



Institut für Finanz- und
Aktuarwissenschaften

ifa



DAV/DGVFM
Jahrestagung

2022

Data-Analytics-Verfahren in der PKV

Use Case Stornoprävention



DGVFM
DEUTSCHE GESELLSCHAFT
FÜR VERSICHERUNGS- UND
FINANZMATHEMATIK e.V.



DAV
DEUTSCHE
AKTUARVEREINIGUNG e.V.

Kinga Böhm (Hallesche Krankenversicherung a.G.) und Dr. Johannes Schupp (ifa)

DAV/DGVFM-Jahrestagung

Bonn, April 2022

Agenda

Einleitung

Daten

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

Modelltuning und Optimierung

Ergebnis und Anwendung

Projektaufgabe

Use Case: Erstellung eines **Prognosemodells** für die **Stornowahrscheinlichkeit** jedes einzelnen **Versicherungsnehmers**, um mit gezielten Maßnahmen eine höhere Bestandsbindung in der Vollversicherung zu erreichen durch den Einsatz von **Data Analytics**.

Data

- umfangreiches Domänenwissen
- Welche Daten sind **relevant und verfügbar**?
- Wo gibt es erwartbare **Unregelmäßigkeiten**?
- Datenverständnis hinsichtlich verlässlicher und sinnvoller Merkmale



Analytics

- Erfahrung aus Projekten in allen Sparten
- **mathematisches** Methodenwissen
 - Wie muss man Modelle zur Fragestellung passend konfigurieren?
- **wirtschaftliches** Verständnis
 - Was bedeutet ein Modellergebnis ökonomisch?



- Projektablauf und -ziele:
 - Projektdauer etwa 6 Monate; vollständig virtuell über regelmäßige Videokonferenzen
 - zielgenauere Prognose der Stornowahrscheinlichkeit zur Vermeidung von Storno
 - Erhöhung der Akzeptanz und des Verständnisses von Data-Analytics-Verfahren
 - Erfahrungen sammeln mit Data-Analytics-Verfahren



Benchmark: Bearbeitung der Projektaufgabe durch einen Fachexperten

Es ist eine Kundenbindungsaktion mit einem Budget für 1.000 Kunden geplant. Auftrag an Fachexperten: „Bitte selektieren Sie 1.000 Fälle aus 125.000, die stark stornogefährdet sein könnten!“

- „Sukzessives Filtern in einer Bestands-Excel Tabelle“

200 Stornierer
125.000 insgesamt
= 0,16%



Idee: Kunden mit hoher Leistungserstattung kündigen nicht.

120 Stornierer
57.500 insgesamt
= 0,20%



Idee: Junge und Kunden mit relevanter Alterungsrückstellung kündigen nicht.

40 Stornierer
5.450 insgesamt
= 0,7%



Idee: Kunden mit prozentual geringer Beitragsanpassung (BAP) kündigen nicht.

Filter: Leistung > 500€

67.500 Fälle haben eine Leistung größer als 500€ erhalten. Davon haben 80 storniert.

→ es verbleiben:
 $125.000 - 67.500 = 57.500$
 $200 - 80 = 120$

Filter: Alter < 28 oder Alter > 35

52.050 Fälle sind jünger als 28 oder älter als 35. Davon haben 80 storniert.

→ es verbleiben:
 $67.500 - 52.050 = 15.450$
 $120 - 80 = 40$

Filter: BAP < k%

3.500 Fälle haben eine prozentual geringe BAP erhalten. Davon haben 25 storniert.

→ es verbleiben:
 $15.450 - 3.500 = 11.950$
 $40 - 25 = 15$

Benchmark: Bearbeitung der Projektaufgabe durch einen Fachexperten

(Fortsetzung)

15 Stornierer
1.950 insgesamt
= 0,8%



Idee: Kunden mit hoher Bestandsdauer kündigen nicht.

Filter: Bestandsdauer > n Jahre

600 Fälle haben eine Bestandsdauer größer als n Jahre. Davon haben 2 storniert.

→ es verbleiben:
 $1.950 - 600 = 1.350$
 $15 - 2 = 13$

13 Stornierer
1.350 insgesamt
= 0,9%



Idee: Kunden mit absolut geringer BAP kündigen nicht.

Filter: BAP < 12,50€

350 Fälle haben eine BAP, die kleiner als 12,50€ ist. Davon haben 3 storniert.

→ es verbleiben:
 $1.350 - 350 = 1.000$
 $13 - 3 = 10$

10 Stornierer
1.000 insgesamt
= 1,0%
 ursprünglich: 0,16%
 (ca. 6-mal besser)

1000 Fälle mit erhöhter Stornowahrscheinlichkeit identifiziert

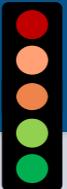
Vorhersage: **Storno**
 (davon waren 990 Nichtstornierer)



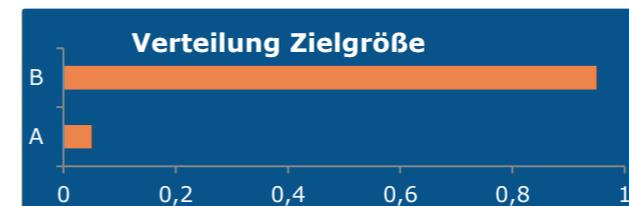
- Ziel des Use-Case: Die identifizierten Fälle sollen möglichst gut sein, z.B. ein Modell, welches 20 Stornofälle unter diesen 1.000 Fällen identifiziert, wäre doppelt so gut.
- **Use Case 2.0:** Erstellung eines Prognosemodells für die Stornowahrscheinlichkeit jedes einzelnen Versicherungsnehmers, um mit gezielten Maßnahmen eine höhere Bestandsbindung für **besonders gefährdete Kunden** in der Vollversicherung zu erreichen.

Rahmenbedingungen des Use Case

- **Konzentration auf verhinderbares Storno:** Abgang in PKV
- Personen mit einer Krankheitskostenvollversicherung folgende Tarife / Personengruppen werden dabei nicht berücksichtigt:
 - Beihilfe-Tarife
 - Mediziner
 - Ausbildungstarife
 - große Anwartschaften
- Es werden nur Personen ab Alter 21 betrachtet.
- Für die Vorhersage der Abgänge in 2021 liegen uns Daten für die Jahre 2016-2020 vor.
- Die beobachtete Stornowahrscheinlichkeit im Bestand beträgt **0,16%**.

Ampel 

- systematische Anzeige eines Scorewertes
- aufgrund geringer Stornozahl insbesondere möglichst gute „rote Ampel“ wichtig



Die geringe Anzahl der Stornofälle ist sehr gut für die Hallesche, aber schlecht für Data Analytics.

Agenda

Einleitung

Daten

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

Modelltuning und Optimierung

Ergebnis und Anwendung

Welche Daten spielen eine erklärende Rolle?

versicherte Person

z.B. in der privaten
Krankenvollversicherung



Person

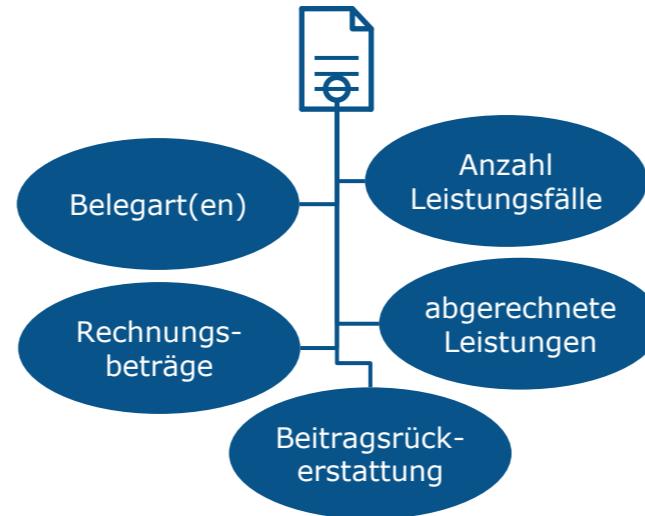
Alter
Geschlecht
Wohnort
Anzahl VP
...

Tarif

Vertragsdauer
Selbstbehalt
Premium/Basic
...

eingereichte Belege

z.B. Leistungshistorie



Sonstiges

z.B. Makler,
Ausschließlichkeitsorganisation



Vermittler

Historie
Kundenfeedback
Sozioökonomische
Daten
...

- Mögliche weitere Datenquellen: Stornostatistik des PKV-Verbands, dispositiver Bestand, operativer Bestand, Statistikdatenbank, Datenbank zur Beitragsrückerstattung, Statistisches Bundesamt

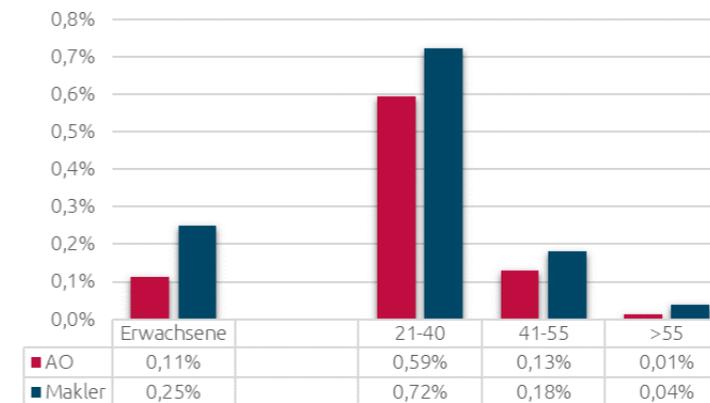
Datengrundlage

Ein Data-Analytics-Verfahren kann nicht sämtliche Daten eines Krankenversicherers verarbeiten.

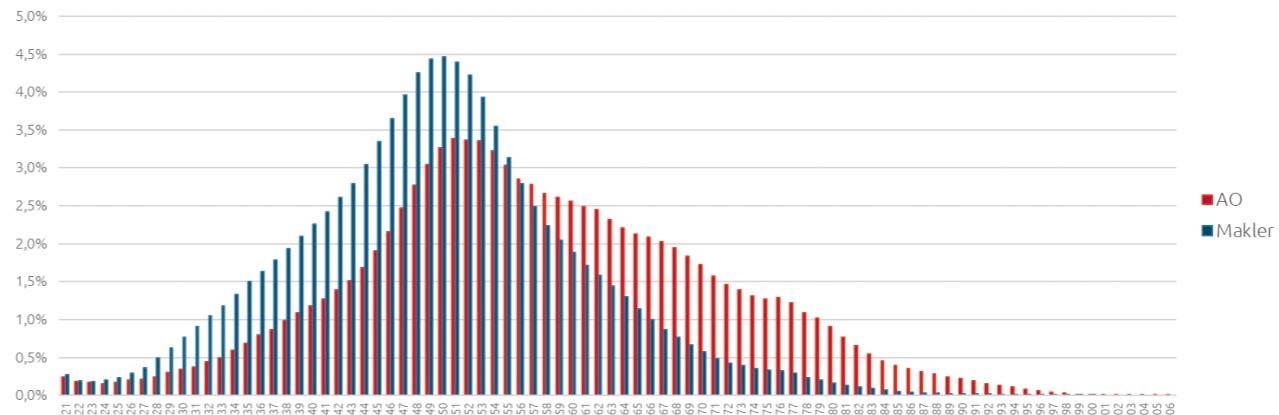
Es gilt nicht: mehr Daten = bessere Prognose!

- Probleme dabei:
 - Nicht alle Daten stehen zur Verfügung (Gründe: nicht erfasst, veraltet, technisch nicht möglich, sehr hoher Aufwand).
 - Merkmale müssen teilweise überarbeitet / korrigiert werden (teilw. sehr aufwändig).
 - unklar, ob jedes Merkmal wichtig
 - univariate und bivariate Analysen können helfen aber auch irreführen (s. Beispiel)
 - Methoden zur Merkmalsselektion benötigt
 - hinreichend große Vorauswahl
- Zwischenstand der Datengrundlage:
 - 814.000 Datensätze und 130 Spalten
 - **106 Mio. Datenpunkte**

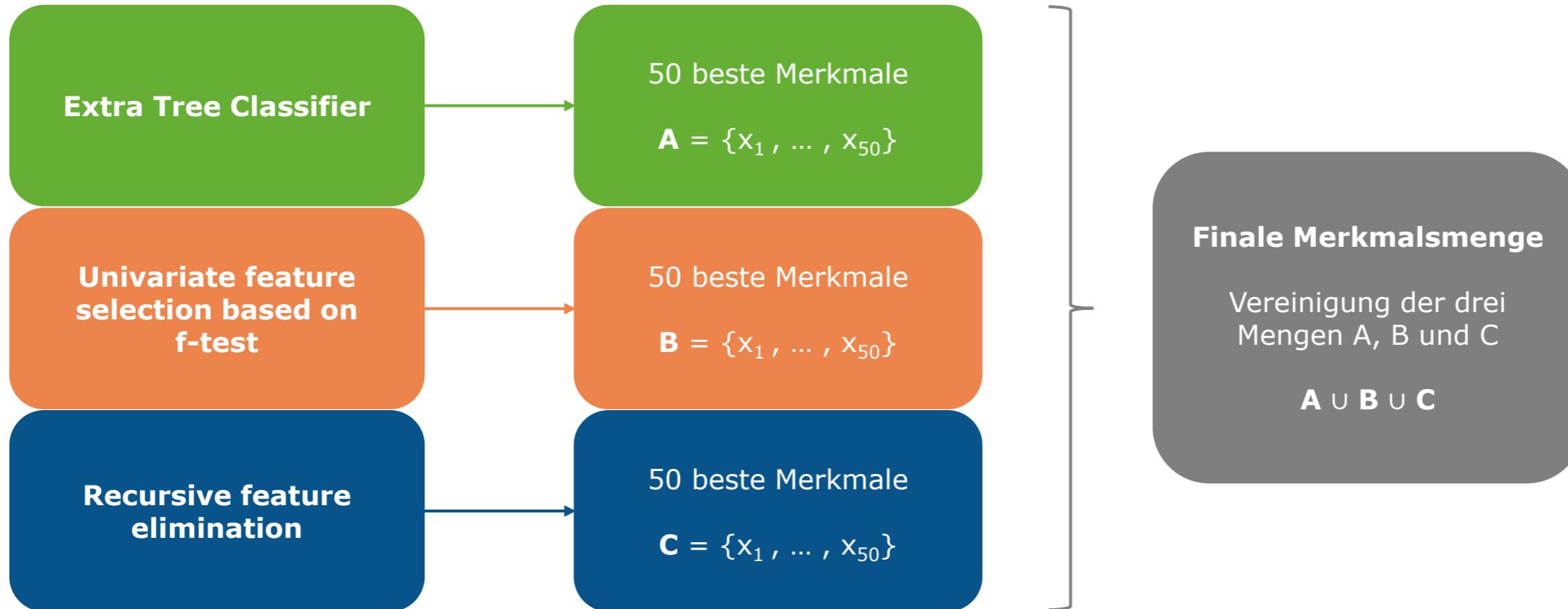
Stornoquote nach Vertriebsweg



Bestandsverteilung für AO und Makler nach Alter



Durchführung der Feature Selection



- Endstand der Datengrundlage zur anschließenden Modellierung:
 - 814.000 Datensätze und 70 Spalten → **57 Mio. Datenpunkte**

Agenda

Einleitung

Daten

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

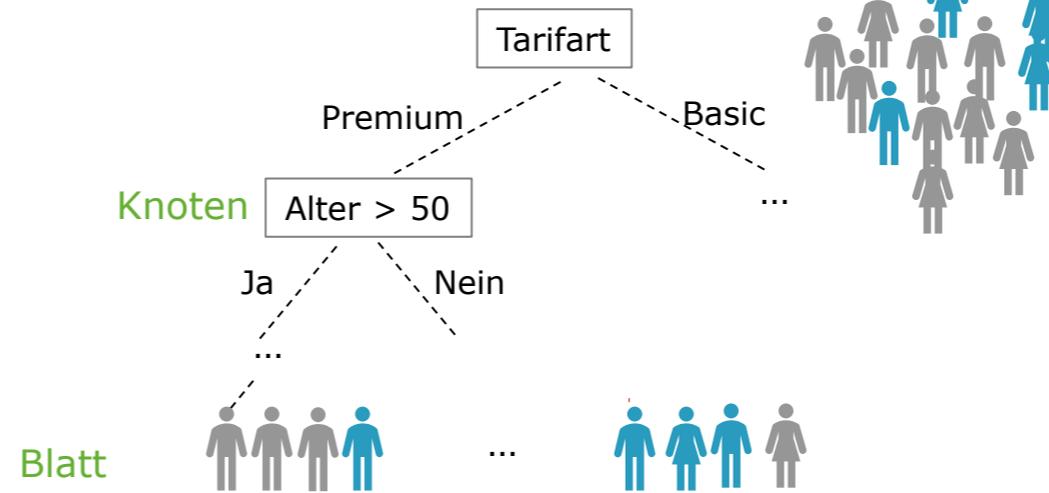
Modelltuning und Optimierung

Ergebnis und Anwendung

Ein Data Analytics

Entscheidungsbäume

- Entscheidungsbäume unterteilen den Bestand gemäß der Merkmale in Gruppen.



- Der Algorithmus ermittelt, welche Merkmale in die Klassifizierung einfließen sollten, und zwar automatisiert und datengetrieben.**
 - Ziel des Algorithmus (vereinfacht):
 - möglichst einheitliche Blätter erzeugen
 - d.h. die Stornierer von den Nichtstornierern zu separieren

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

Entscheidungsbäume und Random Forest

- Entscheidungsbäume als Ausgangslage für das Modell

Stärken von Entscheidungsbäumen

- Einfachheit und Verständlichkeit in der Modellstruktur
- intuitive Interpretation der Modellparameter
- robust gegenüber Ausreißern, Datenanomalien
- einfache und schnelle Kalibrierung

Schwächen von Entscheidungsbäumen

- Restriktion bei der Mustererkennung **S1**
 - ausschließlich stückweise konstante Prognosen auf Blättern
- anfällig gegenüber Overfitting **S2**
 - zu viele Knoten & Blätter führen zu einer instabilen Performance für neue Daten

- **Random Forest** als geschickte Kombination vieler Bäume
 - Ad **S1**: Random Forest als Kombination vieler Bäume ermöglicht bessere Prognosen, vergleichbar zu Neuronalen Netzen oder Boosting-Verfahren.
 - Ad **S2**: Random Forest ist extrem robust gegenüber Overfitting.
 - Dabei können weitgehend alle Stärken von Entscheidungsbäumen übernommen werden.

Agenda

Einleitung

Daten

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

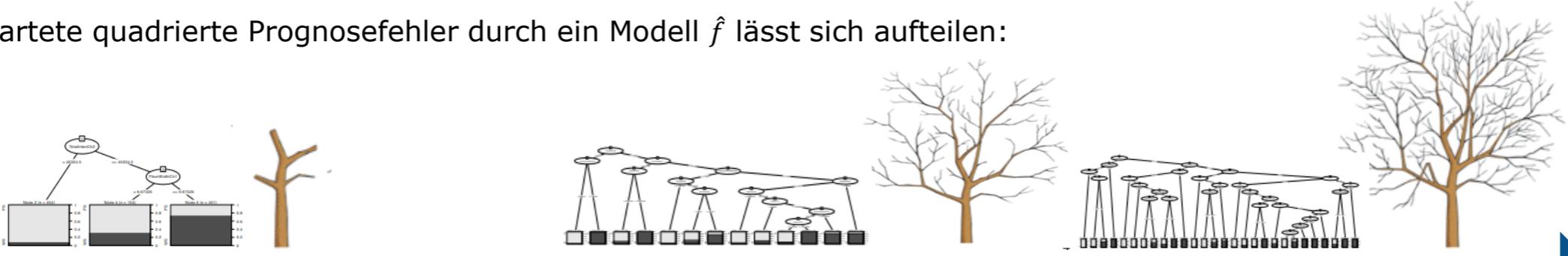
Modelltuning und Optimierung

Ergebnis und Anwendung

Entscheidungsbäume

der Ausgleich zwischen Bias und Varianz

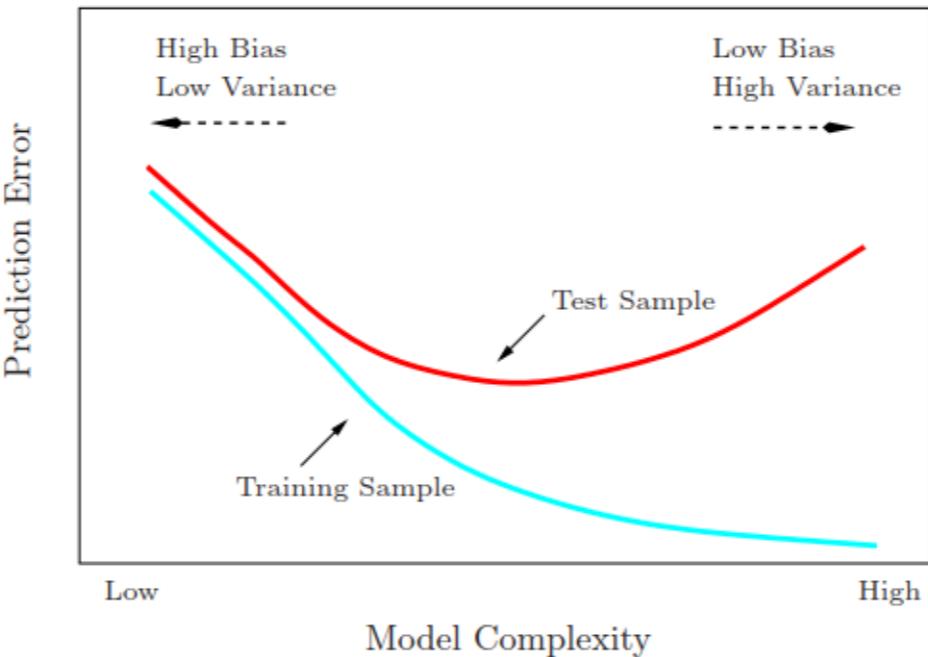
- Der erwartete quadrierte Prognosefehler durch ein Modell \hat{f} lässt sich aufteilen:



$$E\left((y - \hat{f}(X))^2\right) = \text{Bias}(\hat{f})^2 + \text{Var}_{\text{Modell}}(\epsilon) + \text{Var}(\hat{f})$$

Abweichung der mittleren Modellvorhersagen von der Realität

$$\text{Bias } \hat{f} := E(\hat{f}(X)) - f(X)$$



Variabilität in der Modellvorhersage durch die Daten

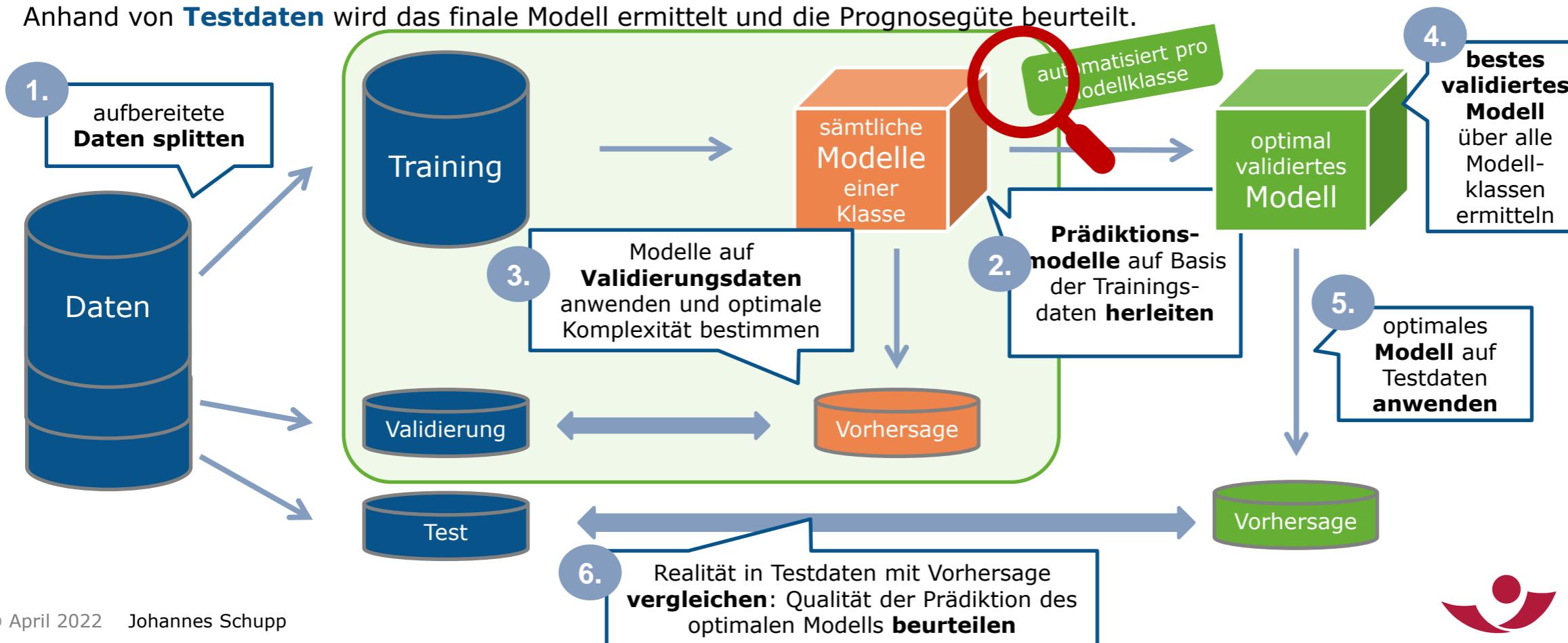
$$\text{Var } \hat{f} := E\left(\left(\hat{f}(X) - E(\hat{f}(X))\right)^2\right)$$



Optimierungsprozess

Training, Validierung und Test

- Die Optimierung des Lernprozess erfolgt mit **Aufteilung der Daten** für Training, Validierung und Test:
- Auf den Erfahrungen in den **Trainingsdaten** lernt jedes Modell (verschiedene Komplexitäten).
- Mittels Erfahrungen in den **Validierungsdaten** wird die optimale Komplexität pro Modell ermittelt.
- Anhand von **Testdaten** wird das finale Modell ermittelt und die Prognosegüte beurteilt.



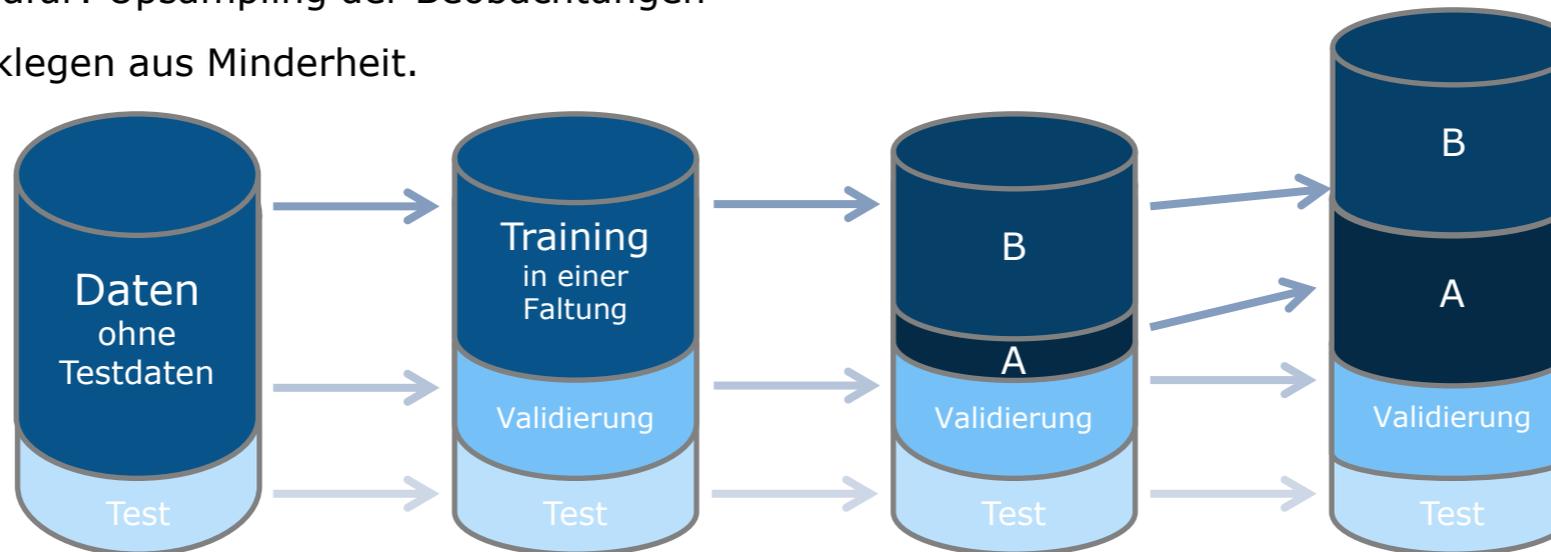
Optimierungsprozess

Vorgehen Imbalanced Data



Umgang mit einem ungleichgewichteten (imbalanced) Datensatz

- Beispielsweise liegt in einem Datensatz die Zielgröße in 1% mit A und in 99% mit B vor.
 - Ein Modell, welches immer B vorhersagt, ist in 99% der Fälle richtig aber trotzdem unnützlich.
- Zum Umgang mit Ungleichgewicht in den Daten kann der Datensatz für das Training (ggf. in jeder Kreuzvalidierungsfaltung) **gewichtet** oder **verändert** werden (direkt oder indirekt).
- eine **Möglichkeit** dafür: Upsampling der Beobachtungen
 - Ziehe mit Zurücklegen aus Minderheit.



- weitere Möglichkeiten: Gewichtung, Downsampling, Ensemble Downsampling, spezielle Evaluationsmetriken

Evaluationsmetriken: Konfusionsmatrix

Wie kann man Modelle miteinander vergleichen?

Bewertung anhand der Konfusionsmatrix

- Für jeden Vertrag wird die Stornowahrscheinlichkeit P anhand **eines Schwellenwerts** $s \in [0,1]$ in eine Prognose (Storno/Nichtstorno) umgewandelt:
 - Modell sagt Storno, wenn $P > s$,
 - andernfalls: Modell sagt Nichtstorno

		Vorhergesagter Wert	
		Modell sagt: Kein Storno	Modell sagt: Storno
Tatsächlicher Wert	Tatsächlich: Kein Storno	a	b
	Tatsächlich: Storno	c	d

- Sensitivität / Recall
- Anteil der korrekt vorhergesagten Abgänge an allen Stornierern
 - zu niedrig: (zu) wenige Abgänge als Stornierer klassifiziert

$$\frac{d}{d + c}$$

- Spezifität
- Anteil tatsächlicher Nicht-Stornierer an Personen, für die Nicht-Storno vorhergesagt wird

$$\frac{a}{a + c}$$

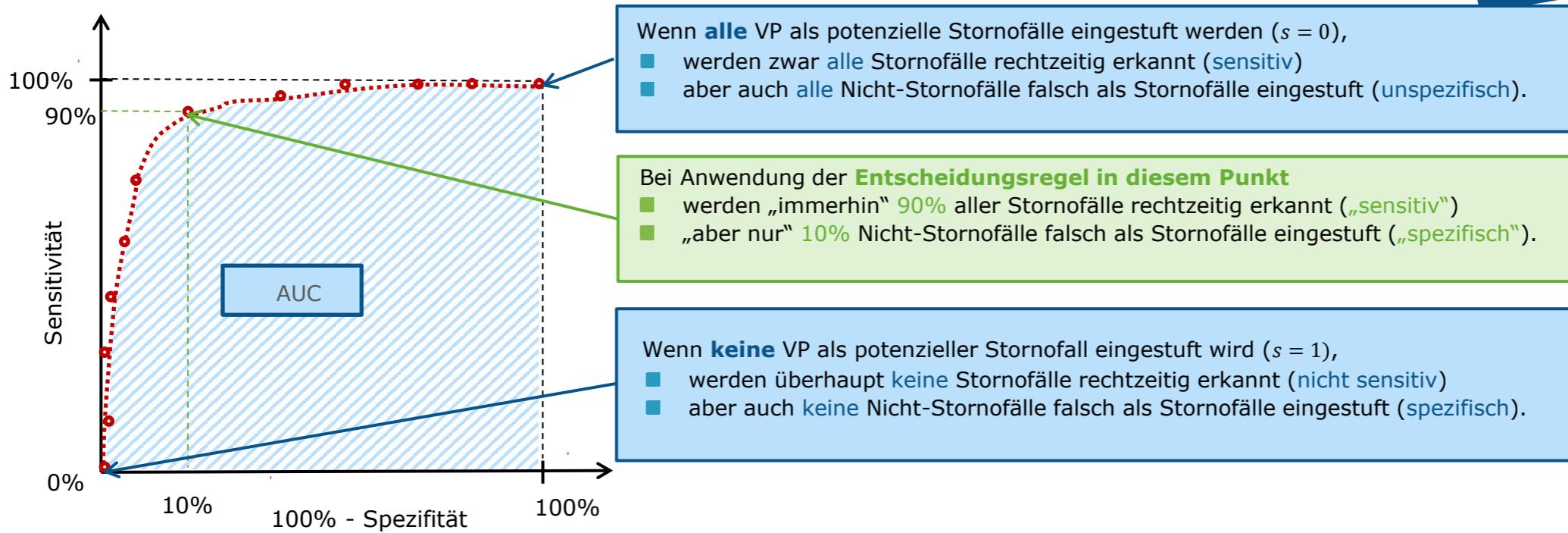
- weitere Metriken: Accuracy, F1-Score, F-beta-Score

Modellvergleich, Modellgüte, Ergebnisformate

ROC-Kurve – Stornomodell

- Die **Receiver Operating Characteristic (ROC)-Kurve** ergibt sich durch Anwendung **verschiedener Schwellenwerte** s auf die Wahrscheinlichkeiten P (jeder Punkt auf der Kurve steht für einen Schwellenwert).
 - Y-Achse: Anteil der richtigerweise erkannten Stornofälle (im Verhältnis zu allen tatsächlichen Stornofällen) versus
 - X-Achse: den Anteil der fälschlicherweise als Stornofälle identifizierten versicherten Personen VP (im Verhältnis zu allen Nicht-Stornofällen)
 - Die **Area Under the Curve (AUC)** kann zum Vergleich von Modellen verwendet werden.

Beispiel

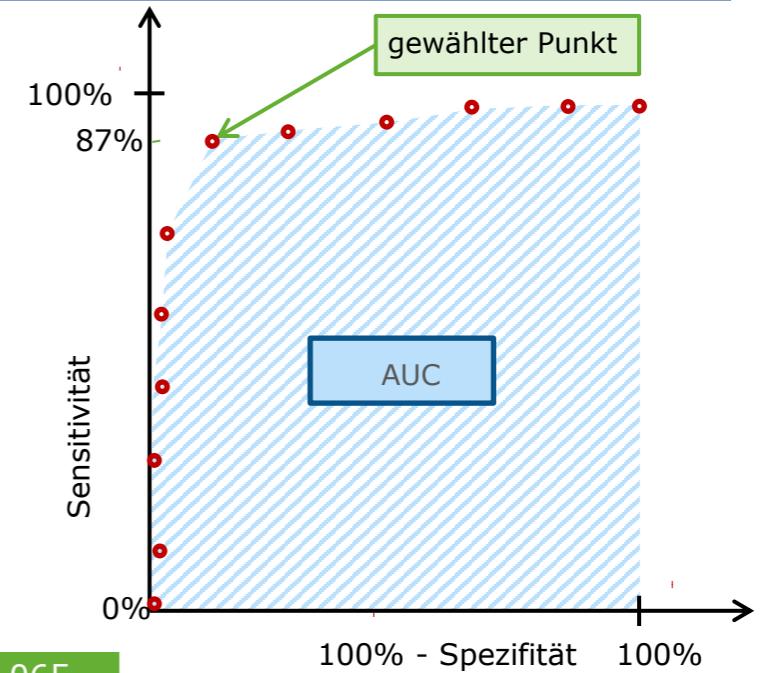


Evaluationsmetriken: Konfusionsmatrix

Wie kann man Modelle miteinander vergleichen?

- Bewertung anhand der Konfusionsmatrix auf **Trainingsdaten**:

		Vorhergesagter Wert	
		Modell sagt: Kein Storno	Modell sagt: Storno
Tatsächlicher Wert	Tatsächlich: Kein Storno	94.065	30.581
	Tatsächlich: Storno	7.800	52.200



- Sensitivität / Recall**

$$\frac{52.200}{52.200 + 7.800} = 87\%$$

- Anteil der korrekt vorhergesagten Abgänge an allen Stornierern

- Spezifität**

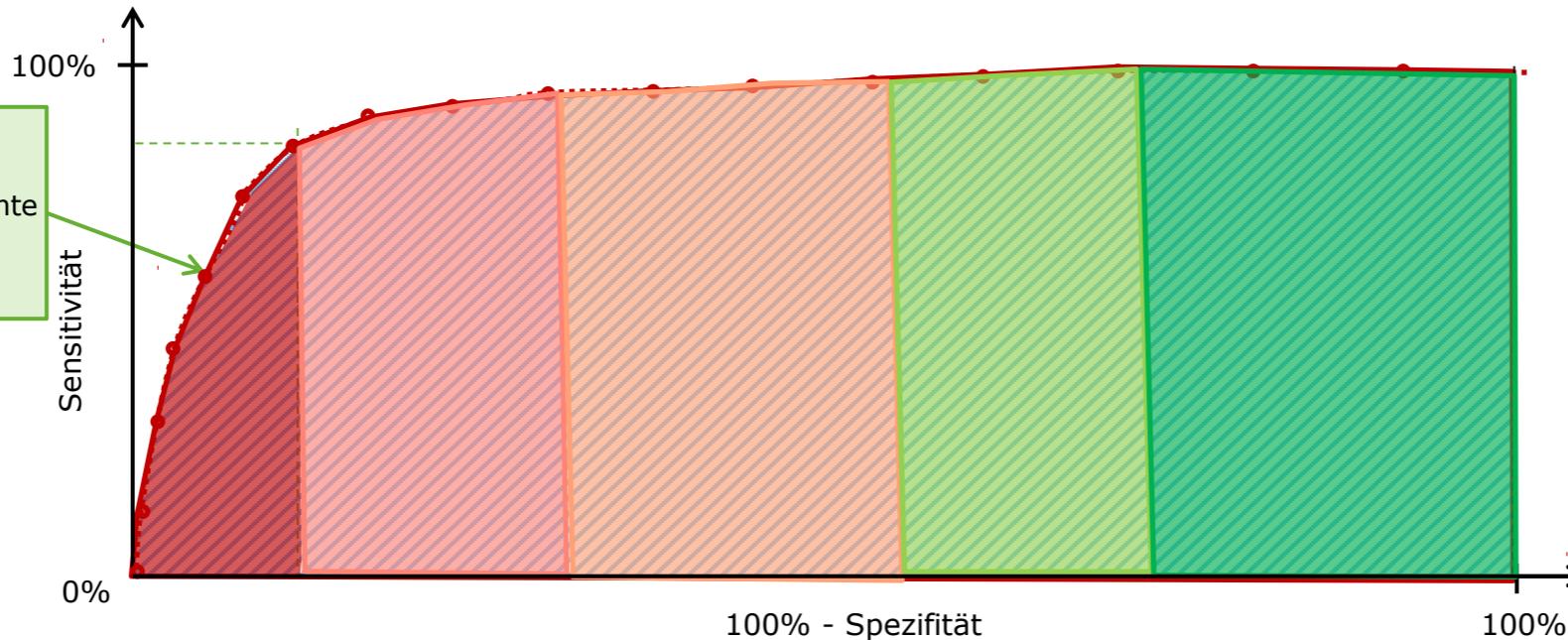
$$\frac{94.065}{94.065 + 7.800} = 92\%$$

- Anteil tatsächlicher Nicht-Stornierer an Personen, für die Nicht-Storno vorhergesagt wird

Modellvergleich, Modellgüte, Ergebnisformate

ROC-Kurve – Imbalanced Data

- Zahlenbeispiel: Bei einem Bestand von 500.000 Verträgen mit 1% Stornowahrscheinlichkeit und einem Schwellenwert passend zu 90% Spezifität & 90% Sensitivität:
 - 495.000 Verträge werden als Storno klassifiziert, wovon aber nur 4.500 stornieren, d.h. 490.500 sind falsch als Storno klassifiziert!
 - Der Fokus des Use Case liegt auf Bereichen mit **Spezifität > 90% und Sensitivität << 90%**.
- Anstatt des AUC kann auch nur ein Teil davon (Partial-AUC) optimiert werden.
 - der Höchstwert der False-Positive Rate (100% - Spezifität) wird eingeschränkt, z.B. auf 10%



Finales Modell

Erst ein maßgeschneidertes Hyperparametertuning liefert ein gutes Ergebnis!

- Sehr großer und unbalancierter Datensatz
 - vorgelagerte Feature Selection
 - stringenter Optimierungsprozess (Training, Validierung, Test, Kreuzvalidierung)
 - Upsampling
 - Wahl eines sehr robusten Algorithmus
 - **notwendig**: umfangreiches Methodenwissen und -Verständnis
- Tuning auf Ziele des Use Case abgestimmt:
Modell muss nicht optimal gemäß Metrik xy sein, sondern das optimale Modell für den Use Case!
 - Partial-AUC
 - außerdem: Randomized Search zur Bewertung verschiedener Konfigurationen
 - **notwendig**: umfangreiches Verständnis der wirtschaftlichen Rahmenbedingungen des Use Case

Agenda

Einleitung

Daten

Data-Analytics-Verfahren zur Stornoprognose

Modelltuning und Optimierung

Ergebnis und Anwendung

Projektergebnisse

Entwicklung eines Scorewertes



- Ziel der Modellkalibrierung: die „rote Ampel“ soll möglichst gut sein!
- Für neue Datensätze kann das Modell zur Bestimmung einer Stornowahrscheinlichkeit P für jeden Vertrag verwendet werden.
 - Der Schwellenwert s kann übernommen werden, siehe Stand 31.03.2021.
 - Der Schwellenwert s kann aber auch dynamisch angepasst werden, z.B. abhängig von Kundenbetreuerkapazitäten erhöht (reduziert) werden → weniger (mehr) prognostizierte Stornofälle.

Finale Vorhersage des Modells für Testdatensatz:

Scorewert	Stornogefahr	Anteil
0	keine	70,7%
1	kaum	13,1%
2	gering	5,5%
3	erhöht	5,0%
4	groß	4,9%
5	sehr groß	0,8%

gesamt

100%

Tatsächliche Beobachtung:

Scorewert-Stornoquote
0,01%
0,16%
0,23%
0,54%
1,30%
3,33%

0,16%

Finale Vorhersage des Modells für 2021:

Scorewert	Stornogefahr	Anteil
0	keine	71,1%
1	kaum	12,3%
2	gering	5,8%
3	erhöht	4,3%
4	groß	4,9%
5	sehr groß	1,5%

gesamt

100%

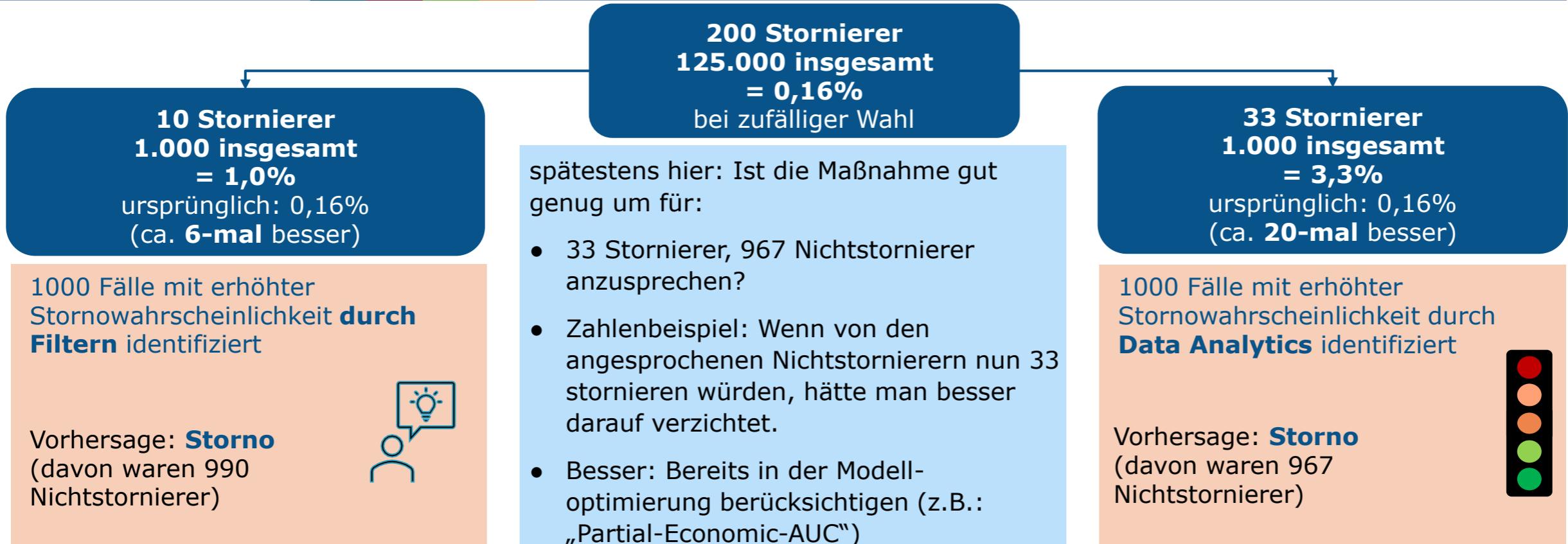
Tatsächliche Beobachtung:

Scorewert-Stornoquote
0,03%
0,34%
0,78%
0,96%
1,81%
2,34%

0,28%

Stand
31.03.2021

Verbesserung durch Data-Analytics-Verfahren



Die ökonomische Anwendung (z.B. in Verbindung mit den angedachten Maßnahmen) steht im Zentrum jeder Data-Analytics-Anwendung.

Fazit & Lessons Learned

- Data-Analytics-Verfahren können umfangreiche Datenmengen auf Muster untersuchen.
 - Für Storno besonders relevant: Alterungsrückstellung, BAP-Historie, Bestandsdauer
- Abhängig von der **zuvor festgelegten** Fragestellung in der Unternehmenssteuerung kann das Modell optimiert werden.

Ampel



- Scorewerte
- zusätzlich: Ermittlung der Merkmale für hohen Scorewert

→ Das Modell liefert eine Stornowahrscheinlichkeit für jeden Vertrag.

→ Bei der Optimierung dieses Modells liegt der Fokus jedoch auf der "roten Ampel".

- entscheidend sind dabei
 - **versicherungstechnisches Wissen** → welche relevanten Daten kann man bekommen?
 - **Programmierkenntnisse** → Umsetzung in Python
 - **versicherungswirtschaftliches Wissen** → welche Maßnahme macht Sinn?
 - **statistisches Wissen** → wie werden Modelle eingestellt und optimiert?

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

Kinga Böhm
kinga.boehm@hallesche.de



Dr. Johannes Schupp
+49 (731) 20 644-241
j.schupp@ifa-ulm.de

