

Methodische Dokumentation zum Versorgungskompass

Ambulantisierungspotenzial

Inhalt

Operationalisierung potenziell ambulantisierbarer Leistungen	2
Kontextprüfung	2
Strikte Ausschlussgründe	2
„Probabilistische“ Kontextfaktoren	3
Ausschluss von Geburten	4
Statistisches Modell zur Prädiktion der individuellen Ambulantisierungswahrscheinlichkeiten	4
Datengrundlage	4
Wahl und Training des Modells	5
Prädiktive Performance auf den Testdaten	5
Schätzung des Ambulantisierungspotenzials	6
Hochrechnung und Standardisierung	7
Literaturverzeichnis	8

Operationalisierung potenziell ambulantisierbarer Leistungen

Die Definition potenziell ambulantisierbarer Leistungen folgt dem IGES-Gutachten zur Erweiterung des Katalogs ambulant durchführbarer Operationen und sonstiger stationärer Eingriffe nach § 115b SGB V (AOP-Katalog) (Albrecht et al., 2022). Zusätzlich zu den 2.879 Operationen- und Prozedurenschlüsseln (OPS), die im Erstellungszeitraum des Gutachtens bereits im AOP-Katalog enthalten waren, wurden in diesem Gutachten weitere 2.476 OPS zur Aufnahme in den AOP-Katalog empfohlen. Die im Versorgungskompass vorgenommene Schätzung des Ambulantisierungspotenzials basiert auf all diesen 5.355 (= 2.879 + 2.476) von den Gutachtern als grundsätzlich ambulantisierbar eingestuften medizinischen Leistungen.

Die im IGES-Gutachten (Albrecht et al., 2022) verwendeten OPS-Kodes beziehen sich auf den OPS-Katalog des Jahres 2019. Aufgrund von Änderungen der OPS-Kataloge im Zeitverlauf (i. d. R. stärkeren Differenzierungen der Kodes) war ein Übertrag der potenziell ambulantisierbaren OPS auf neue Datenjahre nötig. Hierfür wurden die durch das Bundesinstitut für Arzneimittel und Medizinprodukte (BfArM) bereitgestellten OPS-Überleitungstabellen verwendet.

Kontextprüfung

Die durch das IGES-Gutachten definierten Leistungen gelten aus medizinischer Sicht als grundsätzlich ambulantisierbar. Im Einzelfall können jedoch Gründe vorliegen, die eine stationäre Leistungserbringung erforderlich machen. Zu diesen Gründen können beispielsweise schwere Begleiterkrankungen der zu behandelnden Person oder komplexe operative Eingriffe im selben Behandlungsfall, die beispielsweise mit erhöhtem Blutverlust verbunden sind und damit nicht ambulant erbringbar sind, zählen. Zur Erfassung solcher Ausschlussgründe von der ambulanten Leistungserbringung wurden im Rahmen des IGES-Gutachtens sogenannte Kontextfaktoren definiert (Albrecht et al., 2022). Diese Kontextfaktoren wurden unter Berücksichtigung der Evidenz aus Voranalysen (Repschläger et al., 2022b; Rößler et al., 2022) bei der Schätzung des Ambulantisierungspotenzials berücksichtigt und um weitere Faktoren ergänzt. Hierbei wurde zwischen strikten Ausschlussgründen von der Ambulantisierung und „probabilistischen“ Kontextfaktoren unterschieden.

Strikte Ausschlussgründe

Bei Vorliegen der folgenden Merkmale im betrachteten Krankenhausfall wurde angenommen, dass eine ambulante Leistungserbringung unmöglich war:

- stationäre Beatmung,
- Versterben im Krankenhaus,
- Entlassung in ein Hospiz.

Das IGES-Gutachten berücksichtigte weder das Versterben im Krankenhaus noch die Entlassung in ein Hospiz als Kontextfaktoren, da Versterben und andere Entlassungsgründe erst ex post (d.h. nach Ab-

schluss der Behandlung) bestimmbar sind. Die im Versorgungskompass vorgenommene Schätzung des Ambulantisierungspotenzials zielt im Gegensatz zum IGES-Gutachten jedoch nicht auf eine praktische Dokumentation von Ausschlussgründen durch Leistungserbringer und kann daher von diesen ex post verfügbaren Informationen Gebrauch machen.

„Probabilistische“ Kontextfaktoren

Im Gegensatz zu den oben genannten strikten Ausschlussgründen müssen die weiteren durch das IGES-Gutachten definierten Kontextfaktoren nicht zwangsläufig eine stationäre Leistungserbringung bedingen. So zeigten empirische Vergleiche von stationären und ambulanten Fällen, dass viele Kontextfaktoren in relevanter Häufigkeit auch bei ambulanten Fällen auftreten und daher in unterschiedlichem Maße zur Trennung von stationärer und ambulanter Leistungserbringung geeignet sind (Rößler et al., 2022).

Zur Bestimmung des Ambulantisierungspotenzials wurden die in Tabelle 1 dargestellten Kontextfaktoren verwendet und analog zu Voralysen operationalisiert (Repschläger et al., 2022b; Rößler et al., 2022). Stationäre Fälle ohne einen dieser Kontextfaktoren und ohne strikten Ausschlussgrund (s. o.) wurden als ambulantierbar betrachtet. Stationäre Fälle, die keinen strikten Ausschlussgrund, aber mindestens einen der in Tabelle 1 beschriebenen, „probabilistischen“ Kontextfaktor aufwiesen, wurden jedoch nicht zwangsläufig als nicht ambulantierbar betrachtet. Stattdessen wurde für diese Fälle ein statistisches Prädiktionsmodell zur Schätzung der Ambulantisierungswahrscheinlichkeit eingesetzt (s. u.).

Tabelle 1: Im Rahmen der Kontextprüfung angewandte, probabilistische Kontextfaktoren

Kontextfaktor	Beschreibung
stationäre Behandlung laut OPS angezeigt (inkl. .xy-Codes) (K2)	Behandlung nur stationär durchführbar aufgrund der Art der OPS-Leistung. Hier sind OPS inbegriffen, die .x oder .y enthalten. Die Auswahl dieser OPS erfolgte auf Grundlage der von den IGES-Gutachtern vorgeschlagenen Verfahrensweise.
stationäre Behandlung durch Diagnose angezeigt (K6)	Diagnosen, die eine besondere Akuität aufweisen und dadurch einen stationären Aufenthalt begründen. Die Auswahl der Diagnosen folgt dem IGES-Gutachten. Neben den Diagnosen im betreffenden stationären Aufenthalt der potenziell ambulantierbaren Leistung wurden stationäre und ambulante Diagnosen aus den vier Vorquartalen unter Anwendung des M2Q-Kriteriums herangezogen.
stationäre Behandlung aufgrund von Gebrechlichkeit angezeigt (K8)	Gebrechlichkeit, operationalisiert anhand von Pflegegrad 4 oder 5 innerhalb der zwölf Monate vor Krankenhausaufenthalt und des Barthel-Index

Ausschluss von Geburten

Analog zu vorangegangenen Analysen (Repschläger et al., 2022a, 2022b; Rößler et al., 2022) wurden Geburten bei der Berechnung des Ambulantisierungspotenzials ausgeschlossen. Eine stationäre Geburt führt zur Abrechnung von zwei Fällen, von denen einer auf die Mutter und einer auf das Neugeborene entfällt. Da das Neugeborene nicht zwangsläufig bei der Mutter familienversichert wird, lassen sich nicht immer beide Fälle zusammenführen. Dies wäre aber erforderlich, da eine Geburt nur dann ambulantisierbar ist, wenn beide Fälle ambulantisierbar sind. Des Weiteren besteht die Wahlfreiheit des Geburtsorts. Eine Prüfung des Ambulantisierungspotenzials von Geburten erscheint vor diesem Hintergrund nicht zielführend. Alle Angaben zum Ambulantisierungspotenzial beziehen sich daher auf stationäre Fälle exklusive Geburten.

Statistisches Modell zur Prädiktion der individuellen Ambulantisierungswahrscheinlichkeiten

Datengrundlage

Die Basis zur Prädiktion von Ambulantisierungswahrscheinlichkeiten bildeten die BARMER-Daten des Jahres 2021 zu vollstationären Fällen, ambulanten Fällen im Krankenhaus (exklusive Belegarztfälle) und ambulanten Fällen bei niedergelassenen Ärztinnen und Ärzten mit mindestens einer Leistung, welche im alten AOP-Katalog (Stand: 2022) enthalten war. Diese Leistungen konnten seit geraumer Zeit sowohl ambulant als auch stationär erbracht werden. Eine Identifikation von Merkmalen der behandelten Patientinnen und Patienten und der Behandlungskontexte, welche mit einer hohen Wahrscheinlichkeit für eine ambulante Leistungserbringung assoziiert sind, kann somit Aufschluss über die Wahrscheinlichkeit einer ambulanten Leistungserbringung für individuelle Behandlungsfälle geben.

Ein analoges Vorgehen wurde bereits an anderer Stelle zur Prädiktion des Ambulantisierungsvolumens und zur Gewichtung von Kontextfaktoren verwendet (Rößler et al., 2022). Im Gegensatz zu dieser Voranalyse wurde die Basis möglicher Prädiktoren einer ambulanten Leistungserbringung im Rahmen der hier präsentierten Analysen deutlich erweitert. So wurden die folgenden Variablen in die Analysen einbezogen:

- Alter der zu behandelnden Person in Jahren,
- Geschlecht,
- komplexe Operationen im selben Behandlungsfall (IGES-Kontextfaktor K2),
- Pflegegrad,
- Anzahl an OPS-Kodes nach OPS-Kapitel (Kapitel 1: Diagnostische Maßnahmen bis Kapitel 9: Ergänzende Maßnahmen) im selben Behandlungsfall,
- 356 im Rahmen des morbiditätsorientierten Risikostrukturausgleichs des Jahres 2021 definierte Erkrankungen, jeweils differenziert nach
 - stationäre Diagnose ODER
 - chronische/dauerhafte Erkrankung (Vorliegen von mindestens zwei ambulanten Diagnosen derselben Erkrankung innerhalb von vier aufeinanderfolgenden Quartalen) ODER
 - weder stationäre Diagnose noch chronische/dauerhafte Erkrankung.

Diese Variablen wurden im Rahmen der statistischen Modellierung zur Vorhersage einer ambulanten Leistungserbringung verwendet. Durch den Einbezug von Diagnoseinformationen aus den Vorquartalen der Leistungserbringung wurden hierbei relevante Vorerkrankungen berücksichtigt. Das im Folgenden beschriebene und zur Modellierung eingesetzte Machine-Learning-Verfahren wurde somit zur Erkennung vielfältiger und komplexer Zusammenhänge befähigt. Dies schließt beispielsweise die Erkennung einer geringeren Wahrscheinlichkeit für eine ambulante Leistungserbringung bei Patientinnen und Patienten in kardial instabilen Zuständen (z. B. aufgrund bestehender Herzinsuffizienz) ein, welche sich einem deutlich erhöhten Narkoserisiko gegenübersehen.

Wahl und Training des Modells

Als prädiktiver Algorithmus wurde Extreme Gradient Boosting (XGBoost) als nichtparametrisches, regressionsbaumbasiertes Verfahren eingesetzt (Chen & Guestrin, 2016). XGBoost eignet sich zur Analyse umfangreicher Datensätze mit einer Vielzahl an Prädiktoren und erwies sich in zahlreichen Analysekontexten als anderen prädiktiven Methoden überlegen (Deng et al., 2022; Wang & Ross, 2018; Xu et al., 2019).

Zur Durchführung der statistischen Analyse wurde der Gesamtdatensatz in einen Trainingsdatensatz (80%) und einen Testdatensatz (20%) zerlegt. Das statistische Modell wurde auf dem Trainingsdatensatz mittels 5-fold Cross Validation über insgesamt 108 Parameterkonstellationen trainiert (Tabelle 2). Diejenige Parameterkonstellation mit der besten prädiktiven Performance auf den Trainingsdaten ist in der Tabelle per Fettdruck hervorgehoben.

Tabelle 2: Parameterwerte zur Definition des im Rahmen der Cross Validation verwendeten Training-Grids

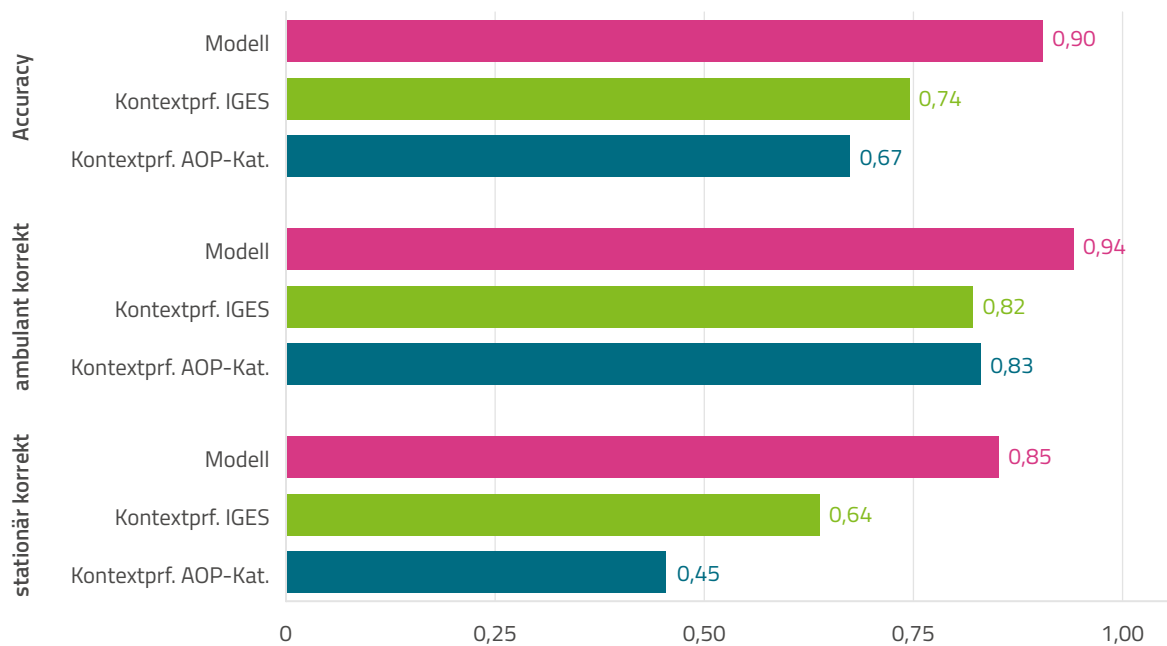
Parameter	Werte
maximale Anzahl an Boosting Iterations	{50, 100, 200 , 500, 750, 1.000}
maximale Tiefe eines Regressionsbaums	{6, 8, 10, 15 , 20, 25}
Learning Rate	{ 0.2 , 0.25, 0.3}

Prädiktive Performance auf den Testdaten

Das unter Verwendung der durch Cross Validation bestimmten Parameterwerte geschätzte statistische Modell wurde anschließend auf den Testdaten evaluiert. Zum Vergleich wurde hierbei sowohl die durch das IGES-Gutachten (Albrecht et al., 2022) als auch die durch den AOP-Katalog des Jahres 2023 vorgesehene Kontextprüfung verwendet. Alle Ansätze wurden hinsichtlich ihrer Eignung zur Trennung von ambulanter und stationärer Leistungserbringung untersucht. Hierzu wurden drei Performance-Maße betrachtet. Neben der Accuracy als Maß für die Güte der Gesamtklassifikation wurden die Anteile an korrekt klassifizierten ambulanten bzw. stationären Fällen berechnet.

Die Ergebnisse der Evaluation auf den Testdaten zeigten deutlich die Überlegenheit des prädiktiven Modells gegenüber den Kontextprüfungen nach IGES-Gutachten bzw. AOP-Katalog bei der Trennung zwischen ambulanter und stationärer Leistungserbringung (Abbildung 1). So lag der Anteil der insgesamt korrekt klassifizierten Fälle unter Einsatz des Modells bei 90%, während er bei Anwendung der Kontextprüfungen bei 74% (IGES-Gutachten) bzw. 67% (AOP-Katalog) lag. Das prädiktive Modell identifizierte hierbei sowohl ambulante als auch stationäre Fälle in deutlich höherem Maße als die beiden Kontextprüfungen.

Abbildung 1: Performance des Prädiktionsmodells sowie der Kontextprüfung nach IGES-Gutachten bzw. AOP-Katalog bei der Trennung von ambulanten und stationären Fällen in den Testdaten



Quelle: BARMER-Daten 2021

Schätzung des Ambulantisierungspotenzials

Aufbauend auf den oben dargestellten Grundlagen wurde die individuelle Ambulantisierbarkeit a_i des stationären Falles $i = 1, \dots, N$ bei Vorliegen einer potenziell ambulantisierbaren Leistung und Abwesenheit eines strikten Ausschlussgrundes berechnet als:

$$a_i = \begin{cases} p_i & \text{mind. ein „probabilistischer“ Kontextfaktor lag vor} \\ 1 & \text{kein „probabilistischer“ Kontextfaktor lag vor,} \end{cases}$$

wobei p_i die aus dem statistischen Modell abgeleitete, prädizierte Wahrscheinlichkeit für eine ambulante Leistungserbringung bezeichnet. Für alle Fälle ohne ambulantisierbare Leistung oder mit striktem Ausschlussgrund gilt $a_i = 0$.

Die Schätzung des (aggregierten) Ambulantisierungspotenzials A erfolgte schließlich durch die Summe der individuellen Ambulantisierbarkeitswerte relativ zur Gesamtzahl der stationären Fälle:

$$A = \frac{\sum_{i=1}^N a_i}{N} \times 100,$$

wobei die Multiplikation mit 100 zur Darstellung als Prozentwert vorgenommen wurde. Schätzungen des Ambulantisierungspotenzials für Subgruppen (nach Region, Alter oder Geschlecht) erfolgten über die Betrachtung der entsprechenden Teilmengen der stationären Fälle.

Während die statistischen Analysen auf BARMER-Daten durchgeführt wurden, beziehen sich die bereitgestellten Indikatoren zum Ambulantisierungspotenzial auf die Gesamtbevölkerung. Die hierzu verwendeten Berechnungsverfahren werden im Folgenden beschrieben.

Hochrechnung und Standardisierung

Die Hochrechnung der Daten der BARMER-Versicherten auf die Gesamtbevölkerung erfolgte mittels Entropy Balancing (Hainmueller, 2012). Hierfür wurden Daten des Statistischen Bundesamtes zur Alters- und Geschlechtsverteilung in den einzelnen deutschen Bundesländern verwendet. Auf Grundlage dieser bundeslandspezifischen Daten wurden mittels Entropy Balancing Gewichte für die einzelnen BARMER-Versicherten gebildet. Unter Einsatz dieser Gewichte können die demografischen Eigenschaften der BARMER-Versicherten denjenigen der Gesamtbevölkerung angepasst und es kann somit eine adjustierte Hochrechnung auf die Gesamtbevölkerung vorgenommen werden.

Während die Hochrechnung der BARMER-Daten Rückschlüsse auf die Gesamtbevölkerung ermöglicht, kann es beispielsweise für einen Vergleich verschiedener Regionen sinnvoll sein, Unterschiede in der Alters- und Geschlechtsverteilung dieser Regionen zu eliminieren. Hierfür wurde ein Verfahren der direkten Standardisierung eingesetzt. Als Referenzpopulation wurde die deutsche Standardbevölkerung 2011 verwendet. Die Standardisierung erfolgte in zwei Schritten: 1. Für jeden Landkreis wurde die relative Häufigkeit einer Alters- und Geschlechtsgruppe in der Gesamtbevölkerung in Relation zu der relativen Häufigkeit derselben Alters- und Geschlechtsgruppe in der Gruppe der BARMER-Versicherten gesetzt. 2. Die zur Hochrechnung auf die Gesamtbevölkerung verwendeten Gewichte wurden mit dem zugehörigen, aus Schritt 1 resultierenden Faktor multipliziert. Auf diese Weise wurde im Rahmen der Standardisierung die demografische Verteilung jedes Kreises derjenigen der Standardbevölkerung angepasst und somit eine direkte Vergleichbarkeit zwischen Regionen mit unterschiedlichen demografischen Merkmalen hergestellt.

Literaturverzeichnis

Albrecht, M., Mansky, T., Sander, M. & Schiffhorst, G. (2022). Gutachten nach § 115b Abs. 1a SGB V, IGES. Verfügbar unter: www.iges.com/kunden/gesundheit/forschungsergebnisse/2022/erweiterter-aop-katalog/index_ger.html [Zugriff am 27.04.2023].

Chen, T. & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.02754>

Deng, Y.-H., Luo, X.-Q., Yan, P., Zhang, N.-Y., Liu, Y. & Duan, S.-B. (2022). Outcome prediction for acute kidney injury among hospitalized children via eXtreme Gradient Boosting algorithm. Scientific Reports, 12(1), 8956. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-13152-x>

Hainmueller, J. (2012). Entropy Balancing for Causal Effects: A Multivariate Reweighting Method to Produce Balanced Samples in Observational Studies. Political Analysis, 20(1), 25–46. <https://doi.org/10.1093/pan/mpr025>

Repschläger, U., Rößler, M., Schulte, C., Sievers, C. & Wende, D. (2022a). Ergänzende Auswertungen zum IGES-Vorschlag zum ambulanten Operieren, BARMER Institut für Gesundheitssystemforschung. <https://doi.org/10.30433/ePGSF.2022.004>

Repschläger, U., Rößler, M., Schulte, C., Sievers, C. & Wende, D. (2022b). IGES-Gutachten zur Ausweitung ambulanter Operationen – Eine Potenzialermittlung unter Berücksichtigung des Behandlungskontextes, BARMER Institut für Gesundheitssystemforschung. <https://doi.org/10.30433/ePGSF.2022.002>

Rößler, M., Schulte, C., Repschläger, U., Sievers, C. & Wende, D. (2022). Die Kontextprüfung im Rahmen des IGES-Vorschlags zum ambulanten Operieren. Eine Analyse der Relevanz und Aussagekraft der Kontextfaktoren bei der Ermittlung des Ambulantisierungspotenzials, BARMER Institut für Gesundheitssystemforschung. <https://doi.org/10.30433/ePGSF.2022.007>

Wang, F. & Ross, C. L. (2018). Machine Learning Travel Mode Choices: Comparing the Performance of an Extreme Gradient Boosting Model with a Multinomial Logit Model. Transportation Research Record, 2672(47), 35–45. <https://doi.org/10.1177/0361198118773556>

Xu, Y., Yang, X., Huang, H., Peng, C., Ge, Y., Wu, H., Wang, J., Xiong, G. & Yi, Y. (2019). Extreme Gradient Boosting Model Has a Better Performance in Predicting the Risk of 90-Day Readmissions in Patients with Ischaemic Stroke. Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases, 28(12), 104441. <https://doi.org/10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2019.104441>

Impressum

Herausgeber

BARMER Institut für
Gesundheitssystemforschung (bifg)
10837 Berlin
info@bifg.de

Autoren

Martin Rößler
Danny Wende

Design und Realisation

zweiband.media GmbH, Berlin

Stand

Juni 2023