



Customer Lifetime Value Deep Dive:

Was steckt hinter dieser magischen Metrik und wie setze ich sie richtig ein?



Dr. Markus Wübben, Co-Founder & CMO, CrossEngage



Agenda

1. Why?
2. Kundenwertmessung
3. Einfache Modelle zur Kundenwertmessung
4. Der Customer Lifetime Value (CLV)
5. Kund:innen-individuelle CLVs, Erklärbarkeit & Machine-Learning
6. Systematisches CLV-based Kundenmanagement
7. Wertbasierte Personalisierung
8. Mehr Cases (Backup)



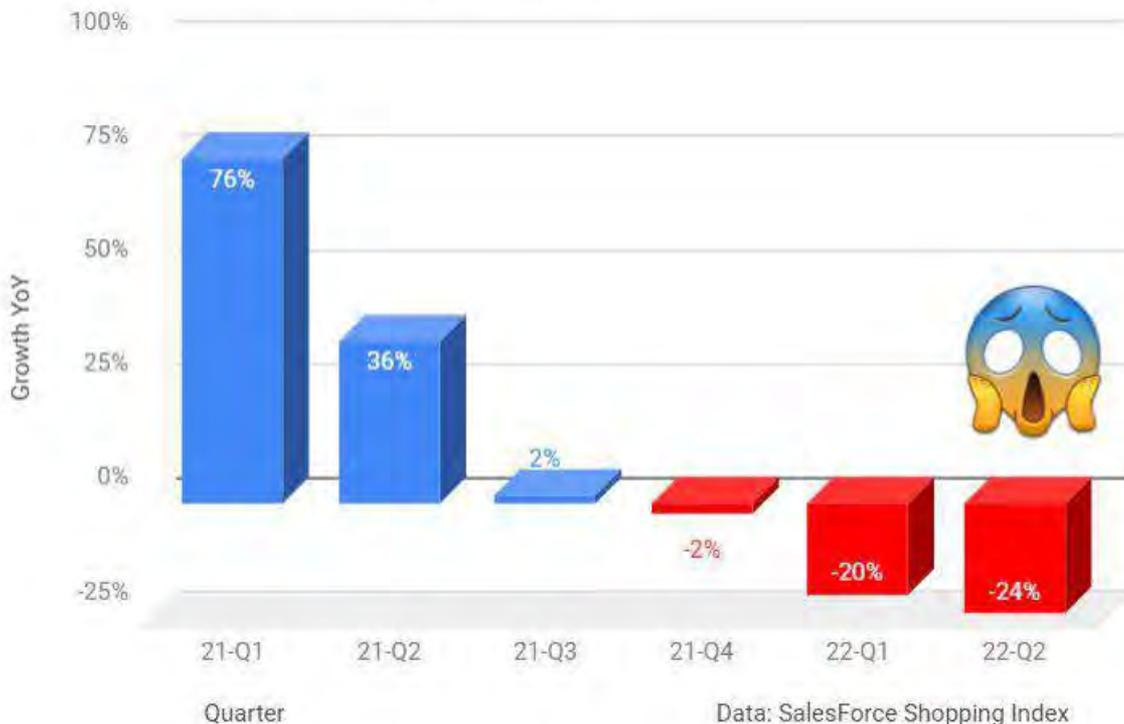
 CrossEngage | CLV

Why?



Die Wachstumsdynamik im E-Commerce hat sich abgeschwächt

Y-o-Y eCommerce Growth Germany





How Bricks Might Save Clicks

Rising costs of doing business online is making physical retail more appealing for e-commerce brands

Quelle: <https://www.wsj.com/articles/how-bricks-might-save-clicks-11650619815>

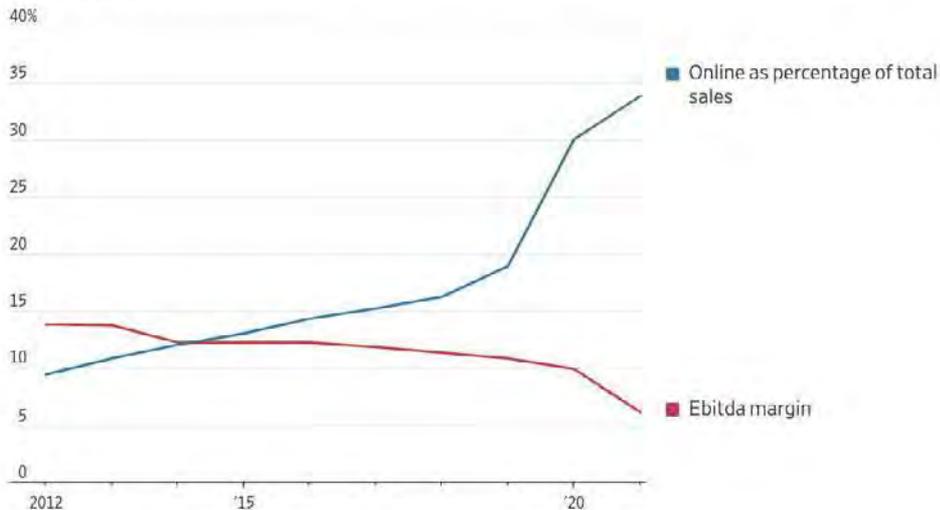


Grund:

Kundenakquisitionskosten (CAC) auf den Plattformen

Costly Clicks

Online penetration and Ebitda margin for selected U.S. publicly-listed retailers with annual revenue exceeding \$1 billion



Kundenakquise steckt in der Krise



Beispiel: **chewy** (Tiernahrung)



Marketingkosten pro Neukund:in in USD

Quelle: Consensus estimates polled by Visible Alpha.



Quelle: <https://www.wsj.com/articles/how-bricks-might-save-clicks-11650619815>



Um das konkreter zu machen:

Brands Losing a Record \$29 for Each New Customer Acquired

**New Research Shows a 222% Increase in Customer
Acquisition Costs Puts Renewed Focus on E-Commerce
Profitability and Repeat Sales**



Memo

„Kundenakquise ist gefährlich teuer geworden.

**Wir müssen ‚mehr Wert‘ mit den
‚richtigen‘ Kund:innen generieren.“**



Wouldn't it be nice....



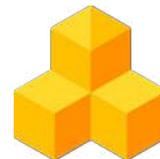
Investmenthöhe:
CAC, Promotions, etc



Froschkönig



Reaktivierung



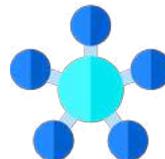
**Look-alike
Modeling**



Priorisierung:
Call-Center, Mailings



Produktanalyse



Kanalanalyse



**Kampagnen-
analyse**



 CrossEngage | CLV

Kundenwertmessung

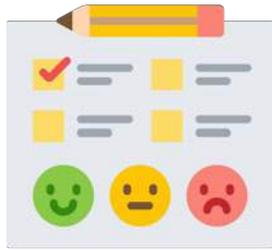


Kundenwertmessung und Kundenbindung sind nicht neu. Nur die Möglichkeiten zahlreicher!



Zugang
zum einzelnen Kunden!

Warum Kundenwertmessung?



1

Identifizierung von
wertvollen / nicht
profitablen Kunden



2

Identifizierung von
Entwicklungspotenzialen
und
Steuerungsmöglichkeiten



3

Identifizierung der besten
Ansprache / des besten
Contents

Corporate Based Customer Valuation

<https://www.manager-magazin.de/harvard/strategie/unternehmensbewertung-wertsache-kundenbeziehung-a-00000000-0002-0001-0000-000173448524>

☰ Menü | Startseite > Harvard > Strategie > Kunden > Unternehmensbewertung: Wertsache Kundenbeziehung

 **Harvard Business manager**

Unternehmensbewertung

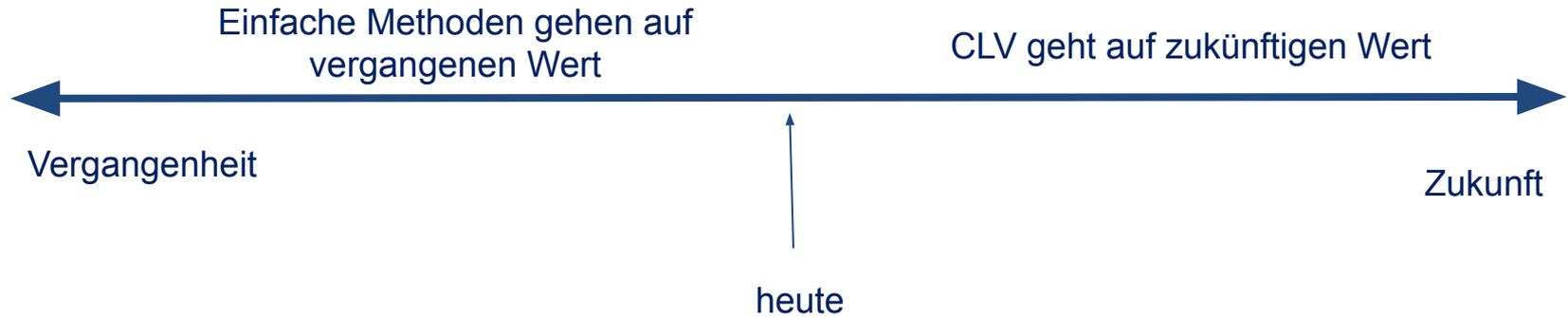
Wertsache Kundenbeziehung

Die richtige Unternehmensbewertung zu finden ist nicht leicht. Jetzt verspricht ein neuer Ansatz Abhilfe. Er stellt die Kunden und ihr Verhalten in den Mittelpunkt – mit verblüffenden Ergebnissen.

Von **Peter Fader** und **Daniel McCarthy**

19.10.2020, 18.00 Uhr

“Einfache Modelle” vs CLV





 CrossEngage | CLV

Einfache Kundenwertmodelle



A/B/C Kundenanalyse





RFM-Segmentierung



R

Wann haben unsere Kunden das letzte Mal bei uns eingekauft?

(Recency)

F

Wie oft haben unsere Kunden insgesamt schon bei uns eingekauft?

(Frequency)

M

Für wie viel Umsatz haben unsere Kunden bei uns eingekauft?

(Monetary)



RFM Beispiel

Kunde	Recency (Monate seit letztem Kauf)	Frequency (Anzahl Käufe letzten 12 Monate)	Monetary Value (Umsatz/Marge in den letzten 12 Monaten)
Kunde 2	0	5	€100
Kunde 3	6	3	€80
Kunde 4	12	4	€90



RFM Score

Warum?

Man möchte eine “Score” aus den drei Dimensionen gewinnen, damit Kund:innen vergleichbar werden.

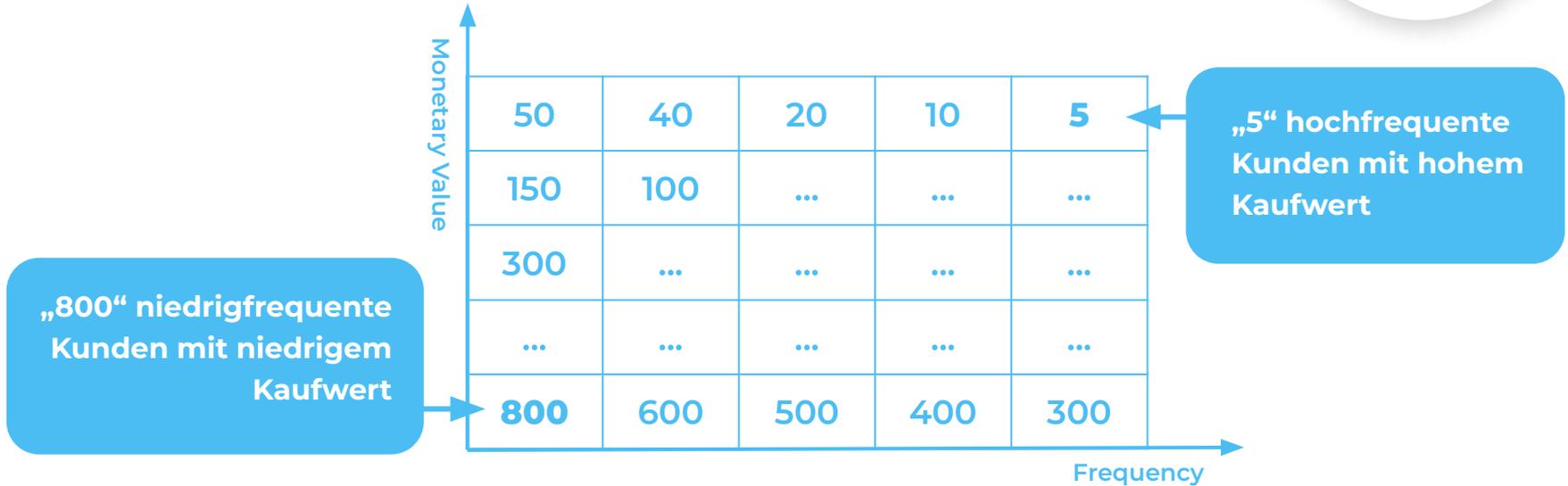
Kunde	Recency Score	Recency Gewichtung	Frequency Score	Frequency Gewichtung	Monetary Score	Monetary Gewichtung	RFM Score
Kunde 2	0	-0,5	5	0,2	€100	0,3	31
Kunde 3	6	-0,5	3	0,2	€80	0,3	21,6
Kunde 4	12	-0,5	4	0,2	€90	0,3	21,8

RFM Score=

(Recency score x Recency weight) + (Frequency score x Frequency weight) + (Monetary score x Monetary weight)



Beispiel: RFM im Kampagnenmanagement Visualisierung der (R)FM Segmentierung

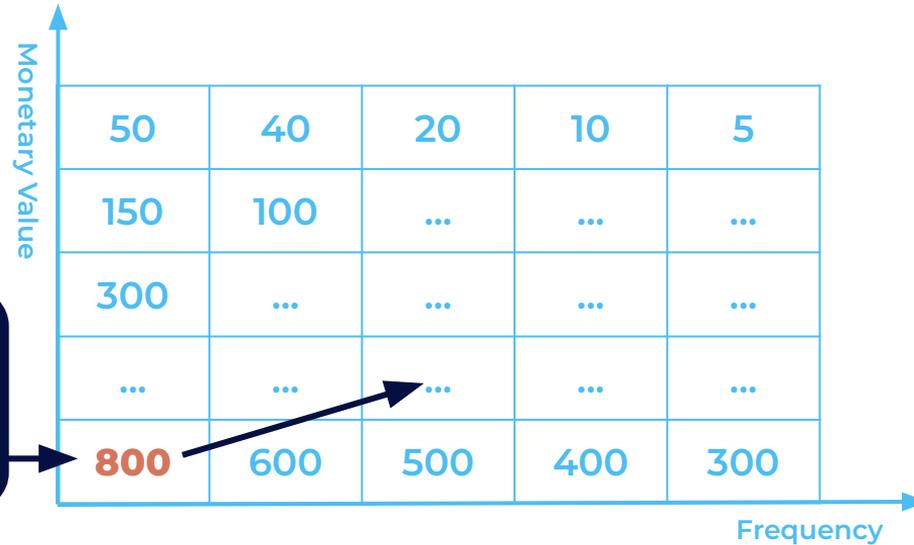


Wir berücksichtigen nur die Kunden, die min. in den letzten 90 Tagen einen Kauf getätigt haben, damit wir ein 2-dimensionales Bild bauen können.



RFM macht Kampagnenerfolg messbar

Messung vor und nach einer Segmentkampagne



Entwickle dieses Segment zu höherer Frequenz und monetärem Wert!

Wir berücksichtigen nur die Kunden, die min. in den letzten 90 Tagen einen Kauf getätigt haben, damit wir ein 2-dimensionales Bild bauen können.

Wen würdest Du als erstes bedienen?



Wen würdest Du als erstes bedienen?



Ein **RFM-basierter Kundenwert** würde den älteren Mann bevorzugen



Ein **CLV-basierter Kundenwert** würde die junge Familie bevorzugen



Fazit zu einfachen Kundenwertmodellen

A/B/C Analyse

Einfachste Methode, aber auch nur wenig gehaltvoll. Wahl der Klassen ist frei entscheidbar.

RFM Analyse

Etwas gehaltvoller als A/B/C, aber die Wahl der Klasseneinteilung und Gewichtsverteilung sind frei wählbar.

Vergangenheit vs. Zukunft

Die A/B/C & RFM Analyse schaut nur in die Vergangenheit. Das ist problematisch.

Der Customer Lifetime Value (CLV)



Manchmal werde ich auch “LTV” (LifeTime Value) genannt.



Was ist der *Customer Lifetime Value?* (CLV)

"Der CLV ist der **Barwert** (Net Present Value) der Summe aller **zukünftigen** 'Einnahmen' von einem Kunden, abzüglich aller mit diesem Kunden verbundenen Kosten."





Die CLV Grundregel



Customer Lifetime Value

muss (viel) größer sein als

Customer Acquisition Cost

(Ratio min. 3:1)



m = Marge

r = Retention rate

$$CLV = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{m_t * r_t}{(1+d)^t}$$

t = Periode

d = Discount factor



Beispiel CLV für 12 Monate: (Discount Rate d=0)

$$CLV = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{m_t * r_t}{(1+d)^t}$$

Monat	Periode t	Marge m	Retention Rate r	Teil CLV (r*m)
8/1/2022	1	€25.00	100%	€25.00
9/1/2022	2	€56.00	72.83%	€40.78
10/1/2022	3	€84.00	3.12%	€2.62
11/1/2022	4	€35.00	90.72%	€31.75
12/1/2022	5	€14.00	36.98%	€5.18
1/1/2023	6	€24.00	10.97%	€2.63
2/1/2023	7	€82.00	16.05%	€13.16
3/1/2023	8	€59.00	18.56%	€10.95
4/1/2023	9	€80.00	63.04%	€50.43
5/1/2023	10	€45.00	23.59%	€10.62
6/1/2023	11	€86.00	11.66%	€10.03
7/1/2023	12	€52.00	55.07%	€28.63
		€642.00		€231.79

Die Summe der Margen 'm' ist wesentlich geringer als der erwartete Beitrag zum CLV. Warum? Wegen dieser verfluchten Retention Rate r. Wir schauen in die Zukunft und wissen daher nicht, ob der Kunde nochmals kauft. Daher muss die Marge m mit der Retention Rate r multipliziert werden.



Das Geld zerrinnt in unseren Händen...

Ihr sollt einem:r Freund:in €100 leihen.

Er/Sie würde Euch nächstes Jahr €50 und im zweiten Jahr nochmals €50 zurückgeben.

Freunden schlägt man nichts ab, aber:

**Ist das ein
fares Angebot?**

Jetzt

1 Jahr

2 Jahre

- €100

€50

€50





Der Diskontierungsfaktor (d)



Warum? Inflation, alternative Investments

Nehmen wir an 7% im Jahr, $d=0,07$

$$€50 * 1,07 = €53,50 + €50 * 1,07*1,07 = €57,25 = \mathbf{€110,75}$$

Fair wäre, wenn der Verleiher über Jahre insgesamt €110,75 zurück bekäme.

Aber: Barwert der €100 = $€50/1,07 + €50/(1,07*1,07) = €46,72 + €43,67 = \mathbf{€90,39}$



An der Discount Rate d können wir nicht viel tun.
Also, was bleibt um den CLV zu erhöhen?

$$CLV = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{m_t * r_t}{(1+d)^t}$$

Was können wir tun, um den CLV zu erhöhen?



1

Die potenzielle Marge “m” erhöhen

- **Höhere Marge Produkte anbieten**
- **Geringe Prozesskosten**
 - **Call-Center Outbound Opt.**
- **Geringe Marketingkosten**
 - **Optimale Coupons**
- ...

2

Die Kundenbindung (Retention Rate) “r” erhöhen.

- **gutes Produkt**
- **guter Service**
- **werthaltige Kommunikation (Siehe Spam2Bam Case)**
- **Community**
- ...

Cooler Dudes (für CLV). Und eine einzigartige Kay! (für alles!) ☺



Frederick F. Reichheld



W. Earl Sasser



Sunil Gupta



Donald R. Lehmann

Harvard Business Review:

**“Zero defections, quality
comes to service”**

(1990)

Journal of Marketing Research:

“Valuing Customers”

(2004)



Kay Lemon

<https://www.bc.edu/bc-web/schools/carroll-school/faculty-research/faculty-directory/katherine-lemon.html>



Leicht andere Definition als auf Slide 29.
 1) CAC dabei und 2) damit auch das
 initiale Payment in t=0. (Note: r=1 in t=0
 und x^0=1). Doesn't change the game.

$$CLV = -CAC + \sum_{t=0}^{\infty} \frac{m_t * r_t}{(1+d)^t}$$



-1% CAC =
 +0.02-0.32% CLV

CAC senken (oder erhöhen)
verändert kaum
 den CLV.

Take this 👉 CAC ;-)

+1% margin =
 +1% CLV

Der CLV
steigt linear
 mit der Marge "m"

+1% retention =
+2.45 - +6.75% CLV

Die Retention "r" zu erhöhen,
verbessert den CLV
signifikant

Elastizität = relative Änderung.



Eine 1% Erhöhung der Retention im Vergleich zu ...

$$\text{Retention Elastizität} = \text{Margin Elastizität} \times 7 = \text{Acquisition Elastizität} \times 100$$

×100

Take this
👉 CAC ;-) !

Retention Elastizität in Bezug auf den CLV:

Sie ist **3-7** Mal die Margin-Elastizität &

10-100 Mal die Acquisitions-Elastizität !

Darum ist Retention so wichtig



Diese Retention-Rate “r” scheint interessant zu sein.

$r = 0,95 = 95\%$ Retentionwahrscheinlichkeit

Der/die Kund:in bleibt mit einer Wahrscheinlichkeit von 95% Kund:in.

$c = (1 - r) = 1 - 0,95 = 0,05 = 5\%$ Churnwahrscheinlichkeit

Der/die Kund:in kündigt mit einer Wahrscheinlichkeit von 5%.



Zwei Modelle der Kundenbindung

“Gone for Good” Annahme

Wenn Kund:innen entscheiden, nicht mehr zu kaufen, tun sie es auch nicht mehr.

Beispiel: Abomodelle, z. B. Netflix, Fitnessstudios, Telko etc.

“Always-a-Share” Annahme

Kund:innen können für eine Zeit inaktiv sein, können dann aber zurückkommen.

Beispiel: Hotel, Airline, Fashion e-commerce, Vergleichsportale

Wir beziehen uns im folgenden der Einfachheit und Anschaulichkeit halber auf “Gone-for-Good” Annahmen!

Wie wahrscheinlich ist es, dass der Kunde in Periode t noch

“aktiv” ist. Wichtig: Nehmen wir an “ r ” sei konstant...



“P” wie Probability!

$$P(\textit{Alive} = t) = r^t$$



Beispiele mit Retention Rate 95% (0,95):

Denk an einen Würfel: Wie ist die Wahrscheinlichkeit 4 Mal eine 6 zu würfeln? $(\frac{1}{6}) * (\frac{1}{6}) * (\frac{1}{6}) * (\frac{1}{6}) = 0,07\%$

$$P(\textit{Alive} = 1) = 0,95 = 95\%$$

$$P(\textit{Alive} = 4) = 0,95 \times 0,95 \times 0,95 \times 0,95 = 0,95^4 = 0,81 = 81\%$$

$$P(\textit{Alive} = 20) = 0,95^{20} = 0,358 = 35,8\%$$



Wie wahrscheinlich ist es, dass der Kunde in Periode t “abspringt”.
Nehmen wir an “ r ” sei konstant...

Bleibt bis $t-1$

Geht in Periode t

$$P(\text{Churn} = t) = r^{t-1} (1 - r)$$

Beispiele mit Retention Rate 95%, also Churn Rate 5% (0,05):

$$P(\text{Churn} = 1) = 0,95^0 (1 - 0,95) = 1(0,05) = 0,05 = 5\%$$

$$P(\text{Churn} = 4) = 0,95^3 (1 - 0,95) = 0,857(0,05) = 0,042 = 4,2\%$$

Wie lange bleibt ein Kunde im Durchschnitt aktiv?



Nehmen wir an “r” sei konstant.

“E” wie “expected”
bzw “erwartet”.
(Erwartungswert)

$$E(\text{Kundenbeziehungsdauer } T) = \frac{1}{1-r} = \sum_{t=1}^{\infty} tP(\text{Churn} = t)$$

Beispiele mit unterschiedlichen Retention Rates:

$$r = 0,95; E(T) = \frac{1}{1-0,95} = \frac{1}{0,05} = 20 \text{ Perioden}$$

$$r = 0,97; E(T) = \frac{1}{1-0,97} = \frac{1}{0,03} = 33 \text{ Perioden}$$

$$r = 0,99; E(T) = \frac{1}{1-0,99} = \frac{1}{0,01} = 100 \text{ Perioden}$$

Nevermind! Das ist die generelle Form, wenn “r” nicht konstant ist.



Jetzt können wir schon mal grob einen CLV schätzen

$$\text{Grob Geschätzter CLV} = \text{Kundenbeziehungsdauer} * m$$

$$r = 0,95; m = \text{€}50; \text{Geschätzter CLV} = 20 * \text{€}50 = \text{€}1000$$

$$E(T) = \frac{1}{1-0,95} = \frac{1}{0,05} = 20 \text{ Perioden}$$

Wenn die Marge m und die Retention-Rate/ Kaufwahrscheinlichkeit r konstant sind, können wir den CLV noch besser schätzen:

Erwarteter/
Durschnitt-
licher CLV

Initiale
Zahlung?

Erwarteter/
Durschnitt-
licher CLV

Mit Discount
Rate d

Initiale
Zahlung?

$$E(CLV) = \frac{r}{1-r} m (+ m)$$

$$E(CLV | d) = \frac{r}{1+d-r} m (+ m)$$

Beispiele mit unterschiedlichen Retention Rates r und Margen m , aber $d=0$

:

$$m = \text{€}50; r = 0,95; \frac{0,95}{1-0,95} \text{€}50 (+ \text{€}50) = 19 * \text{€}50 (+ \text{€}50) = \text{€}950 (+ \text{€}50)$$

$$m = \text{€}50; r = 0,97; \frac{0,97}{1-0,97} \text{€}50 (+ \text{€}50) = 32,3 * \text{€}50 (+ \text{€}50) = \text{€}1616 (+ \text{€}50)$$

$$m = \text{€}50; r = 0,99; \frac{0,99}{1-0,99} \text{€}50 (+ \text{€}50) = 99 * \text{€}50 (+ \text{€}50) = \text{€}4950 (+ \text{€}50)$$

$$m = \text{€}75; r = 0,95; \frac{0,95}{1-0,95} \text{€}75 (+ \text{€}75) = 19 * \text{€}75 (+ \text{€}75) = \text{€}1425 (+ \text{€}75)$$



**Ihr habt
Eure ersten
CLVs
berechnet!**

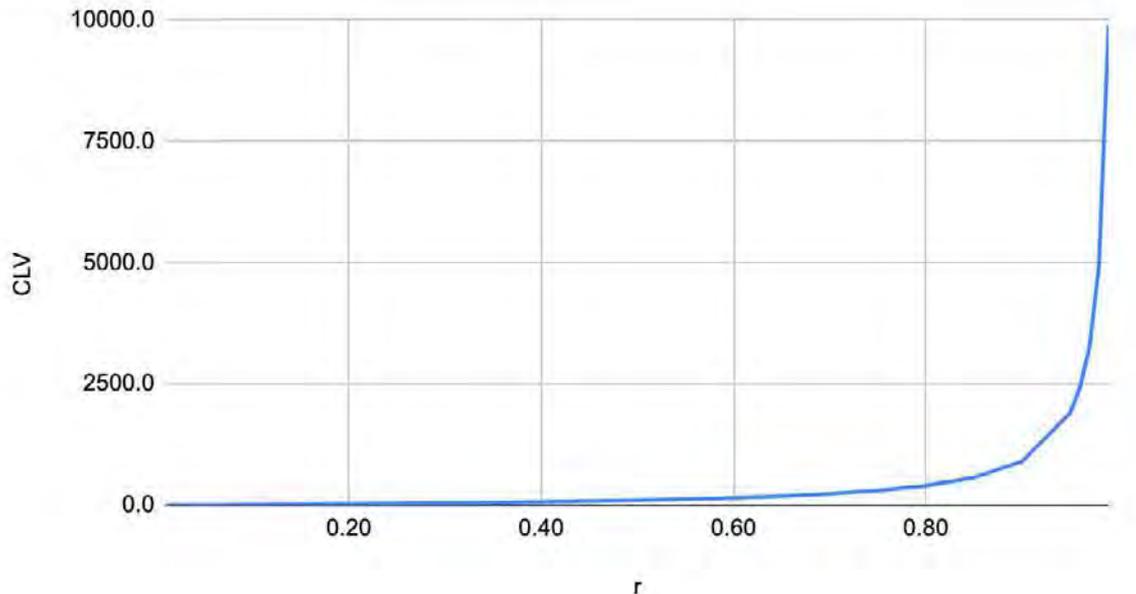


Diese Retention-Rate....



$$E(CLV) = \frac{r}{1-r} m (+ m)$$

CLV vs. Retentionrate r



- Bei geringer Retention Rate hat eine Erhöhung wenig Effekt auf den CLV
- Bei hoher Retention Rate hat eine Erhöhung großen Effekt auf den CLV

r	CLV
0.01	1.0
0.05	5.3
0.10	11.1
0.15	17.6
0.20	25.0
0.25	33.3
0.30	42.9
0.35	53.8
0.40	66.7
0.45	81.8
0.50	100.0
0.55	122.2
0.60	150.0
0.65	185.7
0.70	233.3
0.75	300.0
0.80	400.0
0.85	566.7
0.90	900.0
0.95	1900.0
0.96	2400.0
0.97	3233.3
0.98	4900.0
0.99	9900.0

Wiederkaufwahrscheinlichkeit eher geringer oder Kauf nicht in der “nahen” Zukunft?

Casper

Matratzen

Kissen

Betten

Textilien

Mehr

Matratzen

Die Hybrid NEU

Die Casper

Die Essential

Matratzen kaufen

Unser Bestseller



Die Casper Matratze

Von Experten ausgezeichnet, von fast 1 Million Kunden gefeiert.

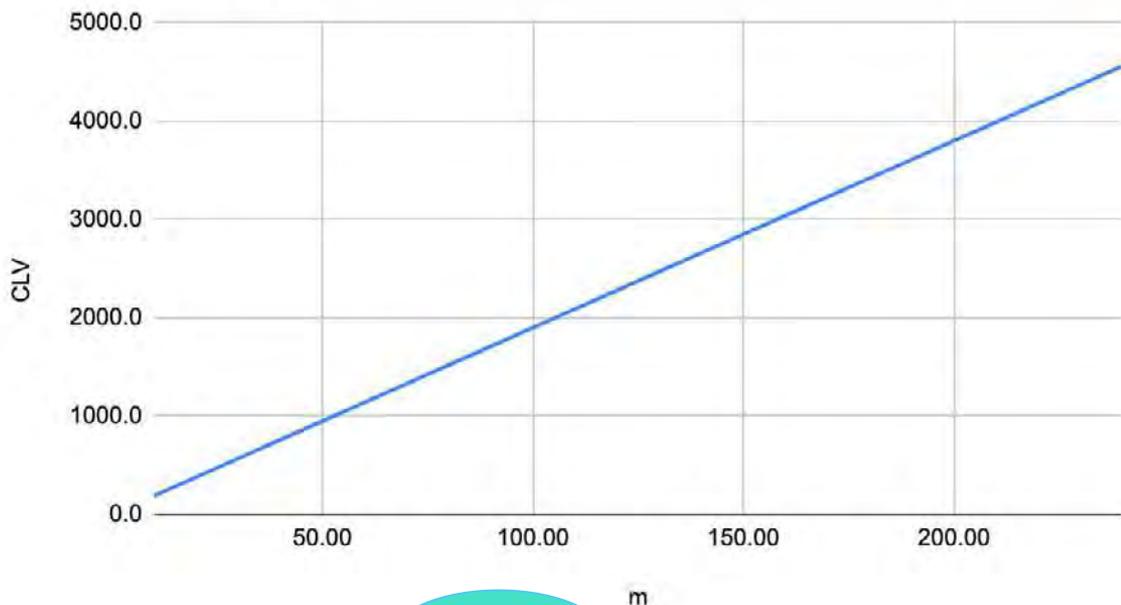


Erhöhung der
Marge
(Kissen etc)

Die Marge wirkt nur linear...



CLV vs. Marge m



Steigung

$$E(CLV) = \frac{r}{1-r} m (+ m)$$

m	CLV
10.00	190.0
20.00	380.0
30.00	570.0
40.00	760.0
50.00	950.0
60.00	1140.0
70.00	1330.0
80.00	1520.0
90.00	1710.0
100.00	1900.0
110.00	2090.0
120.00	2280.0
130.00	2470.0
140.00	2660.0
150.00	2850.0
160.00	3040.0
170.00	3230.0
180.00	3420.0
190.00	3610.0
200.00	3800.0
210.00	3990.0
220.00	4180.0
230.00	4370.0
240.00	4560.0

Profitable nach Erstkauf?

Nicht profitable nach Erstkauf?

Retention notwendig!

Retention ist weniger wichtig für Unternehmen, die schon beim ersten Kauf rentabel sein müssen.

Für alle anderen: Es ist ein Muss.

Wie berechne ich denn die Retention Rate?



Simple Methode

$$\text{Retention Rate } r = \left(\frac{\text{Kunden am Ende des Monats} - \text{Neukunden in dem Monat}}{\text{Kunden zu Beginn des Monats}} \right)$$

Beispiel

Kunden am Anfang des Monats = 100

Neukunden in dem Monat = 20

Kunden am Ende des Monats = 110

$$\text{Retention Rate} = ((110-20)/100) = (90/100)$$

$$= 0,9 * 100 = \mathbf{90\%}$$



Wie berechne ich denn die Retention Rate?

Wir haben es mit “censored” Daten zu tun, d.h. aktive Kunden haben ja noch nicht gekündigt, daher können wir nicht wissen, wie lange sie bleiben. Wir müssen daher komplexer schätzen.

Komplexere Methode (R=retained, C=Canceled, a=acquired)

Kunde	Monat 1	Monat 2	Monat 3	Monat 4	Monat 5	Monat 6	Monat 7	Monat 8	Monat 9	Monat 10	Monat 11	Monat 12	t	c
1					a	R	R	C					3	
2	a	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	C	11
3	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	12
4					a	R	R	R	R	C			5	
5	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	12
6				a	R	R	R	R	R	R	R	R	R	8
7				a	R	R	R	R	R	R	R	C	8	
8	R	R	C										3	

$$r = 1 - \frac{n}{\sum t_i + \sum c_i}$$

$$\sum t_i = 3 + 11 + 5 + 8 + 3 = 30$$

$$\sum c_i = 12 + 12 + 8 = 32$$

$$r = 1 - \frac{5}{30+32} = 91,9\%$$

Zwischenfazit zum CLV



Der CLV schaut in die Zukunft

Im Vergleich zu den einfacheren Kundenwertmodellen schauen wir aktiv in die Zukunft

Marge und Retention Rate

Die Marge und die Retention Rate müssen geschätzt werden. Beide Werte liegen ja in der Zukunft und wir können sie nicht messen. Die Retention Rate r kann massiv positiv auf den CLV wirken.

gone for good vs. always a share

Es gibt diese beiden grundlegenden Annahmen der Kundenabwanderung.

Konstante Retention Rate

Nehmen wir die Retention Rate r Marge m als konstant für alle Zeitperioden an, wird die Berechnung des CLVs beim gone for good Modell einfach. Ob einfach oder komplex: Ihr könnt Eure durchschnittliche " r " nun berechnen im gone for good Modell

Variierende Retention Rate

Bei variierender Retention Rate r und konstanter Marge m wird die Berechnung etwas komplizierter, aber immer noch machbar. (Haben wir nicht behandelt.) Bei kundenindividueller Betrachtung steigen die simplen Modelle aus.

Einfach = bedingt sinnvoll

Es ist gut einen Durchschnitts-CLV zu kennen, aber richtig sinnvoll wird der CLV erst, wenn man r und m kundenindividuell schätzt.



Königsdisziplin: Jede:n Kund:in individuell betrachten Dann geht es richtig los mit den Use-Cases.



Wir schätzen die Marge und Retention-Rate für jede Periode und jede:n Kund:inn individuell!



Dafür benötigen wir Machine Learning Modelle - keine Sorge, es gibt “no-code-model builder”!



Der Benefit ist allerdings enorm! (Siehe die Cases!!!!) :)

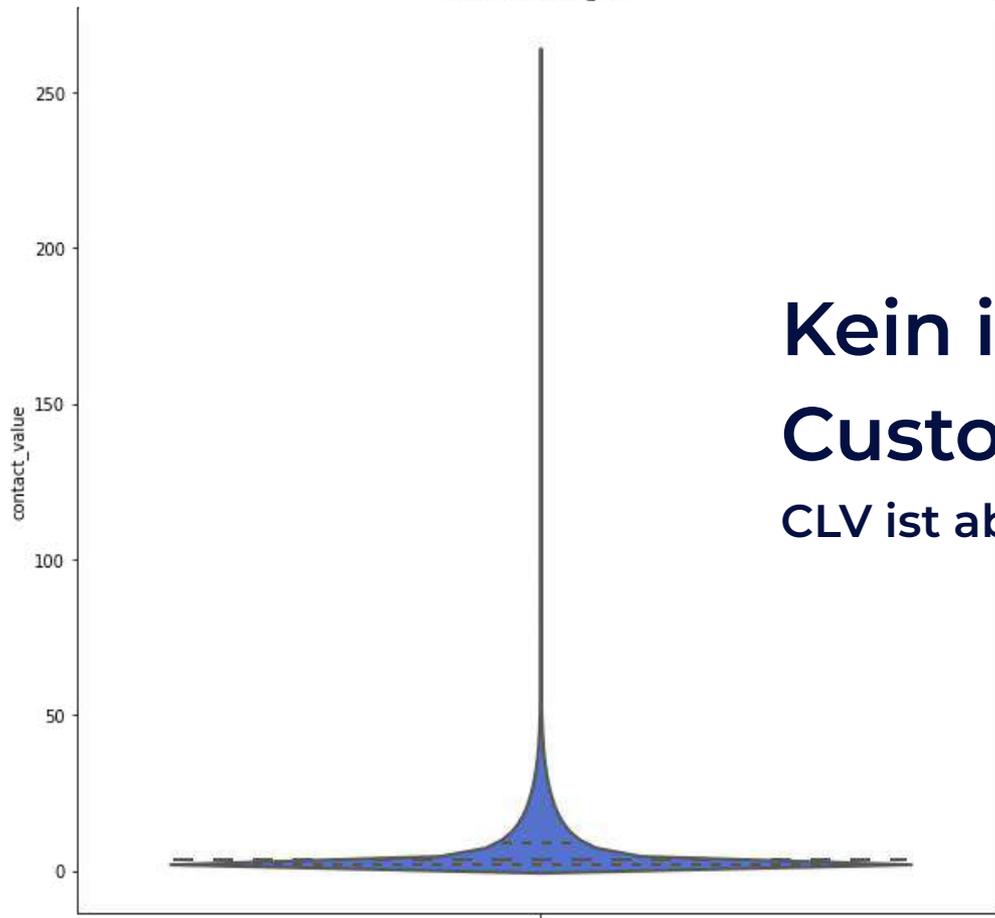


 CrossEngage | CLV

Machine-Learning / AI -basierte Kundenwertmodelle



Scoreverteilung CLV



**Kein individueller
Customer Lifetime Value**
CLV ist aber alles andere als gleichverteilt



Nur "ein" CLV

Qualitätsverbesserung durch Analyse...



pro Land



pro Kundengruppe



pro Kategorie



pro Use Case

...



> 200 Modelle

+0 zusätzliche FTE



Ein "Blackbox" CLV



Ich prognostiziere
einen CLV von **€100!**

GOOD

or

BAD

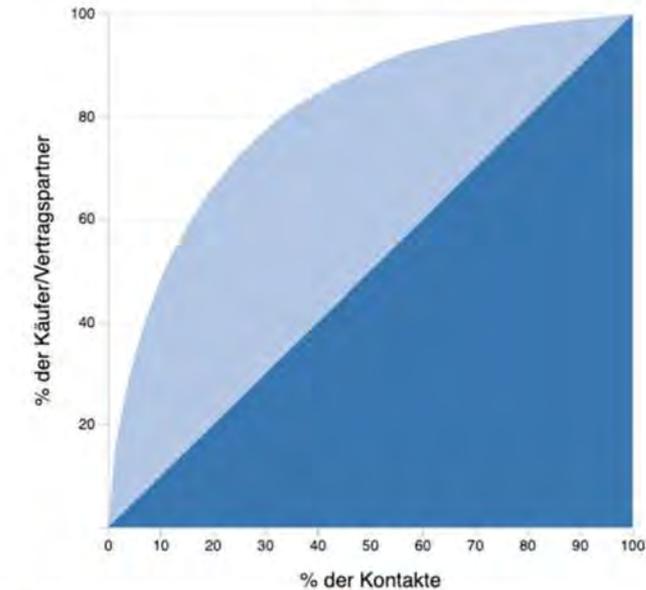


Gütemaße - wie gut ist die Prognose?



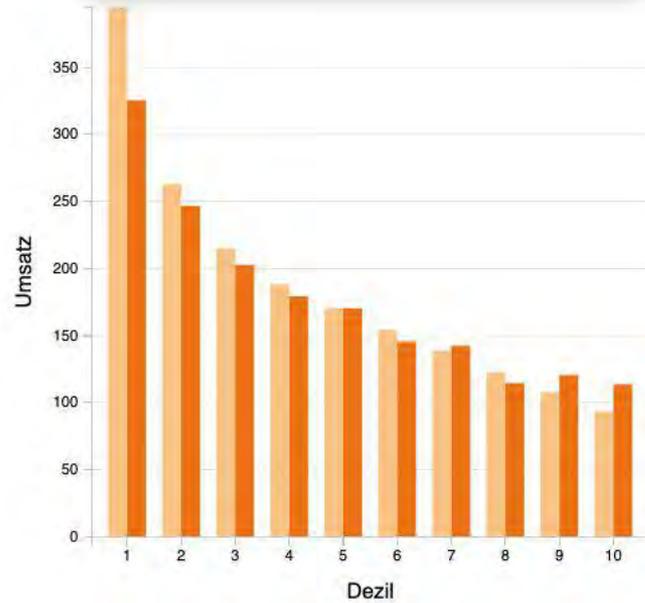
ROC-Kurve

Gesamtqualität des Datenmodells: 81,7 %



■ Performance bei Modell-basierter Auswahl ■ Performance bei zufälliger Auswahl

Dezil-Plot Value-Modell

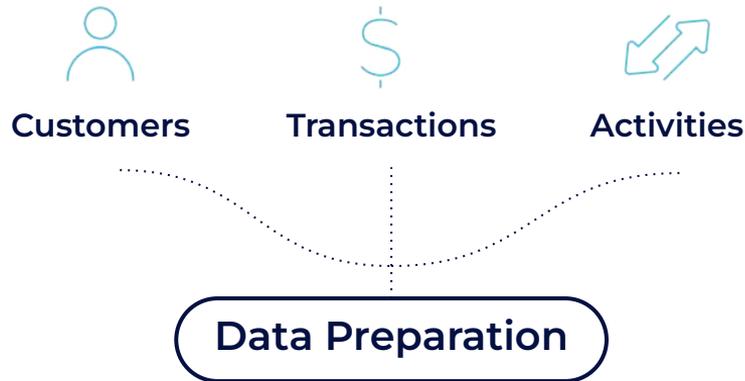


■ Prognose ■ Tatsächlicher Umsatz



Einflussfaktoren können kompliziert werden...

Feature	AUC-gain
revenue_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0227
quantity_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0224
transaction_recency_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0208
any_transaction_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0207
item_count_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0201
frequency_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0201
FILTER_revenue_IN_t000	0.0184
revenue_IN_tm3600_TO_tm900	0.0181
value_IN_tm3600_TO_tm900_AND_productgroup_id_IS_C	0.0181
quantity_IN_tm3600_TO_tm900	0.0181
frequency_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_return	0.0181
frequency_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_return	0.0181
any_transaction_IN_tm900_TO_tm150_AND_productgroup_id_IS_B	0.0179
transaction_recency_IN_tm900_TO_tm150_AND_productgroup_id_IS_B	0.0179
zipcode1_IN_t000_@@@ 8	0.0177
item_count_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_neutral	0.0176
item_count_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_neutral	0.0176
item_count_IN_tm3600_TO_tm900_AND_mapped_order_type_IS_neutral	0.0175
item_count_IN_tm3600_TO_tm900_AND_order_type_IS_neutral	0.0175
month_IN_t000_@@@ 11	0.0172
revenue_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_neutral	0.0172
revenue_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_neutral	0.0172
transaction_recency_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_return	0.0170
transaction_recency_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_return	0.0170
any_transaction_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_return	0.0170
any_transaction_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_return	0.0170
quantity_IN_tm3600_TO_tm900_AND_order_type_IS_neutral	0.0170
quantity_IN_tm3600_TO_tm900_AND_mapped_order_type_IS_neutral	0.0170
quantity_IN_tm150_TO_t000_AND_order_type_IS_neutral	0.0169
quantity_IN_tm150_TO_t000_AND_mapped_order_type_IS_neutral	0.0160



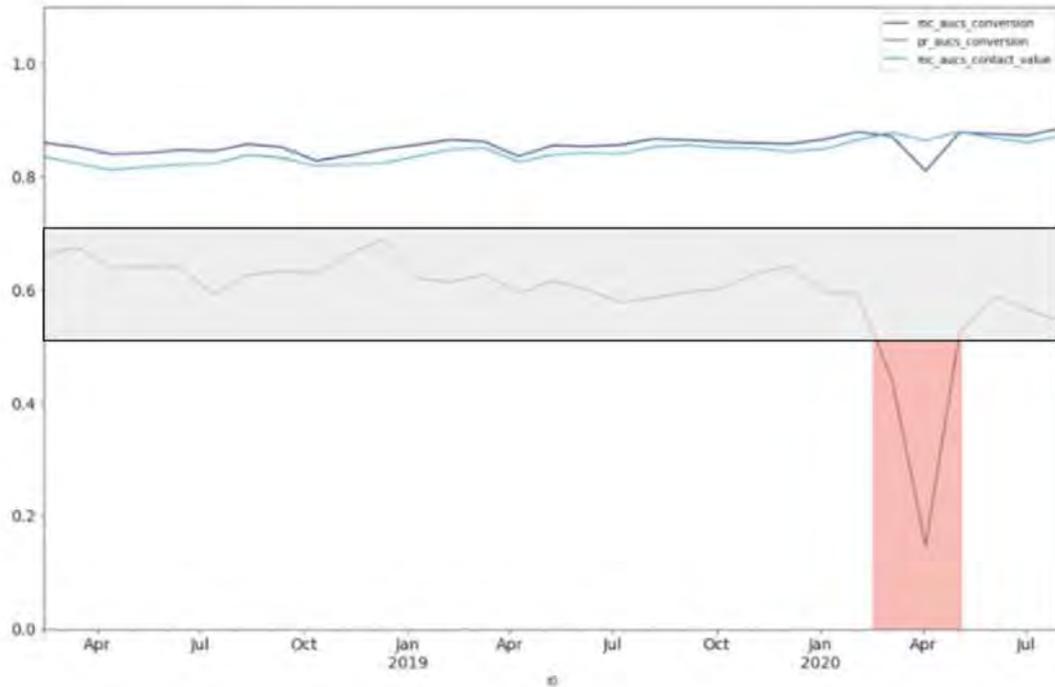
AutoML erledigt das für Euch



Beispiel: Modell-Drift während Corona

Performance Drift im Zeitverlauf

Drift Score: 0,025



Jede **“gute”** Software, die Sie mit Prognosen versorgt, bieten Ihnen Einblicke in den Modell-Drift.

Sollte ein **“Drift”** vorliegen, darf das Modell unter Umständen nicht eingesetzt werden.



**„Prognosen sind ja gut und schön, aber
eine Einflussfaktorenanalyse
wäre schöner“**

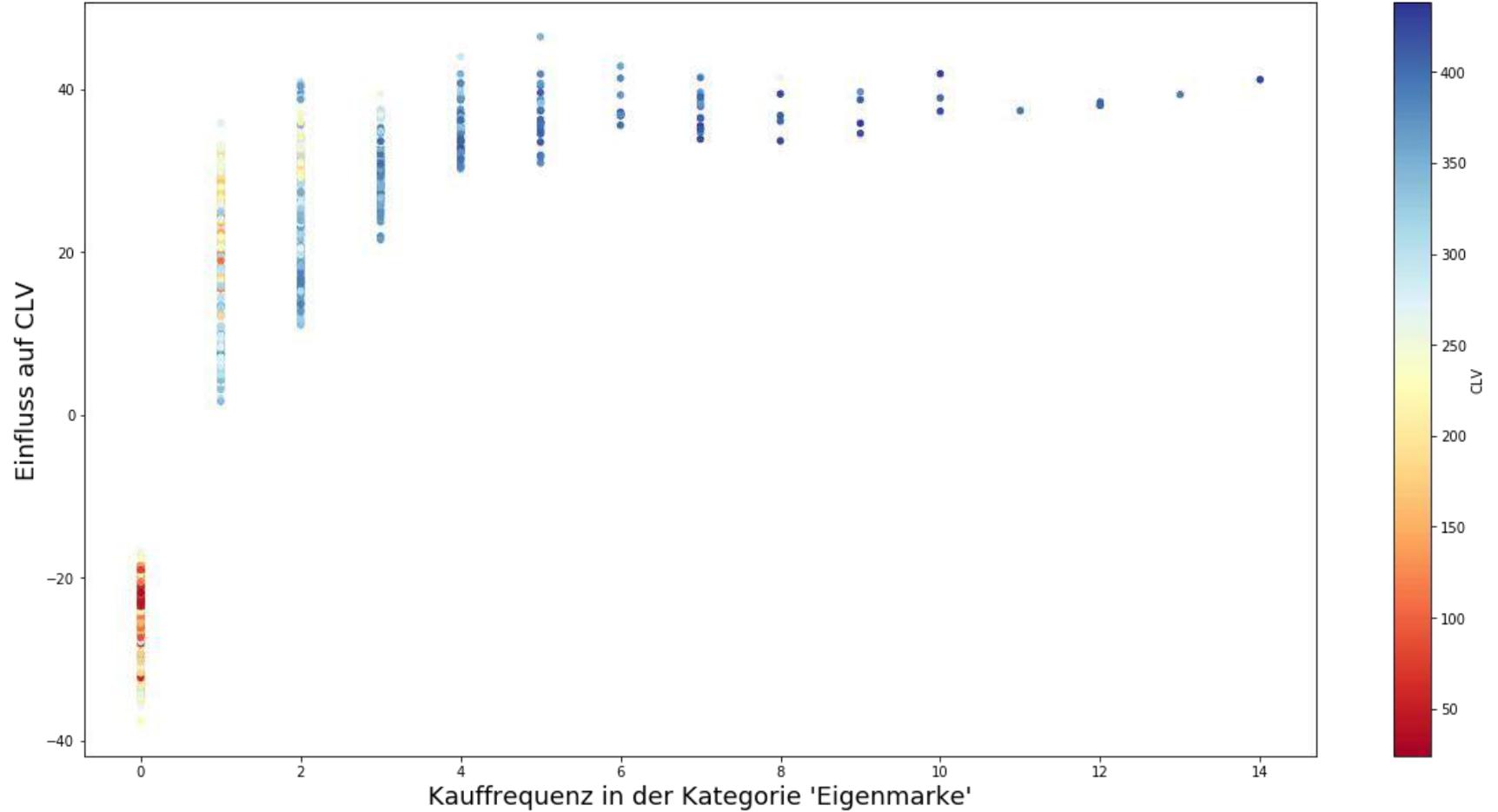


Welche Faktoren generieren CLV? (beispielhaft)

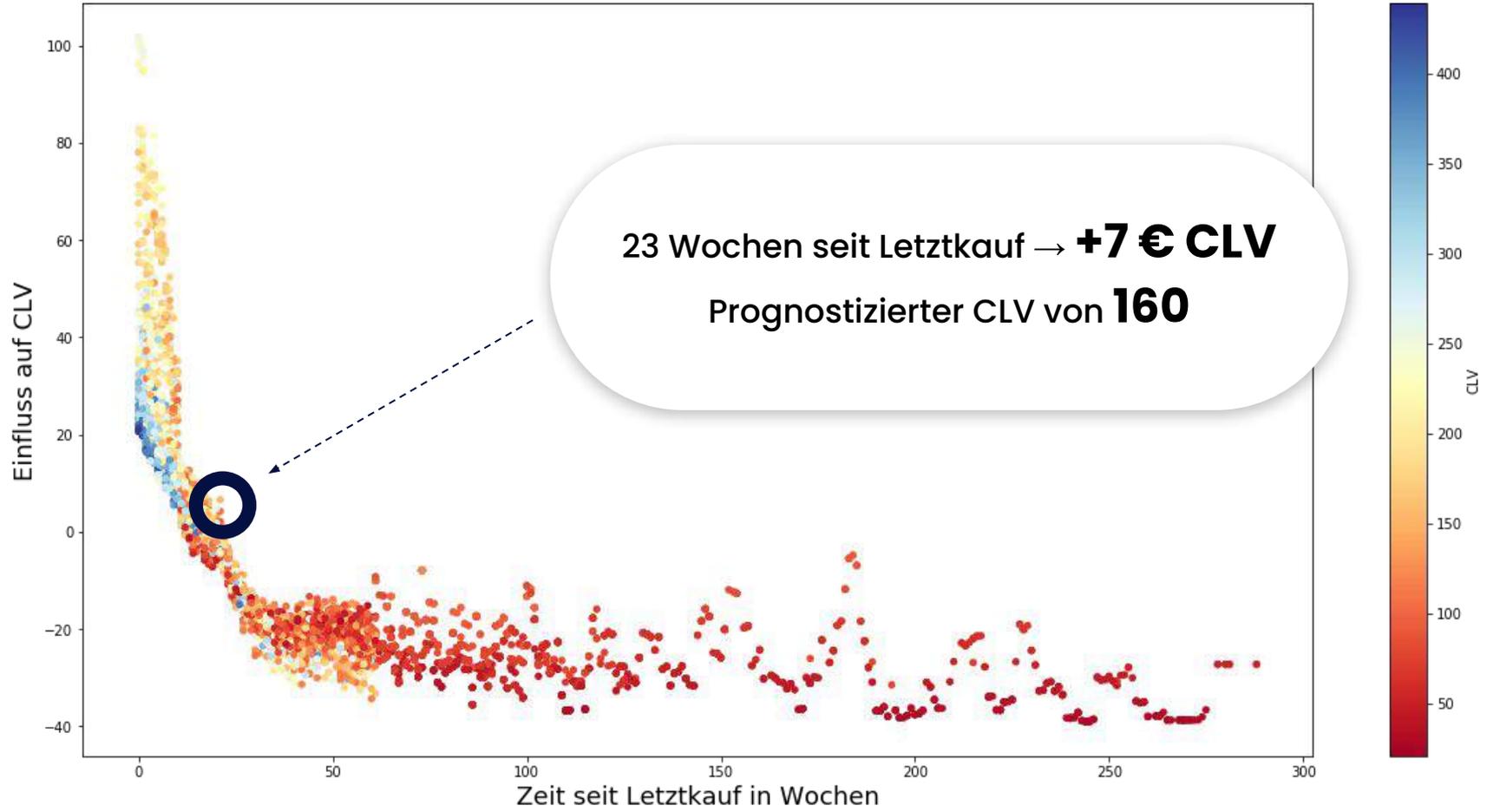


Beispiel:

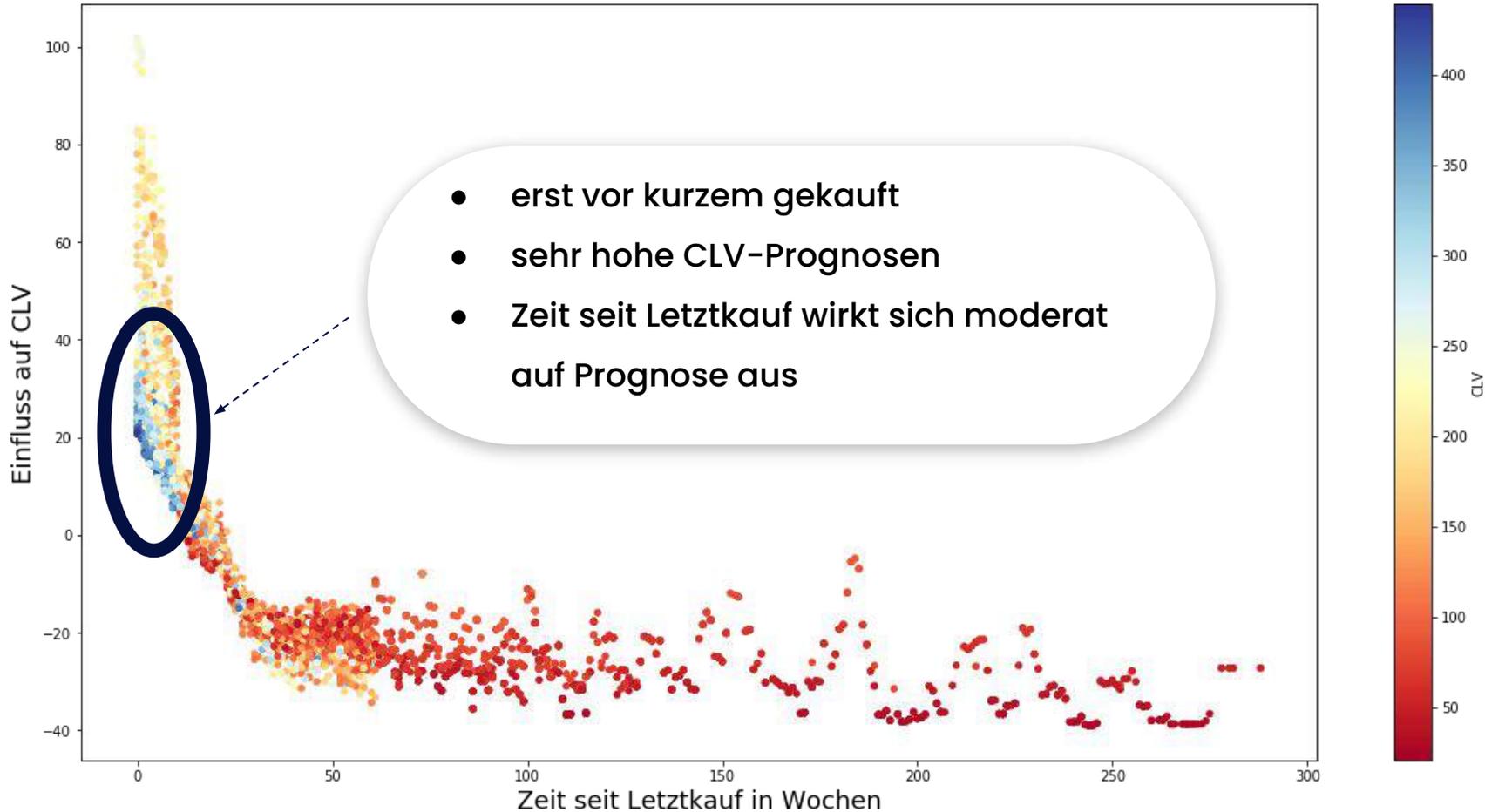
Ab 4 Käufen der Eigenmarken erhöht sich der CLV nicht mehr



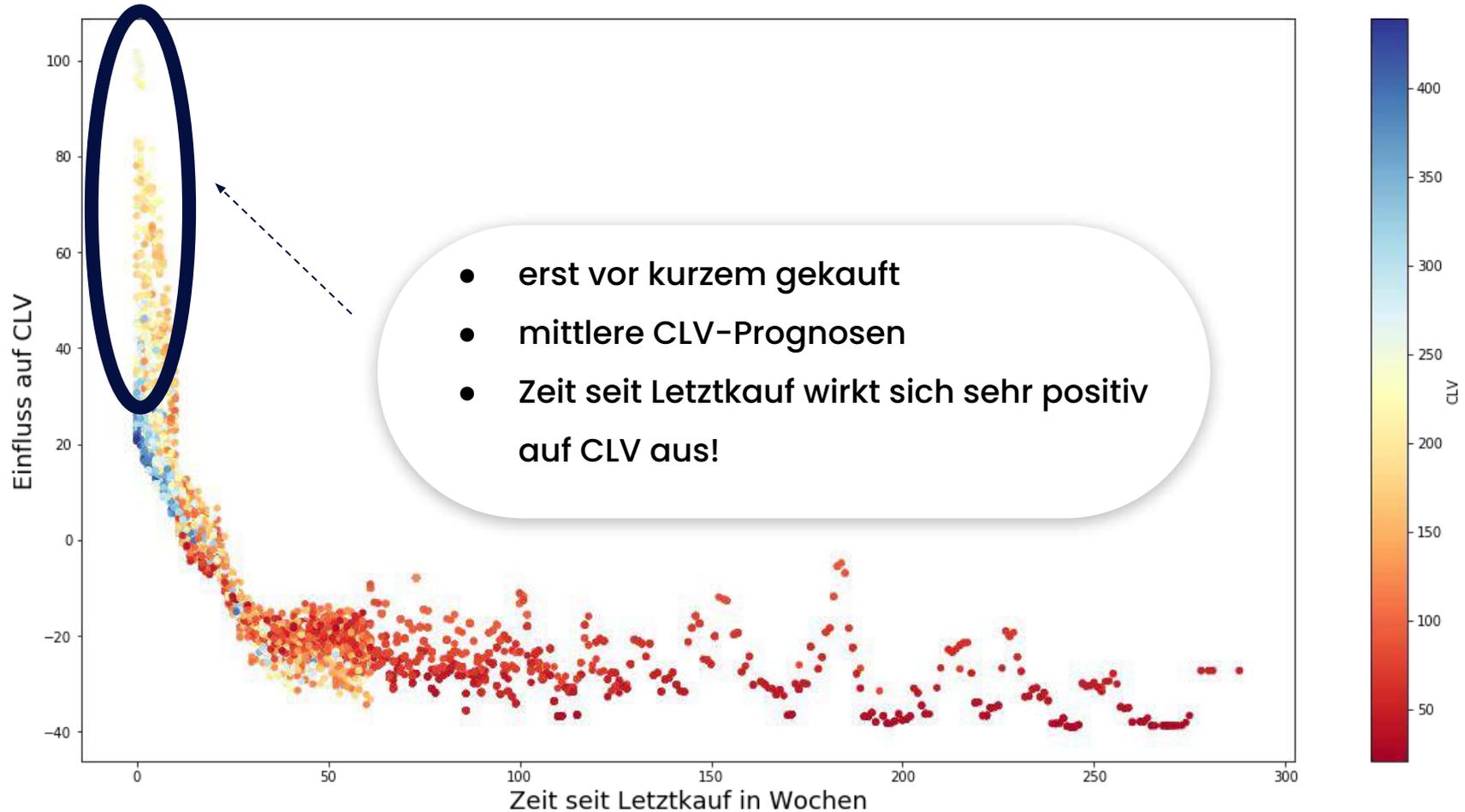
Kund:innen-individuellen CLV verstehen



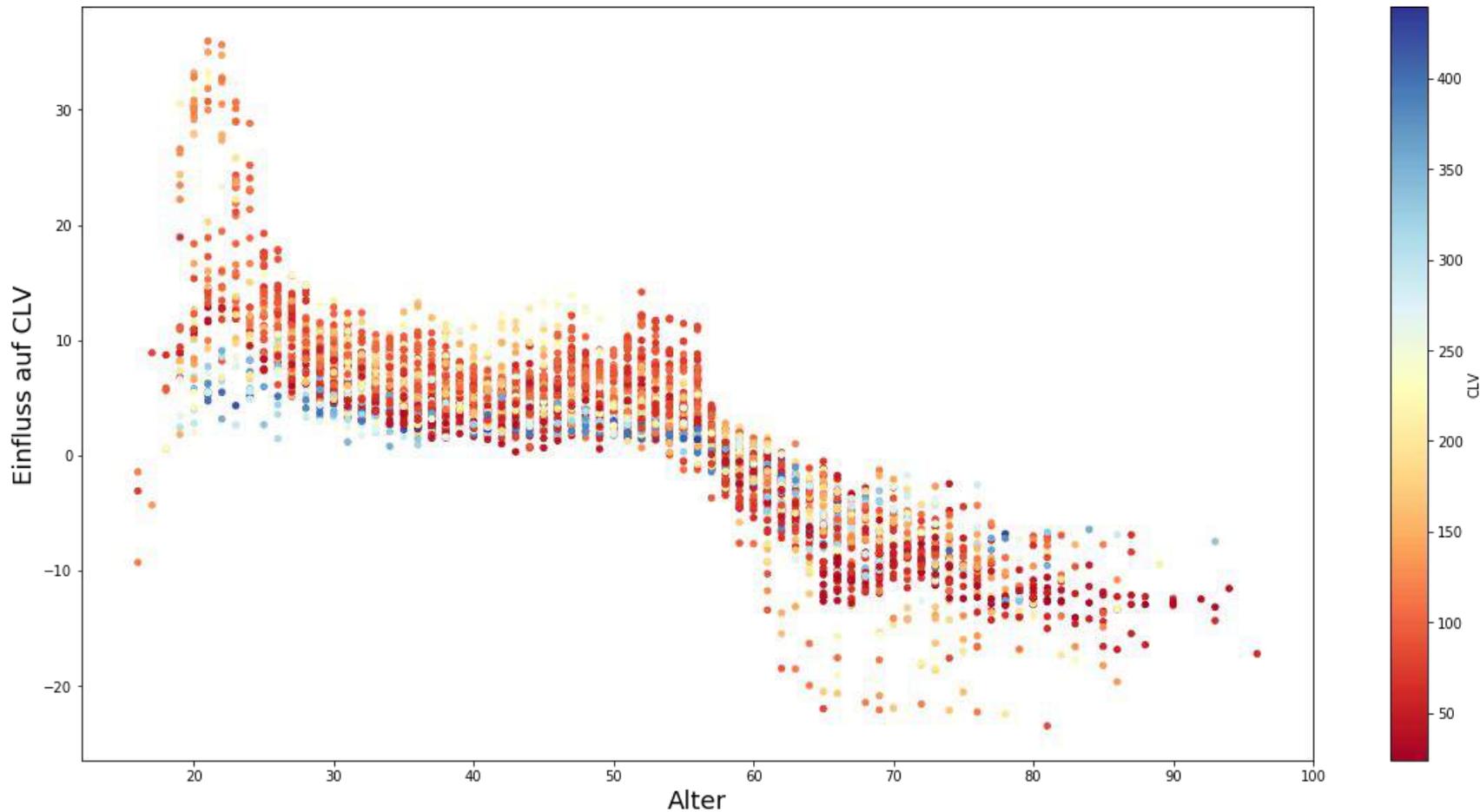
Kund:innen-individuellen CLV verstehen



Individuellen CLV verstehen



Beispielfaktor jenseits von Transaktionen



NEW CLV MODEL 

No-Code Predictive Modeling

- Wählen Sie aus vorgefertigten Prognosemodellen, wie Kundenwert (CLV), Erst- zu Zweitkauf, Churn Prediction und Next Best Offer
- Erstellen Sie benutzerdefinierte CLV-basierte Predictive Models ohne Programmierkenntnisse oder technische Fähigkeiten („No-Code Modeling“)
- Skalieren Sie Hunderte von Modellen mit der Kraft von automatisiertem Machine Learning (AutoML)
- Werten Sie relevante Erkenntnisse und KPIs Ihrer Zielgruppen aus

So sieht das in CrossEngage aus. Mit unserer Software kannst Du noch viel mehr, als nur den CLV berechnen.



CLV 360 days Rescore View ...

Processed *13f4a25-8fb0-4a1c10440-24129979p0f0 + Add Label

Info

Created 4 December 2019
Modified 27 March 2022

Segment / Target Group

No
Date

SUMMARY | CONVERSION MODELLING | VALUE MODELLING

DETAILS | CURATION OVERVIEW

Target variable

Time between the last selection and the day the marketing activity reaches the customer (in days).	1 Days
Time period for which a prediction should be created.	360 Days

Transaction Filters

sale	return	neutral
Positive	Negative	Neutral

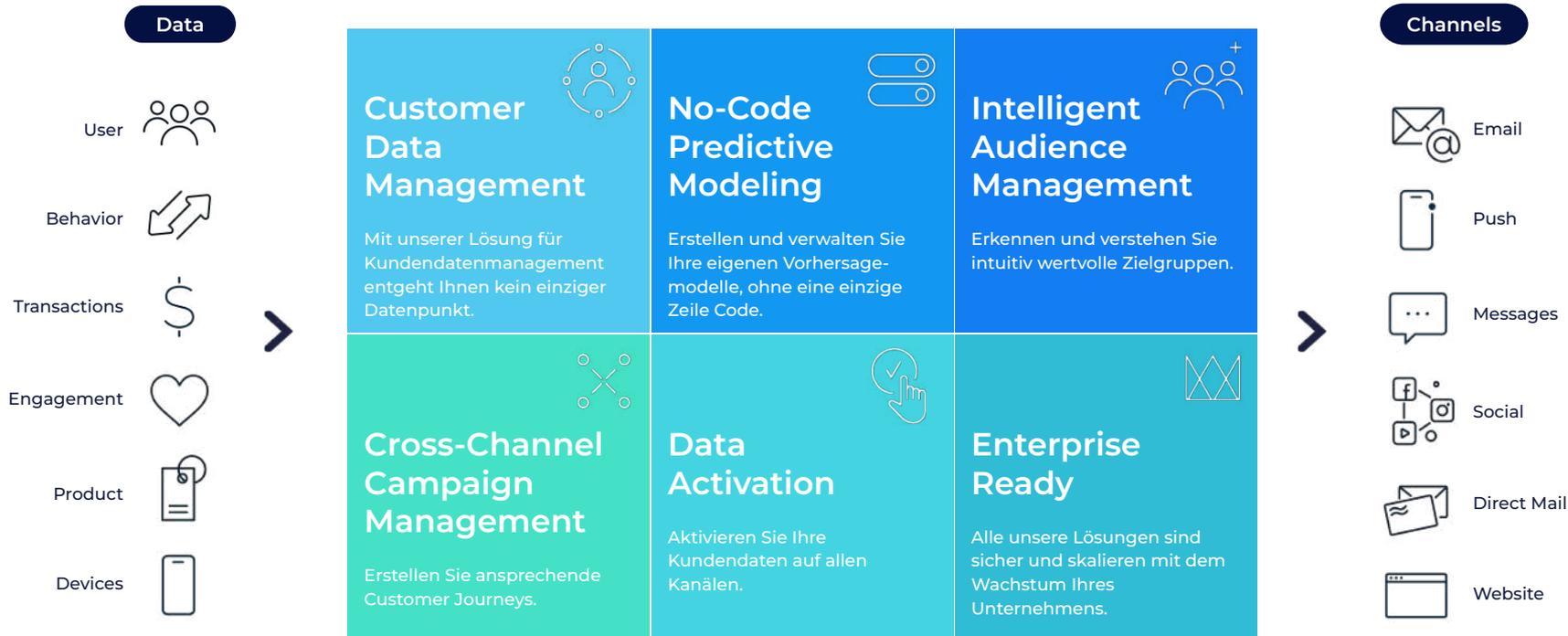
Check type

Check type	Value	Status
Number of positive cases for training the model	15,069	Good
AUC value in the training data set	0.89	Good
Deviation of the AUC value compared to the training	0	Good
Influence of the top feature in the response model	0.85	Critical
Influence of the top feature in the value model	0.95	Insufficient

OVERALL STATUS: **GOOD**



CrossEngage Customer-Data- und Prediction-Plattform





 CrossEngage | CLV

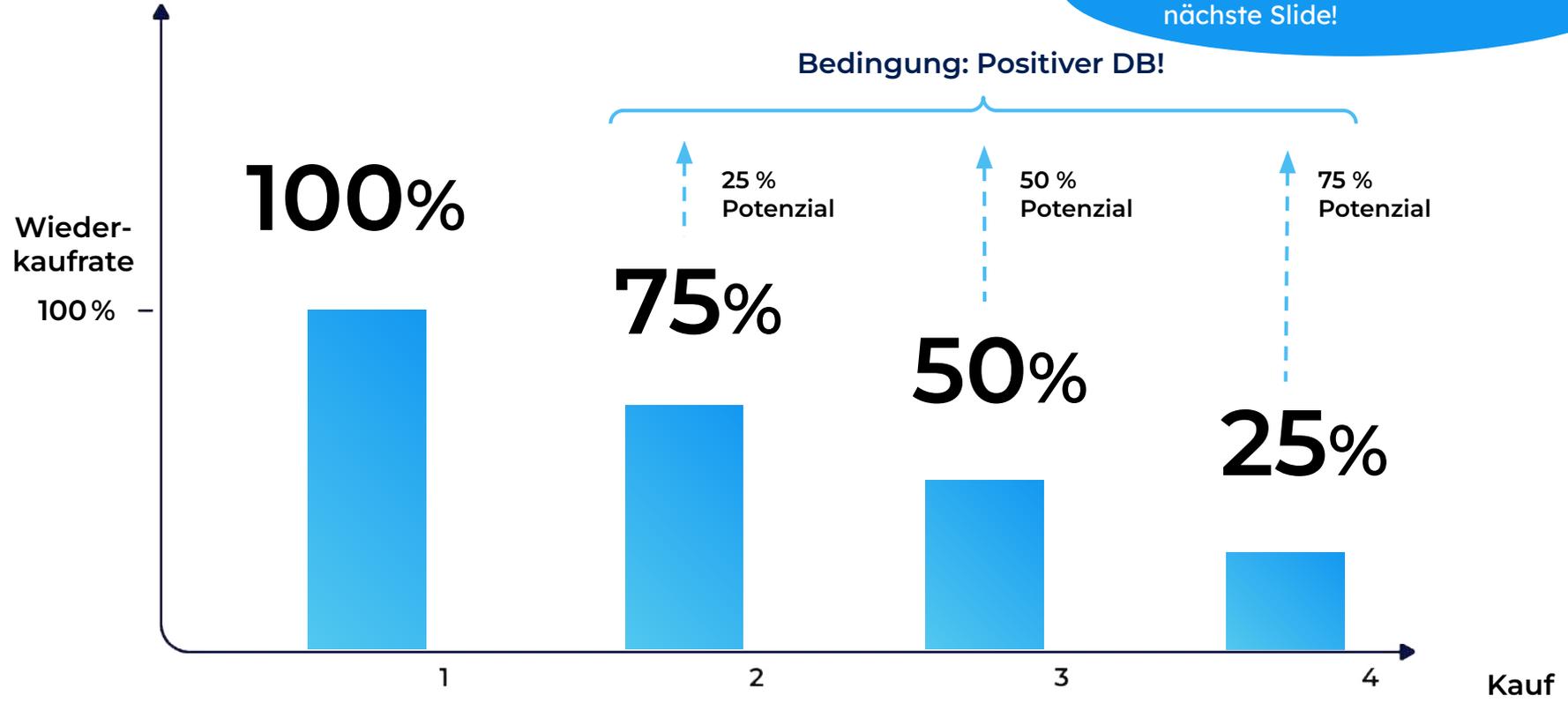
Systematisches, wertbasiertes Kundenmanagement



Steigerung der Wiederkauftrate unter Deckungsbeitragsperspektive

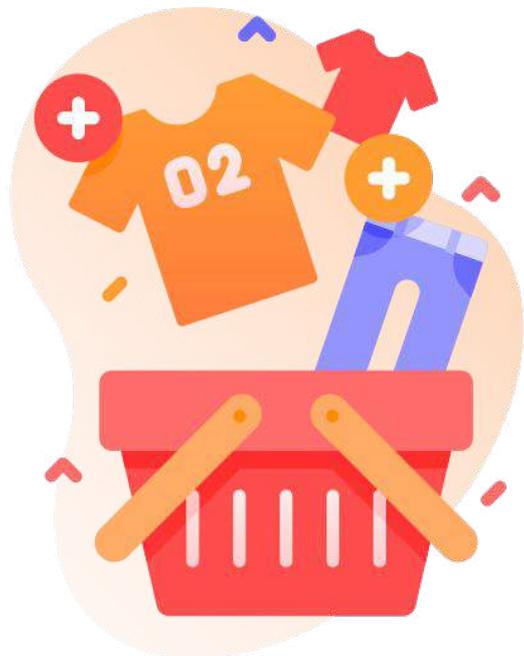
Exemplarischer Verlauf! In echt, ganz anders. Siehe nächste Slide!

Bedingung: Positiver DB!





Nur etwa ein Drittel der Neukund:innen tätigen typischerweise einen zweiten Kauf.



32%

Wiederkauftrate nach dem 1. Kauf

Bindung und Markentreue entsteht durch Kontakt mit der Marke und dem Sortiment.

Ein:e Neukund:in hat beim Erstkauf noch nicht das gleiche Maß an Bindung und Markentreue wie ein:e Bestandskund:in.

Umgekehrt: Je häufiger jemand kauft, desto wahrscheinlicher ist es, dass er/sie wieder kauft.



Wert der Zweitkäufer nach Zeitabstand zwischen Erst- und Zweitkauf (normiert)

Kunden, die zügig einen zweiten Kauf tätigen, generieren i. d. R. einen höheren Kundenlebenswert.

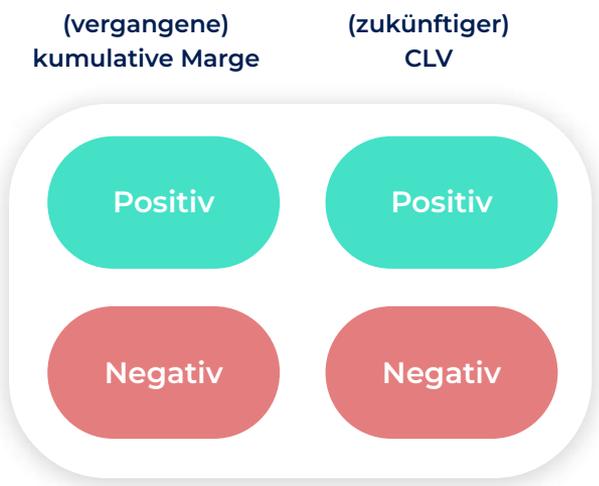




Jede Kaufkohorte hat **historisch (DB)** profitable und nicht-profitable Kunden, sowie **zukünftig (CLV)** profitable und nicht-profitable Kund:innen

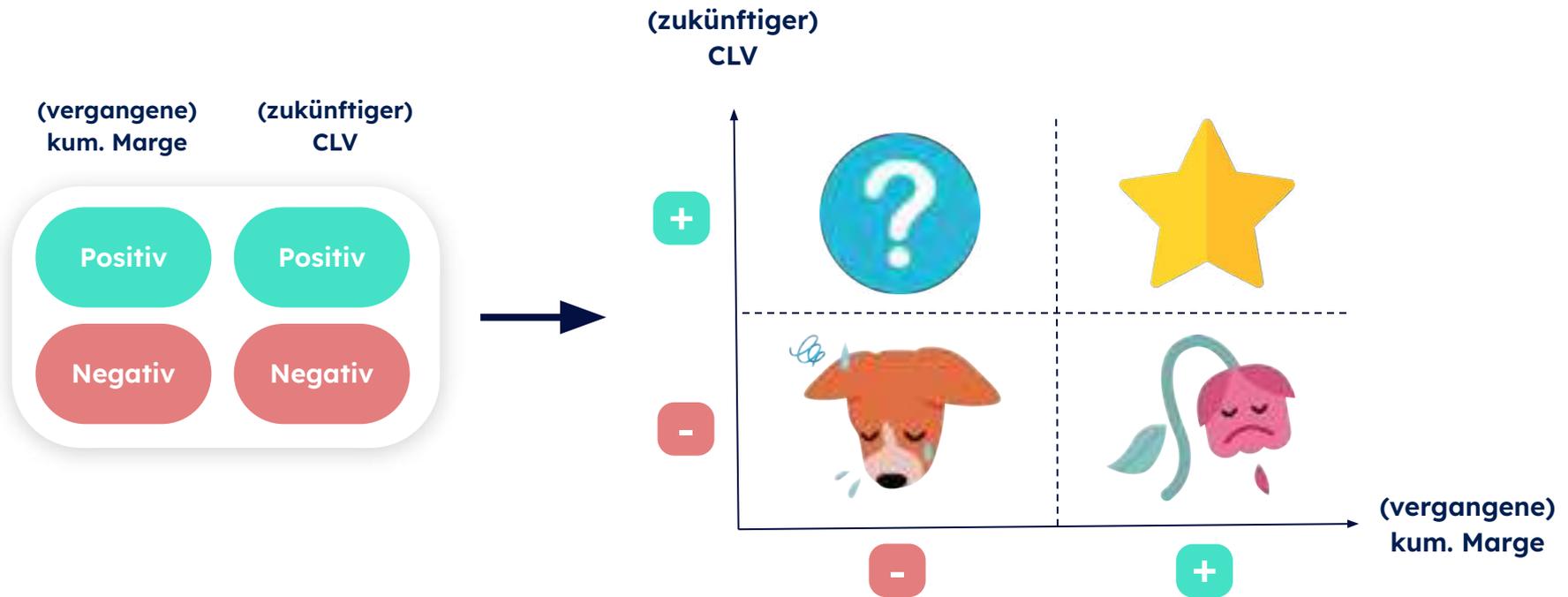


n-te Kaufkohorte

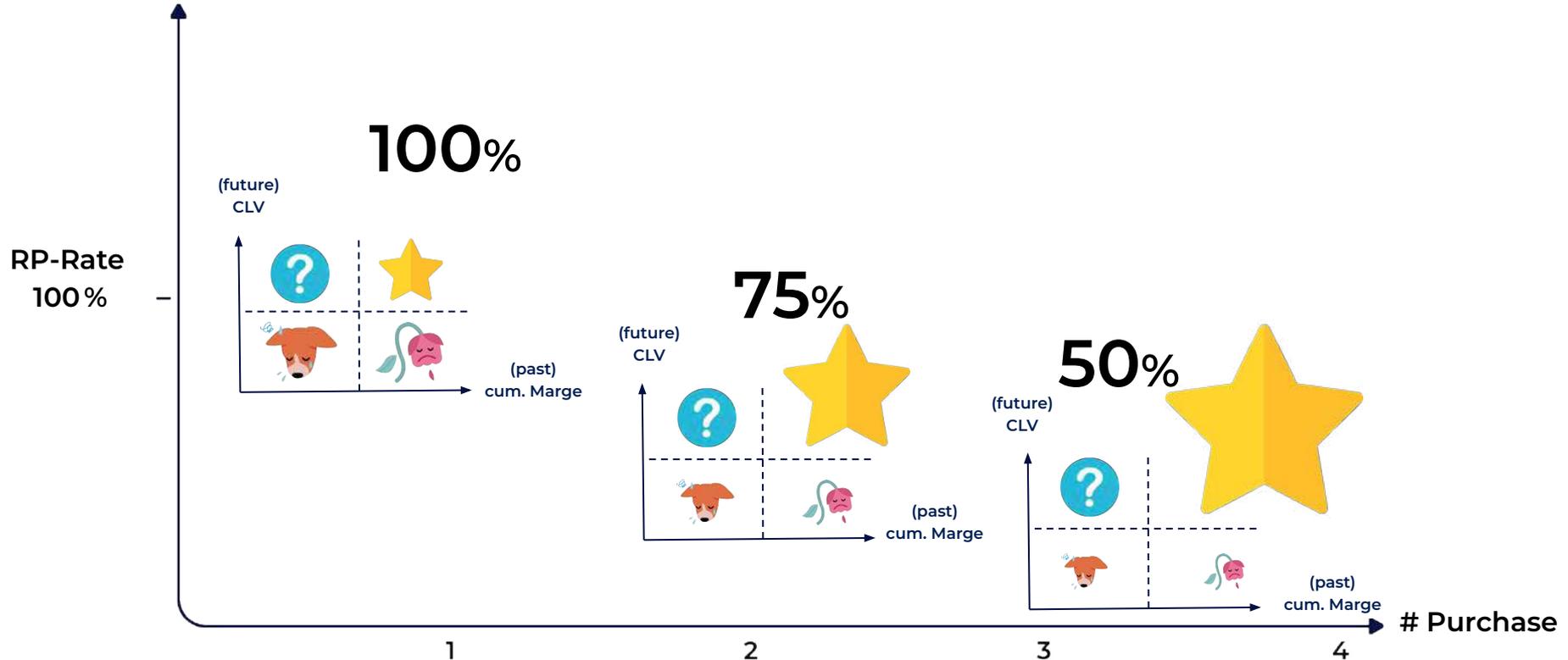




Für jede Kaufkohorte bilden wir die folgende Matrix:



Strategisches Ziel: Stars maximieren und die Fragezeichen konvertieren!



Priorisierung auf Zielgruppen mit der größten Wirkung und Dringlichkeit



Customer
Lifetime Value (€)



200.000 € Risiko



Hohe
Retourenwahrscheinlichkeit
(500 Kund:innen)



1-Mal-Käufer:innen
(1.500 Kund:innen)

Prio 2
1.000.000 €
Potenzial



Cross-Buying-Potenzial
(1.500 Kund:innen)

Prio 3
300.000 €
Potenzial



Früher loyal, aber nun
abwanderungsgefährdet
(1.000 Kund:innen)

Prio 1
1.000.000 €
Risiko

→ Dringlichkeit



Hmm...

Ok, fine, jetzt habe ich ein strategisches Framework, aber was mache ich jetzt konkret?

Wie bringe ich CLV und meine Kampagnen zusammen?



 CrossEngage | CLV

CLV-basierte Personalisierung

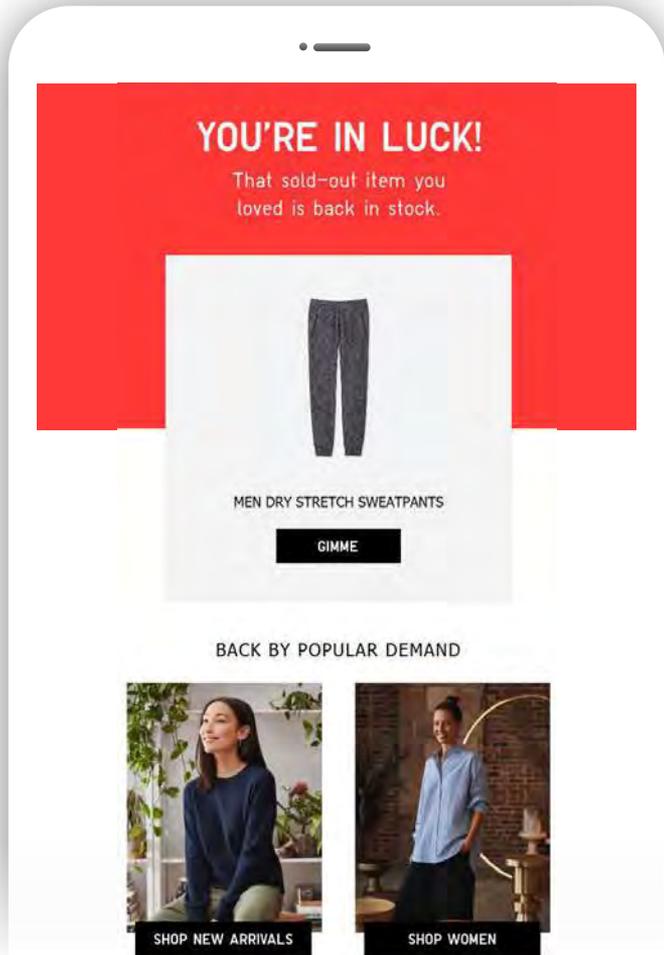


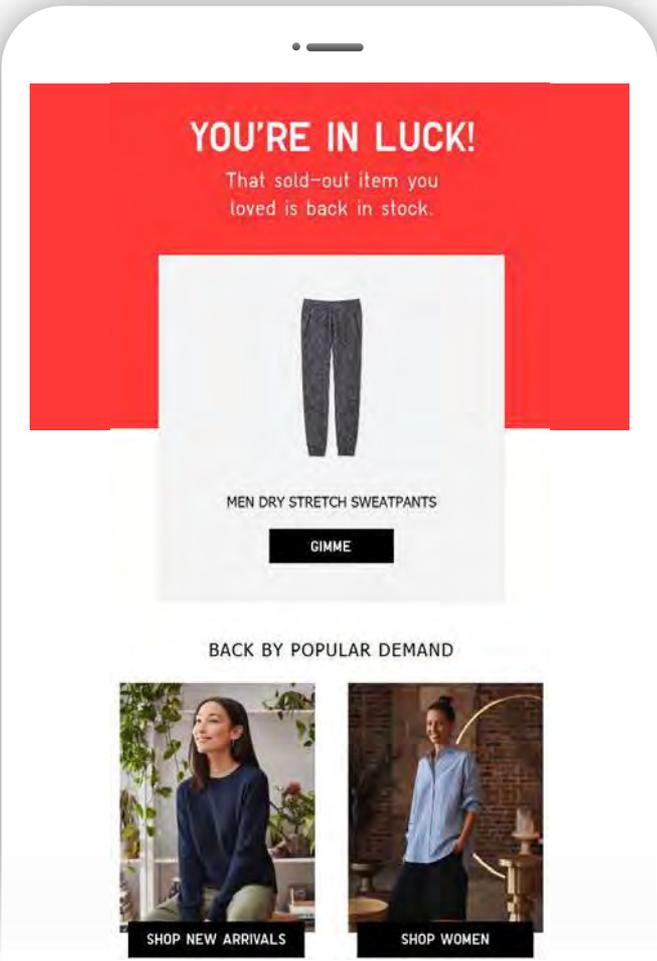
Immer mehr Marken setzen auf verhaltensbasierte E-Mails. Das ist gut.



Beispiel:

Back-in-stock Kampagne





Immer mehr Marken setzen auf verhaltensbasierte E-Mails. Das ist gut.



Beispiel:

Back-in-stock Kampagne

Es fehlt jedoch systematisches CRM Audience Management

Können wir das nicht besser?



CLV ist flexibel

Potentieller
Wert

Conversion-
Wahrscheinlichkeit

$$CLV = \sum (Value_i * ConvProb_i)$$

für Wochen, Monate, Quartale, Jahre $i=1, \dots, n$

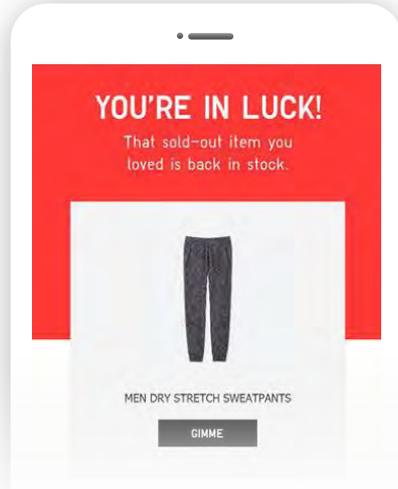


Wertbasierte Steuerung (nur ein Auszug)

CLV Prediction	Conversion Probability (r)	Conversion Value (m)	Action?
hoch	hoch	hoch	
hoch	niedrig	sehr hoch	Coupon? 
hoch	hoch	niedrig	Product Bundle + Schwelle + Coupon
niedrig	niedrig	niedrig	Kleiner Coupon



Personalisierung auf Basis des CLVs



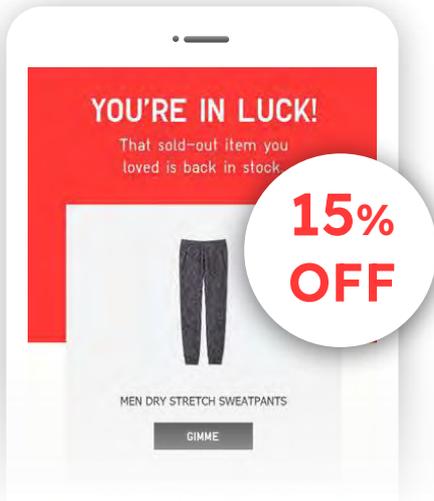
Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



Personalisierung auf Basis des CLVs



Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



Hoher CLV
Niedrige Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



Personalisierung auf Basis des CLVs



Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



Hoher CLV
Niedrige Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



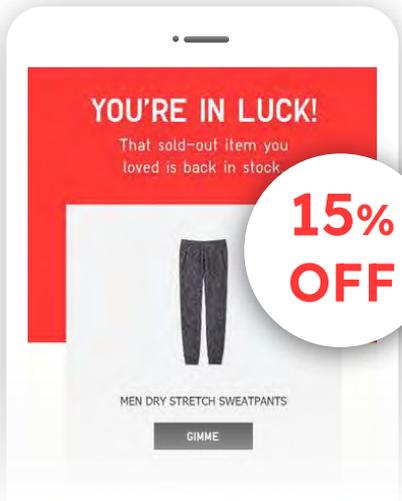
Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Niedrige Value Prob.



Personalisierung auf Basis des CLVs



Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



Hoher CLV
Niedrige Conv. Prob.
Hohe Value Prob.



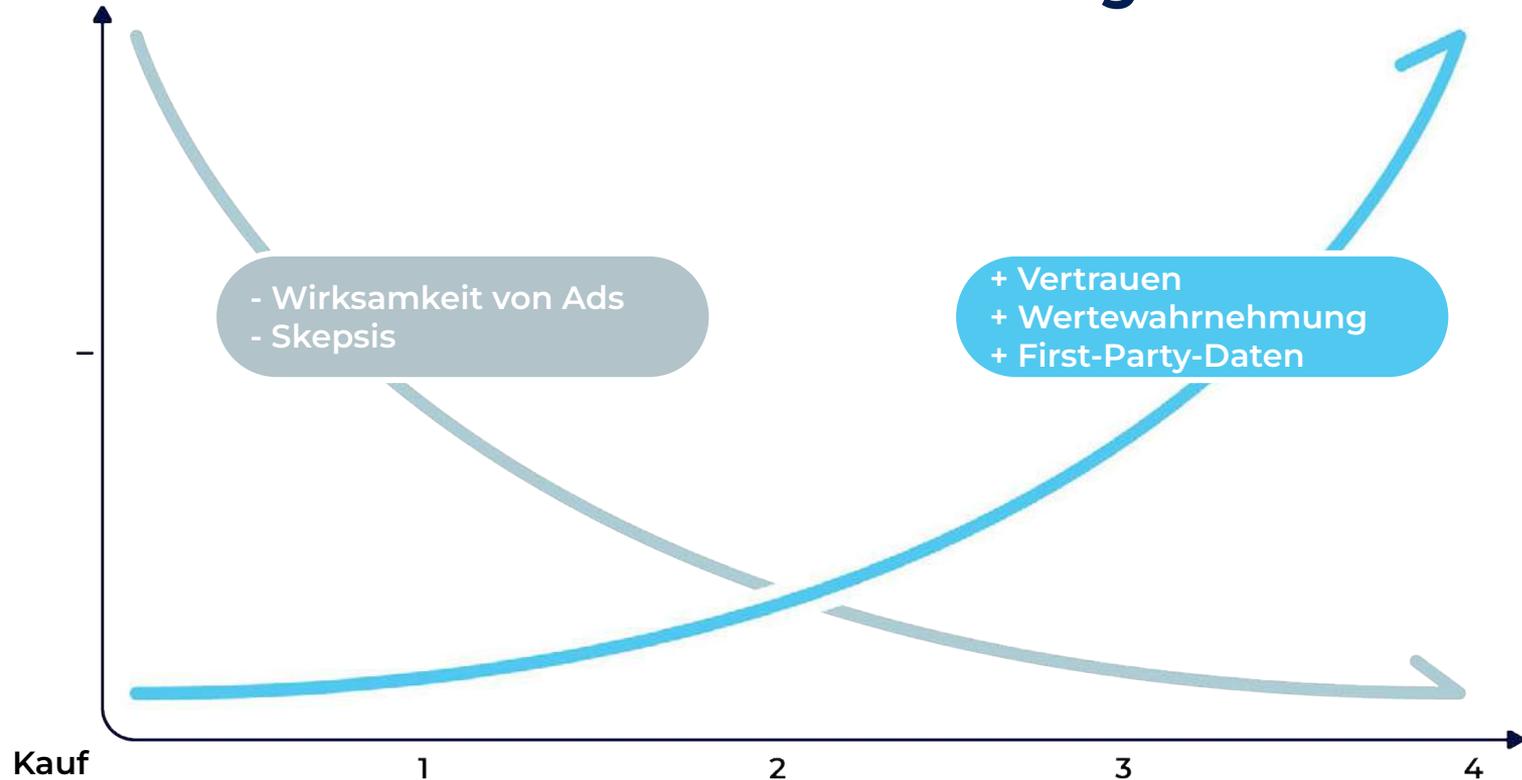
Hoher CLV
Hohe Conv. Prob.
Niedrige Value Prob.



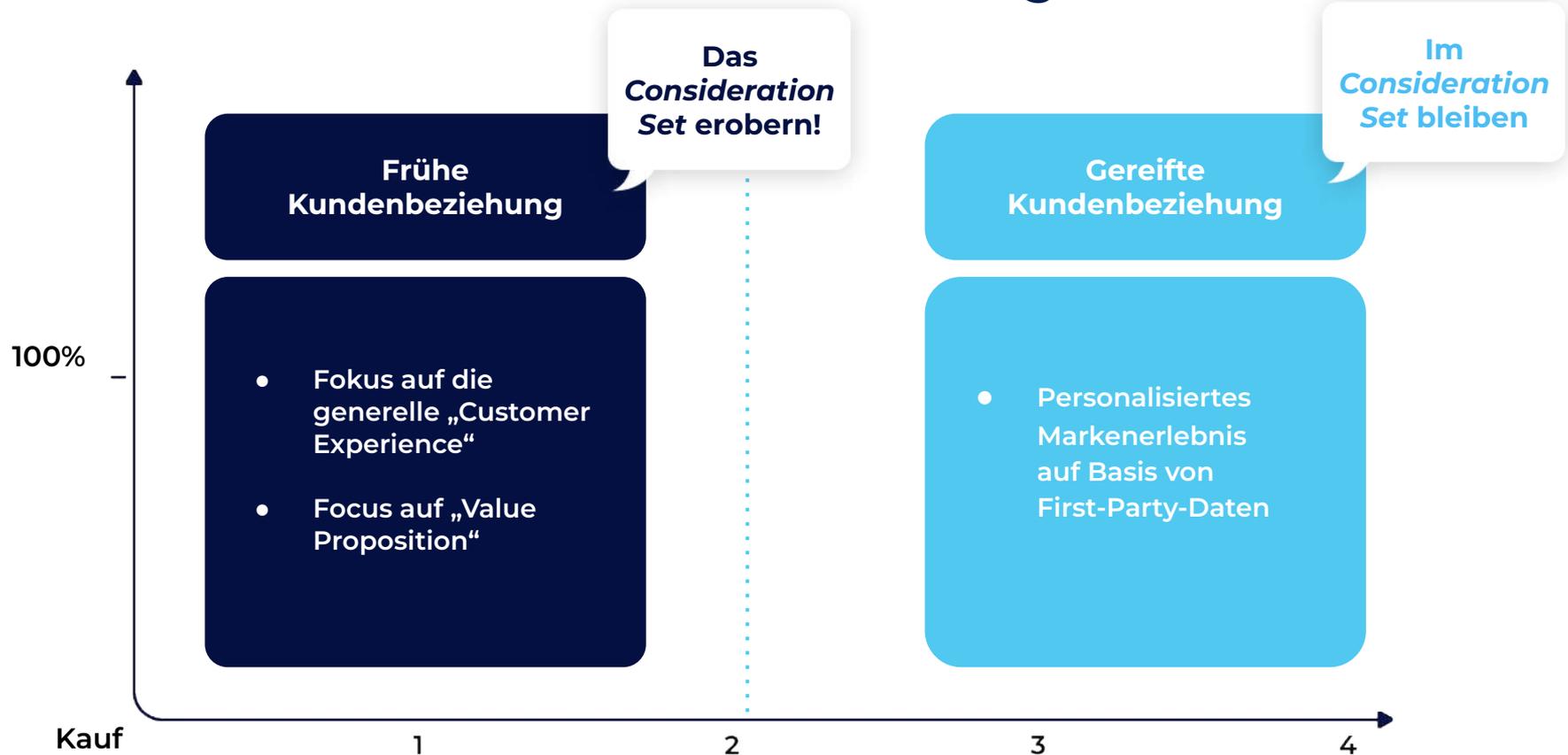
Niedriger CLV
Niedrige Conv. Prob.
Niedrige Value Prob.



Kundenbeziehungen verändern sich über die Zeit hinweg

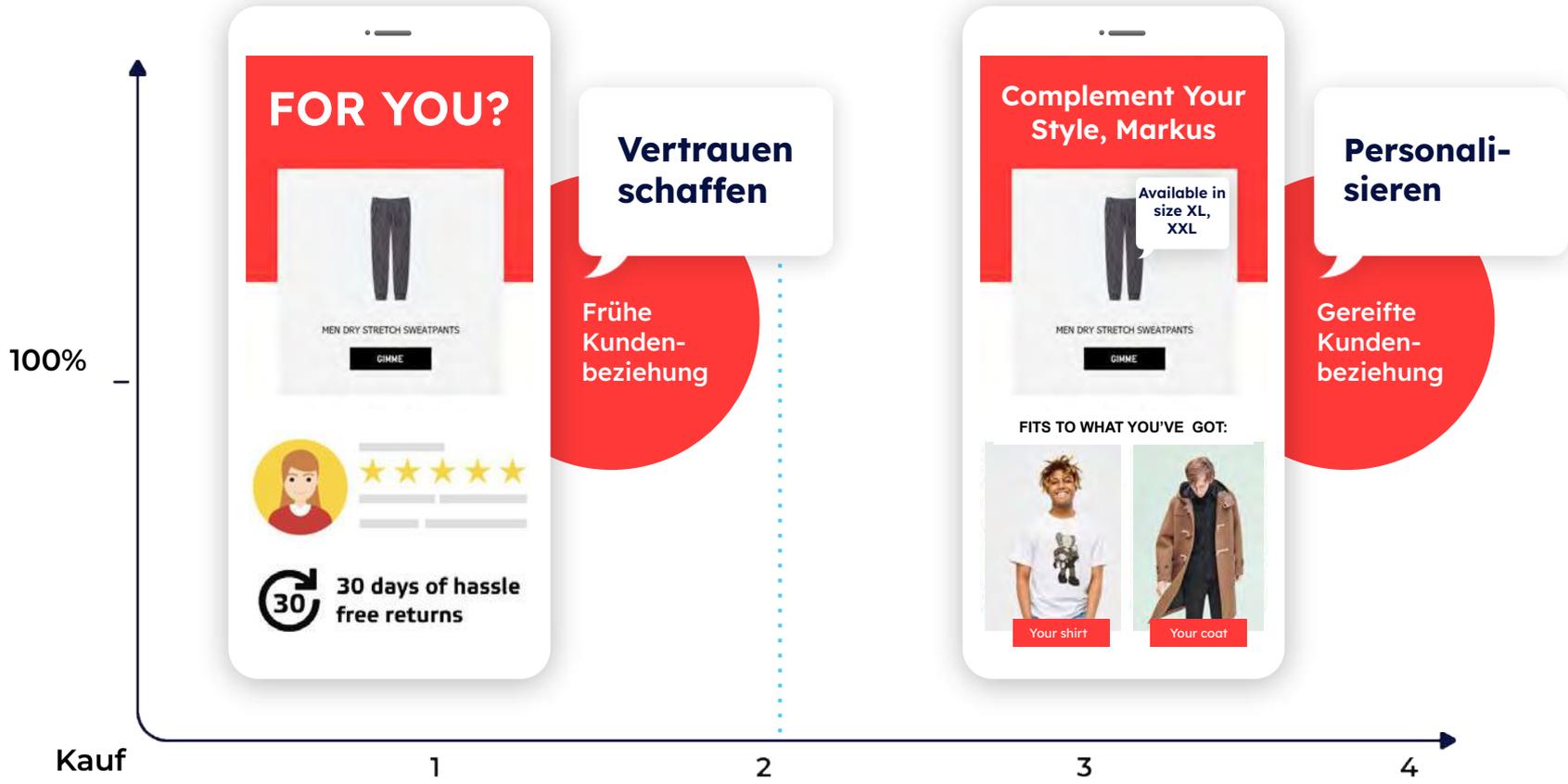


Die taktischen Mittel in der Ansprache ändern sich über die Kundenbeziehungsdauer





Die taktischen Mittel in der Ansprache ändern sich über die Kundenbeziehungsdauer



FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME



30 days of hassle free returns

Vertrauen schaffen

Frühe Kundenbeziehung

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL

MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU'VE GOT:



Your shirt



Your coat

Personalisieren

Gereifte Kundenbeziehung

100%

Kauf

1

2

3

4

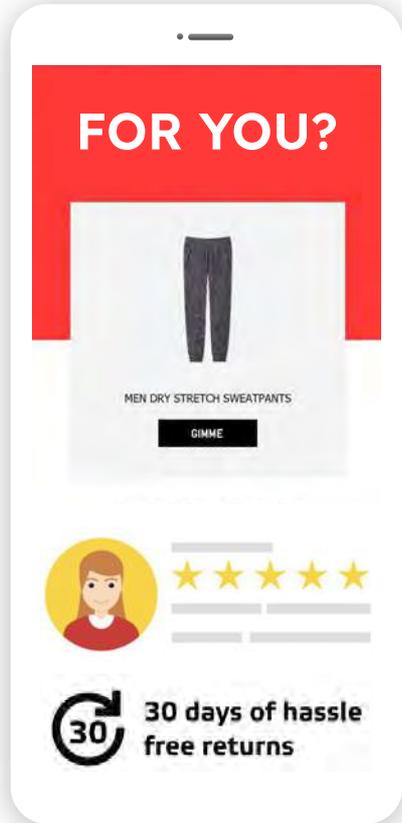


Kombinieren wir:

CLV + CLC

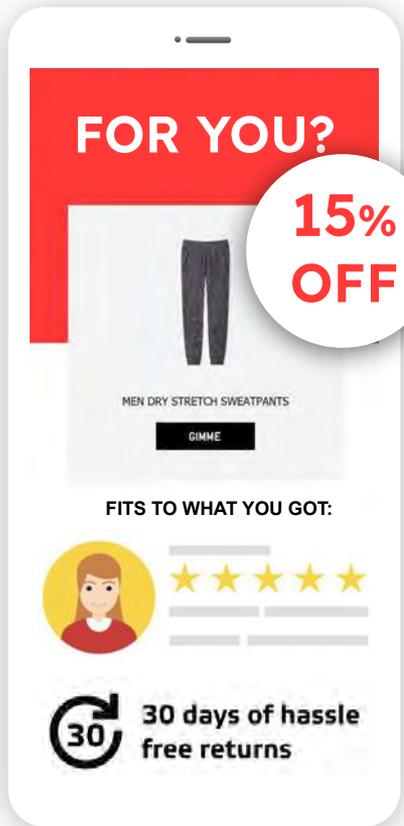
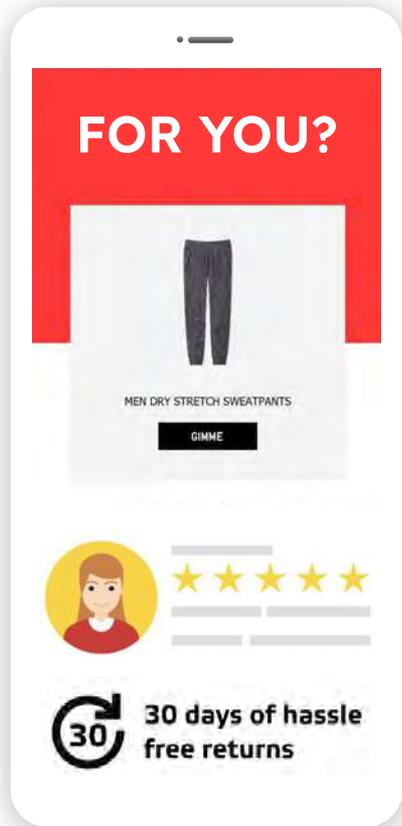


Frühe Kundenbeziehung + CLV Metric





Frühe Kundenbeziehung + CLV Metric





Frühe Kundenbeziehung + CLV Metric

FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns

FOR YOU?

15% OFF



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU GOT:

 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns

FOR YOU?

10% OFF with 150 €



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU GOT:

 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns



Frühe Kundenbeziehung + CLV Metric

FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

5 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns

FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

15% OFF

FITS TO WHAT YOU GOT:

5 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns

FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

10% OFF with 150 €

FITS TO WHAT YOU GOT:

5 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns

FOR YOU?



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

5% OFF

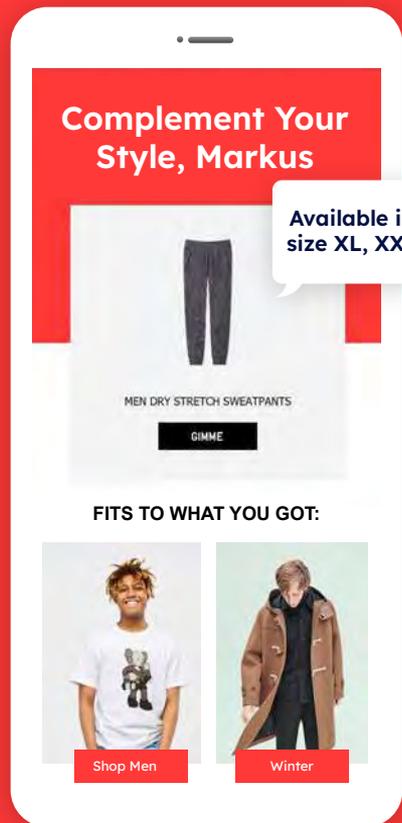
FITS TO WHAT YOU GOT:

5 ★★★★★

30 30 days of hassle free returns



Gereifte Kundenbeziehung + CLV





Gereifte Kundenbeziehung + CLV

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men



Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

15% OFF

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men



Winter



Gereifte Kundenbeziehung + CLV

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

15% OFF

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

10% OFF with 150 €

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter



Gereifte Kundenbeziehung + CLV

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

15% OFF

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

10% OFF with 150 €

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter

Complement Your Style, Markus

Available in size XL, XXL



MEN DRY STRETCH SWEATPANTS

GIMME

5% OFF

FITS TO WHAT YOU GOT:



Shop Men Winter



1

Der CLV blickt in die Zukunft

RFM & Co. betrachten nur die Vergangenheit, aber die Zukunft zählt. Du kannst nur beeinflussen und verbessern, was noch nicht final geschehen ist.

2

CLV bedingt sinnvoll, wenn er ein Durchschnittswert ist

Oft begegnet man nur Durchschnitt-CLVs (die einfachen CLV Modelle oder wenn r und/oder m konstant sind). Damit lässt sich aber nur bedingt Mehrwert generieren.

3

Kundenindividueller CLV mit ML

Der Spaß beginnt, wenn wir m und r kundenindividuell berechnen können. Trau Dich! Mit einem no-code model builder gelingt Dir das ohne Data Science Kenntnisse.

4

Systematisiertes wertbasiertes Kundenmanagement

Du musst nicht alle Segmente gleichzeitig angehen. Der Kundenwert und die Urgency bestimmen Deine Prio. Und schau mal in den Spam2Bam Case im Appendix.

5

Wert-basierte Personalisierung

Ob Coupon ja/nein oder welcher Höhe des Coupons, next best offer, beste Kategorie, usw.: Das steckt alles hinter kundenindividuellen CLVs. Don't waste your budget=use CLV!

6

Viele weitere Use Cases

Dies war nur eine Einführung. Es warten so viele Use Cases darauf, von Dir entdeckt zu werden. Wichtig ist, dass Du die Grundlagen verstanden hast. Kontaktier mich gerne bei linkedin, wenn Du oder Dein Team Fragen hast/habt.

Heroes of CRM

June 16, 2023

Super Early Bird

Tickets online now



www.Heroes of CRM.com



Danke!



Dr. Markus Wübben
CMO & Co-Founder

markus.wuebben@crossengage.io or 

Dr. Markus Wübben

     | crossengage.io



 CrossEngage | CLV

Some more cases



Case Study I

Budnikowsky

Herausforderung

Frühzeitige Reaktivierung Churn-gefährdeter Kund:innen mittels Printkampagne

Lösung

Vergleich Ist-Umsatz vs. Prognose von allen Kund:innen im gegebenen Monat. Kund:innen, die deutlich unter dem Prognose-Umsatz lagen, galten als gefährdet.

Resultate

- **40 %** Printauflage + **10 %** Ertrag



atelier
GOLDNER

Case Study II

Atelier Goldner

Herausforderung

Signifikante Reduktion der Marketingmaßnahmen, damals durchschnittlich 26 im Jahr

Lösung

Identifikation der Kund:innen, bei denen der Umsatz trotz weniger Anstöße gleich bleibt

Resultate

Kohorte von **40-60 %** bei denen die Anzahl der Anstöße bei gleichbleibenden Umsatz auf 10 reduziert werden konnte.

GLOBUS

Case Study III

Magazine zum Globus



Herausforderung

Identifikation der besten Kund:innen für hochwertigen Wein

Lösung

Next-Best-Offer-Berechnung auf Basis des Kategorie-CLVs

Resultate

13 % der Kund:innen, die am besten für Wein gescored wurden, sorgten für **80 %** des Gesamtumsatzes in Wein.



CrossEngage | Fallstudie

Spam to





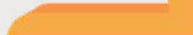
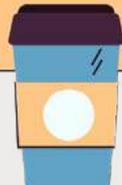
Management:

Wir brauchen schnell Umsatz! Günstigen Umsatz!

Ich muss unbedingt Produkte in meiner Kategorie abverkaufen

Wir brauchen „günstigen“ Umsatz!
Schnell! Lasst uns schauen, was wir da machen können

Wir brauchen Umsatz,
damit wir die Wochenziele erreichen!

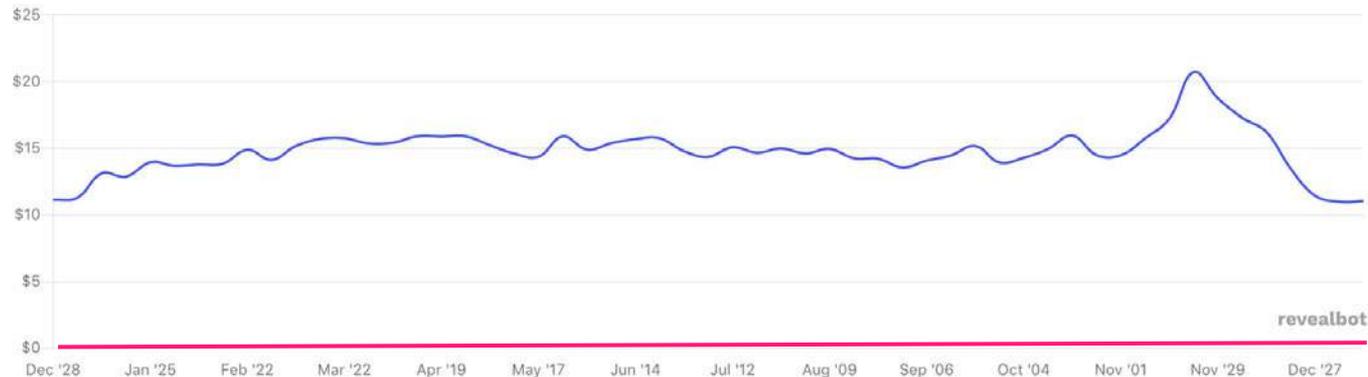




„E-Mails kosten nix!“ (CPM: 0,30-0,50 EUR)

Zumindest wenn man den E-Mail-CPM mit dem Facebook-CPM vergleicht

JAN 2021 – JAN 2022



Average Facebook CPM in January of 2022: **\$12.2**





Und deshalb alle so:

Lasst uns morgen einen weiteren E-Mail-Newsletter verschicken!



Ein weiterer Newsletter an die Bestandskund:innen!

E-Mail-Newsletter!
Yeah, das ist einfach und schnell!

E-Mail-Newsletter!
Yeah, das ist günstig!

CRM for life!



CRM Manager:in Bedenken

Öffnungs- &
Klickrate

Abmelderate

Overcontacting

Zusatzaufwand/
Ressourcen

Spam/
Reputation

1

Gegenargument:

„Unsere aktivsten Kund:innen werden nicht glücklich sein“



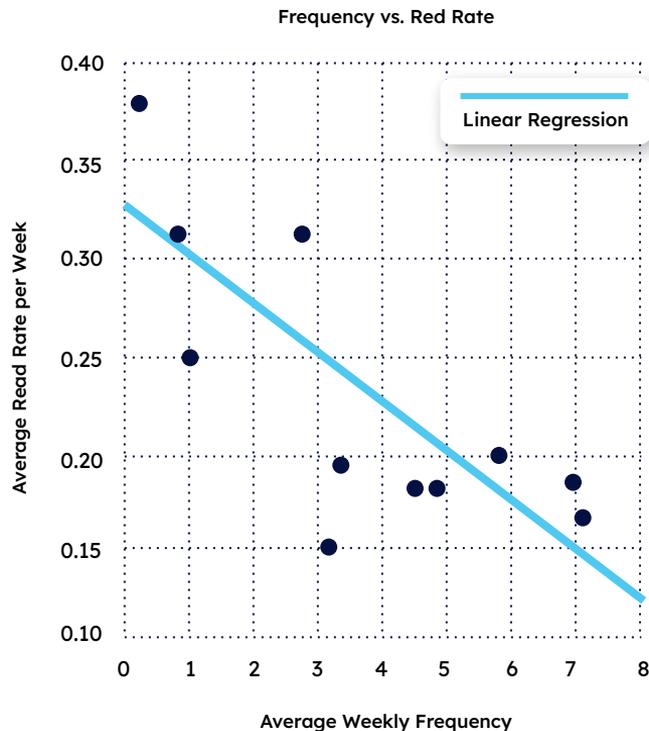
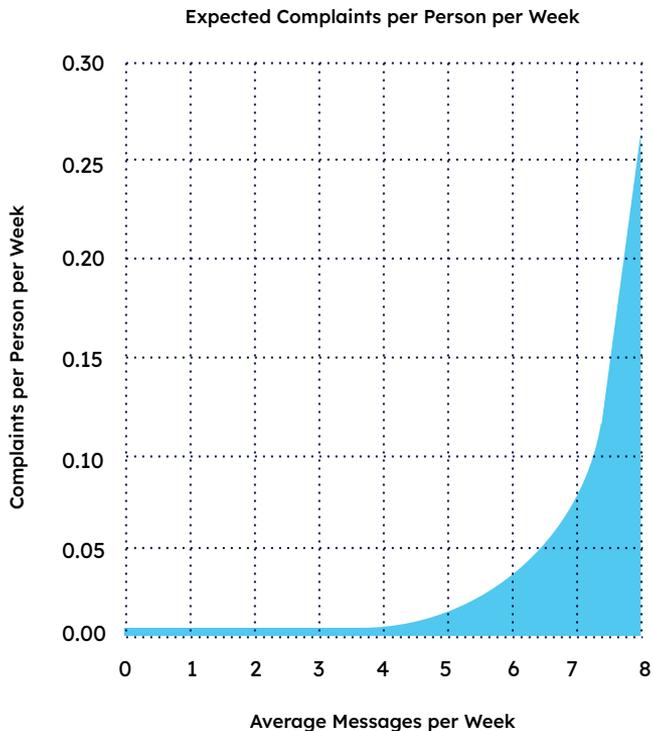
		 % of Users	 % of Reads	 % of Complaints
	Primary >	24	83	50
	Secondary >	67	16	49
	Dead >	9	1	1

2



Gegenargument:

„Es werden weniger Kund:innen unsere E-Mails lesen“



3

Gegenargument:

„Wir werden in der Zukunft richtig Spam-Probleme bekommen.“



Business

Return Path Research Finds Email Senders with Strong Subscriber Engagement Are Likely to See Less Email Delivered to Spam

21 February 2018, 15:00 CET

SHARE THIS ARTICLE

Share

Tweet

Post

Email

Return Path Research Finds Email Senders with Strong Subscriber Engagement Are Likely to See Less Email Delivered to Spam

Third annual report reveals industry benchmarks for key metrics that impact deliverability

Business Wire

NEW YORK -- February 21, 2018

Data solutions provider Return Path today released its annual email engagement benchmark report, The Hidden Metrics of Email Deliverability. The report

Quelle:

<https://www.bloomberg.com/press-releases/2018-02-21/return-path-research-finds-email-senders-with-strong-subscriber-engagement-are-likely-to-see-less-email-delivered-to-spam>

LIVE ON BLOOMBERG
Watch Live TV >
Listen to Live Radio >

Turbo24
Große Namen
und noch mehr Möglichkeiten.
Handels-Sie-Turbozertifikate



4

Gegenargument:

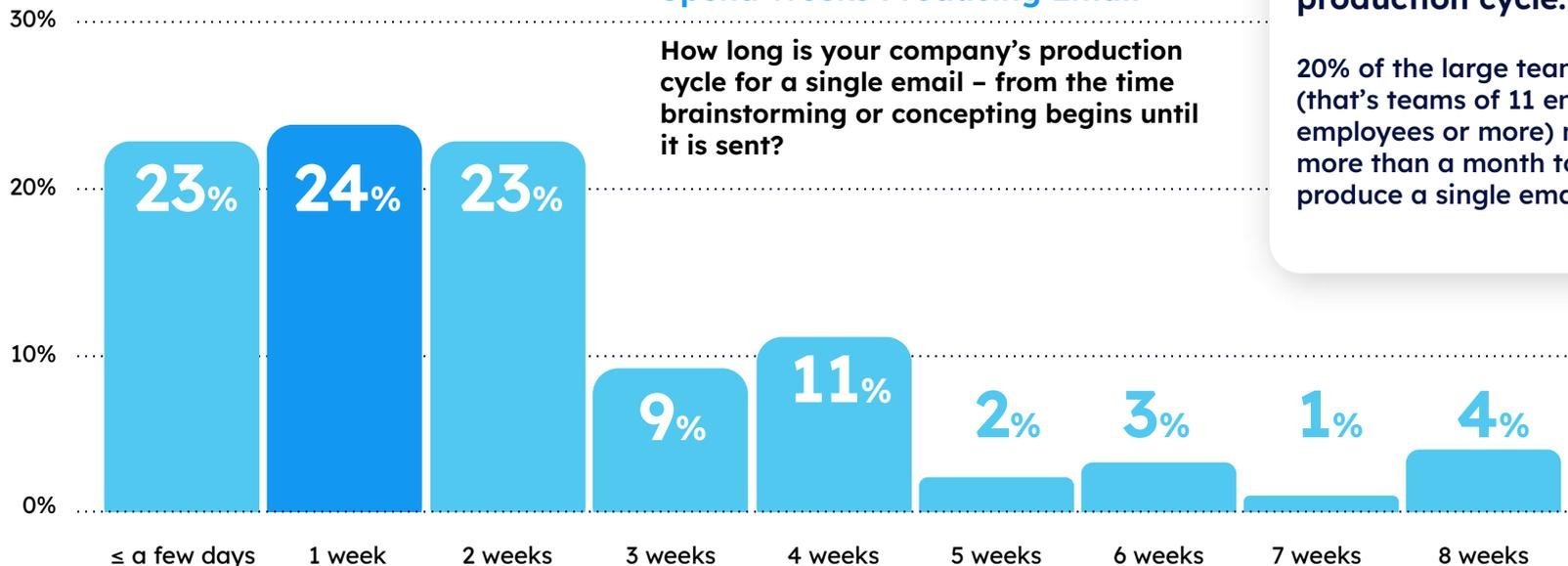
„Es wird eine Weile dauern, bis wir den zusätzlichen Newsletter produziert haben.“

53% of Brands
Spend Weeks Producing Email

How long is your company's production cycle for a single email – from the time brainstorming or concepting begins until it is sent?

The bigger the team is, the longer the production cycle.

20% of the large teams (that's teams of 11 email employees or more) need more than a month to produce a single email



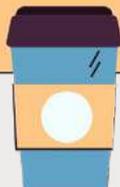


Und trotzdem sagt das Management:
**Yeaaaaaaahh,
Zusatz-Umsätze per Newsletter!**

**Aber ich brauche die
Umsätze für die
Kategorie-Performance!**

**Denkt nur an die Umsätze,
die wir generieren können!**

**Es geht doch am Ende
des Tages um Umsatz!**



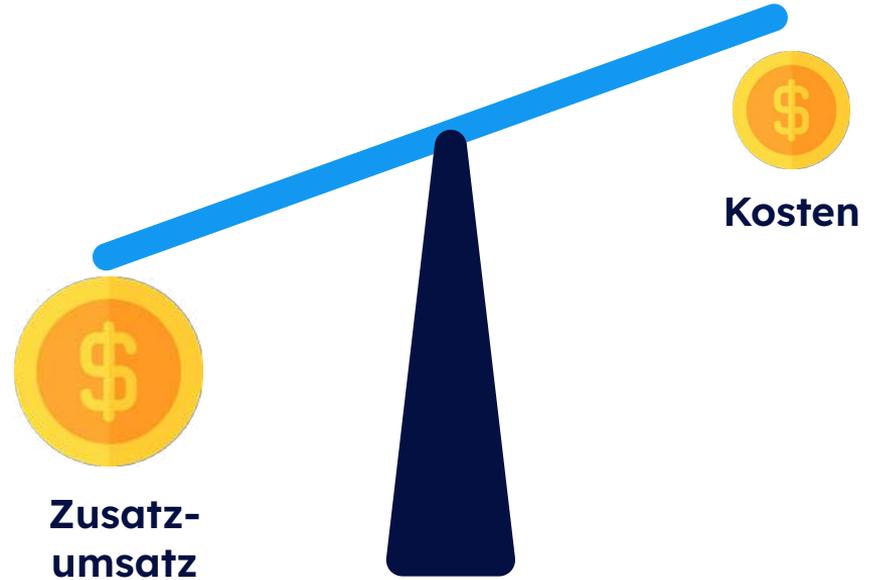


CRM Manager:innen:

**Warum versteht
niemand meine
Argumente?**

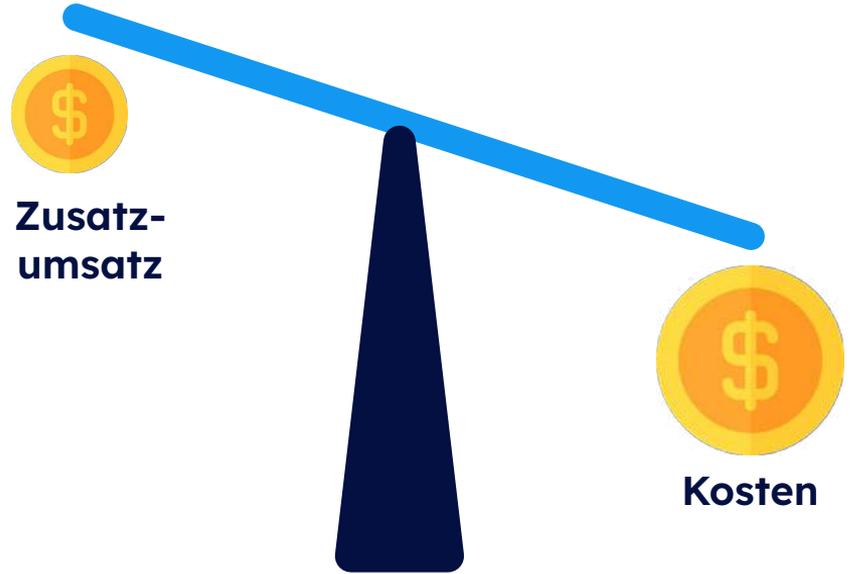


Der Grund ist einfach:
**Das Management
denkt, dass der
kurzfristige Nutzen
die Kosten übersteigt**



Das Argument für euch muss sein:

Nein! Die langfristigen Kosten übersteigen den kurzfristigen Nutzen!





**Nur
wie zeigt man das?**



Der Kunde

Industrie:
E-Commerce

Anzahl Kund:innen:
> 13 Mio. in 30 Shops

Umsatz 2021:
> 200 Mio. €

Marketingmaßnahmen:
**E-Mail, Social
Performance-Marketing**

E-Mail-Frequenz:
4 Mal / Woche

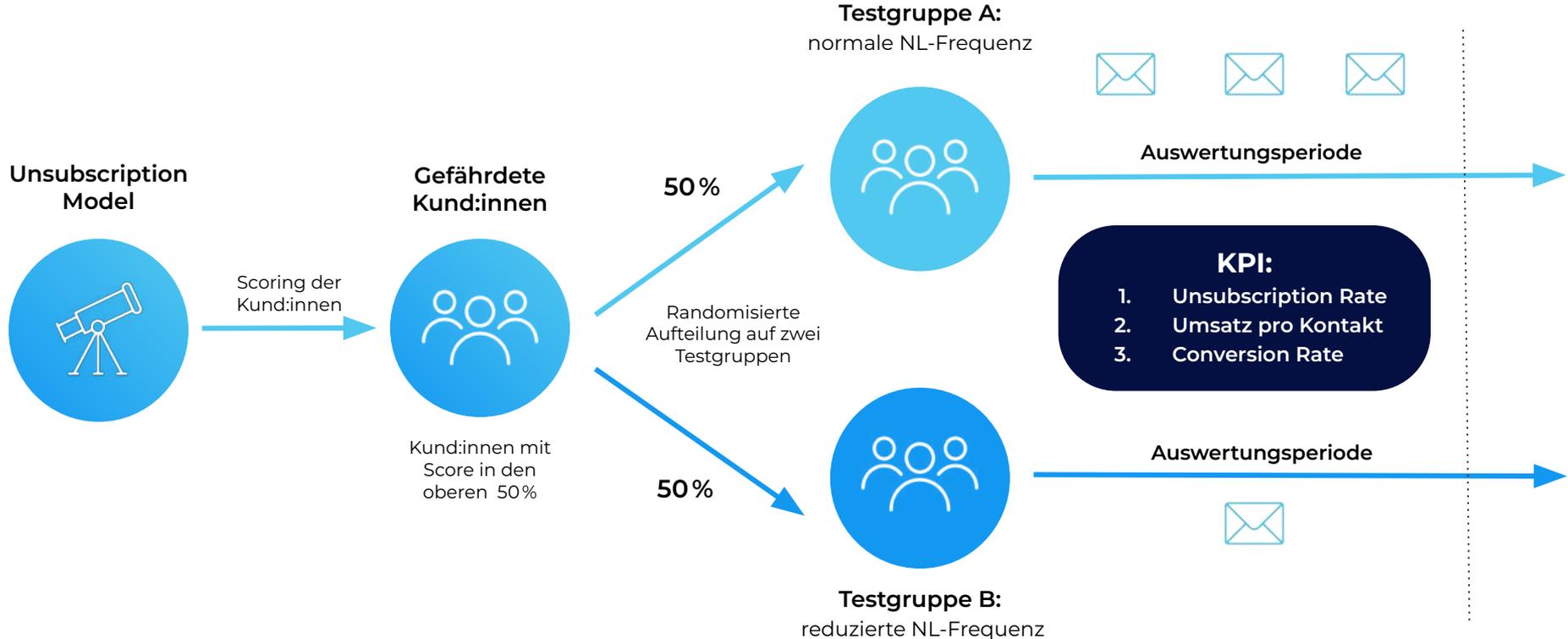
Mitarbeiter:innen:
> 600



Problem:
Sehr hohe Abmelderate



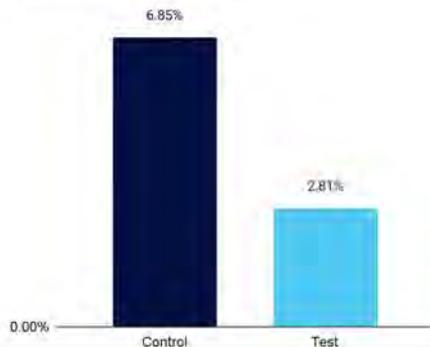
Das Test-Design



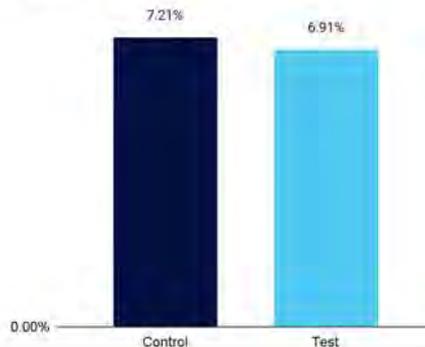
Testauswertung: 04. Okt. – 01. Nov. 2021



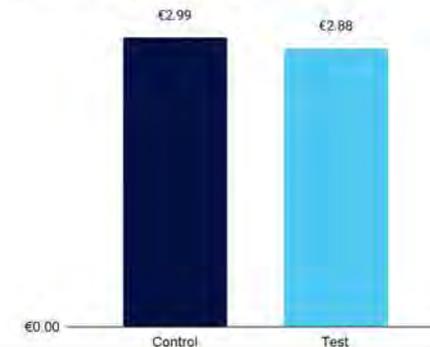
Unsubscription Rate



Conversion Rate



Revenue per Contact



Group	Contacts	Sent	Unsubscribes	Buyer	Revenue	Revenue per contact	Revenue per buyer	Conversion rate	Unsubscription rate
Control	3796	37379	260	274	11339.2	2.99	41.38	0.0721	0.0685
Test	3807	11743	107	263	10746.71	2.82	40.86	0.0691	0.0281
Differenz	<1%	-68%	-58%*	-4%	-5%	-5%	-1%	-4%	-58%*

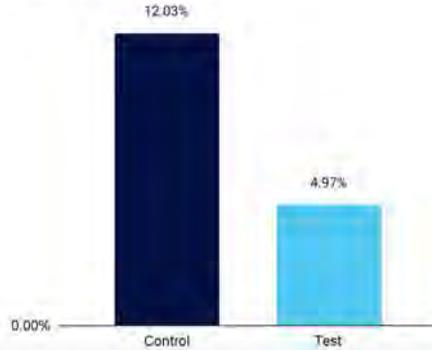
*Statistically significant differences in unsubscribes on a 95% confidence level. No statistically significant differences regarding the conversion rate and the revenue

Long-term Evaluation: 04. Okt. – 13. Dez. 2021

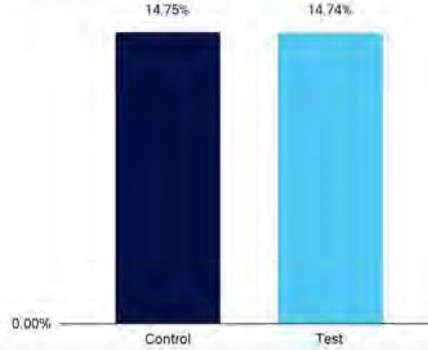


Beide Wochengruppen werden zusammengezählt und es werden nur Kund:innen mit einem Umsatz < 300 € berücksichtigt

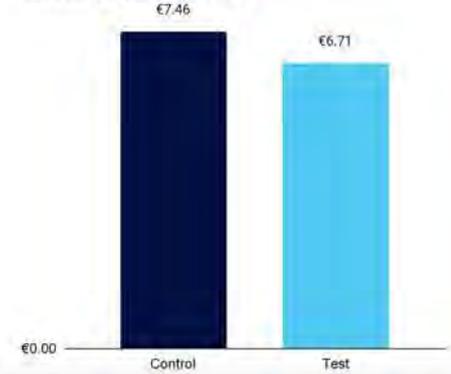
Unsubscription Rate



Conversion Rate



Revenue per Contact



Group	Contacts	Sent	Unsubscribes	Buyer	Revenue	Revenue per contact	Revenue per buyer	Conversion rate	Unsubscription rate
Control	3783	134169	455	558	28238.62	7.46	41.38	0.1475	0.1203
Test	3800	34487	189	560	25504.85	6.71	45.54	0.1474	0.0497
Differenz	<1%	-74%	-58%*	<1%	-9%	-10%	-10%	<1%	-58%*

*Statistically significant differences in unsubscribes on a 95% confidence level. No statistically significant differences regarding the conversion rate and the revenue



1.000.000
Kund:innen



12,03 % - 4,97 % = 7,06 %
weniger Abmelder



70.600
Kund:innen „bewahrt“



75 EUR/Jahr
Durchschnittsumsatz



5.295.000 EUR / Jahr
„bewahrt“



“It’s a lot easier to prevent yourself from going to the spam folder than to get yourself out of the spam folder.”

– Dimiter Batmazian



“We did have a few emails getting delivered to the spam folder [...] so we focused on our most engaged audience specifically [...] I think it was six to eight weeks we started with a small volume and and slowly ramped up to a more and more engaged audience. And it took us [...] about eight to 12 weeks to eventually always get all of our emails delivered to the inbox”

– Jaina Mistry



**litmus
talks**

**Why Do Emails Go to
Spam (or the Inbox)
in 2022**

<https://page.litmus.com/send-email-to-inbox.html>



 CrossEngage | Fallstudie

Black Friday

Audience Discovery



Der Kunde

Industrie:
E-Commerce

Anzahl Kund:innen:
500.000 aktive Kund:innen

Marketingmaßnahmen:
**E-Mail, Social
Performance-Marketing**

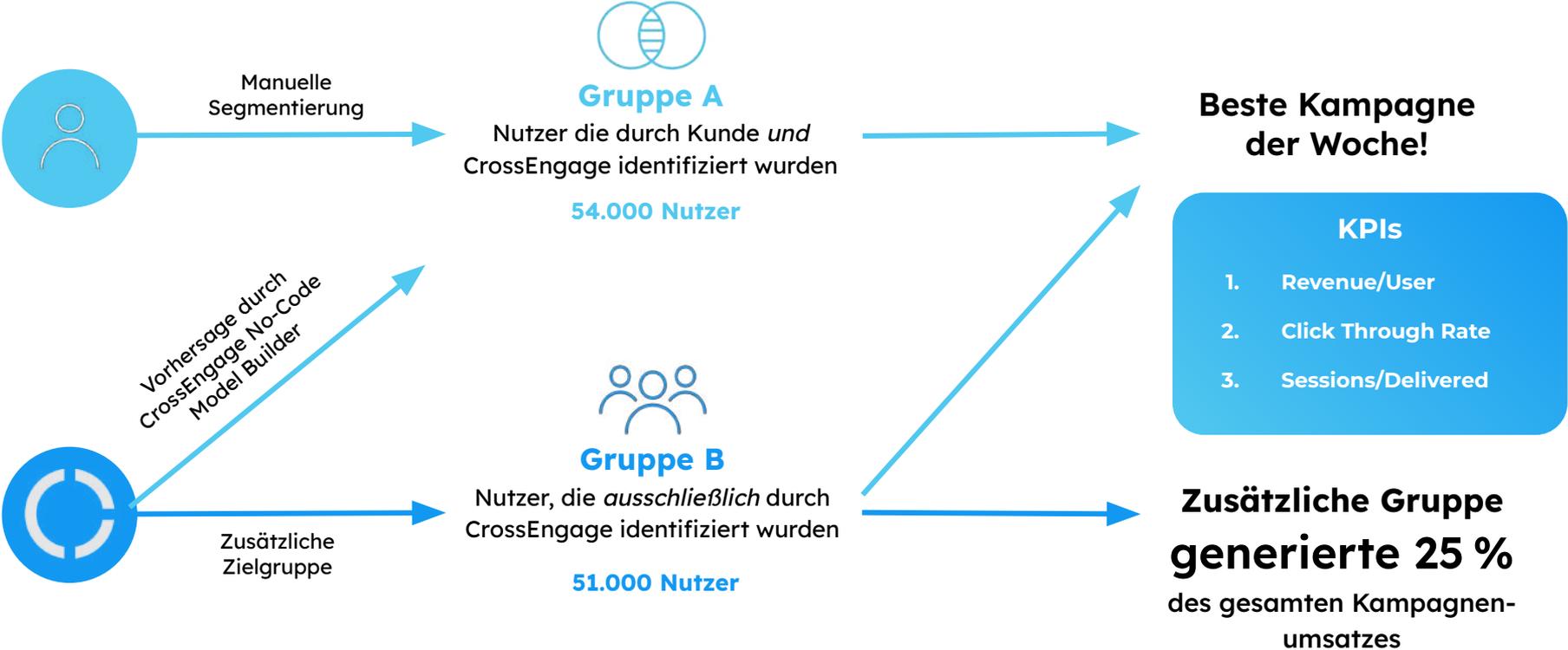
Umsatz 2021:
~ 150 Mio. €

Herausforderung:

**! Kunde war überzeugt, dass er seine
Zielgruppen schon kenne !**



7 Tage, 7 Kampagnen. Bei einer durften wir helfen.





Hintergrund- Informationen

1. Black-Friday-Woche, 7 Kampagnen und unterschiedliche Warengruppen.
2. CrossEngage hat zwei Kaufvorhersagemodelle für eine Warengruppe entwickelt: Für Bestandskunden und für Leads

Test-Design Zwei Gruppen wurden getestet:

Gruppe A: Nutzer, die sowohl durch den Kunden als auch durch uns identifiziert wurden.

Gruppe B: Nutzer, die durch die CrossEngage-Vorhersagemodelle identifiziert wurden.

Ergebnisse

1. Beide Gruppen wurden nach **Click Through Rate, Sessions/Delivered und Revenue/User** analysiert
2. Der Tag, an dem wir halfen, war der erfolgreichste Tag
3. Wie zu erwarten war, hat Gruppe A die Gruppe B „outperformed“ (gemischte Segmentierung) aber Gruppe B hat 25 % des Gesamtumsatzes zusätzlich **generiert**



Hintergrund-Informationen

1.

1. Black Friday Woche, 7 Kampagnen und unterschiedliche Warengruppen.
2. CrossEngage hat zwei Kaufvorhersagemodelle für eine Warengruppe entwickelt: Für Bestandskunden und für Leads

Test

Zwei Gruppen wurden

Die Vorhersagemodelle von CrossEngage identifizierten eine Gruppe von Nutzer:innen mit hohem Konversionspotenzial, die dem Kunden entgangen wäre.

(sowohl durch den Kunden als auch durch uns identifiziert wurden, die durch die CrossEngage Vorhersagemodelle identifiziert wurden.

Ergebnis

Auf diese Kundengruppe entfielen 25 % des Umsatzes.

wurden nach *Click-through-Rate, Sessions/Delivered und analysiert*

2. Der Tag, an dem wir halfen, war der erfolgreichste Tag
3. Wie zu erwarten war, hat Gruppe A die Group B „outperformed“ (gemischte Segmentierung) aber Gruppe B hat 25 % des Gesamtumsatzes zusätzlich *generiert*



Customer Lifetime Value Deep Dive:
Was steckt hinter dieser magischen Metrik und
wie setze ich sie richtig ein?

Danke!



Dr. Markus Wübben, Co-Founder & CMO, CrossEngage



Dr. Markus Wuebben

 markus.wuebben@crossengnage.io

 @markuswuebben



Seit 2015

Co-Founder & CMO

CrossEngage GmbH | crossengage.io

Früher

Director Business Development

Project A Ventures (Operational VC)

Director Customer Management

EPIC Companies (Company Builder)

Product Owner

Rocket Internet (Company Builder)

Head of Industry Promotions

DeutschlandCard / Arvato / Bertelsmann

Ausbildung

Dr. rer. pol.

TU München

Dipl.-Inform.

TU Dortmund