

Artificial Intelligence

Der Arzt der Zukunft

Prof. Dr. med. Bernd Schultes
Stoffwechselzentrum St. Gallen

Ziele

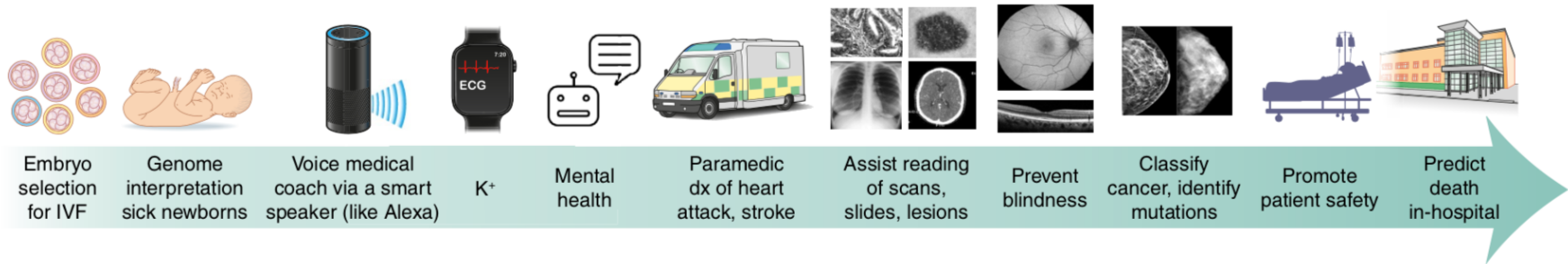
Ziele AI in der Medizin aus ärztlicher Sicht

Soll die medizinische Versorgung qualitativ besser und effizienter machen

Aktueller Stand aus ärztlicher Sicht

- Einzelne fokussierte Systeme vielversprechend bis bereits etabliert
- Oft Insellösungen mit fehlender Vernetzung
- Oft starke Abhängigkeiten z.B. von Softwareanbietern
- Oft nicht ausreichend validiert – Anspruch?

Bietet viele Möglichkeiten



Topol, Nat Med 2019

Table 1 | Peer-reviewed publications of AI algorithms compared with doctors

Specialty	Images	Publication
Radiology/ neurology	CT head, acute neurological events	Titano et al. ²⁷
	CT head for brain hemorrhage	Arbabshirani et al. ¹⁹
	CT head for trauma	Chilamkurthy et al. ²⁰
	CXR for metastatic lung nodules	Nam et al. ⁸
	CXR for multiple findings	Singh et al. ⁷
	Mammography for breast density	Lehman et al. ²⁶
Pathology	Wrist X-ray*	Lindsey et al. ⁹
	Breast cancer	Ehteshami Bejnordi et al. ⁴¹
	Lung cancer (+ driver mutation)	Coudray et al. ³³
	Brain tumors (+ methylation)	Capper et al. ⁴⁵
	Breast cancer metastases*	Steiner et al. ³⁵
Dermatology	Breast cancer metastases	Liu et al. ³⁴
	Skin cancers	Esteva et al. ⁴⁷
	Melanoma	Haenssle et al. ⁴⁸
	Skin lesions	Han et al. ⁴⁹
Ophthalmology	Diabetic retinopathy	Gulshan et al. ⁵¹
	Diabetic retinopathy*	Abramoff et al. ³¹
	Diabetic retinopathy*	Kanagasingam et al. ³²
	Congenital cataracts	Long et al. ³⁸
	Retinal diseases (OCT)	De Fauw et al. ⁵⁶
	Macular degeneration	Burlina et al. ⁵²
	Retinopathy of prematurity	Brown et al. ⁶⁰
	AMD and diabetic retinopathy	Kermany et al. ⁵³
Gastroenterology	Polyps at colonoscopy*	Mori et al. ³⁶
	Polyps at colonoscopy	Wang et al. ³⁷
Cardiology	Echocardiography	Madani et al. ²³
	Echocardiography	Zhang et al. ²⁴

Prospective studies are denoted with an asterisk.

Beispiele

Bildverarbeitungs/-analyse Systeme scheinen gut zu funktionieren und ärztliche Beurteilung zu ergänzen oder gar zu verbessern.

Topol, Nat Med 2019

Beispiele Datenanalyse

Vereinfachte Zulassungsverfahren als Medizinprodukt durch FDA

Table 2 | FDA AI approvals are accelerating

Company	FDA Approval	Indication
Apple	September 2018	Atrial fibrillation detection
Aidoc	August 2018	CT brain bleed diagnosis
iCAD	August 2018	Breast density via mammography
Zebra Medical	July 2018	Coronary calcium scoring
Bay Labs	June 2018	Echocardiogram EF determination
Neural Analytics	May 2018	Device for paramedic stroke diagnosis
IDx	April 2018	Diabetic retinopathy diagnosis
Icometrix	April 2018	MRI brain interpretation
Imagen	March 2018	X-ray wrist fracture diagnosis
Viz.ai	February 2018	CT stroke diagnosis
Arterys	February 2018	Liver and lung cancer (MRI, CT) diagnosis
MaxQ-AI	January 2018	CT brain bleed diagnosis
Alivecor	November 2017	Atrial fibrillation detection via Apple Watch
Arterys	January 2017	MRI heart interpretation

Beispiele: Predictive tools

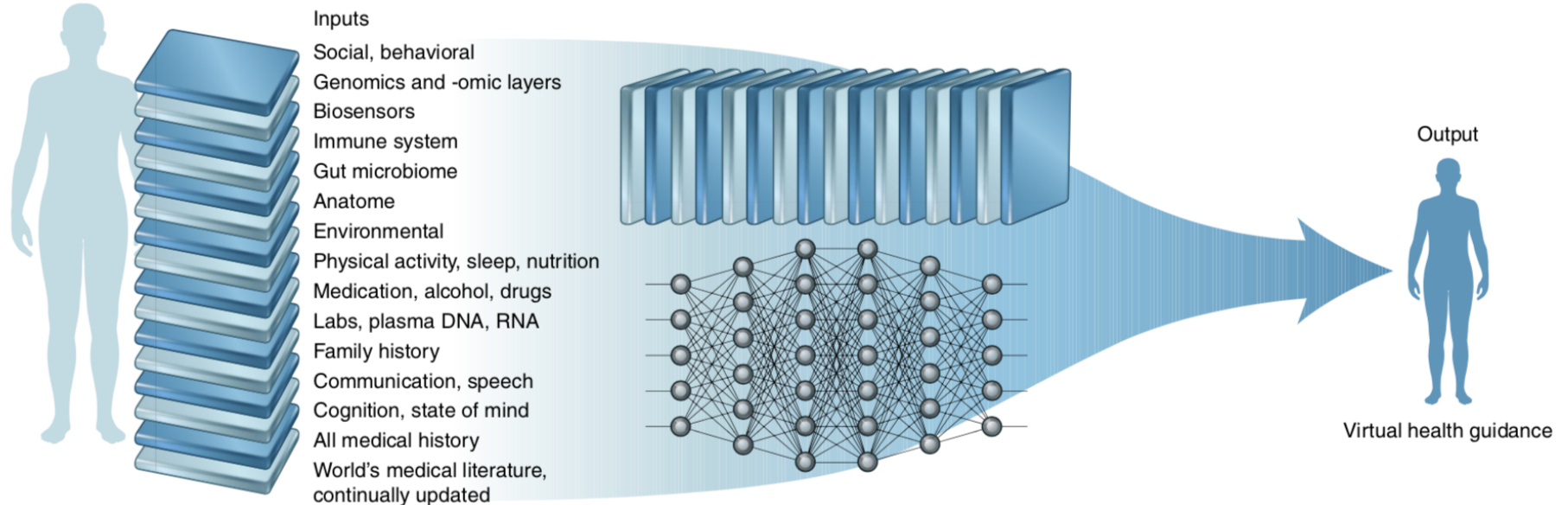
Table 3 | Selected reports of machine- and deep-learning algorithms to predict clinical outcomes and related parameters

Prediction	n	AUC	Publication (Reference number)
In-hospital mortality, unplanned readmission, prolonged LOS, final discharge diagnosis	216,221	0.93*0.75+0.85#	Rajkomar et al. ⁹⁶
All-cause 3-12 month mortality	221,284	0.93 [*]	Avati et al. ⁹¹
Readmission	1,068	0.78	Shameer et al. ¹⁰⁶
Sepsis	230,936	0.67	Horng et al. ¹⁰²
Septic shock	16,234	0.83	Henry et al. ¹⁰³
Severe sepsis	203,000	0.85@	Culliton et al. ¹⁰⁴
<i>Clostridium difficile</i> infection	256,732	0.82++	Oh et al. ⁹³
Developing diseases	704,587	range	Miotto et al. ⁹⁷
Diagnosis	18,590	0.96	Yang et al. ⁹⁰
Dementia	76,367	0.91	Cleret de Langavant et al. ⁹²
Alzheimer's Disease (+ amyloid imaging)	273	0.91	Mathotaarachchi et al. ⁹⁸
Mortality after cancer chemotherapy	26,946	0.94	Elfiky et al. ⁹⁵
Disease onset for 133 conditions	298,000	range	Razavian et al. ¹⁰⁵
Suicide	5,543	0.84	Walsh et al. ⁸⁶
Delirium	18,223	0.68	Wong et al. ¹⁰⁰

LOS, length of stay; n, number of patients (training+ validation datasets). For AUC values: *, in-hospital mortality; +, unplanned readmission; #, prolonged LOS; *, all patients; @, structured + unstructured data; ++, for University of Michigan site.

Topol, Nat Med 2019

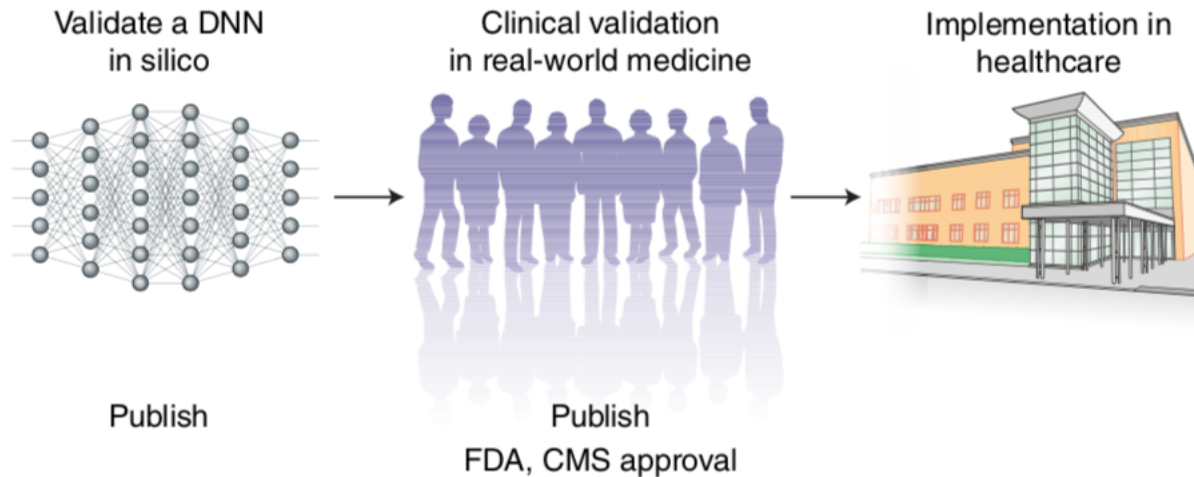
Integration von multiplen Datenquellen



Topol, Nat Med 2019

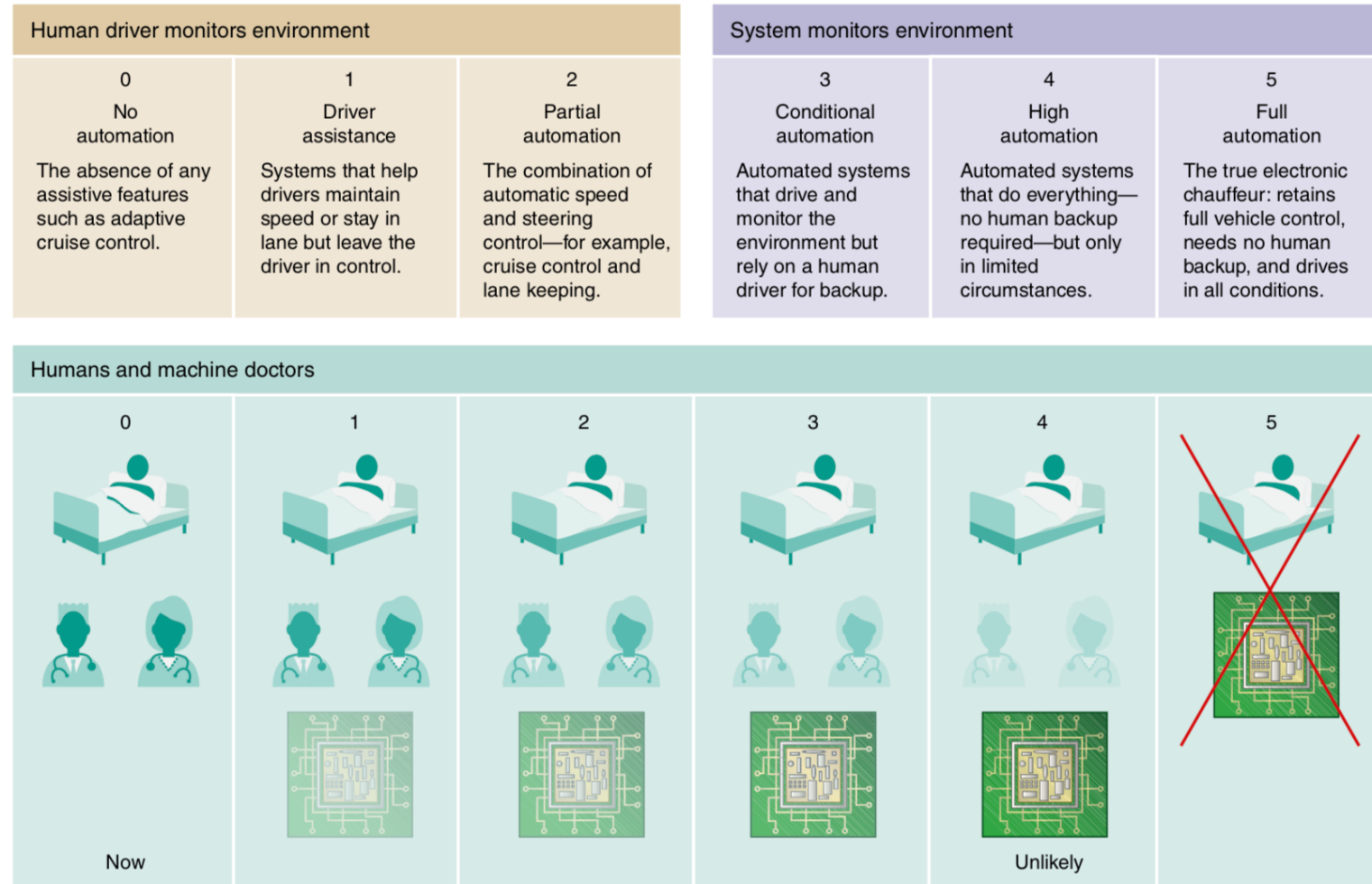
Schritte auf dem Weg zur klinischen Implementation

From AI algorithm to changing medical practice



Topol, Nat Med 2019

Automatisierungsgrad – selbstfahrende Autos



Bespiele aus Praxis – AGLA Risikoscore

AGLA Risikorechner

Mit der Nutzung des AGLA Risikorechners bestätigen Sie, dass Sie die **Nutzungsbedingungen** gelesen haben und damit einverstanden sind.

Bitte beachten Sie die **Erläuterungen zum AGLA Risikorechner**.

Allgemeine Angaben	Blutfettwerte	Weitere Angaben
Alter in Jahren <i>(20–75 Jahre)</i> Alter	LDL <i>(≥ 1.94 mmol/l)</i> mmol/l	Raucher ☐ Ja ☐ Nein
Syst. BD in mmHg <i>(≥ 100 mmHg)</i> mmHg	HDL <i>(0.65–1.94 mmol/l)</i> mmol/l	Diabetes ☐ Ja ☐ Nein
Geschlecht ☐ Mann ☐ Frau	TG <i>(0.57–4.52 mmol/l)</i> mmol/l	Herzinfarkt bei Eltern, Grosseltern oder Geschwister vor dem 60. Lebensjahr ☐ Ja ☐ Nein

Bespiele aus Praxis – AGLA Risikoscore

AGLA Risikorechner

Mit der Nutzung des AGLA Risikorechners bestätigen Sie, dass Sie die **Nutzungsbedingungen** gelesen haben und damit einverstanden sind.

Bitte beachten Sie die **Erläuterungen zum AGLA Risikorechner**.

Allgemeine Angaben	Blutfettwerte	Weitere Angaben
Alter in Jahren (20–75 Jahre) 55 Alter	LDL (≥ 1.94 mmol/l) 3.5 mmol/l	Raucher ☐ Ja ☒ Nein
Syst. BD in mmHg (≥ 100 mmHg) 140 mmHg	HDL ($0.65–1.94$ mmol/l) 0.9 mmol/l	Diabetes ☐ Ja ☒ Nein
Geschlecht ☒ Mann ☐ Frau	TG ($0.57–4.52$ mmol/l) 2.1 mmol/l	Herzinfarkt bei Eltern, Grosseltern oder Geschwister vor dem 60. Lebensjahr ☐ Ja ☒ Nein
Eingaben löschen	Rechnen	
Bewertung 6.3% Niedriges Risiko		

Bespiele aus Praxis – AGLA Risikoscore

RISIKO-KATEGORIE «SEHR HOHES RISIKO»

- Bekannte KHK/Atherosklerose¹
- Diabetes mellitus Typ 2; Diabetes mellitus Typ 1 mit Endorganschäden wie Mikroalbuminurie
- GFR < 30 ml/min/1.73 m²

RISIKO-KATEGORIE «HOHES RISIKO»

- Stark erhöhte einzelne Risikofaktoren:
LDL-C > 4.9 mmol/l
BD > 180/110 mmHg
- GFR 30-59 ml/min/1.73 m²

Geltungsbereich des Kalkulators muss beachtet werden

- Bislang kein automatisiertes Datenabgleich mit Krankenakte

Bespiele aus Praxis – Risikoscore Osteoporose



FRAX[®]
Rechner zur Bestimmung des Frakturrisikos

Home
Risikorechner
Papierversion
Häufige Fragen
Referenzen

Risikorechner

Bitte beantworten Sie die untenstehenden Fragen für die Berechnung der 10-Jahres-Wahrscheinlichkeit für eine Fraktur

Land: **Grossbritannien**
Name / ID:
[Mehr zu den Risikofaktoren](#)

Fragebogen:

1. Alter (zwischen 40 und 90 Jahren) oder Geburtsdatum
Alter:
Geburtsdatum: J: M: T:

2. Geschlecht ☐ Männlich ☐ Weiblich

3. Gewicht (kg)

4. Körpergrösse (cm)

5. Vorausgehende Fraktur ☒ Nein ☐ Ja

6. Hüftfraktur eines Elternteils ☒ Nein ☐ Ja

7. Gegenwärtiges Rauchen ☒ Nein ☐ Ja

8. Glukokortikosteroide ☒ Nein ☐ Ja

9. Rheumatoide Arthritis ☒ Nein ☐ Ja

10. Sekundäre Osteoporose ☒ Nein ☐ Ja

11. Alkohol 3 und mehr Einheiten/Tag ☒ Nein ☐ Ja

12. Knochenmineraldichte (KMD)
Auswahl BMD

Löschen Rechnen

Bespiele aus Praxis – Risikoscore Osteoporose



FRAX[®]
Rechner zur Bestimmung des Frakturrisikos

Home
Risikorechner
Papierversion
Häufige Fragen
Referenzen

Risikorechner

Bitte beantworten Sie die untenstehenden Fragen für die Berechnung der 10-Jahres-Wahrscheinlichkeit für eine Fraktur

Land: **Grossbritannien**
Name / ID:
[Mehr zu den Risikofaktoren](#)

Fragebogen:

1. Alter (zwischen 40 und 90 Jahren) oder Geburtsdatum
Alter:
Geburtsdatum: J: M: T:

2. Geschlecht
☐ Männlich ☒ Weiblich

3. Gewicht (kg)

4. Körpergrösse (cm)

5. Vorausgehende Fraktur
☐ Nein ☒ Ja

6. Hüftfraktur eines Elternteils
☐ Nein ☒ Ja

7. Gegenwärtiges Rauchen
☒ Nein ☐ Ja

8. Glukokortikosteroide
☒ Nein ☐ Ja

9. Rheumatoide Arthritis
☒ Nein ☐ Ja

10. Sekundäre Osteoporose
☒ Nein ☐ Ja

11. Alkohol 3 und mehr Einheiten/Tag
☒ Nein ☐ Ja

12. Knochenmineraldichte (KMD)
Hologic T-score: -1.2

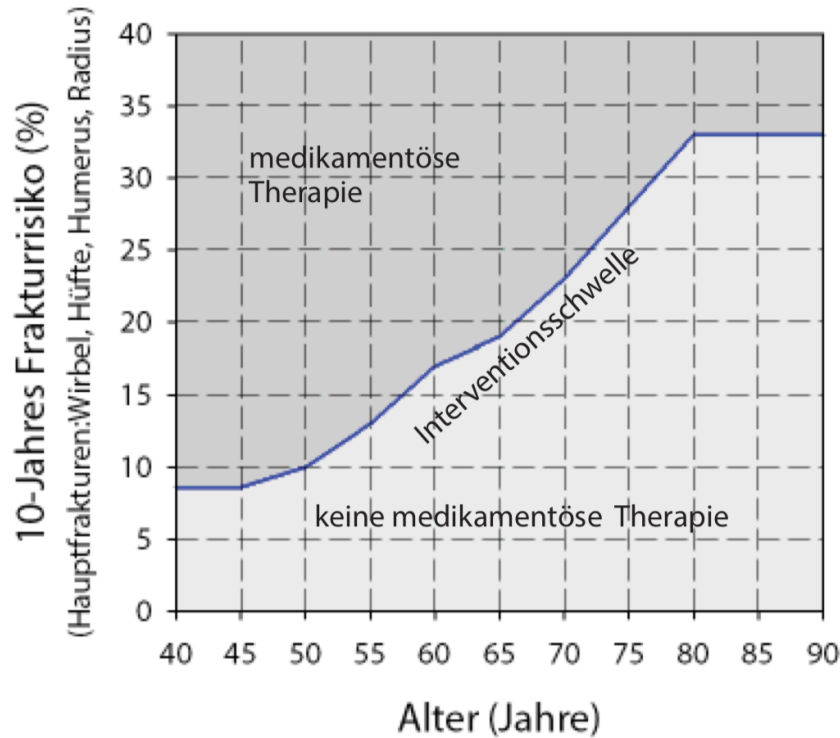
BMI: 23.6
Die 10-Jahres-Wahrscheinlichkeit einer Fraktur (%)

mit BMD

Major osteoporotic	19
Hip fracture	1.0

Wenn Sie einen TBS Wert haben, klicken Sie bitte hier:

Bespiele aus Praxis – Risikoscore Osteoporose



ANPASSUNG DES FRAX®

BMD Diskrepanz LWS und proximaler Femur

Der gewichtete Mittelwert zwischen den T-Scores der Wirbelsäule und des Schenkelhalses verbessert die Risikoprädiktion leicht. Jede T-Score-Diskordanz zwischen Wirbelsäule und dem proximalen Femur verändert das Risiko um 10%. Damit kann man das Risiko, das mit dem FRAX® für die Haupt-Osteoporosefrakturen errechnet wird, um einen Zehntel korrigieren für jede T-Score-Differenz von 1 SD zwischen der Wirbelsäule und dem Schenkelhals.

Anpassung an die Glukokortikoid Dosis

Glukokortikoid-Dosis	"Major fractures"	Hüftfrakturen
Niedrig (<2.5 mg)	-20%	-35%
Mittel (2.5-7.5 mg)	0%	0%
Hoch (>7.5 mg)	+15%	+20%

Alter	10-Jahres-Frakturrisiko (FRAX®) (Hauptfrakturen: Wirbel, Hüfte, Humerus, Radius)	
50 Jahre	≥10%	55 Jahre ≥13%
60 Jahre	≥17%	65 Jahre ≥20%
70 Jahre	≥23%	75 Jahre ≥28%
≥ 80 Jahre	≥33%	

Standardisierung von Daten – z.B. Diagnosen

Schlussschleife (Kapitel XXY) zu benutzen.

E10.- Diabetes mellitus, Typ 1

Inkl.: Diabetes mellitus: juveniler Typ

Diabetes mellitus: labil [brittle]

Diabetes mellitus: mit Ketoseneigung

Exkl.: Diabetes mellitus: beim Neugeborenen [P70.2](#))

Diabetes mellitus: in Verbindung mit Fehl- oder Mangelernährung [Malnutrition [E12.-](#)]

Diabetes mellitus: pankreopriv [E13.-](#))

Diabetes mellitus: während der Schwangerschaft, der Geburt oder des Wochenbettes [O24.-](#))

Gestörte Glukosetoleranz ([R73.0](#))

Glukosurie: renal ([E74.8](#))

Glukosurie: o.n.A. ([R81](#))

Postoperative Hypoinsulinämie, außer pankreopriv [Diabetes mellitus E89.1](#))

E10.0- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Koma

E10.01 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Koma : Als entgleist bezeichnet

E10.1- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Ketoazidose

E10.11 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Ketoazidose : Als entgleist bezeichnet

E10.2- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Nierenkomplikationen

E10.20 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Nierenkomplikationen : Nicht als entgleist bezeichnet

E10.21 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Nierenkomplikationen : Als entgleist bezeichnet

E10.3- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Augenkomplikationen

E10.30 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Augenkomplikationen : Nicht als entgleist bezeichnet

E10.31 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit Augenkomplikationen : Als entgleist bezeichnet

E10.4- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit neurologischen Komplikationen

E10.40 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit neurologischen Komplikationen : Nicht als entgleist bezeichnet

E10.41 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit neurologischen Komplikationen : Als entgleist bezeichnet

E10.5- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit peripheren vaskulären Komplikationen

E10.50 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit peripheren vaskulären Komplikationen : Nicht als entgleist bezeichnet

E10.51 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit peripheren vaskulären Komplikationen : Als entgleist bezeichnet

E10.6- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit sonstigen näher bezeichneten Komplikationen

E10.60 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit sonstigen näher bezeichneten Komplikationen : Nicht als entgleist bezeichnet

E10.61 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit sonstigen näher bezeichneten Komplikationen : Als entgleist bezeichnet

E10.7- Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit multiplen Komplikationen

E10.72 Diabetes mellitus, Typ 1 : Mit multiplen Komplikationen : Mit sonstigen multiplen Komplikationen, nicht als entgleist bezeichnet

Codierungs-
codes in der
Praxis unbrauchbar –
nicht Sprache der Ärzte
- automatisierte
Transcodierungs-
systeme sinnvoll

Datenabgleich - Plausibilisierung

- Medikamenten-Interaktion Check geht bereits in den meisten Systemen
- Aber: bislang kein automatisierter Abgleich Diagnosen, Medikamente, Labor
- Kaum Möglichkeit des standardisierten Datenabgleich unter verschiedene System, ausser Labordaten-Plattformen

Subtypisierung – Beispiel Diabetes

Novel subgroups of adult-onset diabetes and their association with outcomes: a data-driven cluster analysis of six variables

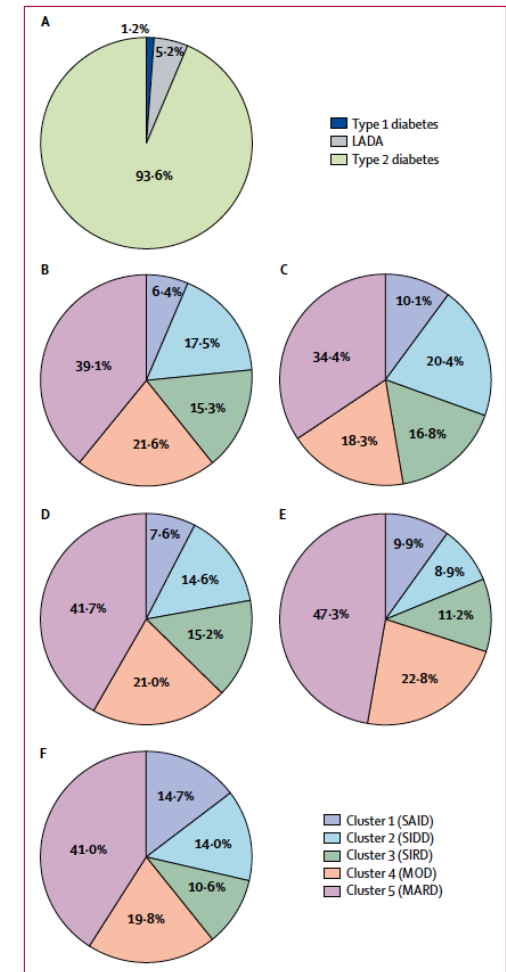
Emma Ahlqvist, Petter Storm, Annemari Käräjämäki*, Mats Martinell*, Mozhgan Dorkhan, Annelie Carlsson, Petter Vikman, Rashmi B Prasad, Dina Mansour Aly, Peter Almgren, Ylva Wessman, Nael Shaat, Peter Spéjel, Hindrik Mulder, Eero Lindholm, Olle Melander, Ola Hansson, Ulf Malmqvist, Åke Lernmark, Kaj Lahti, Tom Forsén, Tiinamaija Tuomi, Anders H Rosengren, Leif Groop

Lancet Diabetes Endocrinol 2018

Subtypisierung – Beispiel Diabetes

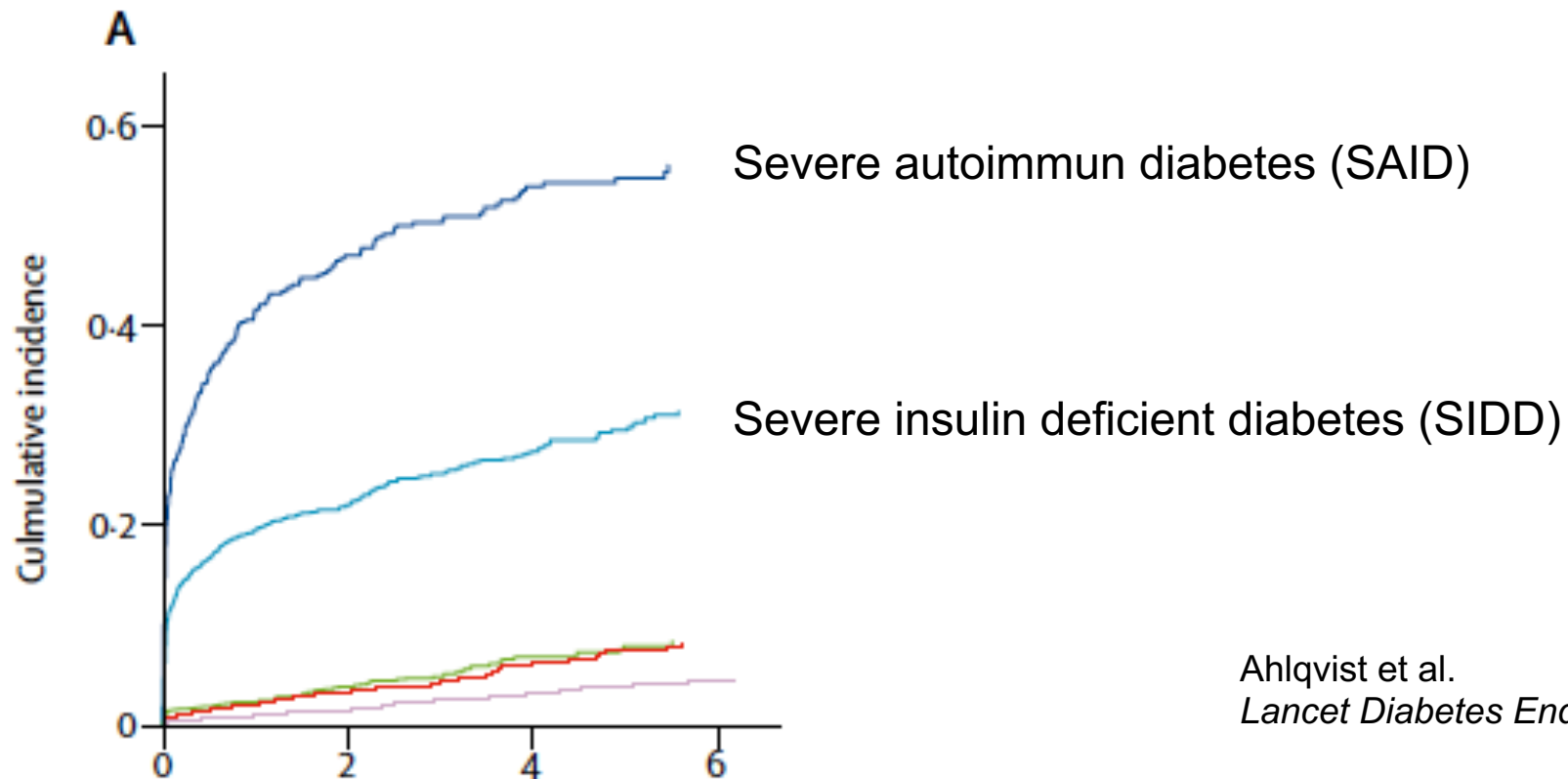
An 4 grossen Kohorten untersucht:

1. Severe autoimmun diabetes (SAID)
2. Severe insulin deficient diabetes (SIDD)
3. Severe insulin resistant diabetes (SIRD)
4. Mild obesity-related diabetes (MOD)
5. Mild age-related diabetes (MARD)



Subtypisierung – Beispiel Diabetes

Time to sustained insulin use



Ahlqvist et al.
Lancet Diabetes Endocrinol 2018

Subtypisierung – Beispiel Diabetes

Precision medicine in the management of type 2 diabetes

Anna L Gloyn, Daniel J Drucker

*Lancet Diabetes &
Endocrinol 2018*

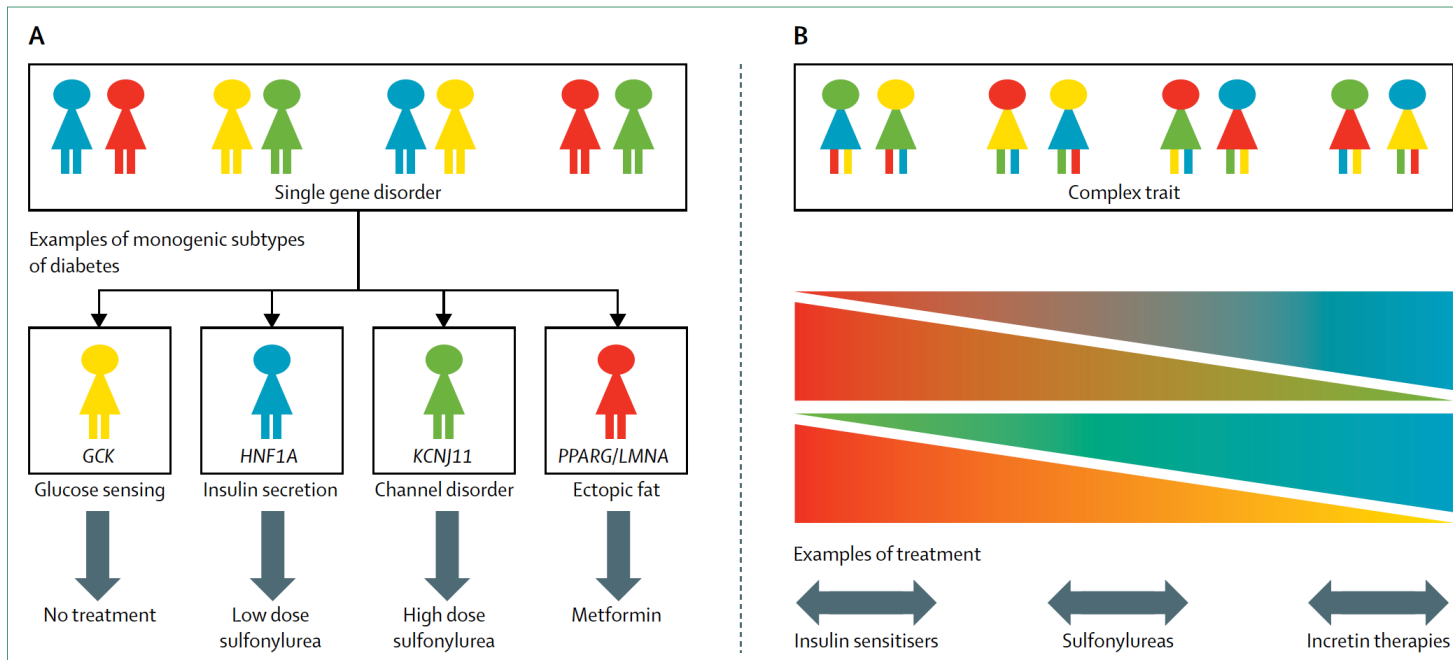


Figure: Precision medicine approaches for the treatment of type 2 diabetes

(A) Treatment of patients with selected monogenic subtypes of diabetes. (B) Individuals with complex genetic determinants of type 2 diabetes. Monogenic diabetes subtypes have specific treatments whereas complex trait type 2 diabetes is a sliding scale making individualised treatment more difficult. Many subtypes of monogenic diabetes can be treated with specific pharmacological agents, whereas individuals with type 2 diabetes have a heterogeneous phenotype, with different degrees of abnormalities in multiple pathways.

Subtypisierung – Beispiel Diabetes



About Us ▾ What Type Of Diabetes? MODY ▾ Neonatal Diabetes ▾ Rare Types Tests For Diabetes Subtypes ▾ Current Research ▾ Training & Events ▾

[Diabetes Genes](#) / MODY Probability Calculator

MODY Probability Calculator

Please note work on this model is still in progress and further validation needs to be undertaken. If viewing on a phone, you may need to rotate your phone horizontally to read all the outputs. Or you can download our app [here](#).

This is for use in patients diagnosed with diabetes under the age of 35 and was developed on a European Caucasian cohort. ([Shields et al. 2012, Diabetologia](#))

Enter the clinical features of the patient in the form below and press the "Calculate Probability" button.

Enter Your Details

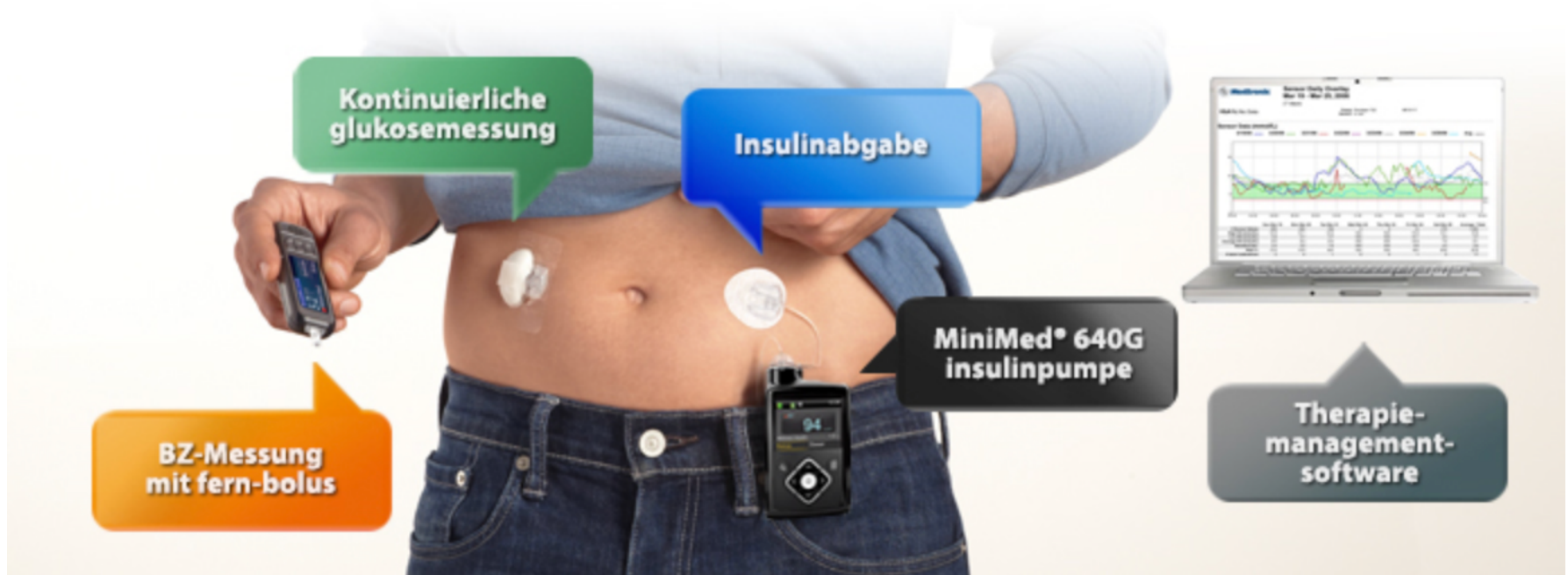
Age at diagnosis (years)	
Sex	☐ Male ☐ Female
Currently treated with insulin <u>or</u> OHA?	☐ Yes ☐ No
Time to Insulin Treatment (if currently treated with insulin)	☐ Not currently treated with insulin ☐ Within 6 months of diagnosis ☐ Over 6 months after diagnosis
BMI (kg/m ²)	
HbA1c (%)	
	or mmol/mol
Current Age (yrs)	
Parent affected with diabetes?	☐ Yes ☐ No

www.diabetesgenes.org

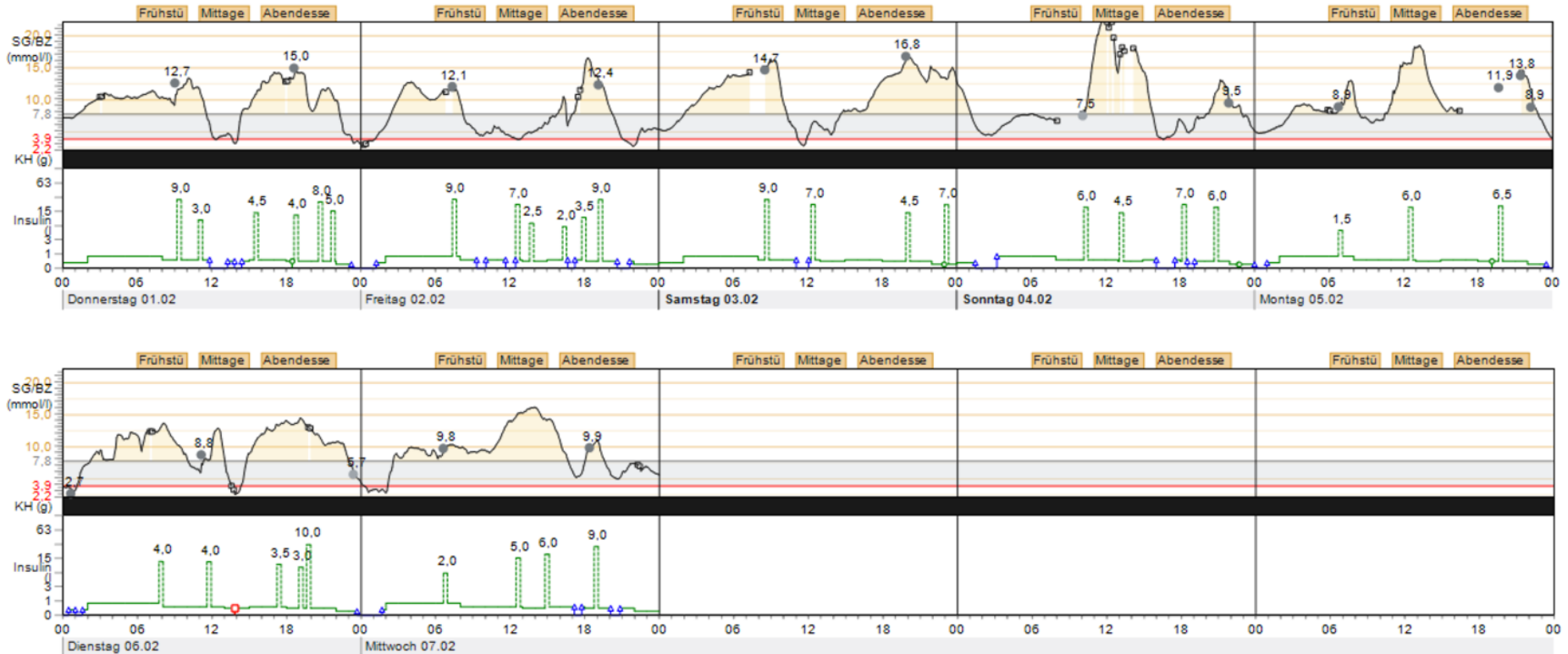
Beispiel – Glucose Sensoren



Beispiel – Sensor unterstützte Insulinpumpen



Beispiel – Sensor unterstützte Insulinpumpen



Conclusio

AI in der Medizin aus ärztlicher Sicht

AI wird die medizinische Versorgung qualitativ verbessern und effizienter machen

Was ist notwendig?

- Stärkere Standardisierung der Datenerfassung
- Vernetzung verschiedener Systeme
- Klärung von Verantwortlichkeiten und rechtlichen Fragen
- Wer trägt Kosten? Anreize?
- Datenschutz



Vielen Dank