Ich freue mich sehr, Ihnen heute unsere Ergebnisse zur Vorhersage von Vertragskündigungen („Churn“) präsentieren zu dürfen. Unser Ziel war es, zu überprüfen, wie gut wir anhand Ihrer bestehenden Kundendaten vorhersagen können, welche Mitglieder ihren Vertrag wahrscheinlich beenden werden – und wie wir diese Vorhersage mit einer ganz einfachen Grundannahme, einer sogenannten „Baseline“, vergleichen. Erstmal schauen wir uns aber kurz die Datenexploration an.

**1. Was ist unsere Baseline und warum haben wir sie gewählt?**

Zunächst einmal haben wir uns gefragt: Wie würde ein Modell abschneiden, das gar keine Informationen nutzt, sondern einfach annimmt, dass **niemand** kündigt? Diese Herangehensweise nennen wir „Baseline“. Konkret bedeutet das: Wir sagen für **jeden** Kunden vorher, dass er seinen Vertrag nicht kündigen wird. Auf Basis Ihrer historischen Daten hatte diese Baseline einen **Fehleranteil von 26,525 %**. Das heißt: Rund 27 % der tatsächlichen Kündiger würden mit dieser einfachen Annahme nicht erkannt – und diese Fehlerquote dient uns nun als Referenzwert. Jeder Modellierungsansatz, der hier deutlich besser abschneidet, ist bereits ein Fortschritt.

**2. Unsere Machine-Learning-Modelle und ihre Leistung**

Anschließend haben wir vier verschiedene Klassifikationsmodelle trainiert und verglichen:

1. **Random Forest**
2. **Gradient Boosted Tree**
3. **k-Nearest Neighbors (kNN)**
4. **Logistische Regression**

Alle vier Modelle haben gezeigt, dass sie Ihre Kundendaten sehr viel besser nutzen können als die Baseline „niemand kündigt“. Nach eingehender Prüfung haben wir festgestellt, dass die **Logistische Regression** das beste Ergebnis geliefert hat.

**3. Vergleich der Modelle im Überblick**

Um Ihnen eine Vorstellung zu geben, wie die einzelnen Methoden abschneiden, hier ein kurzer Vergleich ohne zu viele technische Details:

* **Random Forest**: Liefert robuste und relativ stabile Ergebnisse, da viele Entscheidungsbäume kombiniert werden. Die Fehlerquote lag im Bereich von etwa durchschnittlichen 18 %.
* **Gradient Boosted Tree**: Verbessert die Vorhersage schrittweise, indem jeder nachfolgende Baum die Fehler des vorherigen korrigiert. Das Ergebnis war besser als bei Random Forest, mit einer Fehlerquote um die 9 %.
* **k-Nearest Neighbors (kNN)**: Klagt manchmal, wenn die Datenpunkte sehr unterschiedlich verteilt oder Datenmengen groß sind. Wir lagen hier um die 8 % Fehler im Durchschnitt, was aber noch okay sein kann.
* **Logistische Regression**: War durchweg stabil, gut interpretierbar und erreichte im Test-Datensatz die **niedrigste durchschnittliche** **Fehlerquote mit etwa 7 %**.

Alle Verfahren liegen also deutlich unter der Baseline­-Fehlerquote von 26,5 %, doch die Logistische Regression war durchweg am zuverlässigsten.

**4. Warum die Logistische Regression für FlexAppealFitness besonders geeignet ist**

Sie fragen sich vielleicht, warum gerade die Logistische Regression für Sie den Spitzenplatz eingenommen hat. Drei Gründe sprechen besonders dafür:

1. **Einfachheit und Nachvollziehbarkeit**  
   Die Logistische Regression ist leichter zu erklären und zu verstehen. Wir können transparent zeigen, welche einzelnen Merkmale besonders stark mit einer Kündigung zusammenhängen. Zum Beispiel erkennen wir, ob eine niedrige Kursfrequenz oder hohe Zusatzkosten besonders stark auf eine Kündigung hindeuten.
2. **Gute Performance bei gemischten Daten**  
   Ihre Daten enthalten sowohl binäre Merkmale (wie „Promo durch Freunde“ oder die Angaben zum Telefon) als auch durchschnittliche Werte wie Zusatzkosten oder Kursfrequenz. Die Logistische Regression kommt mit dieser Mischung sehr gut zurecht und liefert konstante Ergebnisse.
3. **Schnelle Trainingszeiten und einfache Wartung**  
   Sollte sich Ihr Datensatz in den nächsten Monaten noch weiter vergrößern, skaliert die Logistische Regression problemlos. Sie trainiert in der Regel schneller als komplexere Ensembleverfahren wie Random Forest oder Gradient Boosted Tree. Wenn Sie also regelmäßig neue Modelle auf Ihren aktuellen Daten erstellen möchten, ist das ein klarer Vorteil.

**6. Was bedeutet das konkret für FlexAppealFitness?**

* Sie erhalten ein Modell, das **in 93 % der Fälle** korrekt voraussagt, ob ein Kunde kündigt oder nicht.
* Im Vergleich zur Baseline sparen Sie sehr viele Fehleinschätzungen ein:
  + Statt etwa 27 % falscher Vorhersagen haben wir nur noch rund 7 %.
* Dadurch können Sie gezielte Maßnahmen ergreifen:
  + Persönliche Anrufe, E-Mail-Aktionen oder Sonderangebote richten Sie nur an wirklich gefährdete Kunden.
  + Ihre Marketing- und Serviceteams arbeiten effizienter, weil sie nicht mehr unzählige Bremsklötze bearbeiten müssen, sondern genau die richtigen Mitglieder erreichen.

So verbessern Sie nicht nur die Kundenbindung, sondern sparen gleichzeitig Zeit und Budget ein.

**Beispielhafter Praxisnutzen**

Stellen Sie sich vor, Sie haben **10 000 aktive Mitglieder**, und historisch gesehen kündigen davon etwa **2700** im Jahr. Mit der Baseline „niemand kündigt“ würden Sie all diese Kündigungen verpassen. Unser Modell mit 7 % Fehlerquote bedeutet, dass Sie nur etwa **700 Fehlklassifikationen** haben – also etwa 700, die Sie entweder unnötig kontaktieren oder übersehen. Im Vergleich zur Baseline sind das **rund 2000 weniger Fehler**. Das sind fast 2 000 zusätzliche Chancen pro Jahr, aktiv auf echt gefährdete Mitglieder zuzugehen und sie zu halten.