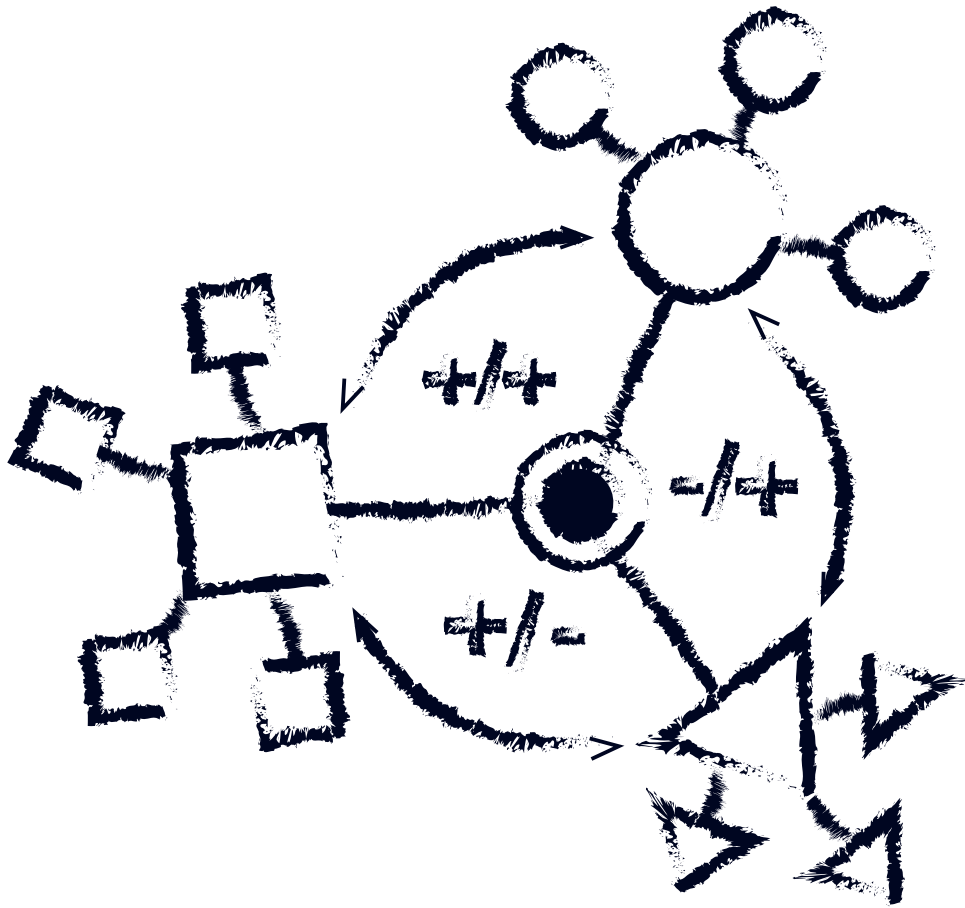


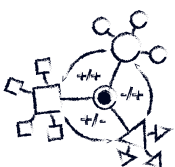


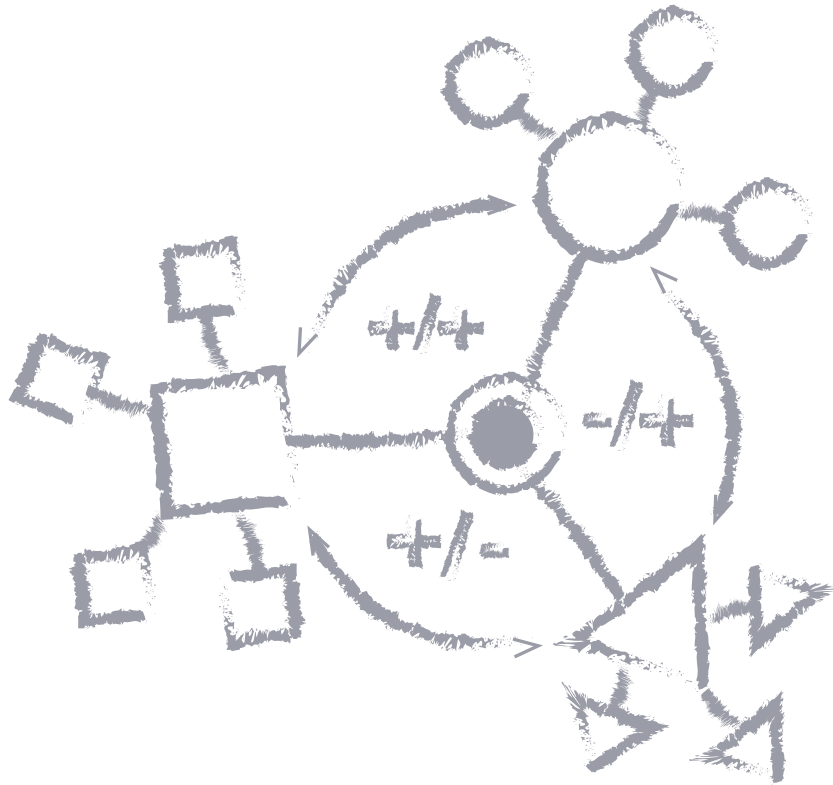
DHBW

Duale Hochschule
Baden-Württemberg
Ravensburg



Digitale Plattformen





Dieses Skript wird durch das Zentrum für Angewandte Ökonomik der DHBW Ravensburg bereitgestellt.

Autoren: Prof. Dr. Daniel Blochinger

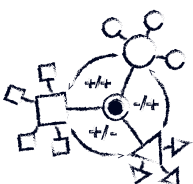
Illustration: Prof. Dr. Daniel Blochinger

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

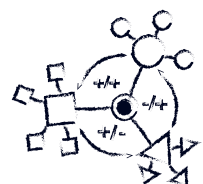
Lizenzhinweis: Soweit nicht anders angegeben, stehen die von uns erstellten Inhalte dieser Vorlesungsunterlagen unter der oben genannten Lizenz. Davon ausgenommen sind insbesondere Logos, Marken, Screenshots, Benutzeroberflächen, Produktabbildungen, Grafiken und sonstige Inhalte Dritter. Für diese gelten die jeweiligen Rechte der Rechteinhaber bzw. die gesetzlich zulässigen Nutzungen.

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

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



Netzwerkeffekte & Netzwerkgüter	Seite 4
Wachstumsdynamik.....	Seite 12
Digitalisierung und Technologie	Seite 20
Bewertungssysteme.....	Seite 25
Empfehlungssysteme.....	Seite 34
Machine Learning.....	Seite 36
Preismodelle Nutzer.....	Seite 51
Preismodelle Werbekunden.....	Seite 56
Heterogenes Kontinuum.....	Seite 61
Divide and Conquer Preisstrategie.....	Seite 67



Plattformen in der Geschichte

Es ist kein Zufall, dass in der Überschrift das Adjektiv „digital“ fehlt. Wir lassen das „digital“ zunächst außen vor, denn Plattformen gab es bereits in der Antike und damit lange vor der Erfindung des Internets. Hinter den folgenden historischen Beispielen steckt dasselbe ökonomische Grundprinzip wie hinter den heute verwendeten digitalen Plattformen!

Das Forum Romanum bot den römischen Bürgern sowohl Unterhaltungsangebote als auch Zugang zu Tempeln und der öffentlichen Verwaltung. Durch den großen Publikumsverkehr wurde es jedoch auch zu einem beliebten Treffpunkt und zu einem attraktiven Standort für Händler. Das Forum hatte somit drei Nutzenkomponenten für den römischen Bürger:

- Zugang zu Unterhaltungsangeboten, Tempeln und der Verwaltung
- Familie & Freunde treffen
- Einkäufe tätigen

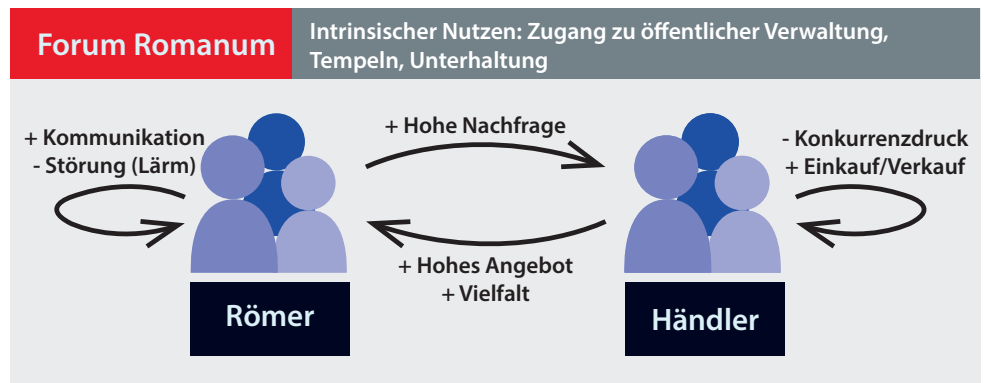
Der erste Punkt steht für den intrinsischen Nutzen des Forum Romanum. Diesen Nutzen bietet das Forum Romanum unabhängig davon, ob es von vielen Römern und Händlern genutzt wird oder nicht.

Die anderen beiden Punkte bilden den Netzwerknutzen des Forum Romanum. Die Höhe dieses Netzwerknutzens ist von der Anzahl an Römern und Händlern auf dem Forum abhängig:

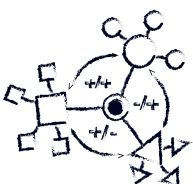
- Je mehr Römer dort sind, umso größer die Wahrscheinlichkeit dort bekannte Gesichter zu treffen.
- Je mehr Römer dort sind, umso größer das potenzielle Publikum der öffentlichen Rednerbühnen.
- Je mehr Händler dort sind, umso mehr Auswahl und umso bessere Preise habe ich.

Es gibt aber auch Beispiele, bei denen der Zusammenhang negativ ist:

- Wenn zu viele Römer und/oder Händler dort sind, ist der Platz überfüllt, laut und dreckig.
- Wenn zu viele Händler dort sind, steigt der Konkurrenzdruck.

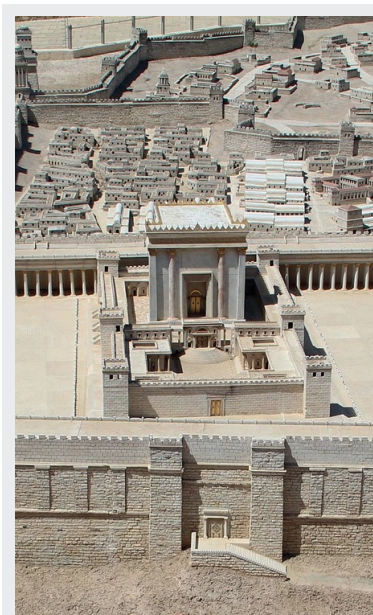


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/forum-romanum-rome-ancient-italy-4583598/>)



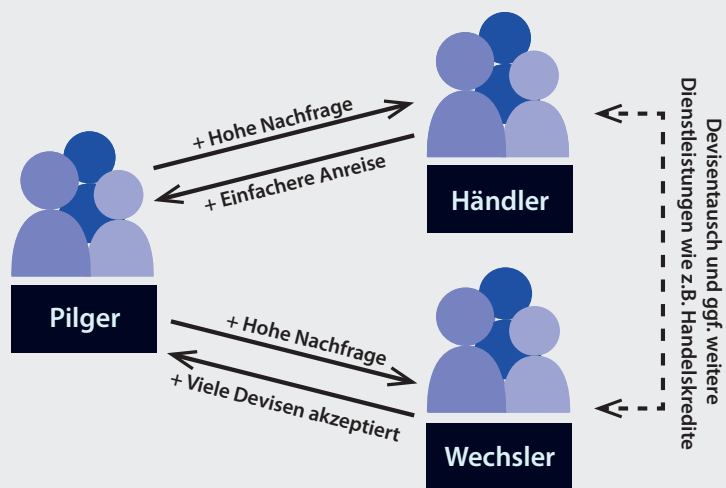
Der Tempel in Jerusalem wird in Matthäus 21 als eine Plattform beschrieben. Der eigentliche Zweck des Tempels war religiöser Natur: zu bestimmten Festen reisten Pilger mit Opfertieren zu diesem Tempel, um diese von den Priestern opfern zu lassen. Diese Reisen waren aufwendig und gefährlich; insbesondere bestand die Gefahr, dass das Opfertier starb oder sich verletzte und von den Priestern nicht mehr als Opfer akzeptiert wurde.

Findige Händler erkannten eine Marktchance! Wir nehmen den Pilgern den mühsamen und riskanten Transport der Tiere ab und verkaufen ihnen die Tiere direkt vor Ort. Geldwechsler schlossen sich den Händlern bald an und boten den Pilgern und den Händlern eine Möglichkeit, ausländische Währungen in die hebräischen Schekel zu tauschen.



Jüdischer Tempel

Intrinsischer Nutzen: Religiöses Zentrum, Pilgerstätte, Tieropfer

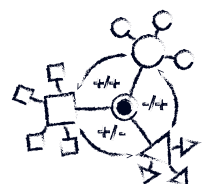


Bildquelle: Pixabay unter Pixabay Content Licence (<https://pixabay.com/photos/tourism-israel-jerusalem-3287159/>)

Auch hier können wir zwischen intrinsischem Nutzen und Netzwerknutzen unterscheiden. Der intrinsische Nutzen des Tempels ist die Möglichkeit, dort Opfer zu bringen. Die Höhe dieses Nutzens ist unabhängig von der Anzahl an Pilgern, Händlern und Geldwechslern, die beim Tempel sind. Der Netzwerknutzen ergibt sich dagegen durch folgende Effekte:

- Je mehr Händler, umso wahrscheinlicher bekomme ich ein passendes Tier zu einem guten Preis.
- Je mehr Wechsler, umso wahrscheinlicher wird meine Währung akzeptiert.
- Je mehr Händler/Wechsler umso mehr werden die Pilger durch Lärm gestört.

Der letzte Punkt ist wieder eine negative Nutzenkomponente. Sie wird von Matthäus explizit in Kapitel 21, thematisiert: „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.“



Die Champagnemessen Graf Heinrich der I. von Champagne lebte im 11. Jahrhundert und ist heute für die Gründung einer Plattform bekannt. Seine Champagnemessen bestehen aus sechs Jahrmärkten in vier Städten der Champagne: Troyes, Bar-sur-Aube, Lagny-sur-Marne und Provins. Der Graf garantierte für die Sicherheit der Kaufleute, sowohl gegenüber Räubern außerhalb der Städte, als auch gegenüber Dieben, Betrügern und Wucherern auf den Märkten selbst. Außerdem stellte er den Kaufleuten wichtige Infrastruktur zur Verfügung, insbesondere Warenlager und Stallungen.

Die Jahrmärkte in der Champagne waren dadurch besonders sicher und attraktiv und zogen Jahr für Jahr mehr Kaufleute an. Versetzen wir uns in einen solchen Kaufmann hinein, können wir wieder zwischen einer intrinsischen Nutzenkomponente und dem Netzwerknutzen unterscheiden:

- Intrinsische Nutzenkomponente: Sicherheit und Infrastruktur
- Netzwerknutzen: Angebot & Nachfrage durch viele andere Kaufleute

Die vom Grafen bereitgestellte Infrastruktur und Sicherheit ist eine intrinsische Nutzenkomponente, da sie nicht von der Anzahl der Kaufleute abhängig ist, sondern von der Plattform „Champagnemesse“ per se geboten wird. Der Netzwerknutzen skaliert dagegen mit der Anzahl an Kaufleuten und hat in diesem Fall positive wie negative Teilkomponenten.



Champagnemessen

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



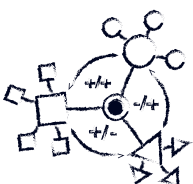
- + Volumen an Angebot & Nachfrage
- + Vielfalt der Waren
- Konkurrenzdruck

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

Netzwerkeffekte

Die historischen Beispiele zeigen uns folgendes Grundprinzip: Plattformen zeichnen sich durch das Verbinden von Akteuren einer oder mehrerer Gruppen aus! Durch die Verbindung von Akteuren wird ein Netzwerknutzen erzeugt, dessen Höhe von der Anzahl der verbundenen Akteure abhängt. Analysieren wir dieses Grundprinzip genauer, können wir einiges über Plattformen und Netzwerkeffekte lernen.

Wir können zwischen **einseitigen oder mehrseitigen** Plattformen unterscheiden. Einseitige Plattformen wie die Champagnemessen haben eine Gruppe von Nutzern. Die Mitglieder dieser Gruppe mögen unterschiedliche Persönlichkeiten und auch unterschiedliche Nutzenfunktionen haben, aber sie haben grundsätzlich dasselbe Ziel auf der Plattform. Mehrseitige Plattformen wie das Forum Romanum und der Tempel haben mehrere Gruppen von Nutzern. Die Pilger unterscheiden sich z. B. fundamental von den Geldwechslern.



Wir können zwischen **positiven und negativen** Netzwerkeffekten unterscheiden. 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.

Wir können zwischen **gruppeninternen und gruppenübergreifenden** Netzwerkeffekten unterscheiden. 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.

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

Volkswirtschaftlich betrachtet sind Netzwerkeffekte übrigens ein **Sonderfall der externen Effekte**, die uns in der Vorlesung Wirtschaftspolitik begegnen. Bei einem externen Effekt wirkt sich die Aktivität eines Wirtschaftsakteurs über Marktmechanismen hinaus auf andere Wirtschaftsakteure aus. Beispiel: Eine Chemiefabrik verschmutzt Gewässer und schadet Fischern. Das Besondere am Netzwerkeffekt ist, dass die Stärke des Effekts mit der Anzahl an Akteuren skaliert, die den Netzwerkeffekt verursachen.

Durch die Netzwerkeffekte bieten Plattformen ihren Nutzern zwei Arten von Nutzen. Der **intrinsische Nutzen** ist der Nutzen, den die Plattform auch ohne zusätzliche Nutzer bieten würde. Der **Netzwerknutzen** ist dagegen der Nutzen, der durch die Aktivität anderer Nutzer auf der Plattform geschaffen wird.

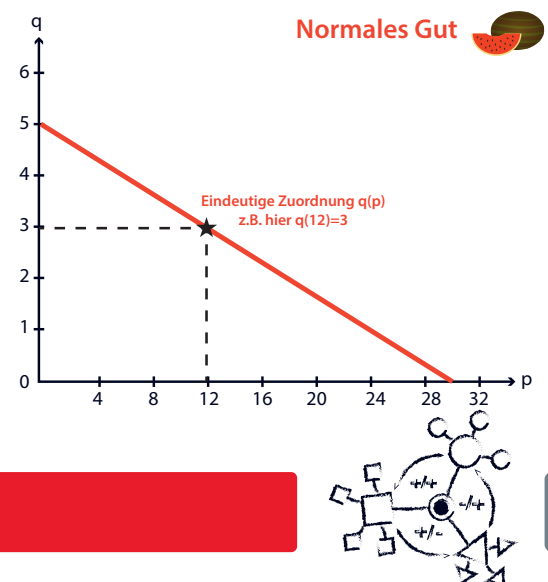
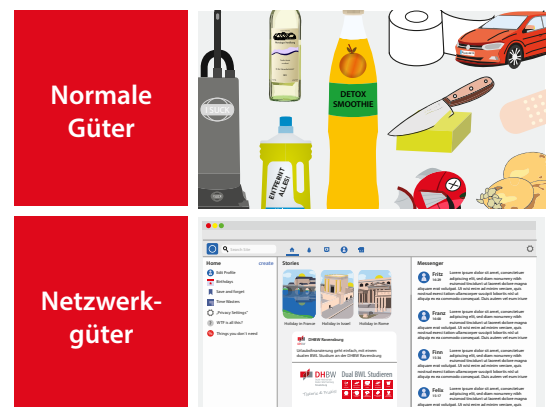
Netzwerküter

Spielt bei einem Gut der Netzwerknutzen eine relevante Rolle, bezeichnen wir dieses als Netzwerkutgut. Bei vielen digitalen Plattformen besteht der Nutzen sogar ausschließlich aus dem Netzwerknutzen. Der intrinsische Nutzen ist marginal oder nicht existent.

Durch die Existenz von Netzwerkeffekten unterscheidet sich die Nachfrage nach Plattformen elementar von der Nachfrage nach normalen Gütern.

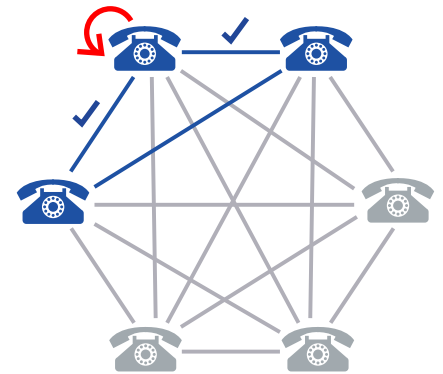
Normale Güter haben eine monoton fallende Nachfragefunktion, die jedem Preis genau eine Absatzmenge zuordnet.

Netzwerküter können dagegen multiple Gleichgewichte haben: Zu einem Preis kann es mehrere Nachfragewerte geben. Im Folgenden betrachten wir dazu ein vereinfachtes Modell nach Kapitel 7 von Shy, O. (2001) *The economics of network industries*. Cambridge university press.



Wir betrachten ein Dorf mit sechs Einwohnern, von denen n_A einen Telefonanschluss haben. Der Telefonanschluss bietet n_V Verbindungen zu anderen Einwohnern mit Anschluss sowie die Möglichkeit, eine Notrufnummer anzurufen. Die Unterscheidung zwischen der Anzahl an Anschlussbesitzern n_A und der Anzahl Verbindungen n_V kommt daher, dass es keinen Sinn macht, sich selbst anzurufen. Bei $n_A = 3$ könnte jeder Anschlussinhaber $n_V=2$ andere Anschlussinhaber anrufen. Allgemein gilt:

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



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

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

Die Möglichkeit andere Einwohner anzurufen ist die **Netzwerkkomponente des Nutzens**. Die Höhe des Netzwerknutzens skaliert mit der Anzahl Anwohner mit Telefonanschluss.

Von diesen beiden Nutzenkomponenten müssen Gebühren abgezogen werden. Um das Modell einfach zu halten, soll der Anschluss mit einer festen nutzenunabhängigen Gebühr A abgerechnet werden. Insgesamt erhalten wir folgenden Nutzenwert, wenn wir einen Anschluss besitzen:

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

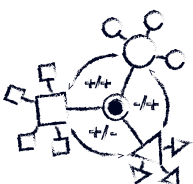
Der Telefonanschluss ist freiwillig. Jeder Einwohner hat eine Alternative, die wir als **Outside-Option** bezeichnen. In diesem Fall besteht die Alternative darin, sich keinen Anschluss installieren zu lassen. Wir nehmen an, dass diese Outside-Option einen Nutzen von 0 bringt. Die Einwohner wägen zwischen der Installation des Anschlusses und der Outside-Option ab. Sie berechnen den Nutzen in beiden Handlungsalternativen und entscheiden sich für jene, die den größeren Nutzen bringt. Der Anschluss wird installiert wenn:

$$r + \beta n_V \geq A$$

In dieser Gleichung sehen wir bereits die Besonderheit des Netzwerkutes. Die Entscheidung hängt nicht nur vom Preis A und den eigenen Präferenzen (r und β), sondern insbesondere auch von n_V und damit von den Entscheidungen anderer ab! Außerdem haben wir eine kleine versteckte Annahme getroffen: Bei einem Gleichstand soll sich der Einwohner für den Anschluss entscheiden.

Schauen wir uns zwei Zahlenbeispiele an. In beiden verwenden wir einen intrinsischen Nutzen von 10, einen Netzwerknutzen von $2n_V$ und eine Anschlussgebühr von $A=14$. Der Gesamtnutzen eines Einwohners mit Telefonanschluss ist somit:

$$U(n_V, A) = 10 + 2n_V - 14 \quad \text{mit} \quad n_V = n_A - 1$$

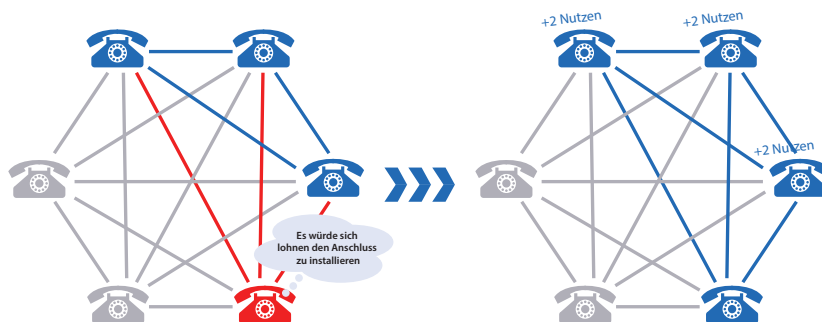


Wie viele Telefonanschlüsse werden installiert? Die Antwort auf diese Frage hängt von den Erwartungen der Einwohner und von der Ausgangssituation ab. Bezüglich den Erwartungen nehmen wir zunächst an, dass jeder Einwohner bei der Berechnung seines Nutzens von der aktuellen Netzwerkgröße plus 1 (für seinen eigenen Beitritt) ausgeht. Bezüglich der Ausgangssituation betrachten wir zwei Varianten.

Variante 1 Wir setzen $n_A=3$ und versetzen uns in einen Einwohner, der noch keinen Anschluss hat. Dieser Einwohner sollte sich ebenfalls einen Telefonanschluss anschaffen, denn nach der Installation seines Anschlusses gibt es vier Anschlüsse insgesamt und jeder Anschlussinhaber genießt einen Nutzen von 2.

$$U(3,14) = 10 + 2 \cdot 3 - 14 = 2$$

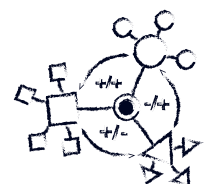
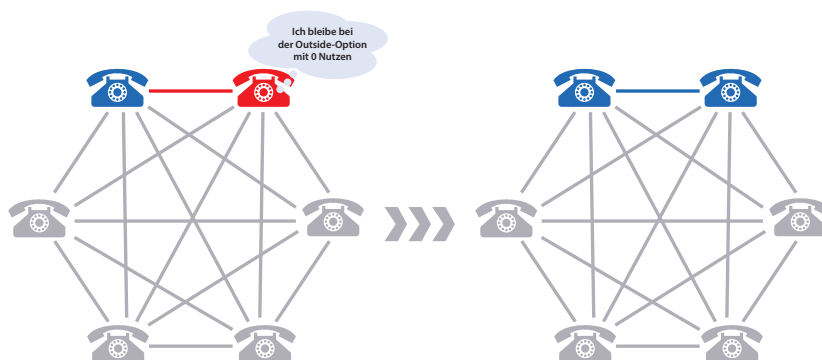
Der Einwohner ist mit seiner Kaufentscheidung zufrieden und durch den zusätzlichen Anschluss verstärkt sich die Attraktivität eines Anschlusses für die noch nicht angeschlossenen Einwohner noch mehr! Jeder Einwohner ohne Anschluss sollte sich einen Anschluss installieren lassen.



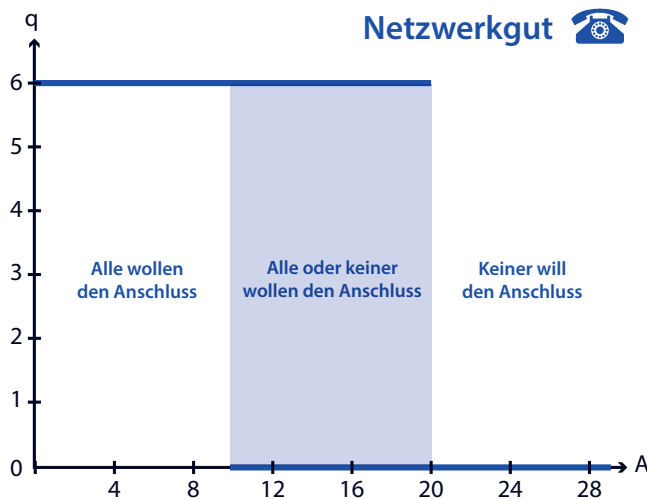
Variante 2 Wir setzen $n_A=1$ und versetzen uns erneut in einen Einwohner, der noch keinen Anschluss hat. Dieses Mal sollte er sich keinen Telefonanschluss anschaffen, denn nach der Installation seines Anschlusses gäbe es zwei Anschlüsse insgesamt und jeder Anschlussinhaber hätte einen Nutzen von -2.

$$U(1,14) = 10 + 2 \cdot 1 - 14 = -2$$

Der betrachtete Einwohner bleibt also lieber bei seiner Outside-Option, die ihm einen Nutzen von 0 bringt. Der Einwohner oben links mit Telefonanschluss wird diesen außerdem bei nächster Gelegenheit kündigen. Dadurch verbessert er seinen Nutzen von -4 auf 0.



Je nachdem welche Netzwerkgröße wir als Ausgangssituation betrachten, sind beim Preis $A=14$ mehrere Nachfragemengen möglich. Genauer betrachtet gilt:



Für $A \leq 10$ ist das Netzwerk allein wegen seines intrinsischen Nutzens attraktiv. Selbst bei $n_v = 0$ würde die Entscheidung der Einwohner 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. Sowohl $n_A=0$ als auch $n_A=6$ sind möglich. Beide Mengen sind in diesem Preisbereich **Nash-Gleichgewichte!**

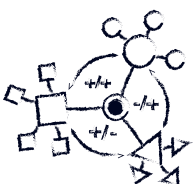
$n_A=0$ Wenn kein Einwohner einen Anschluss hat, dann hat auch kein einzelner Einwohner einen Anreiz einen Anschluss installieren zu lassen.

$n_A=6$ Wenn alle Einwohner einen Anschluss haben, ist jeder mit diesem zufrieden. Selbst wenn es möglich wäre, den Anschluss gegen Rückerstattung des vollen Kaufpreises auszubauen, würde das keiner der Einwohner tun wollen.

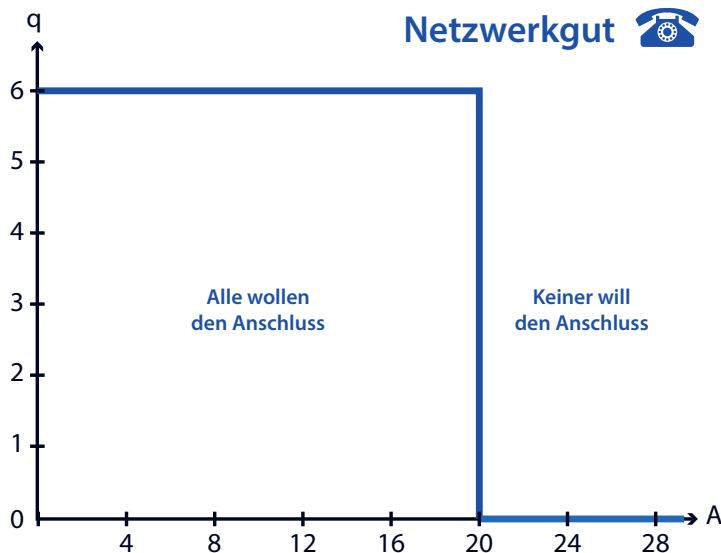


Was entscheidet beim Vorliegen von multiplen Gleichgewichten darüber, in welchem Gleichgewicht wir landen? Die Annahmen welche die Einwohner über die Größe des Netzwerks treffen! Bisher haben wir angenommen, dass jeder Einwohner das Netzwerk mit seiner aktuellen Größe plus 1 bewertet. Diese Sichtweise ist intuitiv, aber auch kurzsichtig.

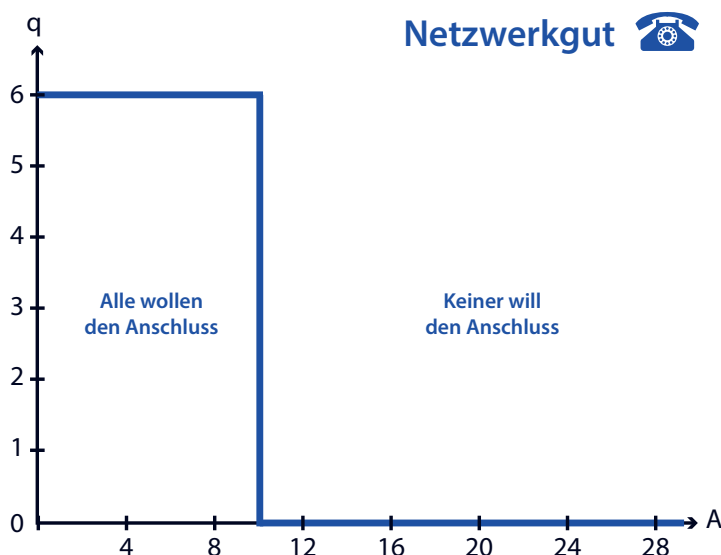
Wir könnten auch andere Annahmen treffen, bei denen die Einwohner eine Prognose über die Anzahl an Anschlüssen in der Zukunft treffen. Betrachten wir die beiden Extremfälle bei denen Sie entweder $n_A=6$ oder $n_A=0$ Anschlüsse erwarten.



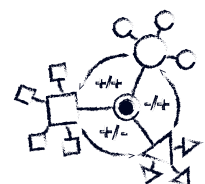
Optimismus Die Einwohner nehmen an, dass sich das Telefonnetz langfristig durchsetzen wird. In diesem Falle gibt es für Preise $A < 20$ nur das Gleichgewicht $n_A=6$. Bei größeren Preisen ergibt sich $n_A=0$, weil sich der Anschluss selbst dann nicht lohnt, wenn alle Einwohner ihn installieren lassen.



Pessimismus Die Einwohner nehmen an, dass sich das Telefonnetz langfristig nicht durchsetzen wird. In diesem Fall gibt es für Preise $A > 10$ nur das Gleichgewicht $n_A=0$. Bei kleineren Preisen ergibt sich $n_A=6$, weil sich der Anschluss allein wegen des intrinsischen Nutzens der Notrufnummer lohnt.



In beiden Fällen gleicht die Annahme für Preise $10 < A < 20$ einer **selbsterfüllenden Prophezeiung**: Dadurch, dass alle glauben, dass das Telefonnetz läuft/floppt, tut es auch genau das. Eine direkte Konsequenz daraus ist, dass beim Betreiben einer Plattform die Annahmen der Nutzer bzgl. deren Wachstumspotenzial eine zentrale Rolle spielt, vor allem in der Launch Phase mit noch wenigen Nutzern.



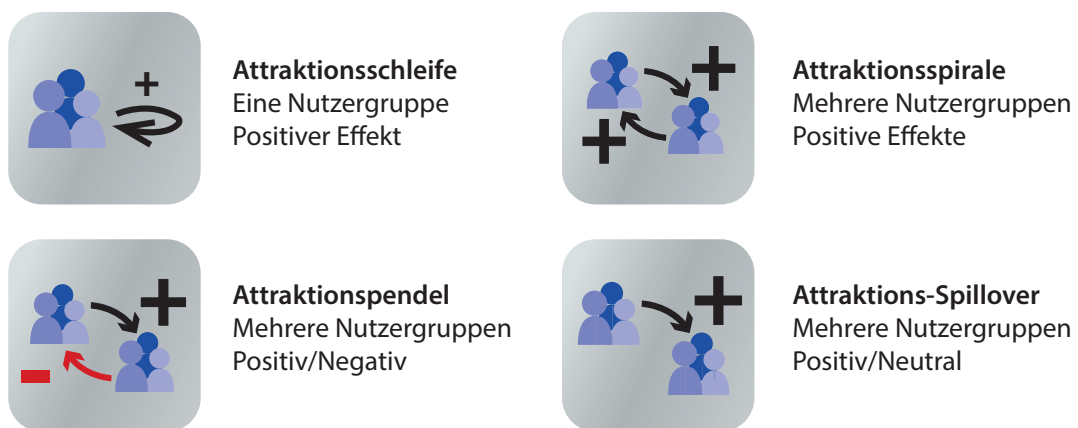
Netzwerkdynamiken

Netzwerkeffekte können eine Reihe von Wachstumsdynamiken auslösen die wir sowohl als Betreiber einer Plattform, als auch als Werbetreibender auf einer Plattform verstehen sollten.

Plattformbetreiber müssen diese Dynamiken beim Design der Plattform beachten, insbesondere bei der Wahl der Monetarisierungsstrategie und bei der Preispolitik.

Werbetreibende müssen sich der Netzwerkeffekte bewusst sein, die ihre Kommunikationsaktivitäten auf die Nutzergruppen der Plattform haben und die dadurch auch Preise pro Klick/Impression, Reichweite und Effektivität aktueller und zukünftiger Kampagnen beeinflussen.

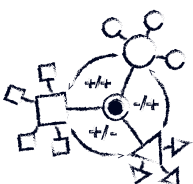
Die im Folgenden verwendete Klassifizierung der Wachstumsdynamiken orientiert sich an Begrifflichkeiten und Konzepte nach Belleflamme, P., & Peitz, M. (2021). The economics of platforms und unterscheidet vier verschiedene Dynamiken.

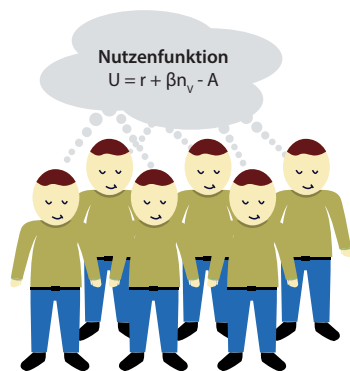


Attraktionsschleife

Attraktionsschleifen entstehen auf Plattformen mit einer Gruppe von Akteuren, die positive gruppeninterne Netzwerkeffekte aufeinander haben. Beispiele für Plattformen, bei denen die Attraktionsschleife die zentrale Netzwerkdynamik ist, sind Kommunikationsplattformen ohne Monetarisierung durch Werbung wie z. B. WhatsApp, aber auch Mobilfunknetze und das bereits als Beispiel verwendete Festnetz. Dort gibt es mit den Einwohnern eine Gruppe von Akteuren. Immer dann, wenn diese einen Telefonanschluss installieren lässt, hat dies positive Auswirkungen auf alle, die bereits einen Telefonanschluss haben. Je nach Preis und Annahmen der Nutzer muss eine gewisse kritische Masse erreicht werden, bevor die Attraktionsschleife in Gang kommt und alle übrigen Einwohner auch einen Anschluss wollen.

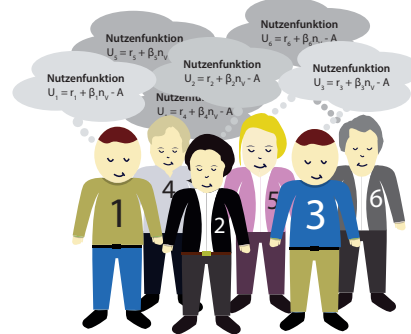
Das Modell kennt jedoch vorerst nur extreme Ergebnisse: Entweder haben schlussendlich Einwohner einen Anschluss oder kein einziger. Um eine graduellere Attraktionsschleife zu bekommen, müssen wir heterogene Akteure innerhalb von Gruppen einführen.





Homogene Akteure
(gleichartig)

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



Heterogene Akteure
(verschiedenartig)

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

Es gibt zwar weiterhin nur „Einwohner“, diese unterscheiden sich jedoch in dem Nutzen, den sie dem Notruf und den Verbindungen zumessen. Ihre Nutzenfunktionen haben dieselbe Form, aber verschiedene Werte für r und β . Wir verwenden das rechts gezeigte Beispiel mit 6 Einwohnern. Der Nutzen U_i des Einwohners $i \in \{1..6\}$ sei gegeben durch ...

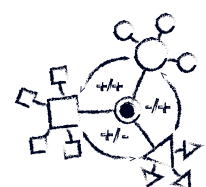
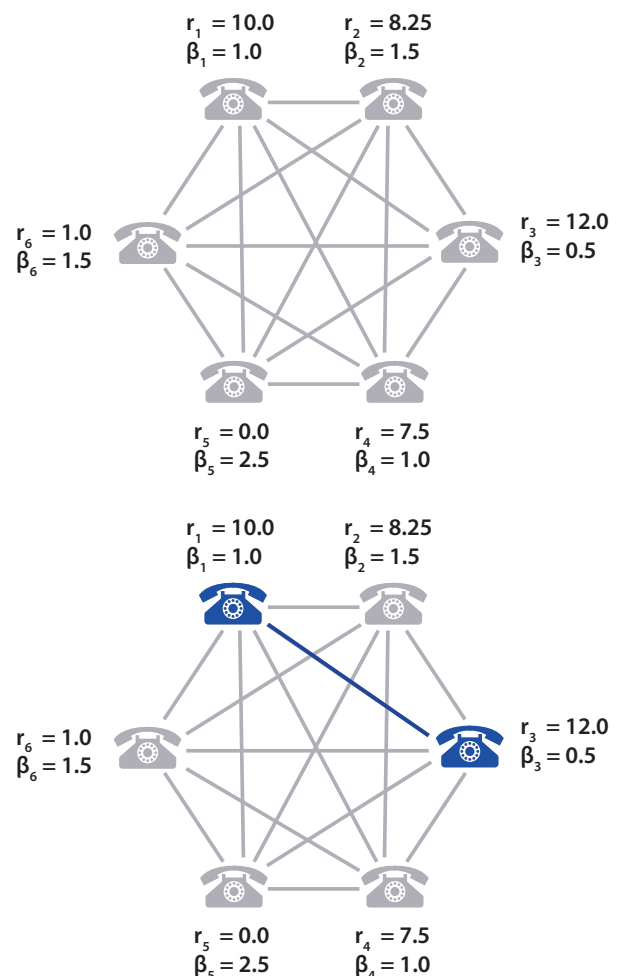
$$U_i = r_i + \beta_i n_v - A$$

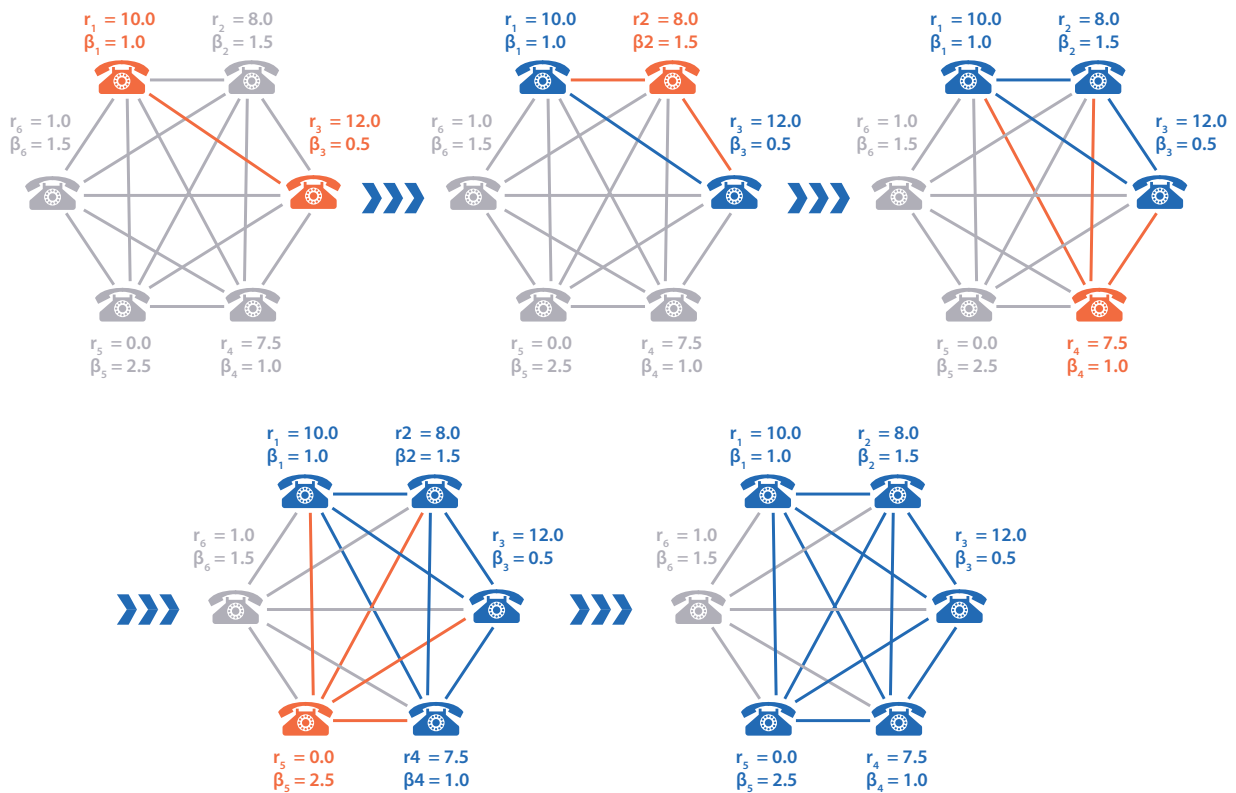
... wenn er einen Telefonanschluss installieren lässt und sonst 0. Was passiert, wenn wir einen Preis von $A=10$ setzen?

Zunächst werden nur die Einwohner #1 und #3 einen Anschluss installieren lassen, da nur bei diesen Einwohnern $r_i \geq A$ gilt. Sie bewerten den intrinsischen Nutzen des Anschlusses so hoch, dass sich der Anschluss auch bei $n_v=0$ lohnt.

Die anderen Einwohner werden anfangs keinen Anschluss installieren lassen. Sobald Sie jedoch merken, dass Einwohner #1 und #3 einen Anschluss haben, überdenken sie ihre Entscheidung. Durch die vorhandenen Anschlüsse ist das Netzwerk attraktiver geworden, obwohl der Preis nach wie vor 10 beträgt. Für Einwohner #2 ist der Nutzen des Netzwerks jetzt groß genug und er lässt sich ebenfalls einen Anschluss installieren!

$$U_2(2) = 8.25 + 1.5 \cdot 2 - 10 = 1.25$$





Die Schleife aus höherer Attraktivität und weiteren Kaufentscheidungen wiederholt sich. Mit dem dritten Anschluss wird das Netzwerk attraktiv genug für Einwohner #4. Dieser kauft den vierten Anschluss und sorgt damit dafür, dass auch Einwohner #5 einen Anschluss haben möchte. Nur Einwohner #6 hätte selbst bei einem voll ausgebauten Netzwerk noch einen negativen Nutzen. Er bleibt bei seiner Outside-Option von 0.

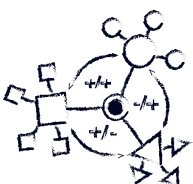
$$U_6(6) = 1 + 1.5 \cdot 5 - 10 = -1.5$$

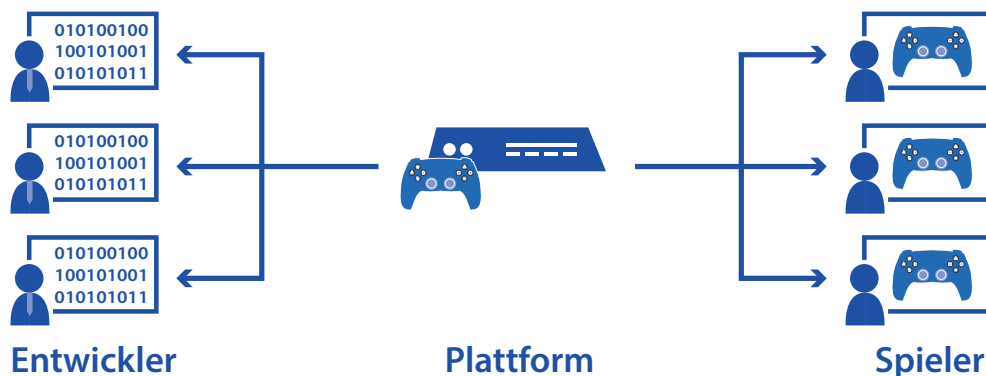
Am Ende erhalten wir eine Netzwerkgröße von $n_A(10) = 5$. Das Netzwerkgut ist mit der Zeit immer attraktiver geworden, obwohl sich weder der Preis, noch die Technik des Netzwerks, noch die Präferenz der Einwohner geändert hat.

Attraktionsspirale

Während die Attraktionsschleife auf jeder Art von Plattform mit positiven gruppeninternen Netzwerkeffekten auftreten kann, benötigen wir für die übrigen Wachstumsdynamiken Plattformen auf denen zwei Gruppen von Akteuren interagieren. Damit betreten wir auch die Welt der zweiseitigen Märkte!

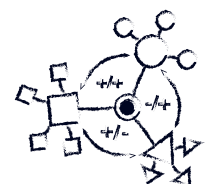
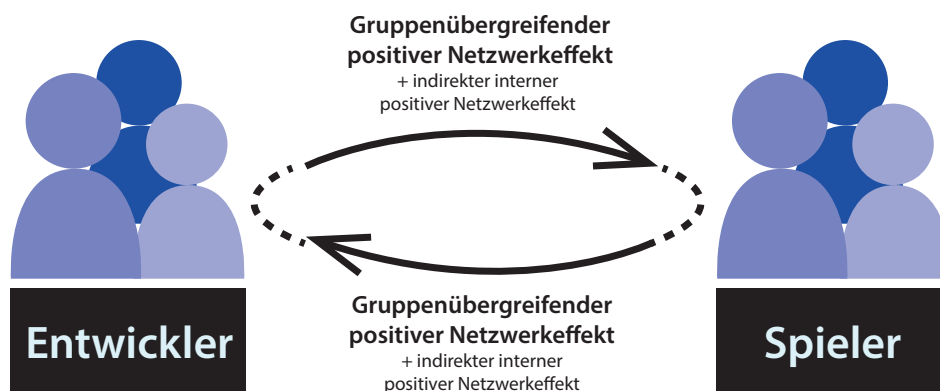
Zweiseitige Märkte zeichnen sich dadurch aus, dass das Unternehmen zwei Gruppen von Akteuren miteinander vernetzt und diesen dadurch einen Mehrwert bietet. Dies unterscheidet sich von der klassischen Pipeline Marktstruktur, bei der Unternehmen eine Einkaufsseite mit Lieferantenbeziehungen und eine Verkaufsseite mit Kundenkontakten haben.





Attraktionsspiralen entstehen, wenn jede der beiden Gruppen positive gruppenübergreifende Netzwerkeffekte auf die andere Gruppe hat.

Ein Beispiel wäre die Playstation Plattform mit Entwicklern und Spielern als Gruppen. Die Plattform ist für Entwickler genau dann attraktiv, wenn es viele Spieler und damit viele potenzielle Kunden gibt. Umgekehrt ist die Plattform für Spieler genau dann attraktiv, wenn es eine gute Auswahl von Spielen gibt. Wenn die Plattform mehr Spieler gewinnt, dann wird sie für Entwickler attraktiver, denn mehr Spieler bedeuten einen größeren Markt für die Entwickler. Wenn aber dadurch mehr Entwickler Spiele für die Playstation entwickeln, wird diese für die Spieler attraktiver.

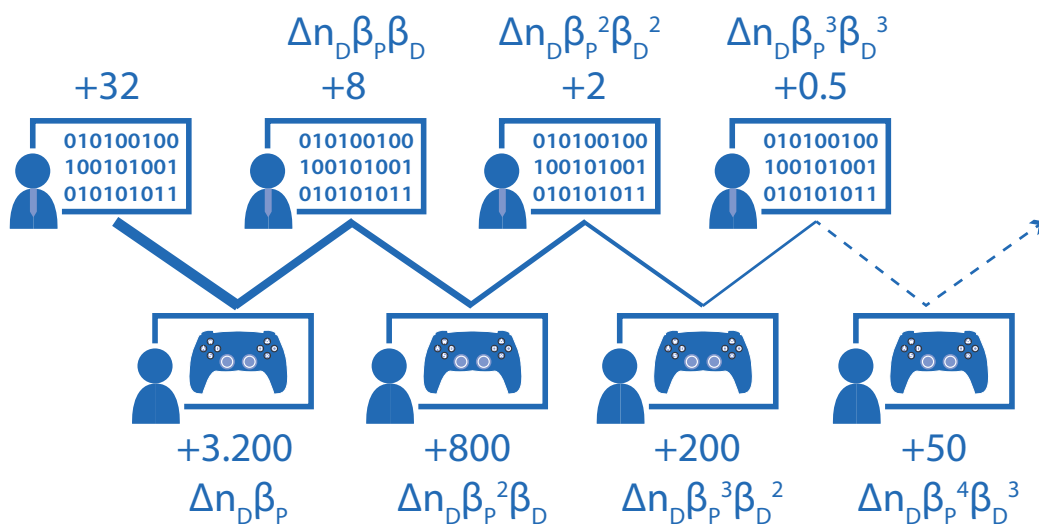


Welchen Effekt hat diese Spirale auf das Wachstum von Plattformen oder auch die Wirkung diverser Marketingmaßnahmen? Schauen wir uns dazu ein Zahlenbeispiel an!

Das Playstation Plus Netzwerk hat knapp 50 Millionen Spieler weltweit und gut 1250 aktive Entwicklerstudios. Um die Rechnung zu vereinfachen, verwenden wir folgende Zahlen:

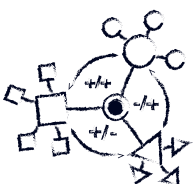
$n_p = 50.000.000$	Spieler
$n_D = 1.000$	Entwickler
$\beta_p = 100$	Ein zusätzlicher Entwickler zieht 100 neue Spieler an.
$\beta_D = 0.0025$	Ein zusätzlicher Spieler zieht 0.0025 neue Entwickler an.

Was passiert, wenn Sony ein Entwicklerwettbewerb durchführt durch den $\Delta n_D = 32$ neue Entwicklerstudios auf die Plattform kommen? Klar, zunächst ziehen diese $\Delta n_D \cdot \beta_p = 3.200$ neue Spieler an. Die 3.200 neuen Spieler ziehen aber ihrerseits $\Delta n_D \cdot \beta_p \cdot \beta_D = 8$ neue Studios an, die wiederum 800 neue Spieler anziehen, die wiederum 2 neue Studios anziehen, usw.



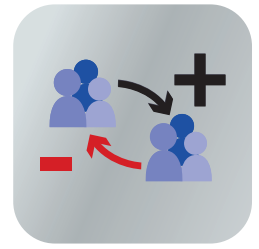
Die Gesamtwirkung des Wettbewerbs lässt sich über die aus der Vorlesung Wirtschaftsmathematik bekannte geometrische Reihe berechnen. Aber auch ohne den exakten Zahlenwert wird deutlich, dass der ursprüngliche direkte Effekt der Maßnahme durch die Attraktionsspirale deutlich verstärkt wird!

$$\begin{aligned} \text{Effekt Entwickler} \quad \Delta n_D + \sum_{n=1}^{\infty} \Delta n_D \cdot \beta_p^n \beta_D^n &= \frac{\Delta n_D}{1 - \beta_p \beta_D} = \frac{32}{1 - 0.25} = 42.67 \\ \text{Effekt Spieler} \quad \Delta n_D \beta_p + \sum_{n=1}^{\infty} \Delta n_D \beta_p \cdot \beta_p^n \beta_D^n &= \frac{\Delta n_D \beta_p}{1 - \beta_p \beta_D} = \frac{3.200}{1 - 0.25} = 4.267 \end{aligned}$$



Attraktionspendel

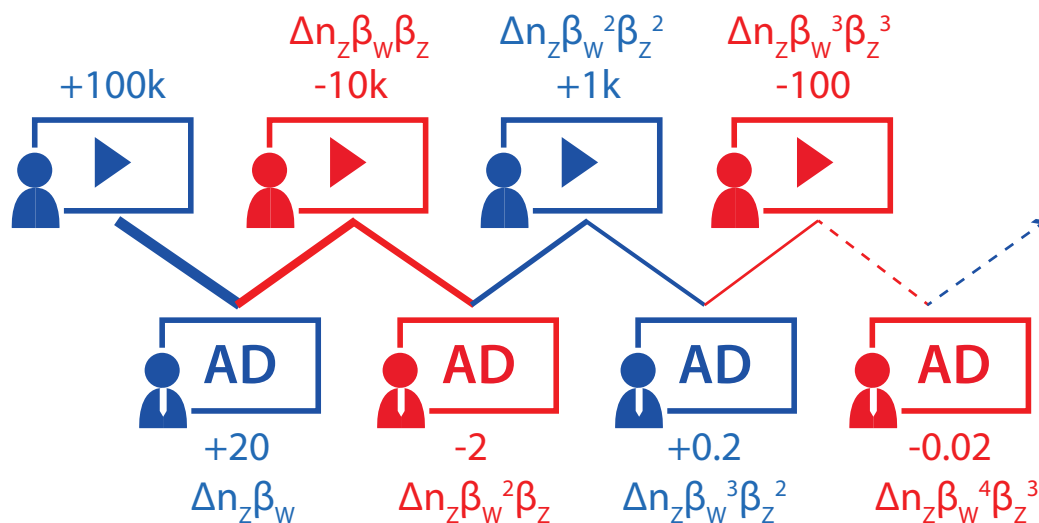
Wir betrachten weitere Plattformen mit zwei Gruppen von Akteuren. Beim Attraktionspendel hat eine Gruppe einen positiven gruppenübergreifenden Netzwerkeffekt auf die andere Gruppe, diese jedoch umgekehrt einen negativen gruppenübergreifenden Netzwerkeffekt auf die erste Gruppe.



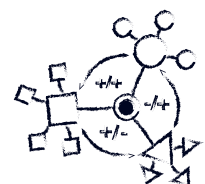
Beispiel dafür sind Kommunikationsplattformen und Unterhaltungsplattformen, die über Werbekunden monetarisiert werden. Je mehr Zuschauer die Streamingplattform nutzen, umso attraktiver wird die Plattform für Werbetreibende. Umgekehrt verringern aber die Werbetreibenden die Attraktivität für die Zuschauer. Auch dazu ein kurzes Zahlenbeispiel: Die Streaming-Plattform Twitch:

$n_z = 30.000.000$	Zuschauer
$n_w = 1.000$	Werbekunden
$\beta_z = -500$	Ein zusätzlicher Werbekunde schreckt 500 Zuschauer ab.
$\beta_w = 0.0002$	Ein zusätzlicher Zuschauer zieht 0.0002 Werber an.

Welchen Effekt hätten $\Delta n_z = 100.000$ zusätzliche Zuschauer? Direkt erst mal $\Delta n_z \cdot \beta_w = 20$ neue Werbekunden. Durch die zunehmenden Werbeeinblendungen verlassen aber $\Delta n_z \cdot \beta_w \cdot \beta_z = -10.000$ Zuschauer die Plattform. Dadurch verlassen 2 Werbekunden die Plattform, was 1000 Zuschauer zurückbringt, usw.

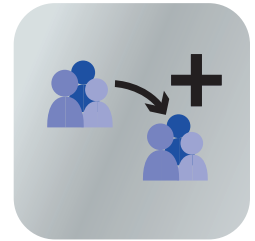


Erneut könnten wir den exakten Effekt mit der geometrischen Reihe berechnen. Das Attraktionspendel hat den gegenteiligen Effekt der Attraktionsspirale: Statt einer Verstärkung kommt es zur Abschwächung eines ursprünglichen Effekts.



Attraktions-Spillover

Wir betrachten weiter Plattformen mit zwei Gruppen von Akteuren. Beim Attraktions-Spillover hat eine der Gruppen einen positiven gruppenübergreifenden externen Effekt auf eine andere Gruppe, diese jedoch keinen gruppenübergreifenden Effekt auf die erstgenannte Gruppe.



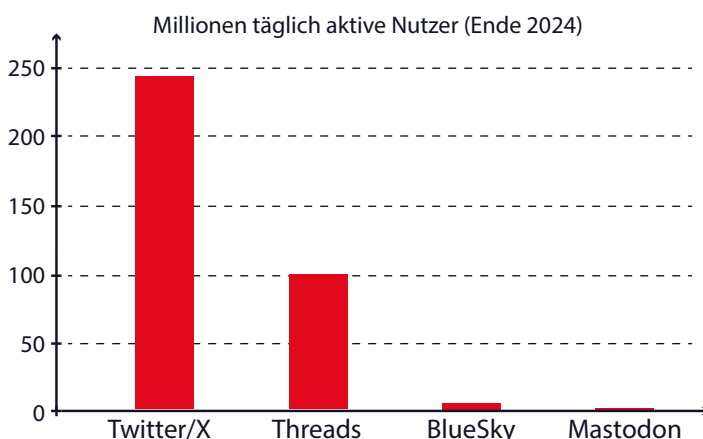
Ein einfaches Beispiel für einen Attraktions-Spillover wäre das vorherige Beispiel mit $\beta_z = 0$, also unter der Annahme, dass sich die Zuschauer nicht an der Werbung stören oder unter der Annahme, dass die zusätzlichen Werbekunden keine zusätzliche Werbeintensität verursachen. Der ursprüngliche Effekt würde in diesem Fall weder verstärkt noch gedämpft werden. Wir hätten 100.000 neue Zuschauer und 20 neue Werbekunden ohne eine weitere Dynamik.

Locked-In Effekte

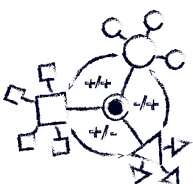
Was passiert, wenn eine neue Plattform am Markt erscheint, die alles etwas besser macht als die etablierten Plattformen? Was passiert, wenn morgen ein WhatsApp in 20% besser in den App-Stores erscheint? Sehr wahrscheinlich nichts. Neue innovative Plattformen haben durch den beim Launch geringen Netzwerknutzen einen starken Wettbewerbsnachteil gegenüber etablierten Plattformen. Ein massenhafter Wechsel ist unrealistisch. Für den einzelnen Nutzer ist der Wechsel mit Wechselkosten verbunden. Auch wenn diese nicht monetärer Natur sind, hat der Nutzer einen Aufwand sowie Nachteile:

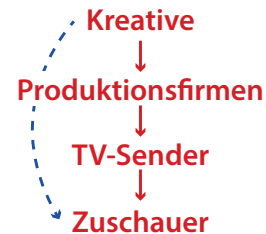
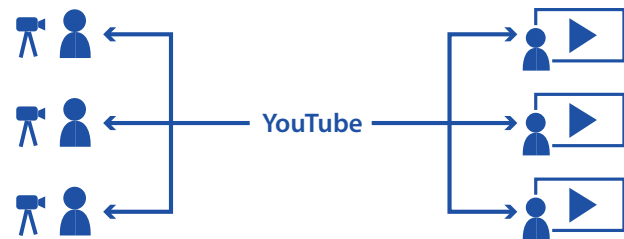
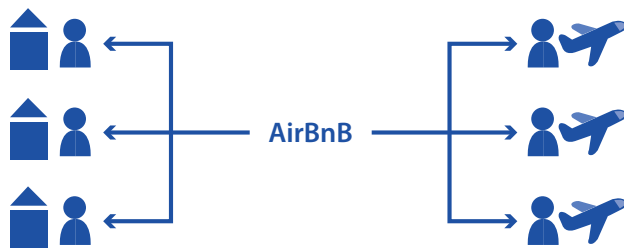
- Er muss einen neuen Account anlegen (inkl. Passwortwahl & Verifikation per Mail oder SMS).
- Er muss je nach Plattformart seine Kontakte neu herstellen, Kanäle neu abonnieren usw.
- Der Algorithmus dort ist erst mal nicht so gut auf ihn trainiert.

Dieser Aufwand lohnt sich nur, wenn ein Großteil der anderen Nutzer auch auf die neue Plattform wechselt. Man geht durch den Wechsel also auch noch ein Risiko ein, den oben genannten Aufwand umsonst auf sich genommen zu haben!



Für etablierte Plattformen ist dieser sogenannte Locked-In Effekt lukrativ. Sie können im Vergleich zu neuen Konkurrenten schlechtere Qualität bieten, höhere Preise verlangen oder mehr Werbung schalten ohne eine massenhafte Abwanderung befürchten zu müssen. Ein aktuelles Beispiel für den Locked-In Effekt ist z. B. X. Trotz politischer Kontroversen um den CEO Elon Musk und Alternativen von starken Konkurrenten (Threads ist von Meta!) bleibt X der mit Abstand am stärksten genutzte Kurznachrichtendienst.





Geschäftsmodell Plattform

Keine Produktionsmittel
Akteure verbinden
Ermöglichen Dienstleistung
Direkte / Indirekte Monetarisierung

Vertikale Struktur / Pipeline

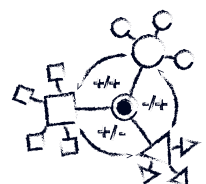
Besitzen Produktionsmittel
Verbinden Lieferanten mit Kunden
Produzieren Dienstleistung
Monetarisierung über Marge

Disintermediation

Eine Plattform kann mehrere Schritte in einer vertikalen Wertschöpfungskette überbrücken. Sie ist zwar selbst ein Mittelsmann, ersetzt aber potenziell alle anderen Mittelsmänner! Die Verkürzung der Wertschöpfungskette bringt zwei große Vorteile mit sich:

Es gibt weniger Koordinationsaufwand und weniger Firmen, die an der Gesamtwertschöpfung mitverdienen wollen. Dies führt zu Effizienzgewinnen, die sich zwischen Plattformbetreiber und Plattformbenutzern aufteilen.

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.



Digitale Plattformen

Was unterscheidet eine klassische „analoge“ Plattform von einer digitalen Plattform? Das Grundprinzip einer Plattform, die Existenz von Netzwerkeffekten und die daraus resultierenden Dynamiken, sind bei beiden Arten von Plattformen dieselben. Und dennoch wurde die Plattform sowohl als Geschäftsmodell für den Betreiber, als auch als Kommunikationskanal für Unternehmen und Agenturen erst durch die Digitalisierung so richtig erfolgreich. Wir stellen uns daher im folgenden zwei Fragen:

- Warum sind die heutigen digitalen Plattformen so viel erfolgreicher als ihre analogen Vorgänger?
- Warum sind viele digitale Plattformen der ersten Generation in den 90er Jahren gescheitert?

Die Antwort auf die erste Frage können wir kompakt zusammenfassen:

Die Digitalisierung senkt Transaktionskosten und verbessert die Skalierung.

Transaktionskosten bezeichnen die Kosten, um eine Transaktion zwischen Akteuren durchzuführen. Dabei kann es sich um einen Handel mit Käufer und Verkäufer, aber auch um den Versand einer Textnachricht von einem Absender an mehrere Adressaten handeln.

Transaktionskosten bestehen nicht nur aus monetären Kosten wie z. B. Versand oder Porto, sondern beinhalten auch Opportunitätskosten! Die Transaktion ist für die Akteure mit einem gewissen Zeitaufwand verbunden. Diese Zeit steht den Akteuren nicht mehr für andere Dinge zur Verfügung.

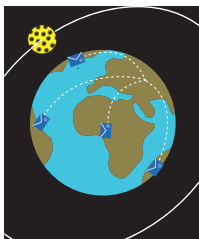


Monetäre Kosten

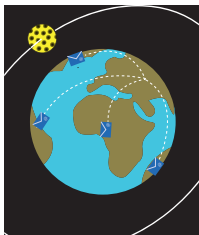


Opportunitätskosten

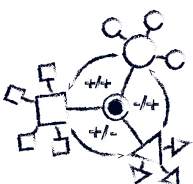
Die Digitalisierung senkt diese Transaktionskosten auf verschiedene Arten:



Entkoppelung von räumlicher Distanz: Bei vielen analogen Plattformen skalieren die Transaktionskosten mit der örtlichen Distanz zwischen den Akteuren. Ein Beispiel wäre der Versand einer Textnachricht via Post, E-Mail oder WhatsApp. Die Kosten, um den Brief per Post von Adresse A nach B zu transportieren, sind von der örtlichen Distanz der beiden Adressen abhängig. Bei E-Mail und WhatsApp gibt es diese Abhängigkeit nicht.

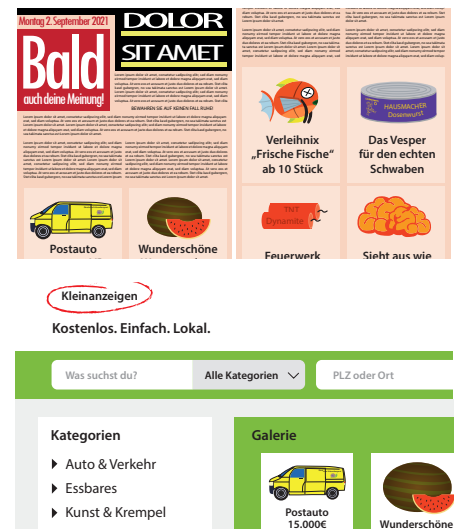


Entkopplung von der Anzahl Transaktionspartner: Bei vielen analogen Plattformen sind die Kosten einer Transaktion davon abhängig, wie viele Transaktionspartner es bei dieser Transaktion gibt. Wenn ich dieselbe Textnachricht an mehrere Adressaten versenden möchte (1-N Kommunikation), dann muss ich diese im Falle des Postbriefes mehrfach schreiben, ggf. kopieren, eintüten und versenden. Bei der E-Mail muss ich lediglich mehrere Adressen eintippen und bei WhatsApp eine Gruppe gründen.



Skalierung mit Netzwerkgröße: Viele analoge Plattformen haben Kapazitätsgrenzen oder skalieren ab einer bestimmten Menge an Akteuren nicht mehr gut. Ein Beispiel wäre die Schaltung von Kleinanzeigen über den Anzeigenteil einer Zeitung oder über Ebay Kleinanzeigen.

Bei beiden Plattformen profitiere ich als Käufer von der Anzahl der Verkäufer: je mehr Verkäufer auf der Plattform aktiv sind, umso wahrscheinlicher, dass ein passendes Inserat dabei ist. Aber: die Kleinanzeigen in der Zeitung haben keine Suchfunktion. Eine Zeitung mit 50.000 Inseraten ist für mich als Käufer unübersichtlich und für jeden am eigentlichen Inhalt interessierten Leser ein Albtraum. Bei Ebay Kleinanzeigen dagegen sind mehr Verkäufer für den Käufer immer besser.



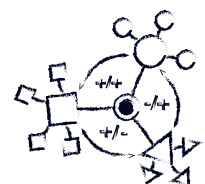
Economies of Scale Diese Effekte führen dazu, dass digitale Plattformen mit einer größeren Zahl an Akteuren zurechtkommen als analoge. Aufseiten des Plattformbetreibers kann dies zu einem Wettbewerbsvorteil führen: Es reichen bereits kleine Margen pro Transaktion bzw. pro registriertem Akteur um hohe Umsätze zu generieren. Der Betreiber kann diesen Vorteil teilweise über geringere Preise an seine Kunden weitergeben und die Plattform dadurch noch attraktiver machen.

Geringere Informationsbeschaffungskosten: Digitale Plattformen besitzen Daten über ihre Nutzer und können diese Dritten zur Verfügung stellen. Die Digitalisierung senkt dabei zum einen die Kosten, um diese Daten zu erfassen, und verbessert zum anderen auch die Möglichkeiten wie diese aufbereitet und weitergegeben werden können.

Im Idealfall profitieren z. B. Werbetreibende von den Daten, die eine Plattform besitzt, ohne diese selbst analysieren und anwenden zu müssen.

Asymmetrische Information bei vielen Transaktionen haben die beteiligten Akteure nicht denselben Wissensstand bzgl. der Transaktion. Der Verkäufer eines Gebrauchtwagens weiß deutlich mehr über das Fahrzeug als die potenziellen Käufer. Die Mikroökonomik zeigt, dass asymmetrische Information nicht nur den schlecht informierten Akteuren schaden kann, sondern auch dem besser informierten Akteur schaden kann, weil ihre Handelspartner mehr und mehr misstrauisch werden. Die damit verknüpften Phänomene Moral Hazard und adverse Selektion können sowohl analoge als auch digitale Plattformen zusammenbrechen lassen.

Auch hier haben digitale Plattformen, insbesondere durch Bewertungssysteme, den Vorteil von geringeren Informationsbeschaffungskosten und damit geringeren Kosten, um die asymmetrische Informationslage auszugleichen.



Moore'sches Gesetz

Das mag alles überzeugend klingen, aber warum konnten sich digitale Plattformen nicht bereits in den 90er Jahren durchsetzen? Das HTTP(s) basierte Internet ist seit Anfang der 90er Jahren kommerziell nutzbar und Vorläufer wie das Usenet gab es auch schon in den 70ern. Auch viele grundlegende Machine Learning Algorithmen wie z. B. neuronale Netzwerke sind seit den 70er Jahren bekannt. Im Prinzip wären digitale Plattformen also schon lange vor dem Durchbruch von Facebook, YouTube usw. möglich gewesen.

Das Problem sind die drei technischen Ressourcen, die eine digitale Plattform benötigt:

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 unmittelbaren Aktivitäten der Nutzer, sondern auch für die Datenanalyse.

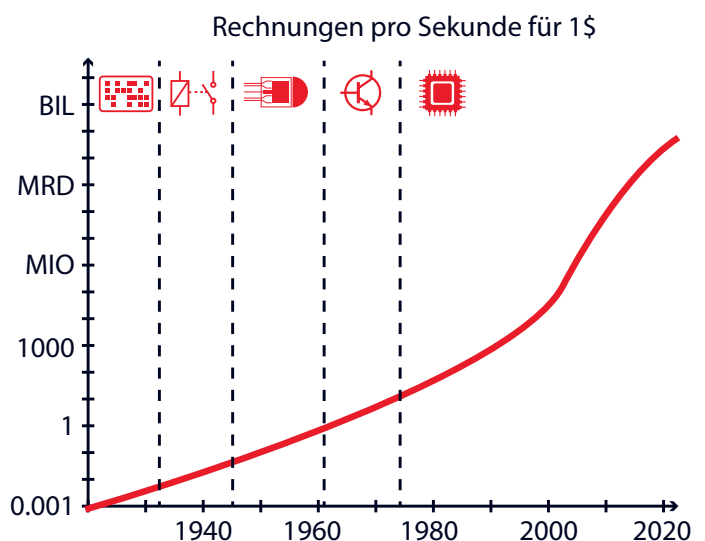
Rechenleistung Eine digitale Plattform benötigt viel Rechenleistung und zwar nicht nur für die unmittelbaren Aktivitäten der Nutzer, sondern auch für die Datenanalyse.

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?

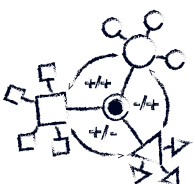
Als Erstes betrachten wir die Rechenleistung, die wir für einen Dollar erwerben können. Hinter der auf den ersten Blick harmlos aussehenden Kurve versteckt sich eine exponentielle Entwicklung, die sich in den letzten 25 Jahren noch einmal massiv beschleunigt hat! Die Skala ist logarithmisch, wobei jeder Strich eine Verzehnfachung der Rechenleistung pro \$ bedeutet.

Für einen Dollar erhalten wir heute eine Rechenleistung von 30-40 GigaFlop, d. h., Hardware die bis zu 40 Milliarden Gleitkommaberechnungen pro Sekunde durchführen kann. Gehen wir zurück in die späten 90er Jahre, hätte uns diese Leistung 100.000\$ gekostet.

Diese rasante Entwicklung wurde bereits in den 60er Jahren von dem Informatiker Gordon Moore vorhergesagt. Seine ursprüngliche Vorhersage bezog sich auf die Dichte von Transistoren (die Bausteine moderner CPUs und GPUs), d. h. auf die Frage wie viele Transistoren auf einen Mikrochip passen. Er prognostizierte eine Verdopplung der Dichte alle 1-2 Jahre und damit eine exponentielle Entwicklung.



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

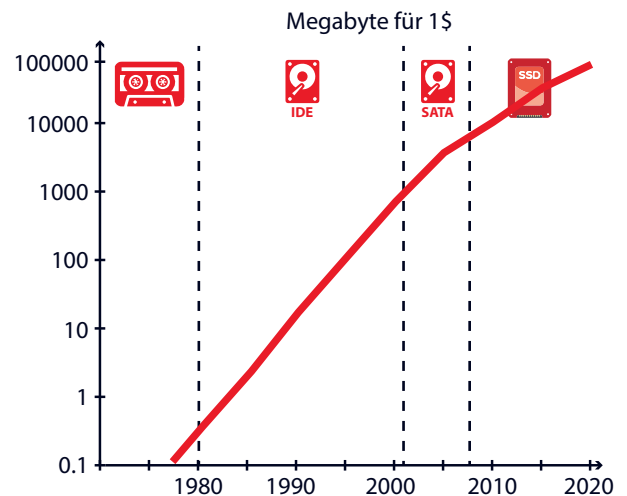


Wir können seine Prognose aber auch gut auf den Preis von Rechenleistung übertragen. Oder auch auf den Preis von Speicherplatz! Auch beim Speicher gibt es eine exponentielle Entwicklung. Für ein Terabyte zahlen wir heute 10\$. In den späten 90er Jahren hätten uns derselbe Speicherplatz 5000\$ gekostet.

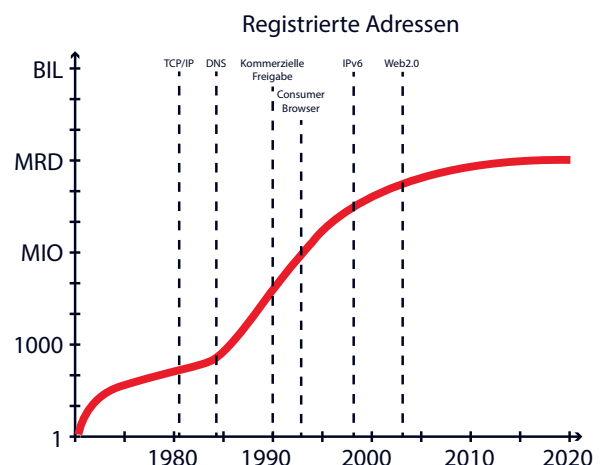
Neben der größeren Kapazität zum gleichen Preis bieten heutige Speichertechnologien zusätzlich eine höhere Lese- und Schreibgeschwindigkeit und mehr Zuverlässigkeit.

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

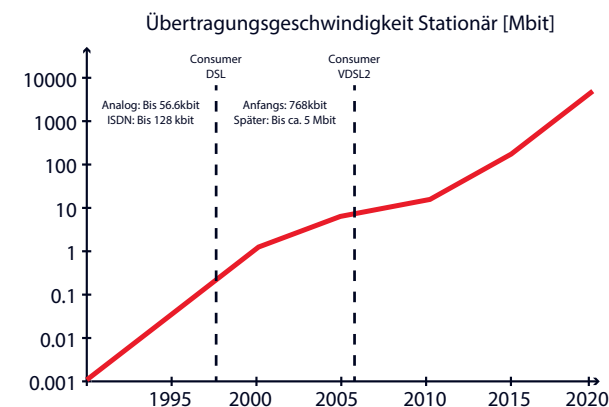
Das Schaubild rechts zeigt die Anzahl der Einträge im DNS-System; im weitesten Sinne die Anzahl an Internetadressen, die wir im Internet öffnen können. Zusätzlich sehen wir in den Schaubildern unten die Downloadgeschwindigkeit eines marktgängigen stationären bzw. mobilen Internetanschlusses. Das Laden einer Instagramstory mit 5 MB dauert heute keine Sekunde. Ende der 90er Jahre musste man je nach Anschluss 2-15 Minuten warten. Da bis 2005 Flatrates für Privatanwender unüblich und teuer waren und wie beim Telefon nach Minute abgerechnet wurde, war die niedrige Geschwindigkeit nicht nur lahm, sondern auch teuer!



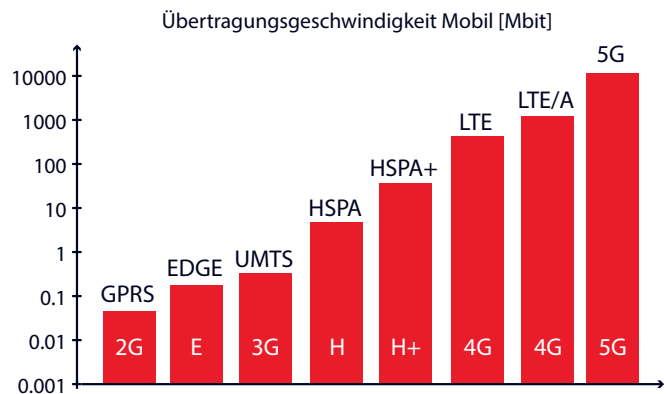
Datenquelle: Berechnungen von John C. McCallum. Primärquelle ist nicht mehr verfügbar. Sekundärquelle z. B. Our World in Data (<https://ourworldindata.org/grapher/historical-cost-of-computer-memory-and-storage>).



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).



Datenquelle: Eigene Erfahrung



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).





Screenshot nicht unter angegebener CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz.
Screenshot von lingscars.com aus 2025, heute reproduzierbar
via Wayback Machine (<https://web.archive.org/>)

Alle drei Ressourcen sind in den letzten 25 Jahren massiv günstiger geworden. Die heute bekannten Plattformen wären mit den Technologien der späten 90er Jahre nicht möglich und falls doch dann unbezahlbar.

Neben diesen technisch messbaren Argumenten können wir übrigens auch noch die mangelnde Erfahrung mit UX-Design und Webdesign anführen. In den 90ern war das Internet Neuland und viele Webseiten wirkten experimentell bzw. aus heutiger Sicht sogar wie wenn sie bewusst grotesk und schlecht designet worden wären.

Definition Digitale Plattformen

„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“

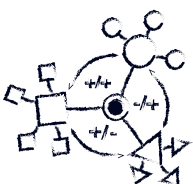
Einige in der Definition genannten Punkte kennen wir bereits:

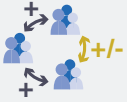
- Plattformen verbinden Akteure und dabei entstehen Netzwerkeffekte.
- Die Digitalisierung senkt Transaktionskosten und ermöglicht eine bessere Skalierung.

Neu dazu kommt 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.

Die folgenden Beispiele zeigen, dass bei der Moderation von Netzwerkeffekten zwei Funktionen essenziell sind: **Bewertungssysteme und Empfehlungssysteme**. In den nächsten Abschnitten wollen wir uns daher intensiv mit diesen beiden Funktionen befassen. Wir bleiben dabei auch nicht bei den ökonomischen Implikationen, sondern wollen auch einen Blick in den Maschinenraum wagen.

Bei den Bewertungssystemen lernen wir unter dem Stichwort Dark UI, wie bestimmte Gestaltungstricks zu verzerrten Bewertungen von Produkten und Dienstleistungen führt. Bei den Empfehlungssystemen machen wir eine Exkursion in die Welt des Machine Learnings, um zu verstehen, wie die Empfehlungen erzeugt werden.



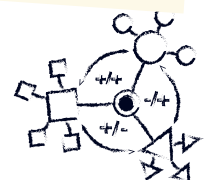
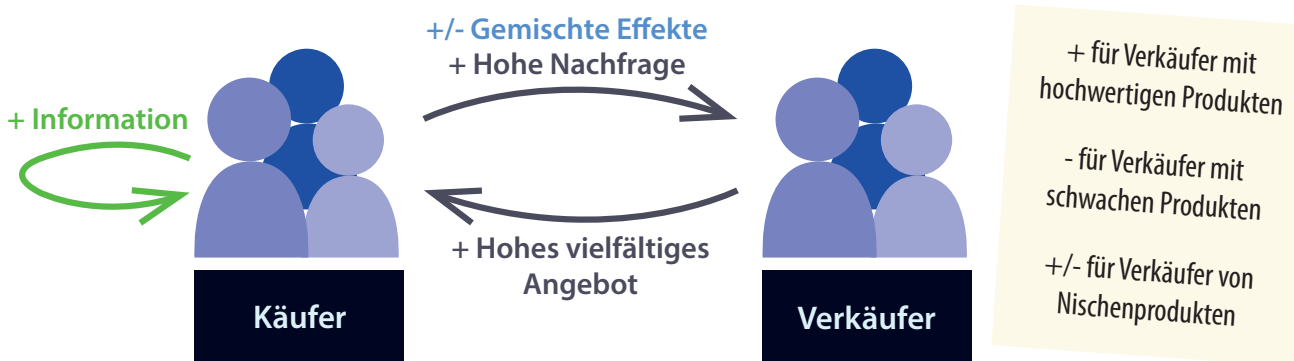
Beispiel	Netzwerkeffekte	Moderation / Steuerung
Instagram	 Je mehr Nutzer, desto mehr Kontaktmöglichkeiten.  Je mehr Nutzer, desto höher Attraktivität für Werbekunden, aber Werbeaktivitäten stören die Nutzer	Algorithmen steuern wessen Content mir angezeigt wird und welche Kontakte mir vorgeschlagen werden. Bewertung indirekt über Likes/Shares Personalisierte Werbung: Algorithmen steuern welche Werbungen mir angezeigt werden.
Klein-anzeigen	 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

Bewertungssysteme

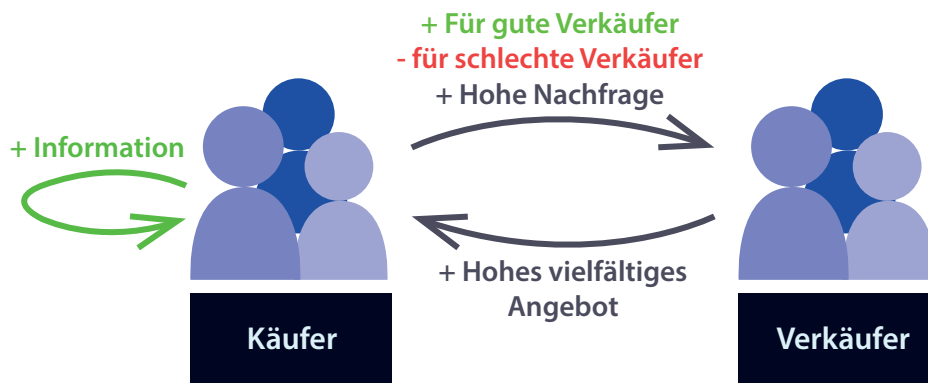
Bewertungssysteme finden sich in unterschiedlicher Form auf Handels-, Unterhaltungs- und Kommunikationsplattformen. Als Erstes betrachten wir Handelsplattformen, bei denen die Bewertungssysteme asymmetrische Information zwischen den Handelspartnern ausgleichen soll und so Vertrauen zwischen den Käufern auf der einen und Verkäufern und ihren Produkten auf der anderen Seite schaffen soll. Konzeptionell erzeugen die Bewertungssysteme einen positiven gruppeninternen Netzwerkeffekt!

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.

Zusätzlich erzeugen Produktbewertungen gemischte gruppenübergreifende Netzwerkeffekte auf die Verkäufer. Verkäufer mit einem qualitativ hochwertigen Portfolio profitieren von ihren guten Bewertungen, während Verkäufer mit schlecht bewerteten Produkten Einbußen erleiden. Für Verkäufer mit vielen Nischenprodukten oder besonders neuen Produkten ist die Auswirkung schwer abzuschätzen: Käufer können zu Produkten mit vielen Reviews tendieren, aber ein paar positive Bewertungen können die Hemmschwelle beim Kauf eines noch wenig bekannten Produktes senken.



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.



Klingt ähnlich wie bei den Produktbewertungen? Der Unterschied liegt darin, dass Verkäuferbewertungen nicht nur den Gegenstand der Transaktion, sondern auch die Abwicklung der Transaktion abdecken. Sie sind insbesondere dann wichtig, wenn ein Produkt von mehreren Verkäufern angeboten werden kann. Sie verringern dort die Gefahr von adverser Selektion. Womit wir beim nächsten Thema wären!

Adverse Selektion

Adverse Selektion ist eine Problematik, die immer im Zusammenhang mit asymmetrischer Information auftritt. 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 die adverse Selektion an einem stilisierten Beispiel der Plattform mobile.de.

Es gebe 100 Verkäufer für ein Fahrzeug mit bestimmten Eigenschaften, z. B. einen roten VW Polo in Basisversion aus dem Baujahr 2016 mit 100.000km. Der faire Marktwert dafür sei 10.000€. Die Verkäufer und ihre Fahrzeuge seien absolut identisch, bis auf eine Ausnahme ...

Fünf Verkäufer verkaufen heimlich einen Unfallwagen, dessen Wert nur 5.000€ beträgt. Die Käufer kennen sich nicht mit Autos aus und können somit auch nicht zwischen den 95 unfallfreien Fahrzeugen und den 5 Unfallwagen unterscheiden. Umgekehrt können die Verkäufer dem Käufer nicht ohne größeren Aufwand beweisen, dass ihr Wagen unfallfrei ist.

Wie gehen die potenziellen Käufer mit der asymmetrischen Information um?

Autos schnell & günstig!

Suchen

Verkaufen

Informieren

Anmelden

Startseite

Meine Filter-Suche

100 Angebote

Detailsuche

Fahrzeugzustand

UNFALLFREI

Marke, Modell, Variante

Volkswagen Polo

Erstzulassung, Kilometer

2016

100.000

100 Angebote

95

5

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

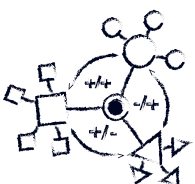
10.000€

Wolkswagen Polo 1.2 TSI Rot

10.000€

95

5



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

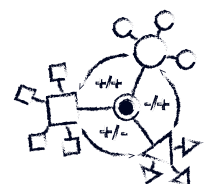
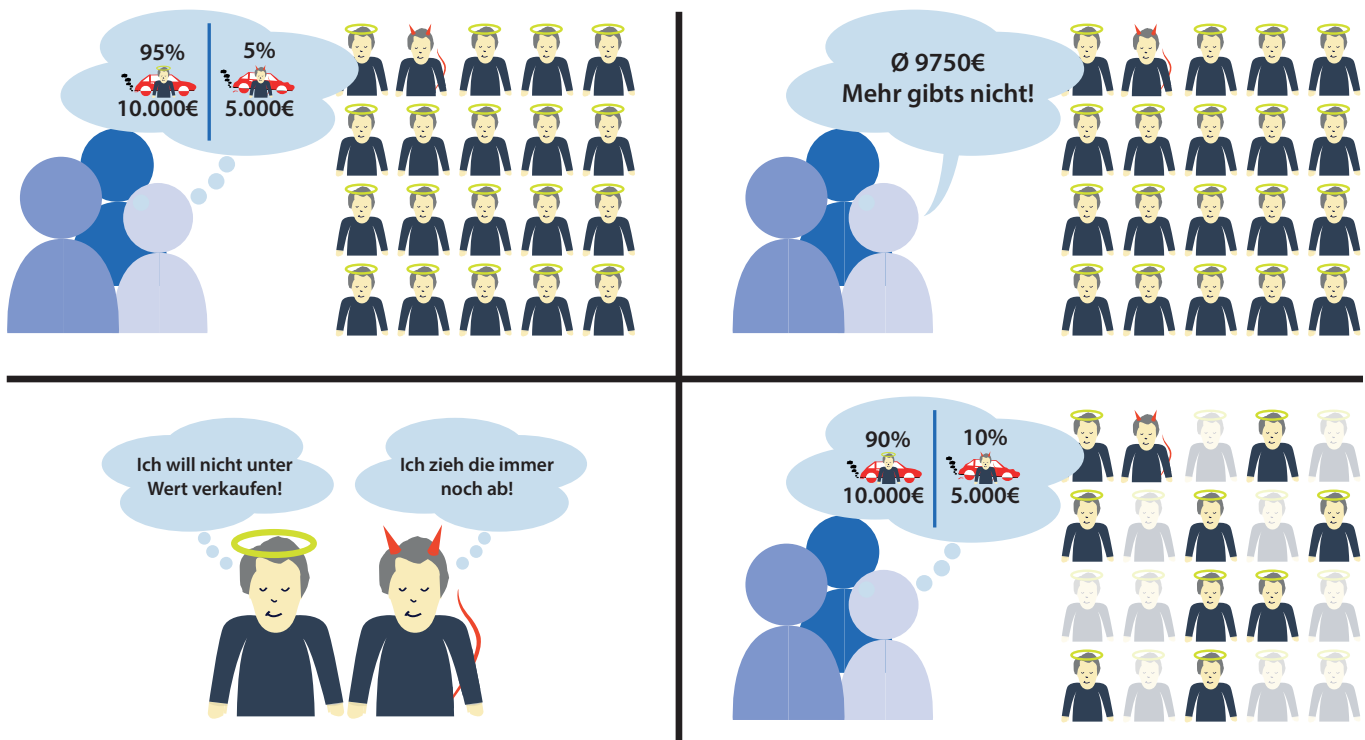
$$95\% \cdot 10.000\text{€} + 5\% \cdot 5.000\text{€} = 9.750\text{€}$$

...und verlangen dementsprechend 250€ Rabatt. Wie gehen die Verkäufer mit den Rabattforderungen um? Den Verkäufern der Unfallwagen kann der Rabatt egal sein - sie verkaufen ihr Fahrzeug immer noch über Wert. Den ehrlichen Verkäufern dagegen schadet die Rabattforderung: Sie müssen ihr Fahrzeug unter Wert verkaufen. Einige davon werden sich eine neue Plattform suchen, auf der das Problem der asymmetrischen Information besser gelöst wird.

Dadurch verschärft sich das Problem aber! Wenn z. B. 50 der ehrlichen Verkäufer die Plattform wechseln, verbleiben 45 ehrliche und 5 unehrliche Verkäufer. Der Erwartungswert eines gekauften Fahrzeugs sinkt dadurch weiter:

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

Die Rabattforderungen steigen und noch mehr ehrliche Verkäufer verlassen die Plattform. Die asymmetrische Information erzeugt somit das Gegenteil einer Attraktionsspirale. Unternimmt die Plattform nichts dagegen, verliert sie ihre Glaubwürdigkeit auf Seite der Käufer. Wenn aber kaum noch Käufer auf der Plattform unterwegs sind, wird die Plattform für alle Verkäufer unattraktiv.



Signaling
z.B. Gutachten



Screening
z.B. Garantien



Wie stoppen wir die adverse Selektion? Gängige Lösungsstrategien sind Signaling und Screening. Beim Signaling beweisen die ehrlichen Verkäufer ihre Ehrlichkeit z. B. durch ein Gutachten. Beim Screening mit Selbstselektion bieten die ehrlichen Verkäufer großzügige Garantien an. Die Betrüger schrecken davor zurück. Bei beidem fallen zusätzliche Kosten an, die natürlich die Preise auf der Plattform beeinträchtigen.

Verkäuferbewertungen sind dagegen eine effiziente Möglichkeit, um adverbser 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? Bei privaten Anbietern sind grundsätzlich keine Bewertungen angegeben!

Aussagekraft und Effektivität

Aussagekraft und Effektivität von Verkäuferbewertungen hängt von vielen Faktoren ab, insbesondere aber natürlich von der **Anzahl der Bewertungen**, die ein Verkäufer bekommt und die **Anzahl der Transaktionen**, die der Verkäufer auf der Plattform tätigen möchte:

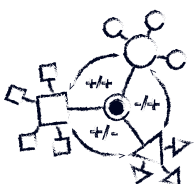
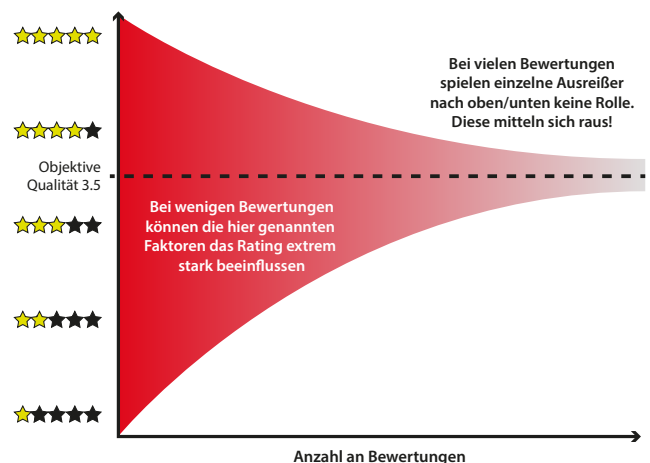
Für Verkäufer, die nur eine einzelne oder einige wenige Transaktion tätigen möchten, sind die Bewertungen nicht relevant. Sie interagieren nicht wiederholt mit der Plattform und profitieren daher weder von einer guten Bewertung noch werden sie von der Möglichkeit schlechter Bewertungen diszipliniert. Ein Bewertungssystem allein ist in diesem Fall kein effektives Mittel, um asymmetrische Information anzugehen.

Haben Verkäufer nur einige wenige Bewertungen, sind diese Bewertungen für Käufer nicht sonderlich aussagekräftig. Viele Plattformen, darunter auch mobile.de, geben daher zusätzlich zur Durchschnittsbewertung auch die Anzahl der Bewertungen an. Einige Plattformen gehen noch weiter und blenden die Durchschnittsbewertung nur ab einer bestimmten Bewertungsanzahl ein oder geben zusätzlich zum Durchschnitt auf Wunsch auch die komplette Bewertungsverteilung an.

Varianz beschreibt die zufällige Abweichung von der objektiv korrekten Bewertung. Jede abgegebene Bewertung kann durch zufällige Einflüsse viel zu gut oder schlecht sein:

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

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.



Verzerrung beschreibt systematische Abweichungen der abgegebenen Bewertungen von der objektiven Qualität. Bei einer Verzerrung sind die Bewertung entweder alle tendenziell zu gut oder zu schlecht. Verzerrungen werden oft absichtlich durch den Plattformbetreiber oder Plattformnutzer verursacht und im Gegensatz zu hoher Varianz lösen sich Verzerrungen nicht automatisch mit einer höheren Anzahl an Bewertungen!



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!

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. \$

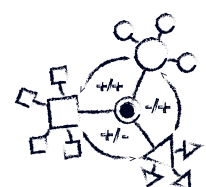
Hinter „Fake Bewertungen“ steckt ein ganzes Spektrum an Taktiken, um Bewertungssysteme zu manipulieren. Das Kaufen von guten Bewertungen ist die Holzhammermethode. Dahinter steckt eine ganze Industrie die sowohl mit KI-Werkzeugen als auch mit Rekrutierungsnetzwerken arbeitet. Eine subtilere Variante ist die Inzentivierung positiver Reviews. Die Reviewer sind dabei echte Käufer, die durch Rabatte oder Give-aways positiv gestimmt werden. Das funktioniert übrigens auch dann, wenn diese unabhängig vom gegebenen Rating gewährt werden!

<https://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/>

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. Ein Gartenhaus „Shed at Dulwich“ wurde mit dieser Taktik zum höchstbewerteten Restaurant Londons!

Es gibt diverse plattformspezifische Tricks für Fake Bewertungen. Bei Amazon werden zum Beispiel kostenlose Retouren ausgenutzt, um verifizierte Käufe vorzutauschen. Außerdem können Produktvarianten genutzt werden, um die gute Bewertung eines Produktes auf andere zu übertragen.

Nicht immer haben Fake Bewertungen rein kommerzielle Interessen. Beim Review Bombing wird zur massenhaften, meist negativen Bewertung, von Produkten aufgestachelt. Betroffen sind oft Filme, Serien und Spiele, die angeblich eine zu progressive oder zu konservative Weltsicht propagieren. Für Review Bombing ist oft kein konkreter Aufruf notwendig. Polemische Posts und Memes können es „organisch“ auslösen.



Ignorieren Ignoriert man Fake-Bewertungen verliert das Bewertungssystem an Aussagekraft und damit an Effektivität - es kann kein Vertrauen mehr zwischen den Akteuren der Plattform herstellen.

Löschung Löscht man die Fake-Bewertungen kann der Käufer der Fake-Bewertungen trotzdem profitieren. Studien zeigen, dass Bewertungssysteme einem Herdeneffekt unterliegen: Sehen Käufer eine positive Bewertung für ein Produkt oder einen Verkäufer, sind sie eher geneigt, ebenfalls eine positive Bewertung abzugeben. Eine positive Fake-Bewertung kann also positive (negative) echte Bewertungen wahrscheinlicher machen und dadurch auch über eine Löschung hinaus Wirkung zeigen.

Bestrafung Sanktioniert man die Fake-Bewertungen, z. B. durch eine Sperre des Verkäuferaccounts, könnten schlaue Konkurrenten auf die Idee kommen, positive Fake-Bewertungen für ihre Konkurrenten zu kaufen.

Prävention Bindet man die Möglichkeit einer Bewertung an eine auf der Plattform getätigte Transaktion (z. B. verifizierter Kauf auf Amazon) senkt man bei Produktbewertungen die Anzahl an Bewertungen und damit auch wieder die Aussagekraft.

Anreizprobleme

Bei Bewertungssystemen mit Anreizproblemen entsteht die Verzerrung nicht durch Manipulation, sondern wird vom Bewertungssystem selbst verursacht. Ein Beispiel ist das alte Bewertungssystem von Ebay bei dem sich Käufer und Verkäufer gegenseitig bewerten. Die beiden Bewertungen sind unabhängig voneinander: Es gibt keine feste Reihenfolge und jede Bewertung ist sofort für alle sichtbar. Viele unzufriedene Käufer und Verkäufer verzichteten auf die Abgabe negativer Bewertungen, um keine negative Bewertung durch die Gegenseite zu provozieren.

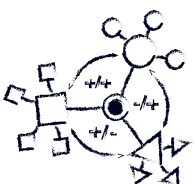
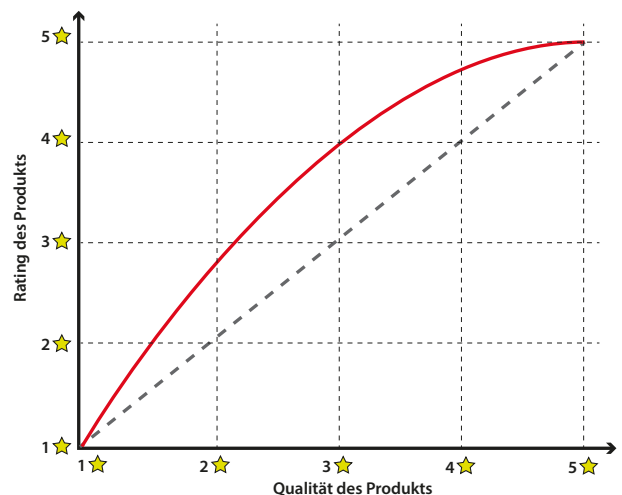
Auch bei Verzerrungen durch Anreizproblemen sind mehr Bewertungen keine große Hilfe. Ein Bewertungssystem muss so gestaltet sein, dass die Nutzer einen Anreiz haben, ehrliche Bewertungen abzugeben.

Manipulative Gestaltung

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

Es kann sein, dass dieser nur die schlechtesten Verkäufer abschrecken möchte, um adverse Selektion zu reduzieren, aber darüber hinaus keine Differenzierung zwischen mittelmäßigen und guten Verkäufern will.

Im Folgenden lernen wir, wie wir Bewertungen in eine bestimmte Richtung lenken können!



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!

Die Bewertungsstufen können zusätzlich 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“.

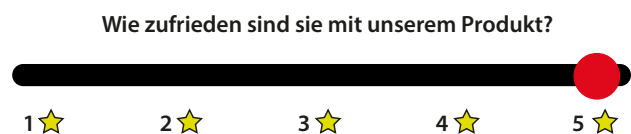
Das Ganze kann ergänzt werden durch Einblendung von zusätzlichen Informationen, die zwar üblicherweise der Wahrheit entspricht, aber nur den Zweck hat den Bewerter zu beeinflussen.

- 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.

Eine Charaktereigenschaft auf die der Plattformbetreiber immer setzen kann, ist die Faulheit des Nutzers und die gilt insbesondere bei der Abgabe einer Bewertung. Wir können diese Faulheit mit **Effort Asymmetry** ausnutzen: Es muss leichter sein, eine positive Bewertung abzugeben, als eine schlechte abzugeben. Das macht das bewertete Produkt nicht besser, erhöht jedoch die Wahrscheinlichkeit, dass ein mäßig zufriedener Kunde doch ein sehr gutes Rating gibt.



Würden Sie unser Produkt weiterempfehlen?



JA - Ich bin begeistert!



Ich habe ein Problem :(

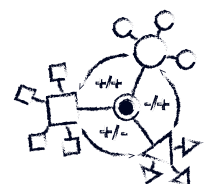
Wie würden sie unser Produkt bewerten?



Wunschlos glücklich!



Jetzt Review verfassen ...



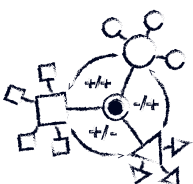
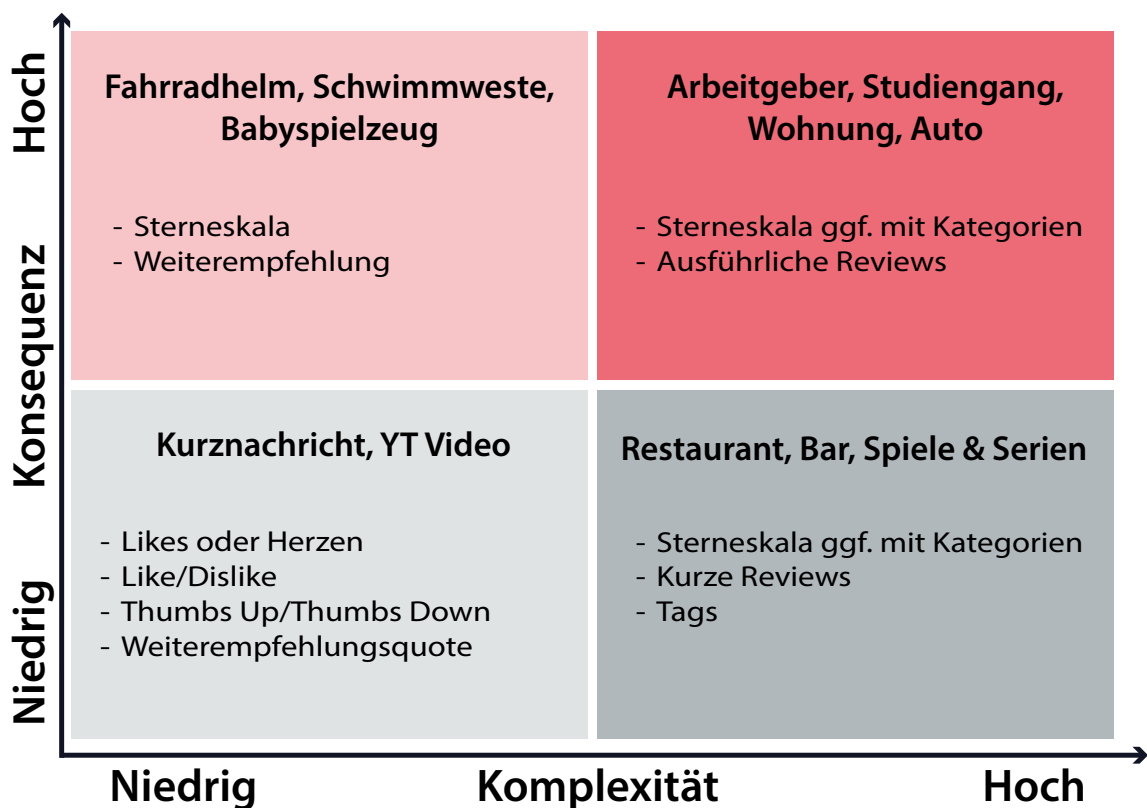
Auch das Timing der Befragung spielt eine Rolle: Ich frage nicht nach einer Bewertung, wenn der Kunde bereits den Support angerufen hat und sich dort beschwert hat. Ich frage umso gern nach einer Bewertung, wenn der Kunde mein Produkt geshart und damit vermutlich weiterempfohlen hat. Und ich frage gerne nach einer Empfehlung, wenn der Kunde gerade etwas mit meiner App erreicht hat. Letzteres wird gerne bei Spiele-Apps gemacht: Nach einem Erfolgserlebnis im Spiel ist der Nutzer durch das Dopamin positiver gestimmt!

Inzentivierung von Bewertungen ist ein zweischneidiges Schwert und führt oft sogar unabsichtlich zu einer Manipulation des Bewerten- den. Werden Kunden für das Abgeben einer Bewertung belohnt, führt dies tendenziell zu mehr Bewertungen und einer geringeren Varianz, gleichzeitig aber zu einer positiven Verzerrung. Das gilt auch dann, wenn die Belohnung unabhängig von der Bewertungsstufe ist.



Zu guter Letzt muss nicht hinter jeder Verzerrung eine böse Absicht oder ein Anreizproblem stecken. 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!



Bewertungssysteme bei Kommunikationsplattformen

Bei Kommunikationsplattformen werden die kommunizierenden Nutzer und/oder ihre Botschaften bewertet. Die Bewertung kann 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. Die Plattform kann diese Bewertungen nutzen, um gut bewertete Nachrichten prominent zu platzieren oder schlecht bewertete Nachrichten auszublenden.

Indirekt durch die Nutzer Nutzer der Plattform 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.

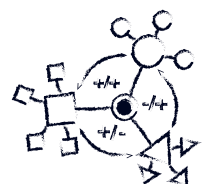
Moderatoren Vom Plattformbetreiber bezahlte oder ehrenamtlich eingesetzte Moderatoren sind auf der Plattform aktiv und achten dabei auf besonders informative und besonders schädliche Nachrichten. Erstere können von den Moderatoren z. B. prominent hervorgehoben werden (z. B. als sticky/pinned post), Letztere werden gelöscht.



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.

Das vorherige Kapitel zum Thema Aussagekraft und Effektivität lässt sich im Wesentlichen auf Kommunikationsplattformen übertragen, indem wir Fake-Reviews durch unerwünschte Inhalte ersetzen. Auch hier gibt es Herding-Effekte in Form von Shitstorms, die durch die Löschung der ursprünglichen Beiträge nicht zu bremsen sind. An der Kontroverse zur Rolle der sozialen Medien bei der Wahl von Trump und Elon Musks Bestrebungen Twitter aufzukaufen, sieht man auch die Gefahr, dass Plattformbetreiber durch die Bevorzugung / Benachteiligung bestimmter Nachrichten eine politische Agenda verfolgen.



Empfehlungssysteme

Ein Erfolgsfaktor der sich bereits in den ältesten Screenshots von Amazon versteckt ist jedoch das Versprechen „sign in and 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 senken die Transaktionskosten für Käufer, indem sie die benötigte Zeit für Recherchen verkürzen und die Unsicherheit bei Kaufentscheidungen senken.

Beim Einkauf in einem Fachgeschäft begegnet man Empfehlungen in Form von aktiver Beratung durch Mitarbeiter, aber auch durch entsprechende Aushänge oder die Art und Weise wie die Artikel angeordnet sind. Digitale Plattformen setzen in diesem Punkt überwiegend auf datenbasierte Empfehlungssysteme:

Explizite Empfehlungssysteme sind als solche gekennzeichnet und empfehlen z. B. unter dem Stichwort „Kunden kauften auch“ passende Produkte zum aktuellen Einkauf oder bieten einem nach der Beantwortung einiger weniger Fragen eine vorgefilterte Auswahl an besonders geeigneten Produkten.

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.

Datenbasierte Empfehlungssysteme geben ihre Empfehlungen auf der Grundlage von Daten über Käufer, Verkäufer und Produkte. Hier eine kurze längst nicht vollständige Liste an Daten, die von einem Empfehlungssystem verwendet werden könnten:

- Was habe ich in der Vergangenheit auf der Plattform gekauft? Wie zufrieden war ich damit?
- Was kaufen Kunden mit ähnlicher Demografie (Alter, Geschlecht, Familienstand, Wohnort)?
- Wie zufrieden sind diese mit ihren Einkäufen?

Die Parallelen zwischen dem klassischen Verkaufsmitarbeiter und dem Empfehlungssystem sind ebenso klar wie die Vorteile von Letzterem:

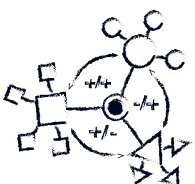
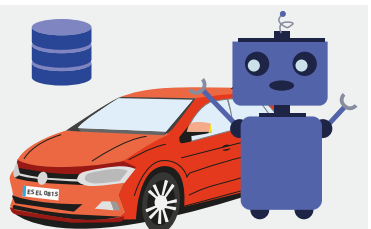
Ein einmal aufgesetztes Empfehlungssystem kann mehrere Kunden gleichzeitig beraten, verursacht keine Gehaltskosten, wird nie den Arbeitgeber wechseln (und damit seinen Erfahrungsschatz mitnehmen) und kann mehr Daten speichern als jeder noch so gute Verkäufer.

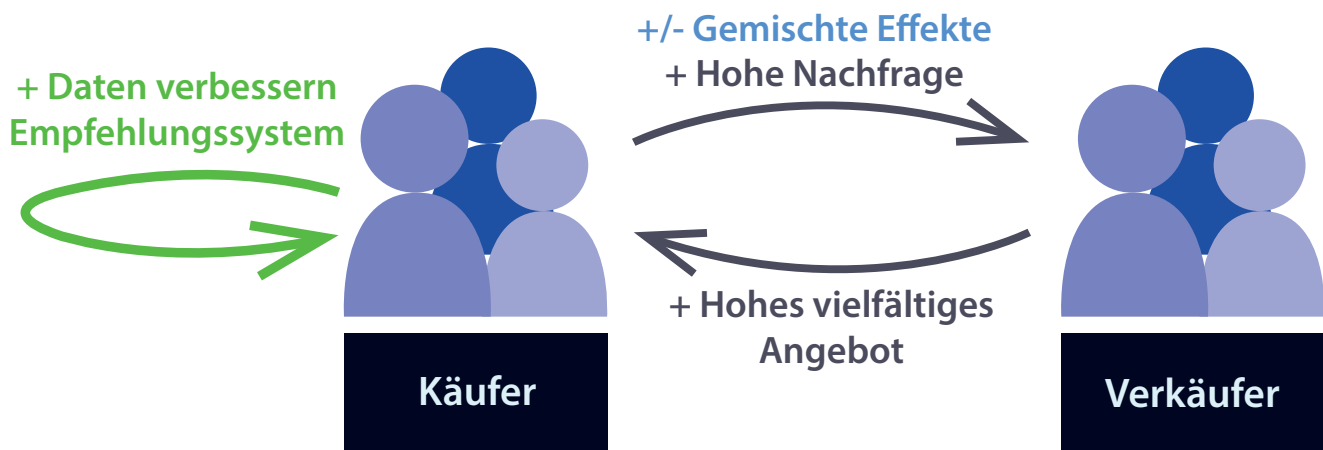
Konzeptionell können wir die Vorteile des Empfehlungssystems auch wieder als Netzwerkeffekt darstellen!

Empfehlung durch
Verkaufsmitarbeiter



Datengetriebenes
Empfehlungssystem





Je mehr Käufer auf einer Plattform aktiv sind, umso mehr Daten kann diese über ihre Käufer sammeln. Empfehlungssysteme sind daher genauso wie die Bewertungssysteme eine Quelle für positive gruppeninterne Netzwerkeffekte innerhalb der Gruppe der Käufer. Die Auswirkungen auf die Verkäufer schwieriger einzuschätzen. Es gibt jedoch Modelle und empirische Studien, die zeigen, dass ...

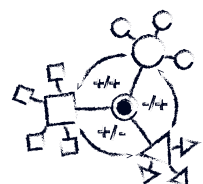
- Verkäufer von Nischenprodukten von der Existenz eines Empfehlungssystems profitieren können.
- Verkäufer von Gebrauchsgütern und Genussgütern unterschiedlich profitieren: erste erhalten mehr Views und Letztere eine höhere Conversion-Rate.
- Verkäufer von Erfahrungsgütern (Güter bei denen Qualitätseigenschaften nicht aus Datenblättern oder Ähnlichem abgeleitet werden können) stärker profitieren.

Bewertungs- und Empfehlungssysteme ergänzen sich, sind aber grundsätzlich voneinander unabhängig verwendbar. Ein Empfehlungssystem kann dem Kunden auch dann noch weiterhelfen, wenn es bereits ein gutes Bewertungssystem gibt: Es liefert zusätzliche Informationen und verringert die Zeit, die der Kunde benötigt, um Bewertungen und Reviews zu vergleichen. Umgekehrt kann ein Empfehlungssystem auch ohne ein Bewertungssystem funktionieren. Dies ist insbesondere dann der Fall, wenn es unterschiedlich gut informierte Kunden gibt. Wir betrachten dazu eine Plattform ohne Bewertungssystem und mit einem maximal simplen Empfehlungssystem.

Ein einfaches Modell

Auf einer Handelsplattform gebe es Laptops der beiden Marken Alpha und Beta. Der Alpha ist das bessere Gerät und liefert einen Nutzen von 2, während der Beta nur einen Nutzen von 1 bringt. Diese Plattform wird von zwei Typen von Käufern genutzt: Experten und Ahnungslosen. Beide Typen wollen genau einen Laptop kaufen.

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. Ahnungslose Käufer vertrauen dagegen



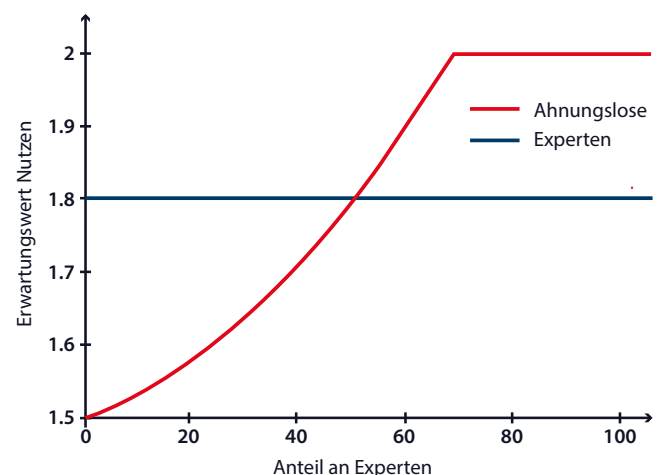
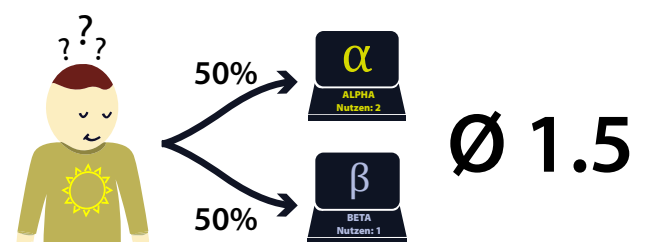
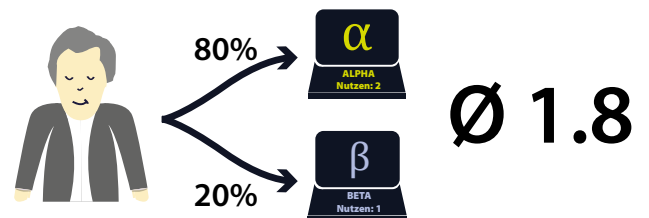
blind dem Empfehlungssystem und kaufen das Produkt, das ihnen empfohlen wird. Erhalten sie keine Empfehlung, entscheiden sie sich willkürlich für eines der beiden Geräte. Und jetzt kommt der springende Punkt! Das Empfehlungssystem verwendet keine ausgeklügelten Algorithmen, sondern empfiehlt einfach das bisher meistverkaufte Modell. Kann ein derart schlichtes System überhaupt einen Mehrwert liefern?

Ohne das Empfehlungssystem erhalten wir die rechts gezeigten Erwartungsnutzenwerte. Die Experten erzielen dank ihres Wissensvorsprungs einen höheren Erwartungsnutzen!

Führen wir nun das Empfehlungssystem ein, ändert sich bei den Experten nichts. Sie ignorieren das System und erzielen weiterhin einen Erwartungsnutzen von 1.8

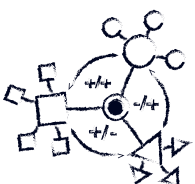
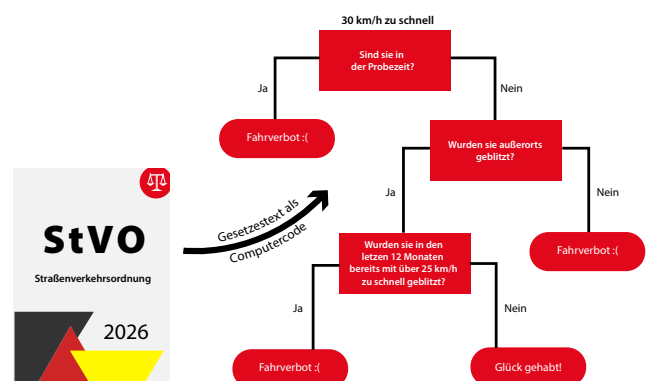
Bei den Ahnungslosen ist die Auswirkung abhängig vom Anteil der Experten: Ohne Experten entscheidet der erste Ahnungslose, was alle Käufer nach ihm kaufen. Der Erwartungswert bleibt derselbe, nur die Varianz erhöht sich. Je weiter man den Anteil der Experten erhöht, umso größer der Erwartungswert. Interessanterweise kann er sogar über das Niveau der Experten von 1.8 steigen.

Das Empfehlungssystem führt zu einem Wissenstransfer von den Experten zu den Ahnungslosen. Wenn bereits ein derart einfaches System einen Mehrwert schaffen kann, welches Potenzial muss dann erst ein vernünftiges KI basiertes System haben? Wir machen dazu einen Exkurs in das Machine Learning!



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



Beim **Reinforcement Learning** lernt die KI in einer Testumgebung. Wir erklären ihr dabei nur, was sie grundsätzlich machen kann und was ihr Ziel ist. Wir erklären ihr weder die genauen Spielregeln der Testumgebung, noch geben wir ihr eine gute Strategie zum Erreichen des Ziels auf den Weg. Die KI muss sich dies selbst antrainieren und wird in den ersten Versuchen kläglich scheitern. Über mehrere 100 oder gar 1000 Versuche wird, die KI aber langsam besser und besser darin das vorgegebene Ziel zu erreichen. Der Lernfortschritt ist mit einem Baby vergleichbar, das Laufen lernt. In dem rechts verlinkten Video sehen wir sogar ein Beispiel, bei dem es wortwörtlich um das Laufen lernen geht!



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

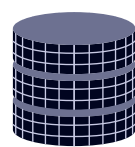
Übertragen wir die Vorgehensweise auf unsere Aufgabe, Kunden Empfehlungen zu geben, wird uns schnell die Schwierigkeit bewusst! Entweder benötigen wir eine Testumgebung in der Kunden geeignet simuliert werden oder wir lassen die KI direkt auf der echten Plattform trainieren. Letzteres ist gerade anfangs sehr gefährlich, da die KI sich erst mal ausprobieren und Fehler machen wird und Ersteres ist dank einer Vielzahl an Kundendaten nicht unmöglich, aber durchaus aufwendig.

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.

Beim **Supervised Learning** bekommt die KI einen „Datensatz mit Lösungen“ und versucht ein Modell zu finden, dass die „Lösungen“ erklärt. Hat sie ein mit Modell gefunden, wird getestet, ob sich das Modell auch bei neuen Daten bestätigt. Wir schauen uns zuerst das Supervised Learning an und zwar direkt mit der konkreten Aufgabe, eine Klassifizierung bzw. Einteilung vorzunehmen. Mithilfe eines großen Trainingsdatensatzes soll die Maschine lernen, welche Produkte für einen Kunden relevant sind und welche nicht. Beim Stichwort Trainingsdatensatz erhalten wir auch den Zusammenhang zu **Big Data**: Die Performance eines Empfehlungssystems hängt entscheidend von der Qualität der Trainingsdaten ab. Diese wird wiederum häufig über die sogenannten 4Vs definiert. Neben der rohen Datenmenge (Volume) ist auch die Breite der Daten (Variety), ihre Aktualität (Velocity) und ihre Korrektheit und Genauigkeit (Veracity) relevant.



Volume



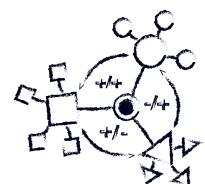
Variety

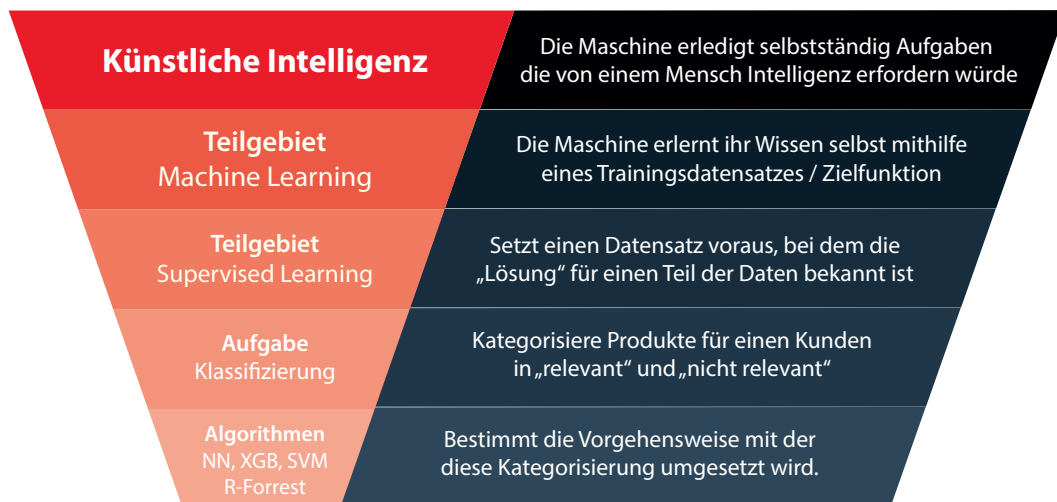


Velocity



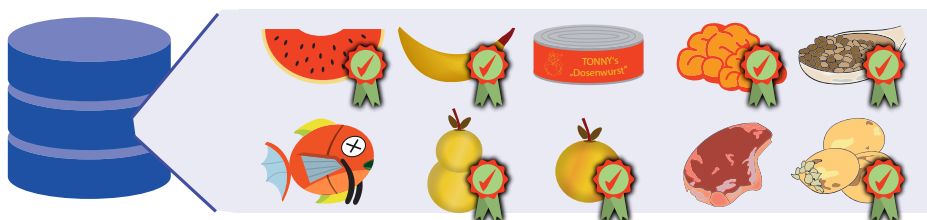
Veracity





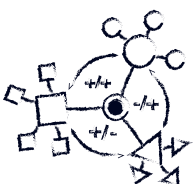
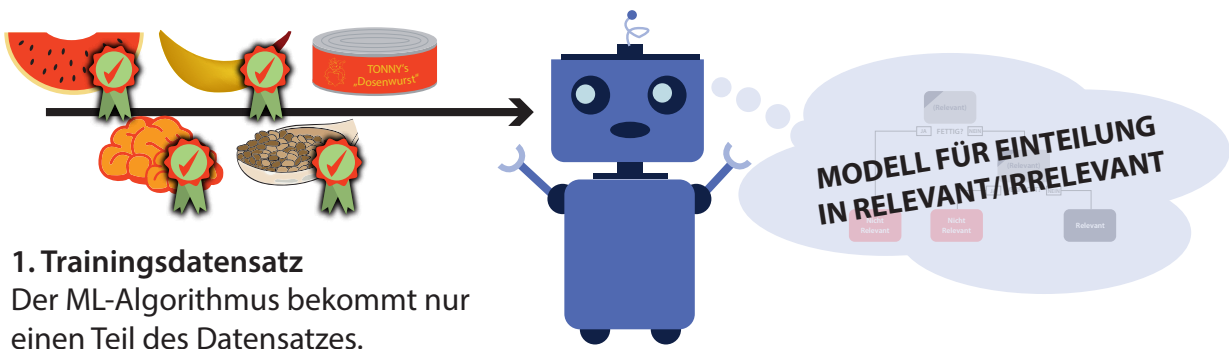
Supervised Learning

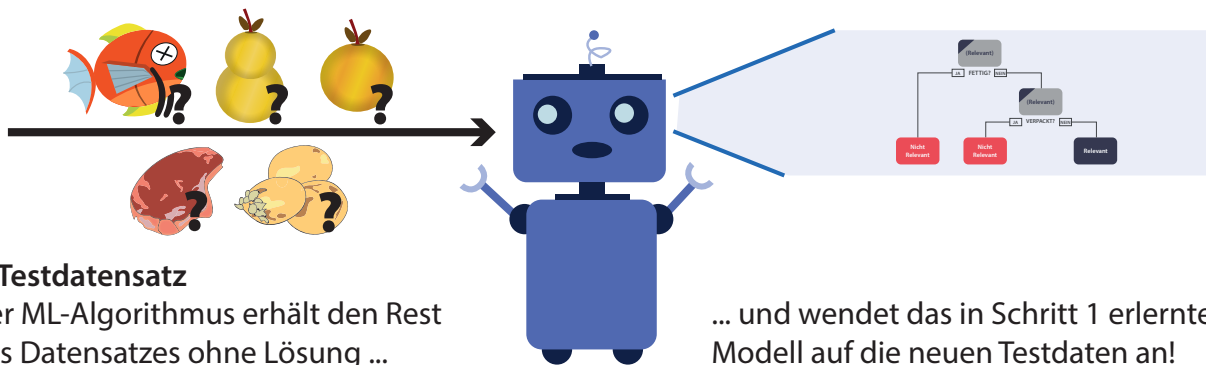
Eine Plattform für abgelaufene Lebensmittel erhält einen Datensatz für 10 Produkte und einen Nutzer. In diesem Datensatz sind natürlich nicht nur ein Username und je ein Bild der Produkte enthalten, sondern eine Vielzahl Eigenschaften für den Nutzer und die Produkte. Die Maschine versucht, Zusammenhänge zu finden: Eigenschaften des Nutzers und der Produkte, die einen Match erzeugen.



Beispieldatensatz
10 Produkte
7 davon relevant

Dazu erhält sie einen Teil der Daten, den Trainingsdatensatz, mit Lösungen. Die Maschine versucht basierend auf den Trainingsdaten ein Modell zu entwickeln, mit dem sie Produkte in relevant und irrelevant unterscheidet. Über den konkreten Algorithmus machen wir zunächst keine Gedanken. Die Maschine probiert verschiedene Modelle aus und da die Lösungen mit dabei sind, kann die Maschine beurteilen, wie gut das aktuelle Modell zu den Trainingsdaten passt. Ist sie nicht zufrieden, passt sie ihr Modell weiter an. Ist sie zufrieden, kommt Schritt zwei!





Die Maschine erhält einen weiteren Teil des Datensatzes, den Testdatensatz und zwar ohne Lösungen. Die Maschine wendet ihr aus den Trainingsdaten hergeleitetes Modell an, um diesen Datensatz zu klassifizieren. Der Erfolg des Lernens wird dann an der Performance dieser Klassifizierung gemessen. Die wichtigsten Kennzahlen hier sind **Recall, Precision und Accuracy**. Im Folgenden sehen wir ein Beispiel:

Produkt	Ist tatsächlich	Klassifikation	Übereinstimmung?
Fisch	Irrelevant	Relevant	Nein (falsch positiv)
Birne	Relevant	Relevant	Ja
Apfel	Relevant	Relevant	Ja
Fleisch	Irrelevant	Irrelevant	Ja
Kartoffeln	Relevant	Irrelevant	Nein (falsch negativ)

3. Beurteilung

Die Klassifizierung des Testdatensatzes wird mit der Lösung abgeglichen.



Recall: wie viel % aller relevanten Produkte wurden gefunden?
Relevant wären 3 Produkte von denen nur 2 gefunden werden.

$$2/3 = 66\%$$

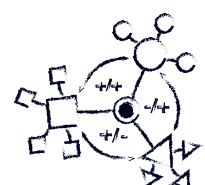
Precision: wie viel % aller gezeigten Produkte sind wirklich relevant?
Als relevant werden 3 Produkte eingestuft, von denen aber nur 2 relevant sind.

$$2/3 = 66\%$$

Accuracy: wie viel % aller Produkte wurden richtig klassifiziert?
5 Produkte werden klassifiziert, davon drei korrekt: Birne, Apfel und Fleisch

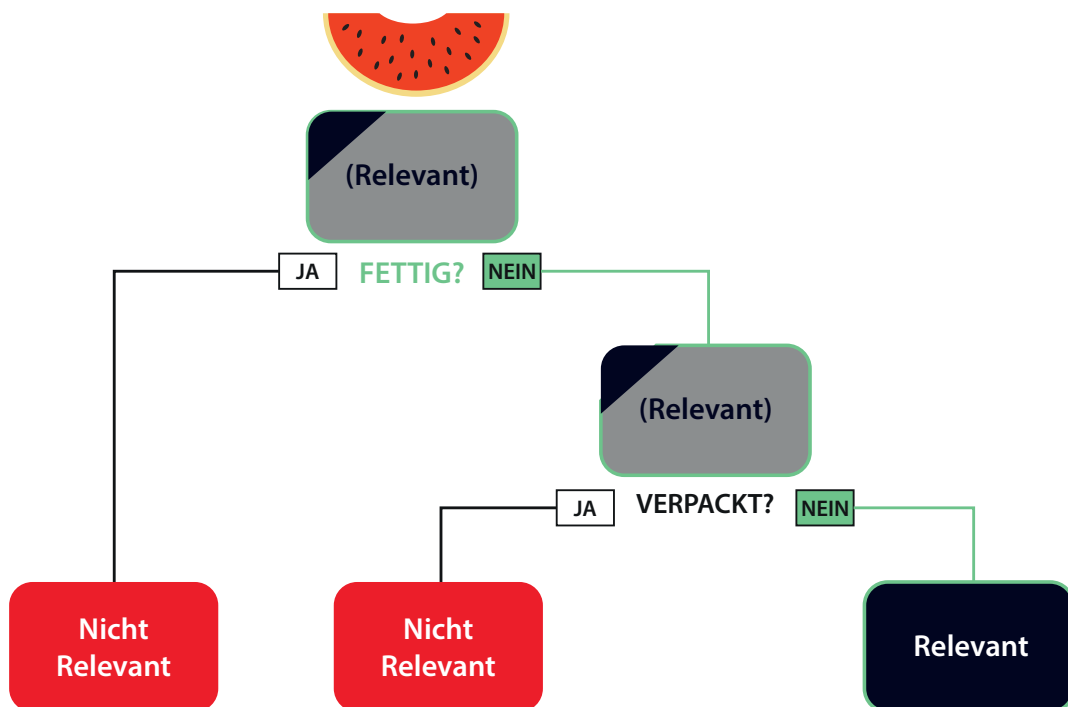
$$3/5 = 60\%$$

Warum drei Kennzahlen und nicht nur eine? Es gibt einen generellen 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. Ob der Recall oder die Precision wichtiger ist, hängt von der Frage ab was dem Nutzer bzw. dem Plattformbetreiber den größeren Disnutzen beschert: entgangene richtige Empfehlungen oder falsche Empfehlungen?



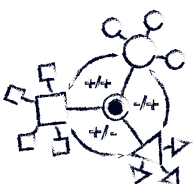
Warum betreiben wir den Aufwand mit den beiden Datensätzen? Die oben genannten Maße sind innerhalb des Trainingsdatensatzes mit Vorsicht zu genießen. Die Maschine könnte den Trainingsdatensatz einfach auswendig lernen (sag immer relevant, wenn Produktname = Melone, Banane, Walnuss oder Linsen) und hätte überall 100%. Bei der Übertragung auf andere Produkte würde sich aber schnell zeigen, dass sie eigentlich nichts gelernt hat. Gibt es hohe Abweichungen zwischen der Performance auf dem Trainings- und Testdatensatz, bezeichnet man dies als **Overfitting**.

Von den konkreten Algorithmen, die beim Supervised Learning eingesetzt werden können, schauen wir uns den Regressionsbaum an. Regressionsbäume sind Entscheidungsbäume, die aus verzweigten Fragen mit jeweils zwei Antwortmöglichkeiten bestehen. Am besten machen wir uns das an einem Beispiel klar!

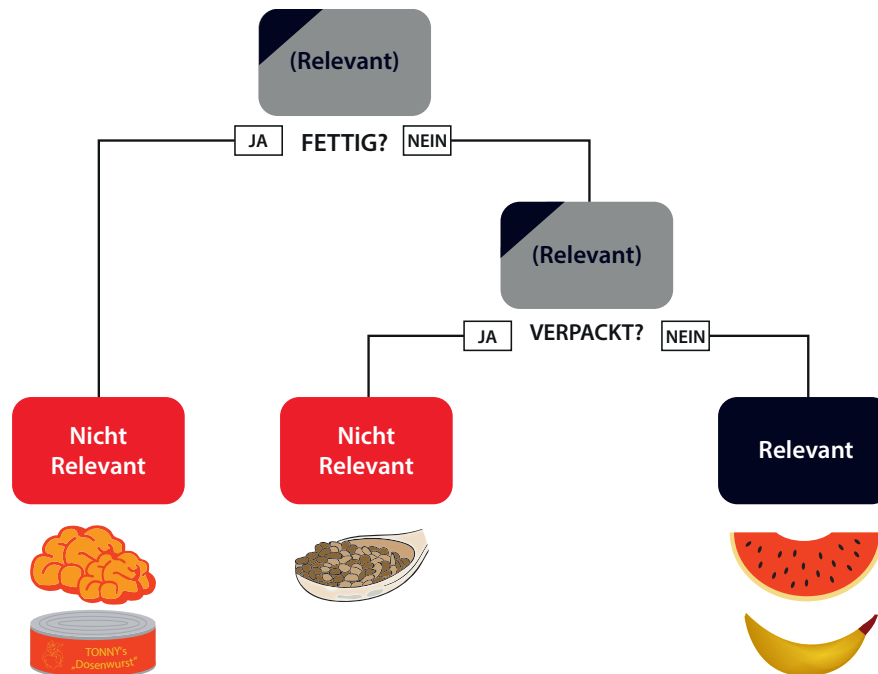


Der hier gezeigte Entscheidungsbaum stuft ein Produkt basierend auf zwei Fragen in relevant und nicht relevant ein. Ist ein Produkt fettig, dann gelte es immer als relevant. Ist ein Produkt nicht fettig, wird zusätzlich die Frage gestellt, ob es abgepackt ist. Wenn ja ist es trotzdem irrelevant, wenn nein dann ist es relevant.

Werfen wir eine Melone in dieses Modell rein, wird diese als relevant eingestuft. Da sie nicht fettig ist, stellen wir zusätzlich die Frage, ob sie abgepackt ist. Da eine Melone bereits von Natur aus eine Schale besitzt, ist die Antwort Nein und wir landen bei der Klassifikation „Relevant“. Die Maschine probiert verschiedene Entscheidungsbäume durch. Es werden unterschiedliche Kriterien abgefragt, unterschiedlich viele Fragen gestellt oder auch dieselben Fragen in einer anderen Reihenfolge gestellt. Die Konstruktion der Entscheidungsbäume ist nicht zufällig, sondern folgt auch gewissen Regeln, aber das würde für diese Veranstaltung zu weit führen.



Die KI bewertet den links gezeigten Entscheidungsbaum wieder über die drei Kennzahlen Recall, Precision und Accuracy. Dabei stellt sie fest, dass der Baum nicht wirklich zu den Trainingsdaten passt.



Recall: wie viel % aller relevanten Produkte wurden gefunden?
Relevant wären 4 Produkte von denen nur 2 gefunden werden.

$$2/4 = 50\%$$

Precision: wie viel % aller gezeigten Produkte sind wirklich relevant?
Als relevant werden 2 Produkte eingestuft, von denen aber nur 2 relevant sind.

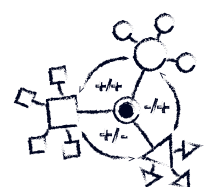
$$2/2 = 100\%$$

Accuracy: wie viel % aller Produkte wurden richtig klassifiziert?
5 Produkte werden klassifiziert, davon drei korrekt: Dosenwurst, Melone und Banane

$$3/5 = 60\%$$

Das aufgestellte Modell passt nicht zu den vorgegebenen Trainingsdaten. Der Algorithmus erzeugt einen neuen Entscheidungsbaum und probiert diesen ebenfalls mit den Trainingsdaten aus. Sobald die Maschine mit den Performancekennzahlen auf den Trainingsdaten zufrieden ist, wird das Modell festgesetzt und mit den Testdaten auf die Probe gestellt.

Zeigen sich dort ebenfalls gute Werte für Recall, Precision und Accuracy, ist das ein Indiz dafür, dass die KI mit dem Trainingsdatensatz tatsächlich allgemeine, übertragbare Muster erlernt hat. Zeigen sich dagegen schlechte Werte, haben wir ein Indiz für Overfitting.



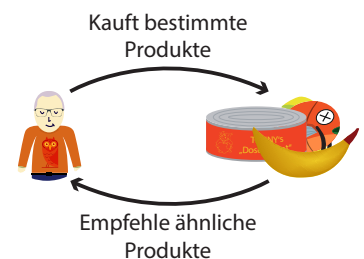
Unsupervised Learning

Wir wollen uns auch zwei Ansätze für unsupervised learning anschauen. Hier benötigen wir keine Daten mit Lösungen die in Trainings- und Testdatensatz aufteilen. Ohne Daten geht es aber trotzdem nicht. Welche Arten von Daten wir benötigen, hängt von unserer Vorgehensweise ab:

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 ...

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

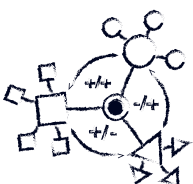
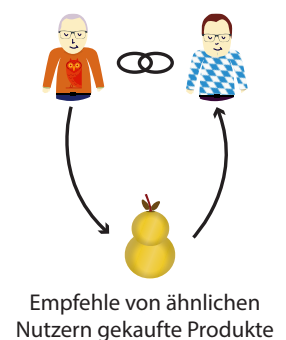


Collaborative Filtering Für diese Vorgehensweise benötigen wir keine Produktdaten, dafür jedoch Daten über möglichst viele Nutzer. Diese Nutzer gruppieren wir in Cluster mit ähnlichem Kaufverhalten. Kauft nun ein Nutzer des Clusters ein neues Produkt, wird dies auch anderen Nutzern des Clusters empfohlen.

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.

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

CLUSTER!



Algorithmen am Beispiel Instagram

Wie wird Machine Learning im Kontext von Social Media eingesetzt? Wir betrachten dazu Instagram und das nicht nur, weil es die aktuell wichtigste Social-Media-Plattform ist, sondern weil der CEO Adam Mosseri viele Einblicke gibt. In diversen Blog-Posts (z. B. aus [2021](#) und [2023](#)) und Interviews (z. B. auf YouTube in [2025](#)) erklärt er, wie Instagram Machine Learning einsetzt.

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. Die Bereiche unterscheiden sich insbesondere durch eine Vorauswahl des Contents.

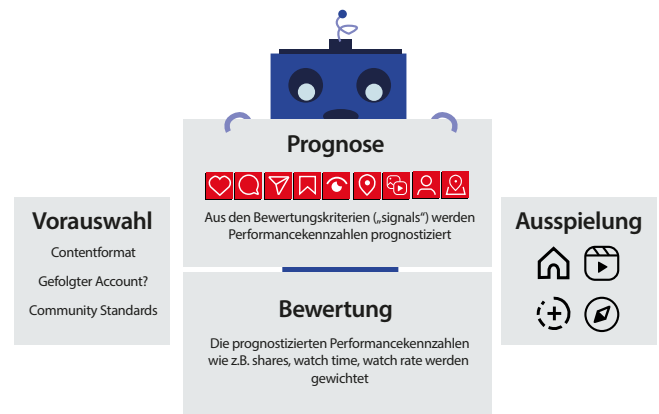
In Storys wird überwiegend Content von Accounts angezeigt, denen ich folge. In Explore und bei Reels wird überwiegend Content von Accounts angezeigt, denen ich nicht folge. Im Feed wird eine Mischung angezeigt. Nach der Vorauswahl wird basierend auf den relevanten Bewertungskriterien (sogenannten „Signals“) Prognosen aufgestellt wie z. B.

- Chance eines Likes
- Anzahl Shares.
- Watchtime und Watchrate

Die Prognosen werden in ein Scoring-Modell eingesetzt, wo diese gewichtet und verrechnet werden. Der Score entscheidet dann über den Content, der einem Nutzer ausgespielt wird. Die Gewichtungen in den Scoring-Modellen werden von Instagram selbst gewählt. Die Aufgabe der KI ist es, ein Modell zu finden, dass gegeben der „Signals“ möglichst zutreffende Prognosen aufstellt!

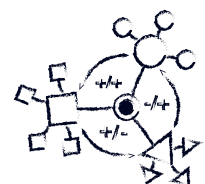
Grundsätzlich sind wir damit wieder beim Supervised Learning. Im Gegensatz zu unserem Beispiel mit den Lebensmitteln ist die Anwendung aber deutlich komplexer. Die Datengrundlage ist teilweise unstrukturiert (insb. der Inhalt von Bildern und Reels) und statt einer binären Zielvariable haben wir mehrere numerische Zielvariablen.

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/>

Bzgl. der unstrukturierten Daten gibt es zwei Ansätze. Entweder liefern die Content-Creator und Nutzer die strukturierten Daten durch Überschrift, Beschreibung, Kommentare oder Tags selbst oder wir verwenden eine künstliche Intelligenz die Inhalte von Bildern und Reels erkennt. Bei Letzteren wird da-



bei sowohl der Ton transkribiert, als auch ausgewählte Keyframes analysiert. Gerade der zweite Ansatz wird immer stärker verwendet, da dadurch unerwünschte Strategien wie Clickbaiting (irreführende oder übertrieben reißerische Titel) und Hashtag-Spamming (Verwenden von unpassenden Hashtags, weil diese zur Zeit trenden) an Stellenwert verlieren.

Für das zweite Problem müssen wir uns noch einmal mit Algorithmen befassen. Instagram verwendet sicher keine einfachen Klassifikationsbäume. Aussichtsreiche Kandidaten wären u.a. diverse Varianten von Regressionsmodellen, neuronale Netze oder Weiterentwicklungen des Regressionsbaums.

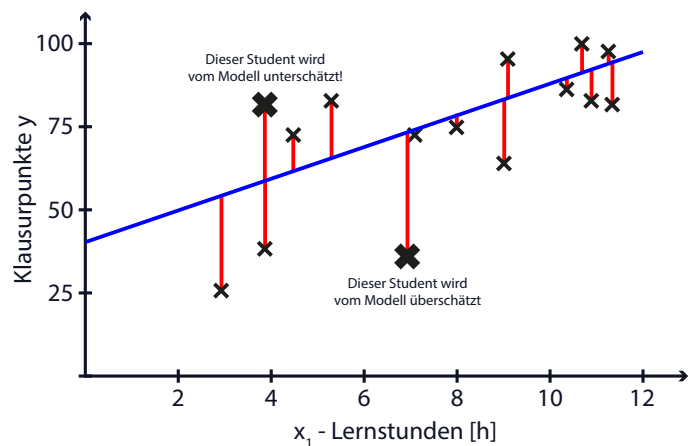
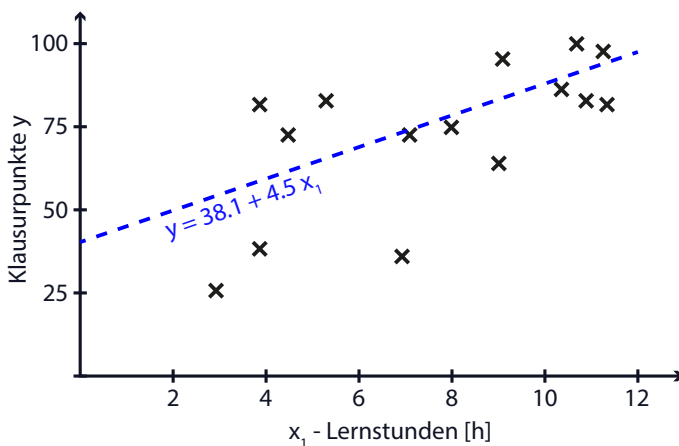
Bei **Regressionsmodellen** suchen wir nach einer mathematischen Funktion, die einen Zusammenhang zwischen ...

Unabhängigen Variablen $x_1, x_2, \dots, x_n$
Abhängiger Variable y

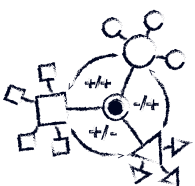
... möglichst gut beschreibt. Erkläre mir den Wert von y mit den Werten der x -en! Die Form der Funktion wird üblicherweise vorgegeben. Die einfachste Variante wäre eine lineare Funktion:

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

Die Aufgabe der KI ist die Suche nach Werten für die Betas, die so gut wie möglich zu einem bereits bekannten Datensatz aus der Vergangenheit passen. 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.

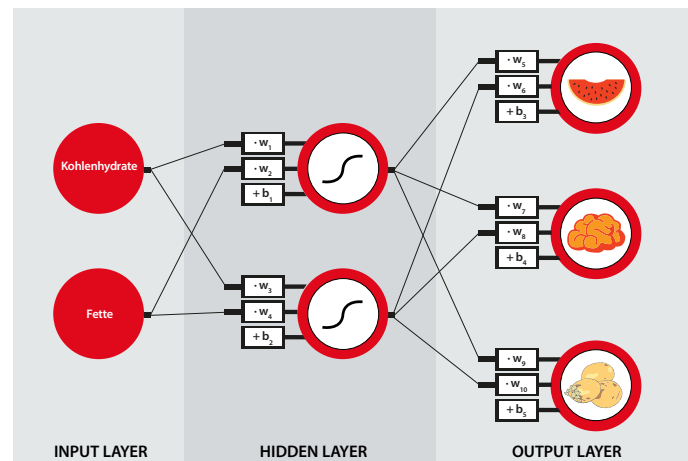


Anders als in dem illustrativen Beispiel hat Instagram mehrere abhängige Variablen (Watchtime, Watchrate, Anzahl Shares...) und sehr viele unabhängige Variablen, die in deren Prognose einfließen sollen. Wegen der vielen Variablen ist die klassische Vorgehensweise aus der Analysis (Nullsetzen partieller Ableitungen) oder der linearen Algebra jedoch nicht ohne Weiteres möglich. Zum Einsatz kommen numerische Verfahren wie der Gradient Descent.



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. Im Hidden-Layer werden die Eingabewerte aus dem Input-Layer gewichtet und verrechnet. Die mathematische Funktion für die Verrechnung wird fest vorgegeben, die „richtigen“ Gewichtungen sind von der KI zu finden.



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. 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.

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. Ist das Ergebnis nicht zufriedenstellend, werden die Gewichtungen angepasst. Diese Anpassung ist natürlich kein zufälliges Ausprobieren, sondern erfolgt systematisch.

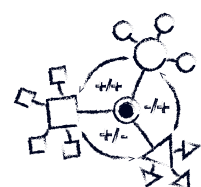
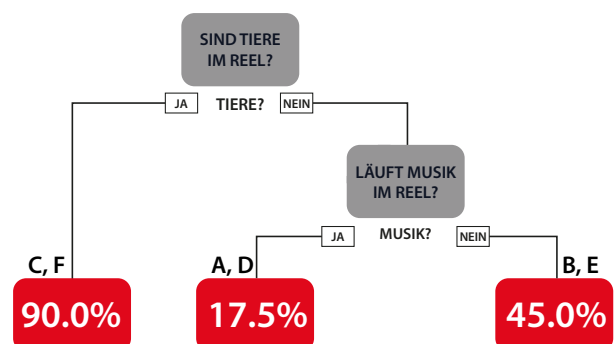
Bei den Entscheidungsbäumen müssen wir zuerst eine kleinere Änderung vornehmen. Statt Klassifikationsbäumen betrachten wir **Regressionsbäume**. Die Werte in den Blättern sind keine Kategorien mehr, sondern Durchschnittswerte. Beispiel:

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

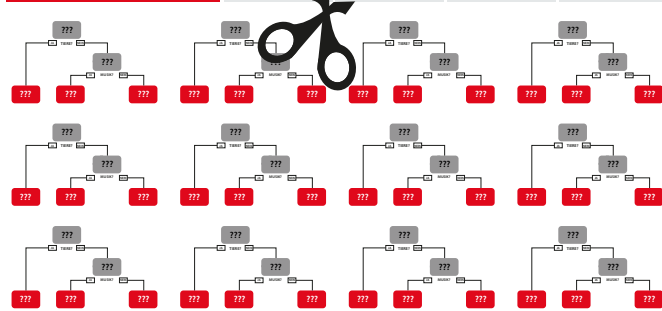
Zum mittleren Blatt gehören die Reels A und D mit einer Watchrate von 25% und 10%. Der Durchschnitt wäre 17.5%.

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



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



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, 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**.

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.

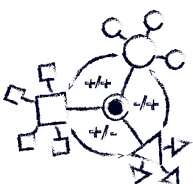
Wie können wir dieses Wissen nutzen? Es gibt dazu dutzende Videos auf YouTube und TikTok. Viele versprechen Hacks, mit denen „der neue Algorithmus“ ausgenutzt werden kann und einfache Tricks die unsere Analytics um Größenordnungen verbessern. Adam Mosseri hält sich bei dem Thema eher zurück und betont, dass die Algorithmen zwar ständig angepasst werden, aber nur inkrementell. 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 verschiedener Art aus; von Text und Sprache über Bilder und Vektorgrafiken bis hin zu Animationen und Bewegtbild. 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).



Es gibt dutzende konkrete Beispiele, bei denen Unternehmen GenAI einsetzen.

- 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](#)

Wir versetzen uns in eine Plattform hinein, die ihren Nutzer einen ChatGPT basierten Chatbot anbieten möchte. Zunächst schauen wir uns ChatGPT selbst näher an. Wir sollten zumindest ein konzeptionelles Verständnis haben. 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.

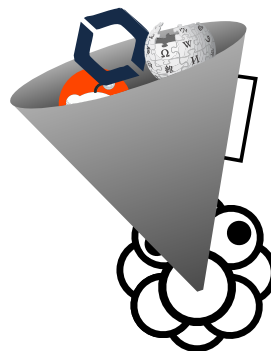
Transformer Gibt uns einen Hinweis darauf wie das Modell im inneren funktioniert.



Die Transformer Architektur basiert auf Deep Learning. Beim Deep Learning verwenden wir neuronale Netzwerke mit einer großen Zahl von Hidden Layern. In der Abbildung haben wir einen Hidden Layer mit 2 Neuronen und insgesamt 15 Parameter. Bei den ChatGPT Modellen der 5.x Generation sind es über eine Billion Parameter.

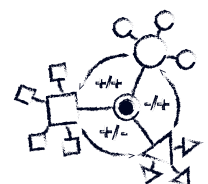
Wenn wir GPT einen Text geben, wird dieser Text in Tokens, üblicherweise Wörter, zerteilt. Die Tokens werden in Zahlenwerte umgewandelt, die den Inhalt und die Position im Text angeben. Der große Vorteil der Transformer ist, dass sie mit überschaubarem Rechenaufwand Wörter in einen Kontext bringen können, auch wenn sie nicht direkt nebeneinanderstehen.

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



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

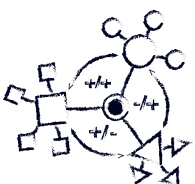
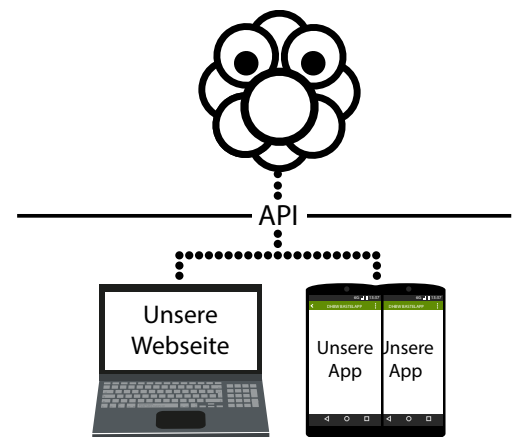
Das **pre-trained** erklärt uns, wie das Modell trainiert wurde und weiter angepasst werden kann. GPTs werden üblicherweise in 3 Stufen: Pre-Training, Supervised Fine Tuning und Reinforcement Learning.

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? 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.

Beim **Supervised Fine Tuning (SFT)** 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.

Nach dem SFT ist das Modell einsatzbereit, soll aber auch während seines Einsatzes weiterlernen. Die Nutzer können die Antworten des GPT-Modells mit Daumen hoch/runter bewerten und gelegentlich zeigt das Modell mehrere Antwortvarianten, aus denen der Nutzer die beste aussuchen soll.

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. Im nächsten Schritt müssen wir uns für ein GPT-Modell entscheiden.



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	📄 📄 📄	Input	📄 📄 📄	Input	📄 📄 📄
Output	📄 📄 📄	Output	📄 📄 📄	Output	📄 📄 📄
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.

Bei der aktuellen Generation GPT-5.x stehen meistens 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.

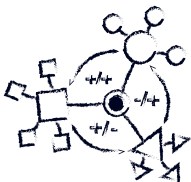
Abgerechnet wird nicht pro Anfrage, sondern pro Millionen Token, wobei 1 deutschsprachiges Wort im Schnitt 1.3 Tokens entspricht. Modellrechnung 1000 Kunden pro Tag mit jeweils 200 Wörtern Input und 300 Wörtern Output.

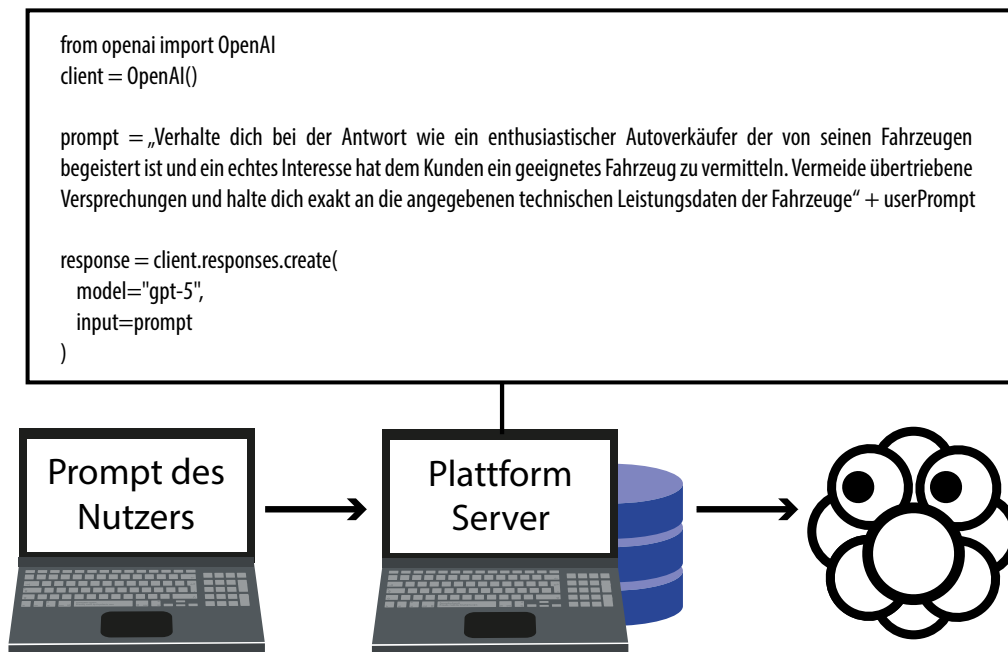
$$\text{Input } 1000 \times 200 \times 1.3 = 260000 \text{ Tokens (6.5 ct.)}$$

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

Der Chatbot kostet gerade mal 0.85€ pro Tag. Zu beachten ist, dass die Tokens in 2025 und 2026 deutlich teurer geworden sind. Für das mittlere Modell der Stand 13.08.2026 neuesten Generation gpt-5.6-terra werden 2\$/1M Input-Token und 12\$/1M Output-Token aufgerufen.

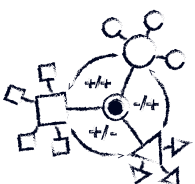
Aber was ist mit der Anpassung? Wir wollen nicht die generische ChatGPT Persönlichkeit, sondern Antworten, die zu unserer Plattform passen! Die einfachste Möglichkeit ist der Prompt selbst. Wir bestimmen, welche Prompt an das GPT-Modell geschickt wird.





Wir nehmen die Eingabe des Kunden in unserem Chatfenster und ergänzen Sie um Anweisungen wie das GPT-Modell antworten soll. Und auch die Antwort müssen wir nicht 1:1 an den Kunden weitergeben, sondern können das GPT-Modell z. B. 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 Kunde bekommt nicht nur eine textuelle Antwort, sondern der KI-Assistent öffnet direkt eine passende Shopseite oder befüllt den Warenkorb mit einer passenden Kombination an Produkten.

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.



Preismodelle

Wir kennen bereits das Grundprinzip von Netzwerkütern, die damit verbundenen Dynamiken und die Möglichkeit von Preis-Absatz Funktionen mit multiplen Gleichgewichten. Jetzt wollen wir auch den Plattformbetreiber und dessen Gewinnmaximierung betrachten. Welche Preise muss ein Anbieter von Netzwerkütern setzen, um seinen Gewinn zu maximieren? Welche Rolle spielt die Marktsituation und welche Preise wären für die Gesamtgesellschaft optimal?

Um die Fragen beantworten zu können, müssen wir noch zwei Zwischenschritte gehen. Als Erstes müssen wir die Preise genauer definieren. Wir unterscheiden in die Gebühren, die der Plattformbetreiber von den Nutzern erhält und solchen, die er von Werbetreibenden erhält. Wir betrachten zunächst mal die Gebühren aufseiten der Nutzer. Hier unterscheiden wir in:



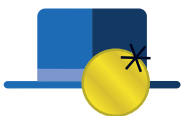
Einmalige Anmelde/Installationsgebühren müssen vom Nutzer einmalig bezahlt werden, wenn er der Plattform beiträgt. Typischerweise ist dieser Preis bei digitalen Plattformen 0, da keine gesonderte Hardware für die Nutzung der Plattform erforderlich ist und die Einrichtung eines Accounts vollautomatisch erfolgt.



Abonnementgebühren müssen vom Nutzer regelmäßig, meist monatlich, bezahlt werden, wenn er die Plattform grundsätzlich weiter verwenden möchte. Die Höhe der Gebühren ist jedoch von der Intensität der Verwendung unabhängig. Typisch für Unterhaltungsplattformen und einige Kommunikationsplattformen. Untypisch bei Handelsplattformen.



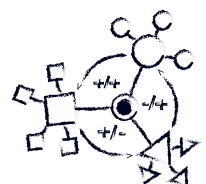
Nutzungsgebühren müssen vom Nutzer für die Verwendung grundlegender Funktionen auf der Plattform bezahlt werden. Diese Form findet sich für Nutzer insbesondere bei eCommerce Plattformen in Form von Provisionen oder Einstellungsgebühren. Bei Kommunikationsplattformen sind Gebühren pro Nachricht absolut unüblich.



Extras und Mikrotransaktionen müssen vom Nutzer für die Verwendung bestimmter Zusatzfunktionen auf der Plattform bezahlt werden. Auf einer Handelsplattform können dies Vorteile wie Inserate mit besonders prominenter Platzierung sein. Im Unterhaltungsbereich oft auch virtuelle Güter wie z. B. ein besonders ausgefallener Avatar oder Hüte auf einer Spielfigur.

Die Dominanz von Abomodellen bei Unterhaltungsplattformen hängt mit deren Kostenstruktur zusammen. Plattformen wie Netflix, Hulu und Disney+ zeichnen sich durch hohe Fixkosten für die Lizenzierung bzw. Eigenproduktion des Contents aus. Die Grenzkosten, also die Kosten die durch einen zusätzlichen Zuschauer entstehen, sind dagegen verschwindend gering.

Auf der nächsten Seite schauen wir uns das ganze in einem mikroökonomischen Modell an, dass wir bereits aus dem ersten Studienjahr kennen: das Monopolpreismodell.



Wir betrachten zwei Unternehmen: eine Streamingplattform und ein „normales“ Unternehmen. Die Streamingplattform hat sehr geringe variable Kosten:

$$c(q) = 2q$$

Das normale Unternehmen hat dagegen hohe variable Kosten:

$$c(q) = 30q$$

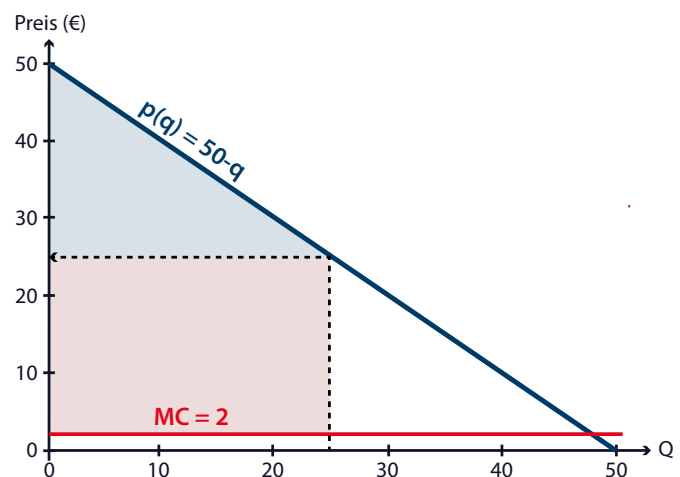
Beide Unternehmen sollen eine große Zahl an Kunden mit jeweils folgender Zahlungsbereitschaft gegenüberstehen.

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

Bei einer reinen Nutzungsgebühr erhalten wir folgende Marktgleichgewichte und Gewinnoptima. Der Rechenweg entspricht dem, den wir aus den Mikroökonomikveranstaltungen kennen: Wir stellen die Gewinnfunktion auf und setzen deren Ableitung gleich null.

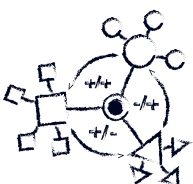
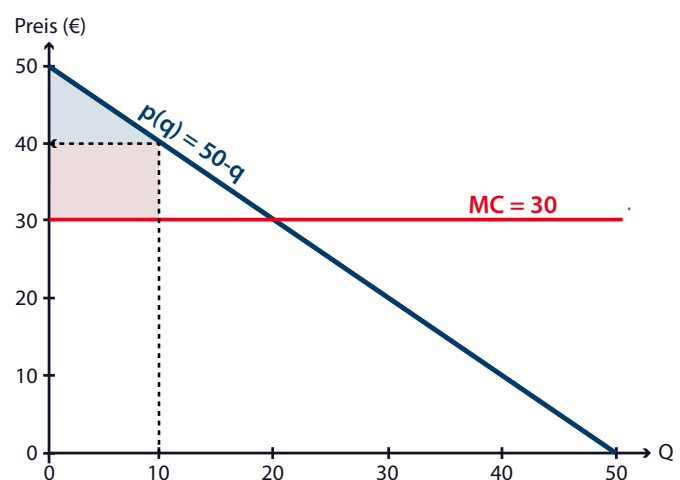
Streaming - Nur Nutzungsgebühren

$$\begin{aligned}\pi(q) &= p(q) \cdot q - c(q) \\ &= (50 - q)q - 2q \\ &= 50q - q^2 - 2q \\ &= 48q - q^2 \\ \frac{\partial \pi}{\partial q} &= 48 - 2q \stackrel{!}{=} 0 \\ \Leftrightarrow q^* &= 24 \\ \Leftrightarrow p^* &= 26 \\ \Leftrightarrow \pi(q^*) &= 48 \cdot 24 - 24^2 \\ &= 576\end{aligned}$$



Unternehmen - Nur Nutzungsgebühren

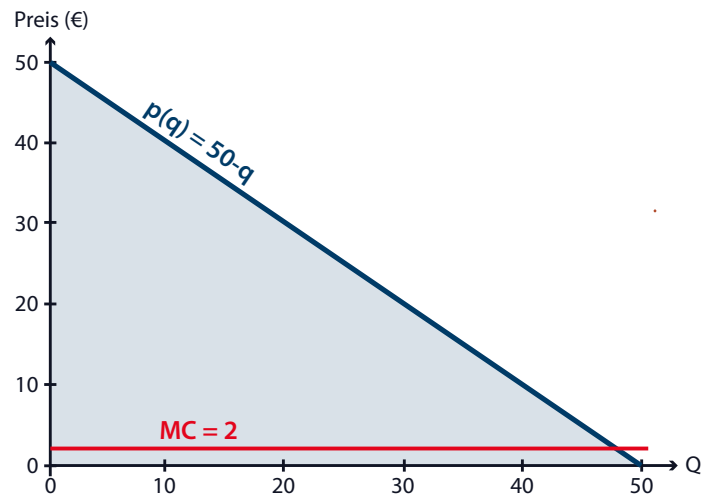
$$\begin{aligned}\pi(q) &= p(q) \cdot q - c(q) \\ &= (50 - q)q - 30q \\ &= 50q - q^2 - 30q \\ &= 20q - q^2 \\ \frac{\partial \pi}{\partial q} &= 20 - 2q \stackrel{!}{=} 0 \\ \Leftrightarrow q^* &= 10 \\ \Leftrightarrow p^* &= 40 \\ \Leftrightarrow \pi(q^*) &= 20 \cdot 10 - 10^2 \\ &= 100\end{aligned}$$



Um das Optimum für ein reines Abopreismodell zu berechnen, müssen wir die Nutzungsgebühren $p=0$ setzen und mit A gleichzeitig ein neues Formelzeichen für den Abopreis einführen. Wie hoch können wir gegeben $p=0$ unseren Abopreis optimal wählen? Wir setzen das $p=0$ in die Preis-Absatz-Funktion ein und erhalten dadurch die Menge $q^*=50$. Mit dieser Menge können wir die Konsumentenrente berechnen, die wir abschöpfen können, indem wir $A=KR(q^*)$ setzen!

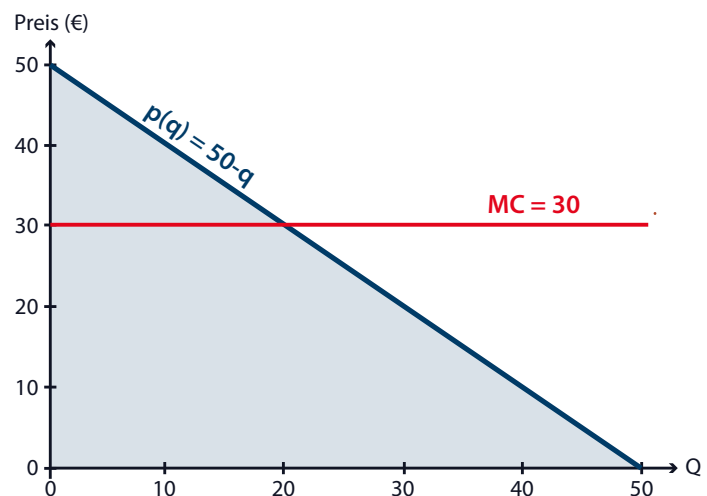
Streaming - Nur Abogebühren

$$\begin{aligned}
 p &\stackrel{!}{=} 0 \iff q^* = 50 \\
 \pi(q^*) &= KR(q^*) - c(q^*) \\
 &= 0.5 \cdot 50 \cdot 50 - 2 \cdot 50 \\
 &= 1250 - 100 \\
 &= 1150
 \end{aligned}$$



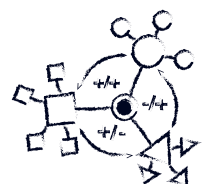
Unternehmen - Nur Abogebühren

$$\begin{aligned}
 p &\stackrel{!}{=} 0 \iff q^* = 50 \\
 \pi(q^*) &= KR(q^*) - c(q^*) \\
 &= 0.5 \cdot 50 \cdot 50 - 30 \cdot 50 \\
 &= 1250 - 1500 \\
 &= -250
 \end{aligned}$$



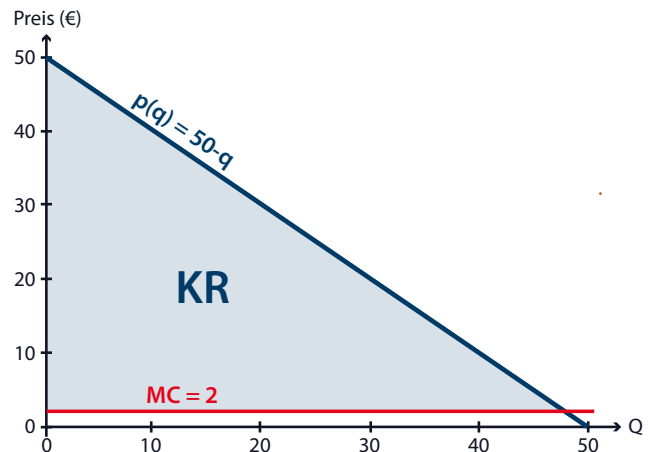
Wir sehen, dass das Abomodell besser zur fixkostenintensiven Streamingplattform und das Nutzungsgebührenmodell besser zum normalen Unternehmen passt.

Bei einem Zweistufentarif kombinieren wir Abonnement und Nutzungsgebühr und erheben beide Gebühren. Wir suchen in diesem Fall zwei optimale Preise: A^* und p^* . Der Rechenweg ist aber nicht sonderlich schwer. 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.



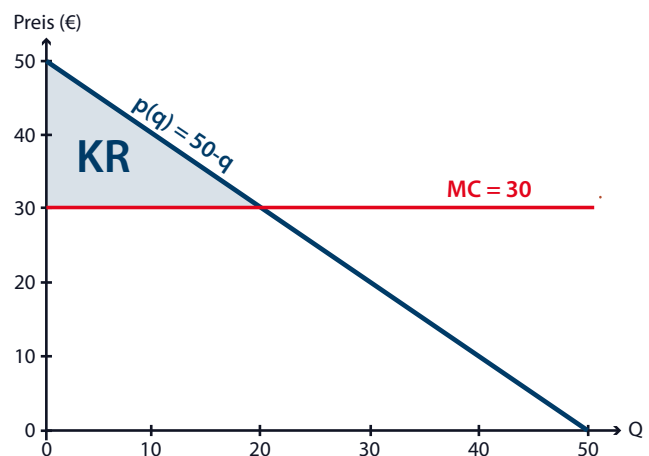
Streaming - Zweistufiger Tarif

$$\begin{aligned}
 p(q) &\stackrel{!}{=} MC \\
 \Leftrightarrow 50 - q &= 2 \\
 \Leftrightarrow q^* &= 48 \text{ und } p^* = 2 \\
 KR(q^*) &= 0.5 \cdot 48 \cdot (50 - 2) = 1152 \\
 \pi(q^*) &= p^* q^* + KR(q^*) - c(q^*) \\
 &= 2 \cdot 48 + 1152 - 2 \cdot 48 \\
 &= 1152
 \end{aligned}$$



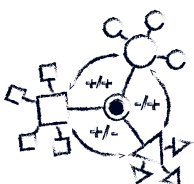
Unternehmen - Zweistufiger Tarif

$$\begin{aligned}
 p(q) &\stackrel{!}{=} MC \\
 \Leftrightarrow 50 - q &= 30 \\
 \Leftrightarrow q^* &= 20 \text{ und } p^* = 30 \\
 KR(q^*) &= 0.5 \cdot 20 \cdot (50 - 30) = 200 \\
 \pi(q^*) &= p^* q^* + KR(q^*) - c(q^*) \\
 &= 30 \cdot 20 + 200 - 30 \cdot 20 \\
 &= 200
 \end{aligned}$$



Bei beiden Unternehmen führt der zweistufige Tarif mit Abo- und Nutzungsgebühr zum höchsten Gewinn. Die zweitbeste Tarifoption ist in beiden Fällen knapp dahinter: Bei der Streamingplattform ist es das reine Abomodell mit einem Gewinn von 1150 statt 1152 und beim normalen Unternehmen ist es die reine Nutzungsgebühr mit einem Gewinn von 100 statt 200. Auch wenn der zweistufige Tarif hier immer knapp die Nase vorne hat, gibt es in der Realität oft praktische Gründe, warum entweder nur eine Abogebühr oder nur eine Nutzungsgebühr verlangt wird. Der Zweistufentarif ist schwerer abzurechnen, schwerer zu kommunizieren, und kann beim Konsumenten auch das Gefühl auslösen, dass er für etwas zahlen muss, dass er ohnehin schon bezahlt hat.

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



Preisdiskriminierung auf Plattformen

Das Thema Preisdiskriminierung ist für Plattformen ebenfalls sehr wichtig und hängt mit den gerade behandelten Tarifarten zusammen. Dabei unterscheiden wir in:

Preisdiskriminierung 3. Grades die Plattform fordert abhängig von beobachtbaren Merkmalen unterschiedliche Preise für Akteure einer Gruppe. Ein Beispiel wären günstigere Preise für Schüler und Studenten oder auch günstigere Preise für Konsumenten aus einkommensschwächeren Ländern.

Das YouTube Premium Abonnement kostet z. B. in Indien deutlich weniger als in Deutschland. Würde YouTube in beiden Ländern den deutschen Preis verlangen, würden sie in Indien kaum Kunden gewinnen. Würde YouTube dagegen in beiden Ländern den indischen Preis verlangen, würde dem Unternehmen viel Umsatz entgehen den es problemlos hätte erzielen können.

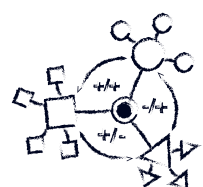
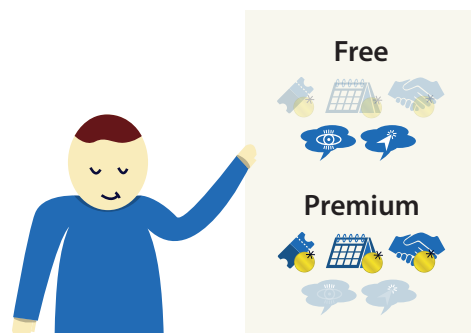
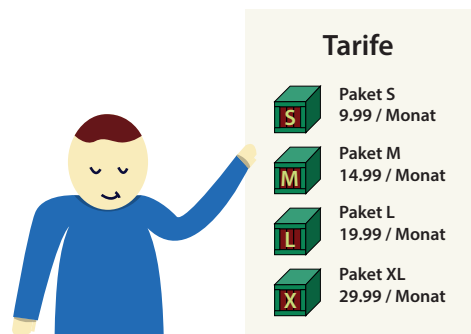
Preisdiskriminierung 2. Grades die Plattform bietet den Akteuren einer Gruppe eine Auswahl von Tarifen an, aus denen diese frei wählen können. Mobilfunkanbieter bieten beispielsweise Verträge mit geringer Grundgebühr, aber hohem Minutenpreis für Wenigtelefonierer und Verträge mit hoher Grundgebühr, aber geringem Minutenpreis für Vieltelefonierer.

Zwei-Stufen Tarife und Abomodelle werden ebenfalls der Preisdiskriminierung 2. Grades zugeordnet.

Freemium Modelle sind eine besondere Variante von Preisdiskriminierung 2. Grades: Hier hat der Nutzer zum Beispiel die Wahl zwischen einem kostenlosen Abo mit Werbeeinblendungen und einem kostenpflichtigen Abo ohne Werbeeinblendungen.

Preisdiskriminierung 1. Grades versucht die volle Zahlungsbereitschaft jedes individuellen Akteurs genau zu treffen. Wir werden diese Art der Preisdiskriminierung im nächsten Abschnitt bei den Werbekunden näher kennenlernen!

Keine Preisdiskriminierung Das Setzen unterschiedlicher Preise für unterschiedliche Nutzergruppen ist keine Preisdiskriminierung. Da z. B. ein Käufer auf Amazon Marketplace andere Funktionen und Nutzungsmöglichkeiten erhält als ein Verkäufer, können sich natürlich auch die Preise unterscheiden. Tatsächlich werden wir später eine Preisstrategie für zweiseitige Plattformen kennenlernen, die genau auf diesem Umstand basiert. Fürs Erste betrachten wir einseitige Plattformen, die innerhalb ihrer einen Nutzergruppe keine Preisdiskriminierung betreiben.

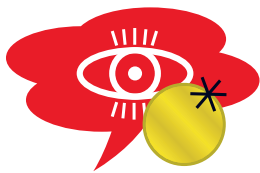


Preismodelle für Werbekunden

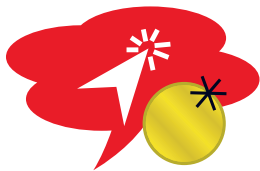
Bisher haben wir beim Thema Preise aus Sicht der Nutzer gedacht. Jetzt nehmen wir die Perspektive eines Unternehmens ein, dass seine Produkte über Social Media bewerben möchte. Speziell soll es im Folgenden um Paid Ads gehen, bei denen unser Content gegen Bezahlung an Nutzer der Plattform ausgespielt wird. 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

Wir fokussieren uns auf den letzten Punkt! Die gängigsten Abrechnungseinheiten, nach denen Paid Ads abgerechnet werden, sind CPM (cost per mille impressions), CPC (cost per click) und CPA (cost per action). CPA ist dabei ein Sammelbegriff für spezifischere Abrechnungseinheiten! Hinter CPA können unterschiedliche Aktionen stecken: Installationen, Downloads, Conversions usw.



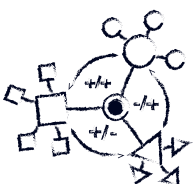
Bei Cost-Per-Impression zahlt der Werbetreibende einen bestimmten Geldbetrag pro Ansicht. Diese Variante ist aus den analogen Medien bekannt. Im digitalen Bereich wird CPM aber auch eingesetzt, insbesondere wenn es vordergründig um Awareness geht.



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.

Jetzt wollen wir konkrete Zahlenwerte für diese Größen. Wie viel € kosten mich ein Klick oder 1000 Impressions? Im Netz finden wir aber nur Durchschnittswerte oder sehr breite Wertebereiche. Warum ist es so schwer konkrete Werte für diese Kostensätze zu finden? Warum ist die Antwort immer „das kommt darauf an“?

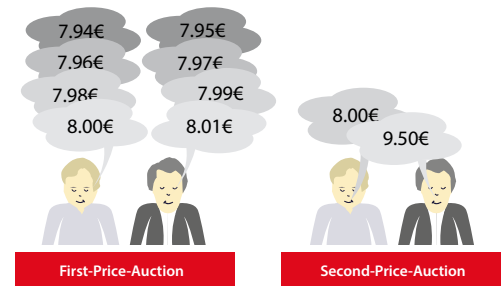
Tatsächlich haben digitale Plattformen keine Preislisten mit festen TKPs oder mit festen Beträgen pro Klick. Sie nutzen Auktionsmechanismen und damit ein Werkzeug, mit dem Preisdiskriminierung 1. Grades näherungsweise realisiert werden kann. Wir wollen uns die Auktionsmechanismen von Google und von Meta (Instagram & Facebook) näher anschauen!



Second-Price-Auction 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.

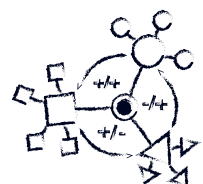
Warum verlangt Google nicht das volle erfolgreiche Höchstgebot? Bei einer Second-Price-Auction ist es für mich als Bieter am effizientesten, wenn ich meine Zahlungsbereitschaft direkt angebe. Bei einer First-Price-Auction versuche ich das zweithöchste Gebot so knapp wie möglich zu überbieten. Üblicherweise durch schrittweises Hochbieten. Google kommt diesem unnötigen und ineffizienten schrittweisen Hochbieten zuvor.



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 Google-Suche 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 angegebenen Worte nacheinander enthalten
Modified Broad Match	die angegebenen Worte in einer Art und Weise enthalten die eine Relevanz nahelegen
Broad Match	die angegebenen Worte enthalten
Negative Match	Zusätzliche Option: Es gibt kein Match wenn die angegebenen Worte enthalten sind

Das Gebot ist aber nicht der einzige Faktor, der über die Ausspielung entscheidet. Jedes Gebot wird mit einem keyword-spezifischen Qualitätsfaktor verrechnet! Auf der nächsten Seite ist ein Beispiel mit 5 Bietern auf 3 Werbeslots. 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 Ausspielungen, sondern zu günstigeren Preisen!

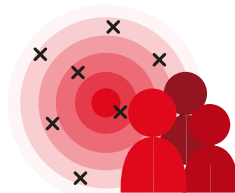


Bieter	Gebot	Quality Score	Ad-Rank	Kosten
Kunde A	10.00€	8	80	$70/8 = 8.75\text{€}$
Kunde B	10.00€	7	70	$60/7 = 8.57\text{€}$
Kunde C	15.00€	4	60	$51/4 = 12.75\text{€}$
Kunde D	17.00€	3	51	-
Kunde E	5.00€	9	45	-



Gebot

X



Quality Score

=



Ad-Rank

Wie berechnet sich dieser Score? Er kann nicht gekauft werden, sondern wird aus folgenden Kriterien von Google berechnet:

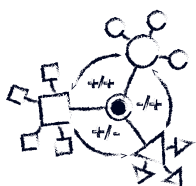
- Relevanz der Zielwebseite für das Keyword
- Qualität der Zielwebseite
- Erwartete Click-Through-Rate

Google balanciert damit die Interessen der Werbekunden mit den Interessen der Nutzer. Würde Google im Beispiel 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!

Vickrey–Clarke–Groves bei Meta

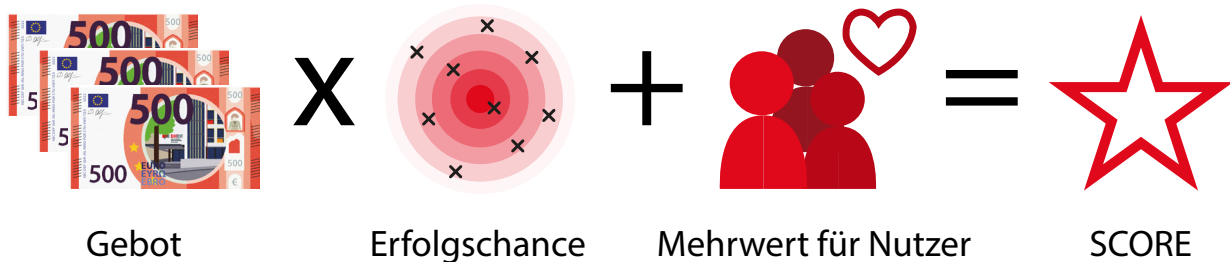
Meta verwendet den deutlich komplexeren Vickrey–Clarke–Groves Mechanismus. Bei der Anlage einer Kampagne legen wir ein Budget, ein Ziel und eine Gebotsstrategie fest. Ein Algorithmus bietet dann automatisch für uns auf angebotene Werbeslots. Wie sieht ein Gebot aus?

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, Sales usw. Welches Gebot erhält den Zuschlag?



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



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

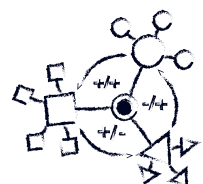
Wir schauen uns ein einfaches Beispiel an, bei dem 2 Äpfel mit dem Vickrey–Clarke–Groves Mechanismus versteigert werden. Die abgegebenen Gebote sind in der Tabelle rechts aufgelistet.

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)



Bieter	Gebot	Menge
Kunde A	5€	1
Kunde B	2€	1
Kunde C	6€	2
Kunde C	1€	1

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€.

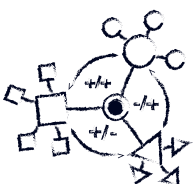
Kunde B zahlt nicht sein Gebot von 2€. Hätte er nicht mitgeboten, wäre die Auktion 6€ Wert. Dabei wäre es egal, ob zwei Äpfel an Kunde C oder jeweils ein Apfel an Kunde A und C gehen würden. Würde man vom Ergebnis der Auktion seinen Wertbeitrag von 2€ abziehen wäre die Auktion 5€ Wert. Kunde B zahlt die Differenz dieser Werte: 1€.

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:

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.

Die Kombination dieser Eigenschaften hat einen ähnlichen Effekt wie die Auktionen bei Google: Die Interessen der Plattform, der Nutzer und der Werbekunden werden allesamt berücksichtigt. Statt kurzfristig Werbeeinnahmen zu maximieren, wird auf die Attraktivität der Plattform geachtet.



Modell mit heterogenem Kontinuum

Anders als im Telefonbeispiel wollen wir jetzt nicht mehr eine überschaubare Zahl an potenziellen Nutzern, sondern eine sehr große Zahl an potenziellen Nutzern z. B. 10.000.000 modellieren. Diese Zahl normieren wir auf 1. Wenn dann später 1.500.000 Nutzern haben, hat das Netzwerk eine Größe von 0.15.

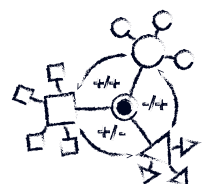
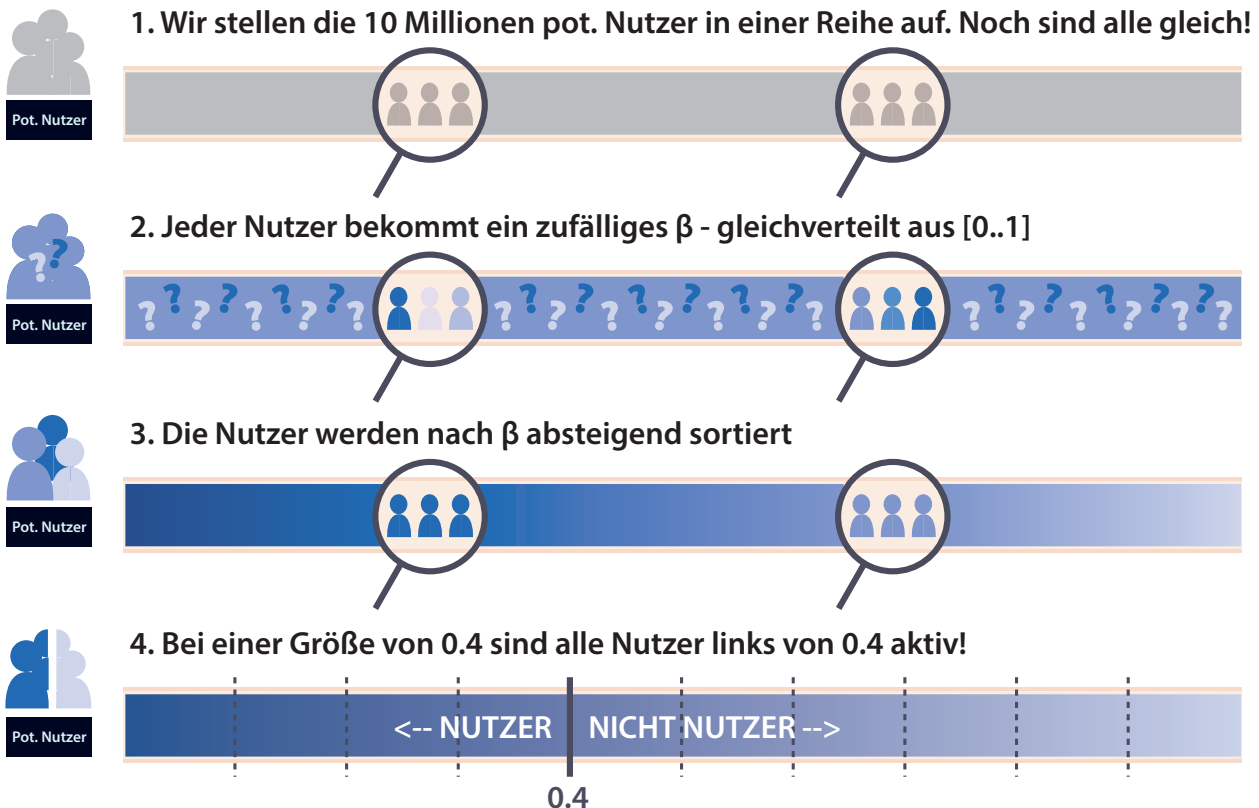
Dieses Vorgehen beschert uns nicht nur „schöne kleine Zahlen“ in den Rechnungen, sondern ermöglicht uns auch eine neue Art von Heterogenität. Im Telefonbeispiel mit $i \in \{1..6\}$ potenziellen Anschlüssen haben wir jeden dieser sechs Akteure einzeln mit jeweils zwei Zahlenwerten beschrieben: die Faktoren für die intrinsische Nutzenkomponente r_i und die Netzwerknutzenkomponente β_i .

Die 10 Millionen potenzielle Nutzer können wir so natürlich nicht beschreiben. Stattdessen treffen wir **Annahmen über Verteilungen!** Eine Verteilungsannahme könnte z. B. wie folgt aussehen:

Alle Nutzer haben einen intrinsischen Nutzen von r .

Der Netzwerknutzen der Nutzer β sei auf einem Intervall $[0..1]$ gleichverteilt.

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 - egal ob niedrig, mittel oder hoch - gleich wahrscheinlich ist. Am Ende sortieren wir die Nutzer absteigend nach β .



Der Nutzen eines Nicht-Nutzers sei 0 und der Nutzen eines Nutzers sei:

$$U(n, \beta) = r + \beta \cdot n - A$$

Vereinfachend nehmen wir dabei an, dass der Preis eine nutzungsunabhängige Gebühr ist. Der Nutzer an der Stelle β entscheidet sich für den Beitritt zur Plattform, wenn dieser Beitritt ihm mehr Nutzen als seine Outside Option von 0 bietet:

$$r + \beta \cdot n - A \geq 0$$

Jetzt kommt der indifferente Nutzer ins Spiel: Wir suchen den Nutzer, der zwischen dem Beitritt zur Plattform und der Outside Option indifferent ist:

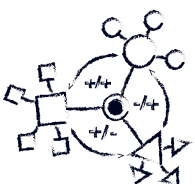
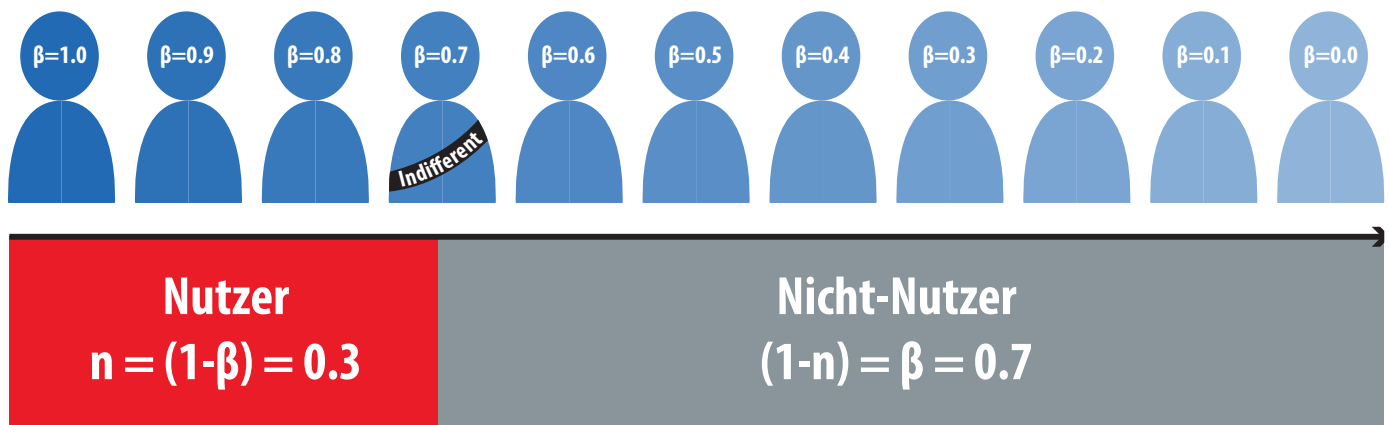
$$r + \beta \cdot n - A = 0$$

Warum ist dieser Nutzer so interessant? Innerhalb des sortierten Kontinuums markiert er die Grenze zwischen Nutzern und Nicht-Nutzern. Alle potenziellen Nutzer links von ihm, d. h. alle potenziellen Nutzer mit größerem β werden der Plattform beitreten.

Beispiel: Würde der indifferente Nutzer bei $\beta=0.7$ stehen, dann treten die 0.3 potenziellen Nutzer links von ihm der Plattform bei. Allgemein gilt also der Zusammenhang:

$$n = (1-\beta) \text{ bzw. umgekehrt } \beta = (1-n)$$

Indifferenz bei $\beta = 0.7$



Diesen Zusammenhang setzen wir in die Gleichung des indifferenten Nutzers ein:

$$r + \beta \cdot n - A = 0$$

$$r + (1-n)n - A = 0$$

$$r + (n-n^2) - A = 0$$

$$-n^2 + n + (r - A) = 0$$

Wir erhalten eine quadratische Gleichung, die wir mit der Mitternachtsformel lösen können. Mit dem Zahlenbeispiel $r=0.76$ und $A=1.00$ erhalten wir gleich zwei Lösungen. Wie sind diese Lösungen zu interpretieren? Gibt es eine richtige und eine falsche Lösung?

$$n_{1,2} = \frac{-1 \pm \sqrt{1^2 + 4(r-A)}}{-2}$$

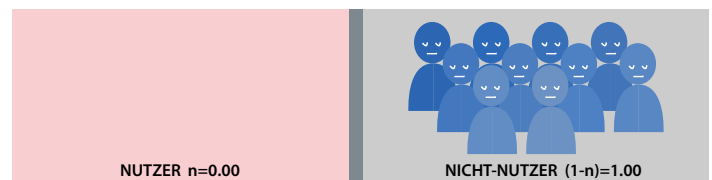
$$n_{1,2} = \frac{-1 \pm \sqrt{1^2 + 4(0.76-1)}}{-2} = \frac{-1 \pm \sqrt{0.04}}{-2} = \{0.4, 0.6\}$$

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?

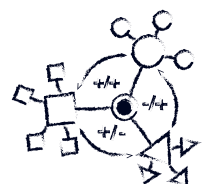
Wir machen ein Gedankenexperiment! Unsere Plattform sei zunächst leer. Alle Mitglieder des Kontinuums sind Nicht-Nutzer und haben einen Nutzen von 0.



Interesse beizutreten hätte bei $r=0.76$ und $A=1.00$ keines der Mitglieder. Unabhängig von ihrem β wäre ihr Nutzen auf der Plattform als einziger Nutzer -0.24 .

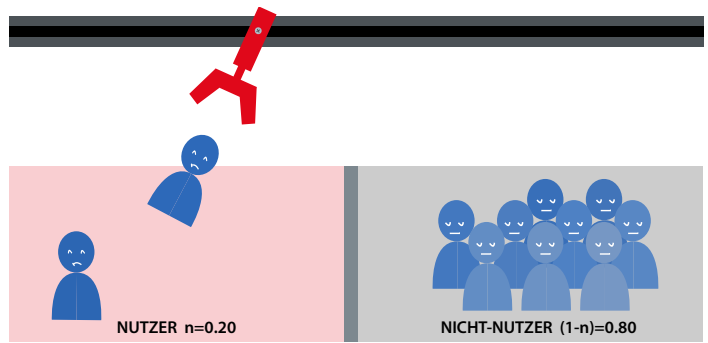


Trotzdem verschieben wir die Mitglieder des Kontinuums nach und nach in die Gruppe der Nutzer. Dabei beginnen wir mit dem Nicht-Nutzer mit dem höchsten β und arbeiten uns dann nach β absteigend durch die Nicht-Nutzer. Jedes Mal wenn wir ein Mitglied des Kontinuums zum Nutzer gemacht haben, fragen wir 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 beträgt der Nutzen:

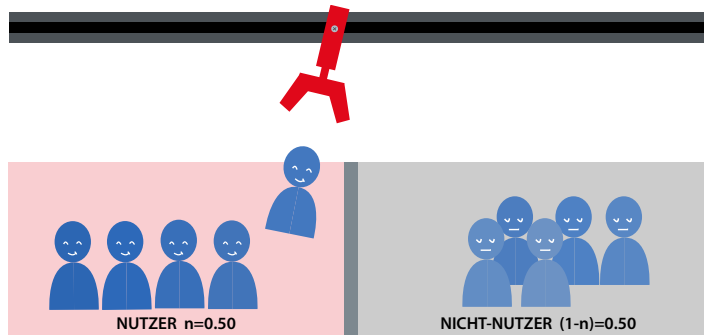
$$\begin{aligned} U_{0.8} &= r + \beta n - A \\ &= 0.76 + 0.8 \cdot 0.2 - 1.0 \\ &= -0.08 \end{aligned}$$



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!

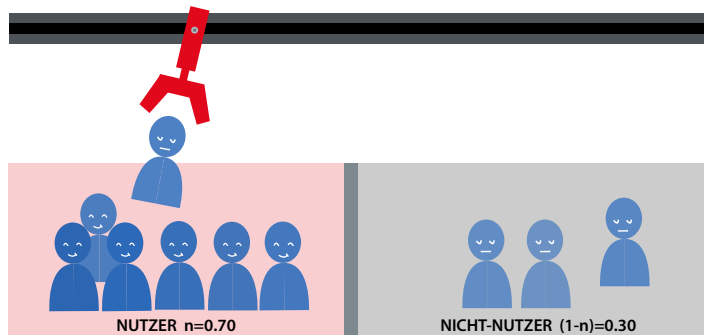
Fügen wir weiter Nutzer hinzu, dann ändert sich die Logik. Nach dem Einfügen vom Nutzer mit einem $\beta=0.5$ ist dessen Nutzen z. B.

$$\begin{aligned} U_{0.5} &= r + \beta n - A \\ &= 0.76 + 0.5 \cdot 0.5 - 1.0 \\ &= 0.01 \end{aligned}$$



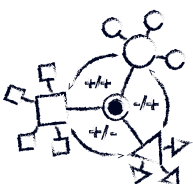
Er möchte tatsächlich bleiben und der Nutzer mit $\beta=0.499999$ würde ihm gerne folgen. Die Attraktions-schleife läuft, allerdings nur bis zum Nutzerpotenzial. Wird dieses überschritten, gibt es immer einen Nutzer, der wieder gehen möchte und eine Abwanderung in Gang setzt. Der Nutzer mit $\beta=0.3$ möchte wieder zurück!

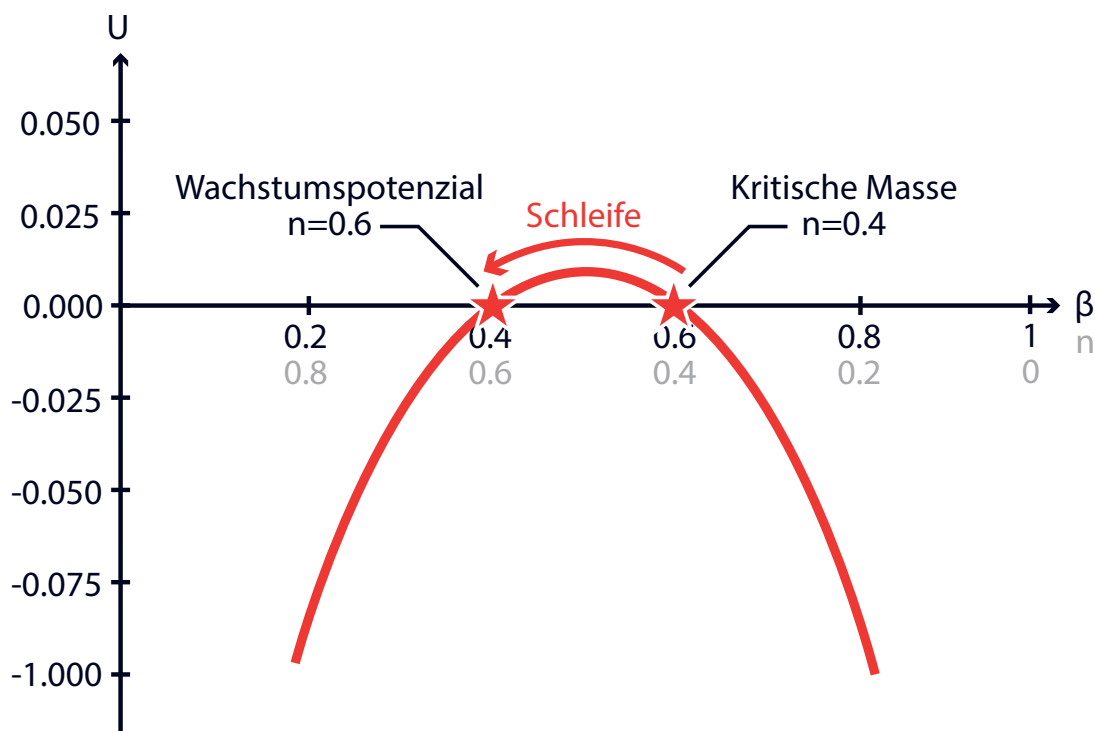
$$\begin{aligned} U_{0.3} &= r + \beta n - A \\ &= 0.76 + 0.3 \cdot 0.7 - 1.0 \\ &= -0.03 \end{aligned}$$



Dieses Gedankenexperiment lässt sich mit folgenden Formeln auch mathematisch darstellen und mit dem auf der nächsten Seite gezeigten Schaubild visualisieren.

$$\begin{aligned} U(n, \beta) &= r + \beta \cdot n - A \text{ mit } n = (1 - \beta) \\ &= r + \beta \cdot (1 - \beta) - A \\ &= r + \beta - \beta^2 - A \end{aligned}$$





Ist dieser Nutzen positiv, sollte auch ein Nutzer mit etwas kleinerer Netzwerkkaffinität dem Netzwerk noch beitreten wollen. Das Netzwerk sollte größer sein! Ist dieser Nutzen negativ, sollte auch ein Nutzer mit etwas größerer Netzwerkkaffinität dem Netzwerk nicht beitreten. Das Netzwerk sollte kleiner sein!

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%.

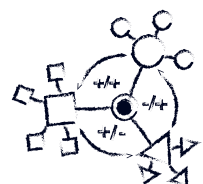
Wie hängen diese Werte von den gewählten Parametern ab?

Eine Preiserhöhung erhöht die kritische Masse und senkt das Wachstumspotenzial.

Eine Erhöhung des intrinsischen Nutzens senkt die kritische Masse und erhöht das Wachstumspotenzial.

Bei extremen Parameterwerten kann man auch Randlösungen erhalten! Ist $n_1 < 0$ und $n_2 > 1$, dann treten alle potenziellen Nutzer dem System bei. Liefert die Mitternachtsformel keine Lösung, dann tritt kein einziger Nutzer dem System bei.

Besonders interessant ist die Pfadabhängigkeit bzw. das bereits bekannte Phänomen der multiplen Gleichgewichte. Ein bestimmter Preis kann bei einer neuen Plattform zum Scheitern ($n=0$) führen, während er bei einer etablierten Plattform zu einer stabilen Nutzerzahl führt!



Endogene Preiswahl

$$\begin{aligned}
 \pi(n) &= -\frac{10}{9} n^3 + n^2 \\
 \frac{\partial \pi}{\partial n} &= -\frac{10}{3} n^2 + 2n \stackrel{!}{=} 0 \\
 \Leftrightarrow & \quad -\frac{10}{3} n + 2 = 0 \\
 \Leftrightarrow & \quad \frac{10}{3} n = 2 \\
 \Leftrightarrow & \quad n = 0.6
 \end{aligned}$$

In diesem Abschnitt sollen die Preise nicht mehr exogen gegeben sein, sondern sich endogen aus der Gewinnmaximierung des Plattformbetreibers ergeben.

Damit das Modell nicht zu kompliziert wird, setzen wir den intrinsischen Nutzen der Plattform auf $r=0$. Bzgl. der Netzwerkkaffinität 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:

$$\beta n > A$$

Der indifferente Nutzer ist bei:

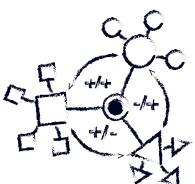
$$\beta n = A$$

Wobei aufgrund der Verteilung dann auch $\beta=(1-n)$ gilt. Alle Nutzer links vom indifferenten Nutzer sind weniger netzwerkaffin als dieser und werden der Plattform daher nicht beitreten. Alle Nutzer rechts vom indifferenten Nutzer sind mehr netzwerkaffin als dieser und werden der Plattform daher beitreten. Eingesetzt erhalten wir:

$$A = n(1-n)$$

Es gibt einen direkten Zusammenhang zwischen dem Preis A und der Netzwerkgröße n . Jetzt kommen wir zur Angebotsseite, zum Plattformbetreiber. Wir nehmen vorerst an, dass dieser ein Monopolist ist und daher bei der Wahl des Preises keine konkurrierenden Plattformen beachten muss. Für das Betreiben der Plattform entstehen ihm Kosten von:

$$c(n) = \frac{1}{9} n^3$$



Seine Gewinnfunktion in Abhängigkeit von der Netzwerkgröße ist:

$$\pi(n) = An - c(n)$$

$$\pi(n) = n^2(1-n) - 1/9 n^3$$

$$\pi(n) = -10/9n^3 + n^2$$

Wir maximieren die Gewinnfunktion, indem wir sie nach n ableiten und nullsetzen: Welchen Preis muss der Monopolist setzen, um diese optimale Größe zu erhalten?

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.

Divide and Conquer Preisstrategie

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! Was macht die zweiseitigen Plattformen bzw. die zweiseitigen Märkte besonders? Denken wir z. B. an eine Handelsplattform wie Amazon Marketplace oder Etsy ...

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.

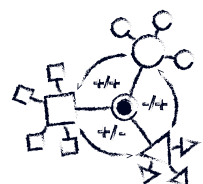
Wir gehen das Henne-Ei-Problem mit einer **Divide and Conquer Preisstrategie** an. Die Grundidee ist einfach: Wir bieten einer Marktseite, z. B. den Käufern sehr gute Konditionen (geringe oder keine Gebühren, ggf. sogar eine Subvention in Form von Gutscheinen) und verlangen dafür von der anderen Marktseite hohe Gebühren.

Wir betrachten jeweils ein Kontinuum von homogenen Käufern und Verkäufern mit den folgenden Nutzenfunktionen bei Plattformbeitritt. Die Outside-Option sei für beide Gruppen 0.

$$U_{EK} = r_{EK} + \beta_{EK} n_{VK} - A_{EK}$$

$$U_{VK} = r_{VK} + \beta_{VK} n_{EK} - A_{VK}$$

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.



	alle	Verkäufer	niemand
alle Käufer	Plattform funktioniert	„Strohfeuer“	
niemand Käufer	„Strohfeuer“	Plattform floppt	

Unsere beiden Kontinuen sind homogen und bestehen somit aus Käufern bzw. Verkäufern mit jeweils gleicher Nutzenfunktion. Folglich gibt es innerhalb des Kontinuums auch keine Verhaltensunterschiede.

Gegeben der Konditionen treten entweder alle Akteure einer Gruppe bei oder kein einziger. Mit unseren zwei Gruppen gibt es folglich nur vier mögliche Ergebnisse, zwischen denen wir unterscheiden müssen:

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:

$$r_{EK} - A_{EK} \geq 0 \quad \text{und gleichzeitig} \quad r_{VK} + \beta_{VK} - A_{VK} < 0$$

Nur Verkäufer ($n_{EK}=0, n_{VK}=1$) 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:

$$r_{EK} + \beta_{EK} - A_{EK} < 0 \quad \text{und gleichzeitig} \quad r_{VK} - A_{VK} \geq 0$$

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.

$$r_{EK} + \beta_{EK} - A_{EK} \geq 0 \quad \text{und gleichzeitig} \quad r_{VK} + \beta_{VK} - A_{VK} \geq 0$$

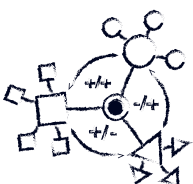
Weder Käufer noch Verkäufer ($n_{EK}=0, n_{VK}=0$) kann es geben, wenn sowohl die Verkäufer als auch die Käufer keinen positiven Nutzen aus einer leeren Plattform ziehen

$$r_{EK} - A_{EK} < 0 \quad \text{und gleichzeitig} \quad r_{VK} - A_{VK} < 0$$

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.

Auf der nächsten Seite wird ein Zahlenbeispiel mit konkreten Werten für die r 's und β 's gezeigt. 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? Wir müssen auf der grünen Fläche bleiben und müssen uns insbesondere entscheiden, von welcher Gruppe von Akteuren wir die hohen Gebühren verlangen. In der Grafik ist das Optimum recht einfach zu erkennen:

$$A_{VK}=0.75 \quad \text{und} \quad A_{EK}=-0.25$$

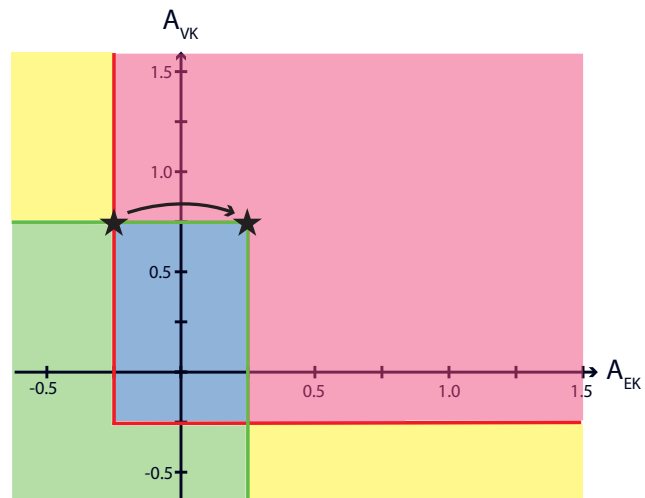


Nutzungsunabhängige Gebühr A

$$r_{EK} = -0.25 \quad r_{VK} = -0.25$$

$$\beta_{EK} = 0.50 \quad \beta_{VK} = 1.00$$

	Garantiert alle Akteure
	Nur eine Gruppe
	Alle oder niemand
	Garantiert niemand



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.

Allgemein stehen wir vor der Wahl zwischen:

r_{EK} von den Käufern plus von den $r_{VK} + \beta_{VK}$ von den Verkäufern

$r_{EK} + \beta_{EK}$ von den Käufern plus von den r_{VK} von den Verkäufern

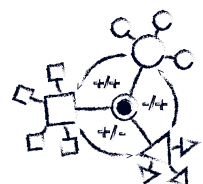
Die Verkäufer werden also stärker zur Kasse gebeten, weil:

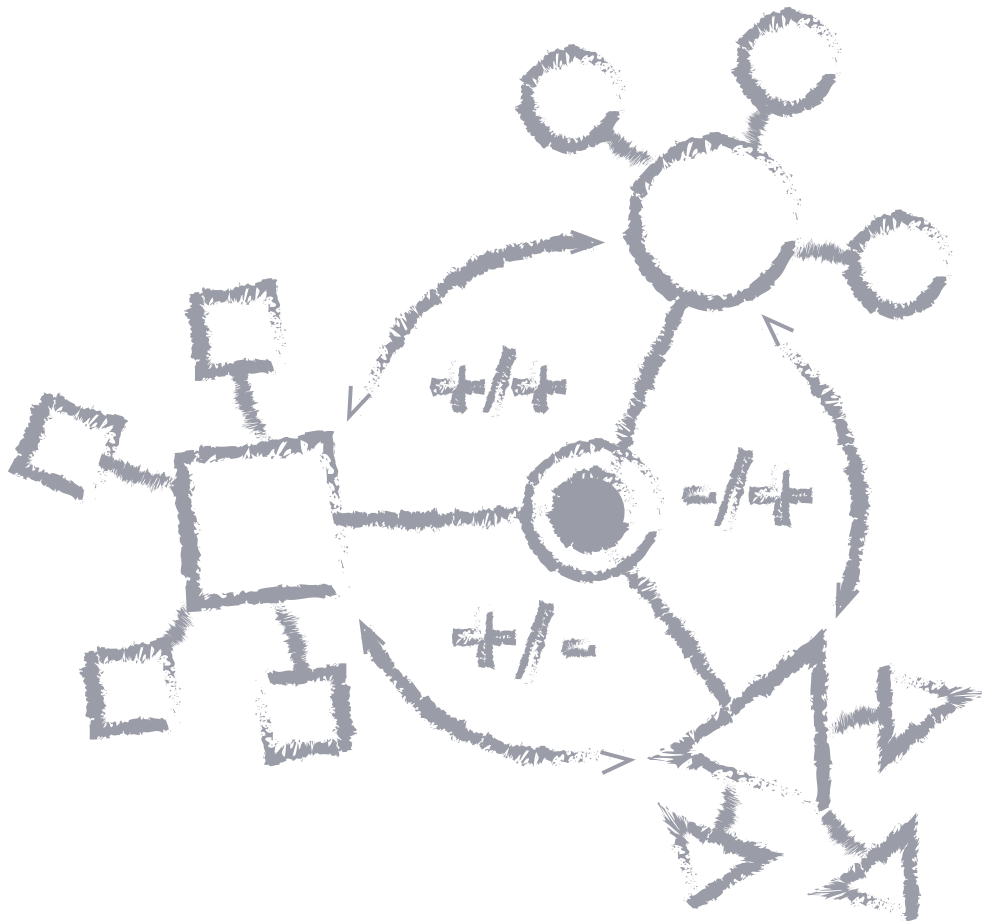
$$r_{VK} + \beta_{VK} + r_{EK} > r_{EK} + \beta_{EK} + r_{VK}$$

$$\Leftrightarrow \beta_{VK} > \beta_{EK}$$

Das Entscheidungskriterium ist somit das β . Die Gruppe, die das kleinere β hat, bekommt die guten Konditionen. Anders formuliert: 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.





Bereitgestellt durch das Zentrum für Angewandte Ökonomik (ZAÖ)
der DHBW Ravensburg

