



KMU KI-PROGRAMM 2025 BERICHT

KI-gestützte Kundenbetreuung mit Prognosemodellen

Unterstützung von Zürcher KMU bei operativer
Effizienz und Entscheidungsfindung.



Kanton Zürich
Volkswirtschaftsdirektion
Amt für Wirtschaft



Swiss Data Science Center



Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	2
Projektinformationen	3
Zusammenfassung	4
Geschäftliche Herausforderungen	5
Bachmann Krawatten AG	5
GoNina	5
Ansatz	6
Warum Prognose und warum KI?	6
Warum zusammenarbeiten?.....	6
Ergebnisse	7
Bachmann Krawatten AG	7
GoNina	8
Was andere Zürcher KMU lernen können	9
Die Grundlage	9
Wichtigste Erkenntnisse	9
Könnte dies in Ihrem Unternehmen funktionieren?	10
Technischer Anhang	10
Survival Analysis - Kunden-Reaktivierung (Bachmann Krawatten AG)	10
Open-Source-Prototyp	11
Weiterführende Informationen & Links	12



Projektinformationen

Projektbeteiligte

- Oliver Poole (Data Scientist) und Anna Fournier (Principal Data Scientist), Swiss Data Science Center. Mehr Infos: [Swiss Data Science Center](#)
- Peter Bachmann (CEO), Bachmann Krawatten AG. Mehr Infos: [Bachmann Krawatten](#)
- Julia Siur (Lead Machine Learning und Data Science Engineer) und Ferdinand von Hagen (CTO), GoNina. Mehr Infos: [GoNina](#)
- Markus Müller (Co-Leiter Standortförderung) und Raphael von Thiessen (Programmleiter KI-Standort), Kanton Zürich. Mehr Infos: [zh.ch/standort](#)
- Chantal Stäubli (CEO) und Anna Zakharova (Head Innovationsberatung), Ahead Zurich. Mehr Infos: [ahead-zh.ch](#)

Zeitraum

- September 2025 - März 2026: Zusammenarbeit im Roundtable zur Entwicklung von KI-Prototypen
- April - Mai 2026: Übergang von KI-Prototypen zu Pilotprojekten

Zusammenfassung

Zwei Zürcher KMU – Bachmann Krawatten AG, ein familiengeführtes Modeunternehmen, und GoNina, ein KI-Startup, das mehr als 50 Bäckerei-Standorte in der Schweiz betreut – haben am KI-Programm für KMU des Kantons Zürich teilgenommen, um zwei konkrete operative Probleme anzugehen:

- die Identifizierung von Kundinnen und Kunden bezüglich ihres Wiederbestellungspotenzials und
- die präzise Vorhersage der Nachfrage nach Bäckereiprodukten mit dem Ziel, Lebensmittelabfälle zu reduzieren und zu vermeiden.

Beide Unternehmen durchliefen gemeinsam eine strukturierte KI-Prototyping-Phase, wobei jedes seine eigenen Herausforderungen angehen und gleichzeitig von den Erfahrungen des anderen KMU lernen konnte.

Bachmann Krawatten erstellte ein funktionierendes Prognosemodell, das seine Kunden nach Wiederbestell-wahrscheinlichkeit sortiert und dem Verkaufsteam erstmals eine priorisierte wöchentliche Kontaktliste liefert, sodass es sich auf die 20 bis 50 Kontakte mit der höchsten Abschlusswahrscheinlichkeit konzentrieren kann.

GoNina identifizierte konkrete Verbesserungen an seinem bestehenden Vorhersage-System basierend auf fachkundigen Code-Reviews und strukturierten Analysen, die das Unternehmen fortwährend integriert.

Die im Programm entwickelten Modellverbesserungen von GoNina reduzierten die Prognosefehler deutlich: während Feiertagen auf rund ein Drittel und bei stark nachgefragten Produkten am Sonntag um bis zu 50 %. Als messbares Resultat kann festgehalten werden, dass GoNina bereits im Juni 2026 nach den Updates keine feiertagsbedingten Kundenbeschwerden mehr erhielt.



„Die wichtigste Erkenntnis war, dass der erfolgreiche Einsatz von KI nicht primär von der Technologie abhängt, sondern von einer klar definierten Zielsetzung, einer guten Datenbasis und der Einbindung der Mitarbeitenden.“

— Peter Bachmann, Bachmann Krawatten AG

Die zentrale Erkenntnis aus beiden Projekten ist, dass die Technologie weniger entscheidend ist als die Grundlage. Klare Geschäftsziele, saubere Daten und die Verpflichtung zur kontinuierlichen Verbesserung sind durchweg wichtiger als die algorithmische Komplexität.

Die Ergebnisse des Prototyping-Workshops sind Open Source verfügbar und können abgerufen werden unter: <https://github.com/SwissDataScienceCenter/sme-kt-zh-collaboration-forecasting>

Geschäftliche Herausforderungen

Bachmann Krawatten AG

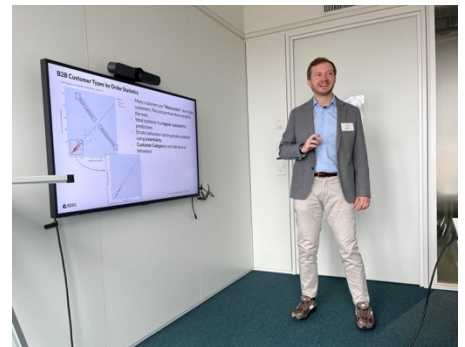
Wie kann ein kleines Verkaufsteam diejenigen Kunden identifizieren, die am wahrscheinlichsten in den kommenden Wochen eine Bestellung aufgeben werden, damit sie ihre begrenzte Zeit am effizientesten nutzen können?

Bachmann Krawatten AG mit Hauptsitz in Zürich und in Familienbesitz seit 1955 entwickelt und liefert Unternehmensmode und Berufskleidung an Unternehmen und Organisationen in der ganzen Schweiz. Das Unternehmen verfügt über mehr als 500 aktive Kundenkonten.

Die Herausforderung des Verkaufsteams war einfach, aber hartnäckig: Es gab mehr Kunden zu betreuen, als Zeit vorhanden war, um alle zu erreichen. Entscheidungen darüber, wen man wann kontaktiert, basierten auf Erfahrung und Intuition. Einige Kunden bestellten in vorhersehbaren Zyklen nach; andere gaben Bestellungen in Schüben ohne erkennbares Muster auf. Ohne einen systematischen Weg, sie zu unterscheiden, wurden Zeit und Aufwand nicht immer dort eingesetzt, wo sie die grösste Wirkung erzielt hätten.

Angestrebter Geschäftsnutzen

Eine datengestützte Möglichkeit, alle über 500 Kunden nach ihrer Wahrscheinlichkeit, in den kommenden Wochen eine Bestellung aufzugeben, zu ordnen – damit das Verkaufsteam seine wöchentliche Kontaktaufnahme auf die 20 bis 50 wertvollsten Kontakte konzentrieren kann, anstatt sich auf Gedächtnis und Gewohnheit zu verlassen.



GoNina

Wie können Bäckereien täglich die richtige Menge an Produkten herstellen, um Lebensmittelabfälle zu reduzieren und gleichzeitig Fehlbestände und entgangene Einnahmen zu vermeiden?

GoNina ist ein Zürcher KI-Startup, dessen Produkt ein Nachfrageprognosetool für Bäckereien und Gastronomiebetriebe ist. Das System wird an mehr als 50 Standorten in der Schweiz eingesetzt und prognostiziert die tägliche Nachfrage auf Produktebene durch die Kombination von Verkaufshistorie mit externen Signalen wie Wetter, Schulferien und lokalen Mustern.

Das System funktioniert gut für Standardprodukte mit regelmässiger Verkaufshistorie. Schwieriger zu prognostizieren sind saisonale Produkte und Werbeartikel, wie z. B. „Dreikönigskuchen“ oder „Osterchüechli“, bei denen die historischen Daten spärlich, nicht vorhanden oder unzuverlässig sind. Zu viel Produktion bedeutet Abfall; zu wenig bedeutet entgangene Verkäufe. Über Dutzende von Standorten und Hunderte von Bestandseinheiten hinweg wirkt sich die richtige Handhabung dieser Grenzfälle direkt und messbar auf die Rentabilität aus.

Angestrebter Geschäftsnutzen

Verbesserte Prognosegenauigkeit für saisonale und Werbeprodukte mit begrenzter oder unregelmässiger Historie und bessere Modellierung, wie sich ein neues Produkt auf die Nachfrage nach den bereits im Regal befindlichen Artikeln auswirkt – wodurch Abfall und Fehlbestände gleichzeitig reduziert werden.

Ansatz

Warum Prognose und warum KI?

Beide Herausforderungen sind im Grunde Timing-Probleme. Für Bachmann ist es die Frage, wann ein Kunde kaufbereit sein wird. Für GoNina ist es die Frage, wie viele Einheiten an einem bestimmten Tag verkauft werden. In beiden Fällen kann eine erfahrene Person eine vernünftige Schätzung abgeben, aber bei einer Grösse von über 500 Kundenkonten oder über 50 Standorten kann die Intuition nicht alle relevanten Signale konsistent verarbeiten.

Die Verkaufsunterlagen von Bachmann enthielten über 11.000 Kundendatenpunkte, die sich über Jahre der Kaufhistorie erstreckten. Die in diese Daten eingebetteten Muster sind bei diesem Volumen, insbesondere für unerfahrene Vertriebsmitarbeiter, bei einer manuellen Überprüfung nicht offensichtlich. Maschinelles Lernen extrahiert diese Muster und übersetzt sie in eine Rangliste, auf die das Verkaufsteam direkt reagieren kann.

Für GoNina hatte die Prognose-Herausforderung bereits regelbasierte Ansätze übertroffen. Ihr bestehendes KI-System handhabt Standardprodukte gut. Das Programm konzentrierte sich auf die schwierigeren Grenzfälle: spärliche Nachfragesignale, Produkte, die während der Saison erscheinen und verschwinden, und die produkt-übergreifenden Auswirkungen von Werbeeinführungen.



„Prognose bedeutet, heute bessere Entscheidungen zu treffen, indem man systematisch nutzt, was die Daten bereits zeigen. Das Ziel ist kein perfektes Modell. Es geht um einen besseren Prozess. Den Mehrwert von KI zeigt sich im Umfang und in der Detailtiefe: KI kann Datensätze verarbeiten, die für eine manuelle Analyse zu gross sind, und Zusammenhänge zwischen Variablen erkennen, die sonst unentdeckt blieben.“

— Anna Fournier, Swiss Data Science Center

Warum zusammenarbeiten?

Das Programm brachte zwei Unternehmen mit sehr unterschiedlicher KI-Reife zusammen: Bachmann stand am Anfang seiner KI-Reise, GoNina hatte KI in Produktion. Diese Kluft erwies sich als Quelle einiger der wertvollsten Lernerfahrungen der Zusammenarbeit.

Peter Bachmann hatte zunächst eine begrenzte Sichtbarkeit dessen, was die tägliche Wartung eines Machine-Learning-Modells tatsächlich erfordert. Im Austausch mit GoNina sah er aus erster Hand, dass ein KI-Modell kein Werkzeug ist, das man einmal baut und dann laufen lässt. Die kontinuierliche Arbeit, die GoNina in ihre Datenpipelines, die Modellüberwachung und die Retrainingzyklen steckt, veränderte die Erwartungen. Maschinelles Lernen, so stellte er fest, ist eine nuancierte Disziplin – nicht ein Fall, bei dem man einfach eine neue Funktion hinzufügt und erwartet, dass sie immer das beabsichtigte Ergebnis liefert.

Für GoNina lief der Austausch in eine andere Richtung: Bachmanns konsequente Fokus auf den operativen Wert – „Nützt ein Verkäufer dies tatsächlich?“ – veranlasste einen nützlichen Schritt zurück von der technischen Komplexität hin zur Neubewertung des Geschäftsnutzens einer jeden Verbesserung.

Ergebnisse

Bachmann Krawatten AG

Operative Einblicke

Die Analyse der Kundendaten von Bachmann bestätigte, was das Verkaufsteam intuitiv erfasst, aber nie quantifiziert hatte: Kunden lassen sich in unterschiedliche Verhaltenstypen einteilen. Einige bestellen in vorher-sehbaren Zyklen nach und können mit einem einfachen Modell identifiziert werden. Andere sind Gelegenheits-kunden, deren Käufe gehäuft und weniger vorhersehbar sind. Zu wissen, mit welchem Typ man es zu tun hat, ändert die Priorisierung der Kontaktaufnahme und die Gestaltung des Gesprächs bei der Kontaktaufnahme.



„Wir planen, die gewonnenen Erkenntnisse weiter zu vertiefen und den entwickelten Prototypen schrittweise auszubauen. Dabei möchten wir zusätzliche Datenquellen integrieren, die Ergebnisse validieren und konkrete Einsatzmöglichkeiten im Tagesgeschäft identifizieren. Parallel dazu soll das Thema KI intern stärker verankert werden, indem Mitarbeitende sensibilisiert und weitere Anwendungsfelder geprüft werden. Unser Ziel ist es, KI langfristig als unterstützendes Werkzeug in verschiedenen Geschäftsbereichen einzusetzen und dadurch Effizienz sowie Kundennutzen weiter zu steigern.“

— Peter Bachmann, Bachmann Krawatten AG

Geschäftlicher Nutzen

Zum ersten Mal verfügt das Verkaufsteam von Bachmann Krawatten über eine vom Modell generierte Kontaktliste, die Kunden nach ihrer geschätzten Wahrscheinlichkeit ordnet, in den kommenden Wochen eine Bestellung aufzugeben. Anstatt Hunderte von Kundenkonten aus dem Gedächtnis oder aus Gewohnheit abzuarbeiten, kann das Team seine wöchentlichen Anrufe und E-Mails auf die 20 bis 50 Kontakte mit der höchsten Wahrscheinlichkeit konzentrieren.

Das Prognose-Modell wurde als Python-Code entwickelt, um eine einfache Integration in bestehende CRM-Plattformen oder den Einsatz als eigenständige Lösung zu ermöglichen. Die nächsten Schritte sind die Validierung der Ranglisten-Ausgaben des Modells anhand der tatsächlichen Verkaufsergebnisse, die Verfeinerung der Daten mit Kundenreaktionen auf die gezielte Ansprache und zusätzlichen Rechnungsdaten und die Umstellung auf die routinemässige Verwendung im Verkaufsprozess.

Technische Ergebnisse

Vier Survival-Analysis-Modelle wurden verglichen. Das Weibull AFT-Modell, ein relativ interpretierbarer statistischer Ansatz, erreichte oder übertraf den komplexeren Random Survival Forest in jeder Metrik. Dies spiegelt ein konsistentes Muster im angewandten maschinellen Lernen wider: Wenn die Daten begrenzt sind, verstärkt die Komplexität das Rauschen, anstatt Signale zu extrahieren. Die vollständigen Modellvergleichsergebnisse sind im Technischen Anhang aufgeführt.

GoNina

Operative Einblicke

Die bestehende Prognose-Pipeline von GoNina funktioniert gut für Produkte mit regelmässiger Nachfragehistorie. Das Programm konzentrierte sich auf schwierigere Grenzfälle: saisonale und Werbeartikel mit spärlichen Signalen und die Auswirkungen der Einführung neuer Produkte auf bestehende Linien. Klassische statistische Ansätze zeigten in diesen Szenarien klare Einschränkungen. Die Sitzungen mit dem SDSC identifizierten Variational Autoencoders als technisch vielversprechende Richtung für die Modellierung unregelmässiger Nachfrage und feiertagsbedingter Abweichungen.

„Die personalisierten Diskussionen und Code-Reviews mit SDSC-Experten halfen uns, konkrete Ideen zur Verbesserung der Prognoseleistung zu ermitteln, insbesondere in Bezug auf spärliche Daten, Saisonalität und Modellverhalten. Wir haben diese in einen schrittweisen Experimentierplan übersetzt und integrieren erfolgreiche Verbesserungen in unser Produktionssystem.“

— Julia Siur, GoNina (mit KI übersetzt)



Geschäftlicher Nutzen

- **Nachfragespitzen an Feiertagen:** Zuvor konnten die Prognosefehler an Feiertagen bis zu viermal höher sein als an normalen Tagen. Mit dem aktualisierten Modell sanken diese Fehler auf etwa ein Drittel ihres vorherigen Niveaus, eine signifikante Verbesserung.
- **Nachfragespitzen am Sonntag:** Die Prognosen für Artikel mit hohem Volumen an Sonntagen, dem durchweg schwierigsten Tag für Vorhersagen, verbesserten sich um bis zu 50 %. Bei Produkten mit niedrigem bis mittlerem Volumen betrug die Verbesserung 15–35 %.
- **Kundensignal:** GoNina erhielt bereits im Juni 2026 nach den Modell-Updates keine feiertagsbedingten Kunden-beschwerden mehr.

Das Programm erstellte einen priorisierten Experimentierplan: konkrete Ideen zur Verbesserung der Prognose-Pipeline von GoNina, geordnet nach erwartetem Nutzen und Machbarkeit. GoNina arbeitet diesen Plan seit Anfang 2026 ab und integriert erfolgreiche Verbesserungen direkt in das Produktionssystem, das über 50 Standorte bedient.

Technische Ergebnisse

Klassische SARIMA-Modelle erfassten saisonale Muster, zeigten jedoch Einschränkungen bei spärlichen Nachfragesignalen und Produkteliminationen an verschiedenen Standorten. Variationale Autoencoders wurden als vielversprechender nächster Schritt identifiziert, um normales Nachfrageverhalten zu kodieren und feiertagsbedingte Anomalien zu erkennen, ohne dass dichte historische Daten für jedes Produkt erforderlich sind. Technische Details finden Sie im Anhang.

Was andere Zürcher KMU lernen können

Die Grundlage

Erfolgreiche KI-Projekte haben eine gemeinsame Basis. Saubere, gut strukturierte Daten setzen die Obergrenze für das, was jedes Modell erreichen kann, und kein Algorithmus kompensiert schlechte Eingaben. Bevor Sie etwas bauen, definieren Sie, wie der operative Erfolg in geschäftlicher Hinsicht aussieht und wie Sie ihn messen werden, da diese Metrik jede technische Entscheidung leiten sollte.

Ebenso wichtig ist die organisatorische Bereitschaft: Ein Modell schafft nur Wert, wenn jemand auf seine Ergebnisse reagiert, daher muss die Klarheit darüber, wer die Ergebnisse nutzt und wie sie in die tägliche Arbeit passen, vor der ersten Codezeile erfolgen.

Sobald ein Modell live ist, ist die Arbeit nicht vorbei. Da sich die Bedingungen ändern, driftet die Leistung ab, und die Aufrechterhaltung des Werts erfordert regelmässiges Retraining, Monitoring und einen Prozess zur Erkennung, wann die Modellvorhersagen die Realität nicht mehr widerspiegeln.



„Der grösste Mehrwert dieses Programms liegt nicht nur in den entwickelten KI-Lösungen, sondern darin, dass andere KMU auf diesen Erfahrungen aufbauen und ihre eigene KI-Reise deutlich schneller starten können.“

— Raphael von Thiessen, Kanton Zürich

Wichtigste Erkenntnisse

- **Beginnen Sie mit dem Geschäftsproblem, nicht mit der Technologie.** Beide Projekte begannen mit einer klaren operativen Frage. Diese Klarheit machte es möglich, den richtigen Ansatz zu wählen. Die effektivsten KI-Projekte für KMU sind selten die technisch anspruchsvollsten. Es sind diejenigen, bei denen die Verbindung zwischen Modellausgabe und Geschäftsentscheidung direkt und eindeutig ist.
- **Datenqualität ist wichtiger als Algorithmen.** Saubere Daten und einfachere Modelle übertrafen komplexe Modelle mit unordentlichen Daten durchweg. Bevor Sie fragen, was KI tun kann, fragen Sie, was Ihre vorhandenen Daten Ihnen tatsächlich darüber sagen, wie Ihr Unternehmen funktioniert.
- **KI ist eine Reise, kein einmaliges Projekt.** Der Aufbau eines nützlichen KI-Systems erfordert ständige Aufmerksamkeit für die Datenqualität, kontinuierliche Iteration und die Bereitschaft, den Ansatz zu verfeinern, während man lernt. Peter Bachmann zog diese Lektion direkt aus der Zusammenarbeit mit GoNina: Der Prototyp ist nicht das Ziel, sondern der Beginn eines längeren Prozesses.
- **Geschäftsmetriken von Anfang an verfolgen.** Definieren Sie, wie der Erfolg in operativer Hinsicht aussieht (weniger verschwendete Produkte, mehr Anrufe, die konvertieren, weniger Zeit für manuelles Sortieren) und legen Sie ein erstes Ziel als Referenz fest, um die Erwartungen zu fundieren, bevor Sie beginnen. Ohne sie wird es viel schwieriger, den Wert zu demonstrieren und weitere Investitionen zu rechtfertigen.

Könnte dies in Ihrem Unternehmen funktionieren?

Das Prognosemodell wurde auf der Grundlage von mehr als 11.000 Kundendatenpunkten aus Verkaufsunterlagen und Kontaktaufnahme-Historie von Bachmann Krawatten erstellt. Der gesamte Weg - von den anfänglichen Entmystifizierungs-Workshops über einen fokussierten zweiwöchigen Prototyping-Sprint bis hin zu einer Pilotimplementierungsphase - erstreckte sich über das 12-monatige Programm. Dieser gesamte Ablauf ist tatsächlich Teil der Arbeit: Die Schulungsphase ist kein Vorspiel, sie ist absolut notwendig, um die Prototyping-Phase produktiv und die Ergebnisse nutzbar zu machen.

Das Ergebnis für Bachmann ist ein funktionierendes Modell, das in Python umgesetzt und für eine potenzielle CRM-Integration strukturiert ist. Für GoNina ist es ein strukturierter Verbesserungsfahrplan, der aktiv umgesetzt wird. Beides sind reale, nutzbare Ergebnisse, aber sie wurden mit strukturierter Expertenunterstützung, realen operativen Daten und nachhaltigem Engagement der Unternehmen selbst erzielt.

Das Programm ist darauf ausgelegt, diese Struktur bereitzustellen. Der während Schritt 2 entwickelte Open-Source-Prototyp ist öffentlich auf GitHub verfügbar und kann als Ausgangspunkt für jedes Schweizer KMU dienen. Der Prozess ist replizierbar: Beginnen Sie mit einer klaren Geschäftsfrage, investieren Sie in Ihre Daten, messen Sie Geschäftsergebnisse und behandeln Sie den ersten Prototyp als Schritt eins einer längeren Reise.

Technischer Anhang

Survival Analysis - Kunden-Reaktivierung (Bachmann Krawatten AG)

Die Herausforderung der Kunden-Reaktivierung wurde als Survival Analysis Problem formuliert: Modellierung der Zeit zwischen Kundenkäufen, mit Rechtszensierung, um Kunden zu berücksichtigen, die zum Zeitpunkt der Analyse noch nicht nachbestellt haben. Dies ist besser geeignet als die binäre Klassifizierung, da es die probabilistische Natur des Nachbestell-Zeitpunkts erfasst, anstatt eine Ja/Nein-Vorhersage zu erzwingen.

Vier Ansätze wurden anhand von zwei geschäftsrelevanten Metriken – Recall@k und C-Index – sowie den Berechnungskosten und der Interpretierbarkeit verglichen.

Tabelle A1: Ergebnisse des Modellvergleichs.. Weibull AFT hervorgehoben.

Model	Top-20 Recall	Top-50 Recall	C-index
Cox PH	45%	62%	0.69
Weibull AFT	50%	64%	0.69
Log-Normal AFT	50%	62%	0.69
Random Survival Forest	40%	60%	0.60

Metrikdefinitionen

C-Index (Konkordanz-Index): Misst die Fähigkeit des Modells, Kundenpaare nach der Wahrscheinlichkeit einer erneuten Bestellung korrekt zu ordnen. Ein C-Index von 0,5 entspricht einer zufälligen Rangfolge; 1,0 ist perfekt. Der Weibull AFT erreichte 0,69.

Recall@k: Der Prozentsatz der tatsächlichen Top-Nachbesteller, die in den Top-k-Kontakten des Modells erfasst werden. Bei $k=20$ erreichte der Weibull AFT 50 % (die Hälfte der Kunden, die tatsächlich nachbestellt haben, erschien in der Top-20-Liste); bei $k=50$, 64 %.

Ergebnis

Das Weibull AFT-Modell bot die beste Balance aus Vorhersageleistung und Interpretierbarkeit. Seine Ergebnisse – geschätzte Wahrscheinlichkeit einer erneuten Bestellung innerhalb eines definierten Zeitfensters – lassen sich ohne zusätzliche Verarbeitung direkt in eine Rangliste der Kontakte übersetzen. Der Random Survival Forest, obwohl das komplexeste Modell, schnitt bei allen Metriken am schlechtesten ab: Ein konsistentes Muster, wenn das Datenvolumen im Verhältnis zur Modellkomplexität begrenzt ist.

Nächste Schritte

- Einbeziehung von Daten zu den Outreach-Reaktionen, um zu klären, ob ein Kontaktversuch zu einem Kauf führte, was das Signal des Modells verbessern wird.
- Entwicklung eines separaten Modellierungsansatzes für „Burst“-Kunden, deren Kaufverhalten nicht auf früheren Erfahrungen basiert und von Standard-Überlebensmodellen nicht angemessen erfasst wird.
- Überprüfung der Ranglisten-Ergebnisse anhand der tatsächlichen wöchentlichen Verkaufsergebnisse, um die Zuverlässigkeit im operativen Einsatz zu kalibrieren.

Open-Source-Prototyp

Der im Rahmen des Programms entwickelte Prognose-Prototyp ist als Open-Source-Code veröffentlicht: <https://github.com/SwissDataScienceCenter/sme-kt-zh-collaboration-forecasting>

Der Code beinhaltet die Überlebensanalyse-Pipeline für die Modellierung der Kunden-Reaktivierung und ist so strukturiert, dass er erweiterbar ist. Er steht jedem Schweizer KMU kostenlos als Ausgangspunkt für ähnliche Anwendungen zur Verfügung.


[SwissDataScienceCenter / sme-kt-zh-collaboration-forecasting](#)
Public

<> Code
Issues
Pull requests
Actions
Projects
Security and quality
Insights

main
1 Branch
0 Tags
Go to file
Code


KylevdLangemheen
Update README.md
✓

e11b0d9 · 4 months ago
5 Commits

 .github/workflows	Clean updated repo for forecasting project (#1)	4 months ago
 data	Clean updated repo for forecasting project (#1)	4 months ago
 notebooks	Clean updated repo for forecasting project (#1)	4 months ago
 src/sme_kt_zh_collaboration_forecasting	Clean updated repo for forecasting project (#1)	4 months ago

Weiterführende Informationen & Links

SME Forecasting – Video-Fallstudie ansehen:

<https://www.youtube.com/watch?v=Bbt9N9EPk7k>



Weitere Links:

[KI-Programm für KMU des Kantons Zürich – SDSC](#)

[Open-Source-Prototyp auf GitHub](#)

zh.ch/standort

innovation.zuerich

ahead-zh.ch

Über die Standortförderung im Amt für Wirtschaft, Kanton Zürich

Wir fördern Innovationen und unterstützen Unternehmen – von der Gründung bis zur Vernetzung in den Zürcher Schlüsselbranchen. Mit unserer Plattform «Innovation Zurich» bieten wir Orientierung sowie Informationen zum Innovationsstandort. Ansässige Unternehmen unterstützen wir mit dem Angebot von “ahead” bei ihren Innovationsvorhaben. Zudem sind wir auch Anlaufstelle für Anliegen von ansiedlungsinteressierten Unternehmen.

Weitere Informationen: zh.ch/standort | innovation.zuerich | ahead-zh.ch

Über das Swiss Data Science Center (SDSC)

Das Swiss Data Science Center (SDSC) ist eine von EPFL und ETH Zürich gegründete, nationale Forschungsinfrastruktur spezialisiert auf Datenwissenschaft und künstliche Intelligenz (KI). Seine Mission – datengesteuerte Wissenschaft und Innovationen mit gesellschaftlicher Wirkung zu ermöglichen – treibt seine Initiativen in Forschungsprojekten, im Wissens- und Technologietransfer sowie in der Bildung an. Mit einem grossen multidisziplinären Team von Fachleuten in Lausanne, Zürich und Villigen stellt das SDSC Fachwissen und Dienstleistungen für verschiedene Bereiche wie Gesundheitswesen und Biomedizin, Energie und Nachhaltigkeit, Klima und Umwelt, Digitale Gesellschaft sowie für grossformatige wissenschaftliche Infrastrukturen bereit. Zudem unterstützt das SDSC Erst- und Weiterbildungsprogramme an der EPFL und der ETH Zürich. Mehr Informationen: www.datascience.ch

Kontakt:

Für Fragen zum Programm kontaktieren Sie bitte:

Dr. Anna Fournier

Principal Data Scientist

Swiss Data Science Center

anna.fournier@datascience.ch

Wir danken den Zürcher KMU des KI-Innovationsprogramms 2025:



cisra.ch



databiomix.com



econetta.com



gonina.com



languagemasters.ch



microdul.com



papillon.ch



soort.com



stratoserv.ch



safetycenter.ch



vonlanthen.tv

Das KI-Innovationsprogramm für KMU im Kanton Zürich ist eine Initiative von:



**Kanton Zürich
Volkswirtschaftsdirektion
Amt für Wirtschaft**

zh.ch/standort



Swiss Data Science Center

datascience.ch