

Wachstum, das sich potenziert

Was ist eine RFM-Analyse?

Eine RFM-Analyse ordnet Kunden nach letztem Kauf, Kaufhäufigkeit und Betrag je Kauf. Sie beschreibt die Vergangenheit; Prognosen brauchen ein Modell.

Autor	Veröffentlicht	Lesezeit	Wörter
Sinan Isoglu, MBA (Quantic)	18. Oktober 2026	13 Min.	2.666
Führungskraft für Umsatzwachstum, Dozent und Doktorand			

Management Summary

Eine RFM-Analyse fasst die Kaufhistorie jedes Kunden in drei Größen zusammen, Recency, Frequency und Monetary Value, und gruppiert Kunden danach. Dieser Konzeptleitfaden definiert die drei Größen (Fader et al.), zeigt, wie ein RFM-Code gebildet wird und was er in einer veröffentlichten Studie über den Kundenwert zeigte, erklärt, warum RFM die Vergangenheit beschreibt und wie Wahrscheinlichkeitsmodelle daraus eine Prognose machen (Fader und Hardie), trennt die nichtvertraglichen Kundenbeziehungen, in denen RFM-Analysen meist laufen, von Abonnementgeschäften, die die Quellen über die Bindung bewerten, und bietet ein einseitiges Blatt für eine RFM-Analyse. Die Quellen sind eine Modellstudie zu einer einzigen Kohorte eines Onlinehändlers, eine Übersicht und eine Studie zu vertraglichen Kundenbeziehungen.

Inhalt	§ 1	Was ist eine RFM-Analyse?	2
	§ 2	Wie wird ein RFM-Code gebildet?	3
	Abbildung 1	Durchschnittlicher Customer Lifetime Value je RFM-Drittel bei CDNOW	4
	§ 3	Warum ist ein RFM-Wert keine Prognose?	5
	§ 4	Wie machen Wahrscheinlichkeitsmodelle aus RFM eine Prognose?	6
	§ 5	Wo passt RFM, und wo nicht?	7
	§ 6	Was gehört in das Blatt einer RFM-Analyse?	8
	Abbildung 2	Ein Blatt für eine RFM-Analyse	9
	§ 7	Wie weit haben diese Quellen RFM geprüft?	10
		Referenzen	11

Was ist eine RFM-Analyse?

§ 1 von 7

Eine RFM-Analyse fasst die Kaufhistorie jedes Kunden in drei Größen zusammen und gruppiert Kunden danach. Fader et al. (2005)³ beschreiben die Praxis: Im Direktmarketing ist es üblich, das frühere Verhalten von Kunden mit drei Merkmalen zu beschreiben, der Recency (Zeitpunkt des letzten Kaufs), der Frequency (Zahl der bisherigen Käufe) und dem Monetary Value (durchschnittlicher Betrag je Kauf), zusammen ihre RFM-Merkmale („recency (time of most recent purchase), frequency (number of prior purchases), and monetary value (average purchase amount per transaction), that is, their RFM characteristics“).

³ Fader, P. S., Hardie, B. G. S., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 415-430.

Die Größen beschreiben die Vergangenheit. Fader und Hardie (2009)¹ halten fest, dass erste Analysen von Transaktionsdatenbanken in der Regel beschreibend sind („Initial analyses of these transaction databases are typically descriptive in nature.“) und sich auf das frühere Verhalten der Kundenbasis richten („are descriptive in nature and focus on the past behavior of the firm’s customer base“). Der Customer Lifetime Value dagegen ist über die Zukunft definiert. Rein begrifflich ist er nach Fader et al. (2005) schlicht der Barwert der künftigen Zahlungsströme eines Kunden („It is simply the present value of the future cash flows associated with a customer“), und Messgrößen sollten in die Zukunft blicken, nicht in die Vergangenheit („measures should look to the future not the past“).

¹ Fader, P. S., & Hardie, B. G. S. (2009). Probability models for customer-base analysis. *Journal of Interactive Marketing*, 23(1), 61-69.

In diesem Leitfaden heißt RFM-Analyse: für jeden Kunden und ein festgelegtes Beobachtungsfenster die Zeit seit dem letzten Kauf, die Zahl der Wiederholungskäufe und den durchschnittlichen Kaufwert festhalten und Kunden nach diesen drei Zahlen gruppieren. Sie beschreibt Verhalten; eine Aussage über künftigen Wert wird sie erst durch ein Modell, das an späteren Daten geprüft wurde.

Wie wird ein RFM-Code gebildet?

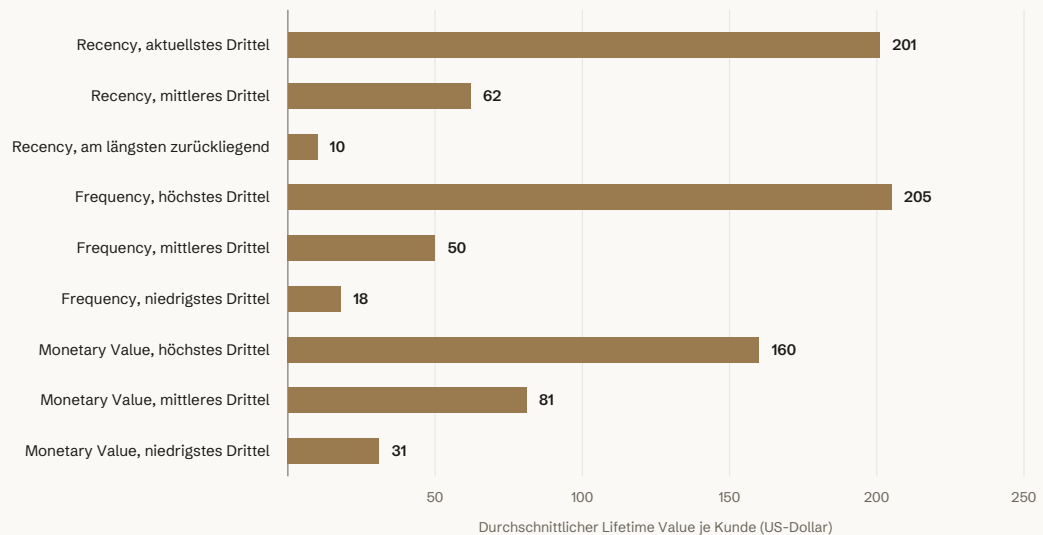
§ 2 von 7

Indem man Kunden nach jeder Größe ordnet und die Ränge codiert. Fader et al. (2005)³ zeigen einen Weg an den 23.570 Personen, die im ersten Quartal 1997 ihren ersten Kauf beim Online-Musikhändler CDNOW tätigten und 78 Wochen lang beobachtet wurden, abzüglich zehn vermutlicher Wiederverkäufer, die die Autoren entfernten. Sie stellten die 12.054 Kunden ohne Wiederholungskauf im Beobachtungszeitraum zurück („set aside the 12,054 customers who made no repeat purchases over the 78-week observation period“). Die übrigen codierten sie nach Dritteln, das aktuellste Drittel mit $R = 3$, das mittlere mit $R = 2$ und das am längsten zurückliegende mit $R = 1$ („we coded the customers in the top tercile (most recent) $R = 3$, in the second tercile $R = 2$, and in the third tercile (least recent) $R = 1$ “), und ebenso Frequency und Monetary Value. Kunden ohne Wiederholungskauf erhielten den Code 0 („We coded the customers who made no repeat purchases $R = F = M = 0$.“). So entstehen 27 Zellen und eine Nullzelle.

Mit einem Modell des künftigen Kaufverhaltens schätzten sie dann den Lifetime Value jeder Gruppe. Die Recency trennte die Kunden am stärksten: Die größte Streuung des CLV liegt in der Recency, knapp gefolgt von der Frequency, die geringste im Monetary Value („We note that the greatest variability in CLV is on the recency dimension, followed closely by the frequency dimension. The least variation is on the monetary value dimension.“). Das passe zur verbreiteten Ansicht, dass die Recency meist stärker trennt als Frequency oder Monetary Value („This is consistent with the widely held view that recency is usually a more powerful discriminator than frequency or monetary value“).

Abbildung 1 Durchschnittlicher Customer Lifetime Value je RFM-Drittel bei CDNOW

Kunden im aktuellsten Drittel waren nach der Schätzung rund zwanzigmal so viel wert wie die im am längsten zurückliegenden. Der Monetary Value trennte sie am wenigsten.



Eine Kohorte eines Onlinehändlers in den Jahren 1997 und 1998. Die Werte sind Modellschätzungen des künftigen Werts, kein beobachteter Umsatz.

Quelle Fader et al. (2005), Tabelle 3, S. 426. Durchschnittlicher geschätzter Lifetime Value je Kunde in US-Dollar für die 11.506 Kunden einer CDNOW-Kohorte von 1997 mit mindestens einem Wiederholungskauf, je Drittel jeder Größe; rund 3.835 Kunden je Drittel. Die Autoren unterstellen eine Bruttomarge von 30 Prozent und einen Jahresdiskontsatz von 15 Prozent. Die Werte sind der erwartete Lifetime Value nach Woche 78, ohne Abzug von Akquisitionskosten. Schätzungen der Autoren, keine Neuberechnung.

Die beste Zelle und die Nullzelle zählten beide. Die Zelle mit hohen Werten in allen drei Größen hatte einen durchschnittlichen Barwert von 435 Dollar je Kunde („shows an average net present value of \$435 per customer“), rund 38 Prozent des künftigen Werts der ganzen Kohorte („This represents approximately 38% of the future value of the entire cohort“). Am auffälligsten sei vielleicht der Beitrag der Nullzelle, schreiben die Autoren („Perhaps the most striking observation is the significant contribution of the“): Kunden ohne Wiederholungskauf in 78 Wochen hatten einzeln wenig Wert, zusammen aber rund 5 Prozent des künftigen Werts der Kohorte, mehr als die meisten der 27 anderen RFM-Zellen („these very light buyers collectively constitute approximately 5% of the total future value of the entire cohort, which is

greater than most of the 27 other RFM cells“). So liest es dieser Leitfaden: Eine RFM-Analyse, die Kunden ohne erneuten Kauf weglässt, lässt einen Teil des Werts der Kundenbasis weg. Fader et al.³²¹ ziehen denselben Schluss („A thorough analysis of the customer base requires careful consideration of the zero class“).

² Fader, P. S., & Hardie, B. G. S. (2010). Customer-base valuation in a contractual setting: The perils of ignoring heterogeneity. *Marketing Science*, 29(1), 85-93.

Warum ist ein RFM-Wert keine Prognose?

§ 3 von 7

Weil die drei Größen nur Signale dafür sind, wie sich ein Kunde verhalten wird. Fader et al. (2005)³ nennen die Probleme üblicher Scoring-Modelle nach Art einer Regression. Scoring-Modelle sagen das Verhalten in der nächsten Periode voraus („Scoring models attempt to predict behavior in the next period“), der Lifetime Value braucht aber jede spätere Periode. Es werden zwei Perioden Kaufverhalten benötigt („Two periods of purchasing behavior are required“), eine für die Größen und eine für das Ergebnis. Und die beobachteten RFM-Größen sind nur unvollkommene Anzeichen zugrunde liegender Verhaltensmerkmale („the observed RFM variables are only imperfect indicators of underlying behavioral traits“), sodass ein anderer Ausschnitt der Daten andere RFM-Werte und andere Modellparameter liefert. Fader und Hardie (2009)¹ sagen es einfacher: Die Vergangenheit ist kein perfekter Spiegel der Zukunft („the past is not a perfect mirror for the future“).

Die Zusammenhänge sind auch nicht die geraden Linien, die ein Wert nahelegt. In den Rohdaten hängen Recency und Frequency jeweils direkt und positiv mit künftigen Käufen zusammen („It is clear that recency and frequency each has a direct and positive association with future purchasing“), doch der Zusammenhang ist stark nichtlinear („There is a highly nonlinear relationship between recency/frequency and future transactions.“). Ein Muster widerspricht der Intuition: Bei niedriger Recency haben Kunden mit höherer Kaufhäufigkeit wahrscheinlich ein geringeres künftiges Kaufpotenzial als Kunden mit geringerer („For low levels of recency, customers with greater frequency are likely to have lower future purchasing potential than customers with lower prior purchasing rates.“). Fader et al. (2005)³ lösen das mit zwei hypothetischen Kunden auf, deren letzter Kauf in dieselbe Woche fällt: Das lange Schweigen der Vielkäuferin spricht dafür, dass sie aufgehört hat, während die Gelegenheitskäuferin, die selten kauft, eher noch aktiv ist; im Modell der Autoren liegen die abgezinste erwarteten Käufe der Gelegenheitskäuferin daher höher,

bei 4,6 gegenüber 1,9. Fader und Hardie (2009)¹ verdeutlichen an einer Gelegenheitskäuferin denselben Punkt für die Wahrscheinlichkeit, noch Kundin zu sein: Ihre lange Pause könnte einfach daran liegen, dass sie selten kauft („could simply be a function of the fact she appears to be a light buyer“), und ob sie auch mehr kaufen wird, sei offen („an open question“). Fader et al. (2005) warnen außerdem, dass bei Darstellungen der Rohdaten die beobachteten Muster davon abhängen, wie lange die Kunden beobachtet werden („the patterns observed will depend on the amount of time for which the customers are observed“).

Wie machen Wahrscheinlichkeitsmodelle aus RFM eine Prognose?

§ 4 von 7

Indem sie beobachtete Käufe als Ergebnis der unbeobachteten Kaufrate jedes Kunden und der Wahrscheinlichkeit behandeln, dass er aufgehört hat. Fader und Hardie (2009)¹ stellen solche Wahrscheinlichkeitsmodelle als Werkzeuge der Kundenbasiertanalyse dar. Das ursprüngliche Modell dieser Art, das Pareto/NBD-Modell, das sie auf eine grundlegende Arbeit von 1987 zurückführen, nimmt an, dass Kunden mit ihrer eigenen gleichmäßigen Rate kaufen, solange sie Kunden sind, und zu einem unbeobachteten Zeitpunkt aufhören, die Idee des „buy till you die“. Die Datenanforderungen sind bescheiden: Für die Prognosen je Kunde braucht es nur Recency und Frequency („individual-level predictions are recency and frequency“). Fader et al. (2005)³ nehmen den Monetary Value hinzu und zeigen, dass die RFM-Größen in ihrem Modell suffiziente Statistiken für die Kaufhistorie eines Kunden sind („RFM measures are sufficient statistics for an individual customer’s purchasing history“), sodass man, wie Fader und Hardie² zusammenfassen, nur drei Dinge über das Kaufverhalten eines Kunden in einem gegebenen Zeitraum wissen muss, um seinen verbleibenden Lifetime Value zu berechnen: Recency, Frequency und Monetary Value („we only need to know three things about a customer’s buying behavior in a given time period in order to compute their residual lifetime value: recency, frequency, and monetary value (i.e., RFM)“).

Solche Modelle beheben auch zwei Probleme der Scoring-Modelle: Die Transaktionsdaten müssen nicht in zwei Perioden geteilt werden, um eine abhängige Variable zu bilden („there is no need to split the observed transaction data into two periods to create a dependent variable“), und das Verhalten lässt sich für künftige Zeiträume beliebiger Länge vorhersagen („we can predict behavior over future time periods of any length“). Fader und Hardie^{3,21} bezeichnen die Prognosegüte des Pareto/NBD-Modells als beeindruckend („its

predictive performance is impressive“) und beschreiben eine einfachere Variante, deren Parameter sich leicht in Microsoft Excel schätzen lassen („parameters can be obtained quite easily in Microsoft Excel“); beide Modelle liefern in vielen Kaufumfeldern sehr ähnliche Ergebnisse („the two models yield very similar results in a wide variety of purchasing environments“). Das Modell ist nur so gut wie seine Annahmen: Fader et al. behandeln die Ausgaben je Kauf als unabhängig davon, wann und wie oft ein Kunde kauft, und schreiben, dass jeder, der ihr Modell auf neue Daten anwendet, diese Unabhängigkeit prüfen muss („any researcher applying our model to a new data set must test the validity of the assumption of independence between recency/frequency and monetary value“). Der Leitfaden zum Customer Lifetime Value zeigt, wofür eine solche Prognose genutzt wird.

Wo passt RFM, und wo nicht?

§ 5 von 7

Dort, wo die Firma nicht sieht, wann ein Kunde geht. Fader und Hardie (2009)¹ ordnen Kundenbasen nach zwei Fragen. Die erste lautet, ob die Beziehung vertraglich ist. In einer nichtvertraglichen Kundenbeziehung ist der Zeitpunkt, zu dem ein Kunde inaktiv wird, für die Firma nicht beobachtbar („a key characteristic of which is that the time at which a customer becomes inactive is unobserved by the firm“), und die Kernaufgabe besteht darin, Kunden, die die Beziehung ohne Mitteilung beendet haben, von solchen zu unterscheiden, die nur eine lange Kaufpause einlegen („The key challenge of noncontractual settings is how to differentiate those customers who have ended their relationship with the firm (without informing the firm) from those who are simply in the midst of a long hiatus between transactions.“). Deshalb führt eine feste Definition aktiver Kunden, etwa ein Kauf in den letzten zwölf Monaten, in die Irre: Die Grenze von zwölf Monaten ist willkürlich („this 12-month cut-off point is arbitrary“). Die zweite Frage lautet, ob Käufe jederzeit oder nur zu festen Zeitpunkten möglich sind („are the opportunities for transactions restricted to discrete points in time or can they occur at any point in time?“).

Die Grenze zwischen beiden Arten von Kundenbeziehung ist streng: Ein Modell für vertragliche Beziehungen in einer nichtvertraglichen anzuwenden ist völlig unangemessen, und umgekehrt („it is completely inappropriate to apply a model developed for a contractual setting in a noncontractual setting (and vice versa)“). Fader et al. (2005) merken an, dass RFM-Analysen in der Regel in nichtvertraglichen Kundenbeziehungen durchgeführt werden, der CLV aber weit darüber hinausreicht („It is true that, in general, RFM analyses are conducted in such a domain, but the use of CLV goes well beyond it.“). In einer

vertraglichen oder Abonnementbeziehung ist, wie Fader und Hardie (2010)² im Anschluss an ihre Übersicht von 2009 festhalten, gerade kennzeichnend, dass der Verlust eines Kunden beobachtet wird („a defining characteristic of a contractual (or subscription) business setting is that the loss of a customer is observed“), und der Wert wird meist über Bindungsraten fortgeschrieben. Sie warnen, dass die Lehrbuchrechnung des CLV mit einer einzigen Bindungsrate arbeitet („The application of standard textbook discussions of CLV leads to calculations based on a single retention rate.“), obwohl die Bindungsraten auf Kohortenebene mit der Zeit typischerweise steigen („at the cohort level, retention rates typically increase over time“), und dass das Übersehen dieser Dynamik den verbleibenden Wert der Kundenbasis zu niedrig schätzt („We show that failing to recognize these dynamics yields a downward-biased estimate of the residual value of the customer base“). Der Leitfaden zur Kohortenanalyse erklärt, wie Bindung nach Kohorten gelesen wird. So liest es dieser Leitfaden: Eine B2B-Firma mit sich verlängernden Verträgen sollte diese Accounts mit einem Modell der Bindung je Kohorte bewerten, wie Fader und Hardie (2010) es tun, und RFM für Käufe nutzen, die enden können, ohne dass die Firma davon erfährt, etwa Bestellungen von Accounts ohne Vertrag. Fader und Hardie (2009)¹ ordnen Käufe und Nutzung unter einem Vertrag, etwa bei einer Kreditkarte oder der Mobilfunknutzung, der vertraglichen Seite zu; Zusatzbestellungen von Abonnenten sind daher kein sauberer Fall für RFM.

Was gehört in das Blatt einer RFM-Analyse?

§ 6 von 7

Sechs Felder, in einem Blatt je Analyse: die Kundenbeziehung, das Beobachtungsfenster, die Definition jeder Größe, die Gruppierung, die Prognose und ihre Prüfung sowie die Entscheidung, die jede Gruppe speist. Die Felder folgen der Einordnung von Fader und Hardie³²¹, den Definitionen und der Codierung von Fader et al. und deren Warnungen zu Zeitfenstern, Nichtlinearität und Nullzelle.

Abbildung 2 Ein Blatt für eine RFM-Analyse

Beziehung, Fenster, die drei Definitionen, die Gruppierung, die Prüfung der Prognose und die Entscheidung in getrennten Feldern festhalten, bevor ein Wert genutzt wird.

Beziehung	Fenster	Größen	Gruppierung	Prognose	Entscheidung
Sieht die Firma, wann ein Kunde geht? Jederzeit oder zu Terminen?	Welcher Zeitraum? Würde ein längerer die Gruppen ändern?	Wie sind Recency, Wiederkäufe und Durchschnittswert definiert?	Drittel oder Fünftel? Wohin kommen Einmalkäufer?	Welches Modell, geprüft an welcher späteren Periode?	Welche Maßnahme je Gruppe, und wer verantwortet sie?

Sieht die Firma, wann Kunden gehen, bewertet sie diese über die Bindung je Kohorte, nicht über die Recency.

Eine Zeile je Analyse. Ein Wert ohne geprüfte Prognose ist eine Beschreibung, keine Vorhersage.

Quelle Entscheidungsblatt des Autors. Das Feld für die Beziehung folgt Fader und Hardie (2009), S. 63, und Fader und Hardie (2010), S. 85; die Felder für Fenster, Größen und Gruppierung folgen Fader et al. (2005), S. 415–417 und 425; das Feld für die Prognose folgt Fader und Hardie (2009), S. 62 und 65, und Fader et al. (2005), S. 426. Die Felder sind Eingaben der Lesenden; Unternehmensdaten werden nicht geliefert.

Ein Anwendungsbeispiel ohne Unternehmensdaten: Eine Firma verkauft ein Software-Abonnement und daneben Schulungsplätze und Zusatzmodule, die nach Bedarf bestellt werden, teils auch von Accounts ohne Abonnement. Das Blatt kennzeichnet die Abonnements und die Zusatzbestellungen von Abonnenten als vertraglich und bewertet diese Accounts mit einem Modell der Bindung je Kohorte. Für die Bestellungen von Accounts ohne Abonnement legt es ein Fenster von zwei Jahren fest, definiert die Recency als Zeit seit der letzten Bestellung und den Monetary Value als durchschnittlichen Bestellwert, führt Accounts mit nur einer Bestellung als eigene Gruppe, prüft die Prognose eines Modells am folgenden Quartal, bevor es sie nutzt, und nennt die Maßnahme für jede Gruppe, etwa eine Durchsicht durch den Account Manager bei Vielkäufern, die still geworden sind. Ob sich eine Gruppe zu bearbeiten lohnt, behandelt der Essay zur Segmentierung. Das sind Beispiele des Autors, und sie sind nicht geprüft.

Wie weit haben diese Quellen RFM geprüft?

§ 7 von 7

An einer Kohorte, mit Modellen eines einzigen Autorentams. Fader et al. (2005)³ schätzen den Wert für eine Kohorte eines Onlinehändlers und nennen die Grenzen selbst: Der nichtvertragliche Kontext sei eine Einschränkung („We also recognize that our context of noncontractual purchasing is a limitation.“), und sie hätten nur eine Kohorte von CDNOW untersucht („Another limitation is that we examined only one cohort for CDNOW.“). Ihre Werte beruhen auf einer angenommenen Marge, weil ihnen die tatsächlichen Margen von CDNOW nicht vorlagen („we have no information about the actual margins for CDNOW“). Fader und Hardie (2009)¹ geben einen Überblick über Modelle und ihren Einsatz, statt RFM-Gruppen gegeneinander zu prüfen, und Fader und Hardie (2010)² arbeiten eine hypothetische Firma mit Verträgen durch, deren Bindung aus einem stilisierten Beispiel mit zwei Segmenten stammt, und wenden dann Parameter, die in früheren Arbeiten der Autoren an zwei realen Datensätzen geschätzt wurden, auf dieselbe Firma an, um die Größe der Verzerrung zu zeigen. Alle drei Arbeiten haben dieselben beiden Autoren, Fader und Hardie (die Studie von 2005 zusätzlich Lee); dieser Leitfaden zitiert keine unabhängige Prüfung ihrer Modelle. Keine der drei Arbeiten untersucht B2B-Accounts. Das B2B-Beispiel in diesem Leitfaden ist die Überlegung des Autors.

 Ende des Beitrags

Referenzen

Zitate stehen in der Sprache des Originals; die deutschen Wiedergaben im Fließtext sind sinngemäß und stammen vom Autor.

- 1 Fader, P. S., & Hardie, B. G. S. (2009). Probability models for customer-base analysis. *Journal of Interactive Marketing*, 23(1), 61-69. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2008.11.003>
- 2 Fader, P. S., & Hardie, B. G. S. (2010). Customer-base valuation in a contractual setting: The perils of ignoring heterogeneity. *Marketing Science*, 29(1), 85-93. <https://doi.org/10.1287/mksc.1080.0482>
- 3 Fader, P. S., Hardie, B. G. S., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 415-430. <https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.415>

Zitierweise

Isoglu, S. (2026, 18. Oktober). Was ist eine RFM-Analyse? Sinan Isoglu. <https://isoglu.com/de/insights/journal/was-ist-eine-rfm-analyse/>
Online-Fassung: <https://isoglu.com/de/insights/journal/was-ist-eine-rfm-analyse/>

Sinan Isoglu, MBA (Quantic)

Führungskraft für Umsatzwachstum, Dozent und Doktorand
© 2026 Sinan Isoglu · isoglu.com · Alle Rechte vorbehalten