

Potenzielle klinischer Routinedaten

Harald Binder

Adjuvant Chemotherapy for Upper Tract Urothelial Carcinoma: Is There Sufficient Evidence?

TO THE EDITOR: Seisen et al¹ described an overall survival (OS) benefit in patients who received adjuvant chemotherapy (AC) after radical nephroureterectomy for pT3/T4 and/or pN+ upper tract urothelial carcinoma (UTUC). Although retrospective, it is the largest study in this subset of tumors so far and commendable in an effort to establish the role of AC. Radical surgery remains the mainstay of treatment of UTUC, and no randomized data are yet available to establish the role of AC. In the absence of a randomized study, the extensive effort of a large retrospective study often establishes clinical practice-changing conclusions, especially when conducting a prospective study is difficult because of the rarity of the disease (eg, in UTUC).

However, methodologic limitations and interpretational bias may influence the study results and make a definite conclusion for clinical practice difficult. A recent meta-analysis² had







Statistik





Statistik



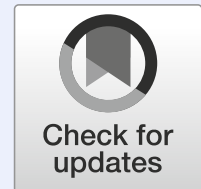
Urologe 2022 · 61:149–159

<https://doi.org/10.1007/s00120-021-01739-7>

Angenommen: 26. November 2021

Online publiziert: 23. Dezember 2021

© The Author(s), under exclusive licence to Springer Medizin Verlag GmbH, ein Teil von Springer Nature 2021, korrigierte Publikation 2022



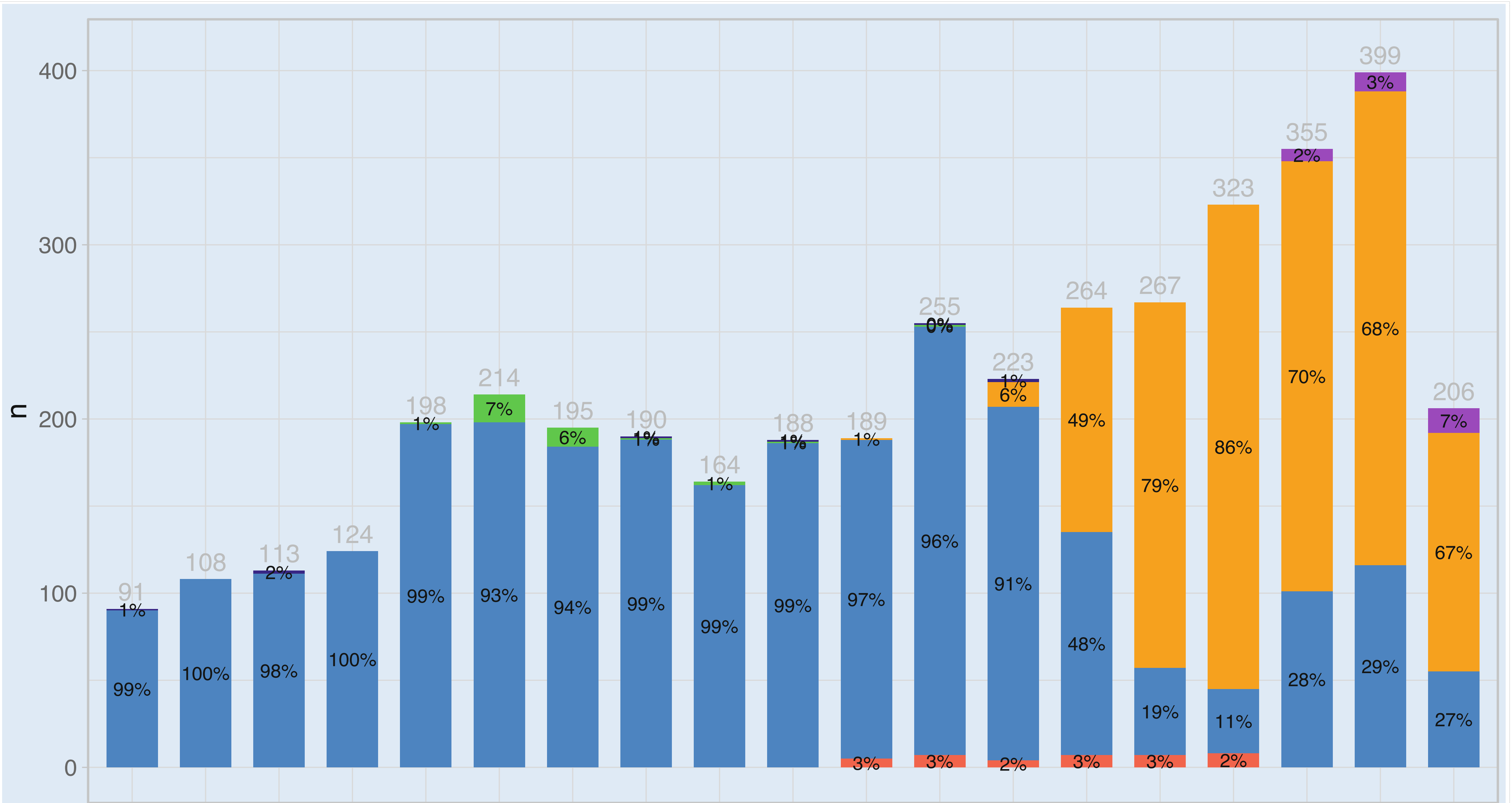
Lernen aus Kodierungsdaten – chirurgische Behandlung des benignen Prostatasyndroms

Big Data bei N40-Diagnose

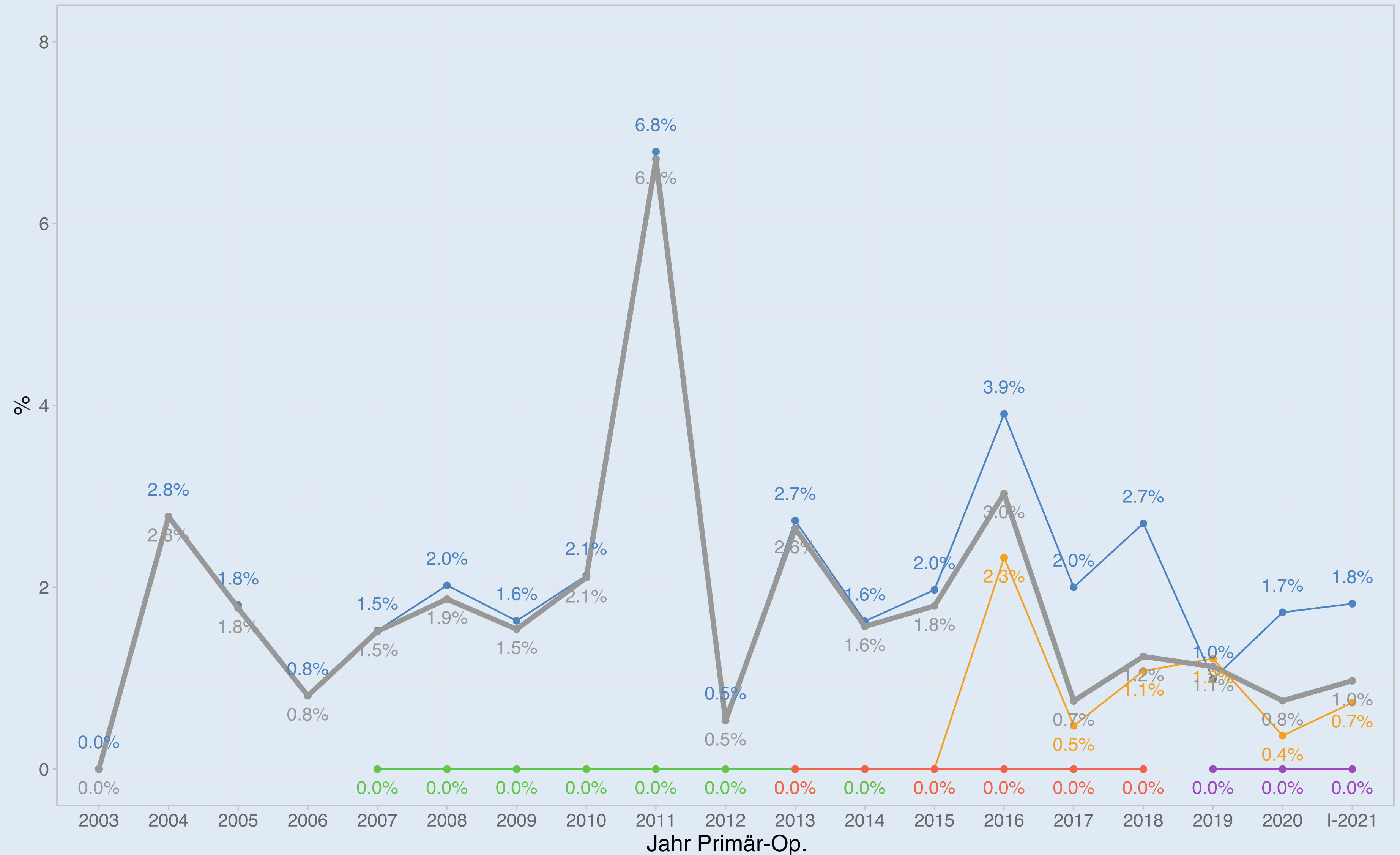
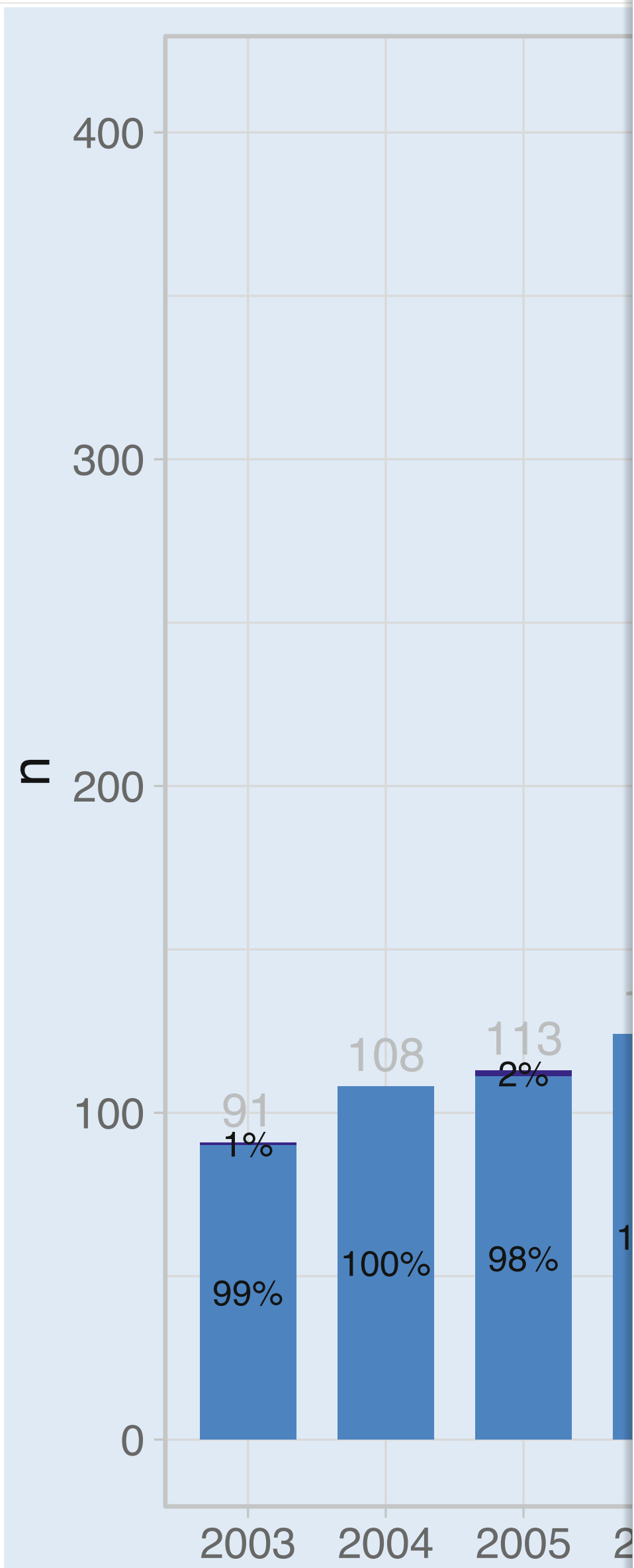
Nadine Binder¹ · J. Franz² · A. Sigle² · C. Gratzke² · A. Miernik²

¹ Medizinische Fakultät, Institut für Allgemeinmedizin, Universitätsklinikum Freiburg, Freiburg, Deutschland

² Medizinische Fakultät, Klinik für Urologie, Universitätsklinikum Freiburg, Freiburg, Deutschland



■ Aquablation
 ■ EPzA
 ■ Greenlight
 ■ HoLEP
 ■ TURP
 ■ Urolift



■ Aquablation
 ■ Gesamt
 ■ Greenlight
 ■ HoLEP
 ■ TURP
 ■ Urolift

Research

JAMA. 2023;329(16):1376-1385. doi:10.1001/jama.2023.4221

JAMA | Original Investigation

Emulation of Randomized Clinical Trials With Nonrandomized Database Analyses Results of 32 Clinical Trials

Shirley V. Wang, PhD, ScM; Sebastian Schneeweiss, MD, ScD; and the RCT-DUPLICATE Initiative

JAMA | Original Investigation

RESULTS In these highly selected RCTs, the overall observed agreement between the RCT and the database emulation results was a Pearson correlation of 0.82 (95% CI, 0.64-0.91), with 75% meeting statistical significance, 66% estimate agreement, and 75% standardized difference agreement. In a post hoc analysis limited to 16 RCTs with closer emulation of trial design and measurements, concordance was higher (Pearson r , 0.93; 95% CI, 0.79-0.97; 94% meeting statistical significance, 88% estimate agreement, 88% standardized difference agreement). Weaker concordance occurred among 16 RCTs for which close emulation of certain design elements that define the research question (PICOT) with data from insurance claims was not possible (Pearson r , 0.53; 95% CI, 0.00-0.83; 56% meeting statistical significance, 50% estimate agreement, 69% standardized difference agreement).

RESEARCH PAPER

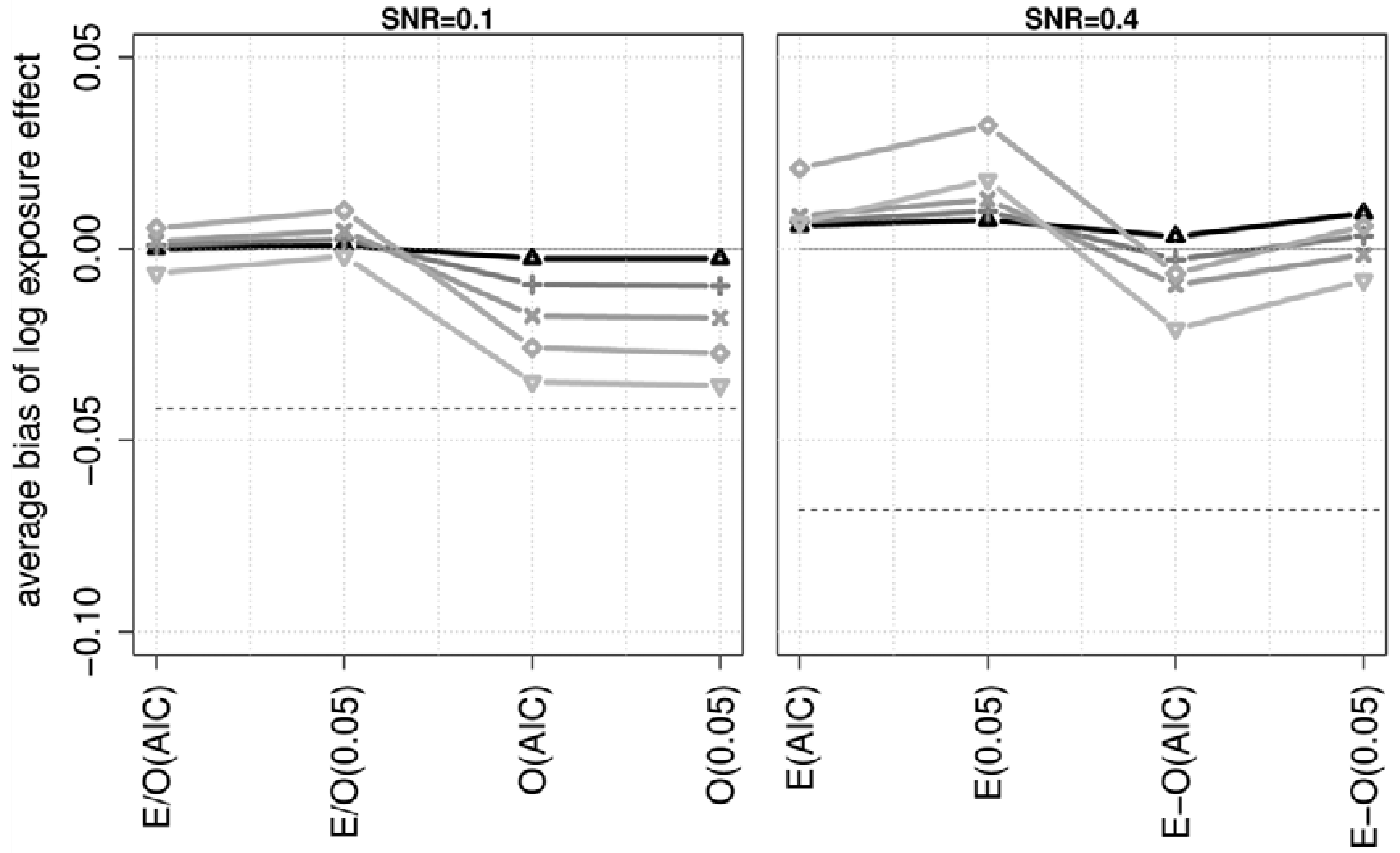
Automatic variable selection for exposure-driven propensity score matching with unmeasured confounders

Daniela Zöller^{1,2}  | **Leesa F. Wockner³** | **Harald Binder^{1,2}**

RESEARCH PAPER

Automatic variable matching with un

Daniela Zöller^{1,2}  | L



Inkonsistenz zwischen Studien

Beispiel: Netzwerkm-metaanalyse (Krahn et al., 2013)

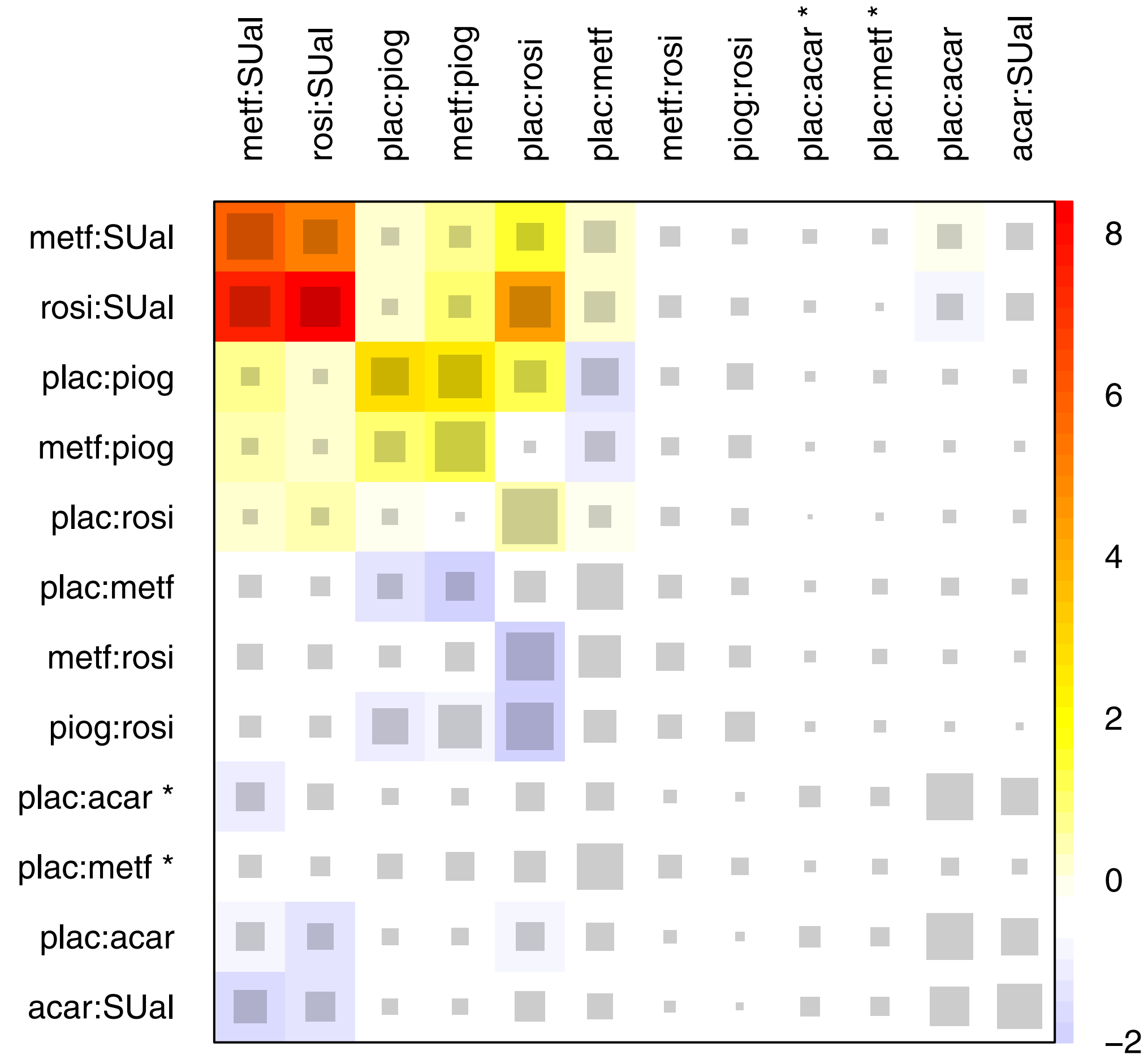
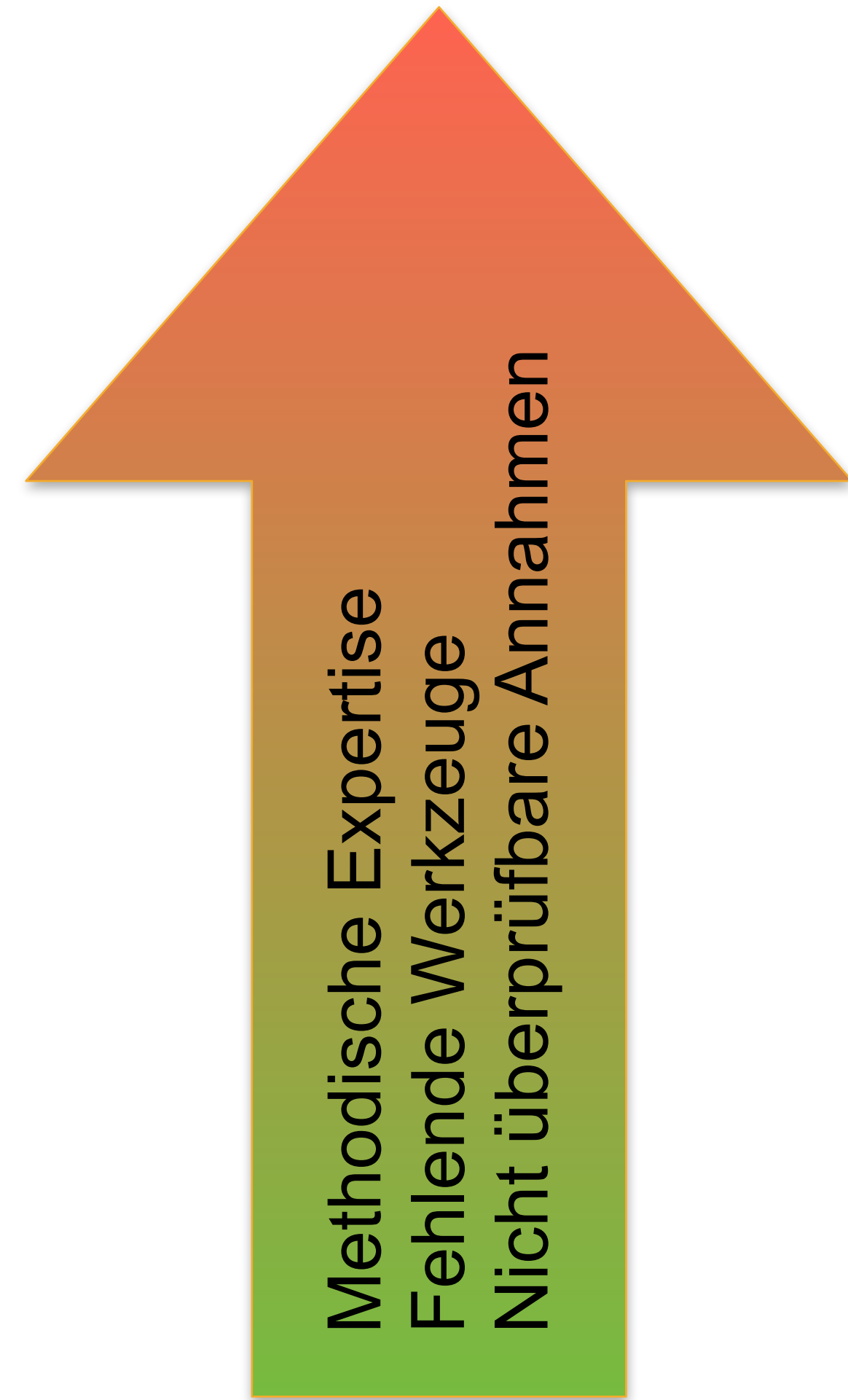


Figure 5 Net heat plot in the diabetes example. The area of the gray squares displays the contribution of the direct estimate in design d (shown in the column) to the network estimate in design d' (shown in the row). The colors are associated with the change in inconsistency between direct and indirect evidence in design d' (shown in the row) after detaching the effect of design d (shown in the column). Blue colors indicate an increase and warm colors indicate a decrease (the stronger the intensity of the color, the stronger the change). The two contrasts of the three-armed study with design plac:acar:metf are marked with *.

Herausforderungen wachsen mit der Fragestellung



Therapiebewertung

Prognostische Modelle

Pragmatische klinische Studien

Klinische Epidemiologie, Versorgungsforschung, ...

KI-Techniken genauso betroffen

The screenshot shows a web browser at the URL `neurips.cc`. The navigation menu includes: Getting Started, Schedule, Tutorials, Main Conference, Workshops, Community, Help, and Login. The main content area features a workshop announcement:

Workshop
Causal Machine Learning for Real-World Impact
Nick Pawlowski · Jeroen Berrevoets · Caroline Uhler · Kun Zhang · Mihaela van der Schaar · Cheng Zhang
Room 295 - 296

[Abstract](#) [Workshop Website](#)
[Contact: cml.for.impact@gmail.com]
Fri 2 Dec, 6:30 a.m. PST

Below the announcement is a slide carousel with two slides. The left slide has a dark purple background with the text "CAUSAL MACHINE LEARNING FOR REAL-WORLD IMPACT" and a large white right-pointing triangle. The right slide features the NeurIPS 2022 logo and text: "NeurIPS 2022, 36th Conference on Neural Information Processing Systems".



Die Gewinnung hochwertiger Evidenz aus klinischen Routinedaten erfordert sorgfältige Planung und Analyse. Hier sind einige bewährte Methoden, um dieses Ziel zu erreichen:

1. Datenqualität sicherstellen: Überprüfen Sie die Qualität der Routinedaten, um sicherzustellen, dass sie vollständig, konsistent und zuverlässig sind. Identifizieren und korrigieren Sie eventuelle Fehler oder Unstimmigkeiten.
2. Definition der Forschungsfrage: Klären Sie die spezifische Forschungsfrage, die Sie beantworten möchten. Eine präzise Formulierung hilft Ihnen, den Analyseprozess zu fokussieren und die relevanten Daten zu identifizieren.
3. Datenstandards verwenden: Nutzen Sie etablierte Datenstandards, wie z.B. das Observational Medical Outcomes Partnership (OMOP) Common Data Model, um die Interoperabilität und Vergleichbarkeit der Daten zu gewährleisten.
4. Datenaggregation und -bereinigung: Aggregieren Sie die relevanten Daten und bereinigen Sie sie von Störungen oder Unregelmäßigkeiten. Entfernen Sie Duplikate, überprüfen Sie die Konsistenz der Daten und beheben Sie mögliche Lücken.
5. Kontrollierte Studiendesigns anwenden: Verwenden Sie geeignete Methoden wie Propensity Score Matching, Instrumentalvariablenanalyse oder zeitliche Trendanalysen, um Störfaktoren zu berücksichtigen und kausale Zusammenhänge zu identifizieren.
6. Sensitivitätsanalysen durchführen: Führen Sie Sensitivitätsanalysen durch, um die Robustheit Ihrer Ergebnisse zu überprüfen. Variieren Sie z.B. die Einschlusskriterien, um die Auswirkungen auf Ihre Schlussfolgerungen zu bewerten.
7. Peer-Review und Reproduzierbarkeit: Lassen Sie Ihre Ergebnisse von Fachkollegen überprüfen und stellen Sie sicher, dass Ihre Analysemethoden und Ergebnisse reproduzierbar sind.
8. Kontext berücksichtigen: Beachten Sie den Kontext Ihrer Daten und interpretieren Sie Ihre Ergebnisse unter Berücksichtigung möglicher Einschränkungen und externer Einflussfaktoren.

Es ist wichtig zu beachten, dass die Gewinnung hochwertiger Evidenz aus Routinedaten eine komplexe Aufgabe ist. Die Zusammenarbeit mit Fachleuten im Bereich der Epidemiologie, Biostatistik und klinischen Forschung kann Ihnen helfen, robuste Erkenntnisse zu gewinnen.