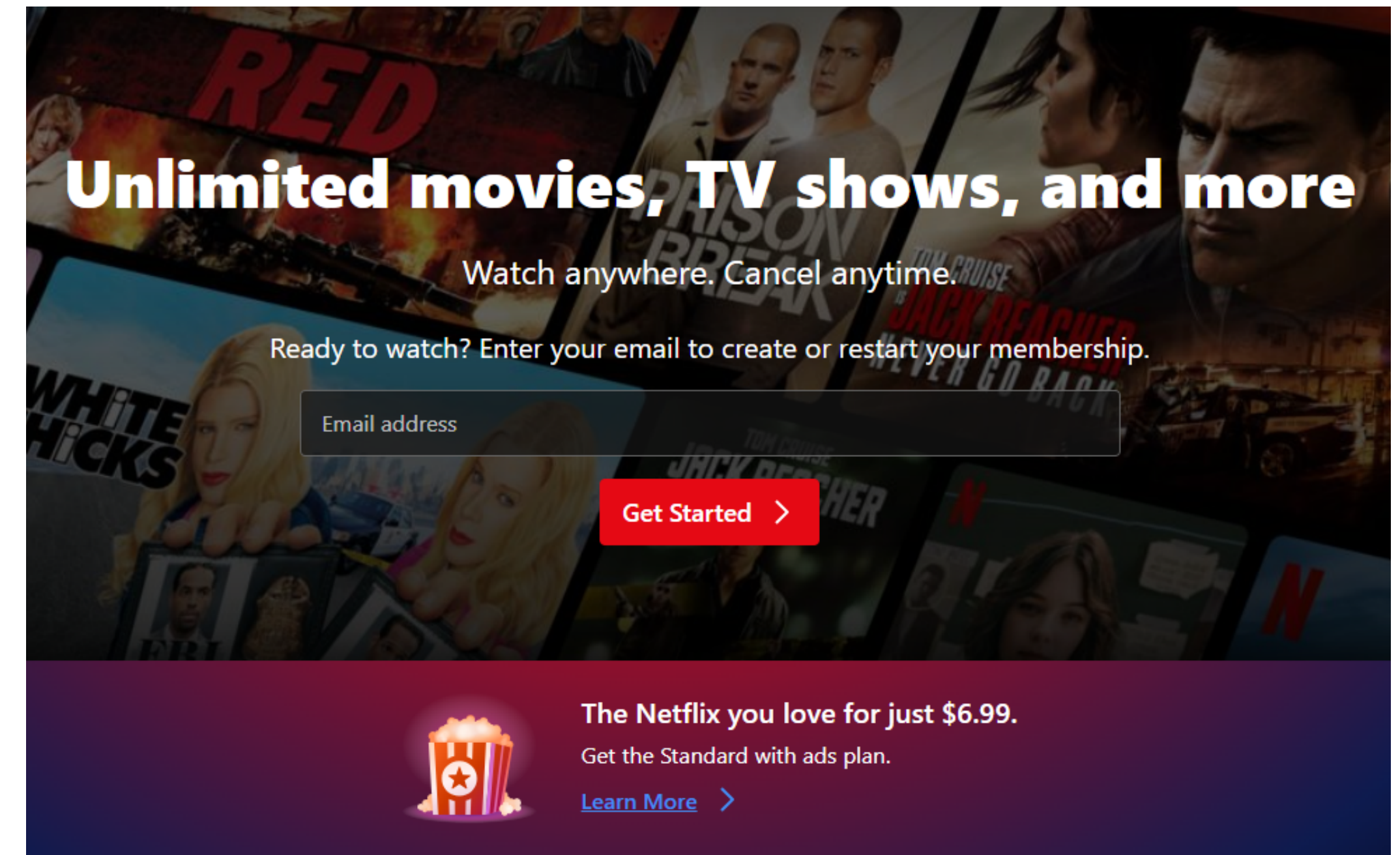
Standard with ads 1080p	Standard 1080p	Premium 4K + HDR
Monthly price \$6.99	Monthly price \$15.49	Monthly price \$22.99
Video and sound quality Good	Video and sound quality Good	Video and sound quality Best
Resolution 1080p (Full HD)	Resolution 1080p (Full HD)	Resolution 4K (Ultra HD) + HDR
Supported devices TV, computer, mobile phone, tablet	Supported devices TV, computer, mobile phone, tablet	Spatial audio (immersive sound) Included
Devices your household can watch at the same time 2	Devices your household can watch at the same time 2	Supported devices TV, computer, mobile phone, tablet
Download devices 2	Download devices 2	Devices your household can watch at the same time 4
Ads Less than you might think	Ads No ads	Download devices 6

Screenshot von historischer Version von netflix.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



Fallbeispiel Netflix

Hinter jeder Neuerung stecken strategische Überlegungen. Wir wollen uns besonders auf ein wichtiges Detail konzentrieren, dass Netflix schon früh von Konkurrenten wie Prime Video, Maxdome usw. abgehoben hat ...

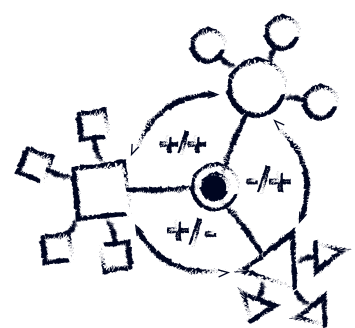
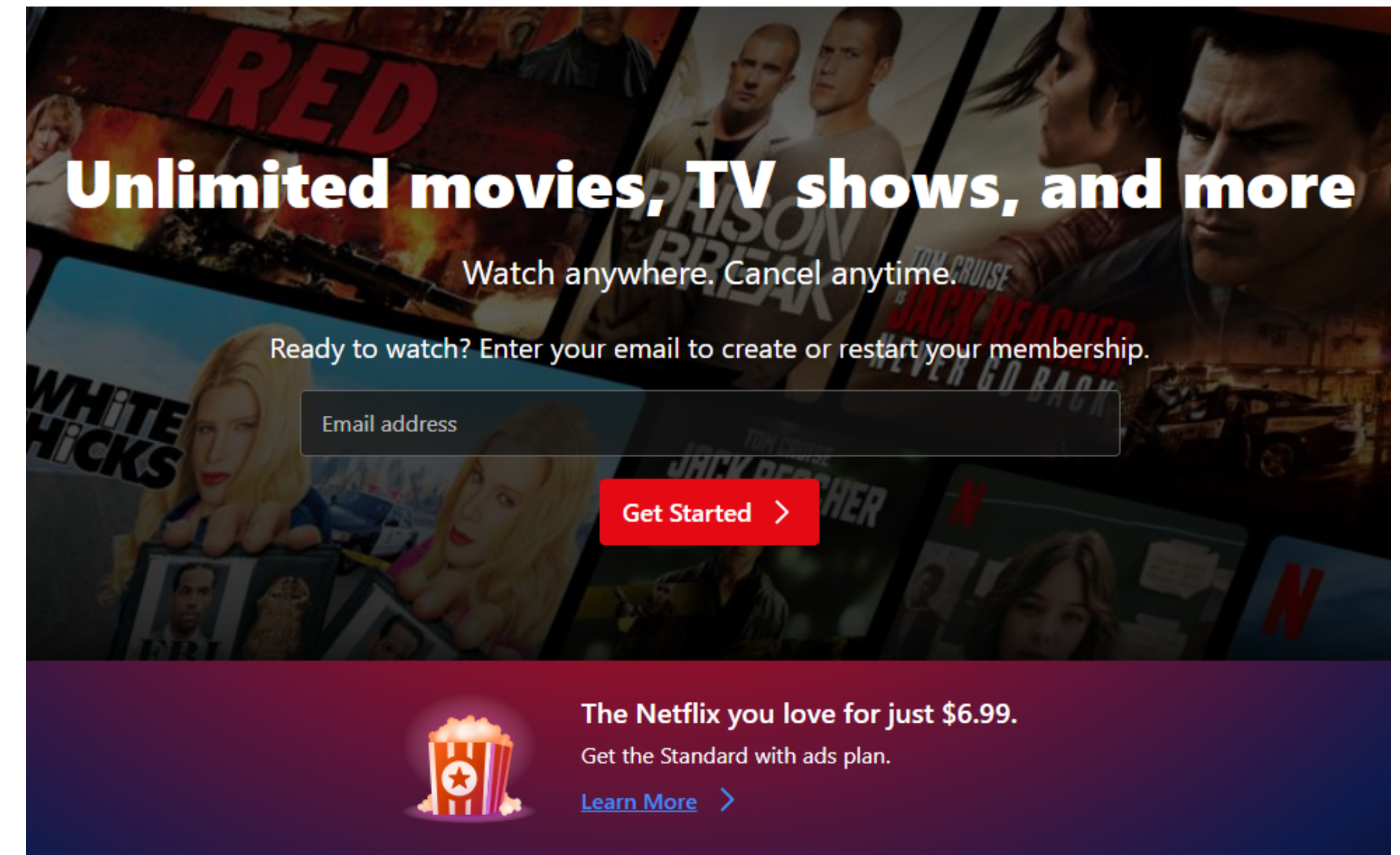


Fallbeispiel Netflix

... und zwar das Preismodell. Netflix arbeitete schon früh mit Abomodellen ohne zusätzliche Kosten für bestimmte Filme & Serien.

Bei Amazon waren dagegen auch mit Prime Mitgliedschaft viele Filme & Serien kostenpflichtig.

Warum funktionieren Abomodelle bei vielen Plattformen und auch Softwareunternehmen besser als das klassische Pay-Per-Use Modell bzw. Stückpreise?

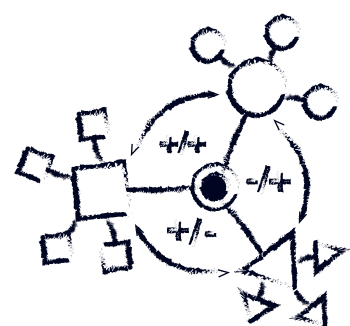
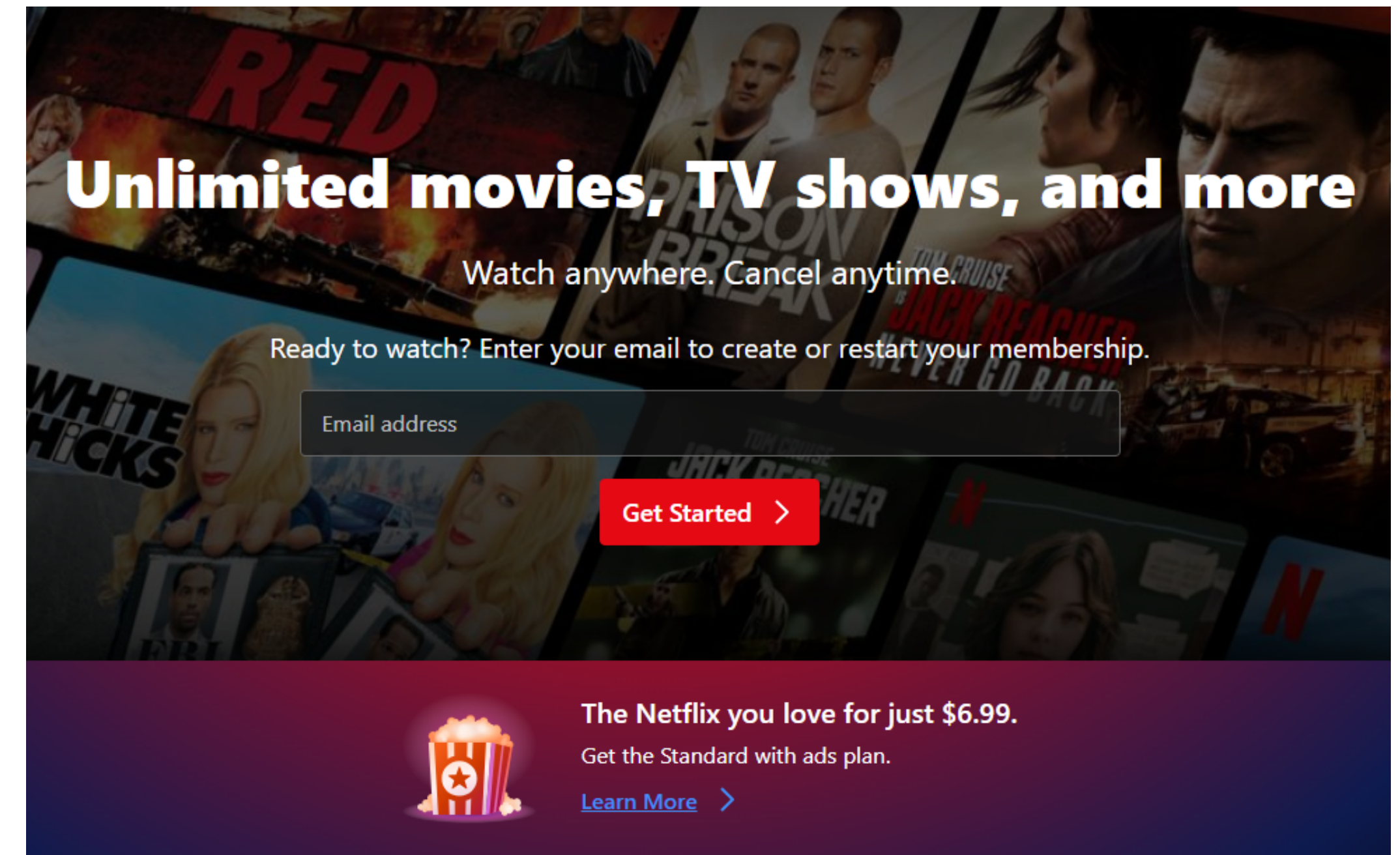


Preismodelle

Die Dominanz von Abomodellen hängt mit deren Kostenstruktur zusammen.

Bei Unterhaltungsplattformen haben wir hohe Fixkosten für die Lizenzierung bzw. Eigenproduktion des Contents. Die Grenzkosten die durch einen zusätzlichen Zuschauer entstehen sind dagegen gering!

Mit einer Variante des Monopolmodells aus der Mikroökonomik zeigen wir, dass bei sehr geringen variablen Kosten ein Abomodell geeigneter ist als eine Nutzungsgebühr!



Preismodelle

Wir betrachten zwei Unternehmen: eine Streamingplattform mit geringen variablen Kosten ...

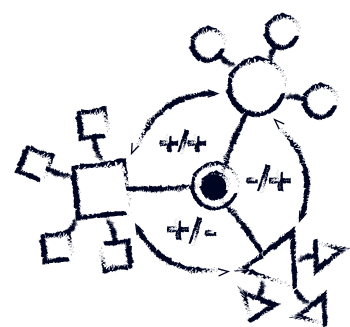
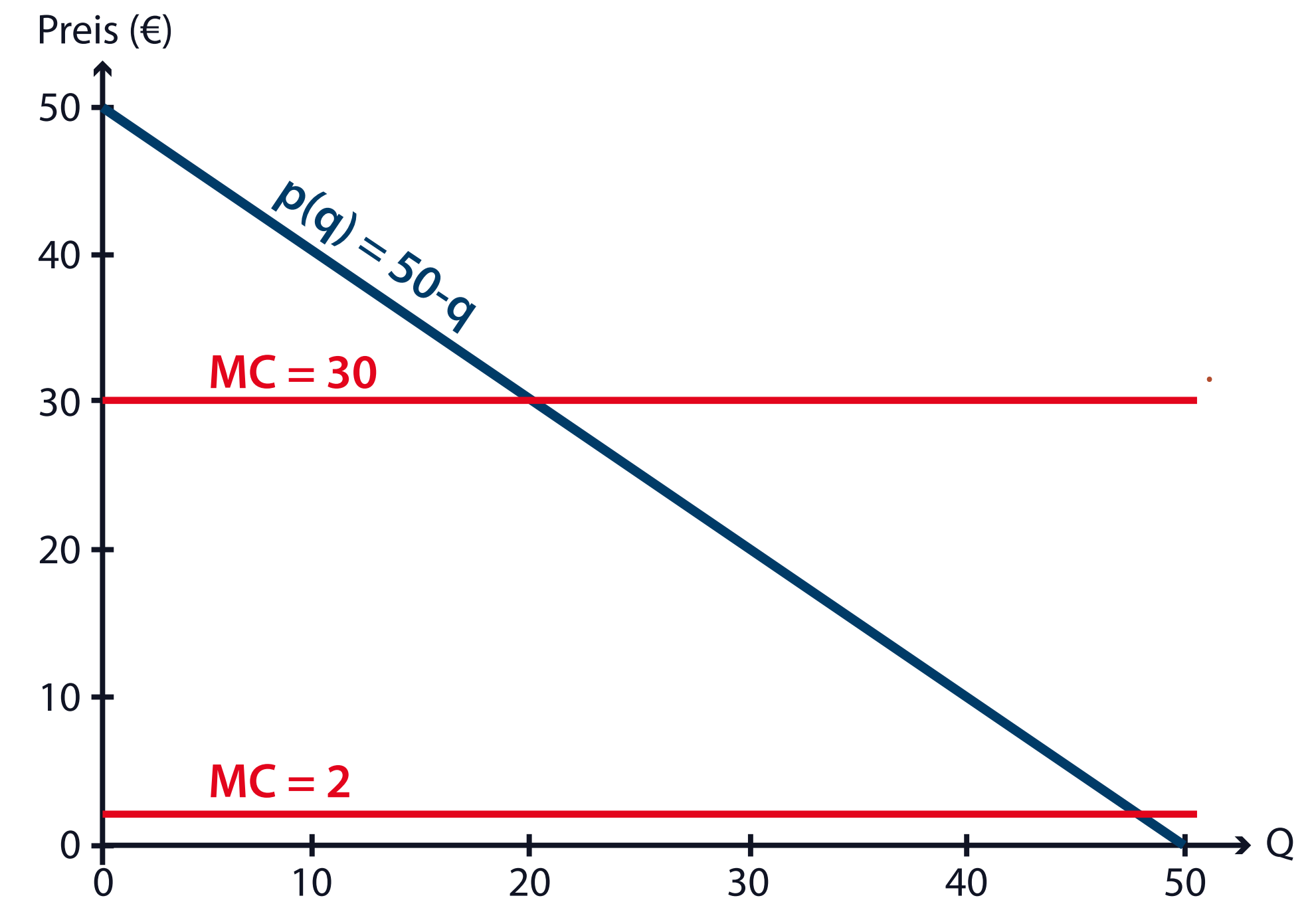
$$c(q) = 2q$$

... und ein weiteres Unternehmen mit hohen variablen Kosten:

$$c(q) = 30q$$

Beide Unternehmen stehen folgender PAF gegenüber:

$$p(q) = 50 - q$$



Preismodelle

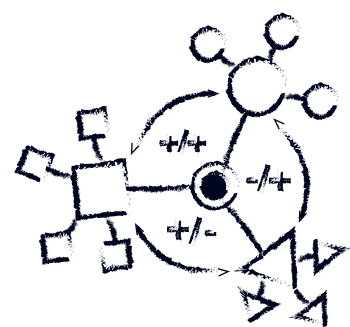
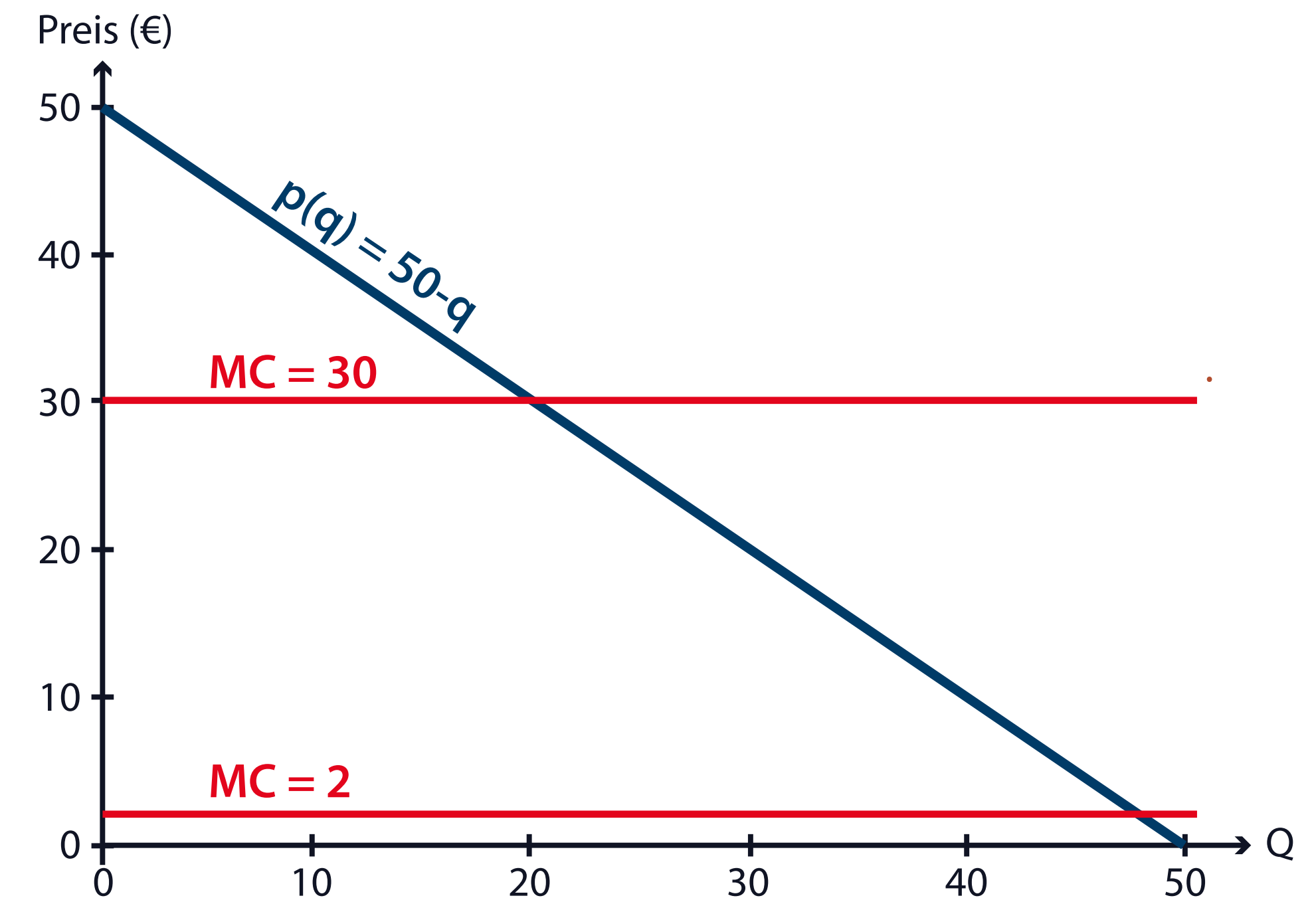
Wir betrachten die Gewinnoptimierung der beiden Unternehmen mit drei Preismodellen:

Reine Nutzungsgebühr p

Reine Abogebühr A

Zweistufentarif mit Nutzungsgebühr p und Abogebühr A

Die Variante mit der reinen Nutzungsgebühr können wir wie immer rechnen: Wir setzen die Ableitung der Gewinnfunktion gleich null.



Preismodelle

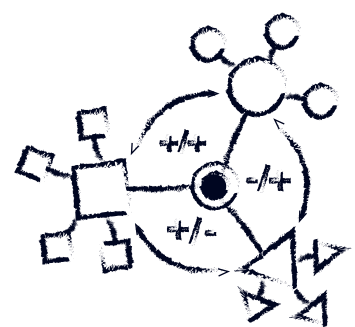
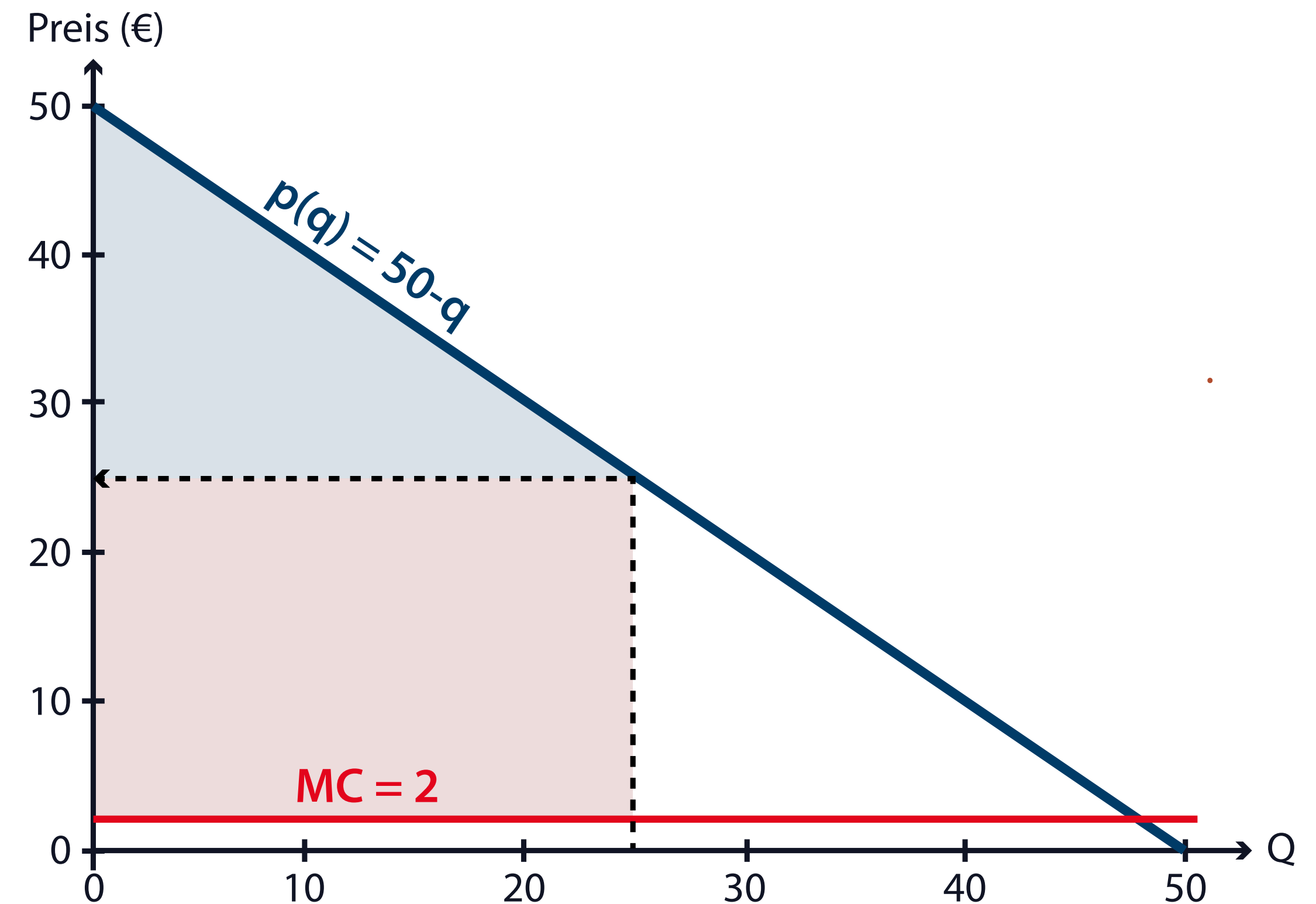
Streamingplattform mit reiner Nutzungsgebühr:

$$\begin{aligned}\pi(q) &= p(q) \cdot q - c(q) \\ &= (50 - q)q - 2q \\ &= 50q - q^2 - 2q \\ &= 48q - q^2\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \pi}{\partial q} = 48 - 2q \stackrel{!}{=} 0$$

$$\iff q^* = 24, p^* = 26$$

$$\iff \pi(q^*) = 48 \cdot 24 - 24^2 = 576$$



Preismodelle

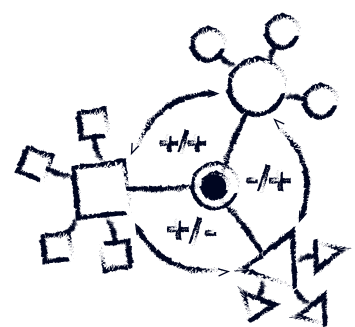
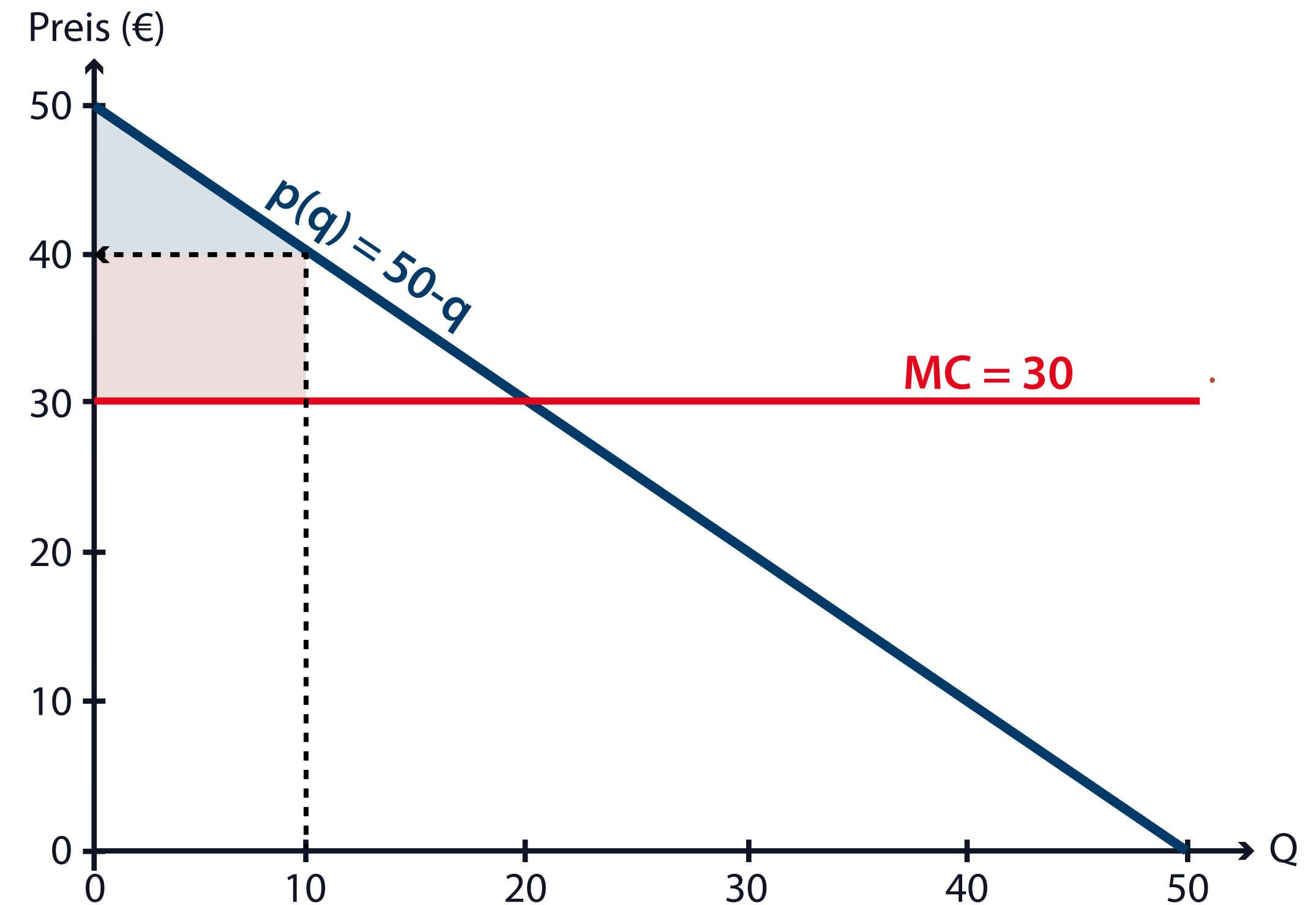
Zweites Unternehmen mit reiner Nutzungsgebühr:

$$\begin{aligned}\pi(q) &= p(q) \cdot q - c(q) \\ &= (50 - q)q - 30q \\ &= 50q - q^2 - 30q \\ &= 20q - q^2\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \pi}{\partial q} = 20 - 2q \stackrel{!}{=} 0$$

$$\Leftrightarrow q^* = 10, p^* = 40$$

$$\Leftrightarrow \pi(q^*) = 20 \cdot 10 - 10^2 = 100$$

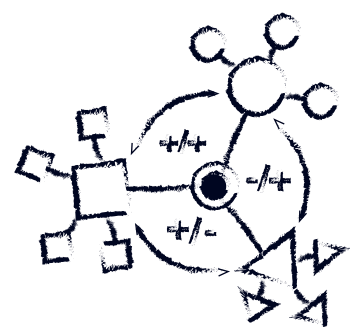
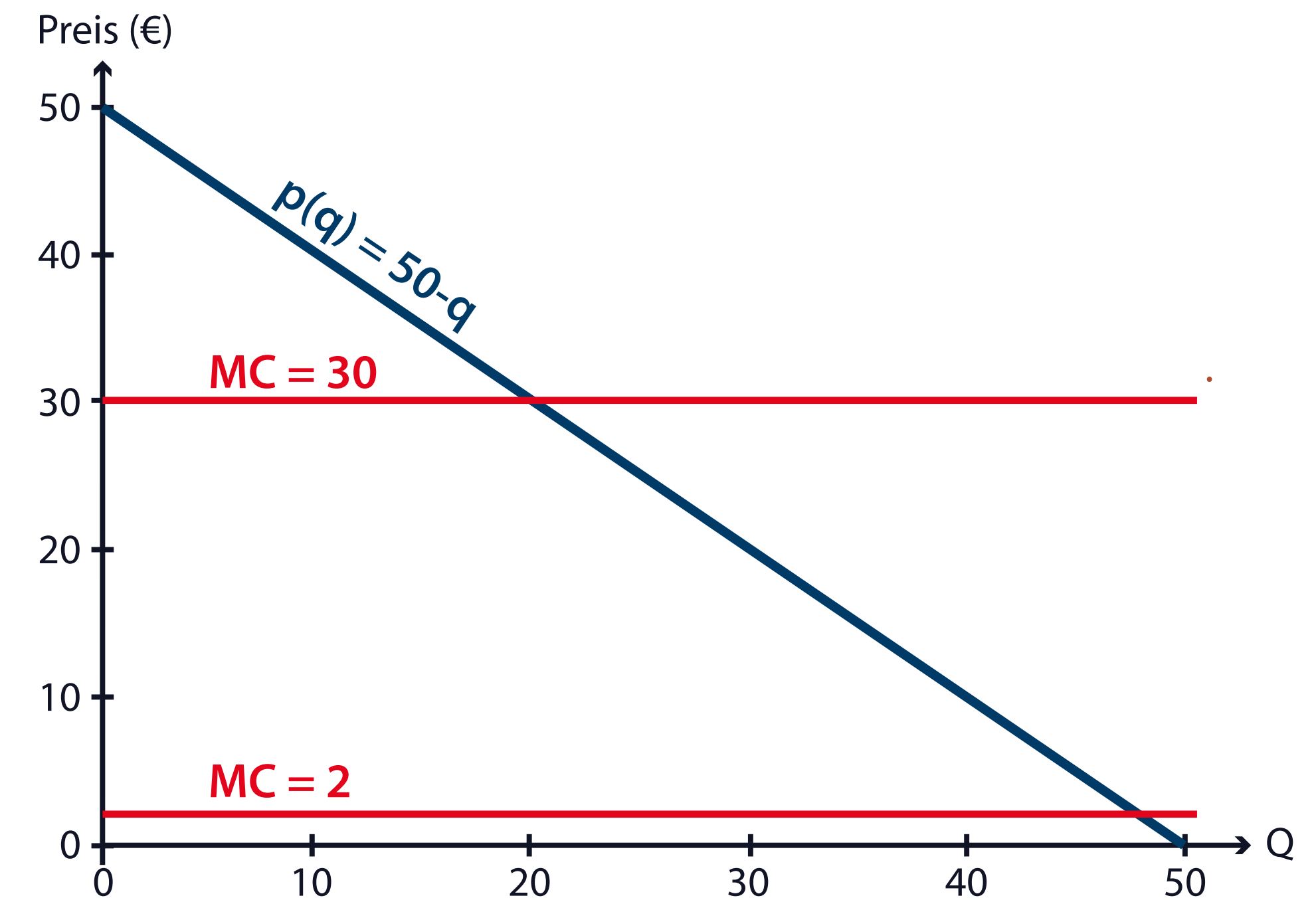


Preismodelle

Bei der Abogebühr müssen wir uns etwas Neues überlegen:

Wir setzen das $p=0$ in die Preis-Absatz-Funktion ein und erhalten dadurch die Menge q^* .

Mit dieser Menge können wir die Konsumentenrente berechnen, die wir abschöpfen können, indem wir $A=KR(q^*)$ setzen!

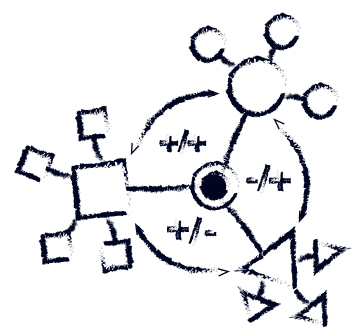
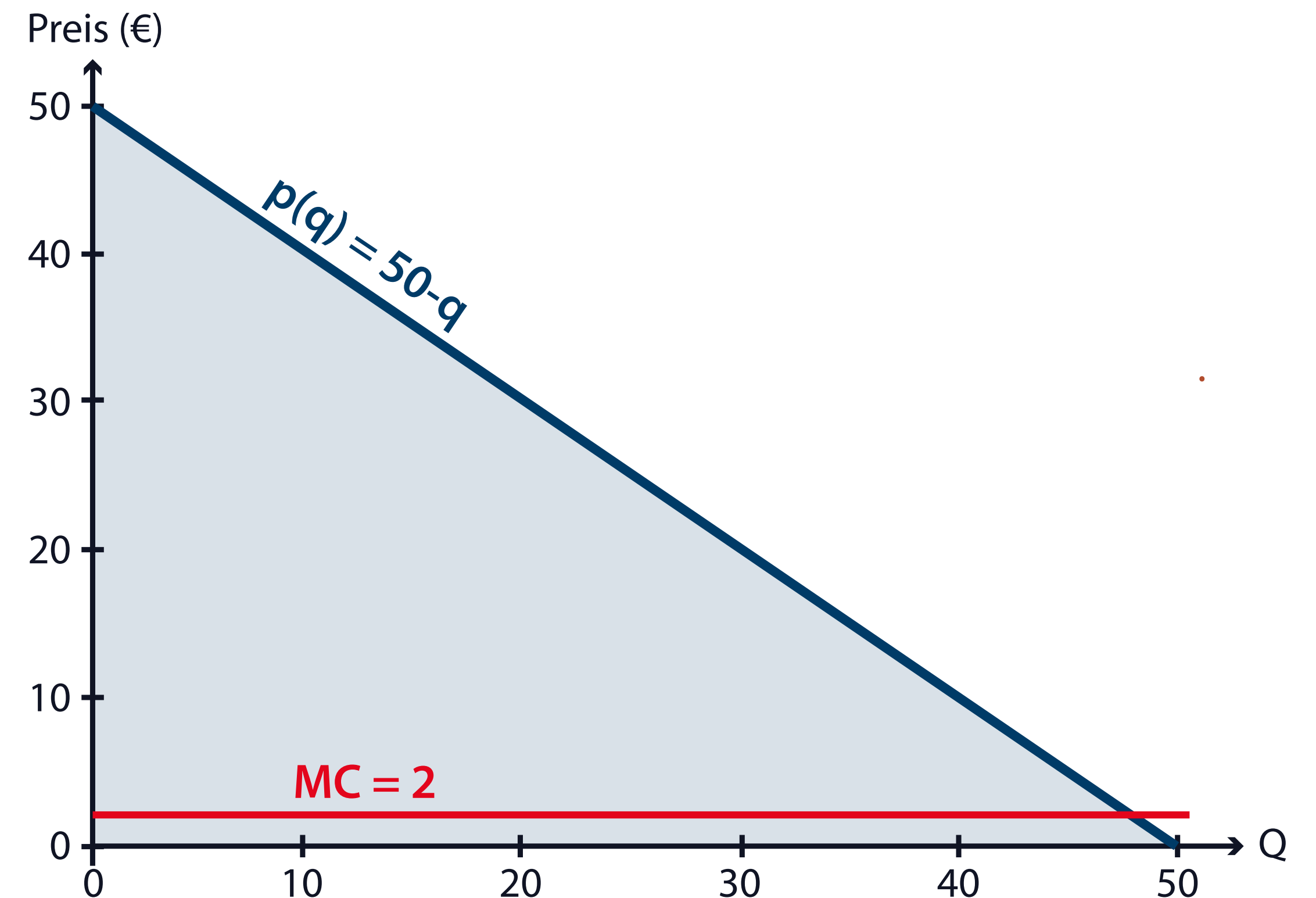


Preismodelle

Streamingplattform mit reiner Abogebühr:

$$p \stackrel{!}{=} 0 \iff q^* = 50$$

$$\begin{aligned}\pi(q^*) &= KR(q^*) - c(q^*) \\ &= 0.5 \cdot 50 \cdot 50 - 2 \cdot 50 \\ &= 1250 - 100 \\ &= 1150\end{aligned}$$

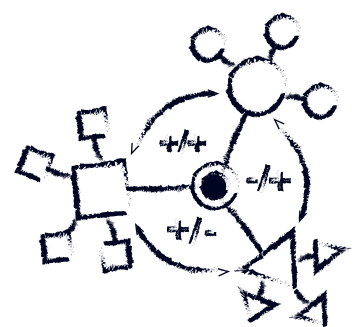
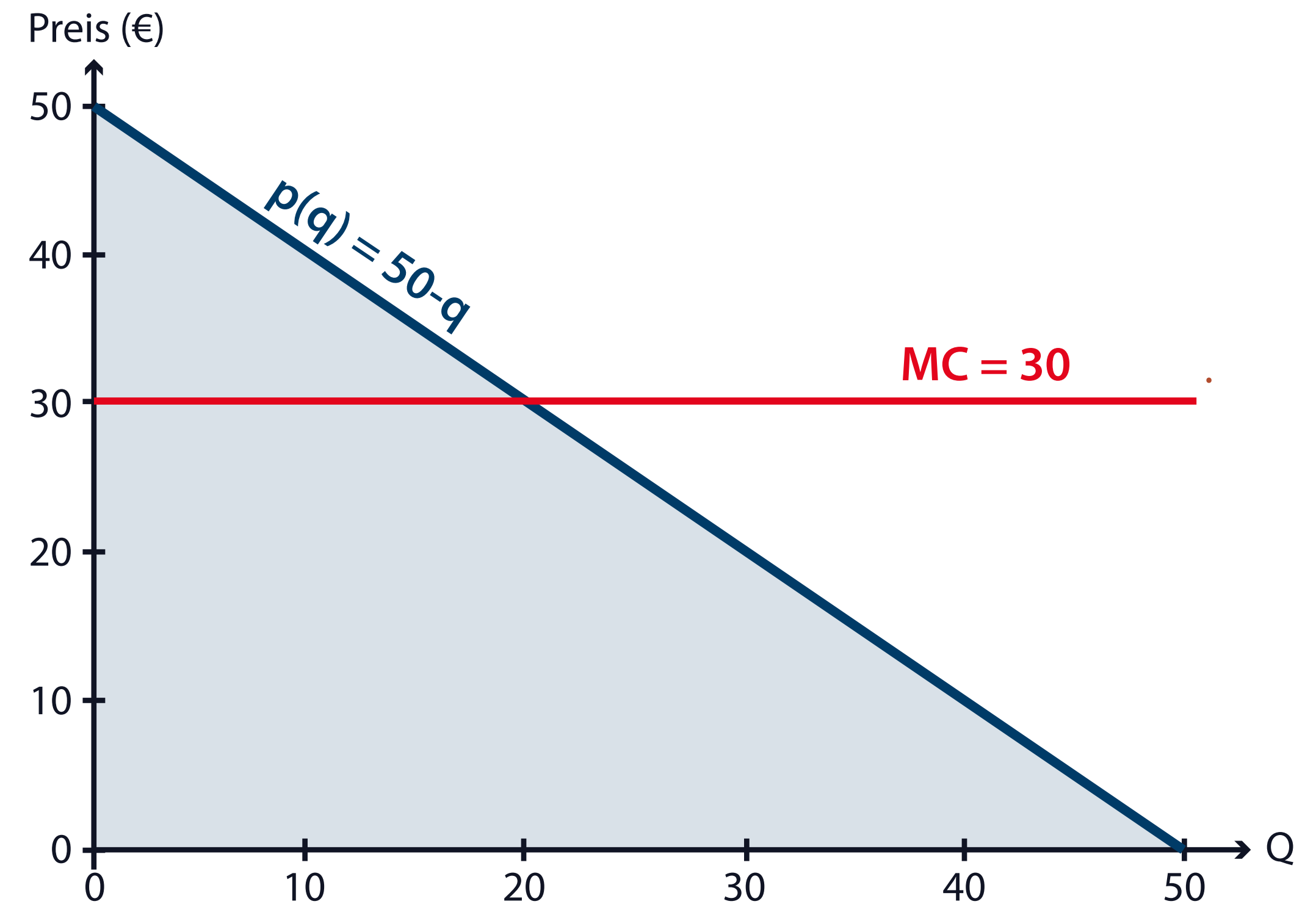


Preismodelle

Zweites Unternehmen mit reiner Abogebühr:

$$p \stackrel{!}{=} 0 \iff q^* = 50$$

$$\begin{aligned}\pi(q^*) &= KR(q^*) - c(q^*) \\ &= 0.5 \cdot 50 \cdot 50 - 30 \cdot 50 \\ &= 1250 - 1500 \\ &= -250\end{aligned}$$



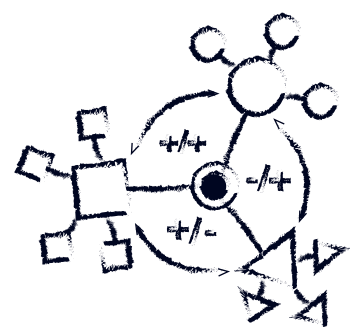
Preismodelle

Wir sehen, dass das Abomodell besser zur Streamingplattform und das Nutzungsgebührenmodell besser zum normalen Unternehmen passt.

Fehlt noch das Preismodell mit beiden Gebühren: p und A !

Im ersten Schritt berechnen wir die optimale Nutzungsgebühr p^* , indem wir die Zahlungsbereitschaft $p(q)$ mit den Grenzkosten MC gleichsetzen. Danach berechnen wir die Konsumentenrente, die jeder Konsument hat, und schöpfen diese über eine Abogebühr in entsprechender Höhe ab.

Unternehmen	Tarif	Gewinn
Streamingplattform	Nutzung	+ 576
Streamingplattform	Abo	+ 1150
Normal	Nutzung	+ 100
Normal	Abo	- 250



Preismodelle

Streamingplattform mit Zweistufentarif:

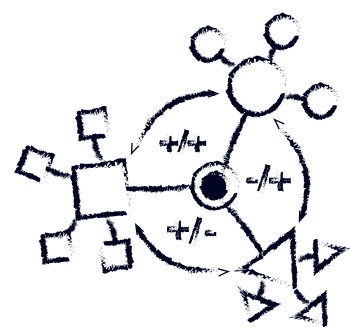
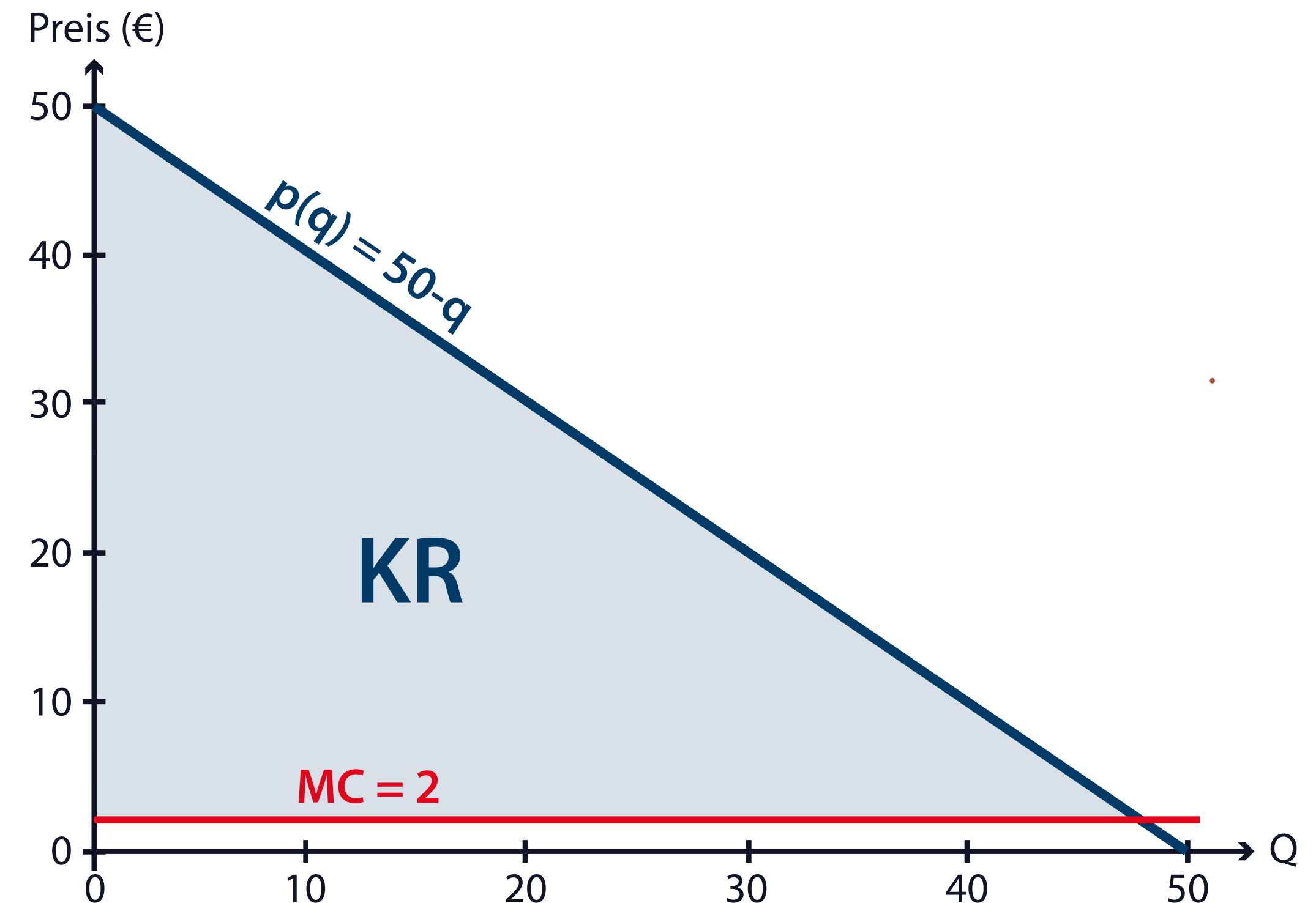
$$p(q) \stackrel{!}{=} MC$$

$$\Leftrightarrow 50 - q = 2$$

$$\Leftrightarrow q^* = 48 \text{ und } p^* = 2$$

$$KR(q^*) = 0.5 \cdot 48 \cdot (50 - 2) = 1152$$

$$\begin{aligned} \pi(q^*) &= p^* q^* + KR(q^*) - c(q^*) \\ &= 2 \cdot 48 + 1152 - 2 \cdot 48 = 1152 \end{aligned}$$



Preismodelle

Zweites Unternehmen mit Zweistufentarif:

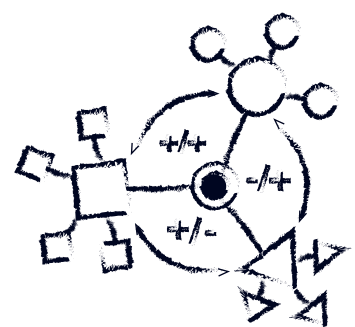
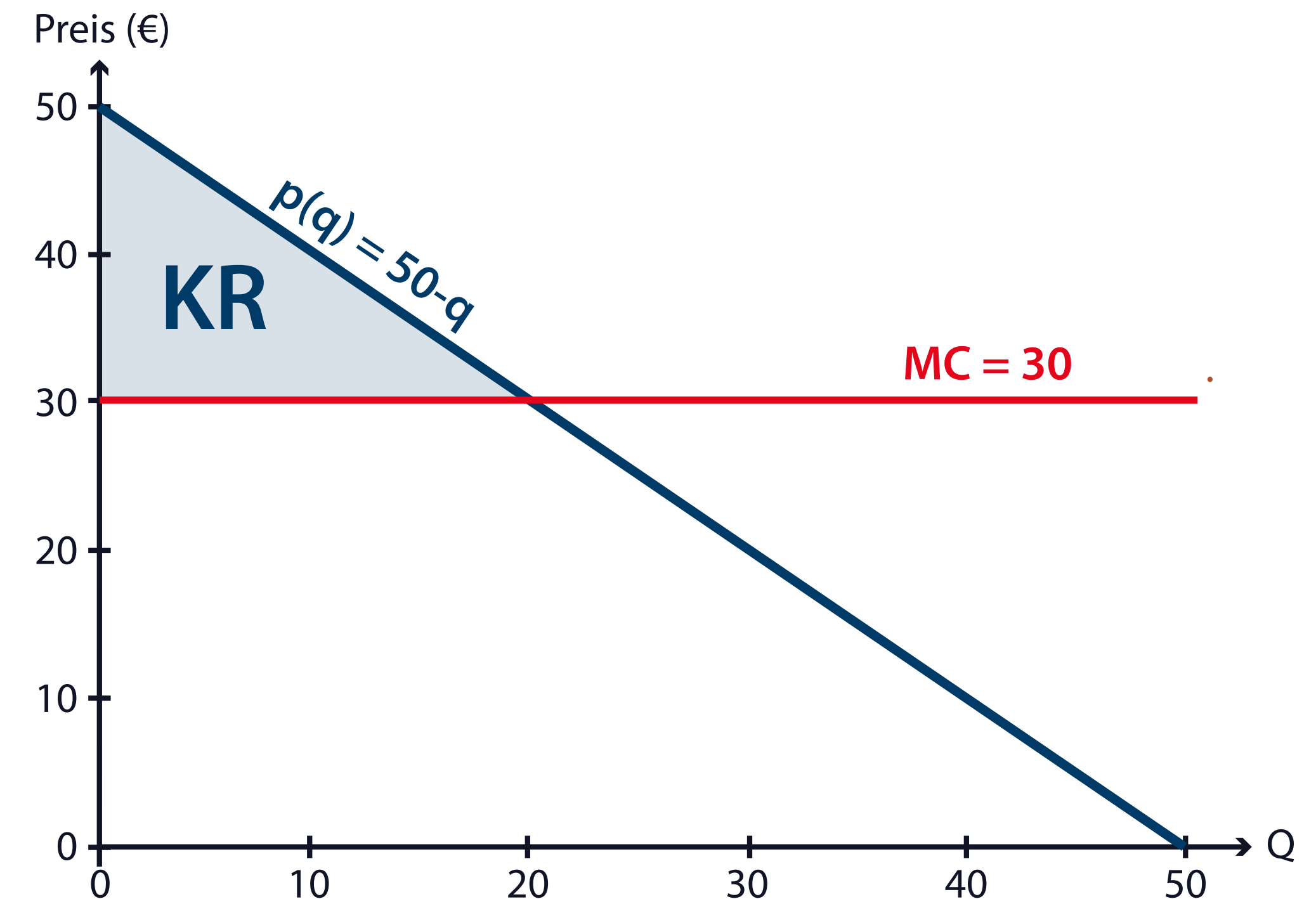
$$p(q) \stackrel{!}{=} MC$$

$$\Leftrightarrow 50 - q = 30$$

$$\Leftrightarrow q^* = 20 \text{ und } p^* = 30$$

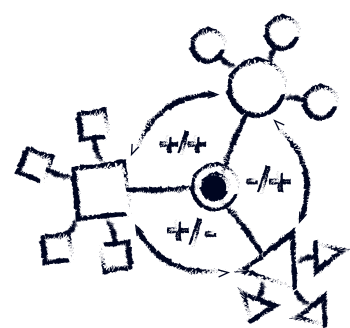
$$KR(q^*) = 0.5 \cdot 20 \cdot (50 - 30) = 200$$

$$\begin{aligned} \pi(q^*) &= p^* q^* + KR(q^*) - c(q^*) \\ &= 30 \cdot 20 + 200 - 30 \cdot 20 = 200 \end{aligned}$$



Preismodelle

Unternehmen	Tarif	Nutzung	Abo	Menge	Gewinn
Streaming	Nutzung	p=26	A=0	24	+ 576
Streaming	Abo	p=0	A=1250	50	+ 1150
Streaming	Beides	p=2	A=1152	48	+ 1152
Normal	Nutzung	p=40	A=0	10	+ 100
Normal	Abo	p=0	A=1250	50	- 250
Normal	Beides	p=30	A=200	20	+ 200

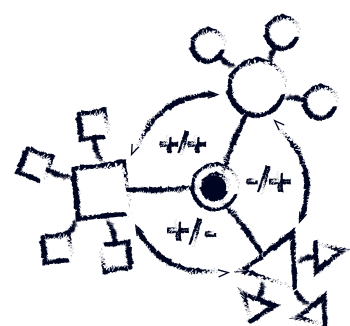


Monetarisierungsstrategien

Preisdiskriminierung 3. Grades die Plattform fordert abhängig von beobachtbaren Merkmalen unterschiedliche Preise für Akteure einer Gruppe.

Beispiele analog: günstigerer Einlass für Frauen in Clubs, günstigerer Einlass für Schüler und Studenten ins Freibad.

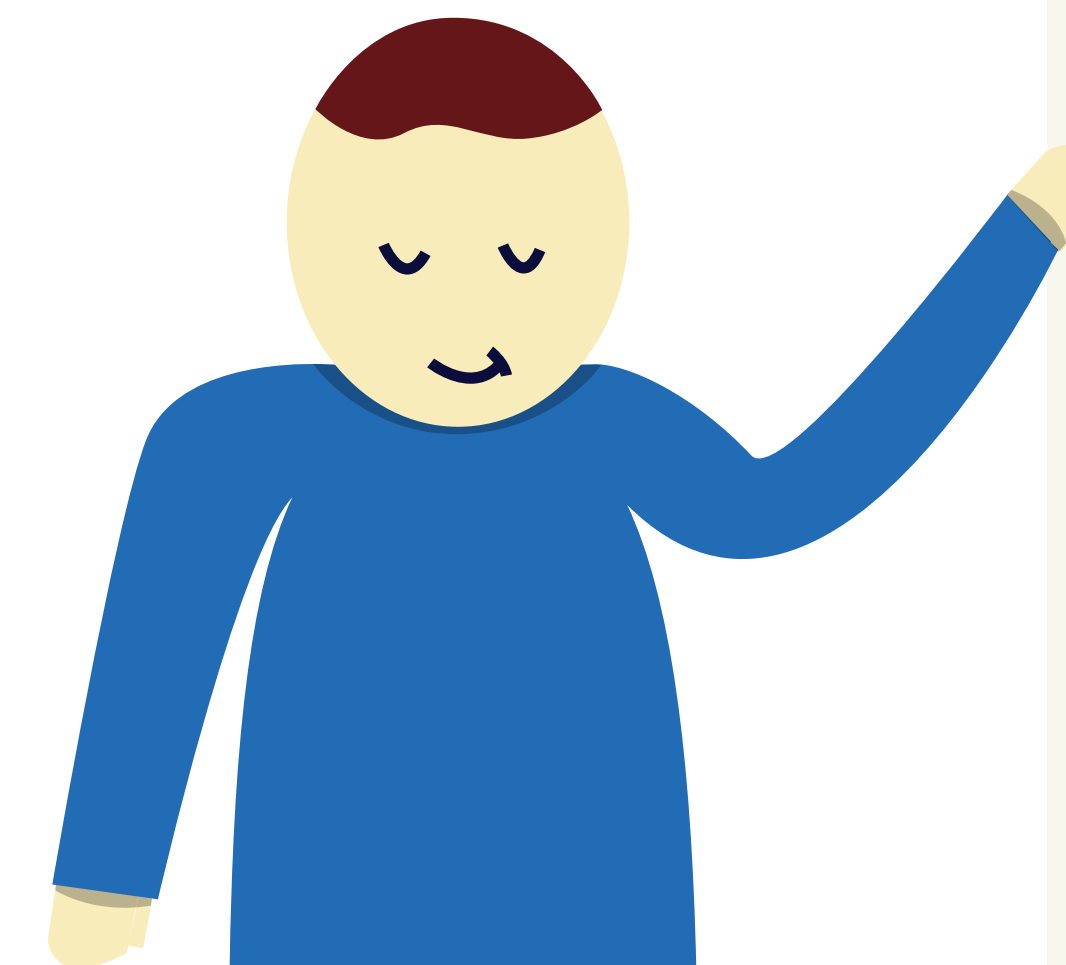
Beispiel digitale Plattformen: unterschiedliche Abopreise für Nutzer aus unterschiedlichen Ländern.



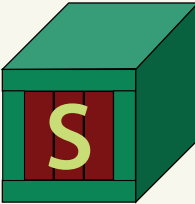
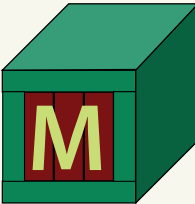
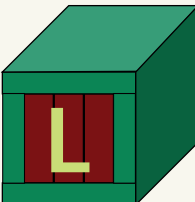
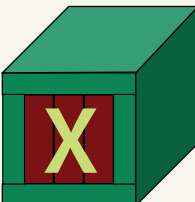
Monetarisierungsstrategien

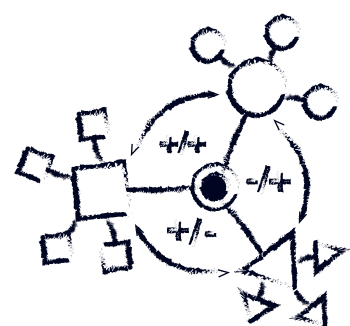
Preisdiskriminierung 2. Grades die Plattform bietet den Akteuren einer Gruppe eine Auswahl von Tarifen an, aus denen diese frei wählen können.

Das klassische Beispiel sind Mobilfunktarife, aber wir erkennen hier auch die Preisdiskriminierung bei Netflix wieder!



Tarife

	Paket S 9.99 / Monat
	Paket M 14.99 / Monat
	Paket L 19.99 / Monat
	Paket XL 29.99 / Monat

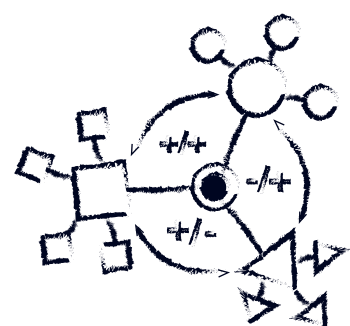


Monetarisierungsstrategien

Freemium Modelle sind eine besondere Variante von Preisdiskriminierung 2. Grades!

Der Nutzer wählt meist zwischen einem kostenlosen Abo mit Werbeeinblendungen und einem kostenpflichtigen Abo ohne Werbeeinblendungen.

Auch hier ist Netflix seit 2023 ein Beispiel - mit der Besonderheit, dass auch der Tarif mit Werbeeinblendungen nicht kostenlos ist.



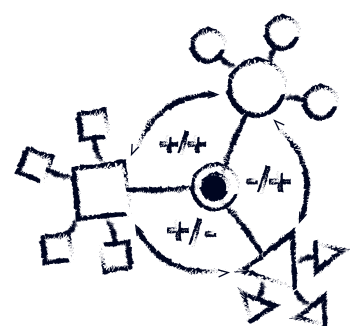
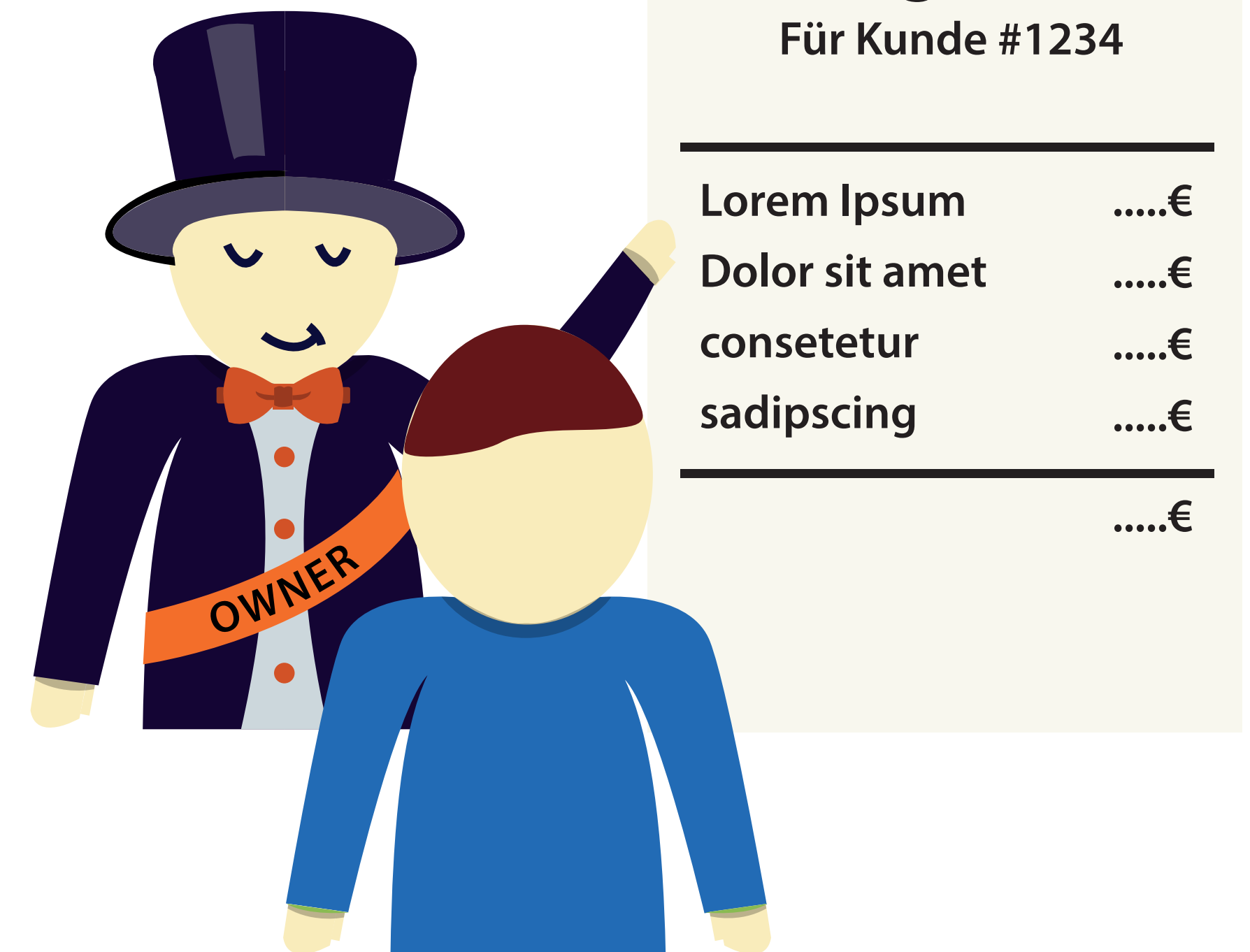
Monetarisierungsstrategien

Preisdiskriminierung 1. Grades versucht die volle Zahlungsbereitschaft jedes individuellen Akteurs genau zu treffen.

Die Preise werden so hoch gewählt, dass der individuelle Nutzer gerade noch die Plattform verwendet.

Jeder Nutzer bekommt einen individuellen Preis, wobei dies den Nutzern oft nicht bewusst ist.

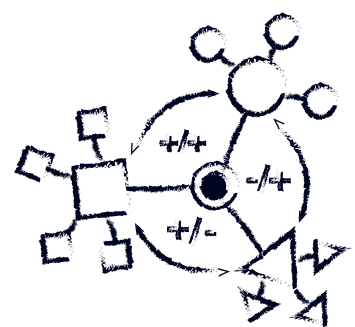
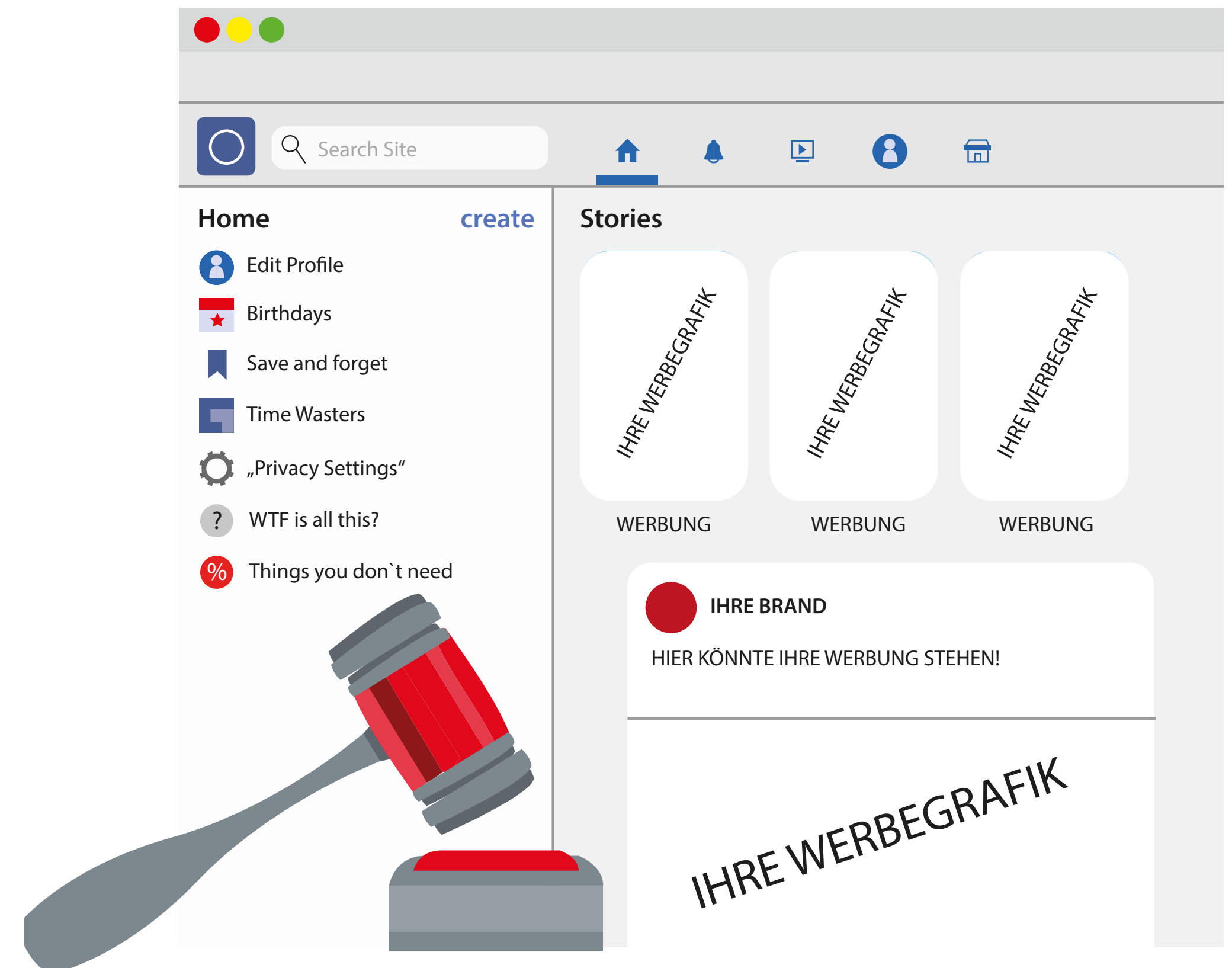
Wie soll das funktionieren?



Perspektivwechsel

Bisher haben wir beim Thema Preise aus Sicht der Nutzer gedacht. Jetzt nehmen wir die Perspektive eines Unternehmens ein, dass seine Produkte über Social Media bewerben möchte.

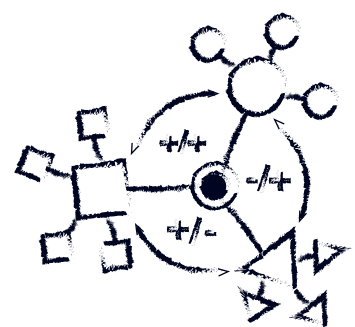
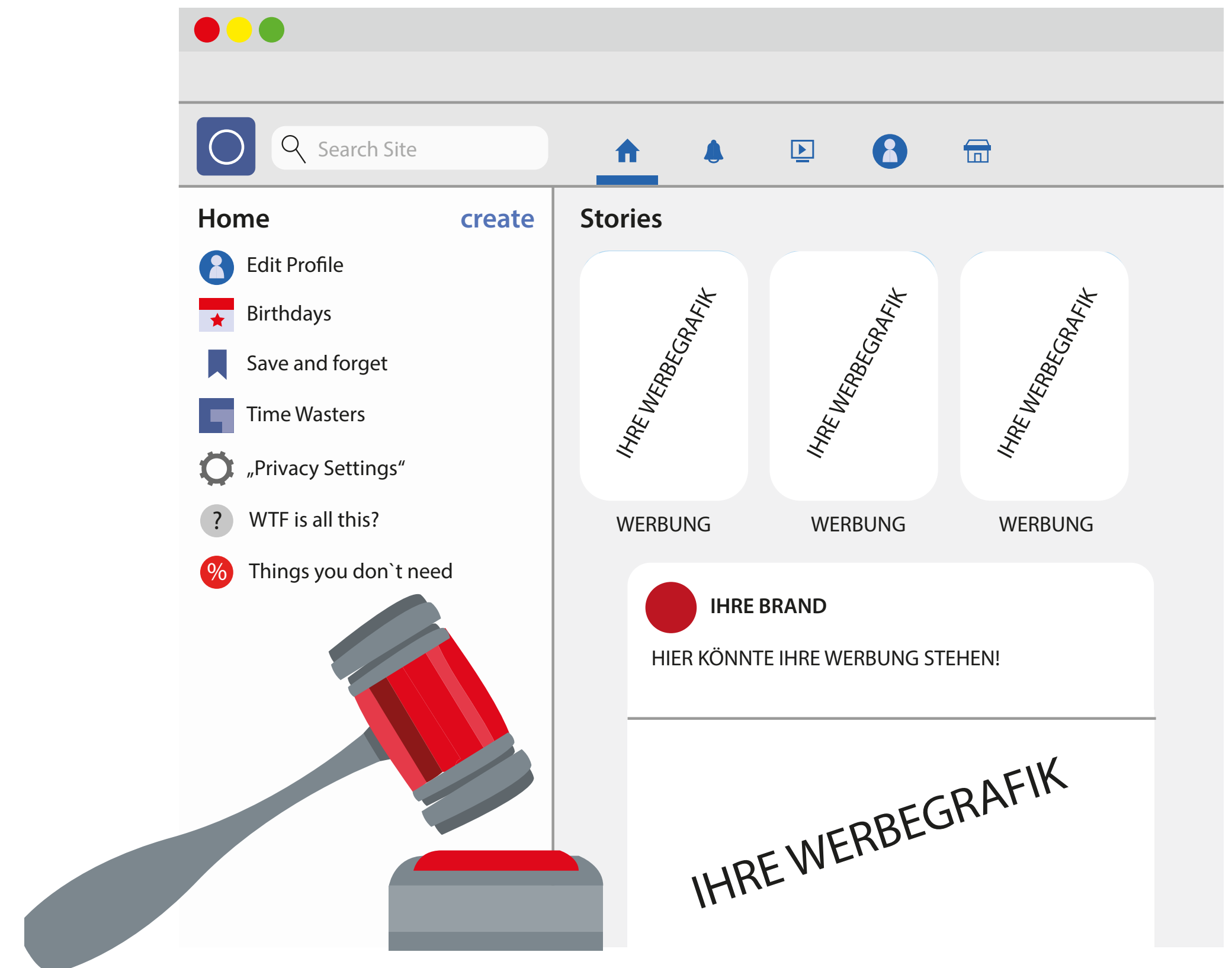
Speziell soll es im Folgenden um Paid Ads gehen, bei denen unser Content gegen Bezahlung an Nutzer der Plattform ausgespielt wird.



Perspektivwechsel

Für die Entscheidung welche Plattformen wir wie intensiv mit welcher Art von Werbung bespielen, sind viele Faktoren zu beachten, wie z.B.

- Zielgrößen unserer Kampagnen
- Demografie der aktiven Nutzer
- Nutzerverhalten
- Mögliche Werbeformate
- Abrechnungseinheit & Kosten



Abrechnungseinheit

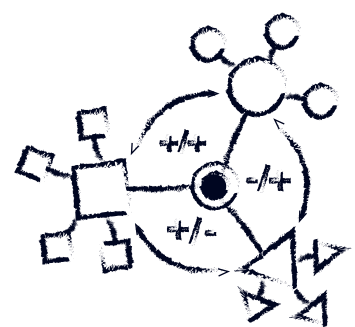
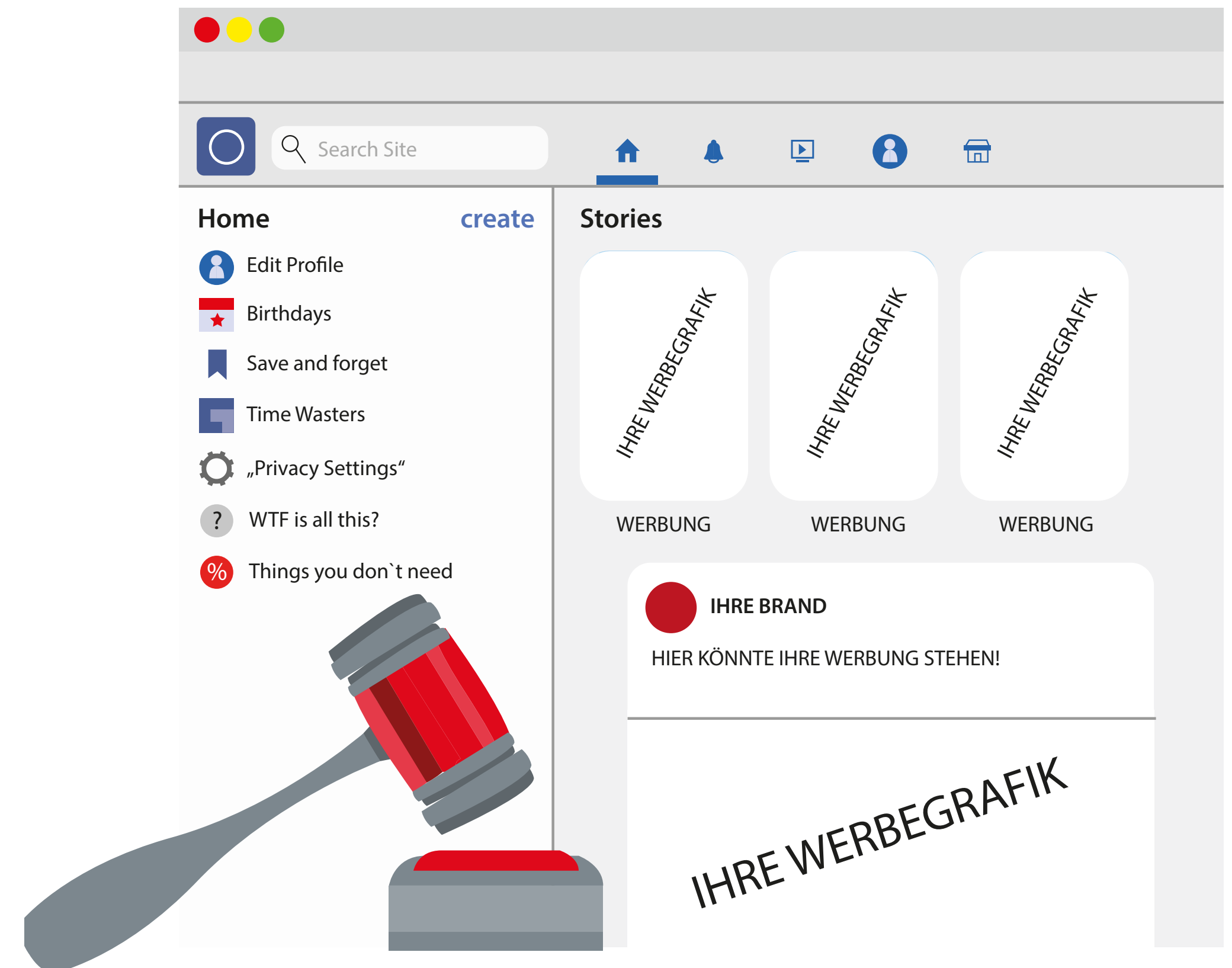
Die gängigsten Abrechnungseinheiten, nach denen Paid Ads abgerechnet werden, sind:

CPM Cost per (Mille) Impression

CPC Cost per Click

CPA Cost per Action

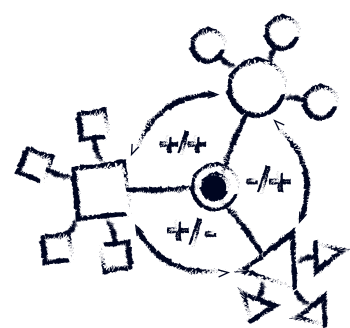
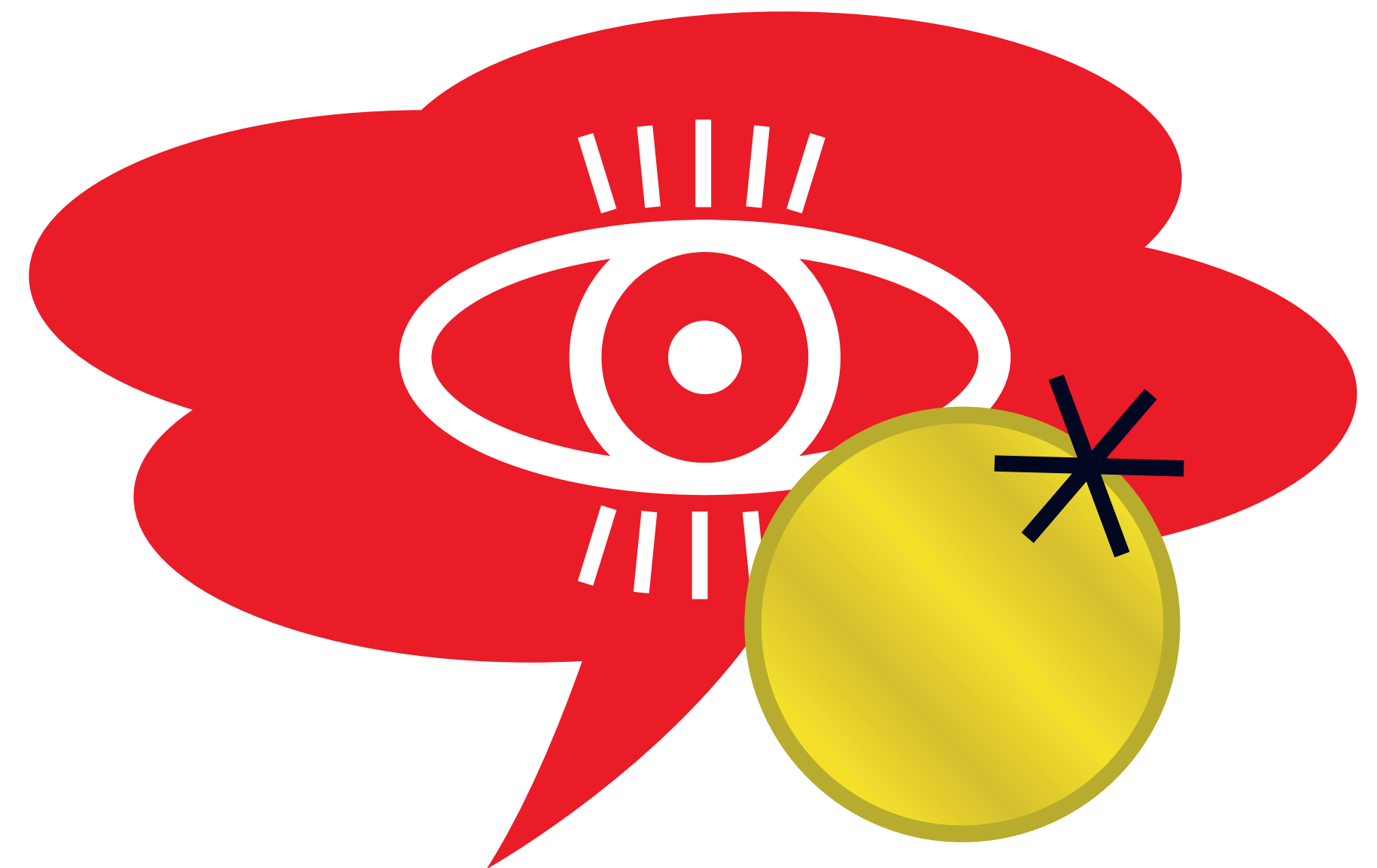
Hinter CPA können unterschiedliche Aktionen stecken. CPA ist so gesehen ein Sammelbegriff für spezifischere Abrechnungseinheiten wie CPI.



Abrechnungseinheit

Bei **Cost-Per-Impression** zahlt der Werbetreibende einen bestimmten Geldbetrag pro Ansicht.

Diese Variante ist aus den analogen Medien bekannt. Im digitalen Bereich wird CPM aber auch eingesetzt, insbesondere wenn es vordergründig um Awareness geht.

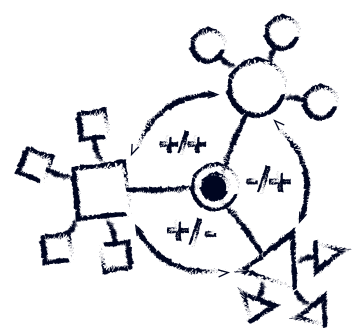
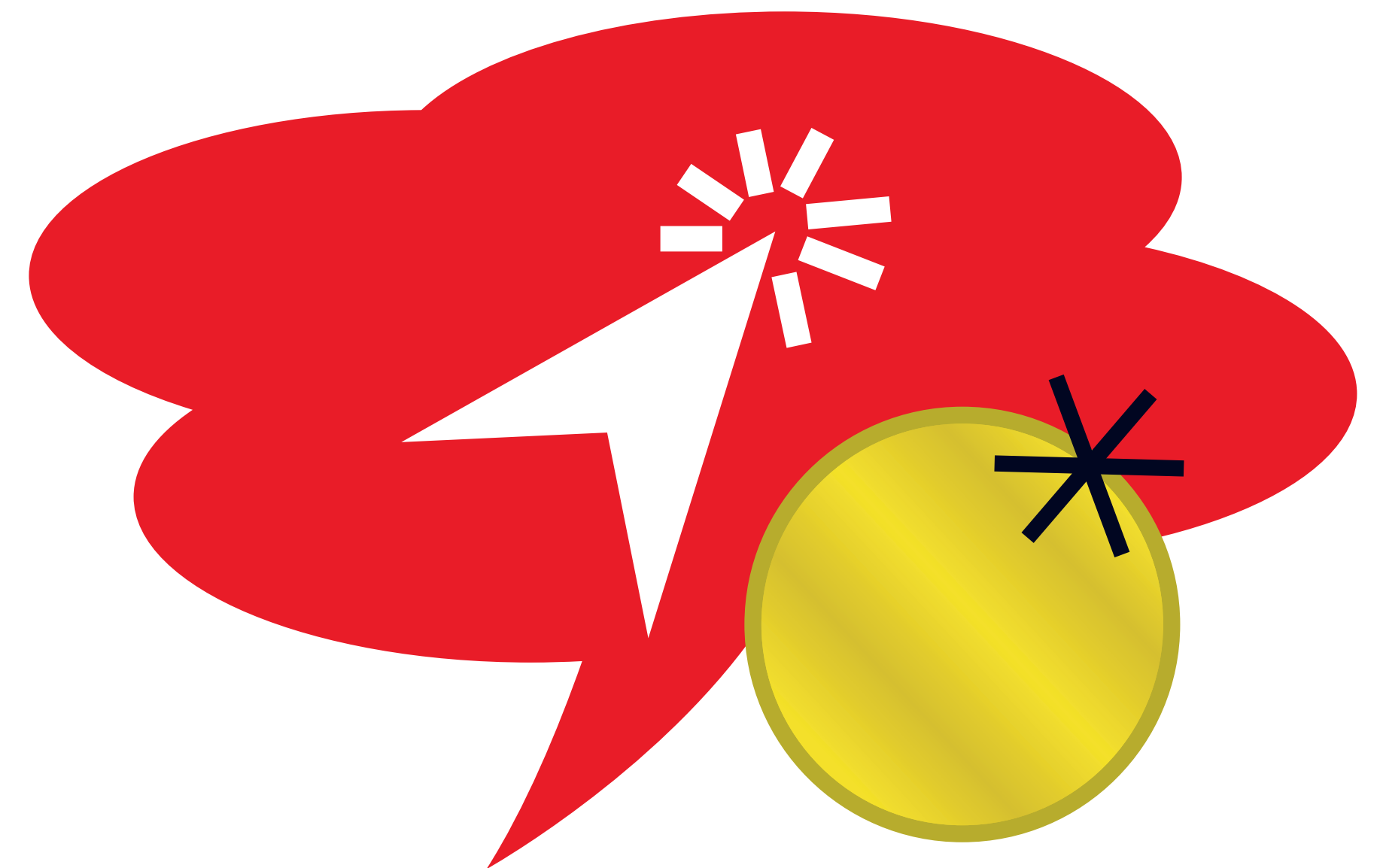


Abrechnungseinheit

Bei **Cost-Per-Click** und **Cost-Per-Action** zahlt der Werbetreibende einen bestimmten Geldbetrag, wenn die gewünschte Aktion (Klick, Installation, Kauf, Registrierung usw.) eintritt.

In diesen Modellen decken sich die Interessen von Plattform und Werbekunde besser!

Die Plattform will die Werbung nicht nur ausspielen, sondern hat ein Interesse daran, sie gezielt und effizient zu platzieren.

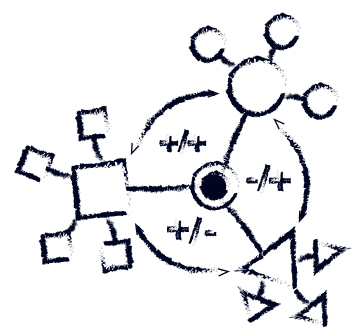
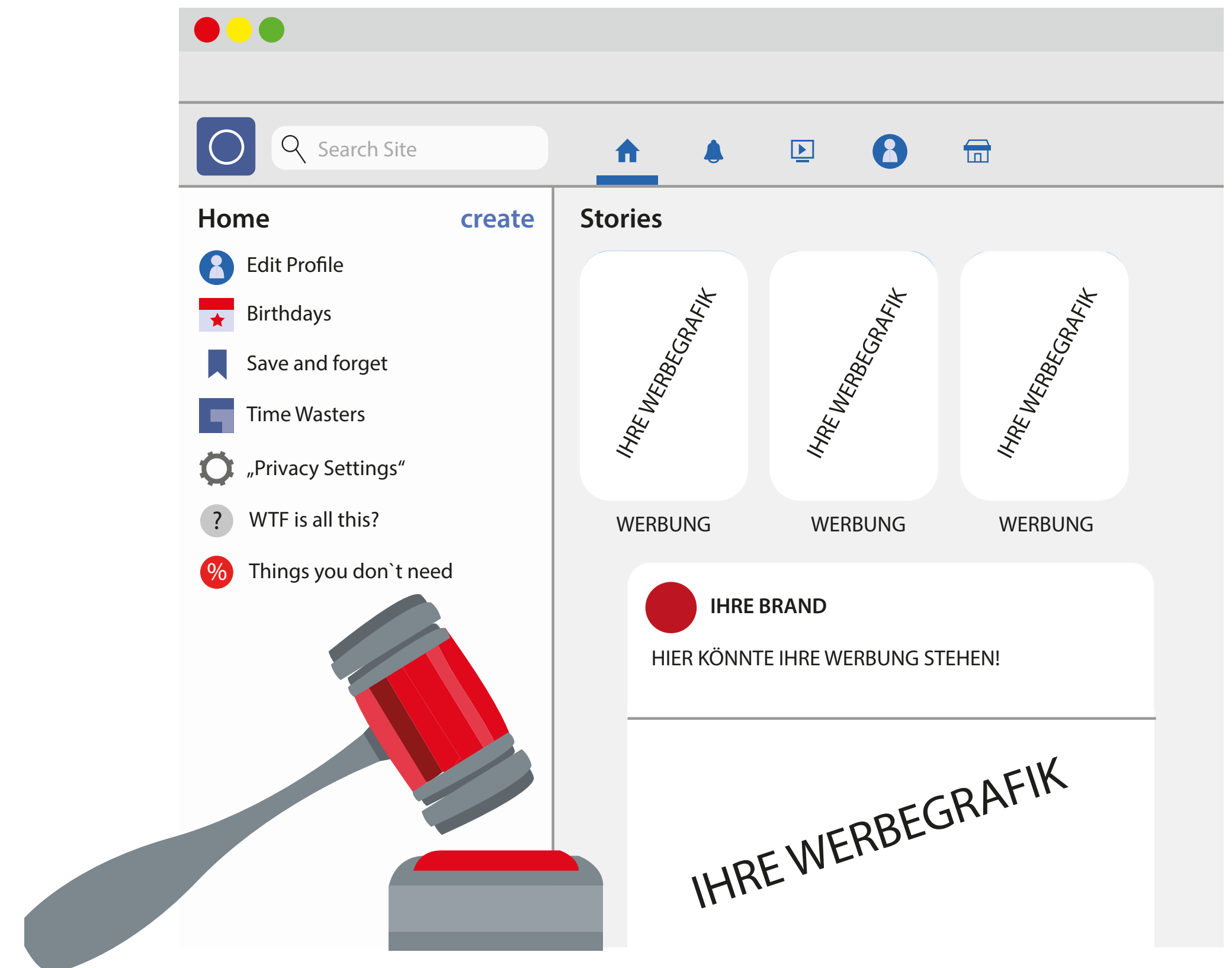


Abrechnungseinheit

Jetzt wollen wir konkrete Zahlenwerte für diese Größen.
Wie viel € kosten mich ein Klick oder 1000 Impressionen?

Im Netz finden wir aber nur Durchschnittswerte oder sehr
breite Wertebereiche.

Warum ist es so schwer konkrete Werte für diese Kosten-
sätze zu finden? Warum ist die Antwort immer „das kommt
darauf an“?

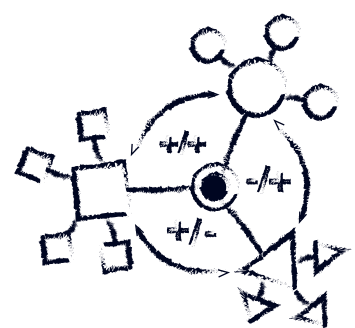
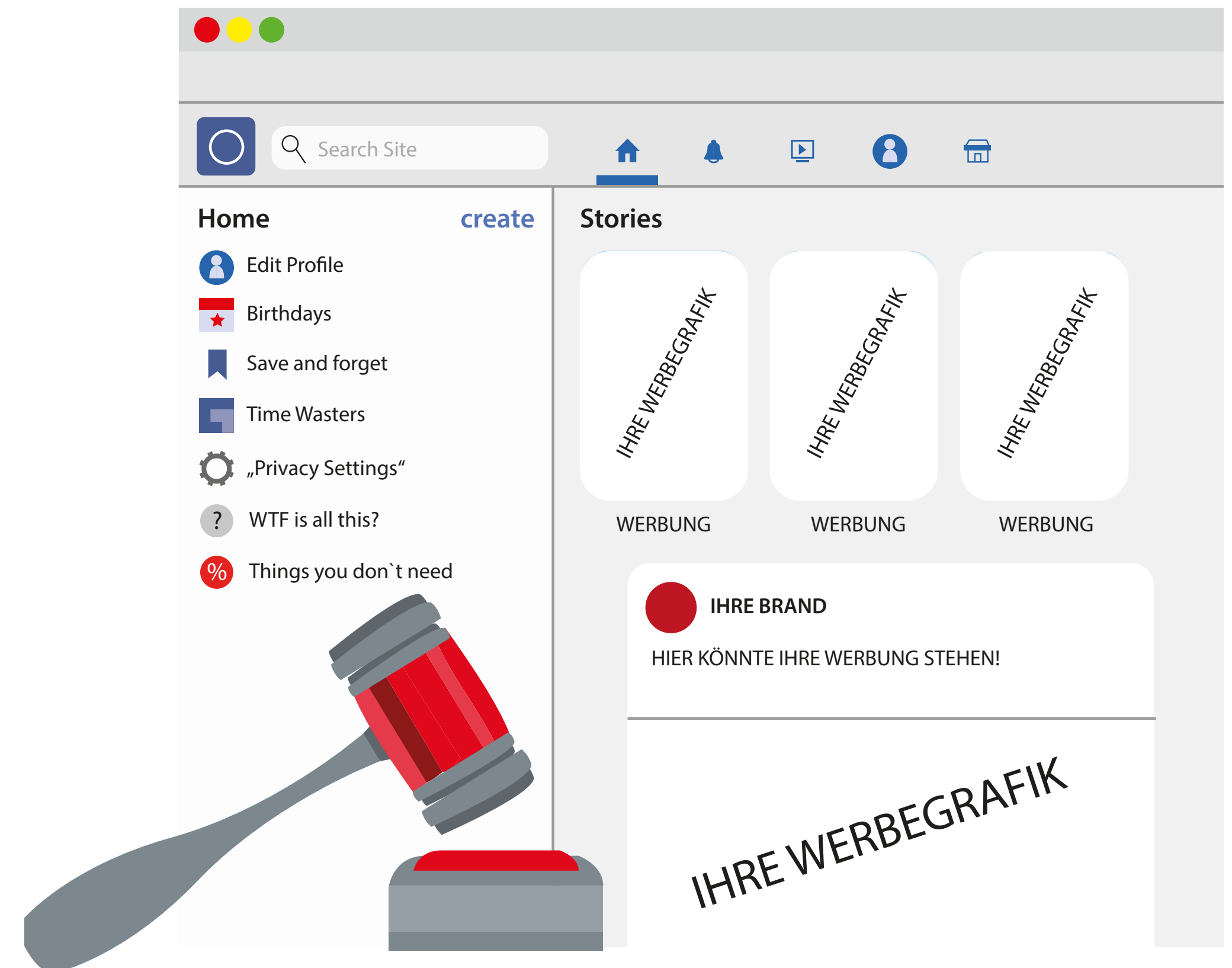


Auktionsmechanismen

Tatsächlich haben digitale Plattformen keine Preislisten mit festen TKPs oder mit festen Beträgen pro Klick.

Sie nutzen Auktionsmechanismen und damit ein Werkzeug, mit dem Preisdiskriminierung 1. Grades näherungsweise realisiert werden kann.

Wir wollen uns die Auktionsmechanismen von Google und von Meta (Instagram & Facebook) näher anschauen!

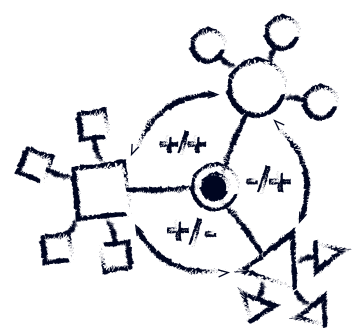
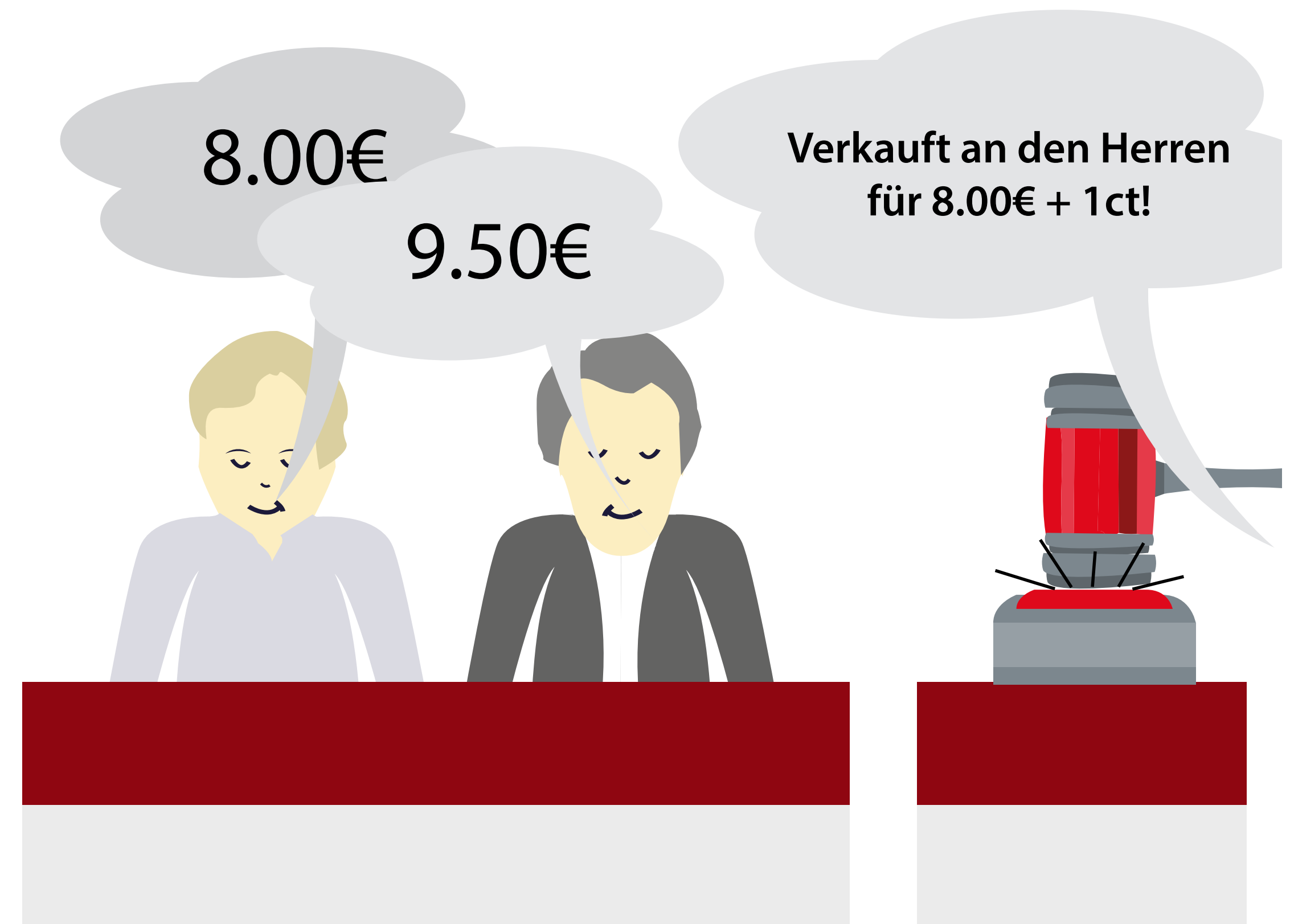


Auktionen bei Google

Als Auktionsmechanismus verwendet Google eine einfache **Second-Price-Auction**.

Bei dieser gewinnt der höchste Bieter und zahlt einen Preis, mit welchem das zweithöchste Gebot gerade so überboten werden würde.

Warum verlangt Google nicht das volle erfolgreiche Höchstgebot?

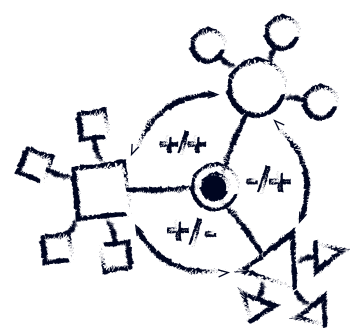
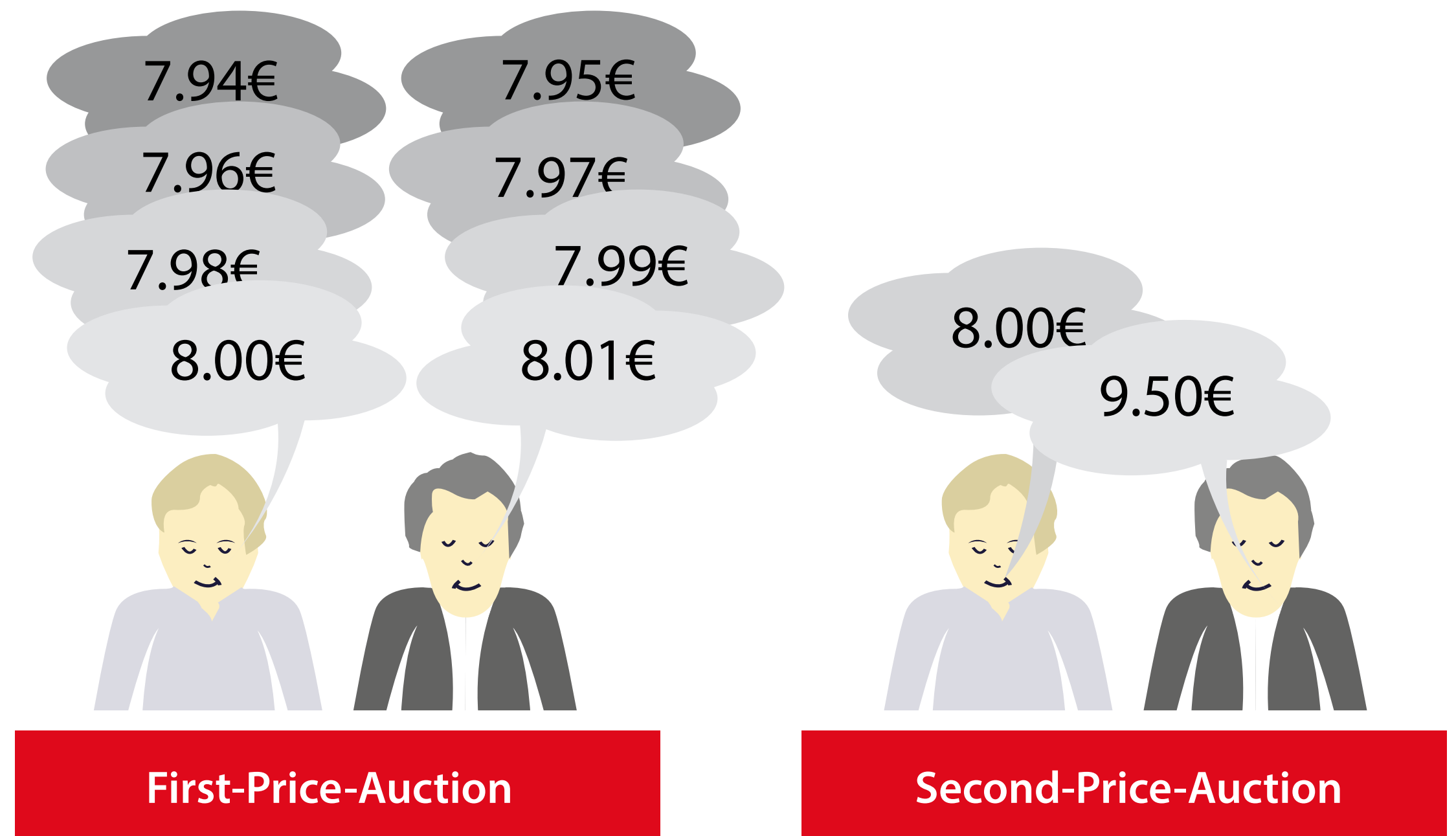


Auktionen bei Google

Bei einer **Second-Price-Auction** ist es für mich als Bieter am effizientesten, wenn ich meine Zahlungsbereitschaft direkt angebe.

Bei einer **First-Price-Auction** versuche ich das zweithöchste Gebot so knapp wie möglich zu überbieten. Üblicherweise durch schrittweises Hochbieten.

Google kommt diesem unnötigen und ineffizienten schrittweisen Hochbieten zuvor.



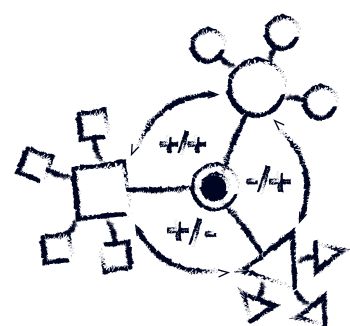
Auktionen bei Google

Was die Auktionen von Google Ads kompliziert macht, ist das die Gebote nicht auf Impressions, sondern auf Keywords abgegeben werden.

Bei einer Kampagne können mehrere Keywords mit verschiedenen Matching-Varianten und Geboten angegeben werden.

Bei jeder Googlesuche wird überprüft, ob es einen Match zu einem der Keywords der Kampagne gibt. Wenn ja, wird auf eine Ausspielung eines Links geboten!

Match Type	Eingabe muss ...
Exact Match	den exakten Worten entsprechen, wobei gängige Rechtschreibfehler und alternative Schreibweisen erkannt werden.
Phrase Match	die angegeben Worte nacheinander enthalten
Modified Broad Match	die angegeben Worte in einer Art und Weise enthalten die eine Relevanz nahelegen
Broad Match	die angegeben Worte enthalten
Negative Match	Zusätzliche Option: Es gibt kein Match wenn die angegebenen Worte enthalten sind



Auktionen bei Google

Das Gebot ist aber nicht der einzige Faktor, der über die Ausspielung entscheidet.

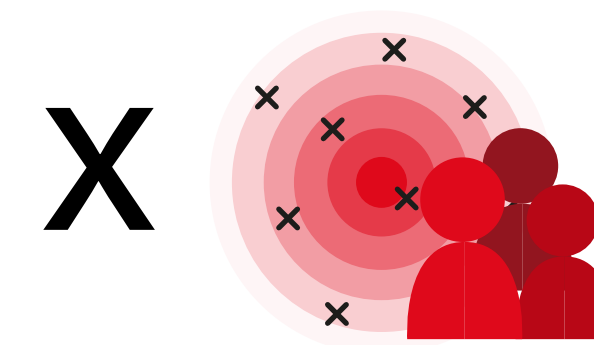
Jedes Gebot wird mit einem keyword-spezifischen Qualitätsfaktor verrechnet!

Rechts ein Beispiel mit 5 Bietern auf 3 Werbeslots ...

Bieter	Gebot	Quality Score	Ad-Rank	Kosten
Kunde A	10.00€	8	80	$70/8 = 8.75\text{€}$
Kunde B	10.00€	7	70	$60/7 = 8.57\text{€}$
Kunde C	15.00€	4	60	$51/4 = 12.75\text{€}$
Kunde D	17.00€	3	51	-
Kunde E	5.00€	9	45	-



Gebot

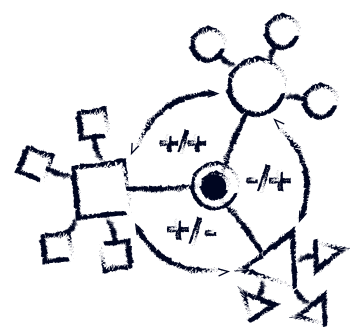


Quality Score

=



Ad-Rank



Auktionen bei Google

Die Bieter mit den drei höchsten Ad-Ranks erhalten den Zuschlag.

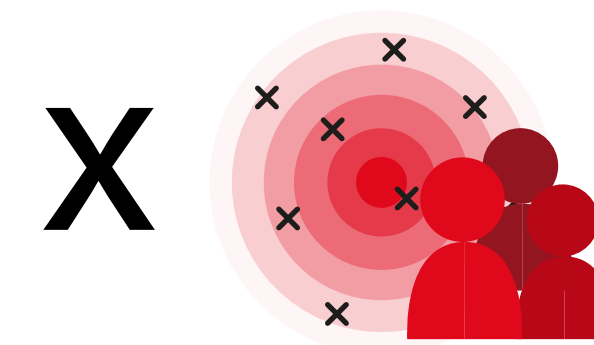
Der Preis, den Sie zahlen müssen wird über den nächsthöheren Ad-Rank berechnet.

Ein besserer Quality Score führt nicht nur zu mehr Auspielungen, sondern zu günstigeren Preisen! Wie berechnet sich dieser Score?

Bieter	Gebot	Quality Score	Ad-Rank	Kosten
Kunde A	10.00€	8	80	$70/8 = 8.75\text{€}$
Kunde B	10.00€	7	70	$60/7 = 8.57\text{€}$
Kunde C	15.00€	4	60	$51/4 = 12.75\text{€}$
Kunde D	17.00€	3	51	-
Kunde E	5.00€	9	45	-



Gebot

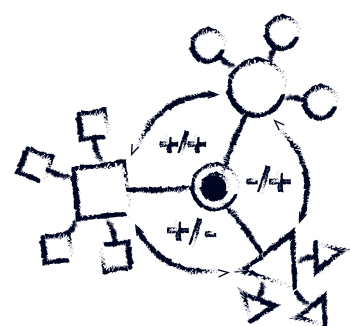


Quality Score

=



Ad-Rank



Auktionen bei Google

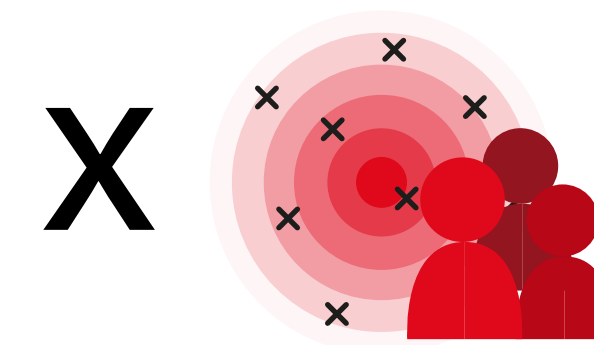
Er kann nicht gekauft werden, sondern wird aus folgenden Kriterien von Google berechnet:

- Relevanz der Zielwebseite für das Keyword
- Qualität der Zielwebseite
- Erwartete Click-Through-Rate

Bieter	Gebot	Quality Score	Ad-Rank	Kosten
Kunde A	10.00€	8	80	$70/8 = 8.75\text{€}$
Kunde B	10.00€	7	70	$60/7 = 8.57\text{€}$
Kunde C	15.00€	4	60	$51/4 = 12.75\text{€}$
Kunde D	17.00€	3	51	-
Kunde E	5.00€	9	45	-



Gebot

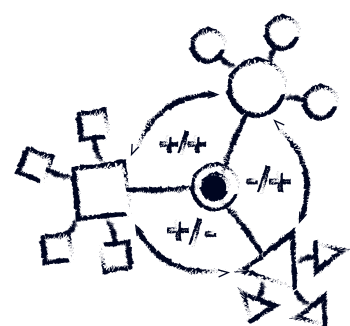


Quality Score

=



Ad-Rank



Auktionen bei Google

Google balanciert damit die Interessen der Werbekunden mit den Interessen der Nutzer.

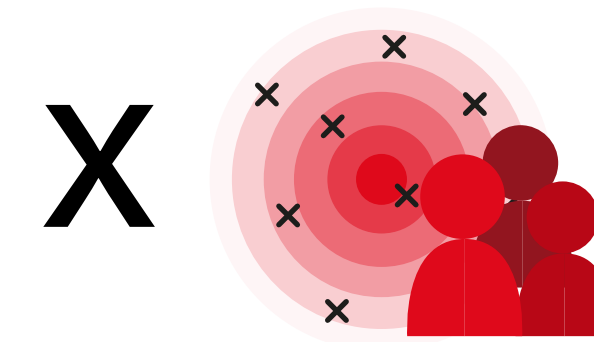
Würde Google im Beispiel rechts den Kunden D, C und A den Zuschlag geben, würde es mehr Geld einnehmen ...

... aber unpassende Werbung einblenden und dadurch an Nutzer verlieren, was wiederum zukünftige Werbeeinnahmen verringert!

Bieter	Gebot	Quality Score	Ad-Rank	Kosten
Kunde A	10.00€	8	80	$70/8 = 8.75\text{€}$
Kunde B	10.00€	7	70	$60/7 = 8.57\text{€}$
Kunde C	15.00€	4	60	$51/4 = 12.75\text{€}$
Kunde D	17.00€	3	51	-
Kunde E	5.00€	9	45	-



Gebot

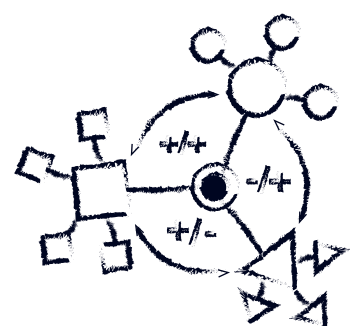


Quality Score

=



Ad-Rank



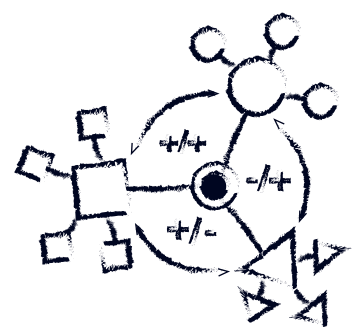
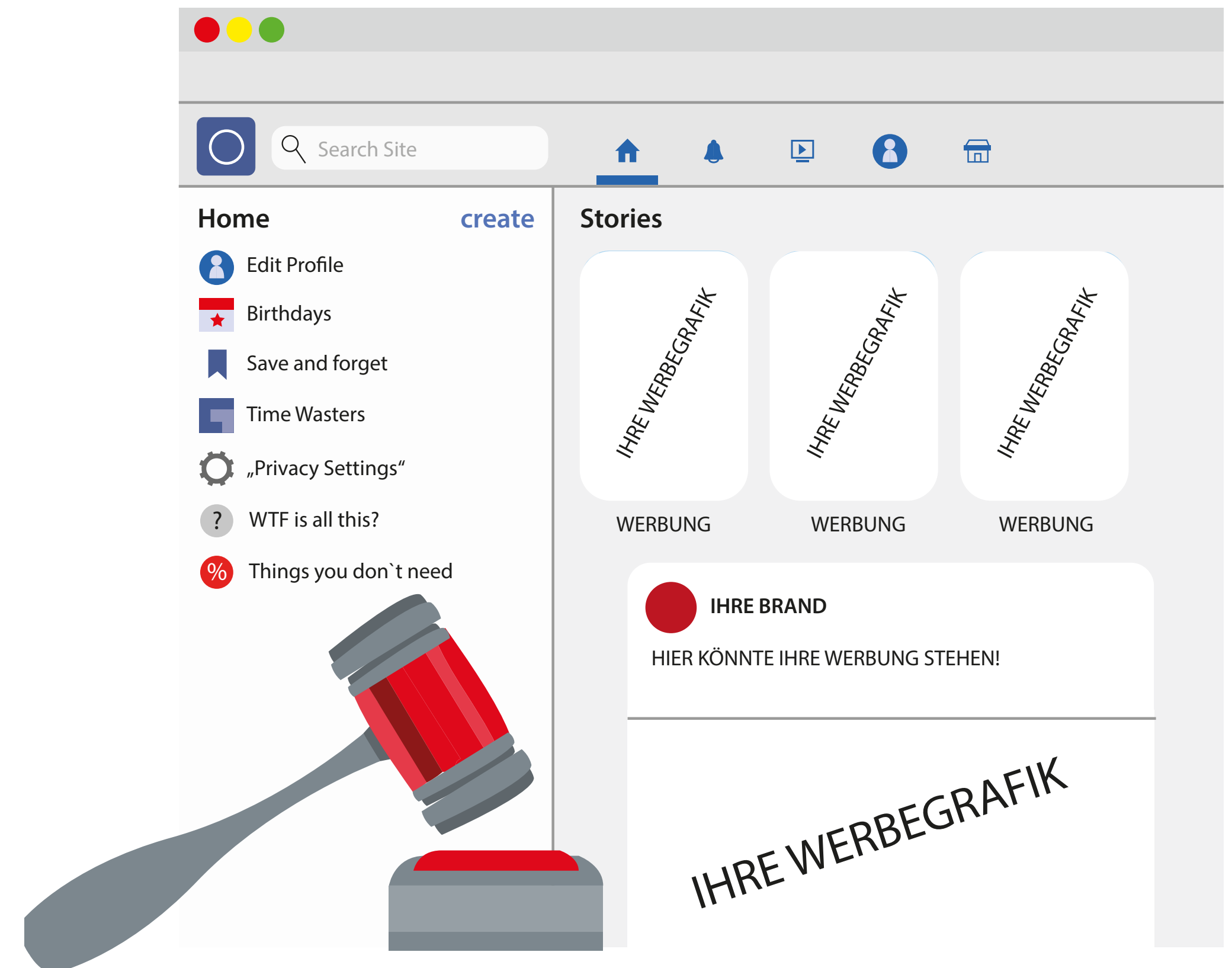
Auktionen bei Meta

Meta verwendet den deutlich komplexeren **Vickrey–Clarke–Groves** Mechanismus.

Bei der Anlage einer Kampagne legen wir ein Budget, ein Ziel und eine Gebotsstrategie fest.

Ein Algorithmus bietet dann automatisch für uns auf angebotene Werbeslots.

Wie sieht ein Gebot aus?



Auktionen bei Meta

Tatsächlich bezieht sich das Gebot nicht direkt auf die Abrechnungseinheit (CPM, CPC, CPA usw.), sondern auf das Ziel, das ich in meiner Kampagne selbst gewählt habe!

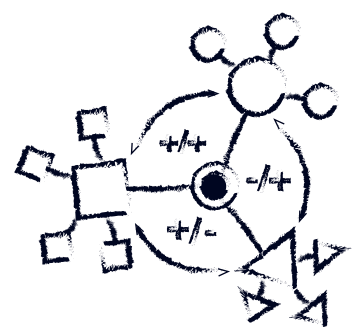
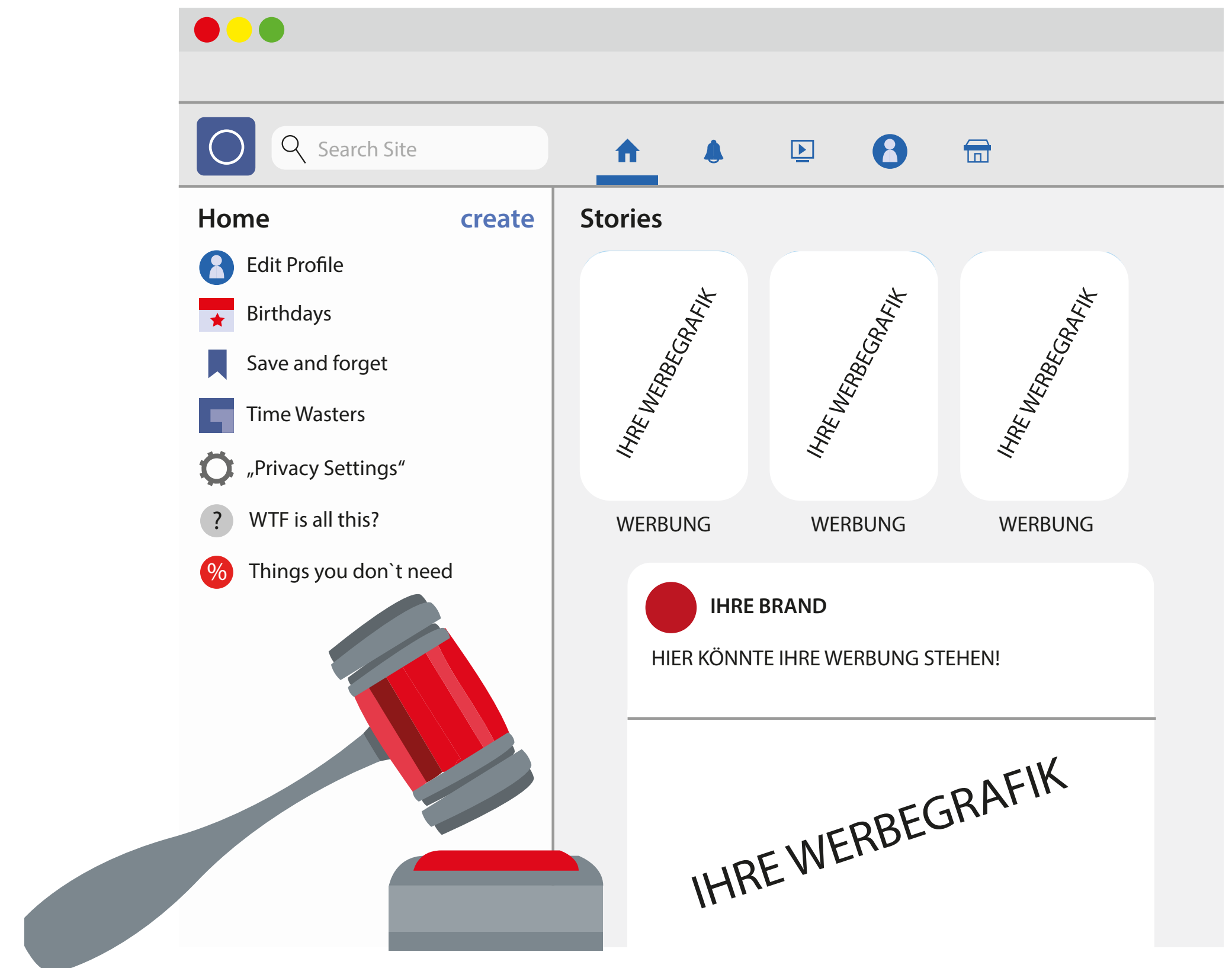
Brand Awareness

Messages

Traffic

Sales & Installs

Welches Gebot erhält den Zuschlag?



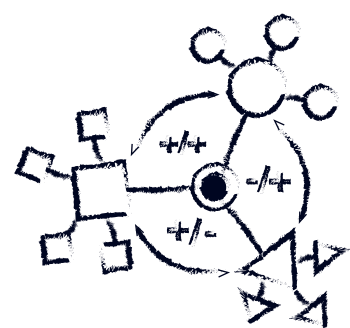
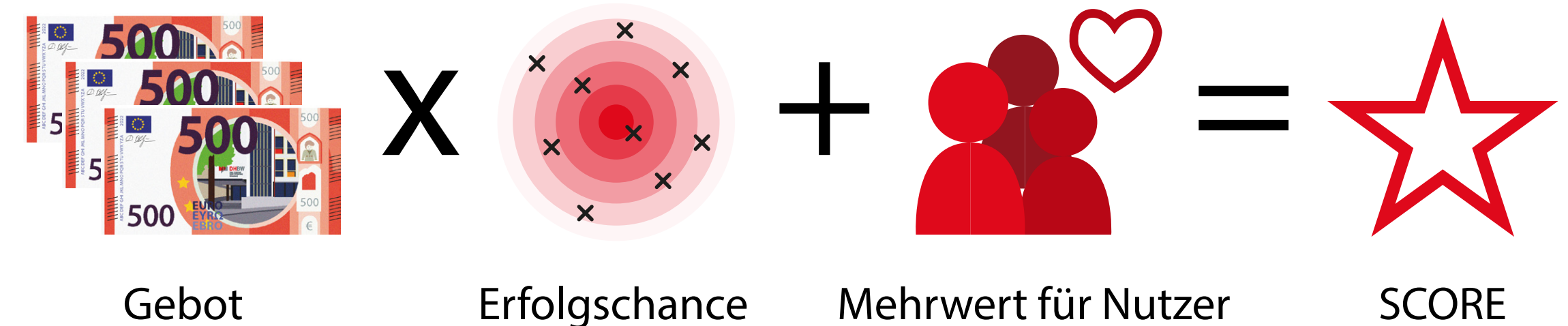
Auktionen bei Meta

Genauso wie Google verrechnet Meta das abgegebene Gebot mit anderen Faktoren zu einem Score.

Die Bieter mit dem höchsten Score erhalten den Zuschlag. Ihre Werbung wird über die Slots ausgespielt.

Aber welchen Preis zahlen Sie jetzt?

Bieter	Gebot für Ziel	Erfolgschance	Mehrwert	Score
Kunde A	10.00€	25%	1	2.25
Kunde B	10.00€	10%	2	3.00
Kunde C	15.00€	10%	5	6.50
Kunde D	20.00€	5%	3	4.00
Kunde E	15.00€	20%	4	7.00



Auktionen bei Meta

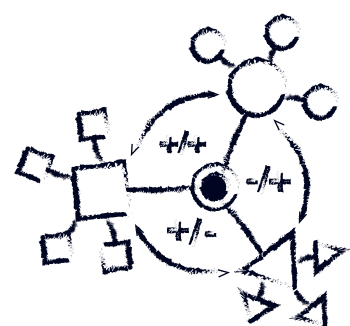
Der zu zahlende Preis wird gemäß dem Vickrey–Clarke–Groves Mechanismus berechnet.

Bei diesem spielt der konkret gebotene Preis nur eine untergeordnete Rolle.

Preis = Wert der Auktion ohne mein Gebot
- Wert der Auktion durch andere Teilnehmer

Bieter	Gebot	Menge
Kunde A	5€	1
Kunde B	2€	1
Kunde C	6€	2
Kunde C	1€	1

Apfelbeispiel von Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Vickrey%E2%80%93Clarke%E2%80%93Groves_auction)



Auktionen bei Meta

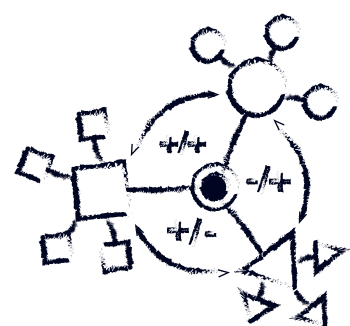
Beispiel: 2 Äpfel werden mit dem Vickrey–Clarke–Groves Mechanismus versteigert.

Den Zuschlag erhalten Kunde A und Kunde B, da der Verkäufer dadurch 7€ bekommt.

Würde er beide Äpfel an Kunde C verkaufen, wären es nur 6€ und auch alle weiteren Kombinationen ergeben einen geringeren Gesamtwert.

Bieter	Gebot	Menge
Kunde A	5€	1
Kunde B	2€	1
Kunde C	6€	2
Kunde C	1€	1

Apfelbeispiel von Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Vickrey%E2%80%93Clarke%E2%80%93Groves_auction)



Auktionen bei Meta

Kunde A zahlt nicht sein Gebot von 5€.

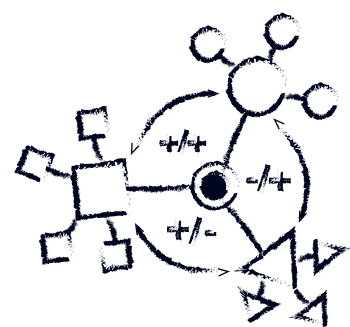
Hätte er nicht mitgeboten, wären die beiden Äpfel an Kunde C gegangen und der Wert der Auktion wäre 6€.

Würde man vom Ergebnis der Auktion seinen Wertbeitrag von 5€ abziehen wäre die Auktion 2€ Wert.

Kunde A zahlt die Differenz dieser Werte: 4€.

Bieter	Gebot	Menge
Kunde A	5€	1
Kunde B	2€	1
Kunde C	6€	2
Kunde C	1€	1

Apfelbeispiel von Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Vickrey%E2%80%93Clarke%E2%80%93Groves_auction)



Auktionen bei Meta

Kunde B zahlt nicht sein Gebot von 2€.

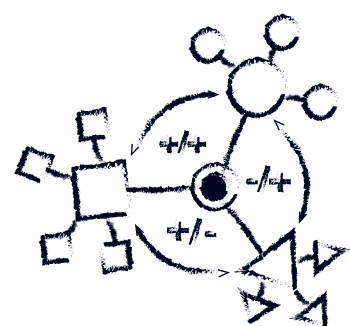
Hätte er nicht mitgeboten, wäre die Auktion 6€ Wert. Dabei wäre es egal, ob zwei Äpfel an Kunde C oder jeweils ein Apfel an Kunde A und C gehen würden.

Würde man vom Ergebnis der Auktion seinen Wertbeitrag von 2€ abziehen wäre die Auktion 5€ Wert.

Kunde B zahlt die Differenz dieser Werte: 1€.

Bieter	Gebot	Menge
Kunde A	5€	1
Kunde B	2€	1
Kunde C	6€	2
Kunde C	1€	1

Apfelbeispiel von Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Vickrey%E2%80%93Clarke%E2%80%93Groves_auction)

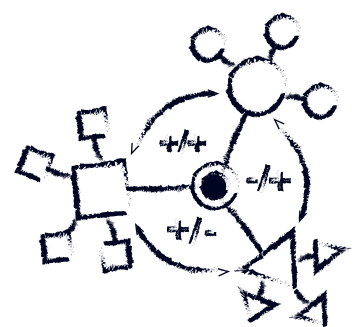
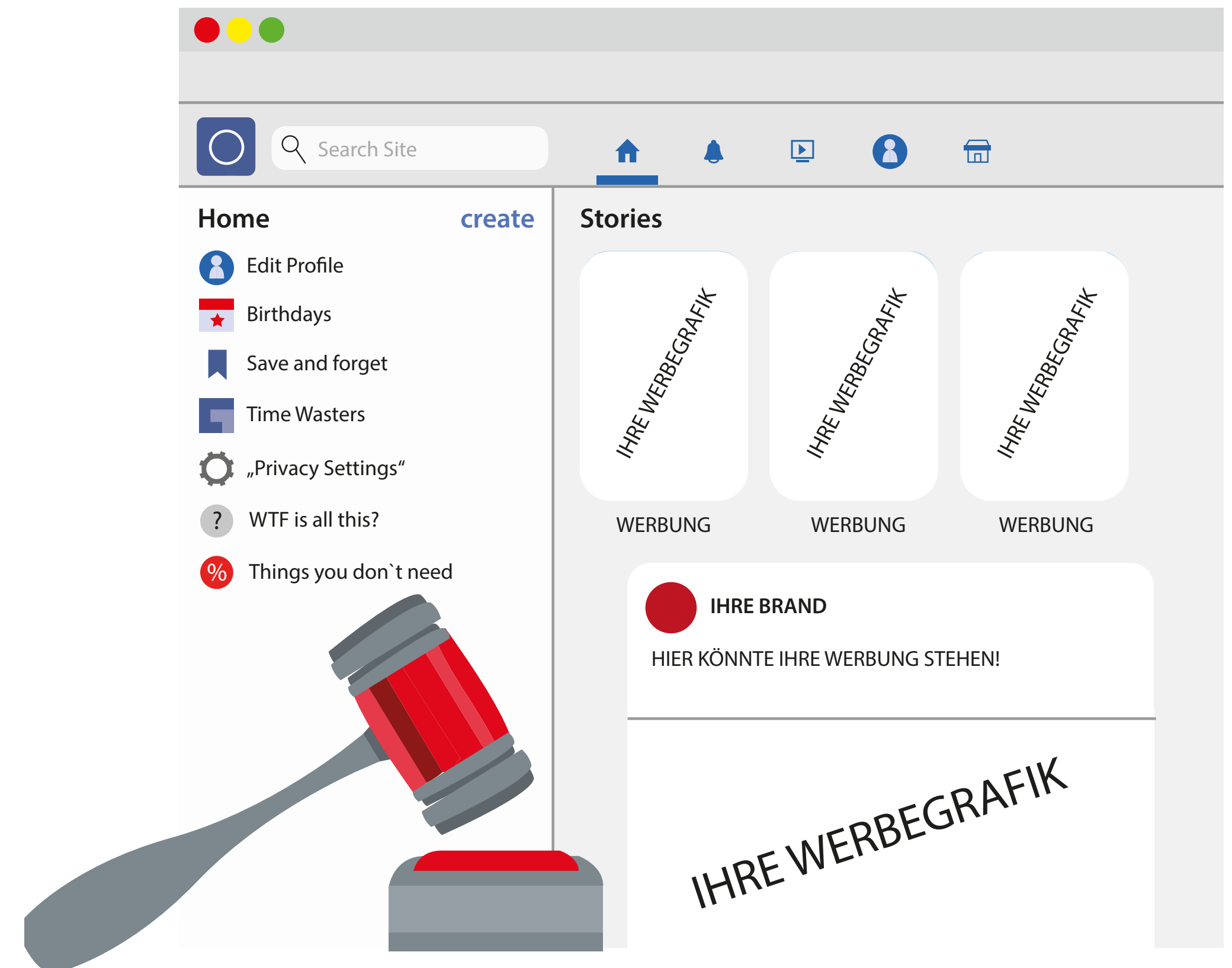


Auktionen bei Meta

Warum verwendet Meta diesen umständlichen und wenig nachvollziehbaren Mechanismus?

Interessanterweise ist die Antwort nicht Gier bzw. der Versuch die Kosten für Werbekunden intransparent zu machen.

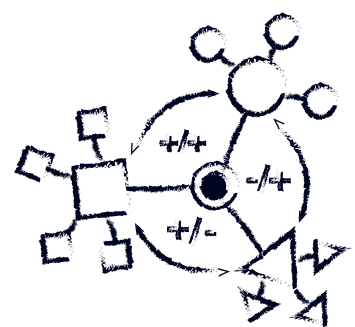
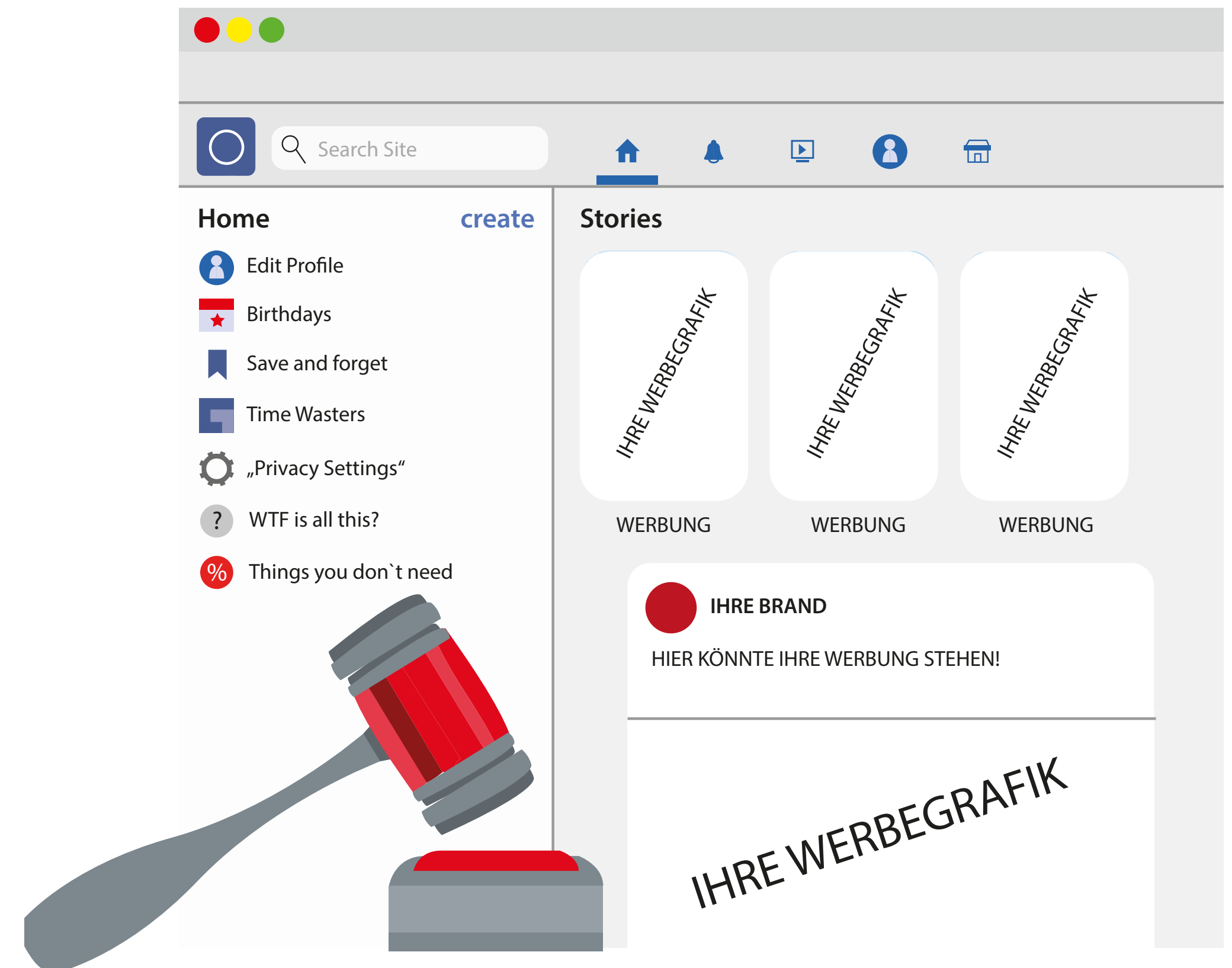
Der Mechanismus ist gut für Meta, weil er zwei interessante Eigenschaften hat ...



Auktionen bei Meta

Der Mechanismus ist so gewählt, dass jeder Werbekunde ein Interesse hat, ein ehrliches Gebot abzugeben. Strategisches über- oder unterbieten sowie verdeckte Absprachen sind nicht möglich.

Der Mechanismus ist so gewählt, dass die Gesamtwohlfahrt von Plattform und Werbekunden maximiert wird. Der Preis, den ein erfolgreicher Bieter zahlt, entspricht dem „Schaden“ den sein Gebot den anderen Bietern zufügt.



Heterogenes Kontinuum

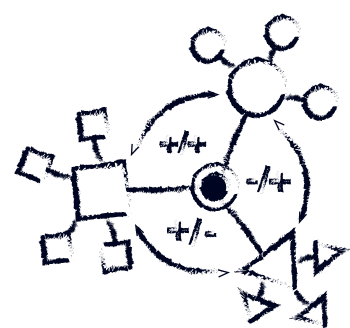
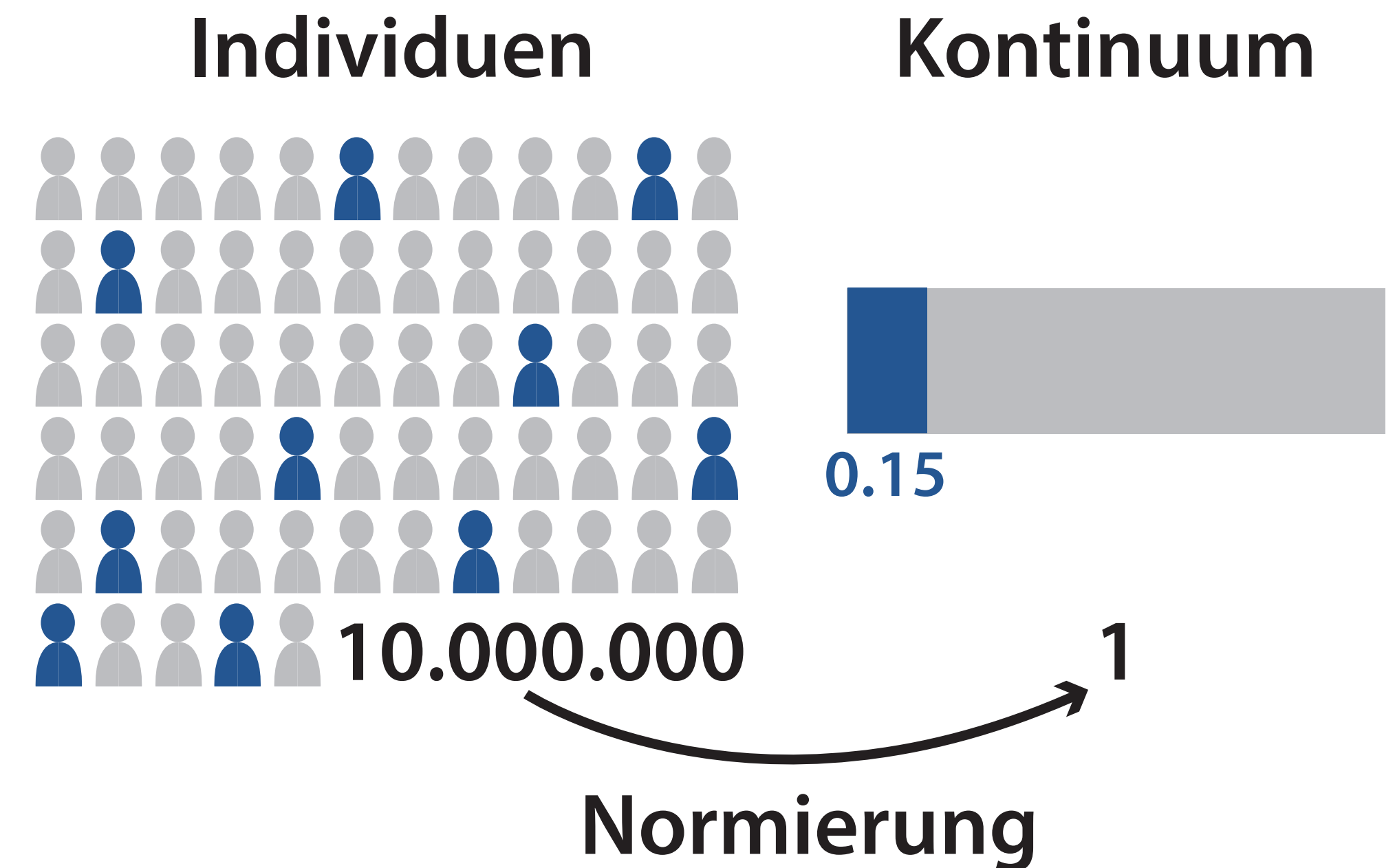
Bisher haben wir in unseren Modellen überschaubare Nutzerzahlen betrachtet. Jetzt wollen wir eine sehr große Zahl an potenziellen Nutzern modellieren, z. B. 10 Millionen.

Wir normieren diese große Zahl auf eins!

$$10.000.000 \triangleq 1 \text{ bzw. } 100\%$$

Wenn dann später 1.500.000 Nutzern haben, schreiben wir:

$$\text{1.500.000} \quad 0.15 \text{ bzw. } 15\%$$



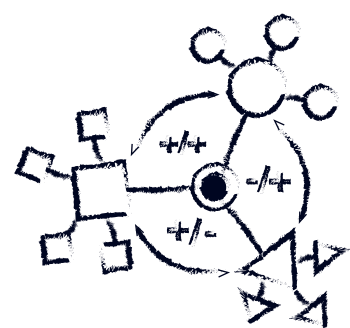
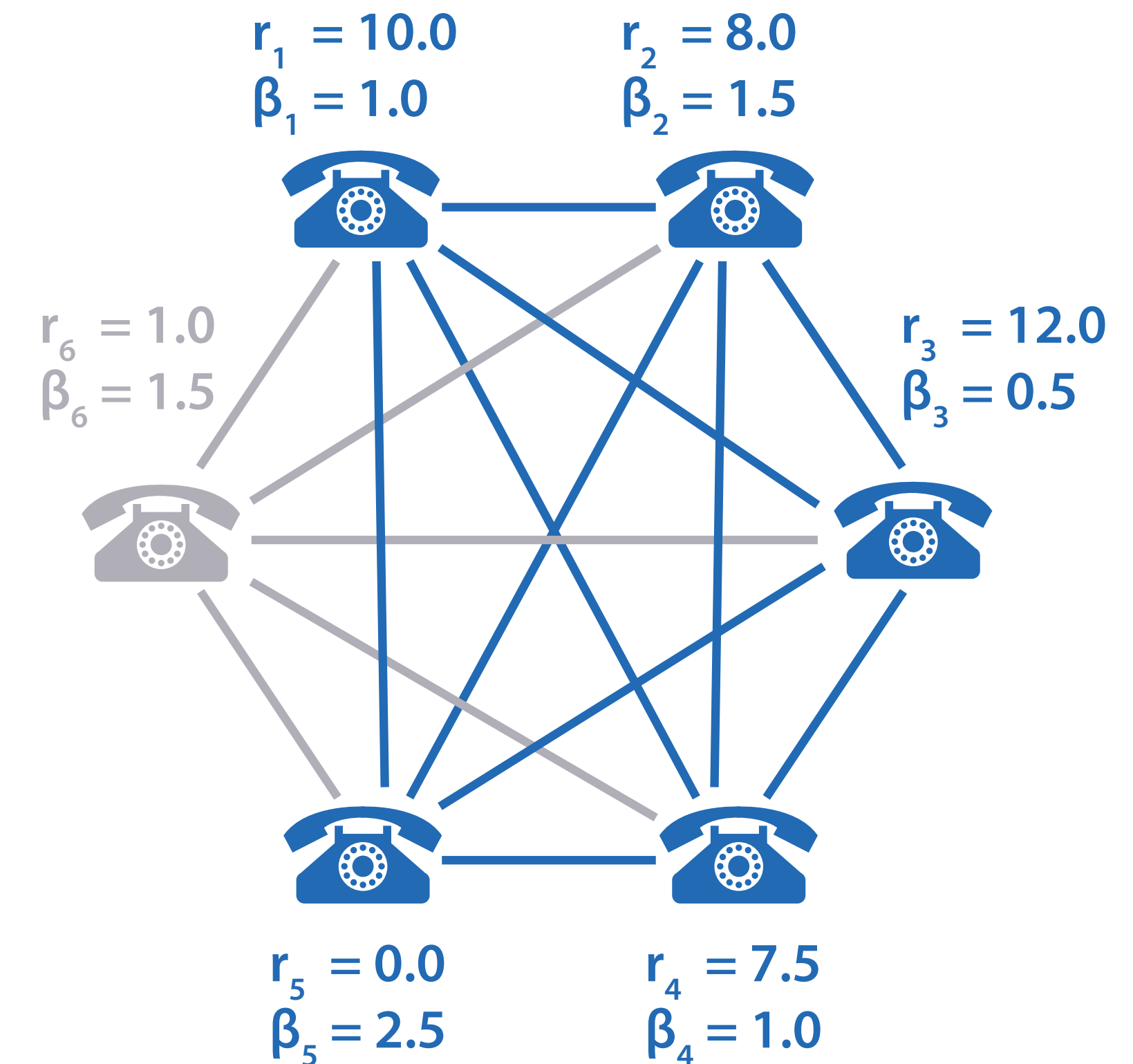
Heterogenes Kontinuum

Dieses Vorgehen beschert uns nicht nur „schöne kleine Zahlen“ in den Rechnungen, sondern ermöglicht uns auch eine neue Art von Heterogenität.

Im Telefonbeispiel mit 6 potenziellen Anschlüssen haben wir jeden Akteur einzeln mit zwei Zahlenwerten beschrieben:

- Die intrinsische Nutzenkomponente r_i
- Die Netzwerknutzenkomponente β_i

Mit den 10.000.000 können wir so natürlich nicht verfahren!

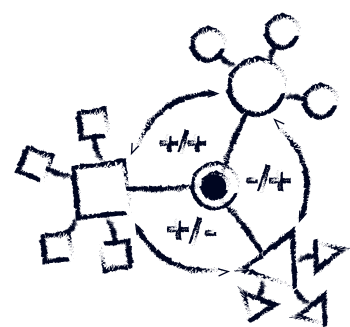
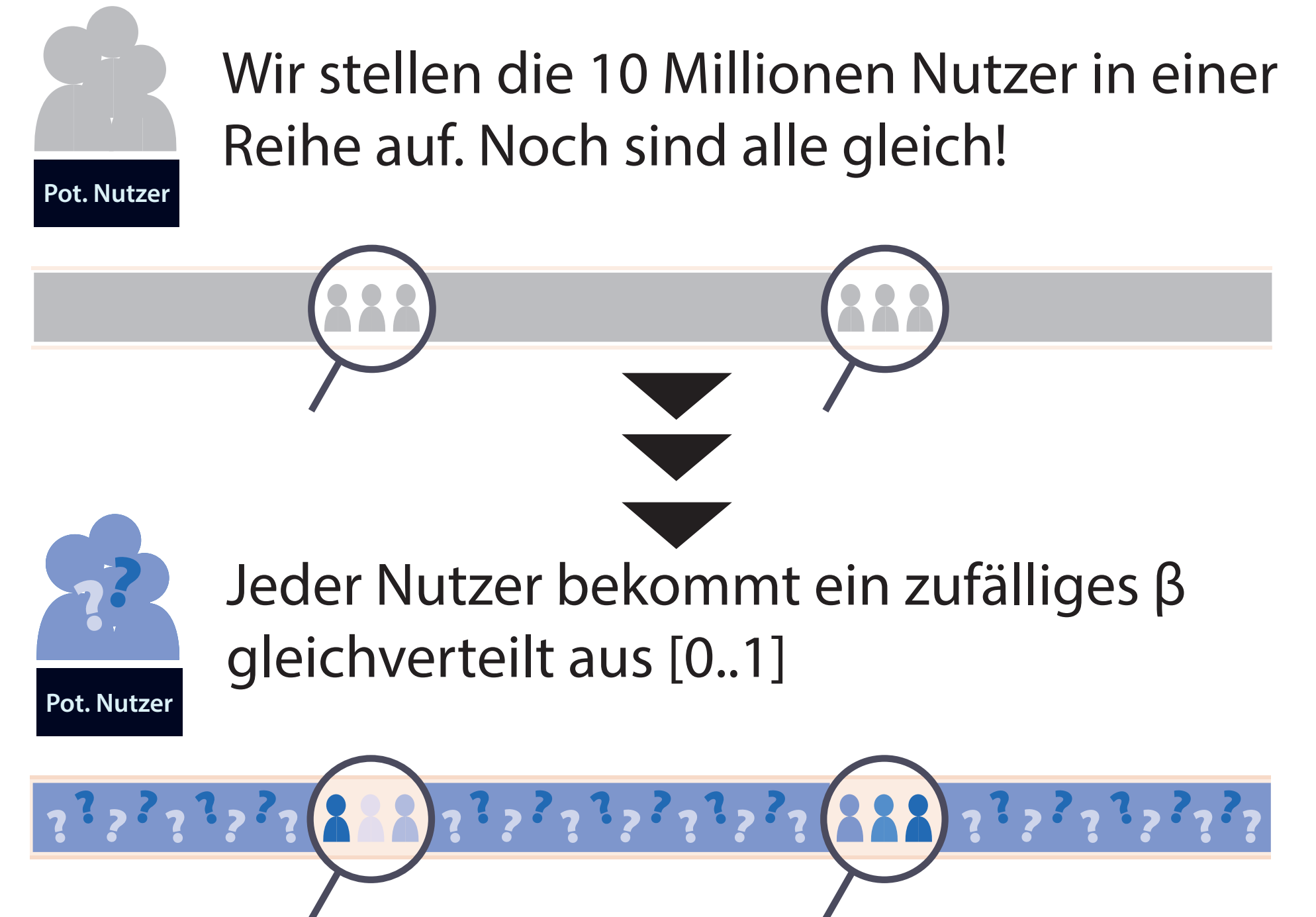


Heterogenes Kontinuum

Mit den 10.000.000 können wir so natürlich nicht verfahren!
Stattdessen treffen wir **Annahmen über Verteilungen!**

Eine Verteilungsannahme könnte z. B. wie folgt aussehen:

- Alle Nutzer haben einen intrinsischen Nutzen von r
- Der Netzwerknutzen β sei auf $[0..1]$ gleichverteilt.

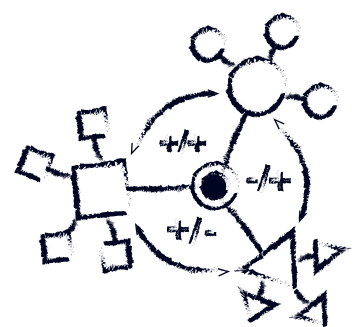
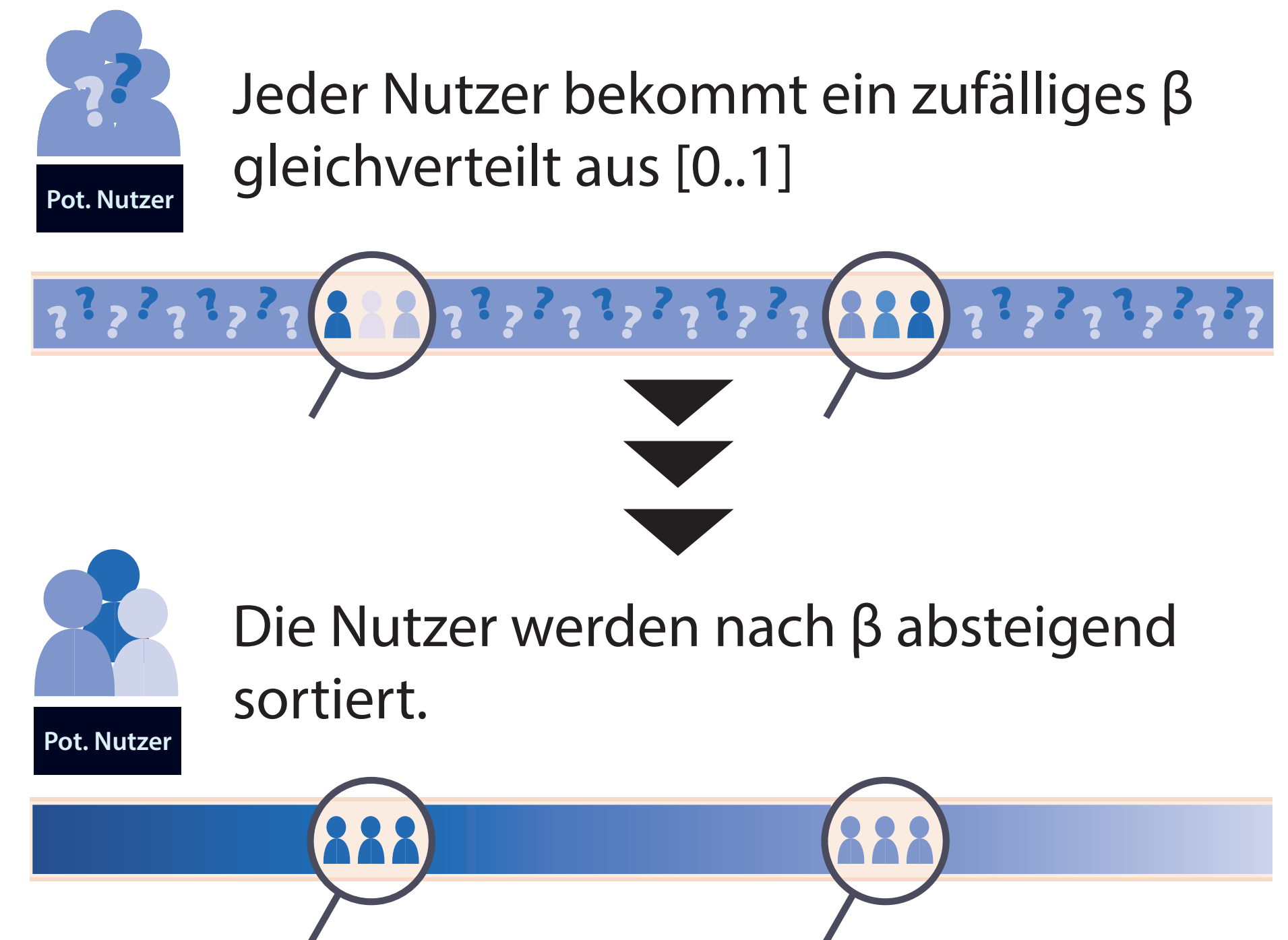


Heterogenes Kontinuum

Die Gleichverteilung kennen wir aus der Statistik!

Wir gehen die 10 Millionen Nutzer durch und ziehen für jeden einen zufälligen Wert aus dem Intervall $[0..1]$, wobei jedes Ergebnis gleich wahrscheinlich ist.

Am Ende sortieren wir die Nutzer absteigend nach β .



Heterogenes Kontinuum

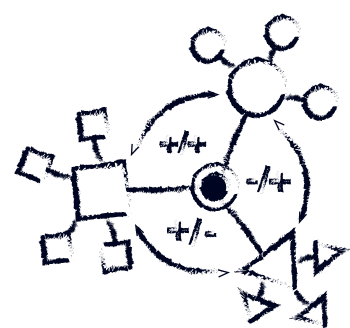
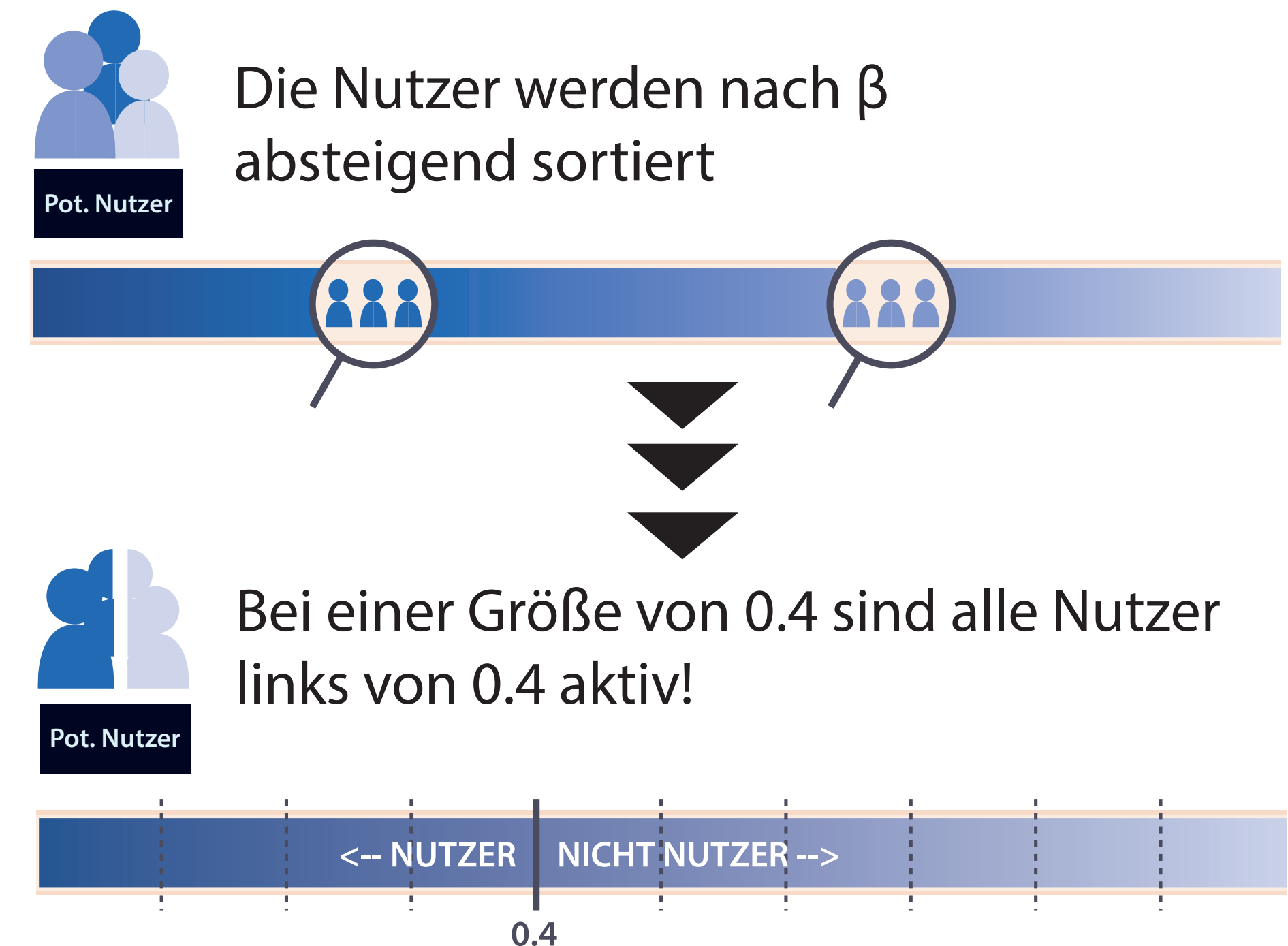
Warum sortieren wir die Nutzer absteigend nach β ?

Durch die Sortierung können wir später eine **Grenze** angeben:

Links davon ist die Plattform gegeben der Preise attraktiv.

Rechts davon ist die Plattform gegeben der Preise unattraktiv.

Die Grenze kann auch auf der 0 oder der 1 verlaufen.



Heterogenes Kontinuum

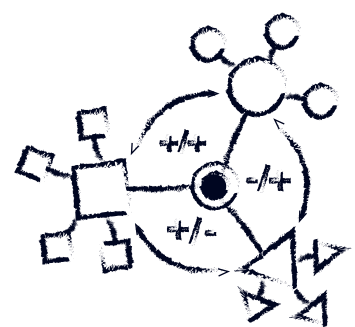
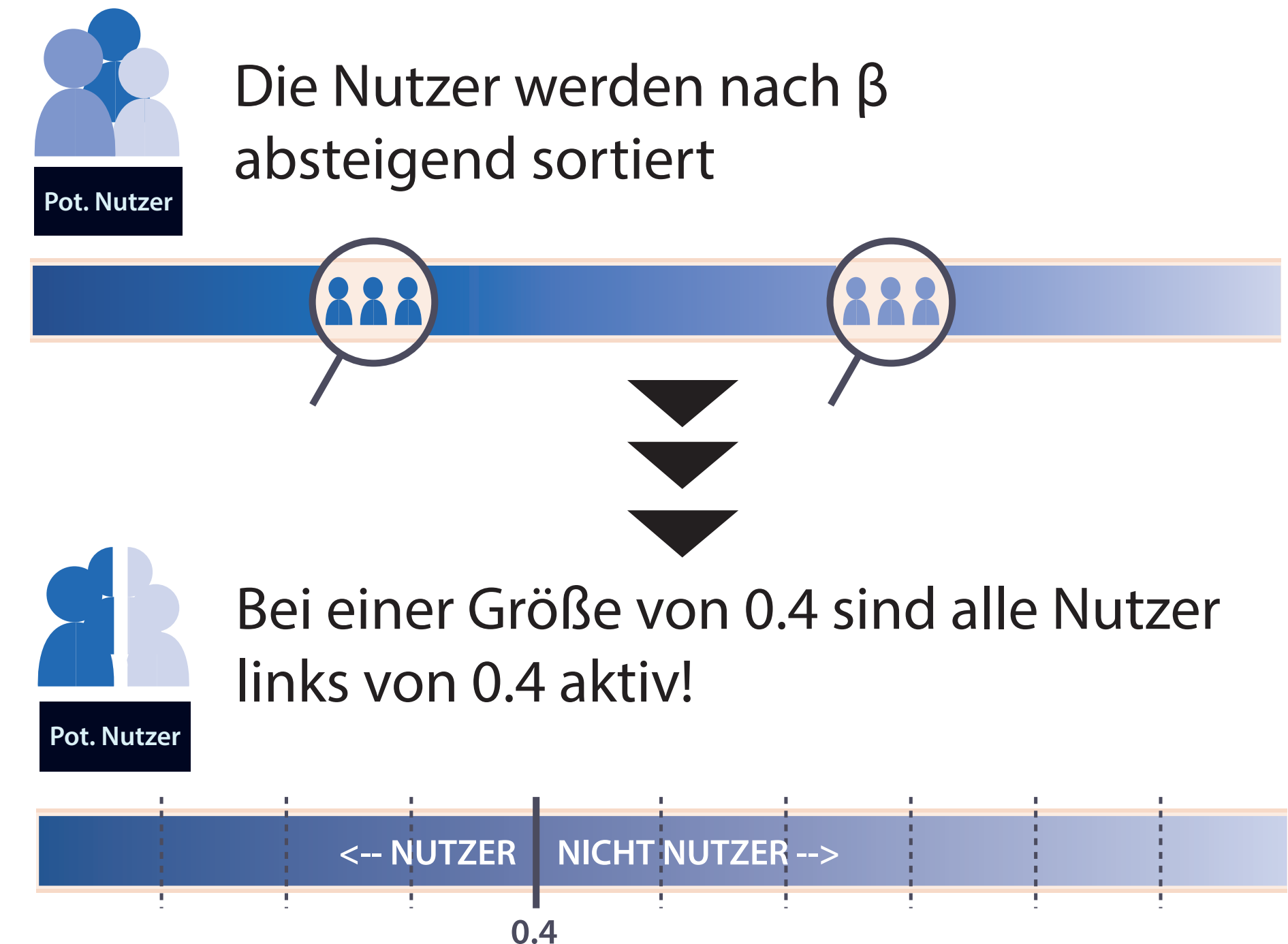
Warum sortieren wir die Nutzer absteigend nach β ?

An der Grenze steht der **indifferente Nutzer**:

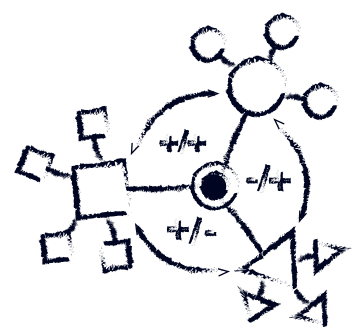
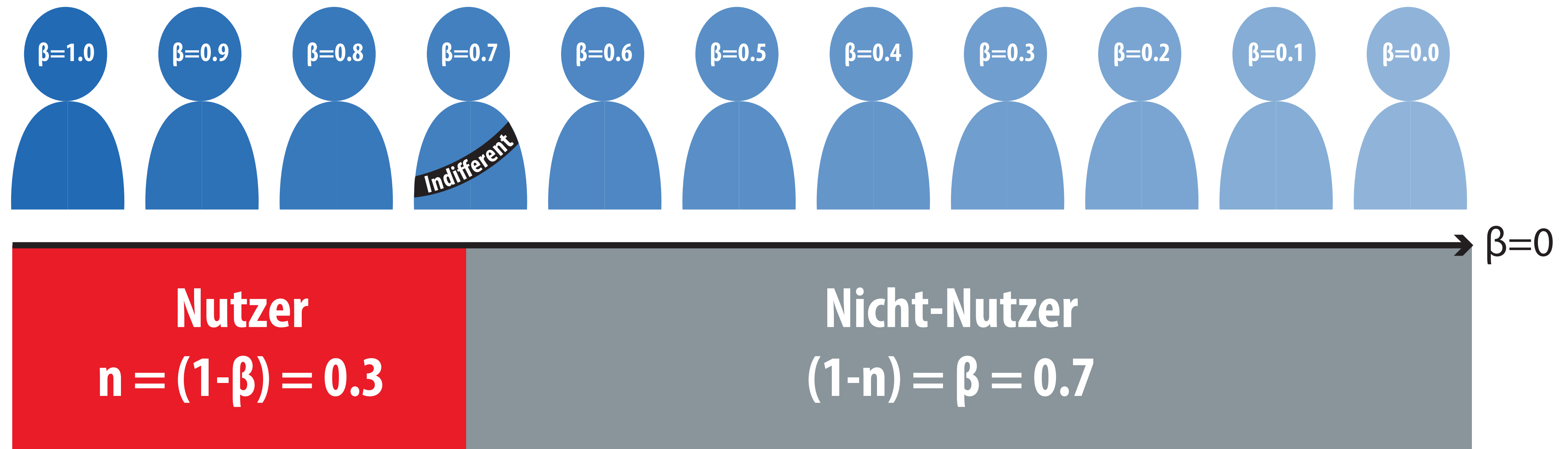
Links von diesem sind alle Nutzer.

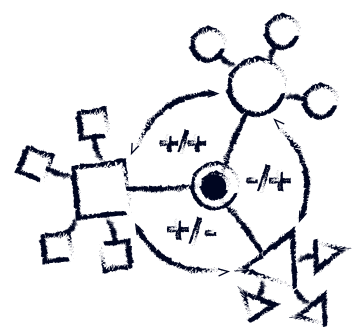
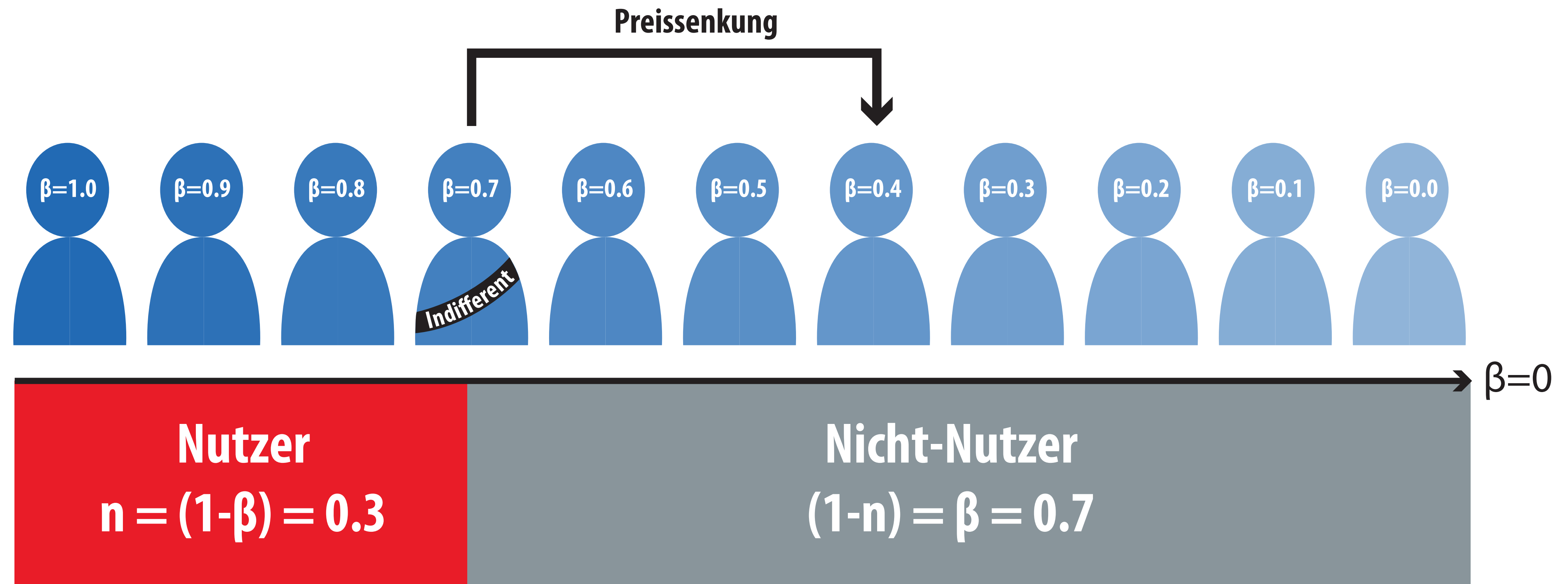
Rechts von diesem sind alle Nicht-Nutzer.

Die Grenze kann auch auf der 0 oder der 1 verlaufen.

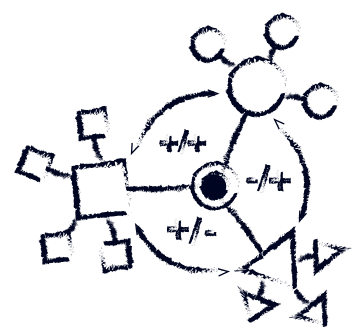
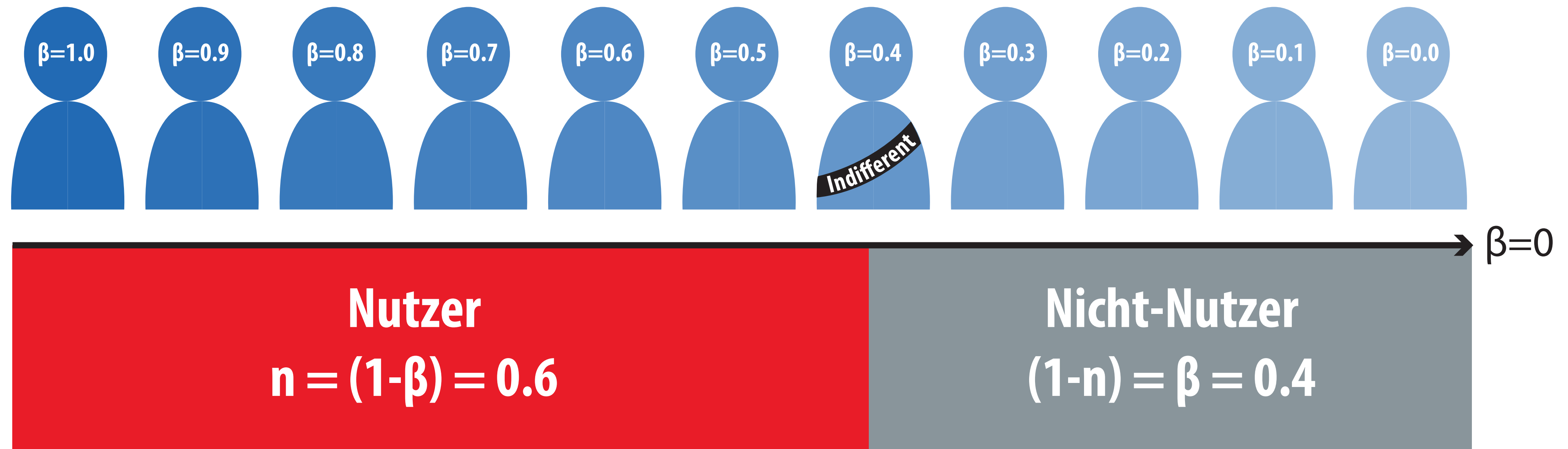


Indifferenz bei $\beta = 0.7$





Indifferenz bei $\beta = 0.4$



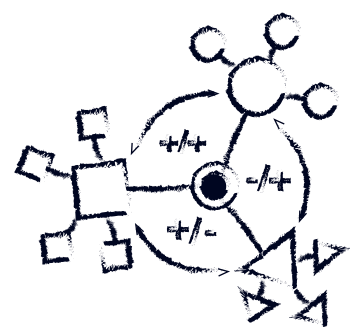
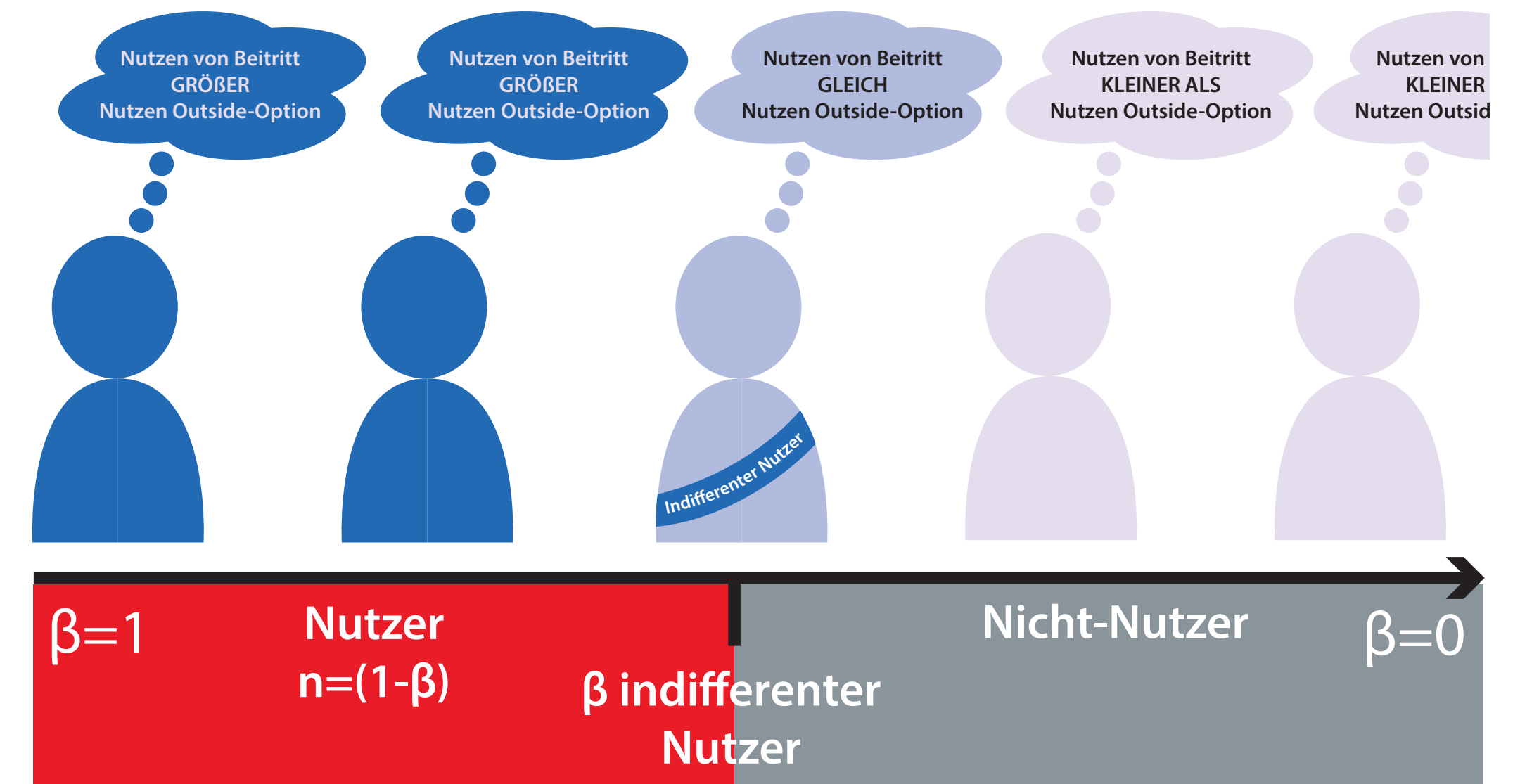
Indifferenter Nutzer

Der Nutzen eines Nutzers sei:

$$U(n, \beta) = r + \beta \cdot n - A$$

Der Nutzen der Outside-Option sei null. Die Person an der Stelle β wird zum Nutzer, wenn:

$$r + \beta \cdot n - A \geq 0$$



Indifferentener Nutzer

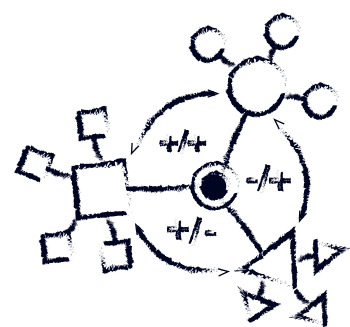
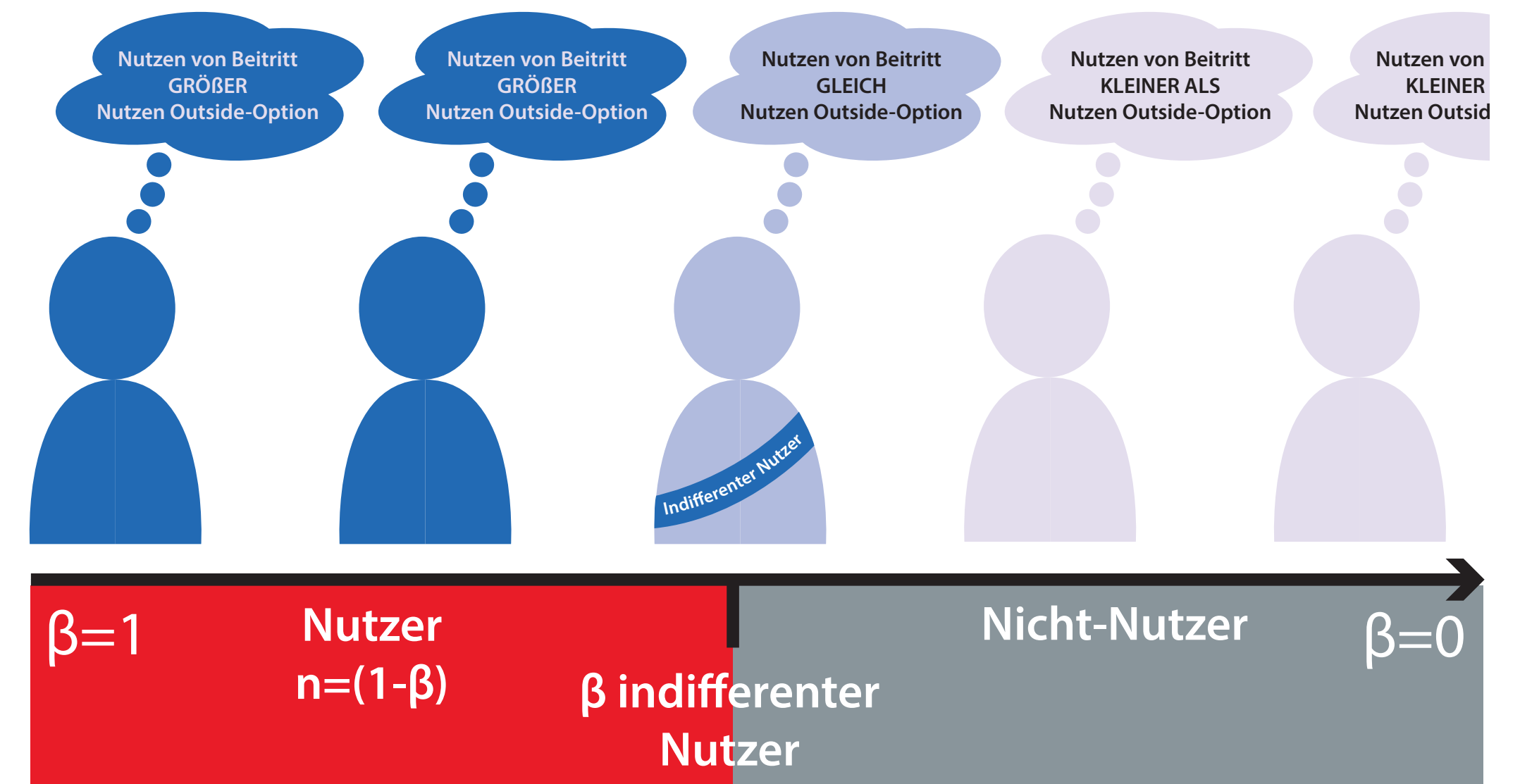
Wir setzen $\beta=(1-n)$ in diese Gleichung ein und erhalten dadurch eine quadratische Gleichung:

$$r + \beta \cdot n - A = 0$$

$$r + (1-n) \cdot n - A = 0$$

$$r + n - n^2 - A = 0$$

$$-n^2 + n + (r-A) = 0$$

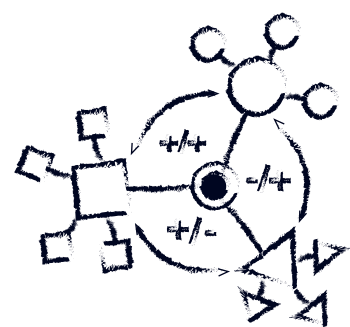


Gleichung $-n^2 + n + (r - A) = 0$

Allgemeine Lösung
$$n_{1,2} = \frac{-1 \pm \sqrt{1^2 + 4(r-A)}}{-2}$$

Zahlenbeispiel
 $r=0.76, A=1$

$$n_{1,2} = \frac{-1 \pm \sqrt{1^2 + 4(0.76-1)}}{-2} = \frac{-1 \pm \sqrt{0.04}}{-2} = \{0.4, 0.6\}$$



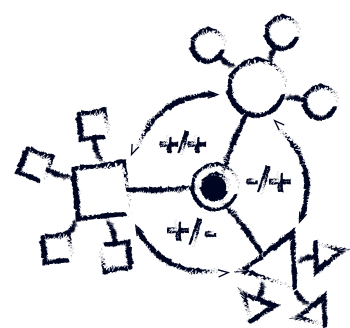
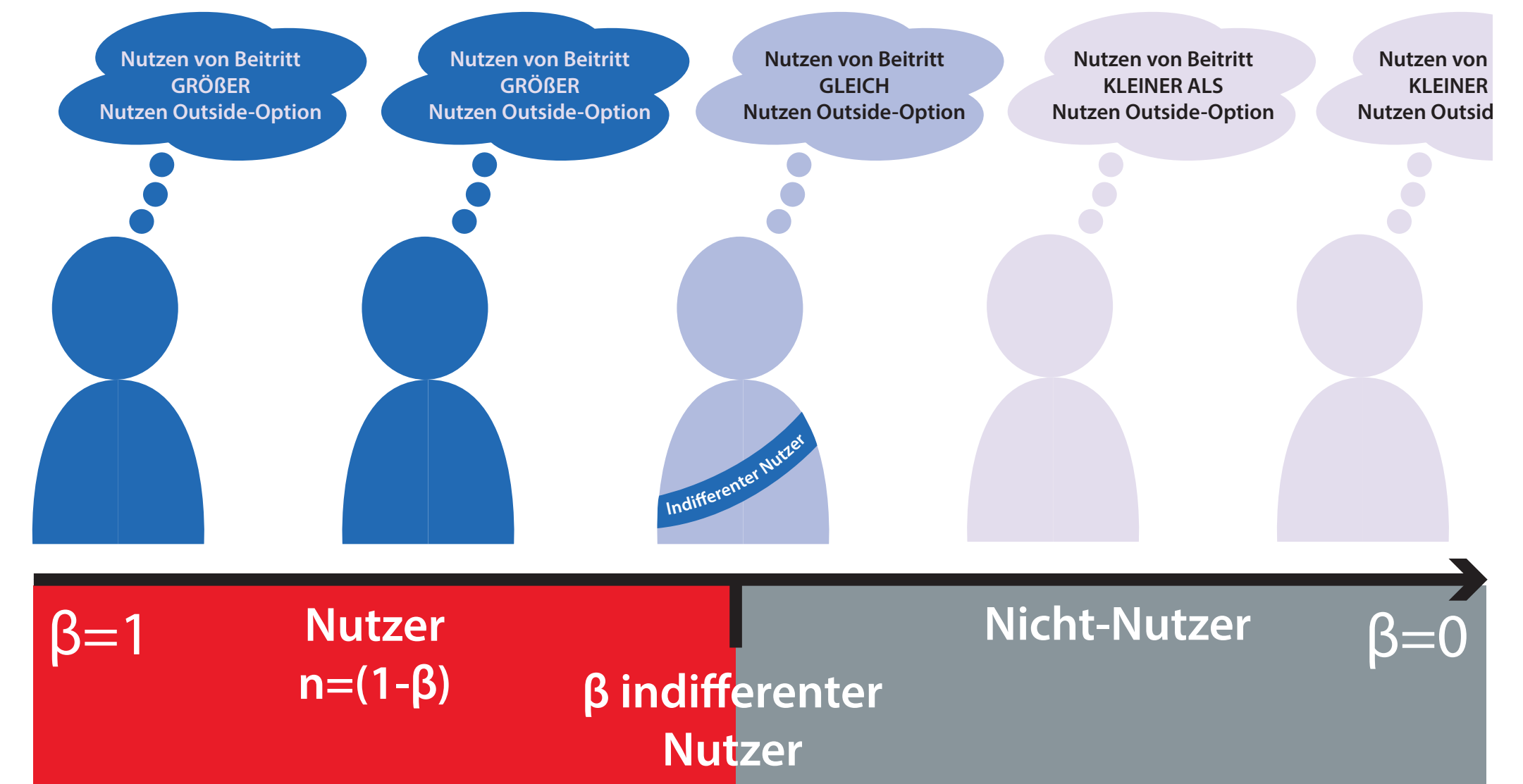
Indifferenter Nutzer

Mit dem Zahlenbeispiel $r=0.76$ und $A=1.00$ finden wir zwei verschiedene Lösungen. Was bedeutet das?

Die kleinere Lösung bezeichnen wir als **kritische Masse**. Diese Netzwerkgröße müssen wir erreichen, um eine Attraktionsschleife in Gang zu bringen.

Die größere Lösung bezeichnen wir als **Nutzerpotenzial**. Bei dieser Nutzerzahl endet die Attraktionsschleife.

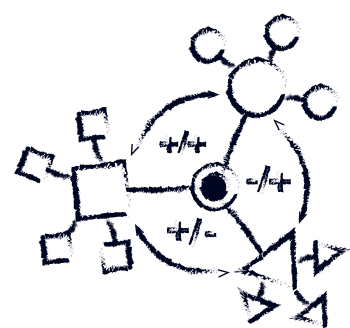
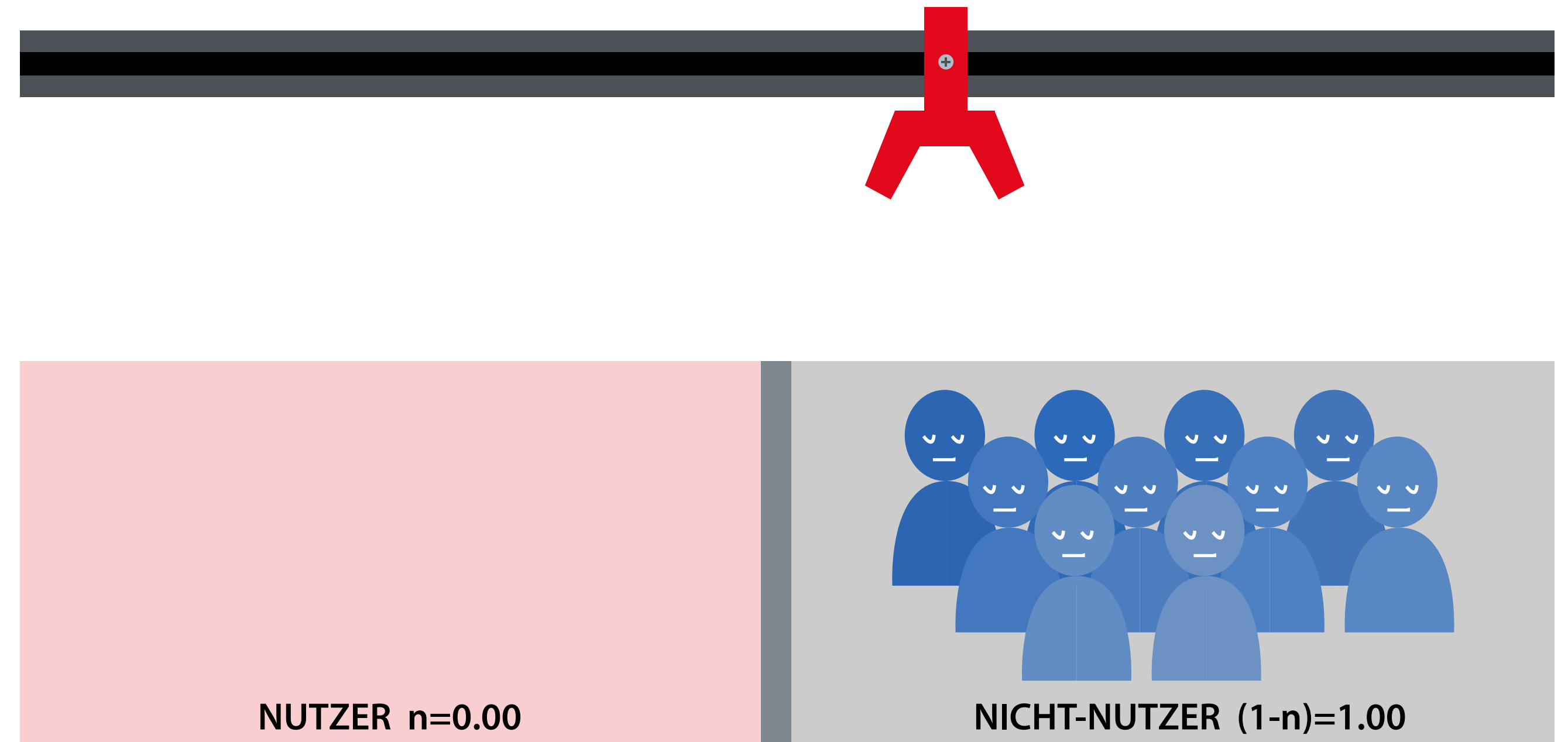
Wie kommt man zu dieser Interpretation?



Indifferententer Nutzer

Wir machen ein Gedankenexperiment! Unsere Plattform sei zunächst leer. Alle Mitglieder des Kontinuums sind Nicht-Nutzer und haben einen Nutzen von 0.

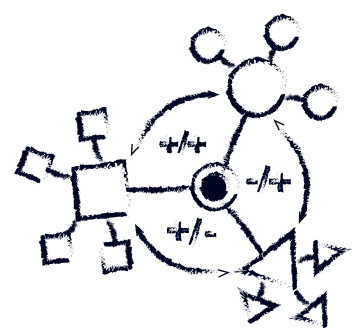
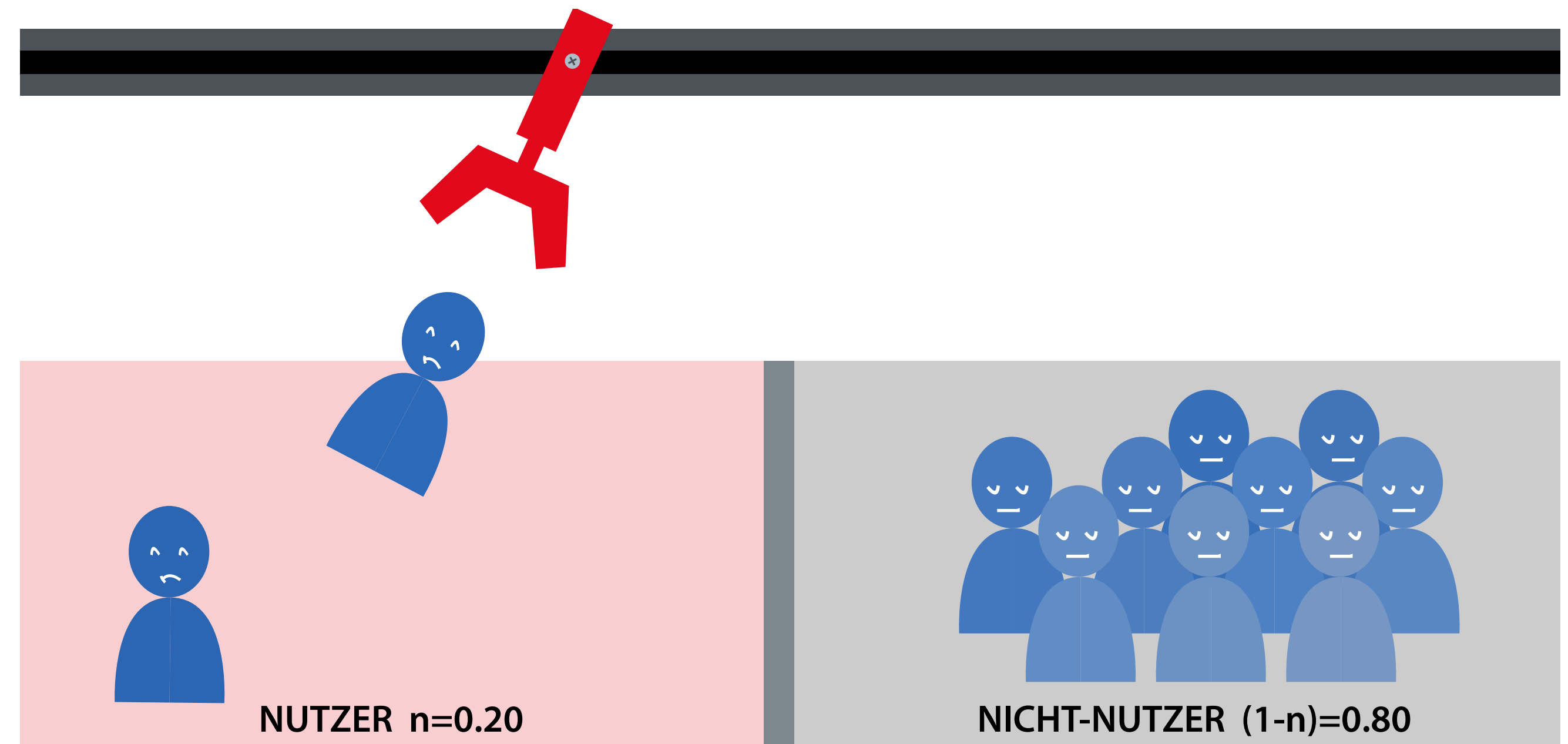
Interesse beizutreten hätte bei $r=0.76$ und $A=1.00$ keines der Mitglieder. Unabhängig von ihrem β wäre ihr Nutzen dort -0.24



Indifferententer Nutzer

Trotzdem verschieben wir die Mitglieder des Kontinuums nach und nach in die Gruppe der Nutzer.

Dabei beginnen wir mit dem Nicht-Nutzer mit dem höchsten β und arbeiten uns dann nach β absteigend durch die Nicht-Nutzer.

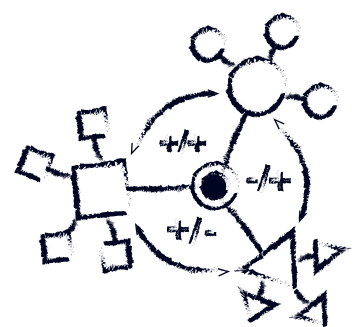
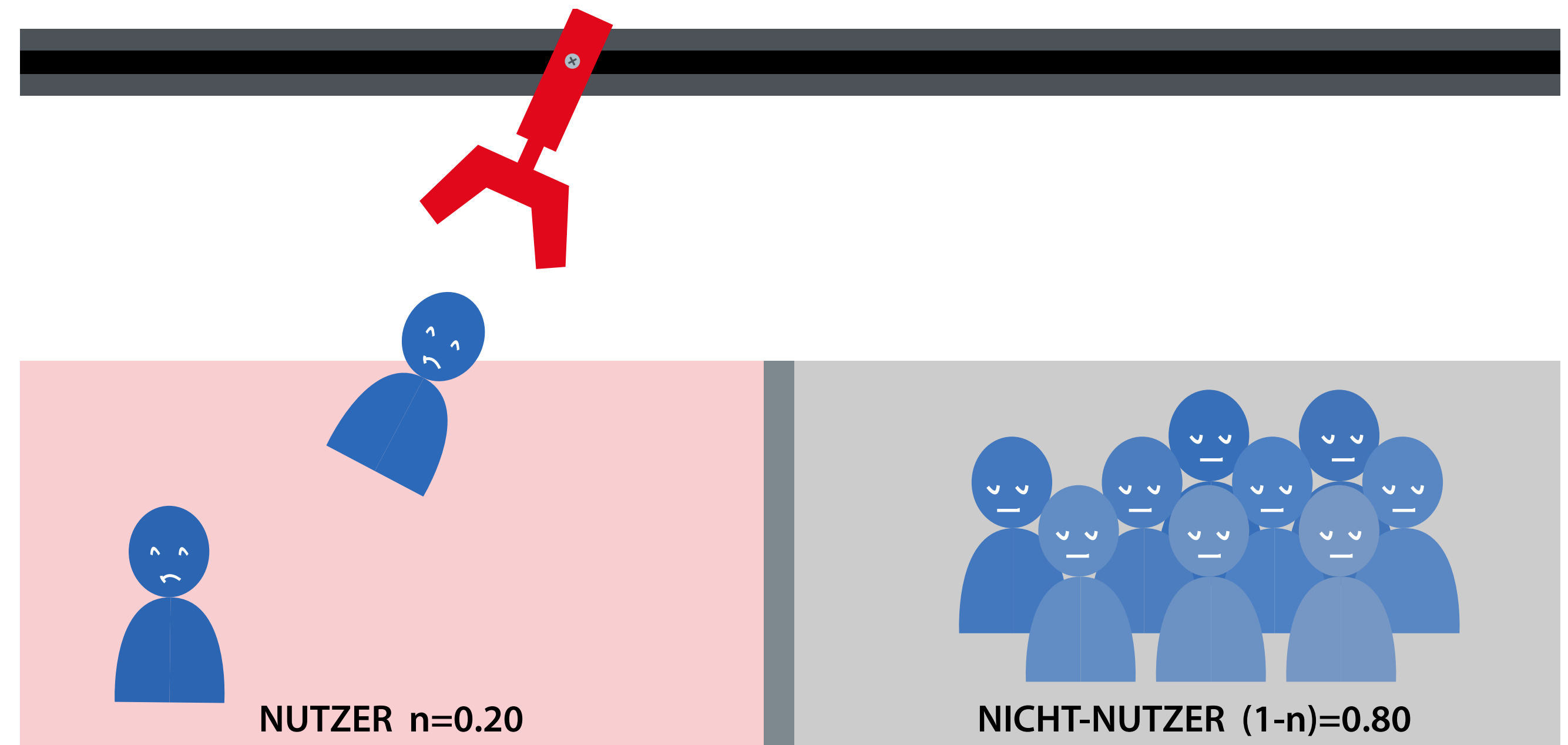


Indifferententer Nutzer

Jedes Mal wenn wir ein Mitglied des Kontinuums zum Nutzer gemacht haben, fragen wir es nach seinem Nutzen.

Beispiel: Wir haben gerade das Mitglied mit $\beta=0.8$ zum Nutzer gemacht. Das Netzwerk hat in diesem Moment die Größe $n=0.2$ und somit:

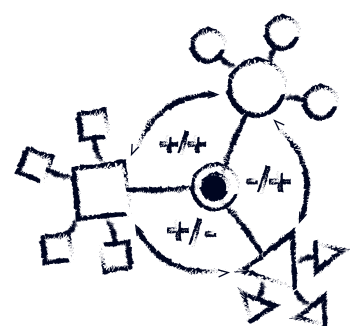
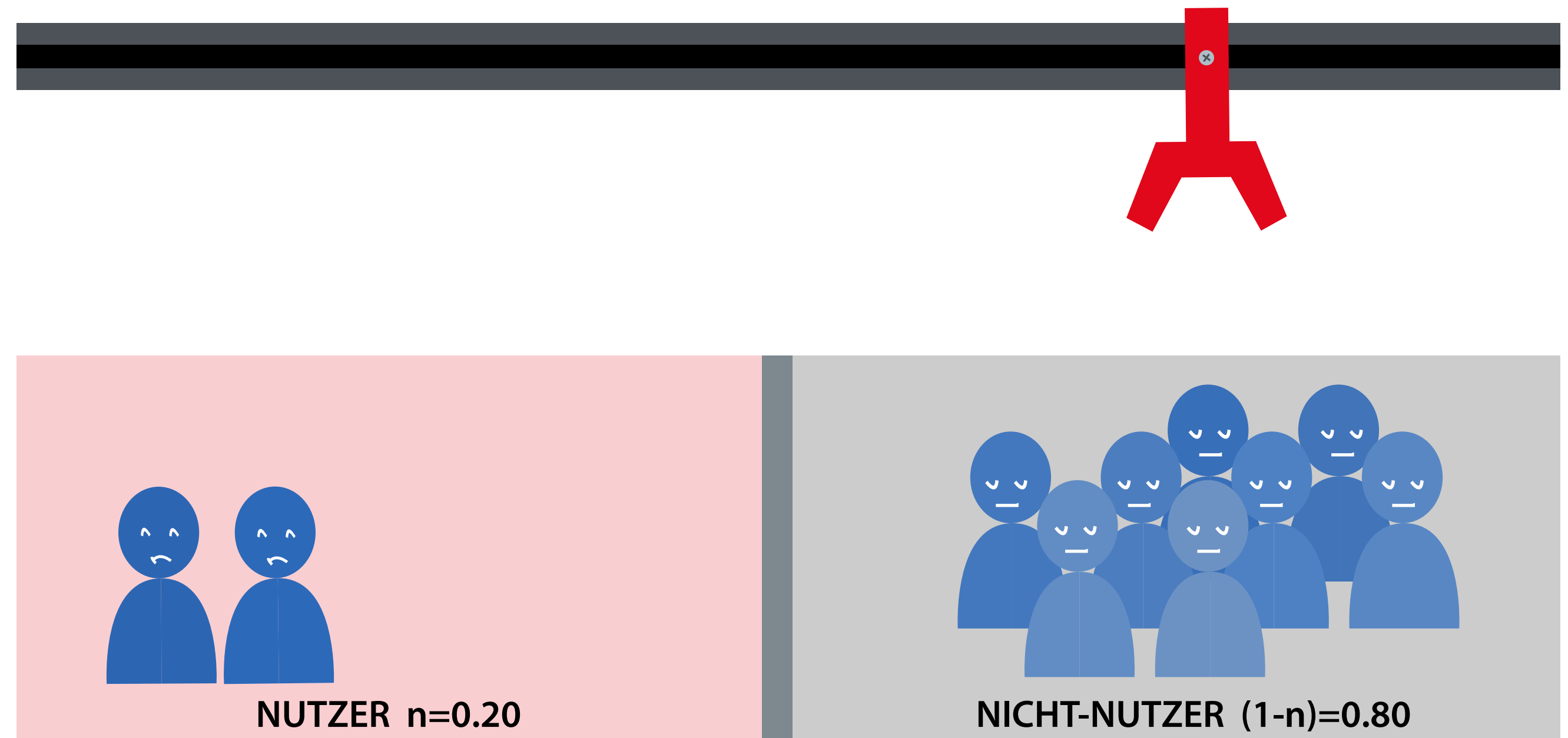
$$\begin{aligned} U_{0.8} &= r + \beta n - A \\ &= 0.76 + 0.8 \cdot 0.2 - 1.0 \\ &= -0.08 \end{aligned}$$



Indifferenter Nutzer

Die kritische Masse ist noch nicht erreicht. Das Mitglied mit dem nächstgrößeren $\beta=0.79999$ möchte nicht beitreten.

Schlimmer noch: Das gerade zum Nutzer gemachte Mitglied möchte am liebsten wieder zu seiner Outside-Option zurück!

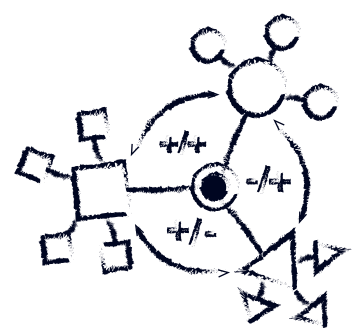
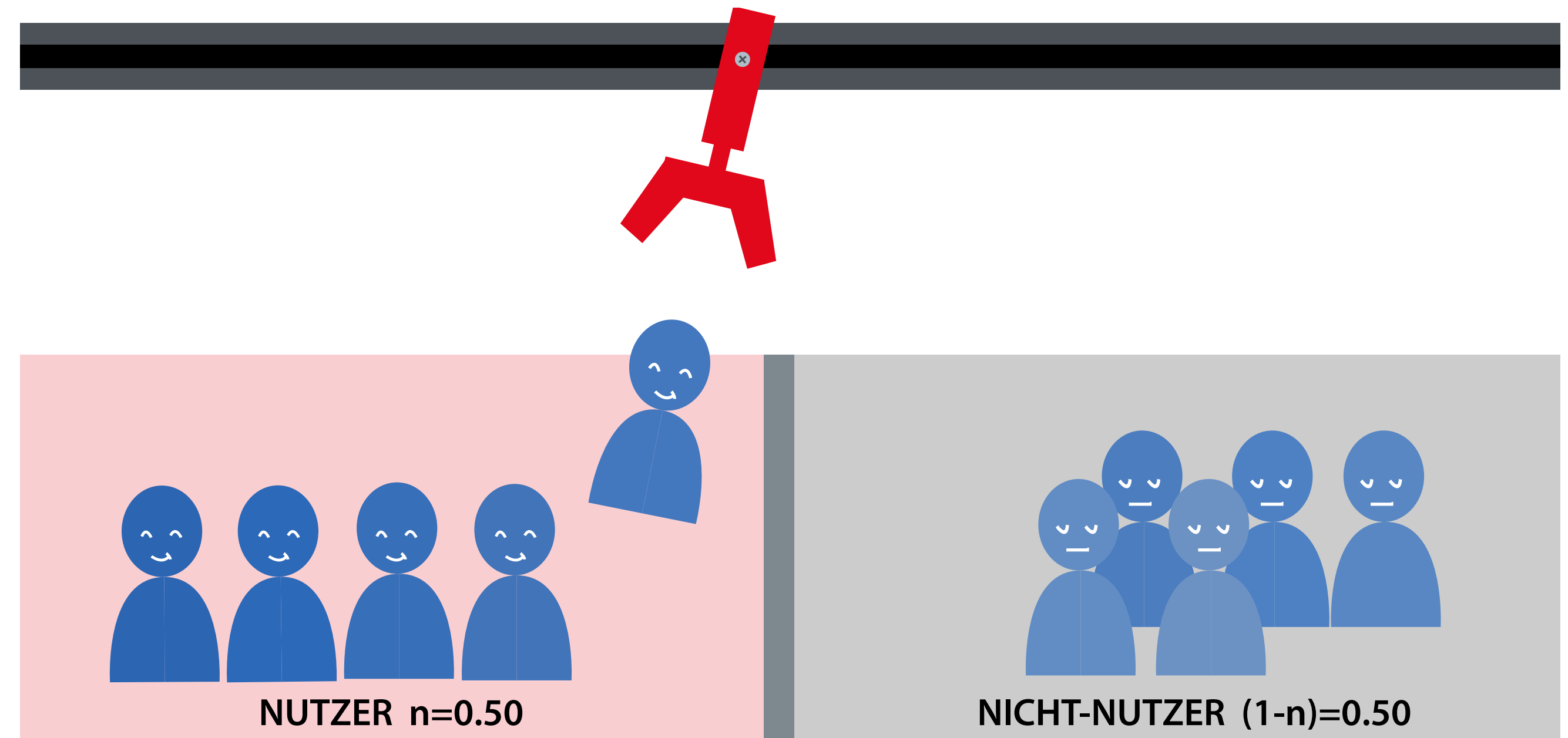


Indifferententer Nutzer

Fügen wir weiter Nutzer hinzu, dann ändert sich die Logik. Nach dem Einfügen vom Nutzer mit einem $\beta=0.5$ ist dessen Nutzen z.B.

$$\begin{aligned}U_{0.5} &= r + \beta n - A \\&= 0.76 + 0.5 \cdot 0.5 - 1.0 \\&= 0.01\end{aligned}$$

Er möchte tatsächlich bleiben und der Nutzer mit $\beta=0.499999$ würde ihm gerne folgen.

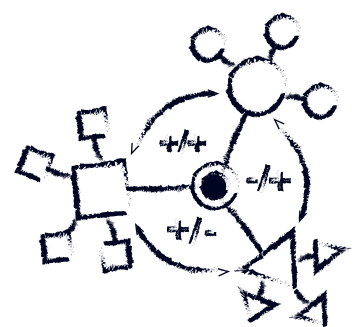
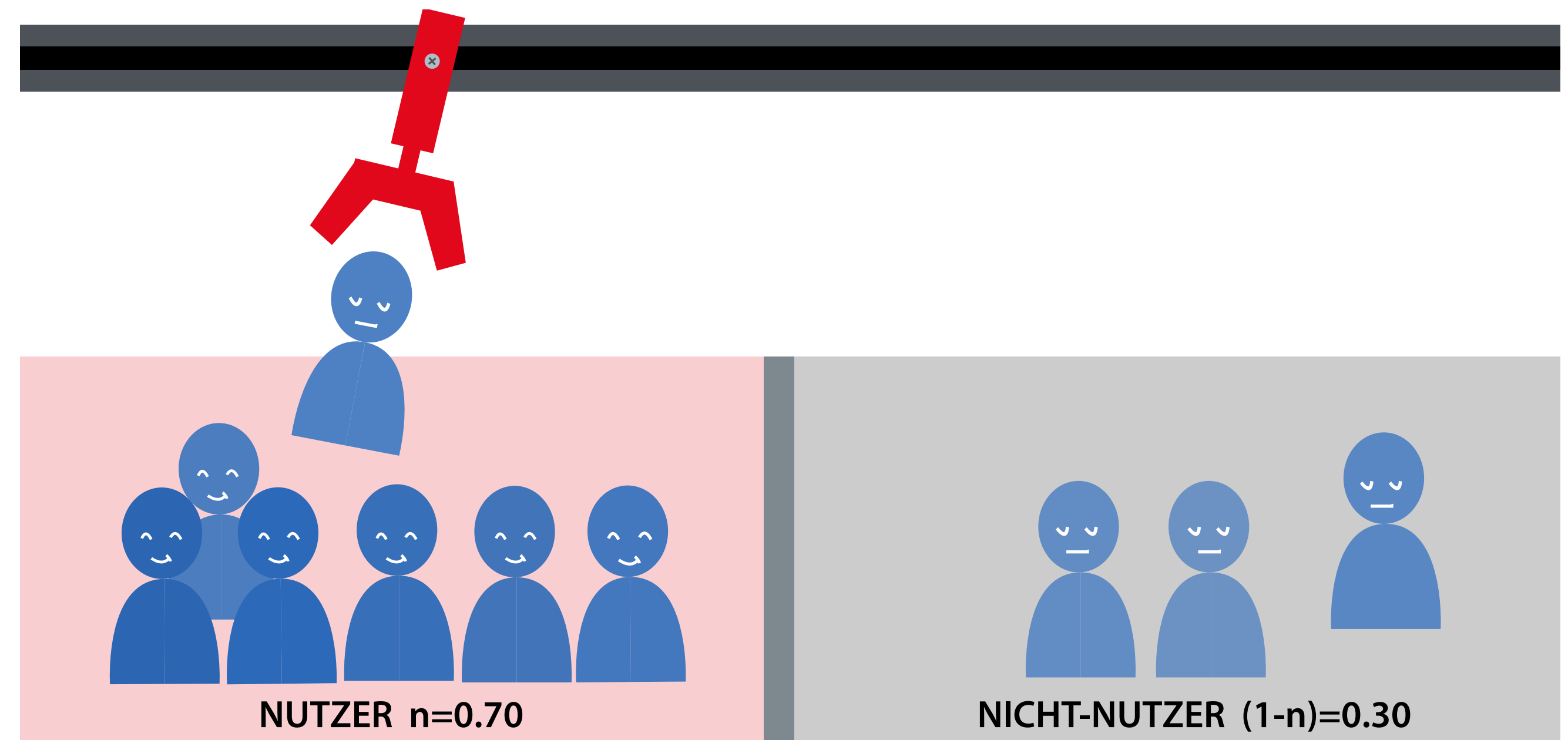


Indifferenter Nutzer

Die Attraktionsschleife läuft, allerdings nur bis zum Nutzerpotenzial. Wird dieses überschritten, gibt es immer einen Nutzer, der wieder gehen möchte und eine Abwanderung in Gang setzt.

Der Nutzer mit $\beta=0.3$ möchte wieder zurück!

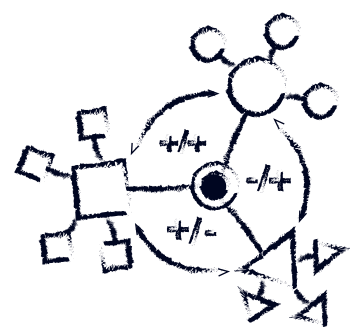
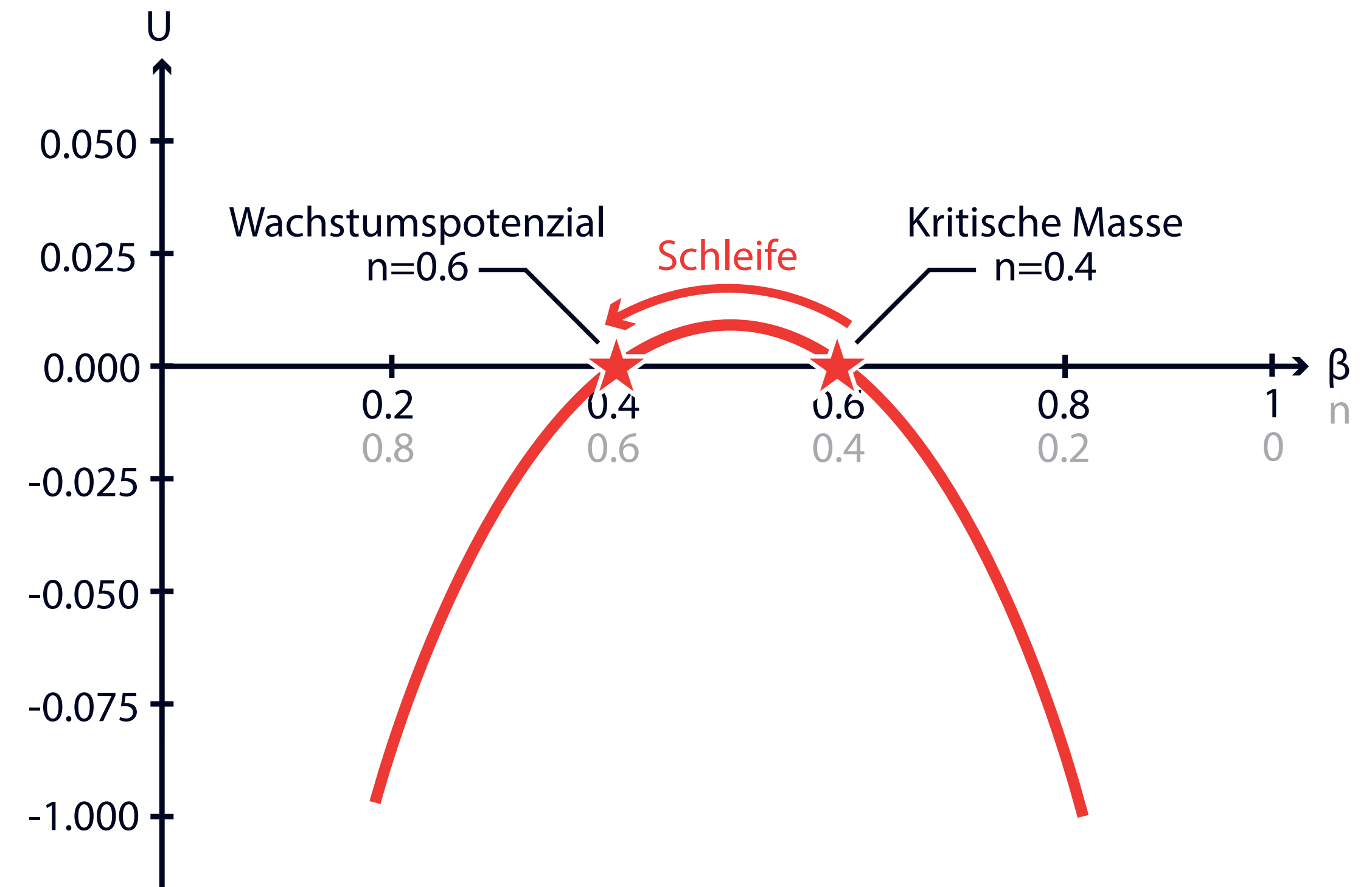
$$\begin{aligned}U_{0.3} &= r + \beta n - A \\&= 0.76 + 0.3 \cdot 0.7 - 1.0 \\&= -0.03\end{aligned}$$



Indifferenter Nutzer

Dieses Gedankenexperiment lässt sich mit folgenden Formeln auch mathematisch darstellen und mit dem rechts gezeigten Schaubild visualisieren.

$$\begin{aligned}
 U(n, \beta) &= r + \beta \cdot n - A \quad \text{mit } n = (1-\beta) \\
 &= r + \beta \cdot (1-\beta) - A \\
 &= r + \beta - \beta^2 - A
 \end{aligned}$$



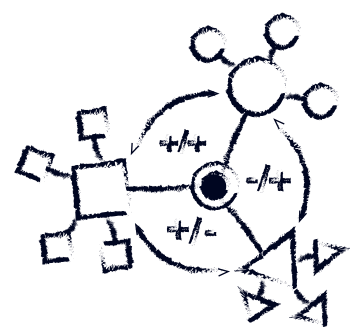
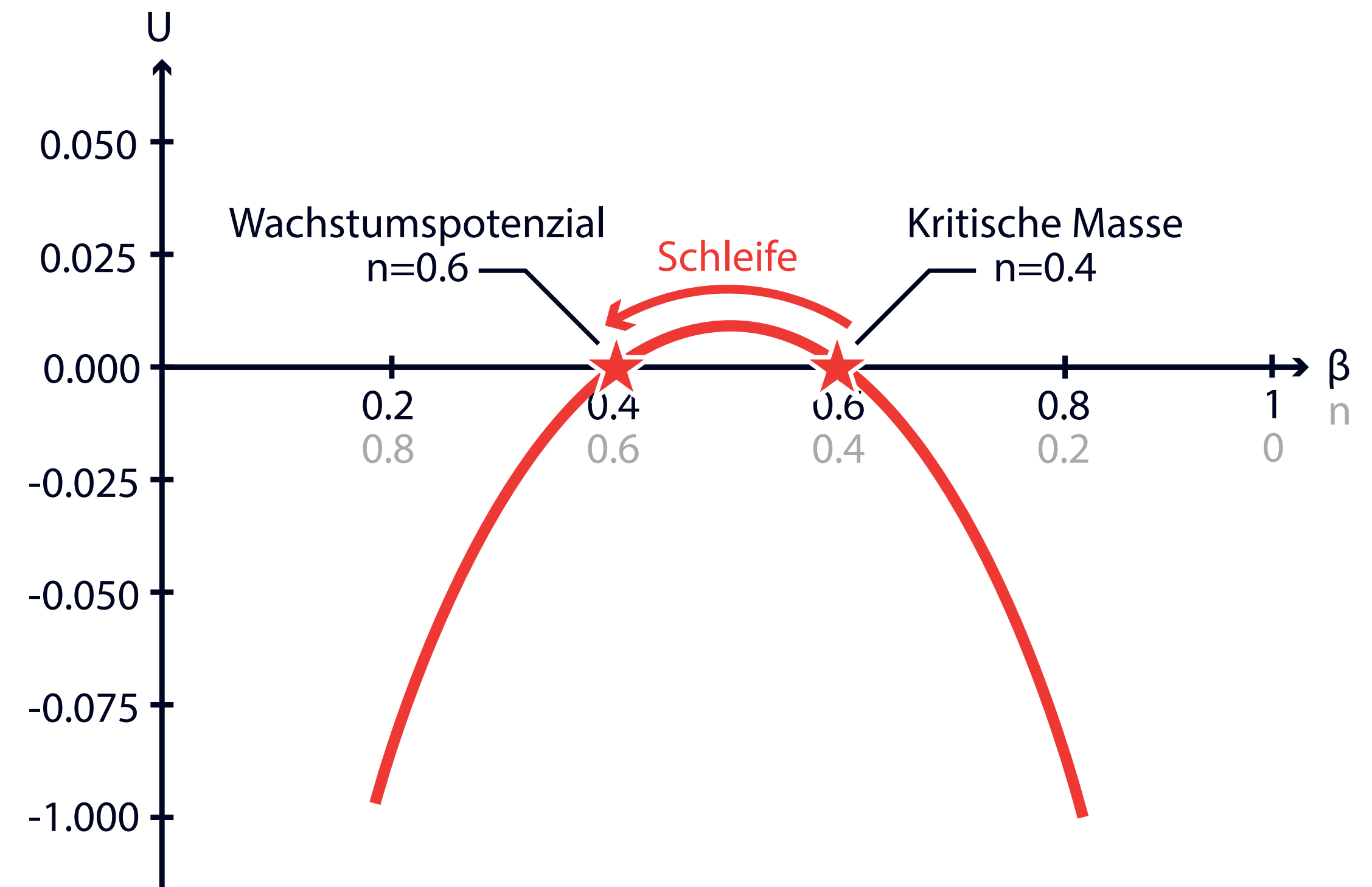
Indifferenter Nutzer

Nutzen des gerade eingefügten Nutzers:

$$U(\beta) = r + \beta - \beta^2 - A$$

Ist dieser Nutzen positiv, sollte auch ein Nutzer mit etwas kleinerer Netzwerkaffinität dem Netzwerk noch beitreten wollen. Das Netzwerk sollte größer sein!

Ist dieser Nutzen negativ, sollte auch ein Nutzer mit etwas größerer Netzwerkaffinität dem Netzwerk nicht beitreten. Das Netzwerk sollte kleiner sein!



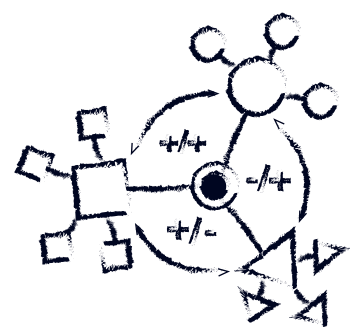
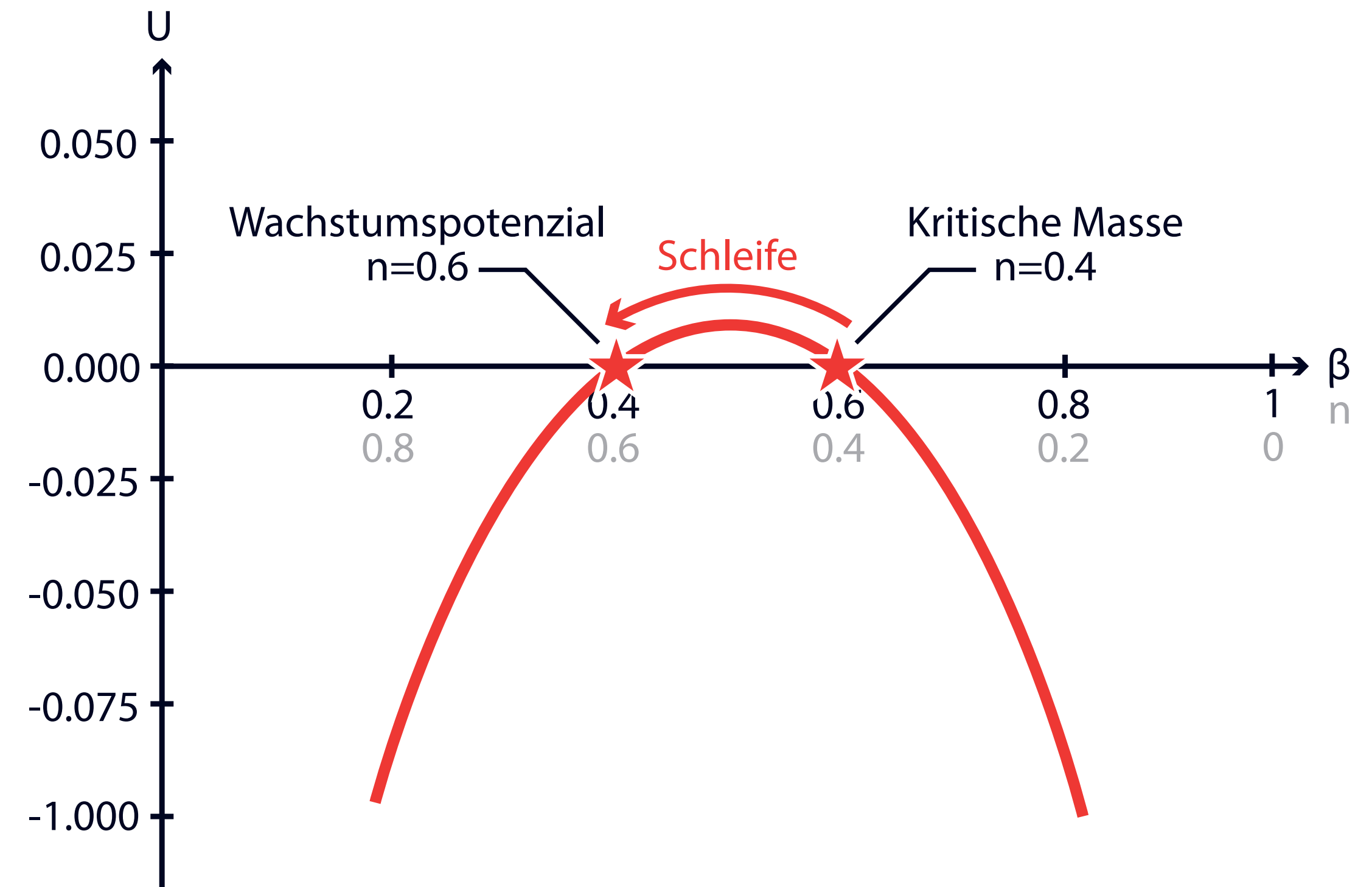
Indifferenten Nutzer

Die untere Schwelle muss überschritten werden, damit die Attraktionsschleife in Gang kommt.

Im Beispiel ist diese kritische Masse bei 40% erreicht.

Die obere Schwelle ist die Netzwerkgröße, die am Ende der Attraktionsschleife erreicht wird.

Im Beispiel ist das maximale Wachstumspotenzial 60%

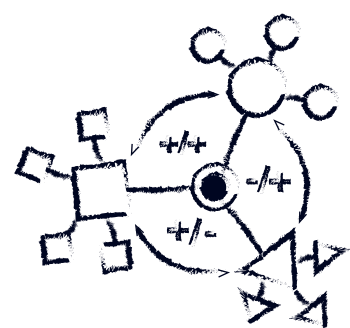
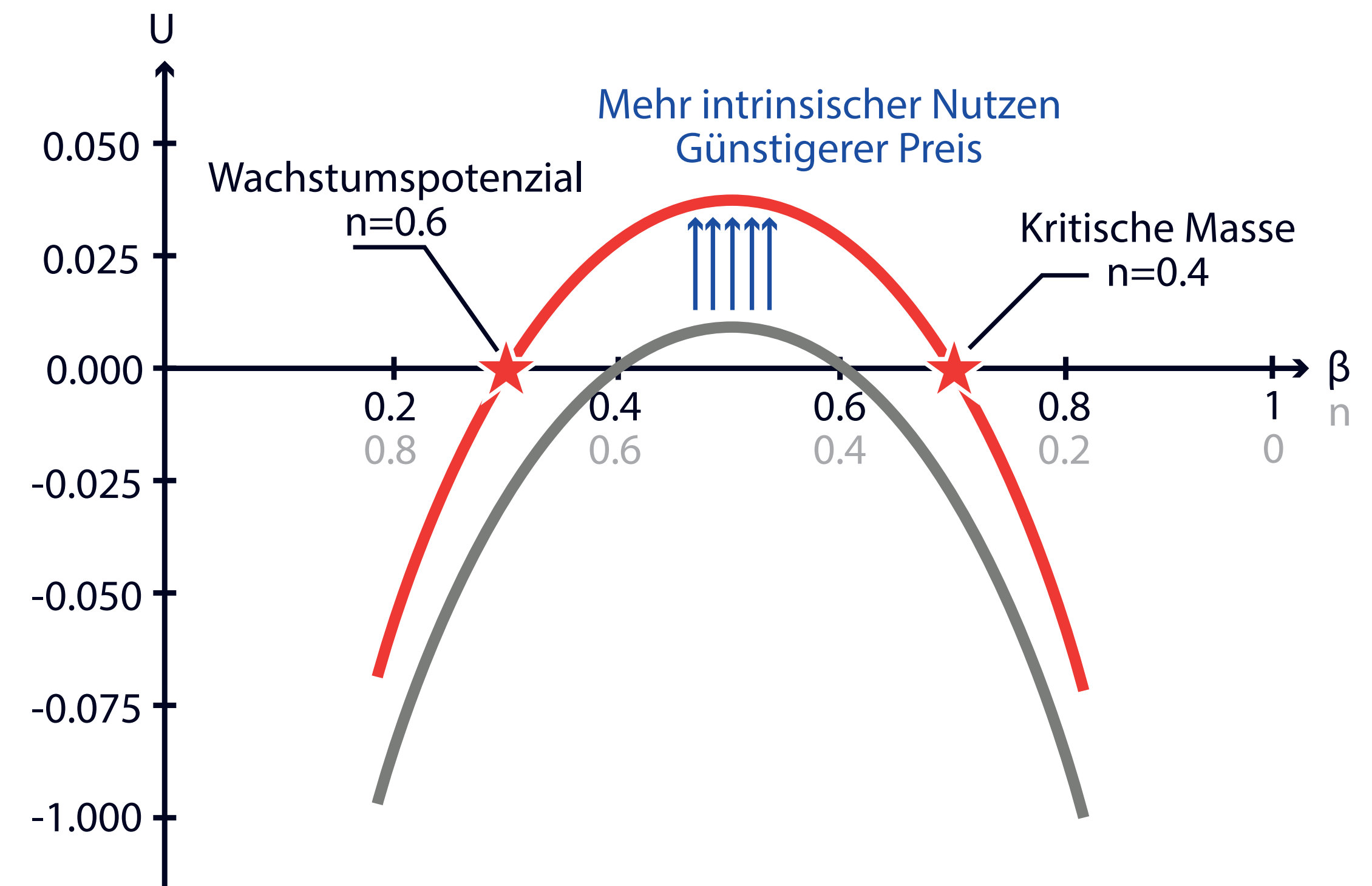


Komparative Statiken

Wie hängen diese Werte von den gewählten Parametern ab?

Eine Preiserhöhung erhöht die kritische Masse und senkt das Wachstumspotenzial.

Eine Erhöhung des intrinsischen Nutzens senkt die kritische Masse und erhöht das Wachstumspotenzial.

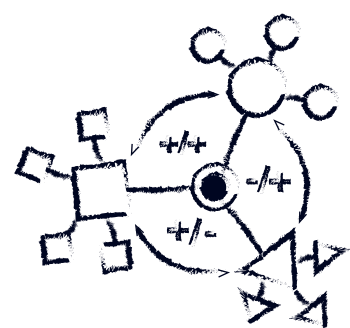
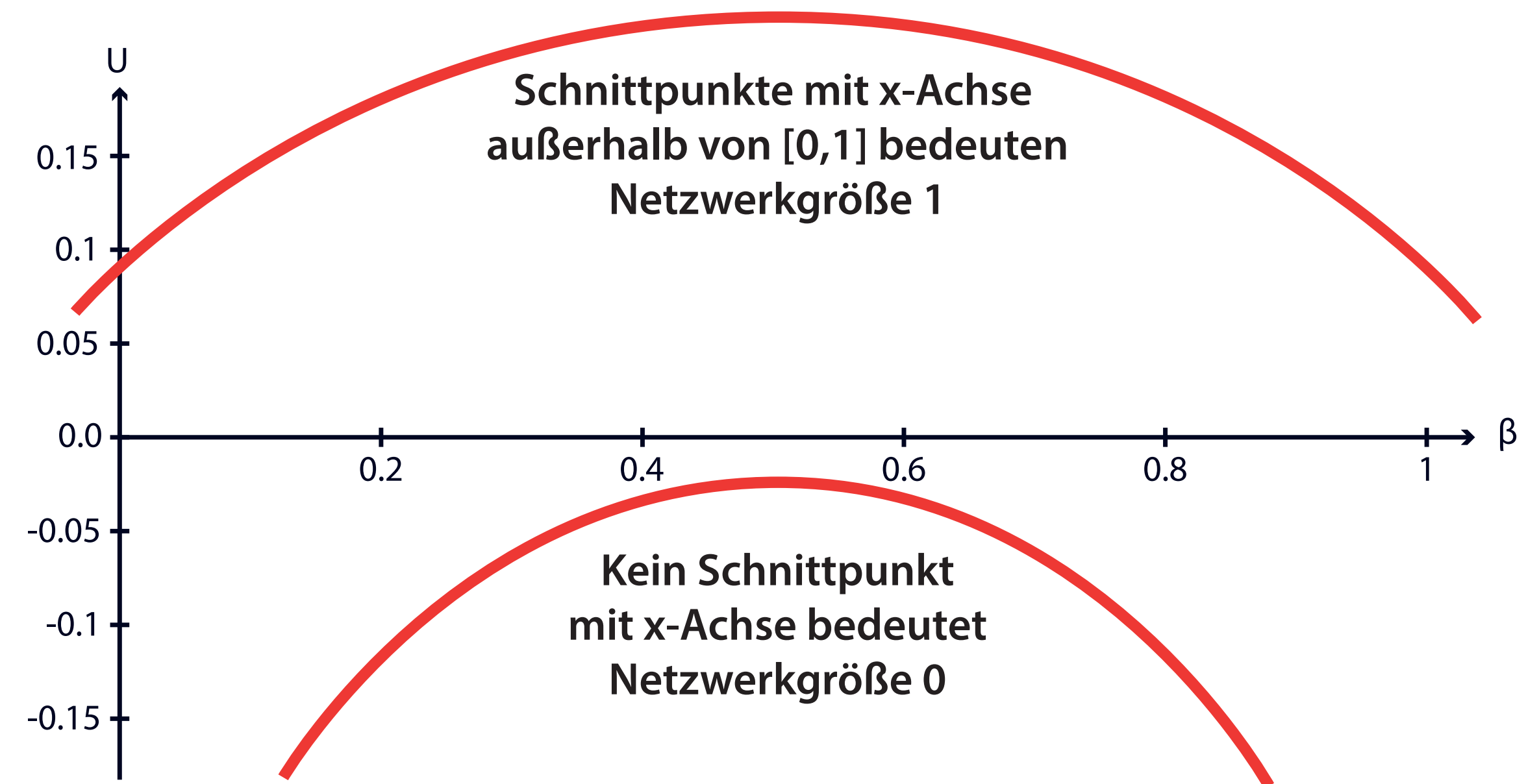


Komparative Statiken

Wie hängen diese Werte von den gewählten Parametern ab?

Eine Preiserhöhung erhöht die kritische Masse und senkt das Wachstumspotenzial.

Eine Erhöhung des intrinsischen Nutzens senkt die kritische Masse und erhöht das Wachstumspotenzial.



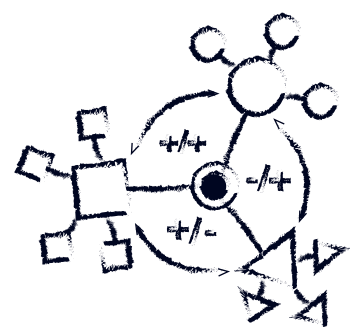
Endogene Preiswahl

Die Preise sollen jetzt nicht mehr exogen gegeben sein, sondern ergeben sich endogen aus der Gewinnmaximierung des Plattformbetreibers.

Damit das Modell nicht zu kompliziert wird ...

...betrachten wir ein nutzungsunabhängiges Preissystem.

...setzten wir den intrinsischen Nutzen der Plattform auf $r=0$.



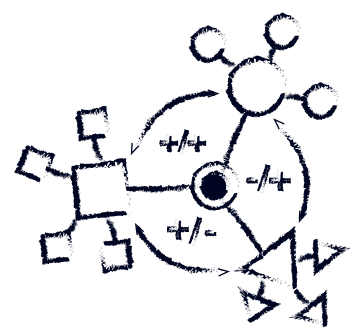
Endogene Preiswahl

Bzgl. der Netzwerkaffinität β bleiben wir bei der Annahme einer Gleichverteilung auf dem Intervall $[0..1]$. Damit hat der Nutzer an der Stelle β einen Nutzen von:

$$U = \beta n - A$$

Unter Beibehaltung einer Outside Option von 0 tritt der Nutzer an der Stelle β der Plattform bei, wenn:

$$\beta n > A$$



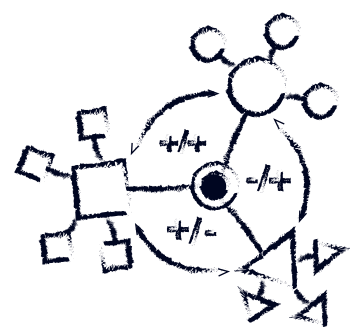
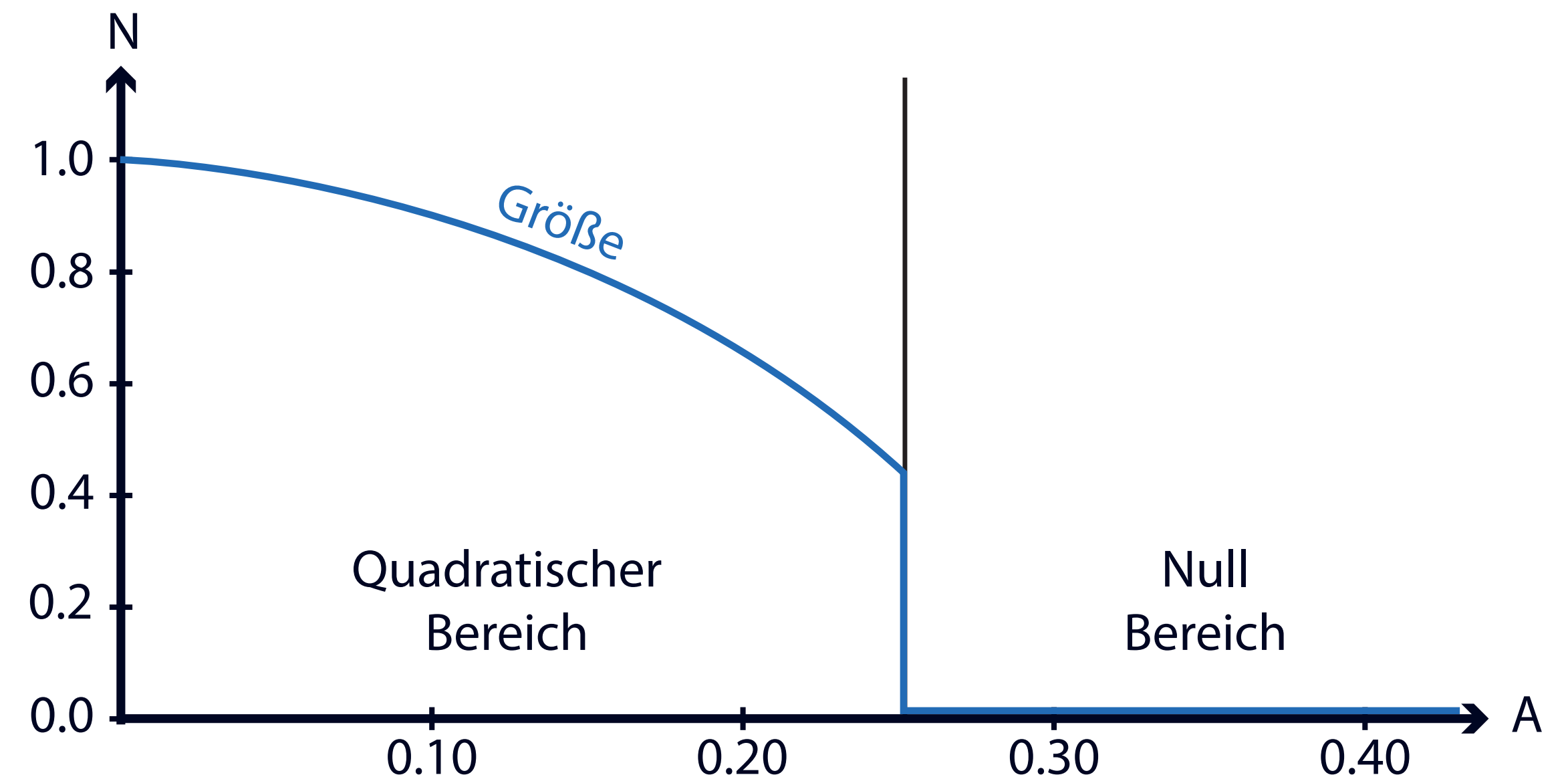
Endogene Preiswahl

Der indifferente Nutzer ist bei $\beta n = A$, wobei aufgrund der Verteilung $\beta = (1-n)$ gilt. Eingesetzt:

$$A = n(1-n)$$

Es gibt einen direkten Zusammenhang zwischen dem Preis A und der Netzwerkgröße n !

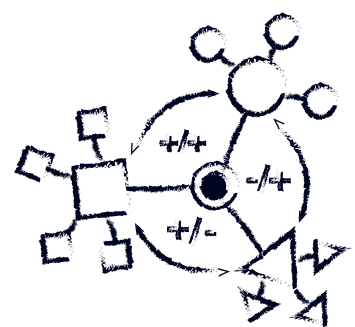
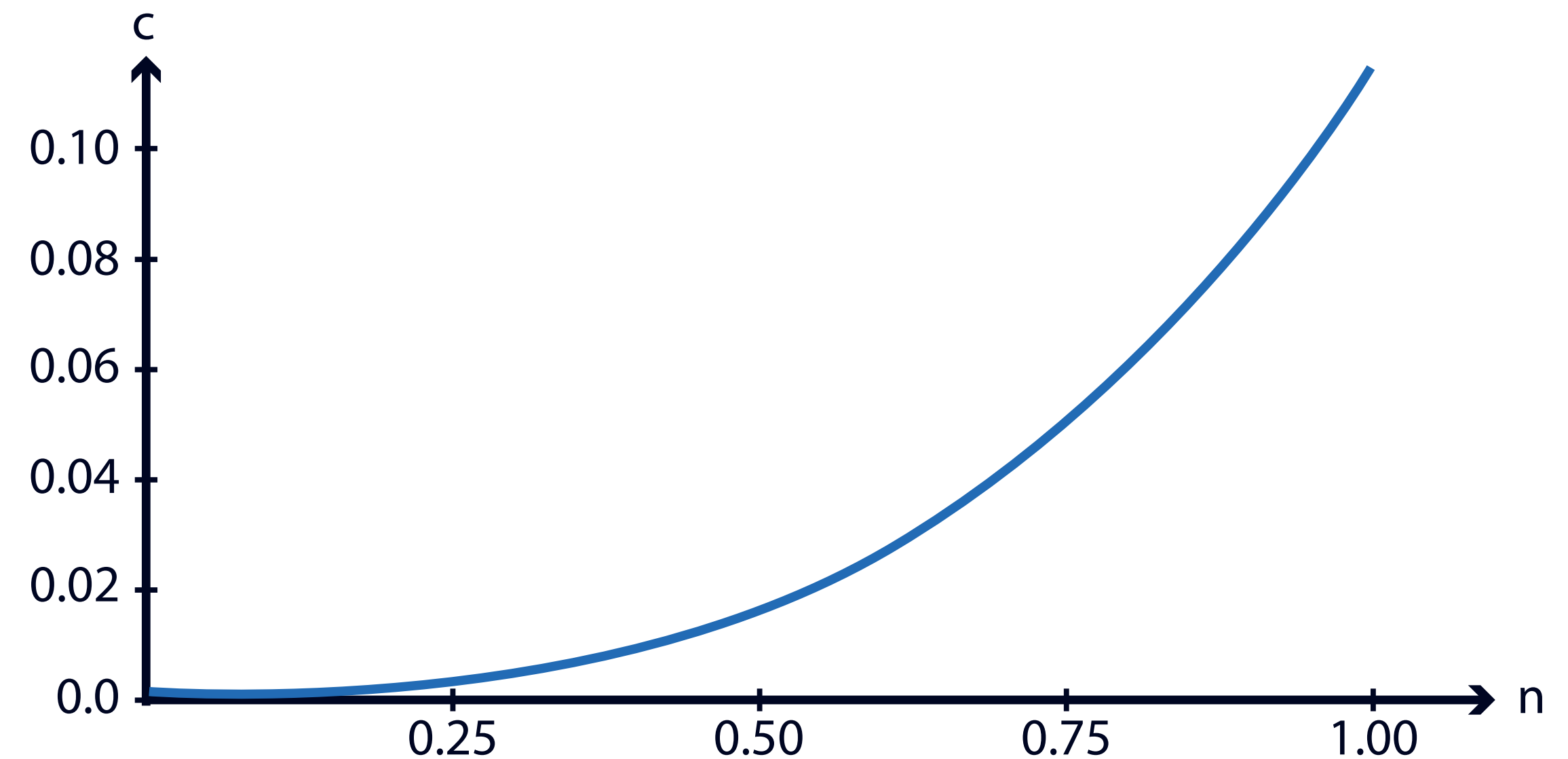
$$n_{1,2} = \frac{-1 \pm \sqrt{1 - 4A}}{-2}$$



Endogene Preiswahl

Jetzt kommen wir zum Plattformbetreiber. Wir nehmen vorerst an, dass dieser ein Monopolist ist und folgende Kostenfunktion hat:

$$c(n) = \frac{1}{9} n^3$$



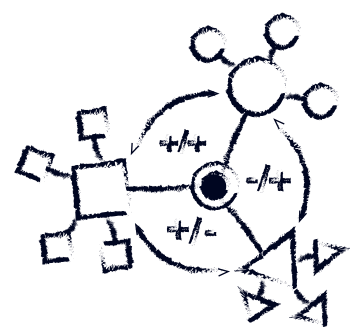
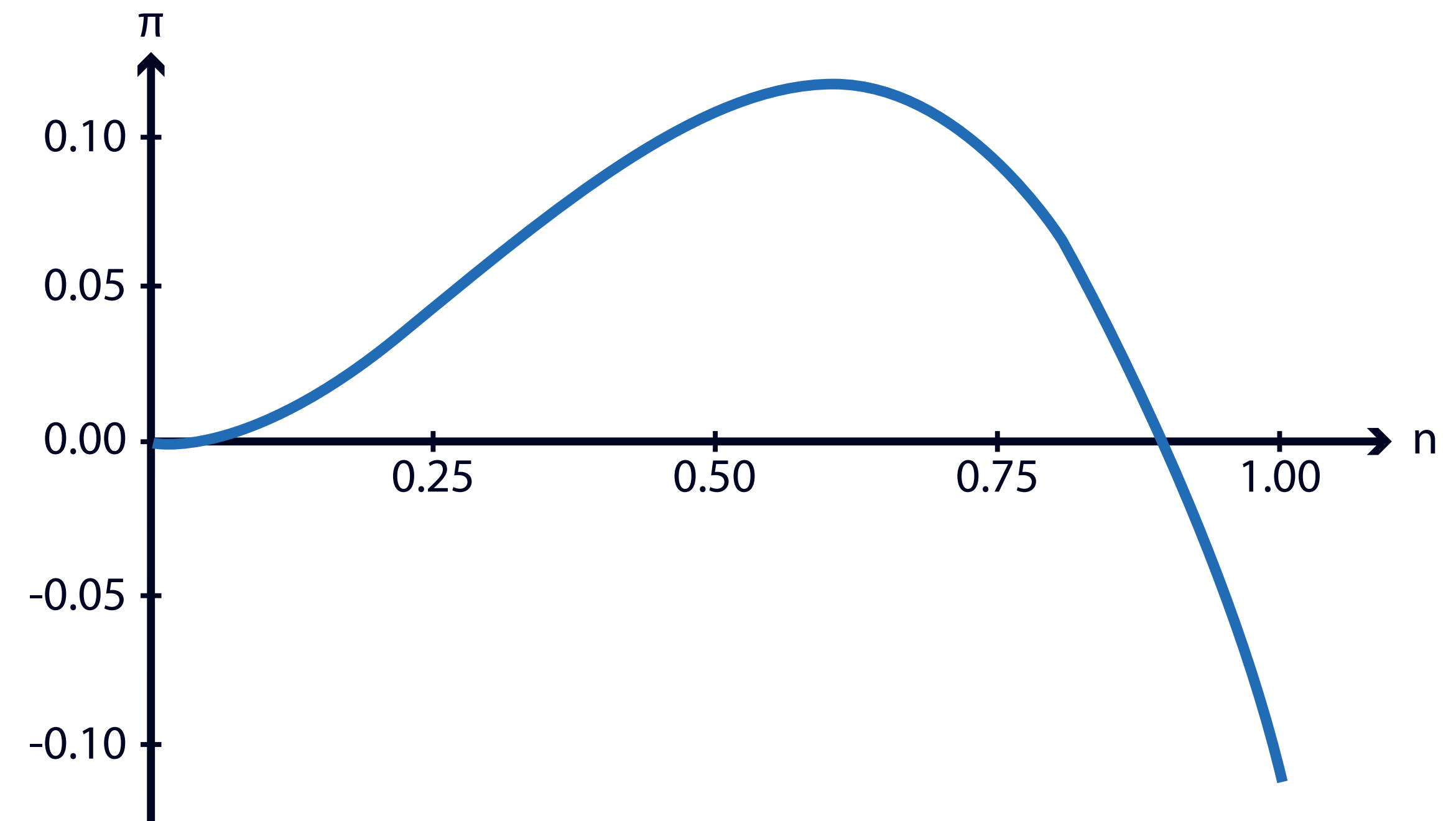
Endogene Preiswahl

Seine Gewinnfunktion in Abhängigkeit von n ist:

$$\pi(n) = A \cdot n - c(n)$$

Wir setzen $c(n) = 1/9 n^3$ sowie $A = n(1-n)$ ein ...

$$\begin{aligned}\pi(n) &= n(1-n) \cdot n - 1/9 n^3 \\ &= n^2(1-n) - 1/9 n^3 \\ &= n^2 - n^3 - 1/9 n^3 \\ &= -10/9 n^3 + n^2\end{aligned}$$



Endogene Preiswahl

Wir maximieren die Gewinnfunktion, indem wir sie nach der Netzwerkgröße n ableiten und nullsetzen:

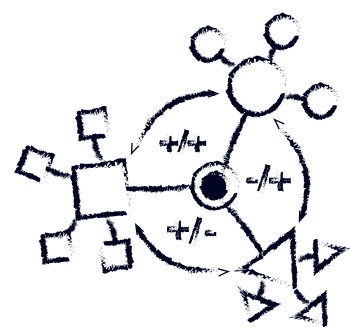
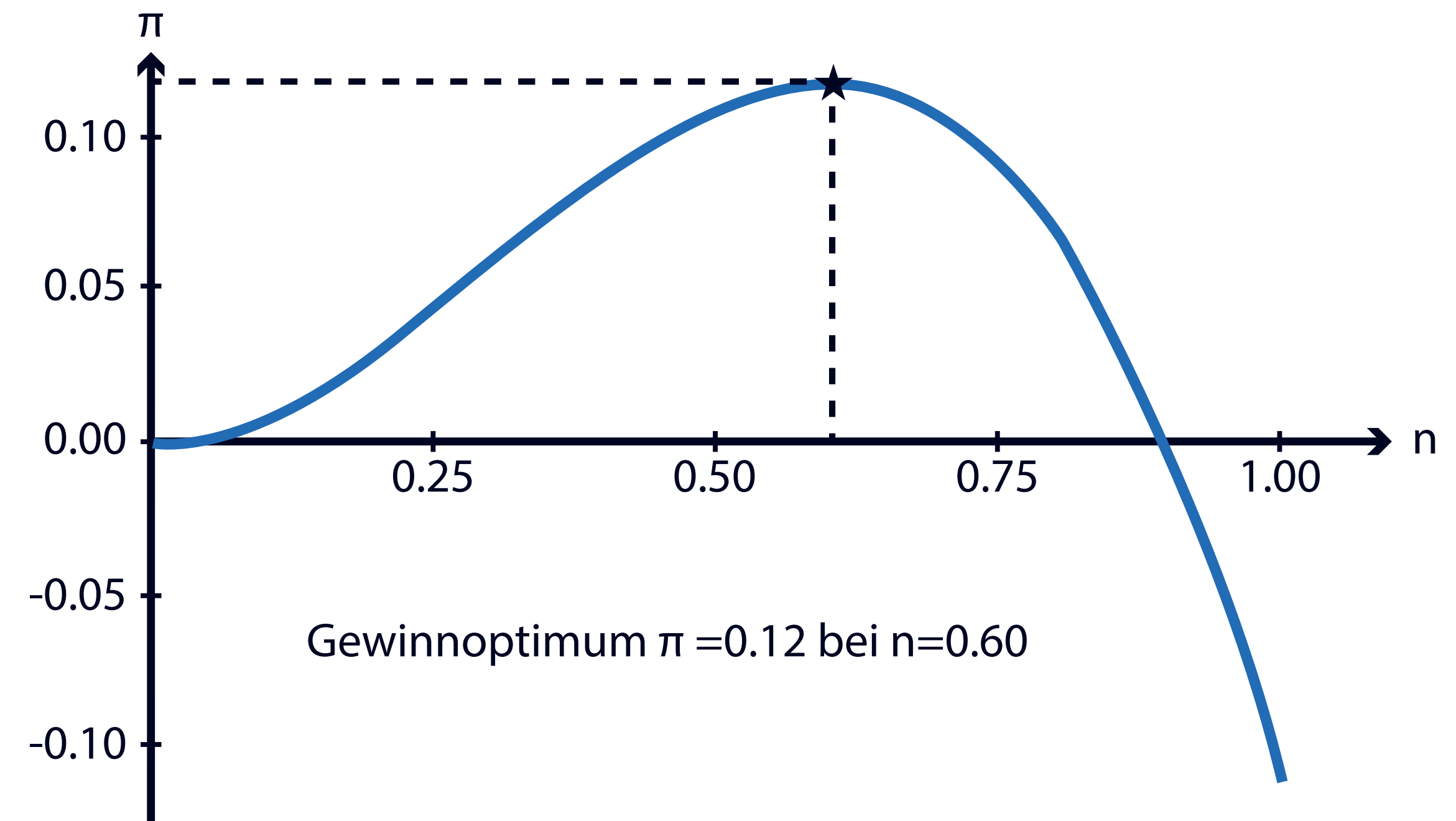
$$\pi(n) = -\frac{10}{9} n^3 + n^2$$

$$\frac{\partial \pi}{\partial n} = -\frac{10}{3} n^2 + 2n \stackrel{!}{=} 0$$

$$\Leftrightarrow -\frac{10}{3} n + 2 = 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{10}{3} n = 2$$

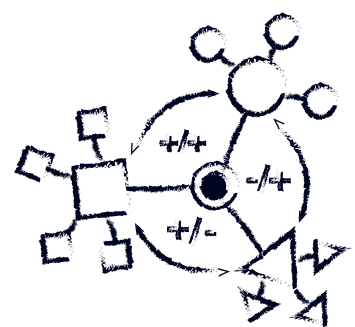
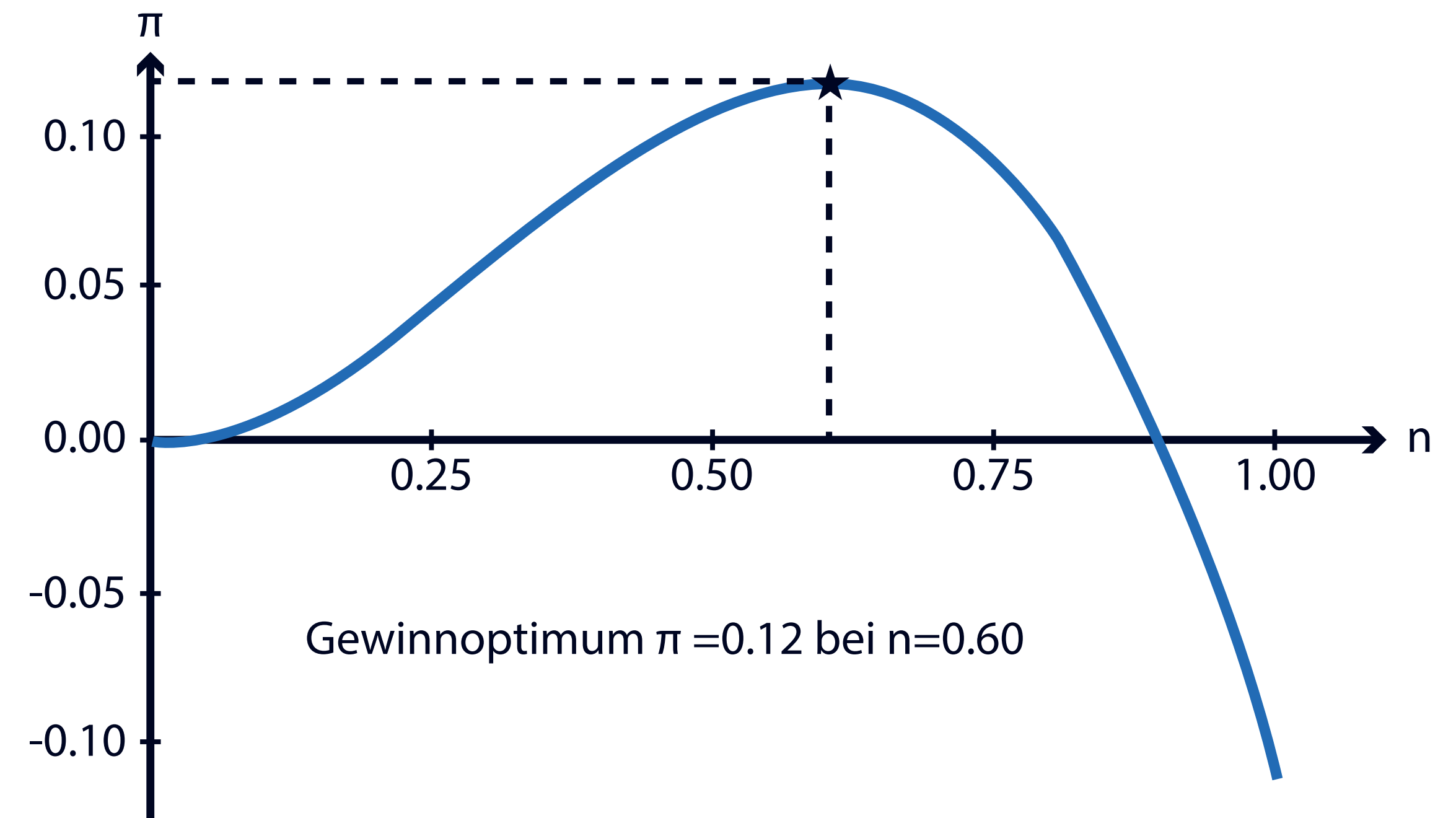
$$\Leftrightarrow n = 0.6$$



Endogene Preiswahl

Der Monopolist maximiert seinen Gewinn, dieser wird jedoch nicht bei der maximalen Netzwerkgröße $n=1$ erreicht!

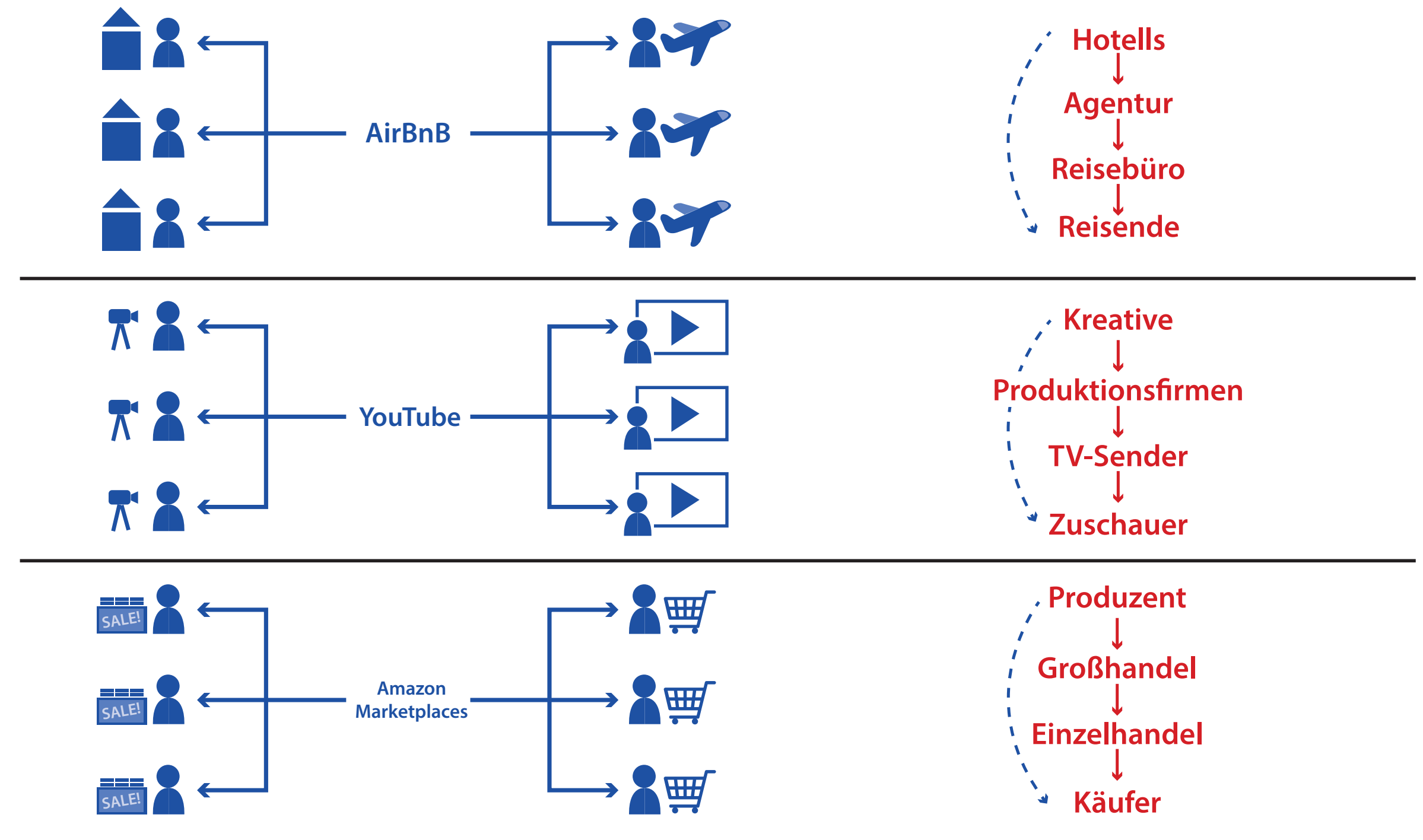
Um die potenziellen Nutzer mit $\beta < 0.4$ zu erreichen, müsste der Betreiber einen niedrigeren Preis wählen und niedrigere Gewinne in Kauf nehmen.



Zweiseitige Märkte

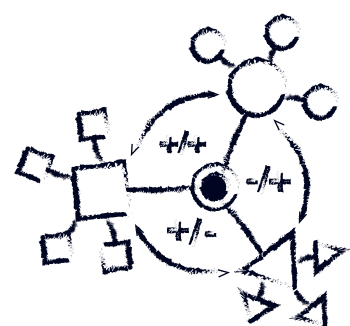
Das vorherige Modell hat eine Schwäche: Wir können damit nur einseitige Plattformen mit einer Gruppe von Nutzern beschreiben.

Im Folgenden wollen wir auch Modelle für Plattformen in zweiseitigen Märkten kennenlernen!



Geschäftsmodell Plattform
Keine Produktionsmittel
Akteure verbinden
Ermöglichen Dienstleistung
Direkte / Indirekte Monetarisierung

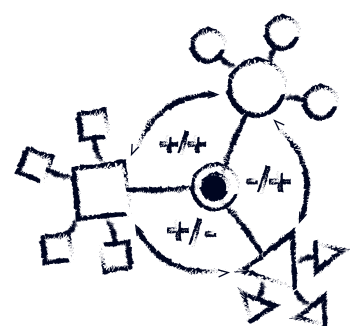
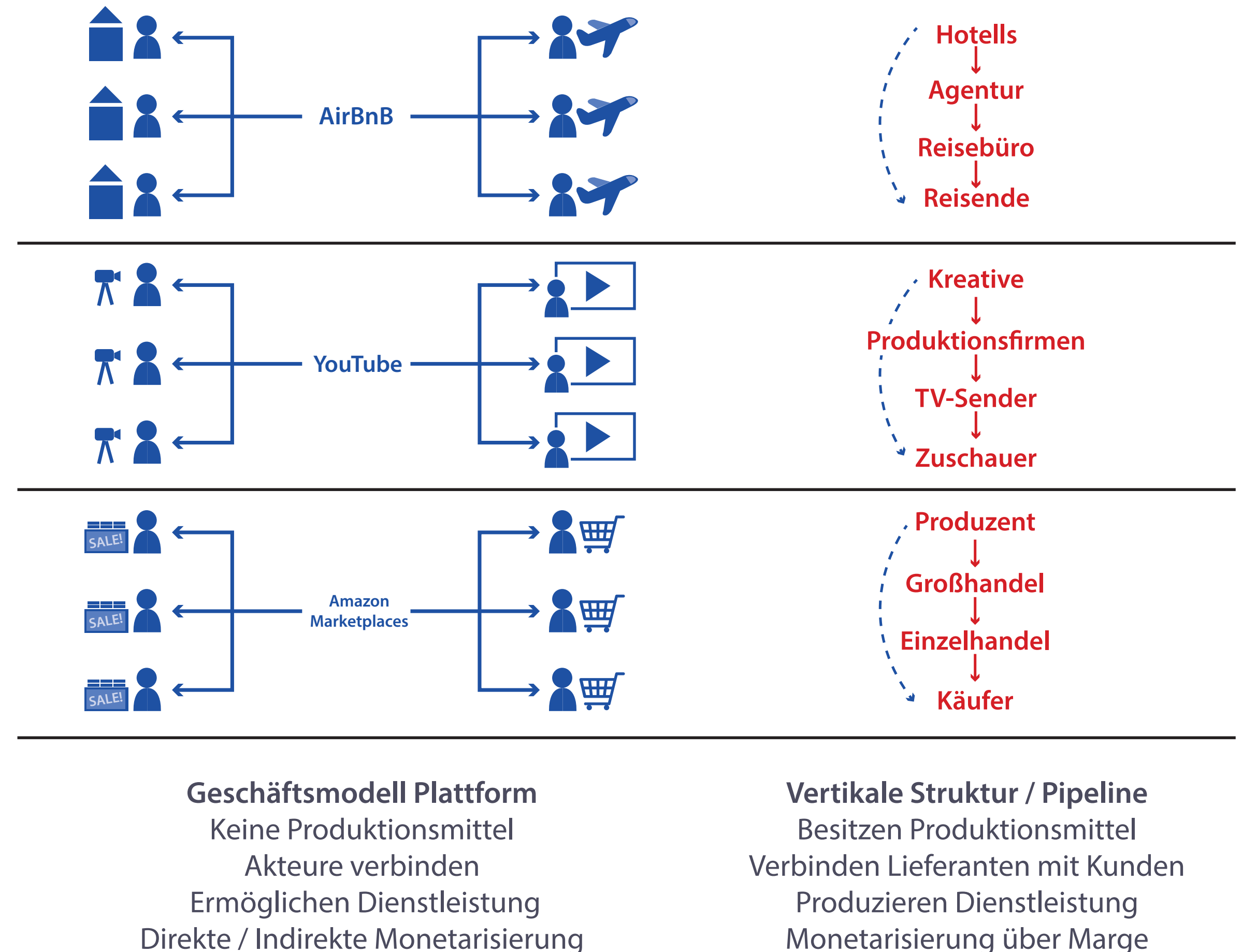
Vertikale Struktur / Pipeline
Besitzen Produktionsmittel
Verbinden Lieferanten mit Kunden
Produzieren Dienstleistung
Monetarisierung über Marge



Zweiseitige Märkte

Was macht die zweiseitigen Plattformen bzw. die zweiseitigen Märkte besonders?

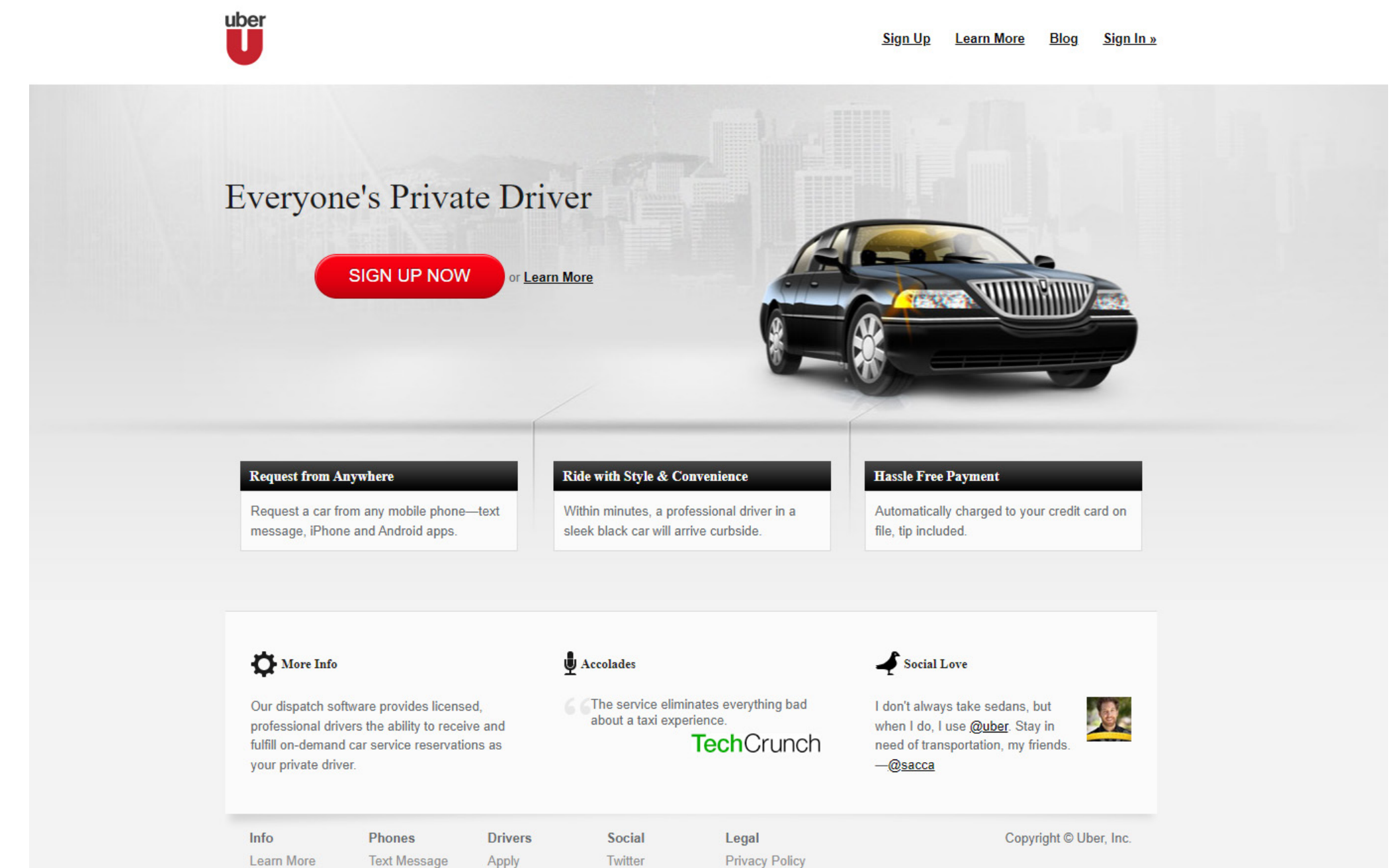
Denken wir z. B. an eine Handelsplattform wie Amazon Marketplace oder Etsy oder Uber ...



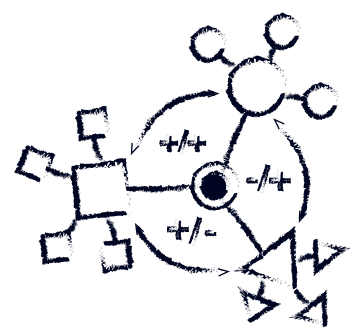
Fallbeispiel Uber

Mit einer Gründung im Jahr 2009 gehört Uber zu den Plattformunternehmen der zweiten Generation. Das Ziel ist ambitioniert: die Revolution des Taximarktes!

- Einfach und flexibel per App
- Das Taxi findet den Fahrgast, nicht umgekehrt.
- Die Fahrt ist deutlich günstiger.



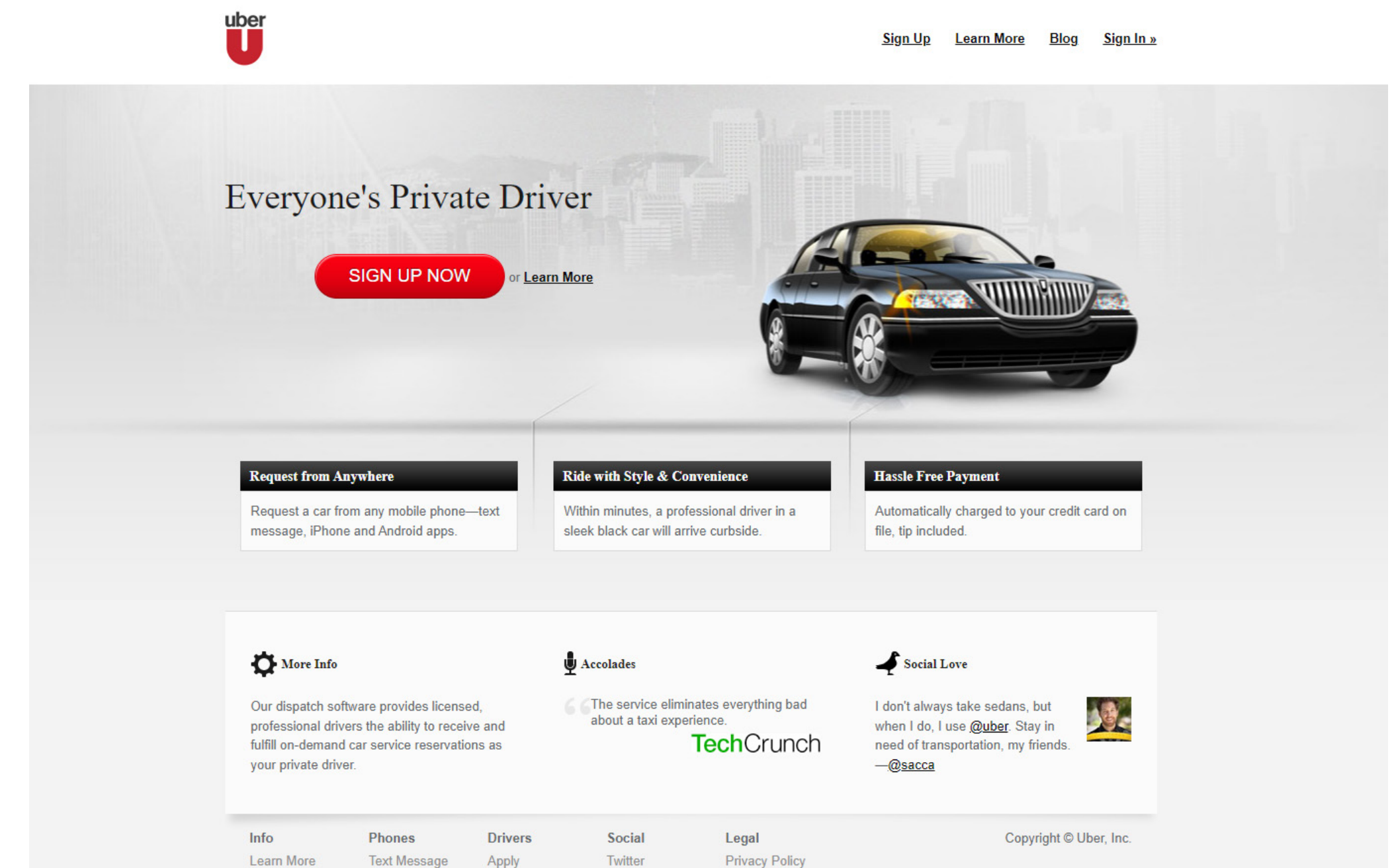
Screenshot von historischer Version von uber.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



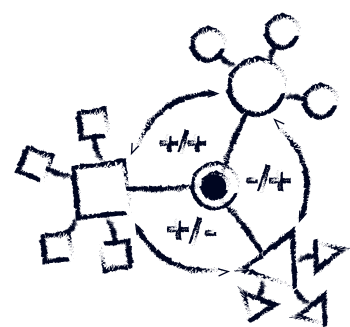
Fallbeispiel Uber

Bis 2012 war Uber nur in San Francisco und New York aktiv, doch dann expandierte Uber sowohl innerhalb der USA als auch international.

Schätzungen zufolge wurde 2012 die millionste und 2015 die milliardste Uber Fahrt gebucht.



Screenshot von historischer Version von uber.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



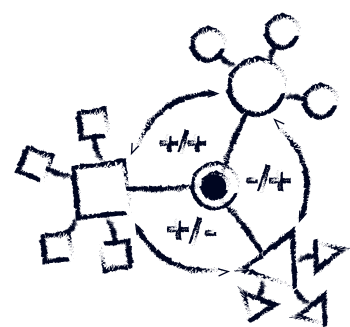
Fallbeispiel Uber

Der Fokus von Ubers Wachstumsstrategie lag lange Zeit auf den Vorteilen, die Uber seinen Fahrgästen bietet, doch mit der Zeit wurden auch die Fahrer in den Blick genommen:

- Anreize durch geringe Kommission
- Anreize durch Features wie Surge Pricing
- Tiering: UberPOP, UberX, UberTaxi, UberLux



Screenshot von historischer Version von uber.com wiederhergestellt über Waybackmachine (<https://archive.org/>)
Der Screenshot und seine Bestandteile (Produktbilder, Logos, ...) sind nicht Teil der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.



Fallbeispiel Uber

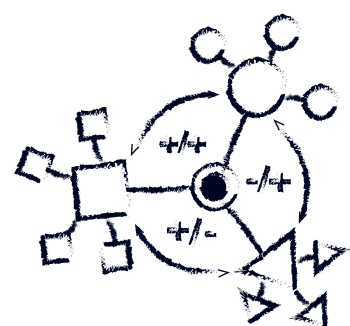
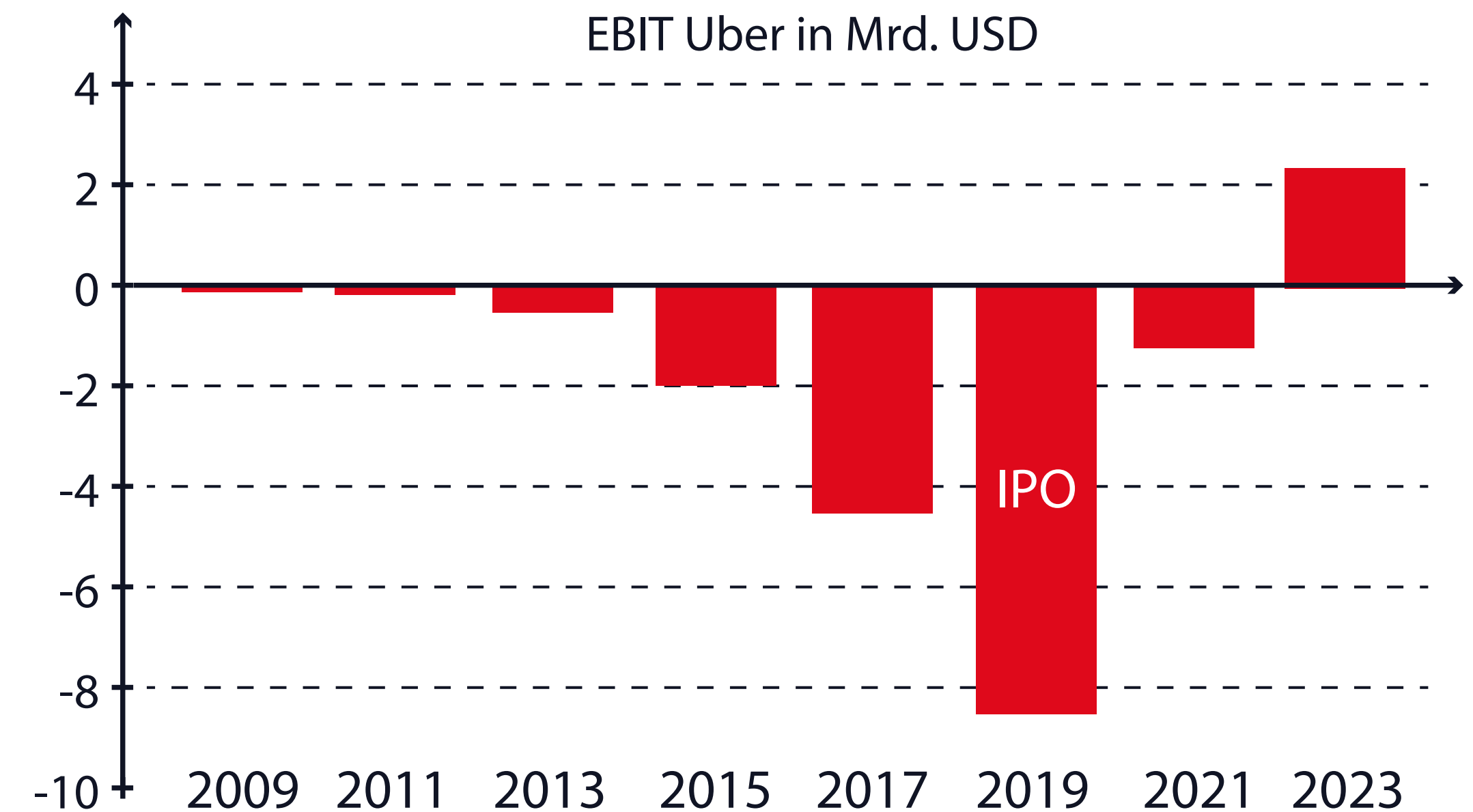
Uber war lange Zeit unprofitabel und selbst heute, 15 Jahre nach der Gründung ist die Profitabilität fraglich!

Der Break Even im Jahr 2023 wurde erreicht, aber warum ist ...

... Uber über 100 Mrd. Dollar Wert?

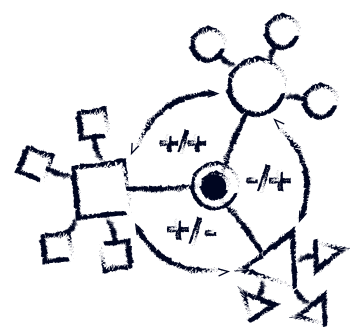
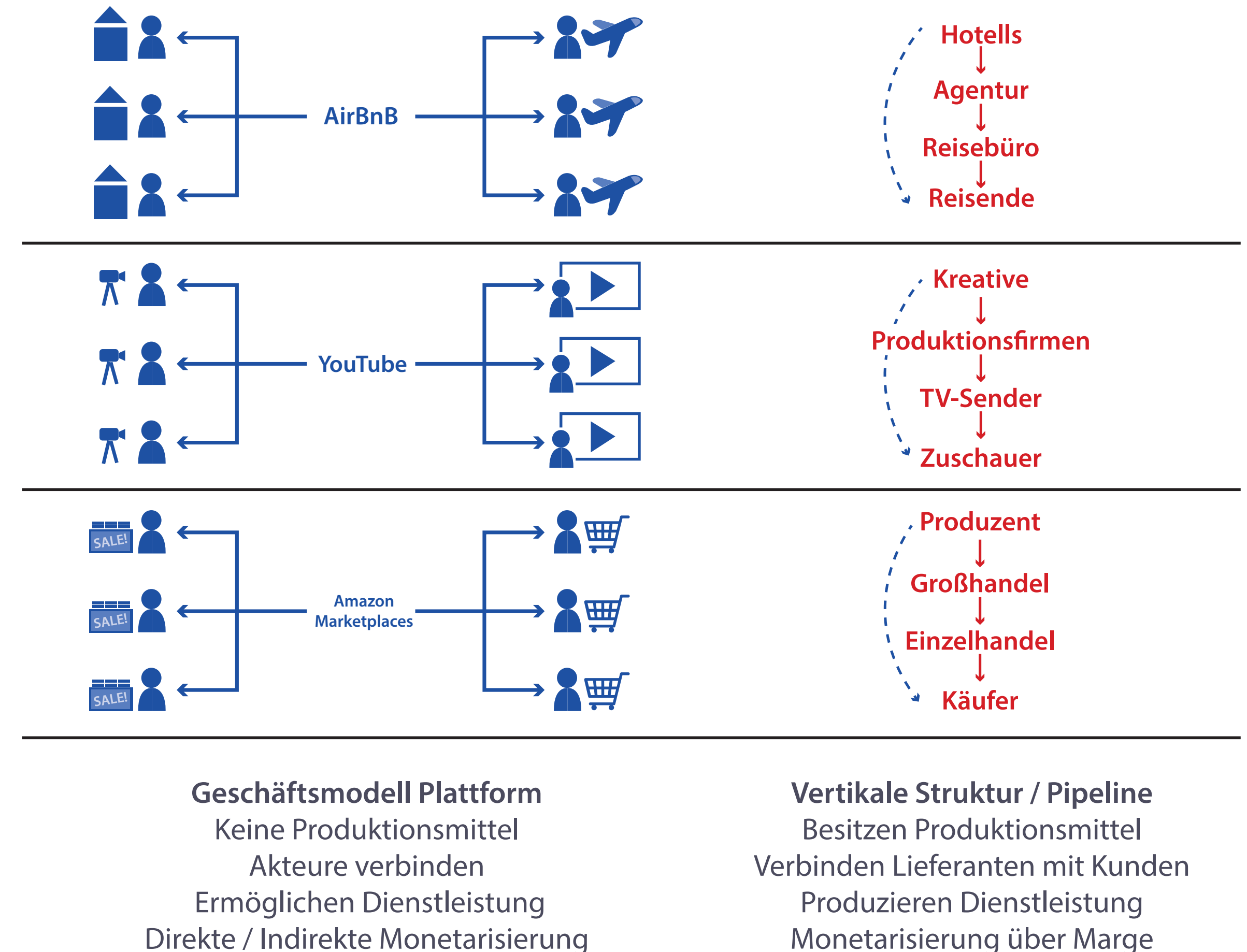
... Uber anscheinend gar nicht mehr so beliebt?

... Uber mit diesem Muster nicht alleine?



Zweiseitige Märkte

Henne-Ei-Problem Eine neu gegründete zweiseitige Plattform ist unattraktiv für Käufer, weil sie noch keine registrierten Verkäufer an Bord hat und unattraktiv für Verkäufer, weil sie noch keine registrierten Käufer hat.

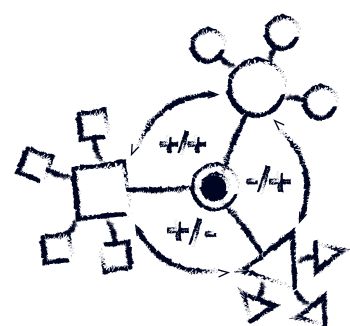
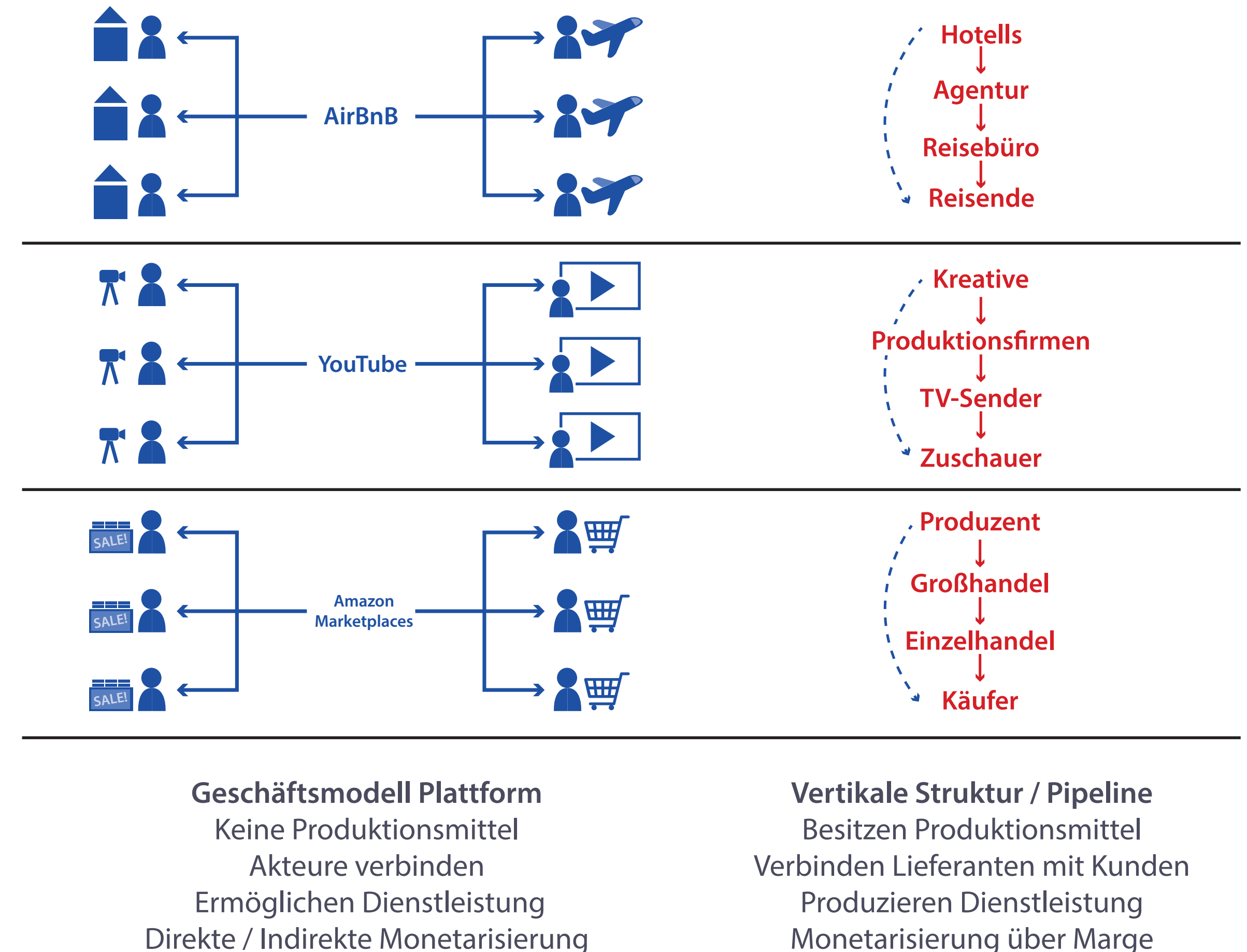


Divide & Conquer

Die **Divide and Conquer Preisstrategie** ist eine mögliche Lösung für das Henne-Ei Problem!

Wir bieten einer Marktseite, z. B. den Käufern sehr gute Konditionen (geringe oder keine Gebühren, ggf. sogar eine Subvention in Form von Gutscheinen) und verlangen dafür von der anderen Marktseite hohe Gebühren.

Erneut betrachten wir dazu ein Modell mit ausschließlich nutzungsunabhängigen Gebühren.



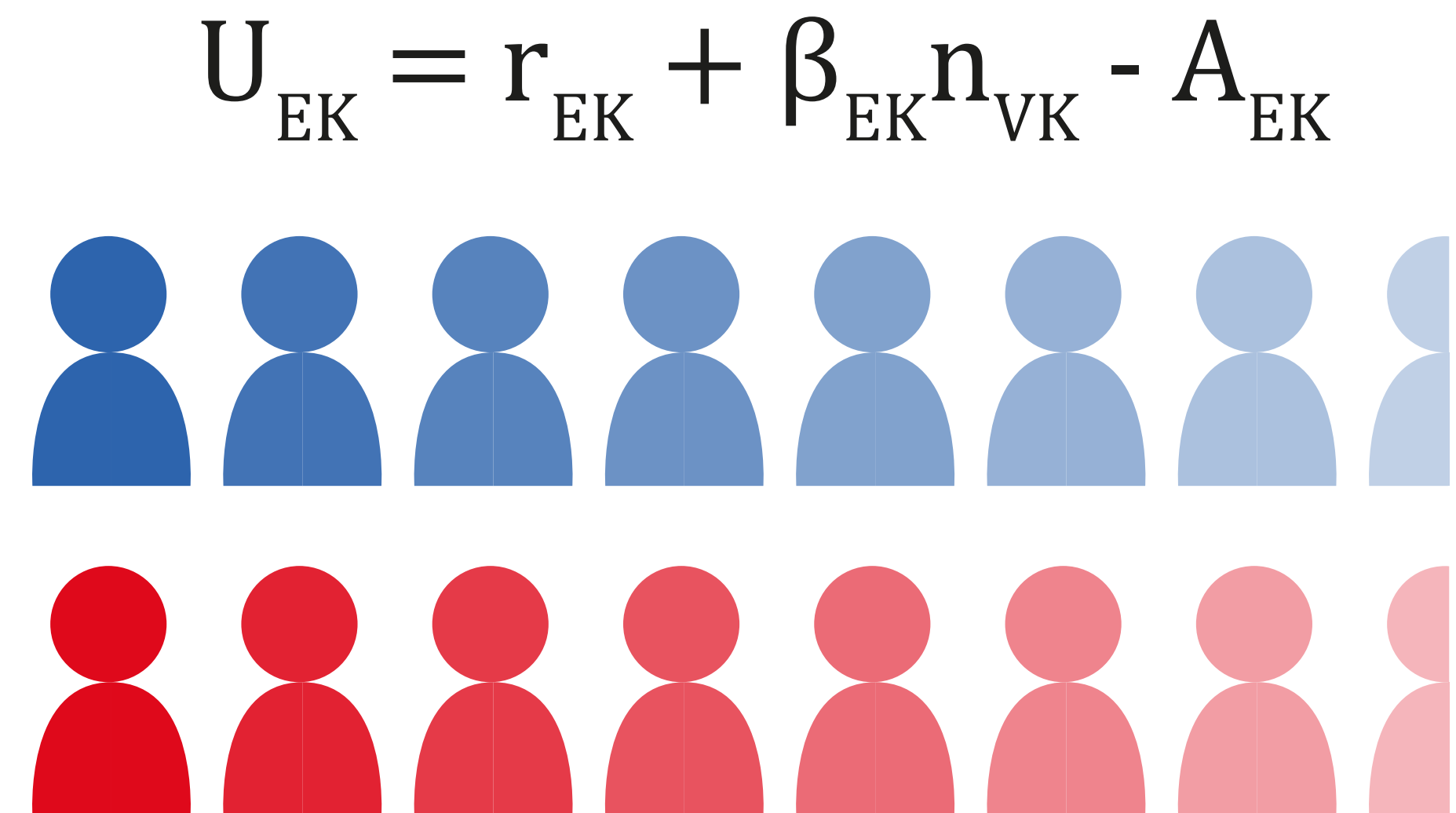
Divide & Conquer

Wir betrachten jeweils ein Kontinuum von homogenen Käufern und Verkäufern mit den folgenden Nutzenfunktionen bei Plattformbeitritt.

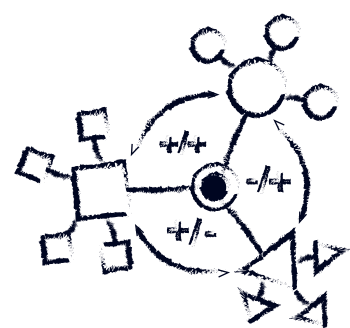
$$U_{EK} = r_{EK} + \beta_{EK} n_{VK} - A_{EK}$$

$$U_{VK} = r_{VK} + \beta_{VK} n_{EK} - A_{VK}$$

Die Outside-Option sei für beide Gruppen 0.



$$U_{VK} = r_{VK} + \beta_{VK} n_{EK} - A_{VK}$$



Divide & Conquer

$$U_{EK} = r_{EK} + \beta_{EK} n_{VK} - A_{EK}$$

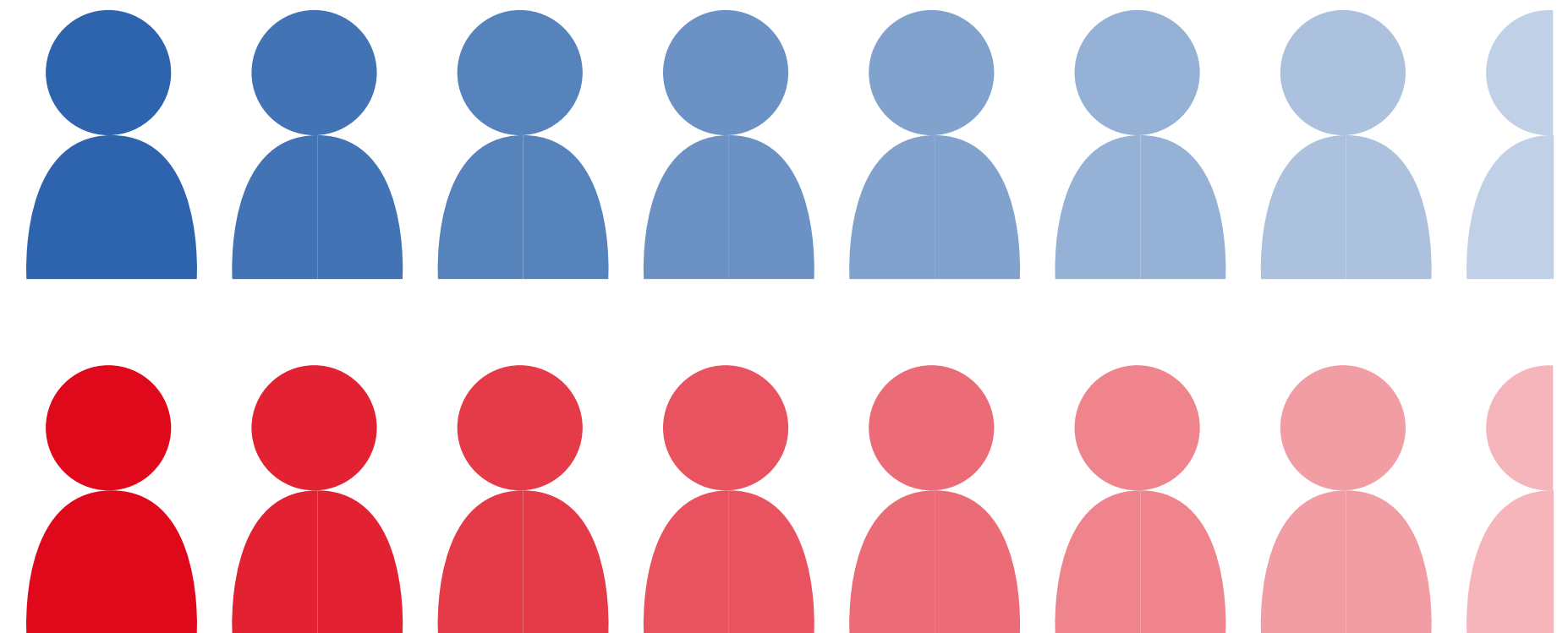
$$U_{VK} = r_{VK} + \beta_{VK} n_{EK} - A_{VK}$$

Für jede Gruppe gibt es einen eigenen intrinsischen Nutzenbetrag und ein eigenes β .

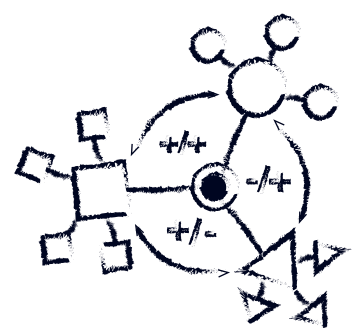
Das β_{EK} bestimmt wie viel Nutzen ein Einkäufer von einem zusätzlichen Verkäufer erzielt.

Umgekehrt bestimmt das β_{VK} , wie viel Nutzen ein Verkäufer von einem zusätzlichen Einkäufer erzielt.

$$U_{EK} = r_{EK} + \beta_{EK} n_{VK} - A_{EK}$$



$$U_{VK} = r_{VK} + \beta_{VK} n_{EK} - A_{VK}$$

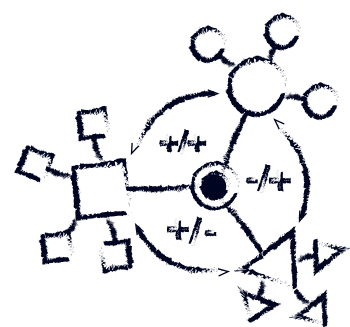


Divide & Conquer

Da das Kontinuum homogen ist, also aus vielen gleichartigen Käufern bzw. Verkäufern besteht, gibt es innerhalb des Kontinuums auch keine Verhaltensunterschiede.

Entweder treten alle Akteure einer Gruppe bei oder kein einziger!

		alle	Verkäufer	niemand
Käufer	alle	Plattform funktioniert	„Strohfeuer“	
	niemand	„Strohfeuer“	Plattform floppt	



Divide & Conquer

Nur Käufer ($n_{EK}=1, n_{VK}=0$) gibt es genau dann, wenn die Käufer auch ohne Verkäufer einen positiven Nutzen erzielen und die Verkäufer selbst mit allen Käufern an Bord keinen positiven Nutzen erzielen:

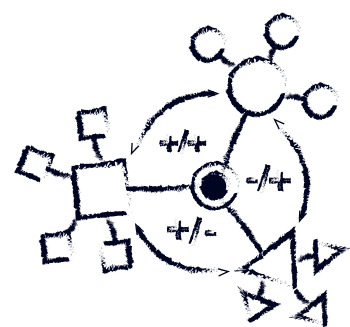
$$r_{EK} - A_{EK} \geq 0$$

$$r_{VK} + \beta_{VK} - A_{VK} < 0$$

Nur Verkäufer ($n_{EK}=1, n_{VK}=0$) gibt es genau dann, wenn die Verkäufer auch ohne Käufer einen positiven Nutzen erzielen und die Käufer selbst mit allen Verkäufern an Bord keinen positiven Nutzen erzielen:

$$r_{EK} + \beta_{EK} - A_{EK} < 0$$

$$r_{VK} - A_{VK} \geq 0$$



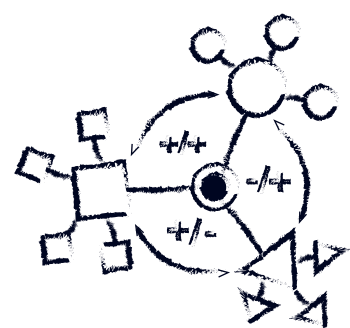
Divide & Conquer

Alle Käufer und Verkäufer ($n_{EK}=1, n_{VK}=1$) kann es geben, wenn sowohl die Verkäufer als auch die Käufer einen positiven Nutzen bei Vollbesetzung erzielen.

$$r_{EK} + \beta_{EK} - A_{EK} \geq 0 \quad r_{VK} + \beta_{VK} - A_{VK} \geq 0$$

Weder Käufer noch Verkäufer ($n_{EK}=0, n_{VK}=0$) kann es geben, wenn sowohl die Verkäufer als auch die Käufer keinen positiven Nutzen aus einer leeren Plattform ziehen.

$$r_{EK} - A_{EK} < 0 \quad r_{VK} - A_{VK} < 0$$



Divide & Conquer

Die Formulierungen „genau dann, wenn“ und „kann sein dass“ sind bewusst so gewählt.

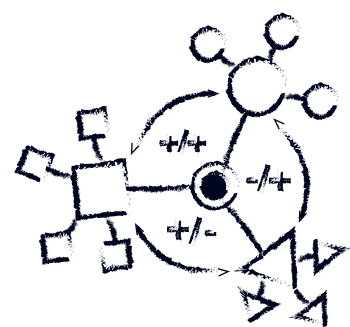
Es gibt mal wieder multiple Gleichgewichte! Kombinationen von A_{EK} und A_{VK} für die sowohl $n_{EK}=n_{VK}=1$, als auch $n_{EK}=n_{VK}=0$ möglich sind.

Dazu ein Zahlenbeispiel:

$$r_{EK} = -0.25 \text{ und } r_{VK} = -0.25$$

$$\beta_{EK} = 0.50 \text{ und } \beta_{VK} = 1.00$$

		alle	Verkäufer	niemand
Käufer	alle	Plattform funktioniert	„Strohfeuer“	
	niemand	„Strohfeuer“	Plattform floppt	



Divide & Conquer

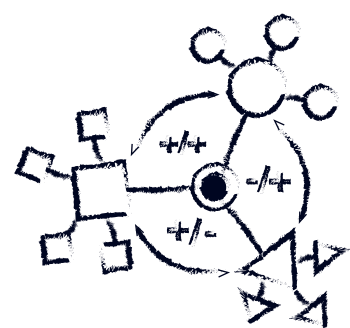
Die negativen intrinsischen Nutzenwerte sind bewusst gewählt, um die Opportunitätskosten der Akteure mit ins Modell einzubringen: eine Registrierung auf einer Plattform kostet Zeit und damit Geld bzw. Nutzen.

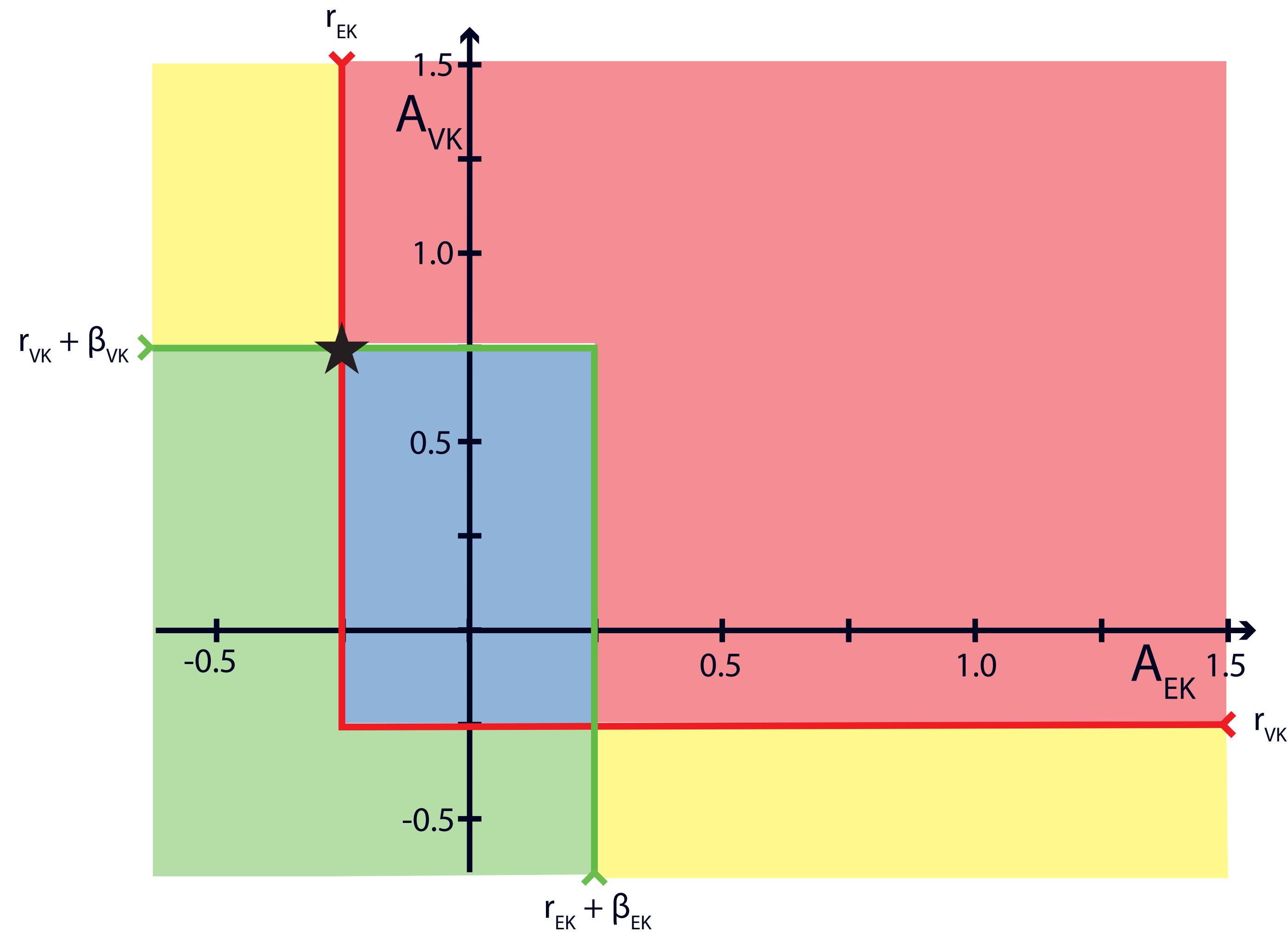
Wie viel Gewinn können wir maximal herausschlagen, wenn wir nicht riskieren möchten, dass die Plattform niemand oder nur eine der beiden Gruppen anzieht?

$$r_{EK} = -0.25 \text{ und } r_{VK} = -0.25$$

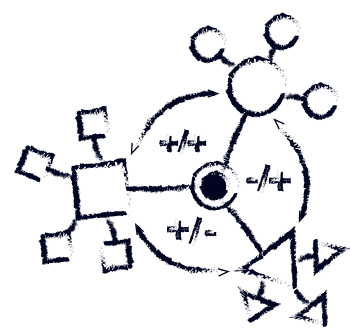
$$\beta_{EK} = 0.50 \text{ und } \beta_{VK} = 1.00$$

		alle	Verkäufer	niemand
Käufer	alle	Plattform funktioniert	„Strohfeuer“	
	niemand	„Strohfeuer“	Plattform floppt	





- Alle**
- Eine Gruppe**
- Alle / niemand**
- Niemand**



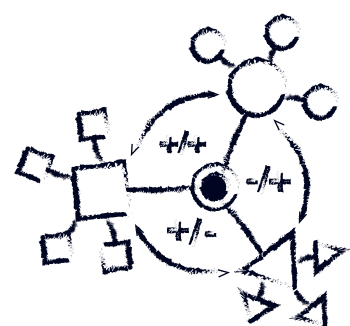
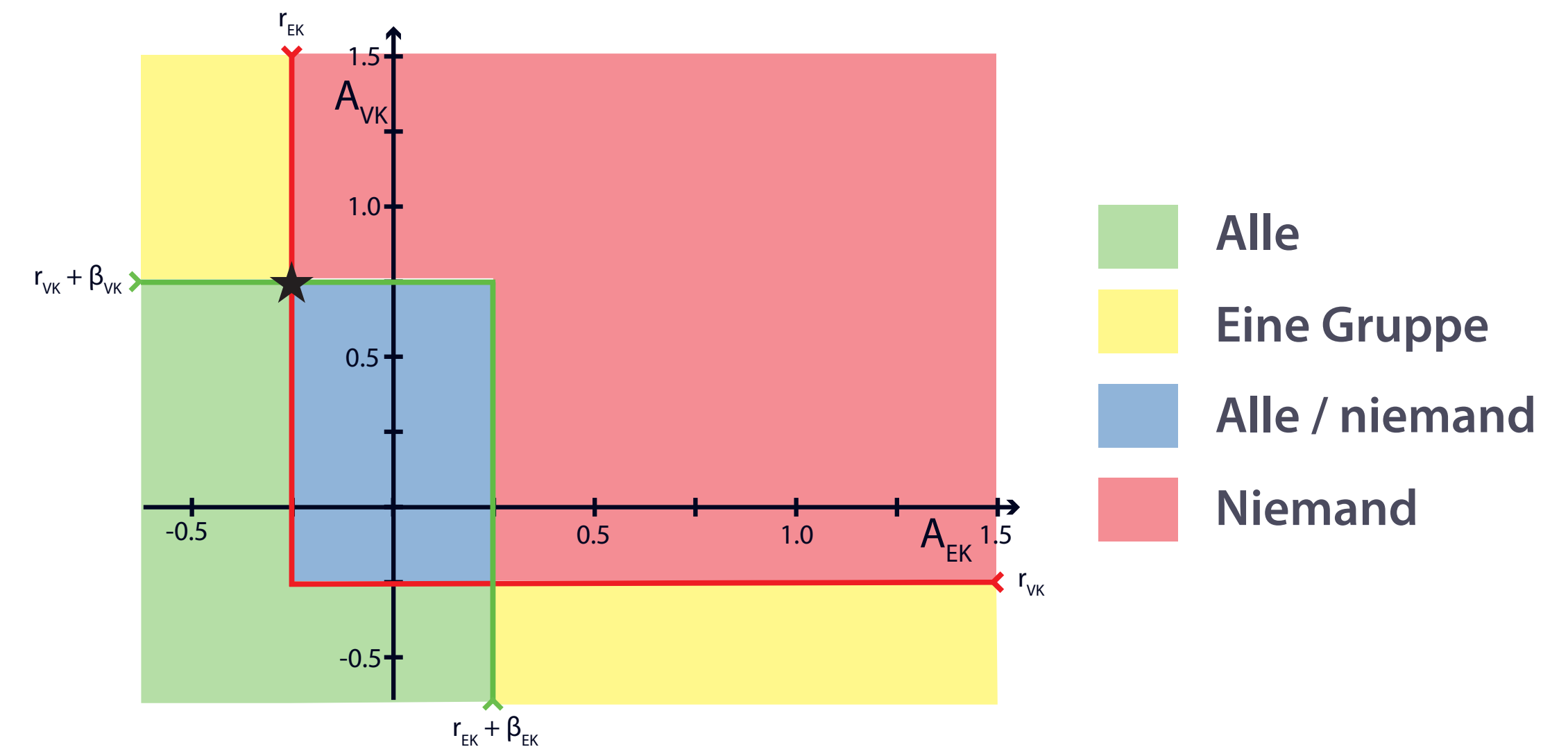
Divide & Conquer

Wir müssen auf der grünen Fläche bleiben und müssen uns entscheiden, von welcher Gruppe von Akteuren wir die hohen Gebühren verlangen.

In der Grafik ist das Optimum recht einfach zu erkennen:

$$A_{VK}=0.75 \text{ und } A_{EK}=-0.25$$

Die Subvention bzw. der Sign-Up-Bonus für die Käufer garantiert, dass diese alle der Plattform beitreten und da damit $n_{EK}=1$ gesichert ist, können wir von den Verkäufern $A_{VK}=0.75$ verlangen.



Divide & Conquer

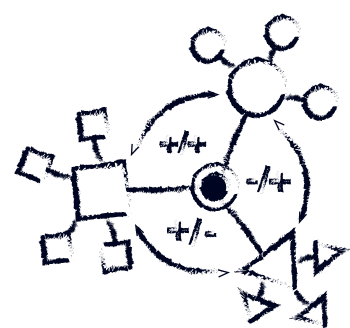
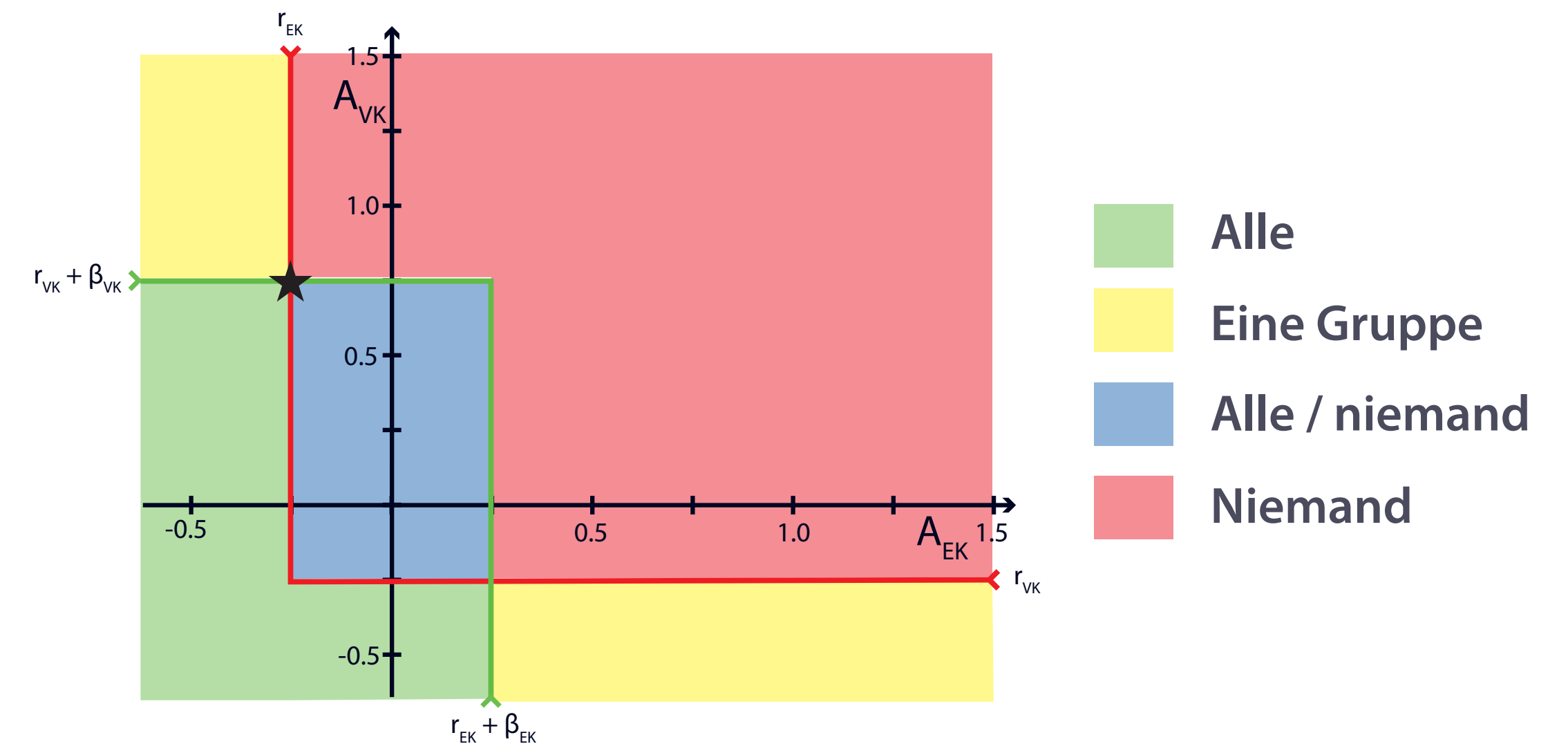
Allgemein stehen wir vor der Wahl zwischen:

r_{EK} von Käufern plus von den $r_{VK} + \beta_{VK}$ von Verkäufern

$r_{EK} + \beta_{EK}$ von Käufern plus von den r_{VK} von Verkäufern

Die Verkäufer werden also stärker zur Kasse gebeten, weil:

$$r_{VK} + \beta_{VK} + r_{EK} > r_{EK} + \beta_{EK} + r_{VK}$$

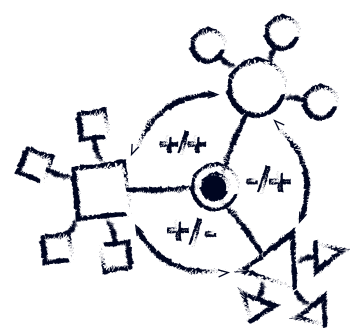
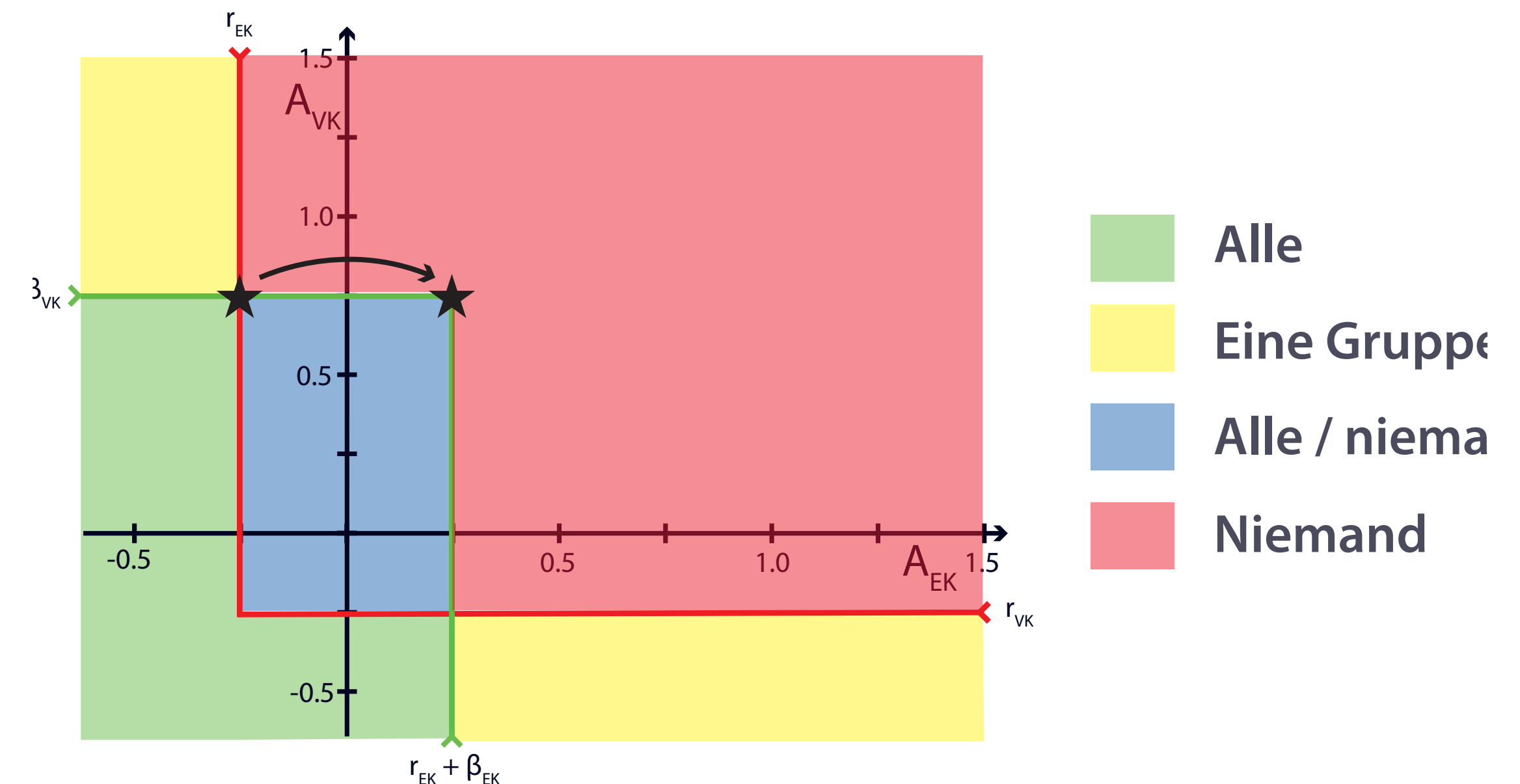


Divide & Conquer

Das Entscheidungskriterium ist somit das β . Die Gruppe, die das kleinere β hat, bekommt die guten Konditionen.

Die Gruppe, welche die stärkeren gruppenübergreifenden Netzwerkeffekte erzeugt, bekommt die guten Konditionen.

Sobald sich eine Nutzerbasis auf beiden Marktseiten etabliert hat, können wir die Subvention für die Käufer abschaffen bzw. sogar eine kleine Gebühr von $A_{EK}=0.25$ verlangen.



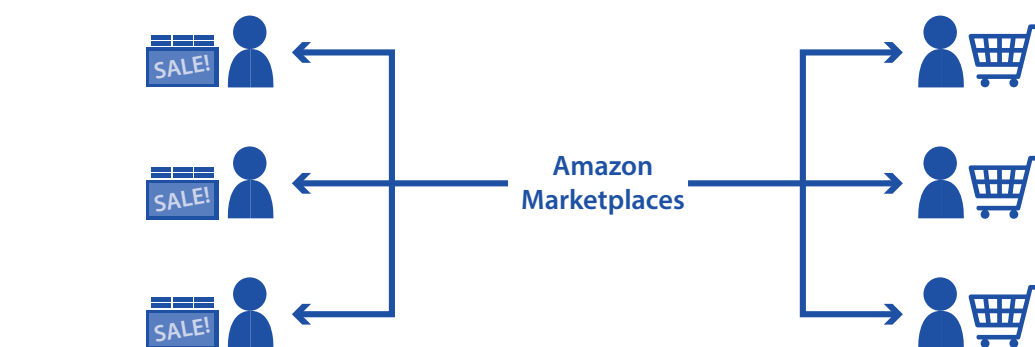
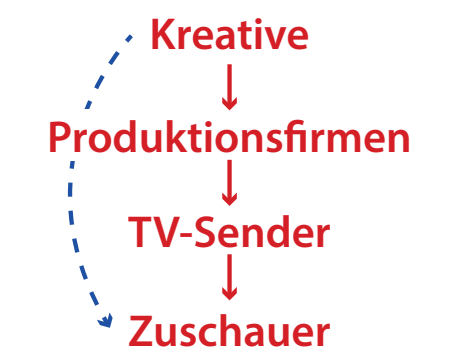
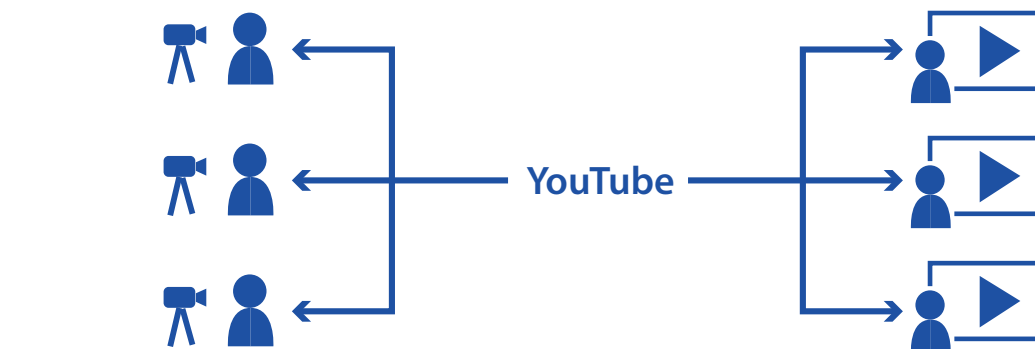
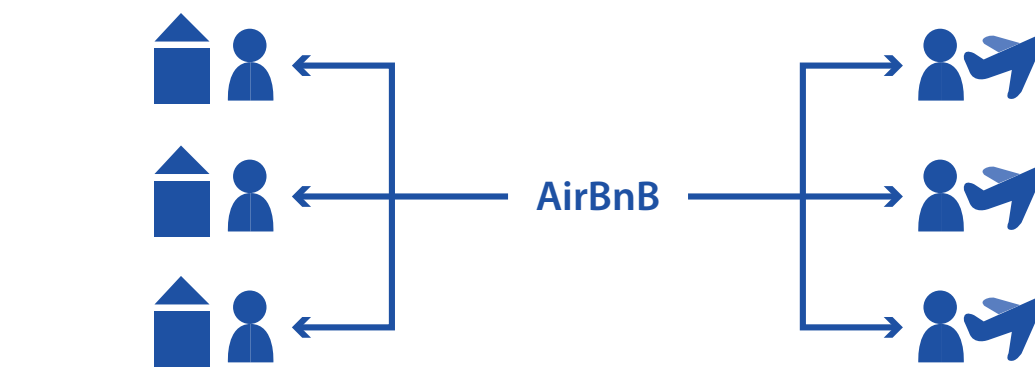
Divide & Conquer

Die Divide-And-Conquer Preisstrategie ist eng verwandt mit der Seedingstrategie:

Locke Mitglieder der einen Gruppe auf die Plattform, um dadurch im nächsten Schritt Mitglieder der anderen Gruppe auf die Plattform locken zu können.

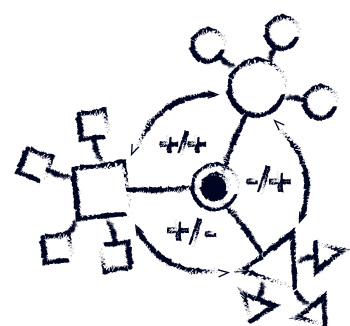
Ziel ist es sequenziell einen gewissen Nutzerstamm in beiden Gruppen aufzubauen.

Das Lockmittel kann wie bei der Divide-And-Conquer Preisstrategie aus günstigen Preisen bzw. Subventionen bestehen, aber auch aus nicht-monetären Anreizen.



Geschäftsmodell Plattform
Keine Produktionsmittel
Akteure verbinden
Ermöglichen Dienstleistung
Direkte / Indirekte Monetarisierung

Vertikale Struktur / Pipeline
Besitzen Produktionsmittel
Verbinden Lieferanten mit Kunden
Produzieren Dienstleistung
Monetarisierung über Marge



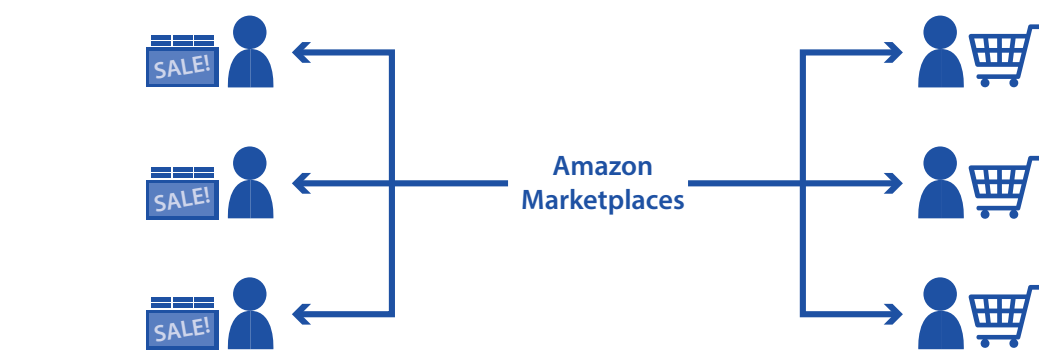
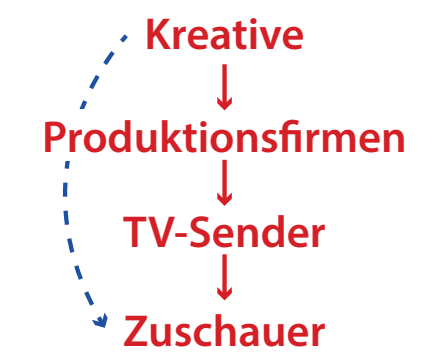
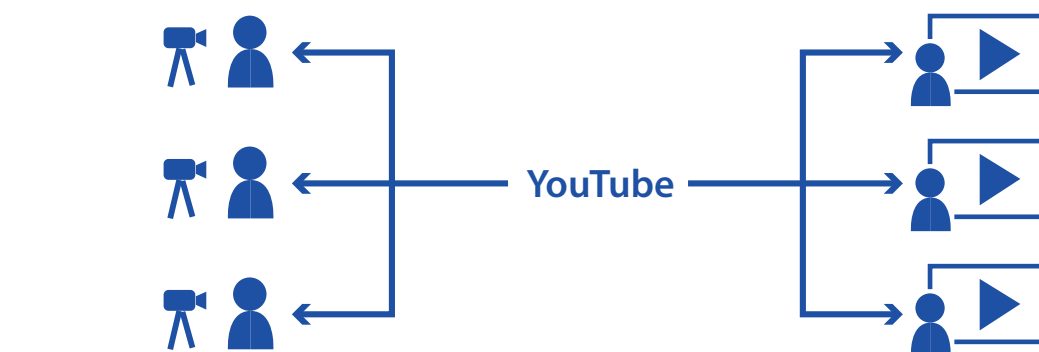
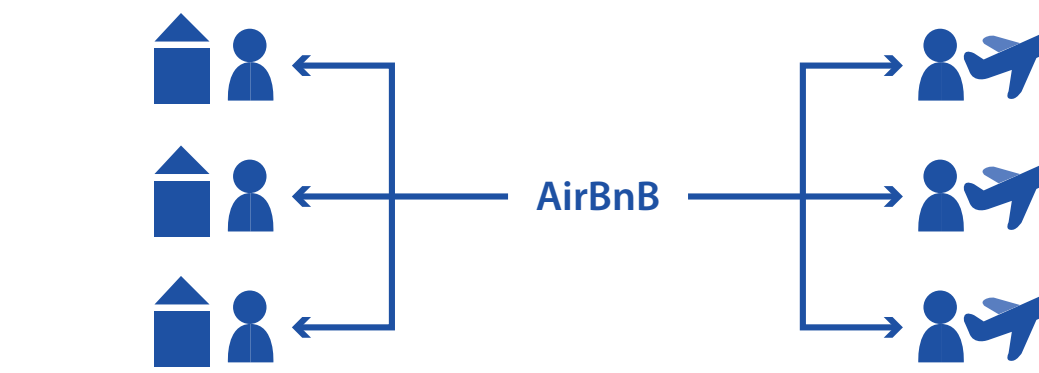
Divide & Conquer

Häufig wird beim Seeding auf bestimmte Nutzer abgezielt:

Marquee-User sind Nutzer, die sehr starke positive gruppenübergreifende Netzwerkeffekte verursachen. Bei einer Handelsplattform könnte dies auf der Verkäuferseite eine bekannte Marke sein.

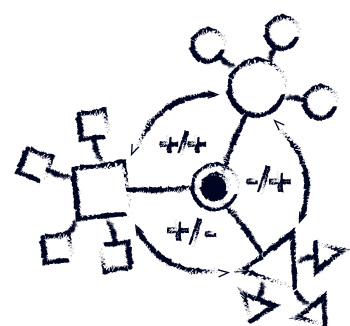
Early Adopter sind Nutzer, die gerne neue Erfahrungen machen und daher ggf. aus einer innovativen aber noch kaum bevölkerten Plattform einen intrinsischen Nutzen ziehen.

Loyale User bei denen die Wahrscheinlichkeit eines Plattformwechsels eher gering ist.



Geschäftsmodell Plattform
Keine Produktionsmittel
Akteure verbinden
Ermöglichen Dienstleistung
Direkte / Indirekte Monetarisierung

Vertikale Struktur / Pipeline
Besitzen Produktionsmittel
Verbinden Lieferanten mit Kunden
Produzieren Dienstleistung
Monetarisierung über Marge

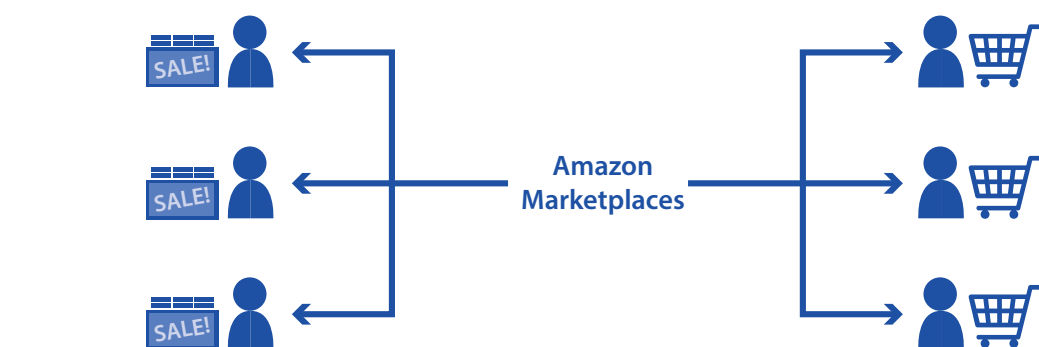
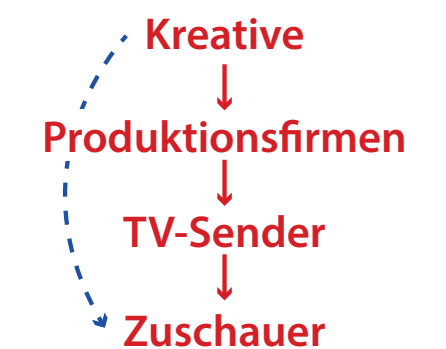
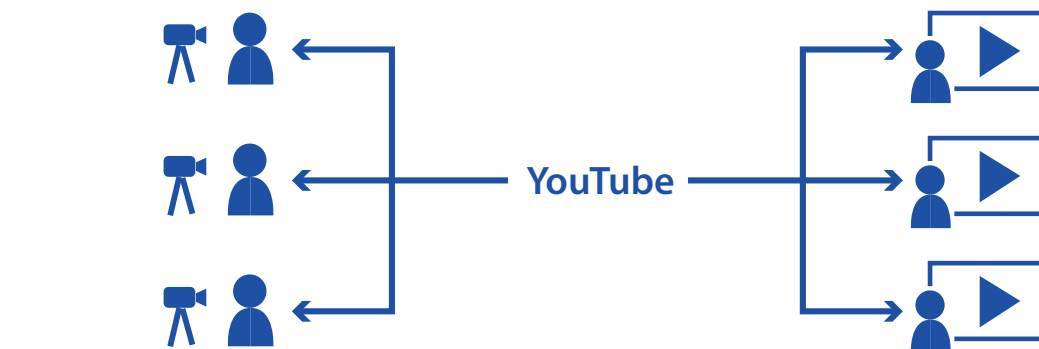
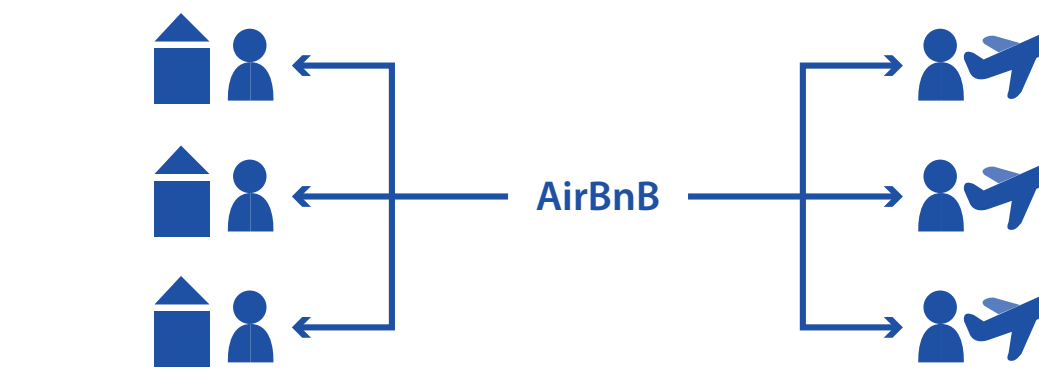


Divide & Conquer

Mit der Divide-And-Conquer Preisstrategie und Seeding können wir das Henne-Ei-Problem lösen ...

...aber die Anwendung dieser Strategien bedeutet auch hohe Kosten und damit ggf. Verluste in der Launchphase.

Das macht den Vorteil der geringeren Ausgaben für Produktionsmittel schnell zunichte: auch Plattformen benötigen eine solide Finanzierung bei ihrer Gründung!



Geschäftsmodell Plattform
Keine Produktionsmittel
Akteure verbinden
Ermöglichen Dienstleistung
Direkte / Indirekte Monetarisierung

Vertikale Struktur / Pipeline
Besitzen Produktionsmittel
Verbinden Lieferanten mit Kunden
Produzieren Dienstleistung
Monetarisierung über Marge

