

Besser / Anders als Sherlock Holmes

– was die moderne Statistik für die
Betrugserkennung in der **Versicherung**
leisten kann. . . (und was nicht)

Tagung der Fachgruppe Versicherungsmathematik
im deutschen Verein für Versicherungswissenschaft,
Köln, 16. November 2016

Besser / Anders als Sherlock Holmes. . .

Big Data im Versicherungswesen
– Algorithmen, Analyse und Statistik

Prof.Dr. Peter Ruckdeschel

peter.ruckdeschel@uni-oldenburg.de

Tagung der Fachgruppe Versicherungsmathematik
im deutschen Verein für Versicherungswissenschaft,
Köln, 16. November 2016

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse

Versicherungs- wirtschaft heute TAGESREPORT

Sonntag
06.11.2016

Jetzt kostenlos zum
Tagesreport anmelden

IM BLICK | SCHLAGZEILEN | POLITICS | MÄRKTE | DOSSIER | UNTERNEHMEN | VERTRIEB | KÖPFE | ZUR DEBATTE | VORSCHAU

Startseite » SCHLAGZEILEN » Betrug: 1,3 Mio. Euro Schaden bei Ergo-Versicherung

Betrug: 1,3 Mio. Euro Schaden bei -Versicherung



11.08.2016 – Falk E., Chef der Dresdner Geschäftsstelle der Versicherungen, muss sich zusezt wegen Urkundenfälschung, Unterschlagung und Betrugs in 247 Fällen vor dem Dresdner Landgericht verantworten. Das berichtet die *Dresdener Neueste Nachrichten*. Insgesamt rund 1,3 Mio. Euro soll der Angeklagte den Kunden und der Versicherung unterschlagen haben.

VWheute Stellenmarkt

- 02.11.2016 Diverse Stellenangebote (München und Kassel)
- 02.11.2016 Referent (m/w) für Unternehmenskommunikation und Eventmarketing (Berlin)
- 02.11.2016 IT-Koordinator/Business Analyst (m/w) Lebensversicherung (Hamburg)

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse

RP ONLINE
06. NOVEMBER 2016

25. Oktober 2016 | 00.00 Uhr

Willich

Betrug im großen Stil mit Scheinverträgen

f Teilen t Twittern x in e

Willich. Das Krefelder Amtsgericht verurteilte gestern einen 47-jährigen Tönisvorster wegen Betrugs in 99 Fällen und versuchten Betrugs in 29 Fällen zu einer Freiheitsstrafe in Höhe von zwei Jahren auf Bewährung. Außerdem muss er monatlich 200 Euro an die geschädigten Versicherungen zahlen. Von Sonja Stemes

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse



Betrugsaffäre bei Versicherungen

Thomas Gerber

14.10.2016 | 20:00 Uhr

Vorlesen

Bei der Versicherung hat es offenbar einen größeren Betrugsfall gegeben. Wie das Unternehmen bestätigte, sind bei einer Routineüberprüfung "Unregelmäßigkeiten in der Schadensregulierung bei einem Vertriebspartner" festgestellt worden. Insgesamt soll es um 50 Einzelfälle gehen.

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse



AOK Bayern holt Millionen zurück

Seit 2004 geht die Fehlverhaltenstelle der AOK Bayern gegen Abrechnungsbetrug und Co vor. Seither hat sie sich 41 Millionen Euro zurückgeholt. Allein in den vergangenen zwei Jahren wurden über 5000 Verdachtsfälle bearbeitet.

Von Jürgen Stoschek



Gefälschtes Rezept? Diese Masche ist nur eine von vielen Varianten, wie Betrüger versuchen, sich an den Krankenkassen zu bereichern.

© pixelfokus / fotolia.com

MÜNCHEN. Wenn es um die Verfolgung von Fehlverhalten im Gesundheitswesen geht, ist die AOK Bayern nach eigenen Angaben "sehr erfolgreich": In den Jahren 2012 und 2013 haben alle gesetzlichen Krankenkassen bundesweit rund 42,8 Millionen Euro zurückgeholt.

"Fast ein Viertel davon, nämlich 10,3 Millionen Euro entfallen allein auf die AOK Bayern", erklärte Verwaltungsratsvorsitzender Matthias Jena vor der Presse in München. Zum Vergleich: Gemessen

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse

WAZ

Pflegebetrug

Gesundheitsminister will Pflegedienste stärker kontrollieren

19.06.2016 | 07:55 Uhr



Bundesgesundheitsminister Hermann Gröhe (CDU) kündigte im Gespräch mit unserer Redaktion ein härteres Vorgehen gegen Pflegebetrug an. Foto: Reto Klar

Berlin. Gesundheitsminister Gröhe appelliert an die Länder, stärker gegen Pflegebetrug vorzugehen. Er plant zudem eine Gesetzesverschärfung.

Bundesgesundheitsminister Hermann Gröhe hat eine rasche Gesetzesverschärfung angekündigt, um Betrug in der ambulanten Pflege einzudämmen. Künftig könnten sämtliche Pflegedienste in Deutschland unangemeldet kontrolliert werden, wenn ein Verdacht gegen sie vorliege, sagte der CDU-Politiker unserer Redaktion.

Besser / Anders als Sherlock Holmes. . .

– was die moderne Statistik für die **Betrugserkennung** in der **Versicherung** leisten kann (und was nicht)

Begriffsbestimmung

Beiträge der Statistik zur Betrugsdetektion

Paradigmen/Herausforderungen der Betrugsdetektion

Drei Anwendungsfelder von statistischer Betrugsdetektion

- was die moderne Statistik für die **Betrugserkennung** in der **Versicherung** leisten kann (und was nicht)

Begriffsbestimmung

Motivation: Versicherungsbetrug in der Presse

Begriffsbestimmung: Betrug

Betrug und OpRisk in Banken/Versicherungen

■ Betrug – etymologisch

- ▶ mhd.: *betroc*, Zsh. Traum, Trug
- ▶ lat.: *fraus*, -dis ~ *fraud(e)* / -olenza (engl., frz., span., it., port.)
- ▶ poln.: *szwindel*, russ.: *Фальшь*
- ▶ griech.: *εξαπάτηση*, *απάτη*

■ jurist. Tatbestand:

- ▶ §263 StGB:

Wer in der Absicht, sich oder einem Dritten einen rechtswidrigen Vermögensvorteil zu verschaffen, das Vermögen eines anderen dadurch beschädigt, dass er durch Vorspiegelung falscher oder durch Entstellung oder Unterdrückung wahrer Tatsachen einen Irrtum erregt oder unterhält, wird mit Freiheitsstrafe bis zu fünf Jahren oder mit Geldstrafe bestraft.

- ▶ vorsätzliche Täuschung (Schweiz: Arglist)
- ▶ Vermögensvorteil/-schaden

■ interdisziplinäre Fragestellung

- ▶ Recht
- ▶ Soziologie/Psychologie/Kriminologie
- ▶ Risikomanagement / Finanz- und Versicherungsmathematik
- ▶ **Statistik**
- ▶ **Domänenwissen**

Betrug und OpRisk in Banken/Versicherungen

- **OpRisk** :: Risiko, Verluste zu erleiden wg. ungeeigneter oder fehlerhafter interner Prozesse, Personen und Systemen, sowie von externen Ereignissen
— bindet 5%–20% des ökonomischen Kapitals



Katrina



09-11-2001



Ponzi 1920



Leeson/Barings



Lay/Enron



Kerviel/Soc.Gén



Madoff

- ⇒ unter den größten realisierten Schäden im Bereich opRisk sind viele
(interner/externer) **Betrug**

- von Rückstellungen für Betrug → **Betrugsdetektion**

Überblicksartikel/Monographien:

[Albrecht et al.\(11\)](#), [Bolton\(02\)](#), [Phua et al.\(05\)](#)

Beispiele von Papern zu Betrugserkennung im Versicherungssektor:

[Artís, et al.\(99\)](#), [Brock et al.\(98\)](#), [Glasgow\(97\)](#), [Schiller\(06\)](#), [Viaene et al.\(02\)](#).

Besser / Anders als Sherlock Holmes. . .

- was die moderne Statistik für die **Betrugserkennung** in der **Versicherung** leisten kann (und was nicht)

Beiträge der Statistik zur Betrugsdetektion

Übersicht über Anwendungsfelder

Involvierte Verfahren

Schnittmengen/Überlappungen

Genereller Prozess

Güte und Grenzen

Beiträge der Statistik zur Betrugsdetektion

- Konzeption von Betrugsvermeidungsstrategien
- Dunkelfeldanalyse

...as we know, there are known knowns; there are things we know we know. We also know there are known unknowns; that is to say we know there are some things we do not know. But there are also unknown unknowns – the ones we don't know we don't know.

(D. Rumsfeld (Feb.2002); mir zugetragen von W. Olbricht)

hier: Augenmerk auf

- **Betrugsdetektion durch Identifikation von Auffälligkeiten**
- **Konzeption risiko-basierter Inspektionsschemen**
- **forensische Schadenshochrechnung**

Involvierte Verfahren

- viele verschiedene Techniken nötig:
Wer nur einen Hammer hat, sieht in jedem Problem einen Nagel.
- Fokus hier auf:
 - ▶ Ausreißererkennung
 - ▶ Clusteranalyse
 - ▶ Klassifikation
 - ▶ Regressionsanalyse
- weitere, zur Betrugsdetektion einges. Techniken des maschinellen Lernens:
 - ▶ neuronale Netze, self-organizing Maps, strukturierte Vorhersage, Komplexitäts-/Dimensionsreduktion, Assoziationsregeln, Text/(Web-)Mining, ...
 - ▶ Herausforderung: einfaches, additives Scoring von Auffälligkeit
 - ▶ Beispiele: Bonchi et al.(99), Deng(09), Doumpos et al.(05), Kirkos et al.(07), Lin et al.(03), Kallio/Back (11), Williams/Huang(97).
- Scope hier: Friedman et al.(01) *Elements of Statistical Learning*

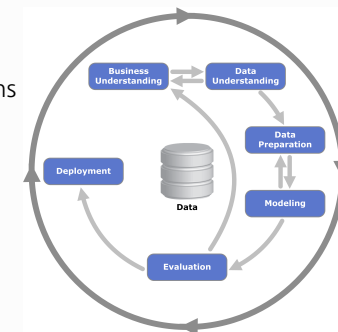
Schnittmengen/Überlappungen

- auf der Grenze zwischen Statistik und Informatik
 - ▶ Maschinelles Lernen
 - ▶ Data Mining
 - ▶ künstliche Intelligenz
 - ▶ Datenbanken / KDD (Knowledge Discovery in Databases)
- statistische Verfahren müssen erweitert/umorganisiert werden, um mit den Anforderungen ("Big Data") zurechtzukommen
~ Komplexitätsreduktion, Visualisierung, online updating
- nicht immer kommt Komplexität (nur) aus Daten —
z.T. auch von verwendeten Verfahren:
 - ▶ manche (robuste) Verfahren arbeiten mit vollen Kovarianzen (paarweise Kovarianzen nicht stabil genug, vgl. Barrow Wheel Data, Stahl/Mächler(13))
 - ▶ manche Konzepte von Ähnlichkeit sind von der Ordnung $O(n^3)$

Genereller Prozess

- **Cross Industry Standard Process for Data Mining:**
- de facto Standard zum Abarbeiten von Data Mining Projekten
- sechs größere Phasen

- Verstehen des Domänenwissens
- Verstehen der Daten
- Datenaufbereitung
- Modellierung
- Auswertung
- Einsatz im Betrieb



Quelle Grafik: K.A. Jensen (12) / en.wikipedia.org

Gütemaße bei der Prädiktion

- in Betrugsdetektion oft Ziel (probablistische) **Vorhersage**, nicht **Inferenz**
- dies beeinflusst die Modellwahl

Gütemaßstäbe

- **Schärfe** ("Sharpness"):
wie konzentriert ist die Vorhersageverteilung?
- **Kalibrierung** ("Calibration"):
ist die Vorhersage(verteilung) konsistent zu Daten?
- Kombination: maximiere Schärfe unter Schranke an Kalibrierung
- zentral: **proper scoring rules**, Gneiting/Raftery(07), Gneiting(11)
- Beispiele:
 - ▶ bei Klassifikation: Brier Score, ▶ bei Ranking: (diskreter) PRS (Epstein(69)),
 - ▶ bei Regression: MSE, ▶ bei Verteilungsvorhersagen CRPS

Grenzen der Statistik bei der Betrugsdetektion

- Statistische Herangehensweise liefert quantitative Evidenz
= Verdachtsmomente, keinen Beweis
- funktioniert gut, wenn viel aus Vergangenheit gelernt werden kann
- Relevanz der Vergangenheitsdaten / Datenqualität (Case-Control-Problematik)
- Rückwärtsgewandtheit / Schwarzer-Schwan-Problematik

Besser / Anders als Sherlock Holmes...

- was die moderne Statistik für die **Betrugserkennung** in der **Versicherung** leisten kann (und was nicht)

Paradigmen/Herausforderungen der Betrugsdetektion

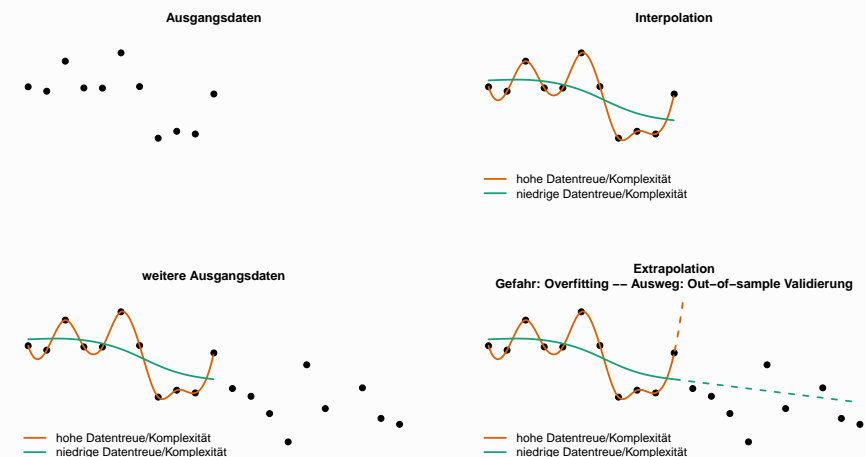
Sparsame Modellwahl

Heterogene Daten

Multivariate Herangehensweise

Robustheitsaspekte

Sparsame Modellwahl



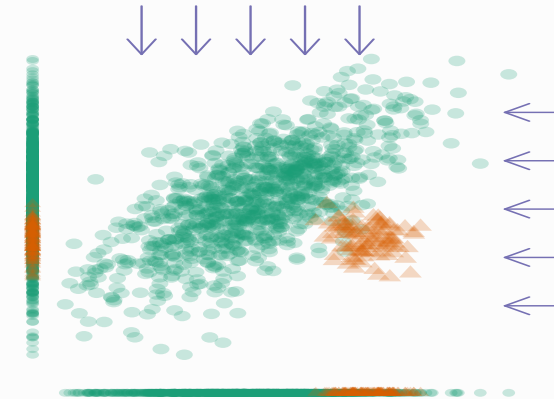
...bei Verwendung zu komplexer Modelle leidet die Prognosegüte

Heterogene Daten

- Heterogenität auf zwei Ebenen:
 - ▶ Vollständigkeit
 - ▶ vorhandene Daten gruppierbar in homogene Teilgruppen \leadsto Clusteranalyse
- Missings / fehlende Werte
 - ▶ für **zufällige Missings** nutze Imputationstechniken
 - ▶ **strukturelle Missings**: Rekonstruktion wäre inhaltlich falsch, z.B. bei Krankenversicherung Angaben über Brustkrebsvorsorge bei Männern
 - ▶ mögliche Strategien
 - separate Analyse je Untergruppe verschenkt Evidenz auf gem. Prädiktoren
 - verletzt Tukey's *borrowing strength* Konzept
 - hierarchische Modelle nicht zutreffend, denn Hierarchiefestlegung erfolgt bei diesen ohne Ansicht der Daten
 - neue Ansätze gefragt. . .

Multivariate Herangehensweise

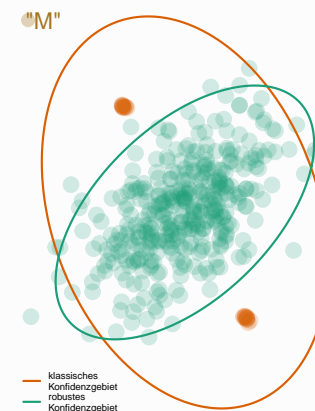
- essentiell im Multivariaten:
 - simultane Betrachtung vieler Dimensionen
 - ...Betrachtung jedes Merkmals für sich ist nicht genug



Multivariate Herangehensweise: Geometrie

- wichtige Entscheidung: **Wahl der Geometrie**
- verwende problembezogenen Abstand, z.B.:
 - ▶ modellbasierten Abstand
 - Beispiel Mahalanobisabstand
 - natürlicher Abstand bei elliptisch symmetrischen Daten
 - ▶ informationsbasierten Abstand (gemäß Entropie/Fisher-Information)
 - Beispiel Anteilswertschätzung:
 - $\hat{p} = 50\%$ ist näher an 55% als $\hat{p} = 90\%$ an 95% , weil 90% präziser (Varianz $0.09/n$) schätzbar als 50% (Varianz $0.25/n$)

Robustheitsaspekte



...entscheidend: **Wahl der Geometrie**

- ▶ gute, datenbasierte Wahl des Bezugsrahmens / des "Normalitätsbereichs"
- "bulk of the data"

Maskierungsproblematik

...bei Verwendung klassischer "Normalitätsbereiche" können Auffälligkeiten durch Ausreißer maskiert werden

vgl. Hadi/Simonoff(93) bzw. Maronna et al.(06)

Robustheitsaspekte

- grundsätzliche **Modellskepsis**: Modell nur als Näherung
 - jede Beobachtung könnte auch ein **Ausreißer** sein (also ein singulärer, sich nicht reproduzierender Effekt)
- ⇒ Vorsicht, wenn Verfahren sich besonders auf Features **“Uli Hoeneß”** stützen...

■ insofern: ...anders als Sherlock Holmes...

Statistik leistet komplementären Beitrag zu Whistleblowern und “Spürnasen mit guter Intuition”

- spielt volle Macht bei Phänomenen aus, die sich oft in Lernstichprobe replizieren
- ist nicht **Sherlock**, sondern **Watson**¹, der fleißige Aktenfresser...
- gut zur automatischen Abarbeitung des Brot- und Buttergeschäfts

¹nicht notwendig von IBM ...:-)

Besser / Anders als Sherlock Holmes...

- was die moderne Statistik für die **Betrugserkennung** in der **Versicherung** leisten kann (und was nicht)

Drei Anwendungsfelder von statistischer Betrugsdetektion

Auffälligkeitsdetektion

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

Forensische Schadenshochrechnung

Wie findet Watson Auffälligkeiten?



Auffälligkeitsdetektion

- wichtige Entscheidung: was ist auffällig / verdächtig?
 - ~ Abgleich mit Fachexperten
 - ungewöhnlich “große” Beobachtungen ~ lagebasierte Outlyingness
 - ungewöhnlich häufige Beobachtungen ~ modellbasierte Outlyingness
 - “zu ähnliche” Beobachtungen ~ ähnlichkeitsbasierte Konzepte
- Ergebnis: Auffälligkeitsscore
- Beispiele univariater Konzepte:
 - Ziffernanalyse, vgl. [Nigrini/Mittermaier\(97\)](#), [Nigrini\(99\)](#)
 - ~ Newcomb/Benford Verteilungstests



Ähnlichkeitsanalyse bei Abrechnungsbetrug

- Kontext: Abrechnungsbetrug; Fixpreise/Einzelleistung (vgl. Ärzteabrechnung gegen KV)
- Muster 1: best. Teil-Positionen kommen ungewöhnlich gehäuft vor
—Verdacht: **Mehrfachabrechnung**
 - ▶ finden eines geeigneten Ähnlichkeitsmaßes, das 3 Aspekte berücksichtigt
 - Mindestmaß an Übereinstimmung zwischen Abrechnungen (sonst zu viele)
 - Bewertung Zahl Übereinstimmungen in Positionen zwischen zwei Rechnungen
 - Bewertung "zu wievielen Rechnungen ist man ähnlich?"
 - \sim Aufwand $O(n^3)$
 - ▶ Ausschluss bekannter, "korrekter" Ähnlichkeiten (Positivliste)
 - ▶ anschließend explorative Analyse der gefundenen Ähnlichkeiten
 - ▶ Problemgröße
 - \sim 3GB Daten/Quartal analysiert in 1 CPU-Tag (natürlich parallelisierbar)
 - anschließend \sim 50 – 100 Verdachtsfälle, diese werden manuell gescreent

Ausreißererkennung bei Abrechnungsbetrug

- Muster 2: ungew. Positionskombinationen werden abgerechnet
—Verdacht: **Falschabrechnung**
 - ▶ Auffälligkeit festgestellt an relativer Wertigkeit in Rechnung
 - ⇒ Beobachtungen im Raum der W-Maße auf \mathbb{N} \leadsto spezielle Geometrie
 - ▶ Abstand mit Domänen-Fachleuten abgestimmt: expertengewichteter Totalvariations-/ L_1 -Abstand zwischen Maßen
 - ▶ Bilden einer Distanz-Matrix zwischen den Rechnungen
 - ▶ heterogene Daten \leadsto homogene Untergruppen mit distanzbasiertem Clustern
 - ▶ nicht/schlecht zuordenbare Beobachtungen sind "auffällig"
 - ▶ Problemgröße
 - \sim 3GB Daten/Quartal analysiert in 0.3 CPU-Tagen (parallelisierbar)
 - wieder \sim 50 – 100 Verdachtsfälle, die manuell gescreent werden

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

Wirtschafts Woche Service Abo Shop Newsletter Login Registrieren Suchbegriff, WKN, ISIN

UNTERNEHMEN FINANZEN POLITIK ERFOLG TECHNOLOGIE US-WAHL

PREMIUM Finanzämter rüsten auf 18. September 2015

Die digitalen Steuerfahnder kommen



Mit modernster Technik wollen die Finanzämter Steuerbetrügern auf die Schliche kommen

Bild: Ullstein Bild, Getty Images (Montage: Dmitri Broido)

von Niklas Hoyer > und Daniel Schönwitz >

Finanzämter haben aufgerüstet. Mit geheimer Software wollen sie Steuerbetrügern auf die Schliche kommen und kleinere Schummeleien aufdecken – wann die Systeme Alarm schlagen, wer mit kritischen Nachfragen rechnen muss.

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

Wirtschaftswoche W ONLINE

Hoyer, Niklas
Schönwitz, Daniel
18.09.2015

TEILEN **TWITTERN** **TEILEN** **E-MAIL**

... RMS, das „Risikomanagementsystem Veranlagung 2.0“ wird schon eingesetzt – bundesweit. ...

Algorithmen treffen immer besser

Jetzt werten die Behörden über das RMS sogar aus, welche Risikohinweise in der Praxis wirklich zu Änderungen durch die Finanzbeamten führen und wie viel das bringt. Haben Hinweise keinen nennenswerten Effekt, verschwinden sie wieder.

Offenbar mit Erfolg: Die Hinweise seien „treffsicherer geworden“, sagt Michael Holtz, Finanzbeamter in Düsseldorf. „Die Algorithmen sind offenbar nicht so schlecht“, konstatiert selbst der Berliner Steuerberater Einbrodt.

...

Big Data im Finanzamt

Vom Ziel, dass unauffällige Steuererklärungen bundesweit direkt durchlaufen und automatisch in einen Steuerbescheid umgesetzt werden, ist die Finanzverwaltung nicht mehr weit entfernt.

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

- es stehen nur begrenzte Prüf-/Inspektionsressourcen zur Verfügung
- \leadsto nur Teil der Grundgesamtheit kann geprüft werden \leadsto welcher Teil?
- zufällige Ziehung vs. risikobasierte Reihenfolge (Pickett(06), Alm et al.(93), Bowlin(11))
- um alle unter Risiko zu setzen / neue Betrugsformen zu detektieren:
Reservierung eines Kapazitätsanteils (z.B. 5%) für Zufallsauswahl,
(vgl. Gupta/Nagadevara(07))
- risikobasierte Reihenfolge hier:
 - Optimierung der Rückholquote
 - \leadsto Abarbeitung der Prüfeinheiten nach Schadensvorhersage
 - \leadsto **Rankingproblem**: Vorhersage, welche Beob. produzieren k größte Schäden

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

- **Achtung**: das Rankingproblem führt auf Non-Standard Verlust-/Scoringfunktionen:
 - ▶ Vorhersagepräzision kein Primärziel
 - ▶ Ziel: zu Prüfkapazität α Identifikation der größten α Schäden
 - \leadsto andere *Verlustfunktion* als KQ vgl. Cléménçon et al.(05,08)
(allerdings schwierig mit Variablenselektion zu verbinden)
 - \leadsto andere proper scoring rule als MSE (discrete PRS) vgl. Epstein(69)
- zur Lösung der Rankingvorhersage:
indikatorbasierte Schadensvorhersage auf der Grundgesamtheit \leadsto
 - ▶ zur Vermeidung Overfitting getrennte Lern- und Validierstichprobe
 - ▶ wegen Heterogenität: **randomisierte Kreuzvalidierung** (rCV)
(z.B. 10.000 runs) in allen 3 Phasen:
1 Modellwahl, 2 Modellfit, 3 Validierung

Risikobasierte Inspektionsreihenfolge

- 1 Modellwahl:
 - ▶ auf jeder Lernstichprobe Gradient Boosting (Bühlmann/Hothorn(07)) zur Variablenselektion
 - ▶ auf jeder Validierung Auswertung der Rankingperformance
 - ▶ erfolgsgewichtete Aggregation der Selektionshäufigkeiten der einzelnen Prädiktoren
 - ▶ Auswahl der dann mit dem höchsten Ziehungsgewicht gezogenen Variablen
 - 2 Modellfit:
 - ▶ wg Heterogenität: erneut rCV mit festem Modell zum Modellfit
 - ▶ dabei verschiedene robuste Verfahren (robustbase Rousseeuw et al. (2015)) ausgewertet; für jedes der Verfahren parallel
 - ▶ auf jeder Validierung Auswertung der Rankingperformance
 - ▶ erfolgsgewichtete Aggregation der Koeffizienten der einzelnen Prädiktoren
 - 3 Validierung
 - ▶ out-of-sample Validierung und Vergleich der Konkurrenzverfahren
 - ▶ Benchmark: reine Zufallsauswahl, bestehende Verfahren
- Problemgröße
Stichprobe: $n \sim 10.000$, #Prädiktoren ~ 300 in 100 CPUTage (parallelisierbar)
teuer: robuste Regression; am Ende Modell mit $\ll 50$ Prädiktoren
Verfahren schlägt Referenzverfahren und reine Zufallsauswahl deutlich. . .

Forensische Schadenshochrechnung

ÄrzteZeitung  19.08.2016

AOK Bayern holt Millionen zurück

Seit 2004 geht die Fehlverhaltenstelle der AOK Bayern gegen Abrechnungsbetrug und Co vor. Seither hat sie sich 41 Millionen Euro zurückgeholt. Allein in den vergangenen zwei Jahren wurden über 5000 Verdachtsfälle bearbeitet.

Von Jürgen Stoschek



Gefälschtes Rezept? Diese Masche ist nur eine von vielen Varianten, wie Betrüger versuchen, sich an den Krankenkassen zu bereichern.

© pixelfokus / fotolia.com

MÜNCHEN. Wenn es um die Verfolgung von Fehlverhalten im Gesundheitswesen geht, ist die AOK Bayern nach eigenen Angaben "sehr erfolgreich": In den Jahren 2012 und 2013 haben alle gesetzlichen Krankenkassen bundesweit rund 42,8 Millionen Euro zurückgeholt.

"Fast ein Viertel davon, nämlich 10,3 Millionen Euro entfallen allein auf die AOK Bayern", erklärte Verwaltungsratsvorsitzender Matthias Jena vor der Presse in München. Zum Vergleich: Gemessen

Forensische Schadenshochrechnung

Pflegebetrug

Gesundheitsminister will Pflegedienste stärker kontrollieren

19.06.2016 | 07:55 Uhr



Bundesgesundheitsminister Hermann Gröbe (CDU) kündigte im Gespräch mit unserer Redaktion ein härteres Vorgehen gegen Pflegebetrug an. Foto: Reto Klar

Berlin. Gesundheitsminister Gröbe appelliert an die Länder, stärker gegen Pflegebetrug vorzugehen. Er plant zudem eine Gesetzesverschärfung.

Bundesgesundheitsminister Hermann Gröbe hat eine rasche Gesetzesverschärfung angekündigt, um Betrug in der ambulanten Pflege einzudämmen. Künftig könnten sämtliche Pflegedienste in Deutschland unangemeldet kontrolliert werden, wenn ein Verdacht gegen sie vorliege, sagte der CDU-Politiker unserer Redaktion.

Forensische Schadenshochrechnung

- Kontext: Klagesachen im Zsh. Ärzteabrechnungsbetrug gegen KV
- Problem:
 - ▶ erheblicher Gesamtschaden entsteht durch Kumulierung vieler kleiner Einzelschäden
 - ▶ Betrugseinheit ist die einzelne falsche Abrechnung
 - ▶ aus Kapazitätsgründen keine Einzelfallprüfung möglich
- ~ Kann ein Schaden von einer polizeilich festgestellten Stichprobe auf den Gesamtabrechnungsbestand hochgerechnet werden und wenn ja, unter welchen Voraussetzungen?
- Grundsatz: "in dubio pro reo"
- Stichprobenziehung induziert Zufallsfehler
- ~ für den Einsatz vor Gericht: **untere Garantiegrenzen** für Schäden

Forensische Schadenshochrechnung

- typische statistische Fragestellungen:
 - ▶ Stichprobenziehungsverfahren:
 - aus Praktikabilität Klumpenstichprobe (Ziehung v. Patienten statt Behandlungen)
 - Absicherung, dass eine zufällige Stichprobe gezogen wird
 - ▶ Berechnung der Konfidenzschranke
 - Caveat: Betrugereignisse müssen nicht unabhängig sein
 - Berücksichtigung durch geeignetes Superpopulationsmodell
 - ▶ Homogenitätstests
 - juristisch relevant: Ist Betrugsrate im Zeitverlauf konstant?
 - ▶ Versuchsplanung
 - Aufteilung polizeilicher Ermittlungsressourcen so, dass möglichst hohe statistische Evidenz erzielt wird
 - gleichzeitig aber die Stichprobe keine systematischen Verzerrungen induziert
 - ~ Fallzahloptimierung

Forensische Schadenshochrechnung

Rechtssprechung:

- Hochrechnung bei bei Ärzteabrechnungsbetrug Standard?
 - ▶ in Deutschland (noch) nicht
 - ▶ einzelne Strafverfahren mit mathematisch-statistischen Gutachtern abgeschlossen (Kollegen [Schwabe](#), [Franke](#), [R.](#))
 - ▶ insbesondere noch nicht bei Schadenersatzklagen vor Sozialgerichten
- in Vorbereitung: gem. Arbeit mit [J. Franke](#), [C. Erlwein-Sayer](#), [E. Massini](#) in juristischer Fachpublikation zur Etablierung dieser Standards
- in diesem Zusammenhang Dialog mit Bundessozialgericht und Bundesgerichtshof
- Übertragbarkeit auf Pflegedienstabrechnungsbetrug?

Literatur

■ Überblicksartikel/Monographien:

- Albrecht, W.S., Albrecht, C.O., Albrecht, C.C., Zimbelman, M.F. (2011). *Fraud examination*. 4th edn. South-Western, Cengage Learning, OH.
- Bolton, R.J., Hand, R.J. (2002). Statistical Fraud Detection: A Review, *Statistical Science* **17**(3):235–249.
- Phua, C., Lee, V., Smith, K., Gayler, R. (2005). A Comprehensive Survey of Data Mining-based Fraud Detection Research. *Artificial Intelligence Review*, 1–14.

■ Beispiele von Papern zu Betrugserkennung im Versicherungssektor

- Artis, M., Ayuso, M., Guillén, M. (1999). Modelling different types of automobile insurance fraud behaviour in the Spanish market. *Insurance Mathematics and Economics* **24**:67–81.
- Brocket, P.L., Xia, X., Derrig, R.A. (1998). Using Kohonen's self-organising feature map to uncover automobile bodily injury claims fraud. *The Journal of Risk and Insurance* **65**:245–274.
- Glasgow, B. (1997). Risk and fraud in the insurance industry. In *AAAI Workshop on AI Approaches to Fraud Detection and Risk Management*, AAAI Press, Menlo Park, CA, pp. 20–21.
- Schiller, J. (2006). The impact of insurance fraud detection systems. *Journal of Risk and Insurance*, **73**(3):421–438.
- Viaene, S., Derrig, R.A., Baesens, B., Dedene, G. (2002). A Comparison of State-of-the-Art Classification Techniques for Expert Automobile Insurance Claim Fraud Detection. *Journal of Risk and Insurance*, **69**(3):373–421.

Literatur (cont.)

■ Gütemaße für Vorhersage(verteilungen)

- Epstein, E.S. (1969). A scoring system for probability forecasts of ranked categories. *Journal of Applied Meteorology*, **8**(6):985–987.
- Gneiting, T. and Raftery, A. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation *Journal of the American Statistical Association*, **102**(477):359–378.
- Gneiting, T. (2011). Making and evaluating point forecasts. *Journal of the American Statistical Association*, **106**(494):746–762.

■ Paradigmen/Herausforderungen der Betrugsdetektion

- Friedman, J., Hastie, T., Tibshirani, R. (2001). *The elements of statistical learning* (Vol. 1). Springer.
- Hadi, A.S., and Simonoff, J.S. (1993). Procedures for the identification of multiple outliers in linear models. *Journal of the American Statistical Association* **88**(424):1264–1272.
- Maronna, R.A., Martin, D., Yohai, V. (2006). *Robust statistics*. Wiley & Sons.

■ Befordverteilung in der Betrugsdetektion

- Nigrini, M.J., Mittermaier, L.J. (1997). The use of Benford's law as an aid in analytical procedures, *Auditing: A Journal of Practice and Theory* **16**:52–67.
- Nigrini, M.J. (1999). I've got your number, *Journal of Accountancy*, **187**(5):79–83.

Literatur (cont.)

■ Anwendungen von unterschiedlichen Techniken des Maschinellen Lernens in der Betrugsdetektion

- Bonchi, F., Giannotti, F., Mainetto, G., Pedreschi, D. (1999). A classification-based methodology for planning audit strategies in fraud detection. In *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 175–184.
- Deng, Q. (2009). Application of Support Vector Machine in the detection of fraudulent financial statements, In *Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science and Education*, IEEE, pp. 1056–1059.
- Doumpos, M., Gaganis, C., Pasiouras, F. (2005). Explaining qualifications in audit reports using a support vector machine methodology. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, **13**(4):197–215.
- Kirkos, E., Spathis, C., Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert systems with applications* **32**(4):995–1003.
- Lin, J.W., Hwang, M.I., Becker, J.D. (2003). A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting. *Managerial Auditing Journal*, **18**(8):657–665.
- Kallio, M., Back, B. (2011). The Self-Organizing Map in Selecting Companies for Tax Audit. In: *Emerging Themes in Information Systems and Organization Studies*, Physica-Verlag, pp. 347–358.
- Williams, G.J., Huang, Z. (1997). Mining the Knowledge Mine: The Hot Spots Methodology for Mining Large Real World Databases, In *Proc. of the 10th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, Springer, pp. 340–348.

Literatur (cont.)

■ Steuer-/Buchhaltungsbetrug

- Bonchi, F., Giannotti, F., Mainetto, G., Pedreschi, D. (1999). A classification-based methodology for planning audit strategies in fraud detection. In *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 175–184.
- Deng, Q. (2009). Application of Support Vector Machine in the detection of fraudulent financial statements, In *Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science and Education*, IEEE, pp. 1056–1059.
- Doumpos, M., Gaganis, C., Pasiouras, F. (2005). Explaining qualifications in audit reports using a support vector machine methodology. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, **13**(4):197–215.
- Kirkos, E., Spathis, C., Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert systems with applications* **32**(4):995–1003.
- Lin, J.W., Hwang, M.I., Becker, J.D. (2003). A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting. *Managerial Auditing Journal*, **18**(8):657–665.
- Kallio, M., Back, B. (2011). The Self-Organizing Map in Selecting Companies for Tax Audit. In: *Emerging Themes in Information Systems and Organization Studies*, Physica-Verlag, pp. 347–358.
- Perols, J. (2011). Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms, *Auditing: A Journal of Practice and Theory* **30**:19–50.
- Sharma, A., Panigrahi, P. (2012). A Review of Financial Accounting Fraud Detection Based on Data Mining Techniques, *International Journal of Computer Applications* **39**(1):37–47.
- Wu, R.S., Ou, C.S., Lin, H.Y., Chang, S.I., Yen, D.C. (2012). Using data mining technique to enhance tax evasion detection performance, *Expert Systems with Applications*, **39**(10):8769–8777.

Literatur (cont.)

■ risikobasierte Stichprobenziehung

- Alm, J., Cronshaw, M.B., McKee, M (1993). Tax compliance with endogenous audit selection rules. *Kyklos*, **46**(1):27–45.
- Bowlin, K. (2011) Risk-Based Auditing, Strategic Prompts, and Auditor Sensitivity to the Strategic Risk of Fraud. *The Accounting Review*, **86**(4):1231–1253.
- Gupta, M., Nagadevara, V. (2007). Audit selection strategy for improving tax compliance—Application of data mining techniques. In *Foundations of Risk-Based Audits. Proceedings of the eleventh International Conference on e-Governance*, Hyderabad, India, December, pp. 28–30.
- Pickett, K.S. (2006). *Audit planning: A risk-based approach*. John Wiley & Sons.

Literatur (cont.)

■ Verlustfunktionen für das Rankingproblem

- Cléménçon, S., Lugosi, G., Vayatis, N. (2005). Ranking and scoring using empirical risk minimization. In *International Conference on Computational Learning Theory*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 1–15.
- Cléménçon, S., Lugosi, G., Vayatis, N. (2008). Ranking and empirical minimization of U-statistics. *The Annals of Statistics*, **36**(2):844–874.

■ Speziell: Modellselektion im genannten Inspektionsreihenfolgefall


- Bühlmann, P., Hothorn, T. (2007). Boosting algorithms: Regularization, prediction and model fitting (with discussion), *Statistical Science*, **22**:477–522.
- Foster, D., Stine R. (2004). Variable Selection in Data Mining: Building a Predictive Model for Bankruptcy, *JASA*, **99**(466), 303–313.
- Kauermann, G., Ormerod, J.T, Wand, M.P. (2010). Parsimonious classification via generalized linear mixed models. *Journal of classification* **27**(1):89–110.

■ Schadenhochrechnung in der Forensik

- Ruckdeschel, P., Franke, J., Erlwein-Sayer, C., Massini, E. (2016): Methode zur Berechnung eines Garantieschadens als sichere untere Schranke für den Gesamtschaden. Preprint.

Literatur (cont.)

■ verwendete Software

- R Development Core Team (2016).  1: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, <https://www.R-project.org>.
- Hothorn, T., Bühlmann, P., Kneib, T., Schmid, M., and Hofner, B. (2016). mboost: Model-Based Boosting, R package version 2.6-0, <https://CRAN.R-project.org/package=mboost>.
- Robin, X., Turck, N., Hainard, A., Tiberti, N., Lisacek, F., Sanchez, J-C., Müller, M. (2011). pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics*, **12**, p. 77.
- Rousseeuw, P., Croux, C., Todorov, V., Ruckstuhl, A., Salibián-Barrera, M., Verbeke, T., Koller, M., Maechler, M. (2015). robustbase: Basic Robust Statistics. R package version 0.92-5. <https://CRAN.R-project.org/package=robustbase>
- Stahel, W., Maechler, M. and potentially others (2013). robustX: eXperimental Functionality for Robust Statistics. R package version 1.1-4. <https://CRAN.R-project.org/package=robustX>
- Todorov, V., Filzmoser, P. (2009). An Object-Oriented Framework for Robust Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software*, **32**(3):1–47. <http://www.jstatsoft.org/v32/i03/>.