



WACHSTUM, DAS SICH POTENZIERT

Ein Kundenmodell kann nicht jedes Ergebnis prognostizieren

Nächster Kauf, partielle Abwanderung und Profitabilität sind verschiedene Ergebnisse: Wählen Sie Modell und Prüfung, bevor ein Score steuert.

Sinan Isoglu, MBA (Quantic)

Führungskraft für Umsatzwachstum, Dozent und Doktorand

VERÖFFENTLICHT

1. September 2026

LESEZEIT

6 Min.

WÖRTER

1.282

<https://isoglu.com/de/insights/journal/ein-kundenmodell-kann-nicht-jedes-ergebnis-prognostizieren/>

Management Summary	2
Warum verdeckt ein einheitliches Kundenlabel drei grundlegend verschiedene Verhaltensweisen?	3
Was belegt der Random-Forest-Vergleich über Multi-Target-Vorhersagen im Kundenbestand?	4
Warum weicht statistische Prognosestärke von kausaler operativer Hebelwirkung ab?	5
Welche Prüfungsfolge trennt Churn-, Expansions- und Margenprognosen voneinander?	5
Welcher Übertragungstest muss vor dem Rollout eines Modells auf neue Kohorten stehen?	5
Welche drei Annahmen über Vorhersagemodelle für Kunden sollte die Führung verwerfen?	6
Wo liegen die methodischen Grenzen der prädiktiven Kundenmodellierung?	6
Literatur	7

MANAGEMENT SUMMARY

Ein Kundenmodell kann einen nächsten Kauf prognostizieren, ohne partielle Abwanderung oder die Entwicklung der Profitabilität zu erklären. Lariviere und Van den Poel untersuchen 100.000 Kunden eines Finanzdienstleisters und modellieren diese drei Ergebnisse mit Random Forests und Regressions-Forests. In den berichteten Anwendungen passen beide Forest-Verfahren besser und validieren besser als gewöhnliche lineare und logistische Vergleichsmodelle. Zugleich unterscheidet sich die Bedeutung derselben Variablen zwischen Kauf, Abwanderung und Profitabilität. Dieser Beitrag entwickelt daraus eine synthetische Modellkarte. Sie trennt Prognosegüte, Variablenbedeutung, Validierung und Interventionswert und ist kein allgemeiner CRM-Benchmark.

Schlagwörter: Kundenprognose · Random Forest · Kundenprofitabilität · Partielle Abwanderung

Ein Kundenmodell, das den nächsten Kauf prognostiziert, hat damit nicht automatisch Abwanderung oder Profitabilität erklärt.

Die kurze Antwort lautet: Nächster Kauf, partielle Abwanderung und die Entwicklung der Profitabilität sind verschiedene Ergebnisse. Sie brauchen deshalb eigene Definitionen, Prüfungsfragen und Entscheidungszwecke. Ein Score kann bequem sein. Er kann aber verbergen, dass eine Variable, die den Kauf prognostiziert, für Abwanderung oder Profitabilität weniger wichtig ist.

Lariviere und Van den Poel untersuchen eine reale Stichprobe von 100.000 Kunden eines großen europäischen Finanzdienstleisters. Sie verwenden Random Forests für binäre Ergebnisse und Regressions-Forests für Ergebnisse mit einer linearen abhängigen Variable. In den berichteten Anwendungen passen beide Forest-Verfahren besser und validieren besser als gewöhnliche lineare und logistische Vergleichsmodelle. Auch die Bedeutung derselben erklärenden Variablen unterscheidet sich zwischen den drei Ergebnissen.

Malthouse und Blattberg (2005) ergänzen eine getrennte Prognoseaufgabe für Customer Lifetime Value, einschließlich der Kosten einer Fehlklassifikation künftiger Kunden mit hohem Wert. Lemmens und Gupta (2020) ergänzen die Interventionsfrage: Kundenbindung sollte inkrementellen Profit statt Churn-Risiko oder Reaktion allein ranken. Prognose und Intervention können dieselben Daten nutzen, sind aber nicht dasselbe Ergebnis und nicht dieselbe Entscheidung.

Warum verdeckt ein einheitliches Kundenlabel drei grundlegend verschiedene Verhaltensweisen?

„Wird dieser Kunde kaufen?“ ist nicht dasselbe wie „Wird dieser Kunde seine Beziehung oder Aktivität teilweise reduzieren?“ oder „Wie verändert sich sein Profitabilitätsbeitrag?“ Die Fragen können verbunden sein. Ein verbundenes Ergebnis ersetzt aber nicht das erklärte Ziel.

Tabelle 1 Warum verdeckt ein einheitliches Kundenlabel drei grundlegend verschiedene Verhaltensweisen?

Ergebnis	Entscheidungsfrage	Was als Proxy schiefgehen kann
Nächster Kauf	Welche Kunden kaufen im Horizont erneut?	Ein Kauf kann klein, unprofitabel oder nicht bindungsrelevant sein
Partielle Abwanderung	Welche Kunden reduzieren Beziehung oder Aktivität?	Ein Aktivitätsrückgang kann im binären Churn-Label verschwinden
Entwicklung der Profitabilität	Bei welchen Kunden verändert sich der Profitbeitrag?	Umsatz oder Kaufzahl kann Kosten und Marge auslassen

Tabelle aus diesem Essay. Quellen und Einordnung stehen im Beitrag.

Die erste Disziplin ist die Ereignisdefinition. Die zweite ist der Zeithorizont. Die dritte ist die Frage, welche Handlung die Prognose auslösen darf. Ein Modell kann für ein Ereignis gut sein und für ein anderes irrelevant, weil es eine andere Frage beantwortet.

Tabelle 1 Die Multi-Outcome-Kundenmodellkarte

Synthetisches Ergebnis	Modellfamilie	Prüfungsfrage	Einflussreiche Variablenklasse	Entscheidungszweck	Übertragungsrisiko
Nächster Kauf	Klassifikations-Forest	Trennt das Modell künftige Käufer von Nicht-käufern?	Früheres Kaufverhalten	Follow-up-Test priorisieren	Kaufwert ist nicht Profit
Partielle Abwanderung	Klassifikations-Forest	Erkennt das Modell die definierte Aktivitätsreduktion?	Verhalten des Intermediärs oder Kanals	Beziehungsänderung prüfen	Abwanderungsgrenze variiert nach Kanal
Profitabilitätsentwicklung	Regressions-Forest	Prognostiziert das Modell die Veränderung des definierten Profitmaßes?	Früheres Verhalten und Kostengrenze	Ökonomische Belastung prüfen	Umsatzvalidierung führt in die Irre

Synthetischer Modellprüfrahmen des Autors auf Grundlage von Lariviere und Van den Poel (2005), Malthouse und Blattberg (2005) sowie Lemmens und Gupta (2020). Die Zeilen sind illustrativ und beschreiben kein laufendes Kundenmodell.

Die Tabelle ist ein Prüfwerkzeug. Sie berichtet keine Leistung. Sie macht die Ergebnisverwechslung sichtbar: Kaufverhalten kann Wiederholungskäufe markieren, misst aber nicht automatisch Profitabilität. Das Verhalten eines Intermediärs kann für Abwanderung wichtig sein, doch diese Bedeutung gehört zum Setting und Modell der Quelle.

Was belegt der Random-Forest-Vergleich über Multi-Target-Vorhersagen im Kundenbestand?

Lariviere und Van den Poel verwenden Random Forests für binäre Klassifikation und Regressions-Forests für Modelle mit einer linearen abhängigen Variable. Sie vergleichen die Verfahren mit gewöhnlicher linearer und logistischer Regression in Schätz- und Validierungsstichproben. Das berichtete Ergebnis ist eine bessere Passung beider Forest-Verfahren in den untersuchten Anwendungen.

Das ist ein Modellvergleich, kein allgemeines Algorithmen-Ranking. Eine bessere Passung in einer Finanzdienstleistungsanwendung sagt einer anderen Organisation nicht, welches Verfahren sie einsetzen soll. Ergebnisdefinition, Datenqualität, Zeithorizont, fehlende Werte, Klassenverteilung, Kostengrenze und Entscheidungszweck können den Vergleich verändern.

Die Quelle berichtet außerdem, dass dieselben erklärenden Variablen unterschiedliche Wirkungen auf Kauf, Abwanderung und Profitabilität haben. Früheres Kundenverhalten ist in der berichteten Evidenz wichtiger für Wiederholungskäufe und günstige Profitabilitätsentwicklung. Die Rolle des Intermediärs beeinflusst dagegen stärker die Abwanderungsneigung. Der Punkt ist nicht, diese Bedeutung als übertragbares Merkmalsranking auswendig zu lernen. Der Punkt ist zu prüfen, ob ein Ergebnis die Treiber eines anderen Ergebnisses vertreten darf.

Warum weicht statistische Prognosestärke von kausaler operativer Hebelwirkung ab?

Variablenbedeutung beantwortet im Modell und in der Stichprobe eine Prognosefrage. Sie zeigt nicht, dass eine Veränderung der Variable das prognostizierte Ergebnis erzeugt. Ein früheres Kaufmuster kann informativ sein, ohne dass ein Manager es verändern kann. Eine Intermediärvariable kann ein Abwanderungsmuster erkennen lassen, ohne zu beweisen, dass eine Veränderung der Intermediärbeziehung Abwanderung verhindert.

Diese Grenze schützt die Trennung zwischen Prognose und Intervention. Ein Modell kann zeigen, welche Kunden eine nähere Prüfung verdienen. Eine Kundenbindungsaktion braucht eine Intervention, eine Vergleichsbedingung, eine Kostengrenze und einen Ergebnis-Horizont. Prognosegüte liefert allein kein Kontrafaktisches.

Das gilt auch für Profitabilität. Ein Modell kann die Entwicklung prognostizieren und dabei Variablen verwenden, die historische Kosten- oder Serviceunterschiede enthalten. Wenn die Entscheidung lautet, wohin investiert wird, muss die Modellprüfung zeigen, ob diese Inputs vor der Investition verfügbar sind und ob die Handlung das ökonomische Ergebnis verändert.

Welche Prüfungsfolge trennt Churn-, Expansions- und Margenprognosen voneinander?

Bevor ein Kundenmodell eine Entscheidung steuern darf, halten Sie fest:

- 1 das genaue Ergebnis und seine Ereignisdefinition;
- 2 den Prognosehorizont und das Beobachtungsfenster;
- 3 die Modellfamilie und das Vergleichsmodell;
- 4 Schätz- und Validierungsstichprobe;
- 5 Gütemaß und Fehlklassifikationskosten;
- 6 die für dieses Ergebnis wichtigen Variablen;
- 7 Variablen, die nur korrelierte Signale sind;
- 8 die Handlung, die der Score auslösen darf;
- 9 die Evidenz, dass eine Handlung das Ergebnis verändert und nicht nur vorhersagt.

Die achte Zeile wird leicht ausgelassen. Ein Score kann Triage, Erklärung, Serviceplanung oder Interventionsauswahl unterstützen. Das sind verschiedene Entscheidungen. Ein Modell für partielle Abwanderung kann eine Beziehungsprüfung auslösen. Es autorisiert nicht automatisch Rabatt, Servicewechsel oder ein Bindungsangebot.

Welcher Übertragungstest muss vor dem Rollout eines Modells auf neue Kohorten stehen?

Wenn ein Modell oder Befund in eine andere Kundenumgebung übertragen wird, stellen Sie fünf Fragen:

Tabelle 3 Welcher Übertragungstest muss vor dem Rollout eines Modells auf neue Kohorten stehen?

Übertragungsfrage	Warum sie wichtig ist
Ist das Ergebnis gleich definiert?	„Abwanderung“ und „Profitabilität“ können andere Grenzen haben
Ist das Beobachtungsfenster vergleichbar?	Kurzfristiger Kauf und langfristiger Wert sind nicht austauschbar
Sind die Inputs vor der Handlung verfügbar?	Ein nachgelagertes Signal kann keine vorgelagerte Intervention stützen
Ist die Kostengrenze vergleichbar?	Umsatz, Marge und Profit können eine Priorität umkehren
Ist der Entscheidungszweck gleich?	Triage-Prognose ist nicht Behandlungsprognose

Tabelle aus diesem Essay. Quellen und Einordnung stehen im Beitrag.

Sind die Antworten unbekannt, kann die Quelle einen Test begründen. Sie liefert keinen übertragbaren Benchmark.

Welche drei Annahmen über Vorhersagemodelle für Kunden sollte die Führung verwerfen?

Erstens: Sagen Sie nicht „Das Modell prognostiziert Kundenwert“, wenn das Ziel nur der nächste Kauf ist. Benennen Sie das Ergebnis.

Zweitens: Sagen Sie nicht „Random Forests sind besser“, ohne Vergleich, Stichprobe, Ergebnis und Validierungsgrenze zu nennen. Die Quelle berichtet Anwendungen, keinen universellen Sieger.

Drittens: Sagen Sie nicht „Die wichtige Variable muss verändert werden“, nur weil sie das Ergebnis prognostiziert. Prognosebedeutung ist kein Interventionsbeleg.

Für angrenzende Entscheidungen können Sie die Prognose des Customer Lifetime Value mit der Evidenzgrenze einer Verlängerung vergleichen.

Wo liegen die methodischen Grenzen der prädiktiven Kundenmodellierung?

Lariviere und Van den Poel liefern eine Anwendung mit 100.000 Kunden eines Finanzdienstleisters, in der Random und Regressions-Forests besser passen und validieren als gewöhnliche Vergleichsmodelle und sich die Variablenbedeutung zwischen nächstem Kauf, partieller Abwanderung und Profitabilitätsentwicklung unterscheidet. Malt-house und Blattberg liefern eine Grenze für Prognosehorizont und Fehlklassifikation, während Lemmens und Gupta eine Grenze für Interventionsprofit liefern. Die drei Studien liefern keinen allgemeinen CRM-Benchmark und keinen kausalen Kundenbindungsbefund. Die synthetische Modellkarte ist eine Autorensynthese. Sie hält Ergebnis, Modell, Validierung, Variableninterpretation und Entscheidungszweck getrennt.

- Lariviere, B., und Van den Poel, D. (2005). Predicting customer retention and profitability by using random forests and regression forests techniques. *Expert Systems with Applications*, 29(2), 398-405. DOI-Link
- Malthouse, E. C., und Blattberg, R. C. (2005). Can we predict customer lifetime value? *Journal of Interactive Marketing*, 19(1), 2-16. DOI-Link
- Lemmens, A., und Gupta, S. (2020). Managing churn to maximize profits. *Marketing Science*, 39(5), 956-973. DOI-Link

ENDE DES BEITRAGS

ZITIERWEISE

Isoglu, S. (2026, 1. September). Ein Kundenmodell kann nicht jedes Ergebnis prognostizieren. Sinan Isoglu.
<https://isoglu.com/de/insights/journal/ein-kundenmodell-kann-nicht-jedes-ergebnis-prognostizieren/>

WEITERLESEN

Wachstum, das sich potenziert

Die 20-55-Regel verfehlt das Portfolio

<https://isoglu.com/de/insights/journal/die-20-55-regel-kundenpriorisierung-verfehlt-das-portfolio/>

Wachstum, das sich potenziert

Kundenbindung sollte nach Profit gerankt werden, nicht nur nach Churn

<https://isoglu.com/de/insights/journal/kundenbindung-sollte-nach-profit-gerankt-werden-nicht-nur-nach-churn/>

Wachstum, das sich potenziert

Lange Kundenbeziehungen können wenig profitabel sein

<https://isoglu.com/de/insights/journal/lange-kundenbeziehungen-koennen-wenig-profitabel-sein/>



Sinan Isoglu, MBA (Quantic)

Führungskraft für Umsatzwachstum, Dozent und Doktorand