www.pwc.de

# Aktuarielle Modernisierung: Machine Learning im Pricing der Kompositversicherung

Frank Schönfelder

27.11.2017

qx-Club
Köln/Bonn/
Düsseldorf

pwc

# Inhaltsverzeichnis


| Kapitel | | Seite |
|---|---|---|
| 1 | Potenzial: Machine Learning im Pricing | 3 |
| 2 | Überblick Machine Learning | 7 |
| 3 | Smart Price | 12 |
| 4 | Projektbeschleuniger | 24 |
| 5 | Zusammenfassung & Ausblick | 34 |

# *Potenzial: Machine Learning im Pricing*

*1*

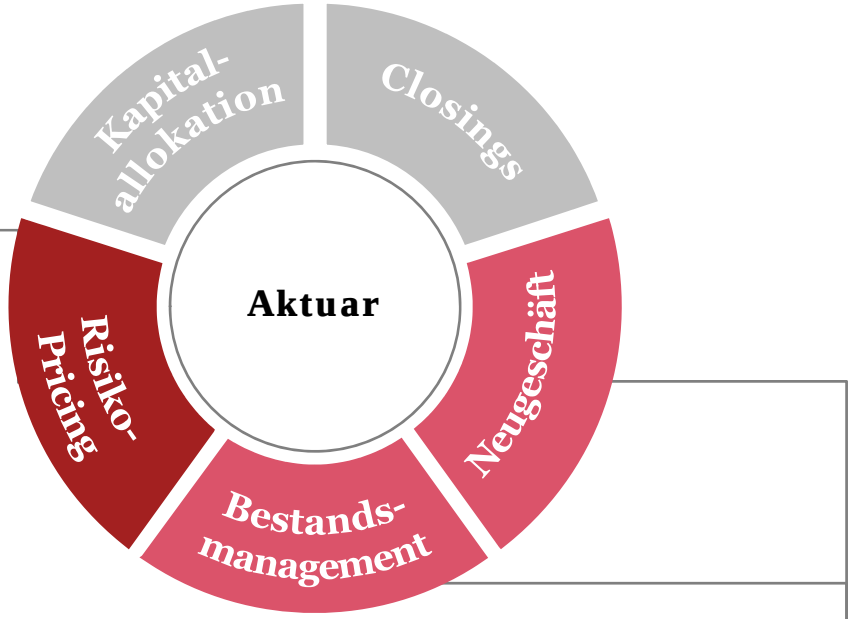
# Themen heute

## Scope heute

- Anwendung von Machine Learning im Risiko-Pricing im Retail-Segment der Kompositversicherung heute im Fokus

## Übliche Charakteristika des Risiko-Pricings

- Modellierung erfolgt **einmal jährlich**, auf Stichtagsdaten mehrerer Jahre
- Ziel ist eine möglichst **feine Differenzierung** der Risiken
- Oft wird getrennt nach Schadenhäufigkeit und Schadendurchschnitt modelliert
- Methodisch werden **GLMs** oder einfachere Verfahren angewandt
- Dabei werden **Abhängigkeiten** meist individuell berücksichtigt, was bei hochdimensionalen Datensätzen eine Herausforderung ist
- Typisch sind systematische Schätzfehler in den „Rändern“ des Bestands




## Deploybarkeit: Heute Randthema

- Deploybarkeit von Machine Learning Risiko-Pricing im Bestand und Neugeschäft wird heute nur gestreift

# *Typische Projektziele & Scope in der Praxis*

## Status Versicherer

- Verfügt bereits über ein fortschrittliches und ausdifferenziertes klassisches aktuarielle Risikomodell (GLMs), dass weiter genutzt werden soll
- Erste Anwendung von Machine Learning haben begonnen – insb. im Retail-Pricing
- Single Pricing Engine ist idR vorhanden
- Möchte Strukturierung, Know How und Delivery-Unterstützung von externem Berater mit praktischer Implementierungs- und Businesserfahrung

## Status Quo PwC

- PwC verfügt über konkrete Projekterfahrung zum Implementierung von Machine Learning Techniken – auch im Retail Pricing
- U.a. auch Pricing Wettbewerb der französischen Aktuarsvereinigung mit Machine Learning Methoden gewonnen
- Ins. Smart Price Architektur zur Modernisierung der Wettbewerbsfähigkeit des Marktpreises von Retail-Versicherern zeigt hohe Praxis-Relevanz

## Projektziele

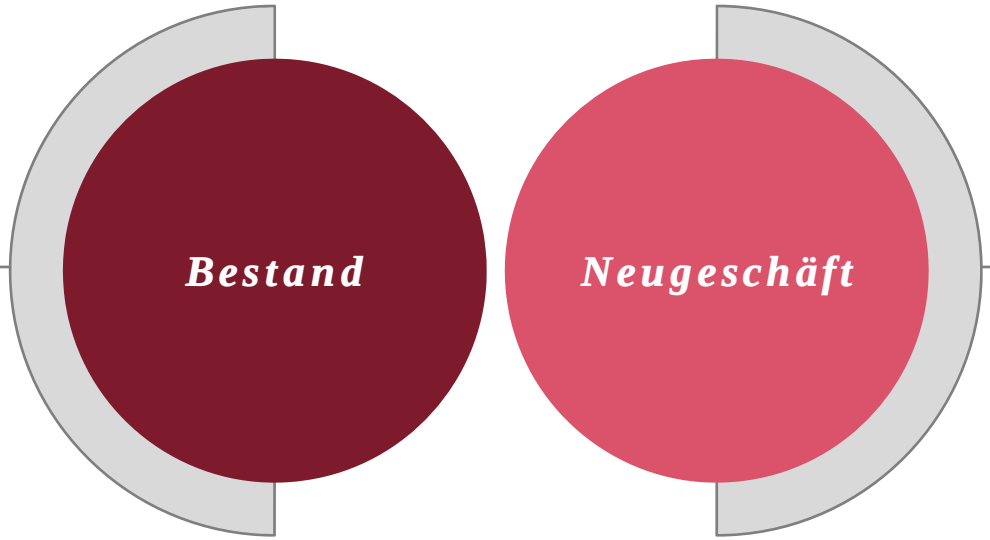
- Synergien und Wissenstransfer zwischen Versicherer und Berater
- Implementierbarkeit von Machine Learning als Ergänzung des klassischen Pricings nachweisen und ersten Prototypen möglichst weit aufbauen – mindestens auf Augenhöhe des GLMs pricen!

## Scope

- Risikomodell eines Teil des Kraftfahrt-Retail-Buchs
- Ggf. eingeschränkt auf einen Teil der betrachteten Schadenarten
- Parallele Diskussion über Deploybarkeit in der Sparte – mit der Sparte
- Nutzbarmachung der eigenen Tools und der Tools des Beraters

# Deploybarkeitsansätze

## *Anwenden von Machine Learning Risiko-Preisen im VU*




- Bessere Identifikation von potenziell defizitären Bestandsbändern
- Bestimmtheit der eigenen Preiseinschätzung besser einschätzen
- Smarte Bestandsaktionen in der Breite

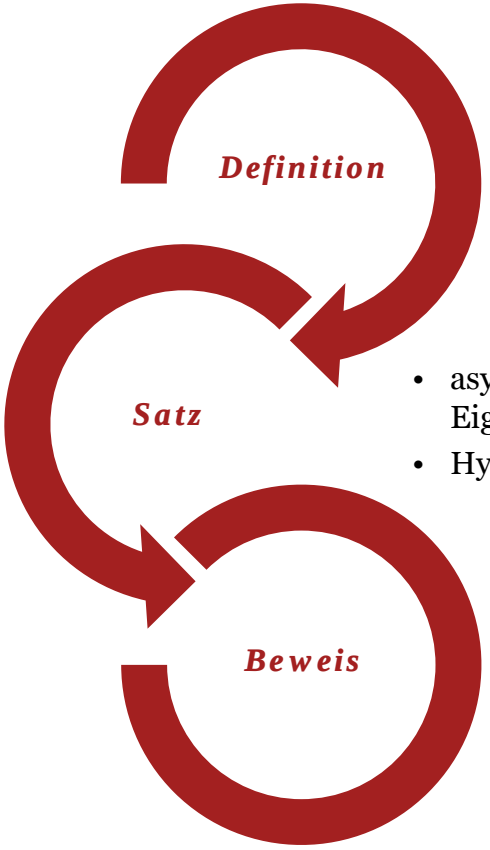
- Optimierte Conversion Steuerung
- Taktische Preisoptimierung („Willingness to pay“)
- Exakteres Preismodell durch Constraints-Modell

# Überblick Machine Learning

2

# Modellierungsstrategien

## Klassische Statistik

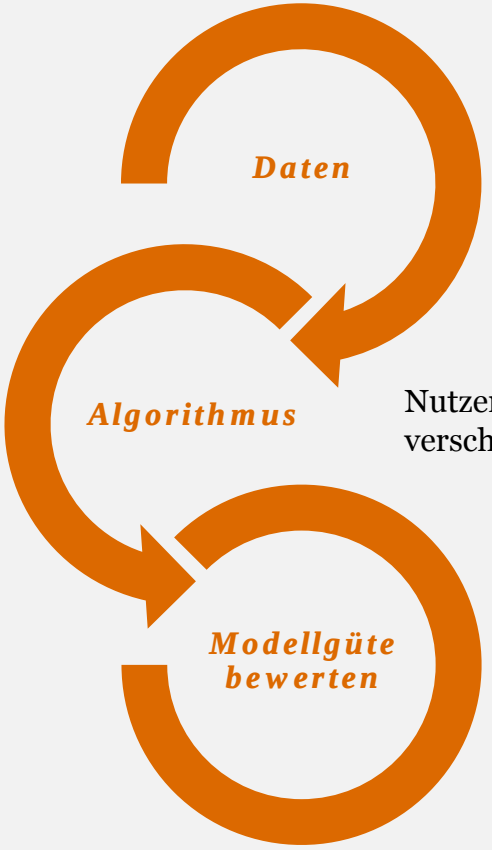



- Generalisierte lineare Modelle
- $E(Y) = g^{-1}(X\beta)$

- asymptotische Eigenschaften
- Hypothesentests

Erstellung eines formal optimalen Modells

## Machine Learning-Ansatz




- Blick auf die Datenlage
- Feature Engineering

Nutzen eines Pools verschiedener Methoden

Validierung an Testdatensätzen zur Bestimmung des optimalen Modells

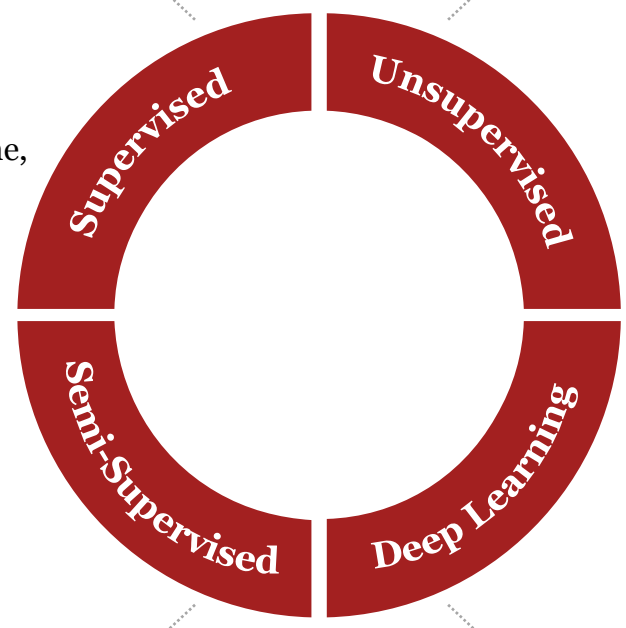
# Überblick Machine Learning Verfahren

***Machine Learning***

- Oberbegriff für die künstliche **Generierung von Wissen** aus Erfahrung
- Erkennen von **Mustern und Gesetzmäßigkeiten** in den Lerndaten
- Beurteilung unbekannter Daten → **Lerntransfer**

***Überblick Machine Learning-Verfahren***

- Es existiert eine Zielvariable (z. B. Schadenaufwand).
- Geeignet zur Tarifierung
- Beispiele: Support Vector Machine, Decision Trees




- Datensatz ohne im Voraus definierte Zielwerte
- Geeignet zum Clustern von Daten
- Beispiele: K-Means Clustering, Principal Component Analysis

- Es gibt für manche Daten Zielvariablen in der Beobachtung.
- Z.B. bei Modellierung von Net Promoter Scores
- Beispiele: Schnittmenge aus den obigen Verfahren

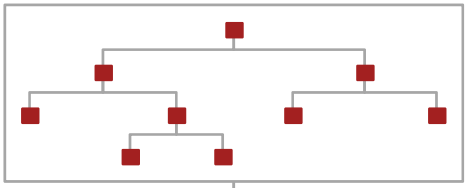
- Komplexe innere Struktur in den Daten
- Modellierung abstrakter Zusammenhänge
- Beispiele: künstliche neuronale Netze

# Eingesetzte Algorithmen

***Angewandte Methoden***

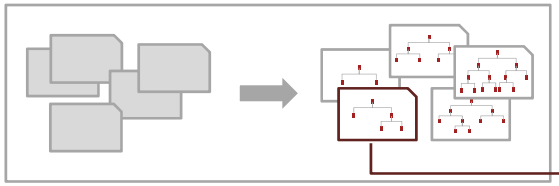
- Wir haben i. W. entscheidungsbaumbasierte Verfahren des Supervised Machine Learning angewandt.
- Dabei wird auf Basis eines Datensatzes mit bekannter Zielvariable (z. B. Schadenbedarf) ein Modell mithilfe der Einflussvariablen (Bestandsdaten) aufgestellt, um die Zielvariable für noch nicht bekannte Fälle vorherzusagen.

**Decision Trees**



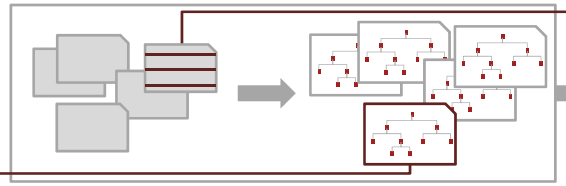
- Anordnung der Knoten nach der „größten Aussagekraft“ der Einflussvariablen
- Tiefe des Baumes abhängig vom eingestellten Abbruchkriterium
- Nachteil: hohe Varianz → wird durch Bootstrapping zum Vorteil (s. u.)

**Boosting**



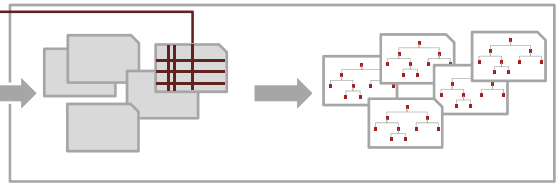
- Sequentielles Zusammenführen von Entscheidungsbäumen mit wenigen Knoten
- Bei jeder Iteration wird das zusammengesetzte Modell anhand einer Verlustfunktion (z. B. mean squared error) optimiert.

**Bagging**



- Simultanes Zusammenführen von tiefen Entscheidungsbäumen
- Bäume variieren leicht aufgrund Anwendung der Bootstrapping-Methode
- Vorhersage des Gesamtmodells erfolgt durch Mittelwertbildung der Schätzungen in den Endknoten der einzelnen Bäume

**Random Forest**



- Funktionsweise wie Bagging
- Jedoch eine größere Variabilität in den Bäumen, da für die Knotenbildung immer nur eine Teilmenge der Variablen betrachtet wird

Highlight: wesentlicher Unterschied zwischen den Methoden

# Evaluationsmetriken

## Genauigkeit

### Mean absolute error

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|Vorhersage_i - Istwert_i|$$

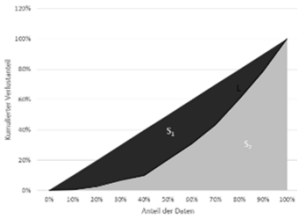
### Mean squared error

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Vorhersage_i - Istwert_i)^2$$

## Trennungseigenschaft

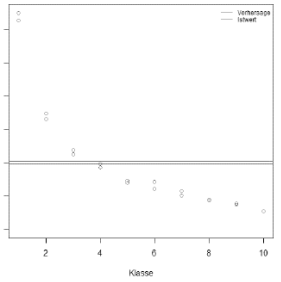
### Gini-Koeffizient

- Sortiere die Ist-Werte anhand der jeweiligen Höhe der Vorhersagen.
- Nach diesem Schritt spielt die Höhe der Vorhersagen keine Rolle mehr.



### Liftplot

- selbe Sortierung wie beim Gini-Koeffizienten mit anschließender Einteilung in Klassen
- Ein Modell ist gut, wenn:
  - die Abweichung innerhalb der Klassen gering ist
  - bei Betrachtung der Ist-Klassen ein Lift erkennbar ist

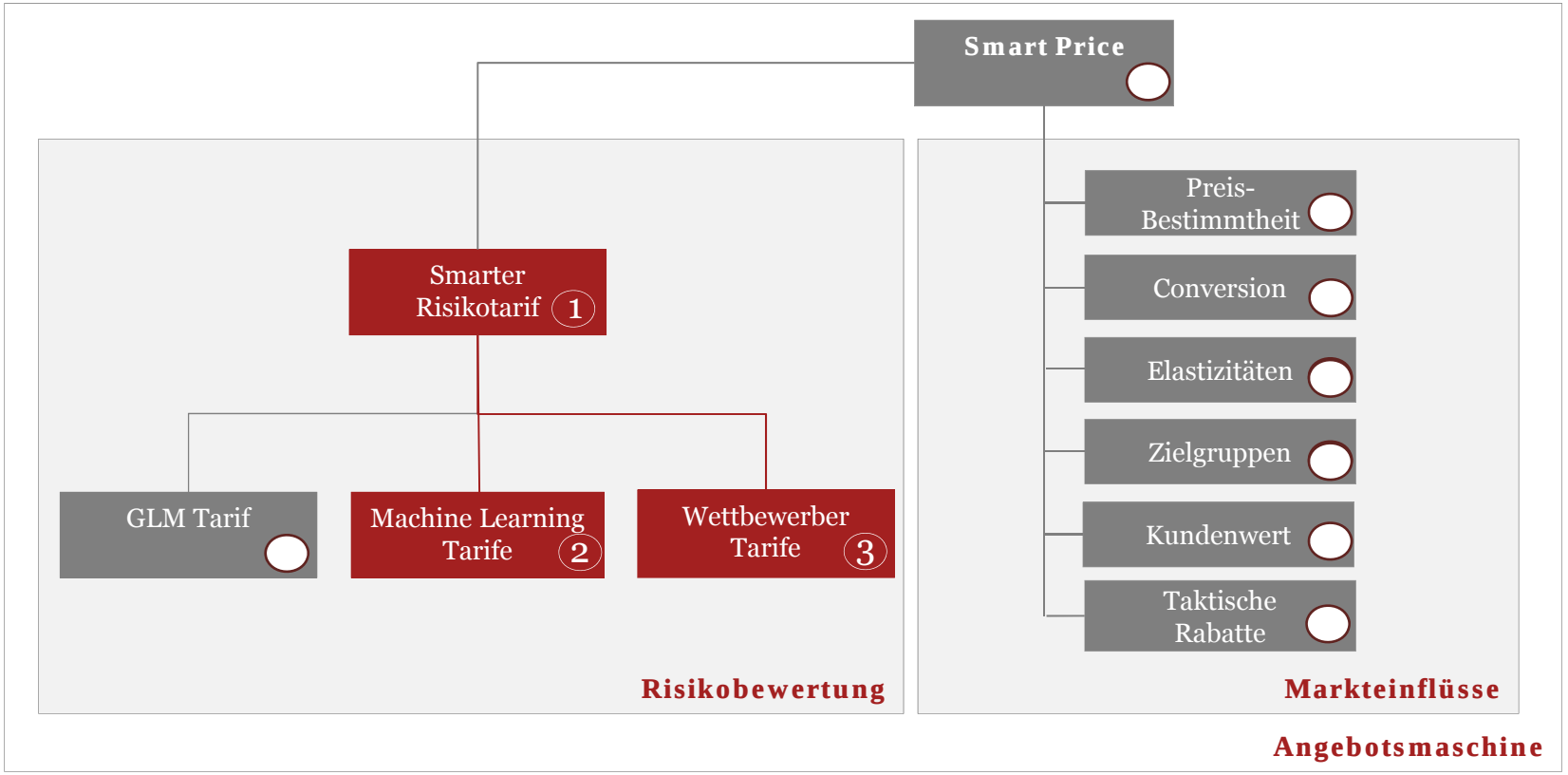


# *Smart Price*
# Anwendung von Machine Learning im Pricing

3

# *Smart Price Architektur*

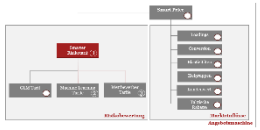
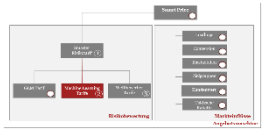
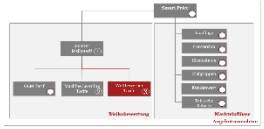
*Architektur zur sukzessiven Anreicherung des Pricing Modells*




Module, die Gegenstand des heutigen Vortrags sind

Weitere Module – werden in diesem Vortrag nicht behandelt

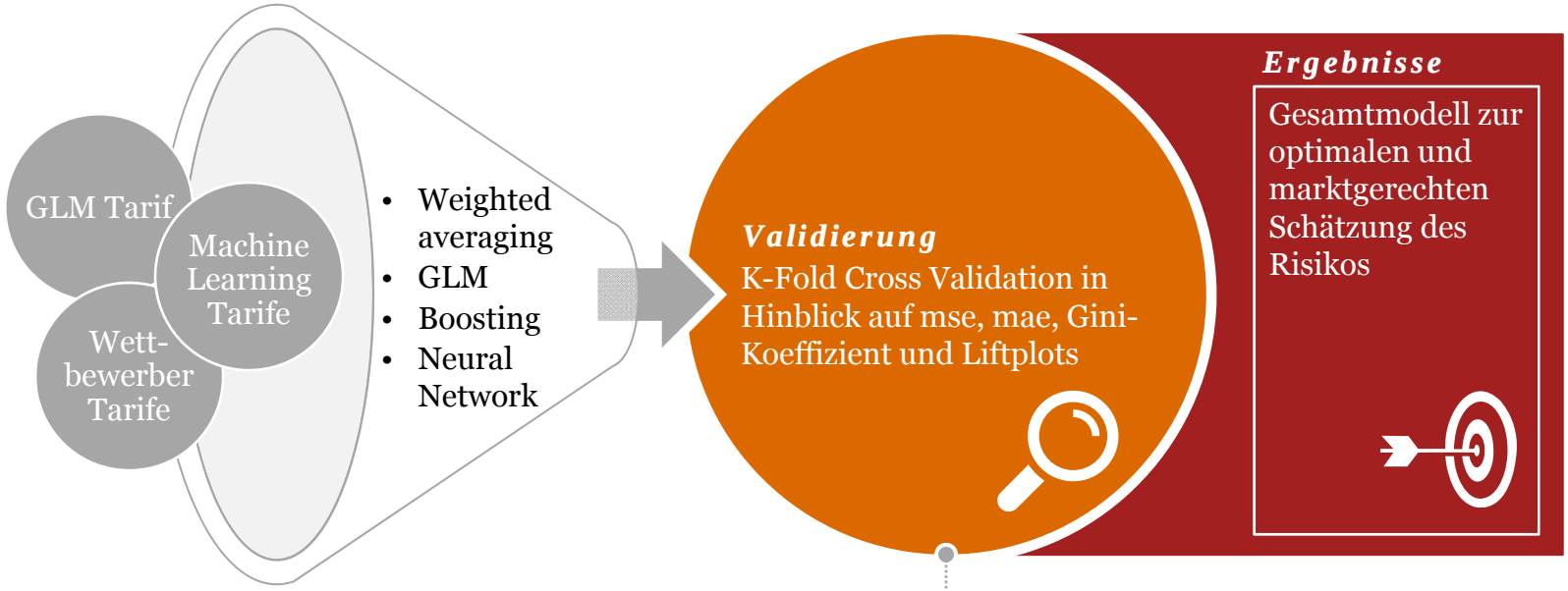
# Mehrwerte im Überblick

| Modul | Methode | Ziel | Vorteile |
|---|---|---|---|
| 1 | Smarter Risikotarif  | Automatisiertes Mischen der Preismodule zu einem finalen Preis | • Geschicktes **Bündeln aller Module** zu einem Gesamtpreis (Stacking)<br>• Offen für **variierende Mischung** im Zeitverlauf (z.B. induziert durch Backtesting) |
| 2 | Machine Learning Tarife  | Ergänzende Schätzungen des Risikopreises, basierend auf Entscheidungsbäumen | • Effizientere **Handhabung von Abhängigkeiten** (im Vergleich zu GLM)<br>• **Automatisches Erkennen** wesentlicher neuer Strukturen<br>• Einfache Integration von **hochdimensionalen Datensätzen** |
| 3 | Wettbewerber Tarife  | Verwenden der Preis-informationen der wesentlichen Wettbewerber für die eigene Preisfindung | • **Preise der Wettbewerber** für zusätzliche Erkenntnisse im Detail nutzbar (auch für Risikoeinschätzung)<br>• **Taktische Preiskomponente** technisch machbar<br>• **Effizient** machbar (Overfitted Machine Learning) |

# Modul Stacking – Aggregation zum smarten Risikotarif

# Stacking

**Mehrwert:** Stacking ist ein wichtiges Instrument zum Bündeln der Informationen mehrerer Modelle. Mittels eines weiteren Testdatensatzes wird die Stärke und somit Einflussnahme einzelner Modelle erneut evaluiert.




**Tipps und Tricks**

Selbst vermeintlich schlecht ausdifferenzierte Modelle oder Modelle mit einer geringeren Prognosegüte können förderlich für die Gesamtprognose sein, da sie die Daten nochmal aus einem anderen Blickwinkel betrachten.

# Stacking in der Praxis

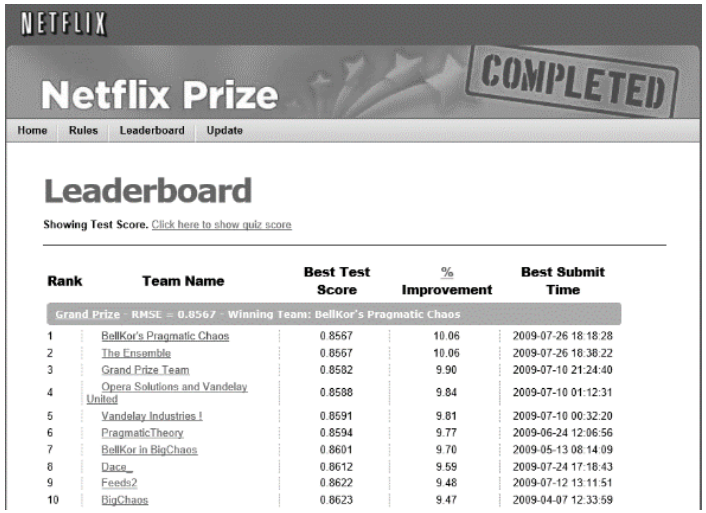
## Stacking am Beispiel GLM-Stacking

```
stacking_model <- glm( # GLM Funktionsaufruf
claims ~ # Zielvariable Schadenbedarf
pen_reg + # Penalized Regression-Schätzung
glm + # GLM-Schätzung
boosting + # Boosting-Schätzung
comp_4, # Wettbewerber Schätzung
data=models, # Datenbasis
family = „gaussian“) # Verteilungsannahme
summary(stacking_model)
```

```
> summary(stacking_model)

Call:
glm(formula = claims ~ pen_reg + glm + boosting + comp_4, family = "gaussian",
    data = models)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1599.4    -92.8    -49.2    -26.7   9248.5

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  24.9352    12.6674   1.968   0.0490 *
pen_reg       0.2137     0.2027   1.054   0.2919
glm           0.4265     0.2044   2.087   0.0369 *
boosting      0.5003     0.2034   2.459   0.0139 *
comp_4       -0.5502     0.2738  -2.010   0.0445 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

## Netflix Prize

- Wettbewerb des Streaming Unternehmens Netflix
- Fragestellung: Wird ein Film einer bestimmten Person gefallen, basierend auf deren vergangene Filmbewertungen?
- Ziel: übertreffen des gegenwärtigen Algorithmus „Cinematch“ um mindestens 10%
- wichtigste Strategie dabei: **Stacking**

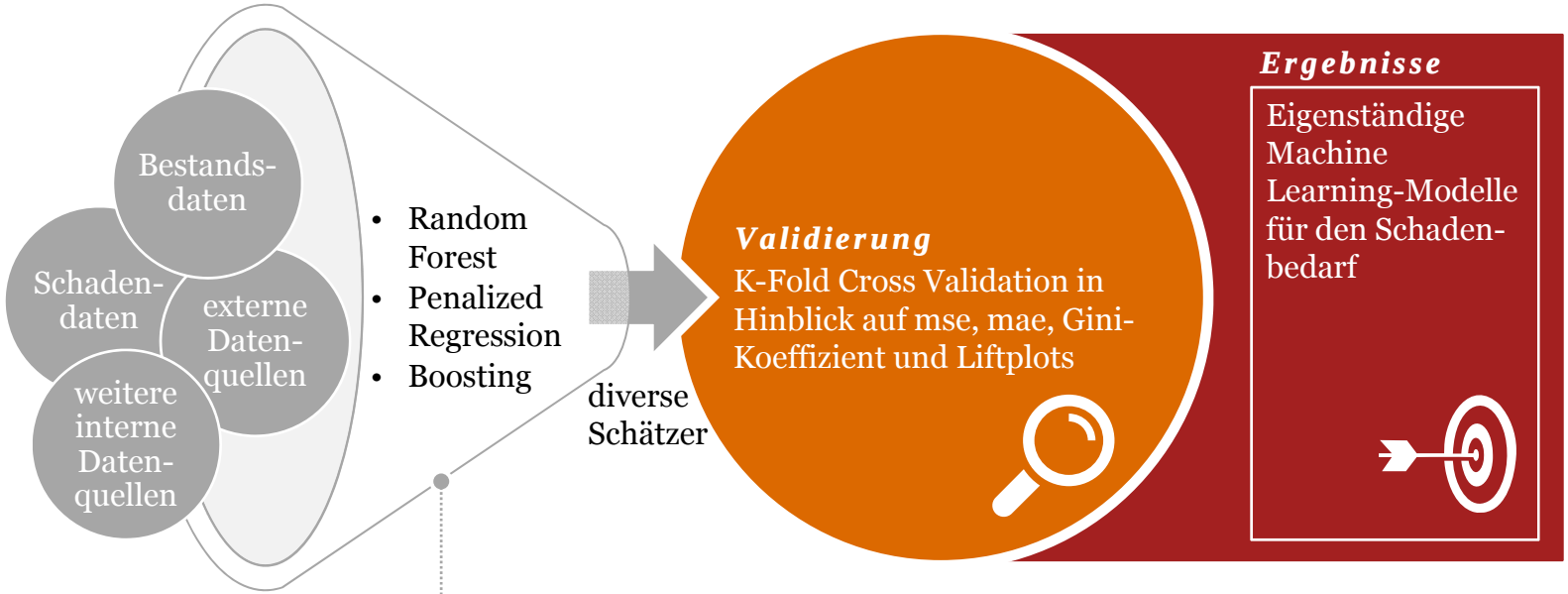


# *Machine Learning Tarife*

## Mit Machine Learning Tarifmodell vorhandene Daten nutzen

# Machine Learning Tarifmodell

**Mehrwert:** Die Vorteile von Machine Learning-Methoden bei der Erstellung von Risikomodellen kommt besonders bei ihrem **intuitiven Umgang mit hochdimensionalen Daten** zu tragen, wo ein GLM schnell arbeitsintensiv wird.




**Tipps und Tricks**

Im Gegensatz zum hdtweedie-Paket kann glmnet bei der Berechnung das Exposure einzelner Verträge berücksichtigen. Mit Hdtweedie ist es dafür möglich, den Schadenbedarf direkt zu modellieren.

# Random Forest – Einfache Umsetzung in R

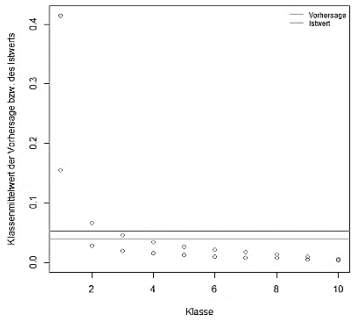
## Tunen des Random Forest-Modells mithilfe von Parallelisierung

```
mtry <- seq(1,length(train_new),by=1) # Variablenvorselektion
for (i in mtry){
rf <- foreach(ntree=rep(250,4), .combine=combine,
.packages=„randomForest“)
%dopar%                    # for-Schleife parallel ausführen
randomForest               # Funktionsaufruf und
(NB_claims ~.,               Zielvariable
mtry=i,                    # Variablenvorselektion
ntree=ntree                # Anzahl der Bäume
data=train_new)}           # Datenbasis
evaluation                 # eigens erstellte Teststatistik
```

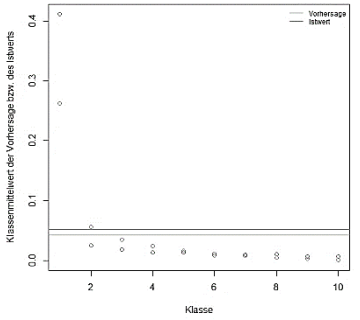
```
> evaluation
   mtry        mae        mse      Lift      Gini
1     1 0.08661544 0.05726947 0.1211274 0.3785918
2     2 0.08659957 0.05728171 0.1235326 0.3790880
3     3 0.08659989 0.05722510 0.1207841 0.3903983
4     4 0.08657711 0.05720379 0.1231879 0.3839581
5     5 0.08652277 0.05721452 0.1214686 0.3892301
6     6 0.08655616 0.05722569 0.1262860 0.3909687
7     7 0.08660438 0.05725256 0.1211267 0.3815071
8     8 0.08657804 0.05724111 0.1255987 0.3868486
9     9 0.08661319 0.05722993 0.1255951 0.3842008
10   10 0.08660090 0.05723005 0.1225027 0.3826434
```

## Beispielliftplots für verschiedene Modelle

```
rf_3 <- randomForest(
formula = NB_claims ~ .,
mtry = 3,
ntree = 1000,
data = train_new)
predictions <- predict(
rf_3,test_new)
liftplot(test_new$NB_claims,
predictions)
```



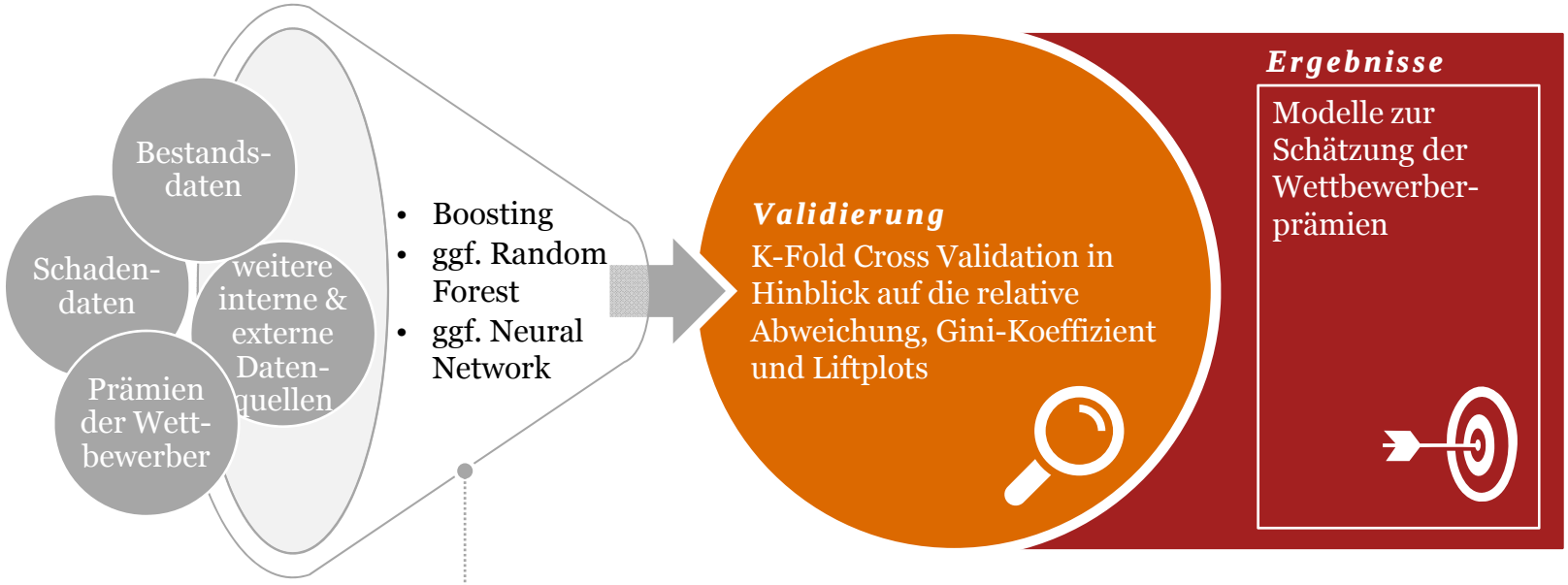

```
rf_10 <- randomForest(
formula = NB_claims ~ .,
mtry = 10,
ntree = 1000,
data = train_new)
predictions <- predict(
rf_10,test_new)
liftplot(test_new$NB_claims,
predictions)
```



# Preise von Wettbewerbern für eigene Risikoeinschätzung nutzen

# Reverse Engineering

**Mehrwert:** Mittels Reverse Engineering erlangt man ein tiefergehendes Verständnis über die Preisstruktur der Wettbewerber und kann diese effizient für die eigene Preispolitik nutzen.



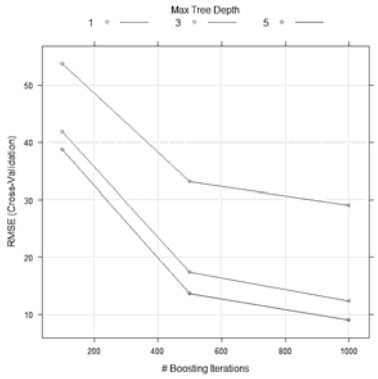

***Tipps und Tricks***

Bei den Prämien der Wettbewerber handelt es sich um geschlossene Formeln, die wenig Spielraum für Zufall lassen. Daher overfitten wir unser Boosting-Modell bewusst.

# Codeauszüge Reverse Engineering

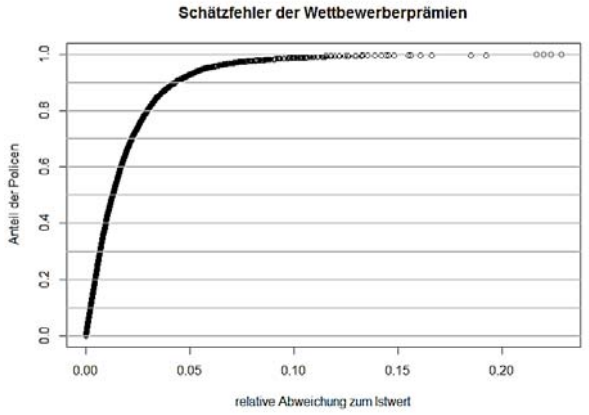
## 1 Caret-Paket zum Tunen der Boosting-Parameter

```
comp_prem_model <- train( # Tuning-Funktionsaufruf
formula = premium_4 ~., # Zielvariable Wettbewerberprämie
method =„gbm“, # Boosting-Algorithmus
trControl = trcontrol, # Validierungsmethode, vorher definiert
tuneGrid =tunegrid, # Tuningbereich, vorher definiert
metric = „RMSE“, # quadratische Abweichung
data = data_new) # Datenbasis
plot(comp_prem_model)
```




## 2 Testen der Güte des Boosting-Modells

```
comp_prem_model <- gbm( # Boosting-Funktionsaufruf
formula = premium_4 ~ ., #Ziel- und Einflussvariablen
n.trees = 12000, # Anzahl der Bäume
interaction.depth = 12, # Baumtiefe
shrinkage = 0.01,  # Schrittgröße
data = data_new, # Datenbasis
family=„gaussian“) # Quadratfehler-Verlustfunktion
est_error(premiums,predict(comp_prem_model))
```



# ***Projektbeschleuniger***
## *Nutzbare Synergien & nötige Techniken*

4

# Quellen für die Einarbeitung
## *Aktuariat*

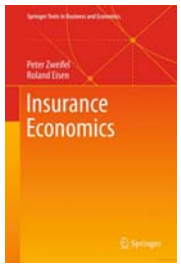
### Literatur

*1. Aktuarielle Methoden der Tarifgestaltung in der Schaden-/Unfallversicherung (2015)*


Stellt die wesentlichen Verfahren zur statistischen Auswertung in der Tarifkalkulation sowie die in der Praxis verwendeten Ansätze zur konkreten Modellbildung dar.

frei zugängliches Inhaltsverzeichnis und Einleitung unter:
https://www.vvw.de/details.php?p_id=f55654a6f457c74f49162c4f58270811

*2. Insurance Economics (2012)*




Gibt einen Einblick in die Versicherungswirtschaft, u.a. in die Grundprinzipien der Versicherungswirtschaftslehre, Adversen Selektion und Moral Hazard.

Weitere Literatur:
Farny, Dieter; Versicherungsbetriebslehre (2011) Verlag Versicherungswirtschaft GmbH, Karlsruhe

### Weiteres

*1. Deutsche Aktuarvereinigung (DAV)*


Die Homepage der DAV bietet alle Informationen rund um das Thema „Aktuar“ sowie aktuelle Themen aus der Versicherungswirtschaft, u.a. dem Magazin „Aktuar Aktuell“.

Link:
https://aktuar.de/politik-und-presse/aktuar-aktuell/Seiten/default.aspx

*2. Newsletter Actuarial Services*


Bietet 2-3 mal im Jahr einen Einblick in die aktuellen aktuariellen Themen aus Sicht von PwC Europe.

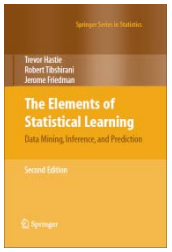
Link:
https://www.pwc.de/de/newsletter/finanzdienstleistung/newsletter-actuarial-services.html

# Quellen für die Einarbeitung
## *Machine Learning*

### Literatur

*1. The Elements of Statistical Learning*

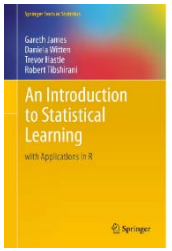
Bietet einen umfassenden theoretischen und praktischen Einblick über sämtliche gängige statistische Verfahren




frei zugänglich unter:
https://statweb.stanford.edu/~tibs/ElemStatLearn/

*2. An Introduction to Statistical Learning*

Bietet einen praxisorientierteren Einstieg in statistische Verfahren mit vielen Anwendungsbeispielen und R-Programmcode




frei zugänglich unter:
http://www-bcf.usc.edu/~gareth/ISL/

### Weiteres

*1. In-depth introduction to machine learning in 15 hours of expert videos*

Große Sammlung an Videomaterial für die Anwendung von Machine Learning in R, basierend auf den genannten Büchern und vorgetragen von den Autoren


Link:
https://www.r-bloggers.com/in-depth-introduction-to-machine-learning-in-15-hours-of-expert-videos/

*2. Stack Overflow*

Plattform zur Lösung von Code-bezogenen und fachlichen Fragestellungen aller Art durch eine Community von Programmierern und Data Scientists

stack overflow

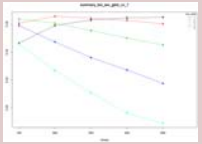
Link:
http://stackoverflow.com/

# *Pakete in R*

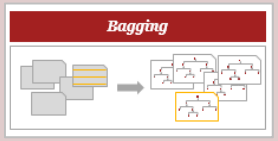
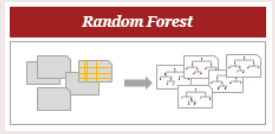
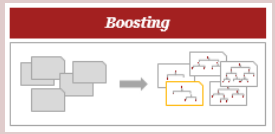
| Kategorie | Paketname | Inhalt |
|---|---|---|
| Algorithmen | ***randomForest*** | Random Forest (und Bagging)-Algorithmus |
| Algorithmen | ***gbm*** | Gradient Boosting-Algorithmus |
| Algorithmen | ***xgboost*** | Gradient Boosting-Algorithmus |
| Algorithmen | ***H2O*** | Paket, das bereits viele Algorithmen inkl. Tuning enthält |
| Parallelisierung | doSNOW | Registriert ein parallel backend für das foreach-Paket |
| Parallelisierung | foreach | Optimierung von for-Schleifen |
| Sonstiges | data.table | Praktische Handhabung großer Datenmengen auf SQL-Basis |
| Sonstiges | ggplot2 | Bibliothek vieler graphischer Darstellungen von Daten |
| Sonstiges | ***caret*** | Optimierung von Methoden anhand verschiedener Merkmale (z. B. Cross Validation) |

Pakete frei zugänglich unter https://cran.r-project.org/

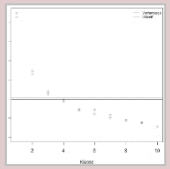
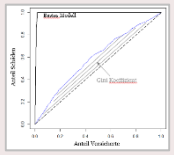
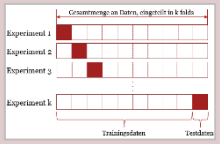
# *Konkrete Projektbeschleuniger PwC*

| Kategorie | R Code | Beschreibung | Anwend-barkeit |
|---|---|---|---|
| Architektur - Daten | **Datenschnitte**  | • Übliche Datenflusstrukturen für Multi-Layer Backtesting<br>• Inkl. Unterstützung von Cross-Validation und mehreren Holdouts | Hoch |
| Architektur – Machine Learning Modelle | **Integrierte Modell-Libary**  | • Schablone für Modellarchitekturen<br>• Inkl. Tuning, Cross Validation und Multi-Layer Stacking | Hoch |
| Tuning | **Tuningverfahren**  | • Hyperparameteroptimierung/Tuning<br>• Umsetzung für verschiedene ML-Methoden und Tuning-Verfahren (u.a. Gini) | Hoch |

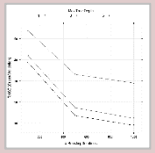
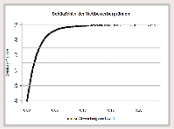
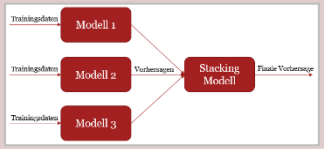
# *Konkrete Projektbeschleuniger PwC*

| Kategorie | R Code | Beschreibung | Anwend-barkeit |
|---|---|---|---|
| Algorithmen | **Bagging**   | • Innerhalb Package randomForest<br>• Innerhalb Package rpart mit eigenen Bootstrap Stichproben für Poissonverteilung und Offset | Hoch |
| Algorithmen | **Random Forest**   | • Innerhalb Package randomForest<br>• Inklusive Möglichkeit zur Parallelisierung auf verschiedenen Kernen | Hoch |
| Algorithmen | **Boosting**   | • Innerhalb Package gbm mit Poissonverteilung und Offset<br>• Innerhalb Package xgboost (teilweise performanter) | Hoch |

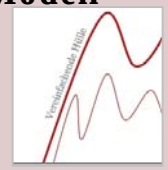
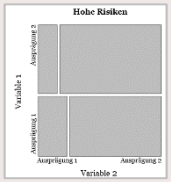
# *Konkrete Projektbeschleuniger PwC*

| Kategorie | R Code | Beschreibung | Anwend-barkeit |
|---|---|---|---|
| Backtesting | **Liftplot**  | • Liftplot Funktion mit möglicher individueller Anpassung<br>• Sehr gut geeignet für eine graphische Analyse<br>• Veranschaulichung, in welchen Risikosegmenten das Modell gut bzw. schlecht abschneidet | Hoch |
| Backtesting | **Gini Koeffizient**  | • Funktion für den Graph der Lorenzkurve sowie für den daraus resultierenden Gini Koeffizient<br>• Sehr gute Möglichkeit für einen automatisierten Vergleich mehrerer Modelle und für den genauen Vergleich einzelner | Hoch |
| Backtesting | **Cross Validation**  | • Implementierung von Cross Validation für das Testen von Modellen<br>• Genauer als eine einfache Unterteilung in Trainings- und Testmenge | Hoch |

# *Konkrete Projektbeschleuniger PwC*

| Kategorie | R Code | Beschreibung | Anwend-barkeit |
|---|---|---|---|
| Methoden | **Reverse Engineering**  | • Boosting Packages und Code für Reverse Engineering mit abgeändertem Tuning Vorgehen<br>• Caret Package und Code für noch schnelleres und übersichtlicheres Tuning | Hoch |
| Backtesting | **Reverse Engineering Statistiken**  | • Abgeänderte Evaluationskriterien zur Bestimmung der Güte des Reverse Engineering Modells<br>• Graphische Funktionen zur Veranschaulichung der Güte | Hoch |
| Methoden | **Stacking**   | • Code für den Stacking Prozess mit verschiedenen Modellen zur Auswahl<br>• Darunter auch Code für die spezielle Einteilung der Trainings- und Testdaten | Hoch |

# *Konkrete Projektbeschleuniger PwC*

| Kategorie | R Code | Beschreibung | Anwend-barkeit |
|---|---|---|---|
| Methoden | **Constraint Modell**  | • Code für die Erstellung eines Constraint Modells<br>• Möglichkeit zur Berechnung einer TP/AP Ratio zur Bestimmung des Vorhersagenverlusts des einfachen Modells | Mittel |
| Methoden | **Mosaikplot**   | • Code für die Erstellung von Mosaikplots für definierte Variablen<br>• Für Interaktionen von zwei Variablen sowie für drei Variablen | Niedrig |
| Methoden | **Zoning Tool**  | • Selbsterstelltes Zoning Tool (etwa vergleichbar mit Radar)<br>• Möglichkeit zur individuellen Ausgestaltung von Zonenfaktoren<br>• Möglichkeit zum Vergleich für die Vorhersagegüte | Niedrig |

# Zusammenfassung & Ausblick

5

# *Zusammenfassung & Ausblick*

- Im Aktuariat ist **Risiko-Pricing** eine der vielversprechendsten Anwendungen von Machine Learning
- Vorhandene Methoden sollten um Machine Learning ergänzt werden (insb. GLMs) – und werden so **messbar deutlich exakter als bisher**
- **Machine Learning Pricing wird in der Praxis genutzt** – bei mehreren Versicherern

➢ **Machine Learning wird sich im Pricing durchsetzen**

➢ Nicht nur genauere Preiseinschätzung, auch Bestimmtheit der Sicherheit der eigenen Preiseinschätzung erzeugen **wesentlichen wirtschaftlichen Mehrwert**

# *Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit.*


Frank Schönfelder
Senior Manager, Aktuar DAV
European Market Lead GI

Alsterufer 1
20354 Hamburg

Mobil: +49 175 2290268
frank.schoenfelder@pwc.com



© 2017 PricewaterhouseCoopers GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft. Alle Rechte vorbehalten. „PwC“ bezeichnet in diesem Dokument die PricewaterhouseCoopers GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft, die eine Mitgliedsgesellschaft der PricewaterhouseCoopers International Limited (PwCIL) ist. Jede der Mitgliedsgesellschaften der PwCIL ist eine rechtlich selbstständige Gesellschaft.