

# RFM-Analysis Erklärung

**So erstellen wir Kundensegmente:**

1. Wir verwenden 10 **Recency-Werte** anstelle von 5.
2. Wir betrachten nur die **Frequenz- (F)** und **monetären Werte (M)**, die jeder Kunde in den **letzten 5 Jahren** erzielt hat.
3. Wir unterteilen diese **F- und M-Werte** in zwei Zeiträume: **vor 3 bis 5 Jahren** und die **letzten 2 Jahre**.
4. Anschließend **kombinieren** wir die F- und M-Werte der **gesamten 5 Jahre**, wobei wir den **Werten der letzten 2 Jahre doppelt so viel Gewicht geben wie denen aus den Jahren 3 bis 5**.

$$\mathbf{F\_5\_Jahren} = (\mathbf{F\_erst\_5\_bis\_3\_jahren\_vor} \times 0.5) + \mathbf{F\_letzten\_2\_jahren}$$

$$\mathbf{M\_5\_Jahren} = (\mathbf{M\_erst\_5\_bis\_3\_jahren\_vor} \times 0.5) + \mathbf{M\_letzten\_2\_jahren}$$

5. Danach berechnen wir einen **gewichteten Durchschnitt aus F und M**, wobei **Monetary doppelt so stark gewichtet wird wie Frequency**.

$$\mathbf{mf\_score} = (\mathbf{f\_score} + (\mathbf{m\_score} \times 2)) / 3$$

6. Basierend auf dem **R-Score** und dem **kombinierten MF-Scores** ordnen wir jedem Kunden ein Segment-Label zu.

	📄 Score	≡ Recency	≡ Frequency	≡ Monetary	+
1		alle davor (2016-2015...)	1	0-47	
2		vier HJ davor (2018-2017)	2	48-97	
3		zwei HJ davor (2019)	3-4	98-207	
4		zwei HJ davor (2020)	5-10	208-602	
5		zwei HJ davor (2021)	11+	603+	
6		zwei HJ davor (2022)			
7		zwei HJ davor (2023)			
8		vorletztes HJ (2024 1HJ)			
<div> <div>⋮</div> <div>📄</div> <div>🗑️</div> </div> 9 <div>📄</div>		letztes HJ (2024 2HJ)			
10		laufendes HJ (z.B 2025 1HJ)			
+					miro

7. Wir haben viele Nutzer in VS4, die noch **nicht bei uns bestellt** haben. Ich habe sie auch in die Liste aufgenommen, als 2 Gruppen:

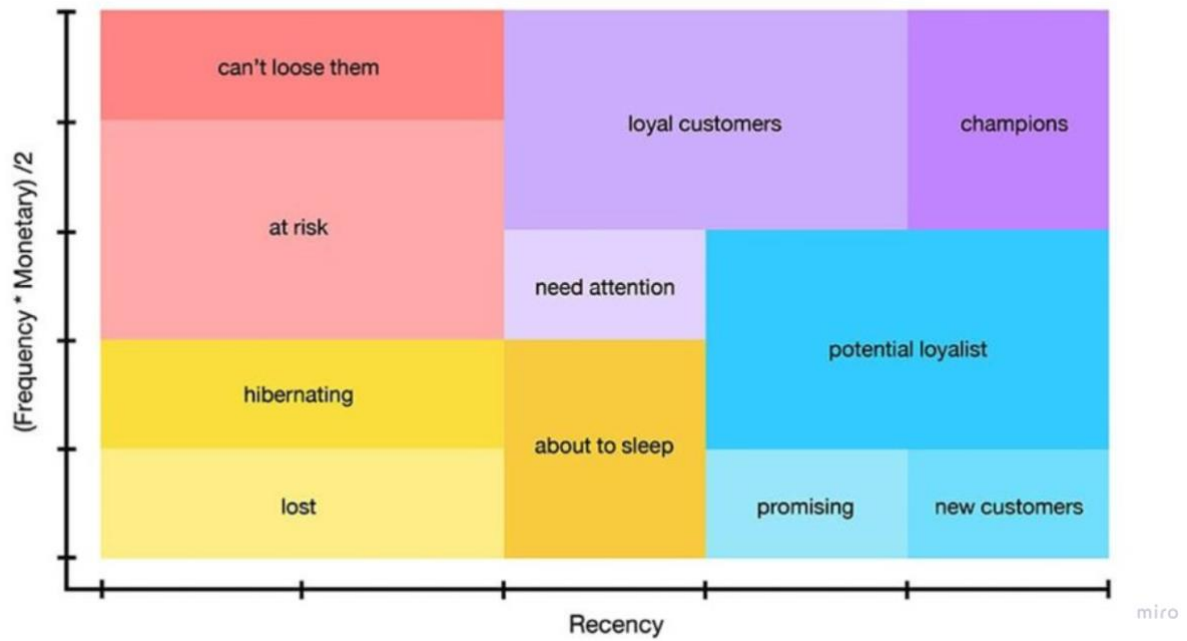
**1. Alt-Interessenten:** Benutzer, die **vor 1 Jahr oder früher** zu uns gekommen sind und noch nicht bestellt haben.


**2. Neu-Interessenten:** Benutzer, die **seit 1 Jahr bis heute** bei uns sind und noch nicht bestellt haben.

8. Auf der Grundlage des Diagramms und der Tabelle unten sowie der **r- und mf-score**, die uns vorliegen, ordnen wir jedem Kunden eine Bezeichnung zu.



## R(FM) Segments Map



	Labels	$\equiv (\text{Frequency} + \text{Monetary})/2$	$\equiv \text{Recency}$	+
⋮ ☰ 🗑	Champions 	(4,5)	(9,10)	
	Loyal customers	(3,5)	(5,6,7,8)	
	Can't lose them	(5,5)	(1,2, 3, 4)	
	Potential Loyalists	(2,4)	(7, 8, 9, 10)	
	Need Attention	(3,3)	(5, 6)	
	At Risk	(3,4)	(1, 2, 3, 4)	
	New Customers	(1,1)	(9,10)	
	Promising	(1,1)	(7, 8)	
	About to Sleep	(1,2)	(5, 6)	
	Hibernating	(2,2)	(1,2, 3, 4)	
	Lost	(1,1)	(1,2, 3, 4)	
	Neu-Interessenten			
	Alt-Interessenten			
+				

Original Label	German Translation	Bewertung (RFM-Kontext)
Champions	Spitzenkunden	✓ Sehr gut – häufig, hoher Umsatz, sehr aktiv
Loyal customers	Treue Kunden	✓ Häufig, stabil, aber evtl. weniger monetär
Can't lose them	Nicht verlieren!	✓ Früher aktiv & wertvoll, aktuell inaktiv
Potential Loyalists	Potenzielle Stammkunden	✓ Aktiv, aber noch nicht konsistent
Need Attention	Brauchen Aufmerksamkeit	✓ Aktiv, aber geringere Frequenz/Umsatz
At Risk	Abwanderungsgefährdet	✓ Früher treu, zuletzt inaktiv
New Customers	Neukunden	✓ Neu, erste Käufe, noch nicht bewertbar
Reactivated	Reaktivierte Kunden	✓ Früher inaktiv, nun wieder aktiv
Promising	Vielversprechend	✓ Früher Kauf, Potenzial zu Stammkunden
About to Sleep	Kurz vor dem Absprung	✓ Abnehmende Aktivität
Hibernating	Inaktiv	✓ Lange Zeit inaktiv, aber bekannt
Lost	Verloren	✓ Sehr lange inaktiv, kaum reaktivierbar
Interessenten	Interessenten	♦ Kein klassisches RFM-Label, aber sinnvoll ergänzend
Unclassified	Nicht klassifiziert	✓ Als Fallback sinnvoll

## Updates vom 10.06.2025

- Nach der ersten Datenanalyse zeigte sich, dass einige Nutzer unterschiedlichen Gruppen zugeordnet wurden, obwohl sie keinen finalisierten Umsatz generiert haben. Obwohl ihnen Recency- und Frequency-Werte zugewiesen waren, lag ihr Monetary-Wert bei 0 – vermutlich aufgrund von Retouren, Lagerstorni oder anderen Gründen, und sie haben nie erfolgreich bei uns bestellt. Diese wurden aus der Analyse herausgefiltert und als „Interessenten“ gekennzeichnet. Da ihre Registrierungsdaten stark variieren und keine eindeutige Zuordnung zu „Alt-“ oder „Neu-Interessenten“ möglich war, haben wir alle Interessenten in einer

gemeinsamen Gruppe zusammengeführt und die Unterscheidung in „Alt-“ und „Neu-“ entfernt. Zu den Interessenten zählen auch Fälle mit bis zu 44 Bestellungen, bei denen jedoch keinerlei Umsatz generiert wurde.

- Ursprünglich wurden Neukunden anhand ihrer Recency-Werte (9,10) und einer Kombination aus Frequency und Monetary = 1 identifiziert. Dieses Kriterium hätte funktioniert, wenn wir die gesamte Kundenhistorie betrachtet hätten. Da wir jedoch nur die letzten 5 Jahre einbeziehen, führte dieses Vorgehen zu einer Vermischung – manche dieser „Neukunden“ waren in Wirklichkeit reaktivierte Bestandskunden. Daher haben wir eine neue Filterung vorgenommen: Als Neukunden gelten nur noch Kund:innen, deren **erste Bestellung** im aktuellen oder vorherigen Halbjahr liegt (zusätzlicher Parameter aus der Rechnungstabelle). Dadurch wurde die Neukundengruppe korrekt definiert, und gleichzeitig entstand eine neue Segmentierung: **Reaktivierte Kunden** – also Kund:innen, die in den letzten 5 Jahren inaktiv waren, aber bereits zuvor Kontakt hatten und nun wieder aktiv wurden.
- Da wir sowohl die bisherige Kundengruppen-Zuordnung als auch die neuen RFM-Labels berücksichtigen, ist es sinnvoll, die Betrachtung nicht auf Kund:innen mit einer Recency seit 2015 zu beschränken. Die Begrenzung auf Recency  $\geq$  2015 wurde daher aufgehoben – wir analysieren nun die gesamte Kundenliste.
- Es gibt eine kleine Gruppe von Kund:innen (derzeit 15 Fälle im 1. Halbjahr 2025), die als „**Nicht klassifiziert**“ geführt werden. Bei diesen ist das Bestelldatum (bzw. das letzte Bestelldatum) mit dem Jahr 1899 angegeben. Da sie schon länger inaktiv sind, können wir sie für die Analyse ignorieren.