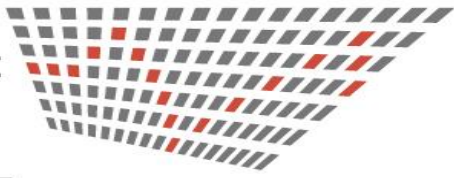


ehealth
summit
austria



HiMSS Europe

In Kooperation mit



24. – 25. MAI 2016

Schloß Schönbrunn, Wien
Apothekertrakt und Orangerie

PREDICTIVE MODELING IN
HEALTHCARE –
**FROM PREDICTION
TO PREVENTION**

www.ehealthsummit.at

Präsentiert von

HiMSS Europe

AIT
AUSTRIAN INSTITUTE
OF TECHNOLOGY
TOMORROW TODAY

 Österreichische Gesellschaft
für Biomedizinische Technik
Austrian Society for
Biomedical Engineering

 OESTERREICHISCHE
COMPUTER GESELLSCHAFT®
AUSTRIAN
COMPUTER SOCIETY

UNIT

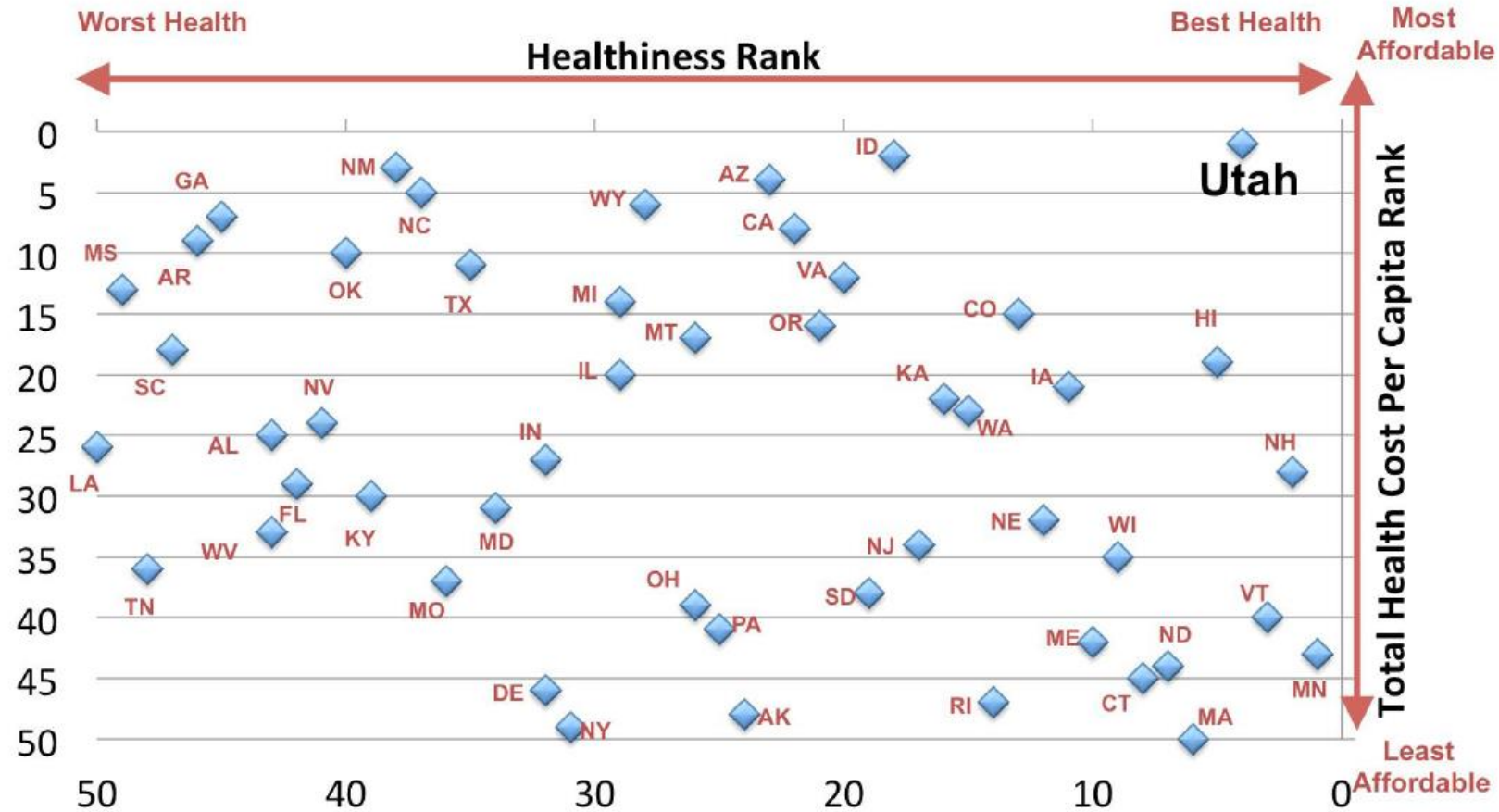
Datenschätze heben

Innovative Datennutzung für klinischen
Betrieb und Forschung

Werner Leodolter, Diether Kramer

- Gibt es Verschwendung (= ineffektiver und ineffizienter Ressourceneinsatz) im Gesundheitswesen?
- Klinische Entscheidungsunterstützung?
- Beispielhafte Potentiale der innovativen Datennutzung
 - Unterstützung in Diagnostik
 - Potentiale in Lehre und (fachärztlicher) Ausbildung sowie Weiterbildung
 - Versorgungsprozesse analysieren (Varietät, best practice etc.)
 - Versorgungsprozesse verbessern
 - Patientenlogistik verbessern – mit bestmöglicher „customer experience“ und mit Optimierung Arbeitssituation der ärztlichen MA (keine Wartezeit auf Patient)
 - Hypothesen für klinische Forschung aus Korrelationen und Mustererkennung generieren
 - Patienten die Wahrscheinlichkeit von möglichem weiteren klinischen Verlauf vor Augen führen um zu Compliance und Vorsorge zu motivieren
- Projekte zur Hebung dieser Potentiale in der Steiermark
- Resumee

In the US Quality and costs of Healthcare do not depend on each other



High coverage in Utah



Intermountain Healthcare

- Headquartered in Salt Lake City: 33,000+ employees
- Created in 1975 when LDS Church donated its 15 hospitals to the community
- Integrated system:

Hospitals <ul style="list-style-type: none">• 22 hospitals• 5,000 affiliated physicians• 41% of Utah hospitals, 44% of beds, 54% of discharges	Insurance (1983) <ul style="list-style-type: none">• SelectHealth• 750,000 members• ~23% of market - BCBS is largest in Utah.	Providers (1994) <ul style="list-style-type: none">• 185 clinics• 1,300 employed physicians
---	--	---

Waste in healthcare

following an analysis by Intermountain Healthcare, Chris Wood, MD



- **20% inappropriate care driven by false incentives**
- **10% avoidable care**
- 2% complications
- **23% variation in care delivered – no standards of behaviour - stylistic difference of every physician**
- 2% excess profits of insurance industry
- 2%+ unnecessary overhead
- **8% operational ineffectiveness**
 - **32% makes sense - the rest is waste**

Vermeidung von Verschwendung durch Analyse von Versorgungsprozessen (Intermountain Healthcare)



- Segmentierung nach den wichtigsten Gruppen von Versorgungsprozessen
- Variationsanalyse innerhalb der Versorgungsprozesse durch innovative Datennutzung
- Entscheidungsvorschläge im Sinne der „bestmöglichen Versorgungsprozesse“

CDS – Clinical Decision Support

Rahmen der klinischen Entscheidungsunterstützung



Transparenz der Datenlage und Algorithmen
(grobe logische Kenntnis und Nachvollziehbarkeit)

plus

Ärztliche Kompetenz

plus

Ausreichend Zeit für die Evaluierung der Vorschläge des CDSS

ermöglichen

Ausreichende ärztliche Urteilsfähigkeit und angemessene
Unabhängigkeit von CDSS sowie deren laufende Verbesserung

Anwendung 1: **Prediction**

- Vermeidbare Wiederaufnahmen verringern
- Prognose des Risikos eines Delirs
- ...

Predicting early hospital admissions and readmissions

Literaturanalyse und Überlegungen für CBMed Area Data and technologies,
Projekt IICCAB WP 8 Profiling and prediction



Quellen:

1. **A comparison of models for predicting early hospital readmissions**, Journal of biomedical informatics 56 (2015) 229-238
2. **Reducing Readmissions—Destination or Journey?**, JAMA Internal Medicine Published online March 7, 2016, David Atkins, MD, MPH; Devan Kansagara, MD, MCR
3. **International Validity of the HOSPITAL Score to Predict 30-Day Potentially Avoidable Hospital Readmissions**, JAMA Intern Med. doi:10.1001/jamainternmed.2015.8462 Published online March 7, 2016, Jacques D. Donze, MD, MSc; Mark V. Williams, MD; Edmondo J. Robinson, MD, MBA, MSHP; Eyal Zimlichman, MD, MSc; Drahomir Aujesky, MD, MSc; Eduard E. Vasilevskis, MD, MPH; Sunil Kripalani, MD, MSc; Joshua P. Metlay, MD, PhD; Tamara Wallington, MD; Grant S. Fletcher, MD, MPH; Andrew D. Auerbach, MD, MPH; Jeffrey L. Schnipper, MD, MPH,
4. **Preventability and Causes of Readmissions in a National Cohort of General Medicine Patients**, JAMA Intern Med. doi:10.1001/jamainternmed.2015.7863 Published online March 7, 2016. Andrew D. Auerbach, MD, MPH; Sunil Kripalani, MD, MSc; Eduard E. Vasilevskis, MD, MPH; Neil Sehgal, PhD, MPH; Peter K. Lindenauer, MD, MSc; Joshua P. Metlay, MD, PhD; Grant Fletcher, MD; Gregory W. Ruhnke, MD, MS, MPH; Scott A. Flanders, MD; Christopher Kim, MD; Mark V. Williams, MD; Larissa Thomas, MD; Vernon Giang, MD; Shoshana J. Herzig, MD, MPH; Kanan Patel, MBBS, MPH; W. John Boscardin, PhD; Edmondo J. Robinson, MD, MBA, MS; Jeffrey L. Schnipper, MD, MPH
5. **Readmissions, Observation, and the Hospital Readmissions Reduction Program** published on February 24, 2016, at NEJM.org. DOI: 1056/NEJMsa1513024.; Rachael B. Zuckerman, M.P.H., Steven H. Sheingold, Ph.D., E. John Orav, Ph.D., Joel Ruhter, M.P.P., M.H.S.A., and Arnold M. Epstein, M.D.
6. **A Public-Private Partnership Develops and Externally Validates a 30-Day Hospital Readmission Risk Prediction Model** published in Online Journal of Public Health Informatics * ISSN 1947-2579 * <http://ojphi.org> * Vol. 5, No. 2, 2013 Shahid A. Choudhry, Jing Li, Darcy Davis, Cole Erdmann, Rishi Sikka, Bharat Sutariya (from Cerner Corporation, Kansas City and Advocate Health Care, Chicago)
7. **Development of a predictive model to identify inpatients at risk of re-admission within 30 days of discharge (PARR-30)**, John Billings, Ian Blunt, Adam Steventon, Theo Georghiou, Geraint Lewis, Martin Bardsley, BMJ Open 2012;00:e001667. doi:10.1136/bmjopen-2012-001667

In den USA wird die Vermeidung von Wiederaufnahmen stark thematisiert



- Z.B. Medicare
 - **17,6%** der **Aufenthalte münden in Wiederaufnahmen** innerhalb von 30 Tagen
 - **76%** davon sind **vermeidbar**
 - **Strafen** bei gewissen Krankheiten
 - COPD, Heart failure, Pneumonia, Acute myocardial infarction, Hüftendoprothese Total, Knieendoprothese
- Z.B. Auerbach-Studie (detaillierte Untersuchung des Versorgungspfades)
 - The study cohort comprised 1000 patients (median age was 55 years). Of these, 269 (**26.9%**) **were considered potentially preventable.**

Quellen:

A comparison of models for predicting early hospital readmissions, Journal of biomedical informatics 56 (2015) 229-238

Preventability and Causes of Readmissions in a National Cohort of General Medicine Patients, JAMA Intern Med. doi:10.1001/jamainternmed.2015.7863 Published online March 7, 2016. Andrew D. Auerbach, MD, MPH; et al.

Welche Daten haben die bisherigen Versuche und Studien als Grundlage?

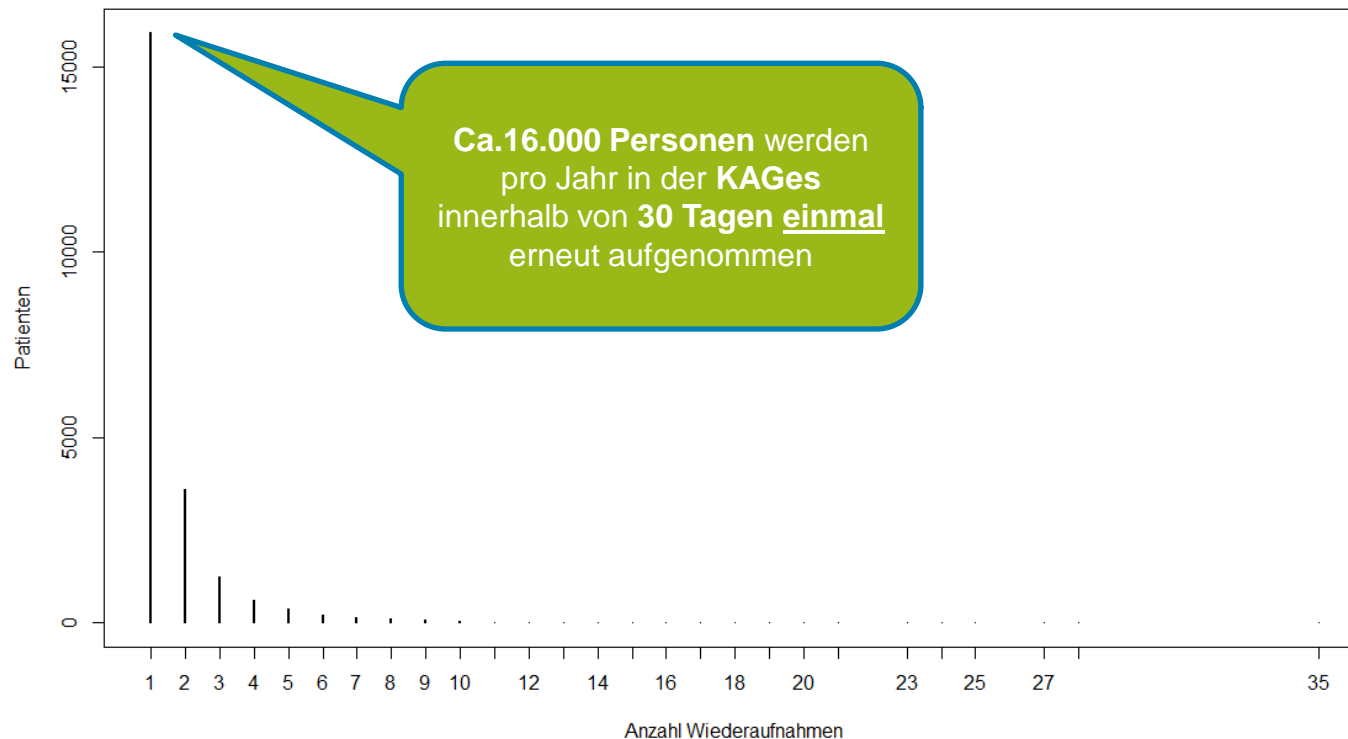


- Demografische Daten
- Sozialanamnestisch (nur wenig verfügbar)
- Medikation
- Diagnosen
- Leistungen

Kages hat mehr!

- Laborparameter
- Vertiefte Sozialanamnese
- „longitudinale“ Patientengeschichten (> 1 Mio) insbes. bei chronisch Kranken

Kann man stationäre (Wieder-)Aufnahmen vermeiden?



Pro Kalenderjahr werden ca. 22.000 Personen zumindest ein weiteres mal innerhalb von 30 Tagen erneut aufgenommen .
Dies entspricht rund 12% der Patienten

Gilt die Annahme, dass davon 25% vermeidbar sind, könnten KAGesweit pro Jahr **6.000 stationäre Aufenthalte vermieden werden**

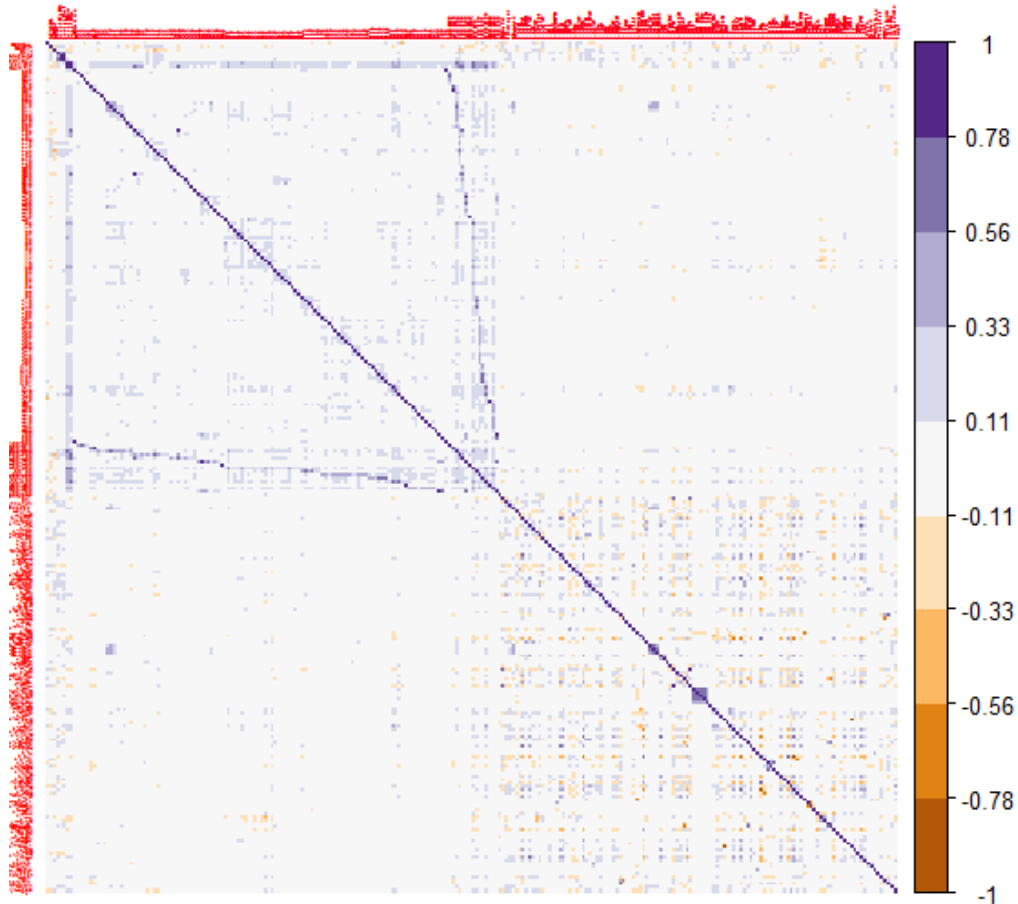
Delir und Demenz – Risiko bei Aufnahme abschätzen und vorbeugende Maßnahmen treffen



- Prädisposition und exogene Noxen sind definiert
- Gewichtung der Parameter ist nicht definiert
-kann Statistik helfen?

- Ziel wäre Vermeidung eines vermeidbaren Delir und höhere Pflegestufe danach:
 - Prognose einer Delir – Wahrscheinlichkeit (Risiko)
 - Besondere Vorbeugemaßnahmen treffen z.B. „Delir-Zimmer“ mit besonderer Überwachung zur Vermeidung eines Delir

In Vorbereitung der statistischen Modellierung braucht es ein Verständnis der Zusammenhänge



- Das statistische Modell wählt aus über 300 Variablen
- Ein Blick auf eine Heatmap gibt erste Einblicke in die Komplexität

Anwendung 2: Verbesserung der Diagnostik

From **Improving Diagnosis in Health Care**, Erin P. Balogh, Bryan T. Miller, and John R. Ball, Editors; Committee on Diagnostic Error in Health Care; Board on Health Care Services;

Institute of Medicine; The National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine;
ISBN 978-0-309-37769-0

Diagnostic Errors – what is it and what is their „outcome“



- The delivery of health care has proceeded for decades with a **blind spot: Diagnostic errors**
- Diagnostic errors (**inaccurate or delayed diagnoses**) persist throughout all settings of care and continue to harm an unacceptable number of patients. For example:
 - A conservative estimate found that **5 percent of U.S. adults** who seek **outpatient care** experience a diagnostic error
 - **Postmortem examination** research spanning decades has shown that diagnostic errors contribute to approximately **10 percent of patient deaths**
 - Medical record reviews suggest that diagnostic errors account for **6 to 17 percent of hospital adverse events.**
 - Diagnostic errors are the **leading type of paid medical malpractice claims**, are almost twice as likely to have resulted in the patient's death compared to other claims, and **represent the highest proportion of total payments**

Ein erster Prototyp
Zusätzliche Diagnosen finden!

Hintergrund: KAGes ist reich an Daten und somit reich an Informationen



Für das aktuelle Modell wurden:

1. Alle Patienten, die im Zeitraum 1.1.2006 bis 22.3.2015 in der KAGes in stationärer Behandlung waren.
Dies entspricht 974.356 Personen
2. Alle Diagnosen die codiert vorliegen, werden verwendet (allerdings jeder ICD 10 Code nur einmal pro Patient)
3. Alter und Geschlecht des Patienten werden berücksichtigt

Die Idee: Relevante Informationen in den Daten finden!



Minimale Häufigkeit der Diagnose Kombination
 0 500 10,000
 0 1,000 2,000 3,000 4,000 5,000 6,000 7,000 8,000 9,000 10,000

Minimaler Lift
 1 10
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Alter +/- Jahre
 5 25
 5 7 9 11 13 15 17 19 21 23 25

Alter: 1945 Geschlecht: männlich

Berechnen!

Diagnosen

150 Herzinsuffizienz 148 Vorhofflattern und Vorhofflimmern Infar]

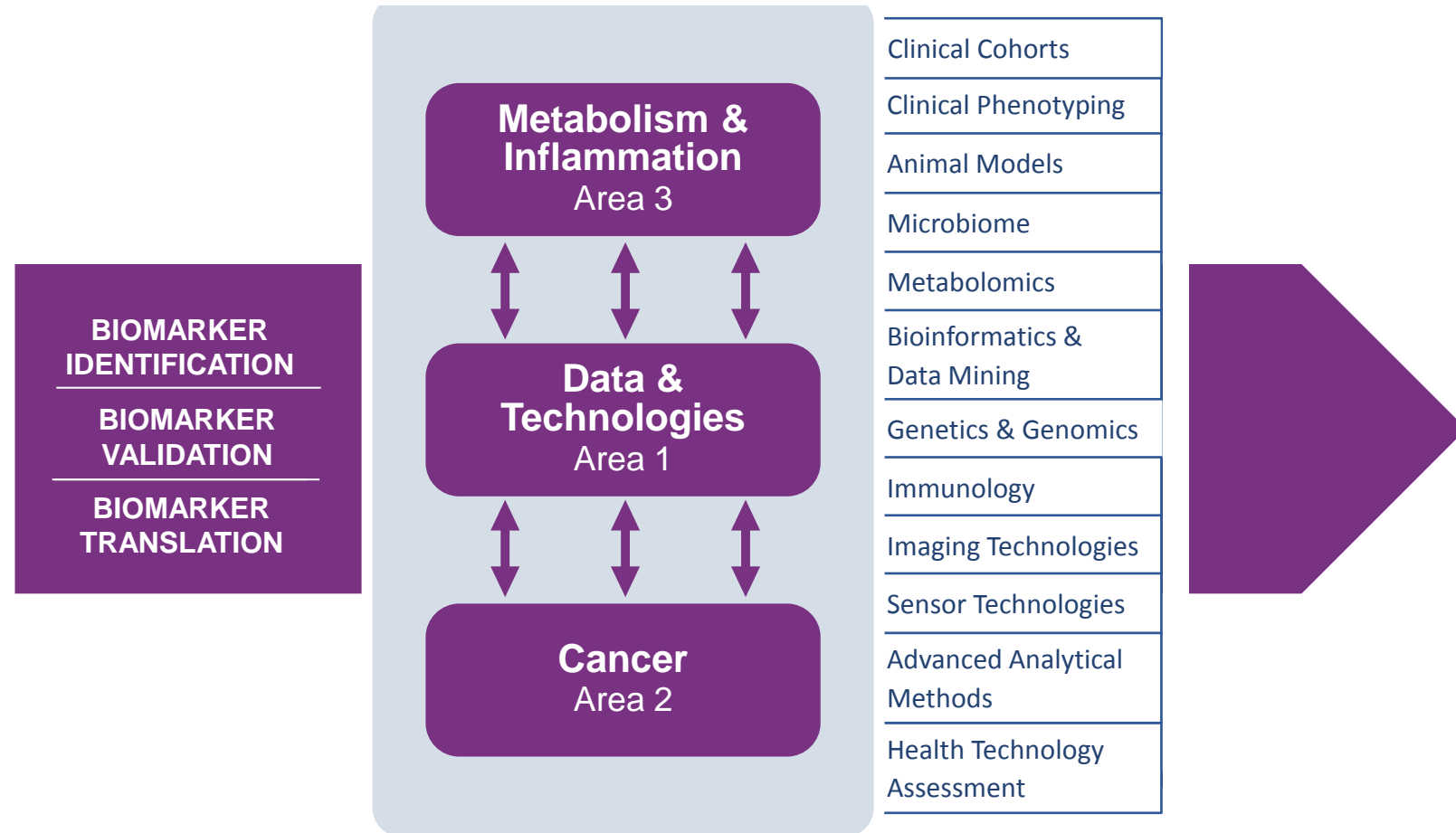
163 Hirninfarkt
 121 Akuter Myokardinfarkt
 122 Rezidivierender Myokardinfarkt, Reinfarkt, Rezidivinfarkt
 123 Bestimmte akute Komplikationen nach akutem Myokardinfarkt
 166 Verschluss und Stenose intrakranieller Arterien ohne resultierenden Hirninfarkt
 164 Schlaganfall, nicht als Blutung oder Infarkt bezeichnet, Zerebrovaskulärer Insult o.n.A.
 165 Verschluss und Stenose der extrakraniellen hirnversorgenden Arterien ohne

Mögliche zusätzliche Diagnosen?

ICD 10	Name	Lift	Häufigkeit_Gemeinsam
N19	Nicht näher bezeichnete Niereninsuffizienz, Urämie o.n.A.	6.07	3117
N18	Chronische Niereninsuffizienz	5.66	4738
R06	Störungen der Atmung	4.88	2674
J18	Pneumonie, Erreger nicht näher bezeichnet	4.36	2999
E14	Nicht näher bezeichneter Diabetes mellitus,	4.03	1974
J44	Sonstige chronische obstruktive Lungenkrankheit	3.87	3485
I70	Atherosklerose	3.81	2583
E79	Störungen des Purin- und Pyrimidinstoffwechsels	3.75	2697
I67	Sonstige zerebrovaskuläre Krankheiten	3.74	1605
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	3.67	2022



CBMed – Struktur und Inhalt



Area 1: Data & Technologies

- 1.1 Clinical information systems for biobanks
- 1.2 Semantic data management
- Innovative use of Information for Clinical Care and Biomarker Research – (IICCAB)**
- 1.4 Next generation sequencing
- 1.5 Metabolomics platform for biomarker research

- 1.6 Immunology platform for biomarker research
- 1.7 Health technology assessment
- 1.8 Digital pathology
- 1.9 Clinical MALDI application
- 1.10 Mass data storage and Big Data application

Area 2: Cancer

Area 3: Metabolism & Inflammation

Area 1:
Data &
Technologies

Innovative use of Information for Clinical Care and Biomarker Research – (IICCAB)

Mix aus IT -
Forschungs- und
Infrastruktur-
aufgaben

Area 2:
Cancer

Area 3:
Metabolism &
Inflammation

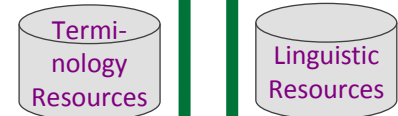
- 1.1 Clinical information systems for biobanks
- 1.2 Semantic data management
- 1.3 Innovative use of information for Clinical Care and Biomarker Research – (IICCAB)
- 1.4 Biomarker research systems
- 1.5 Metabolomics platform for biomarker research
- 1.6 Immune response biomarker
- 1.7 Biomarker research
- 1.8 Digital biomarker
- 1.9 Clinical MALDI application
- 1.10 Mass data storage and Big Data application

AREA 1 "DATA"

Machine Learning

- Knowledge Discovery and Big Data for Biomarker Research

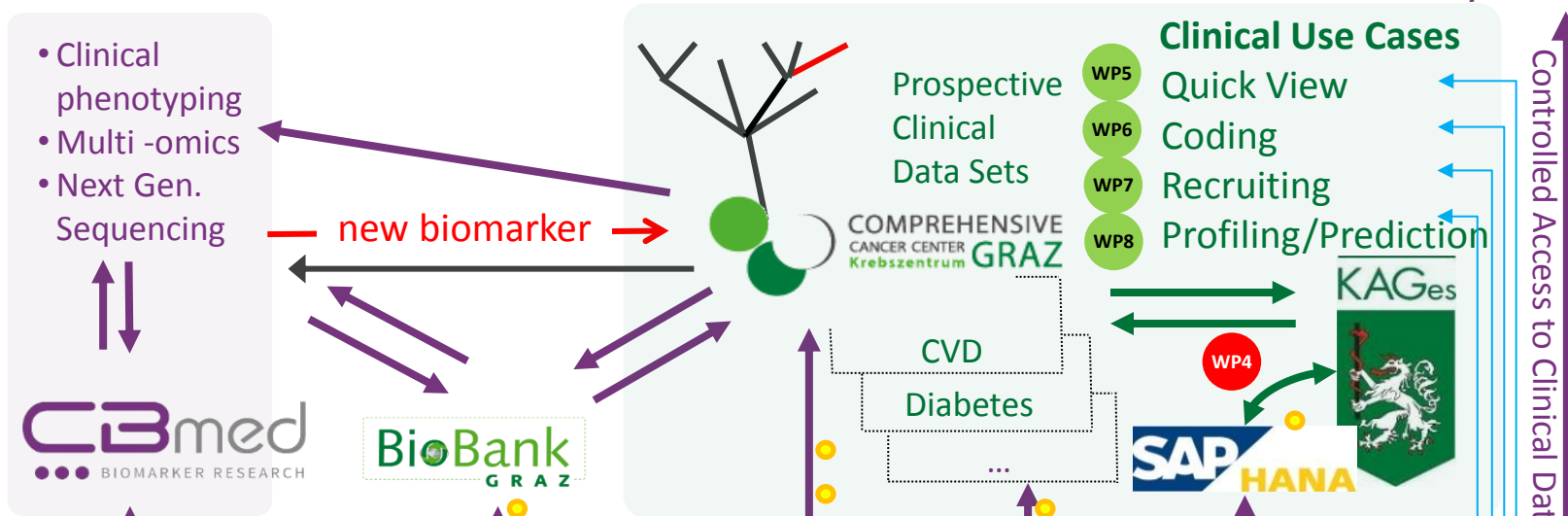
New Knowledge Structured Data



Data & Semantics

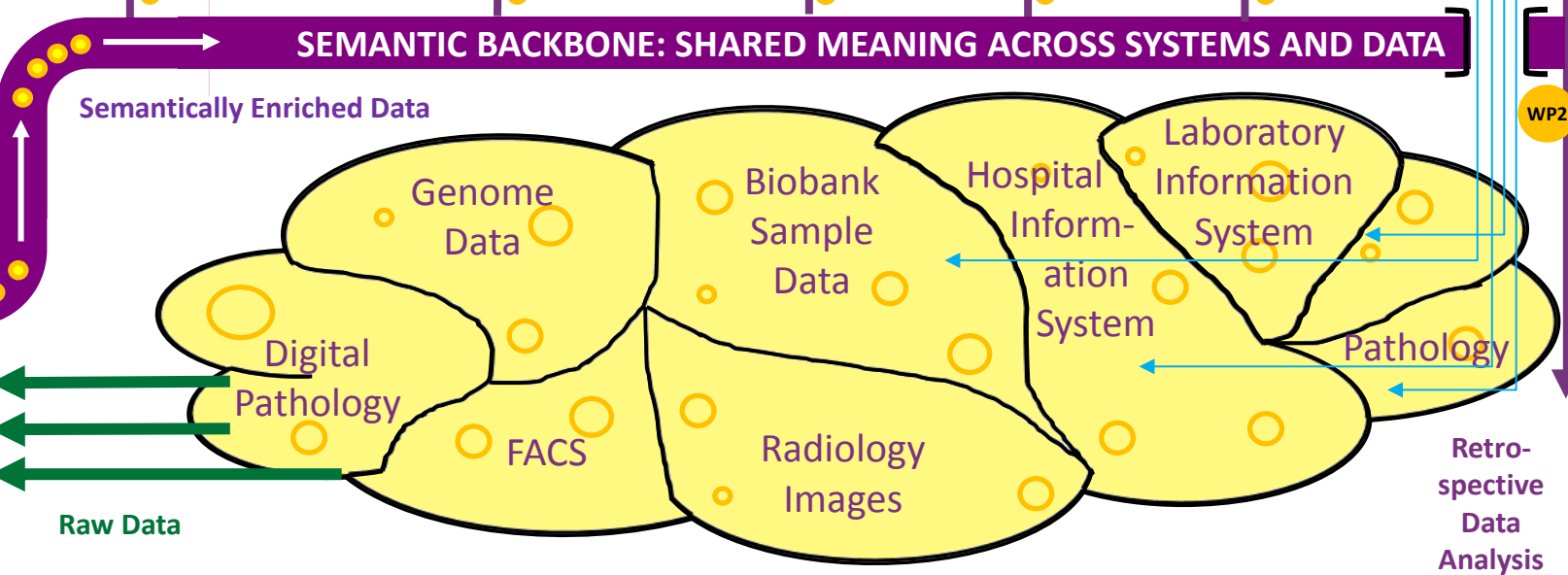
- Text mining
- Terminology mapping (WP3)
- Semantic Interpretation
- Privacy
- Provenance (WP2)
- Quality
- Ownership
- Data import
- Data export (WP1)
- Data querying
- Versioning

MUGIMI



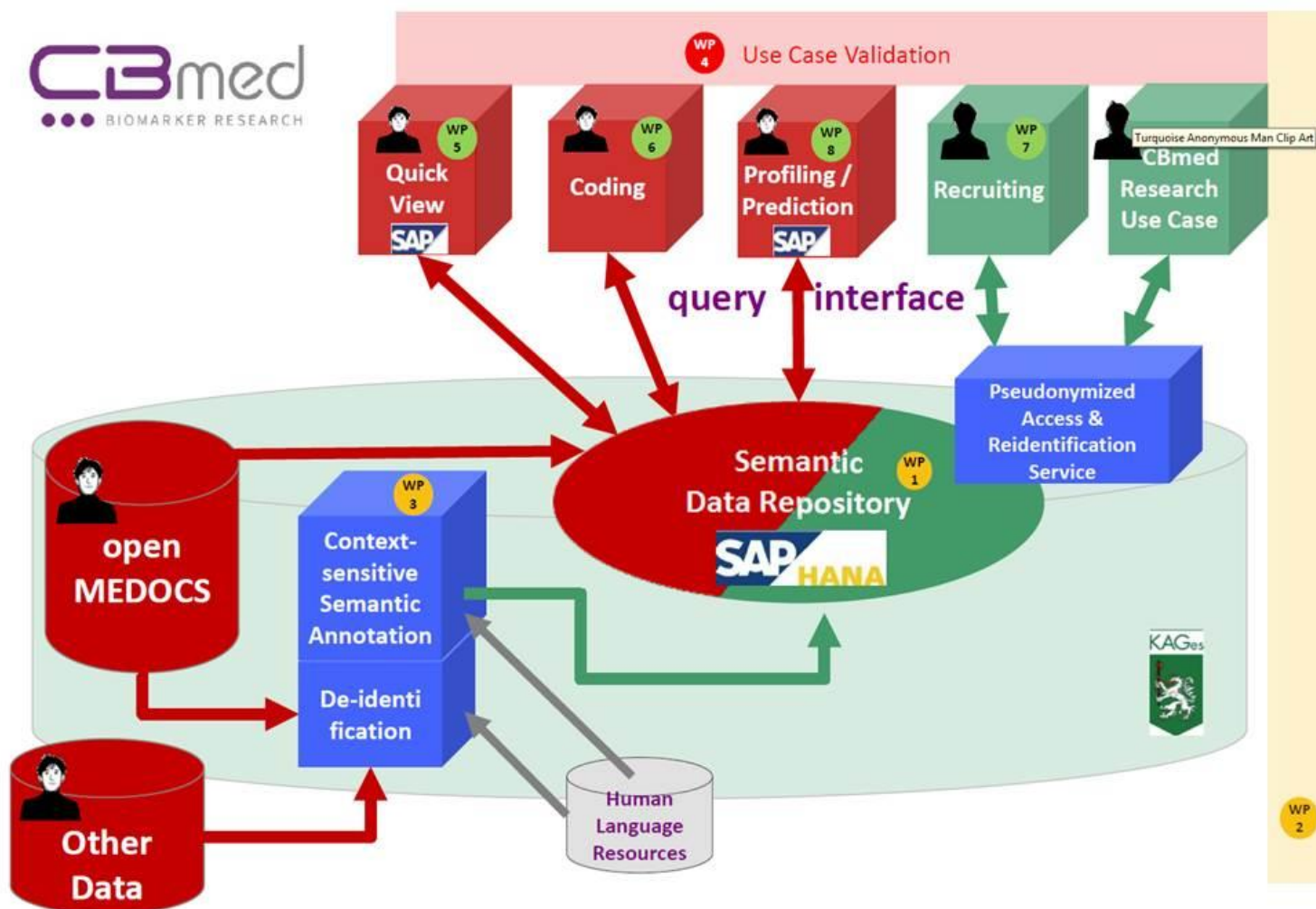
AREAS "TECHNOLOGY", "CANCER", "METABOLISM"

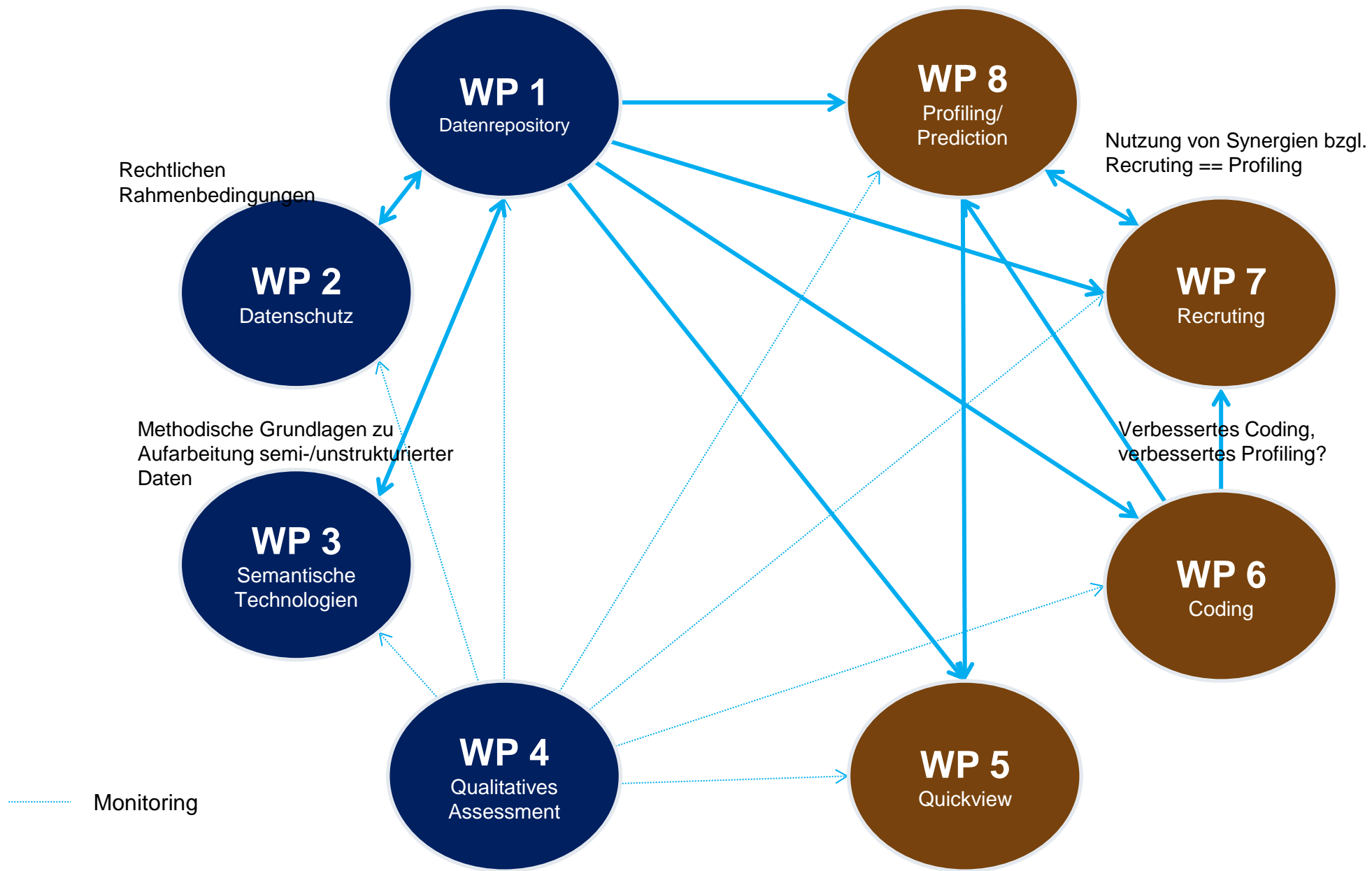
Prospective Data Collection and Predictive Analysis



Joint development of a retrospective and prospective data center

Architecture for Clinical and Research Use Cases





- Gibt es Verschwendung (ineffektiver und ineffizienter Ressourceneinsatz) im Gesundheitswesen? **Ja**
- Klinische Entscheidungsunterstützung? **Rahmensetzung!**
- Beispielhafte Potentiale der innovativen Datennutzung
 - **Unterstützung in Diagnostik**
 - Potentiale in Lehre und (fachärztlicher) Ausbildung sowie Weiterbildung
 - Versorgungsprozesse analysieren (Varietät, best practice etc.)
 - **Versorgungsprozesse verbessern – vermeidbare Wiederaufnahmen verringern**
 - Patientenlogistik verbessern – mit bestmöglicher „customer experience“ und mit Optimierung Arbeitssituation der ärztlichen MA (keine Wartezeit auf Patient)
 - Hypothesen für klinische Forschung aus Korrelationen und Mustererkennung generieren
 - Patienten die Wahrscheinlichkeit des möglichen weiteren klinischen Verlauf vor Augen führen um zu Compliance und Vorsorge zu motivieren
 - ...

→ Innovative Datennutzung ist von zentraler Bedeutung