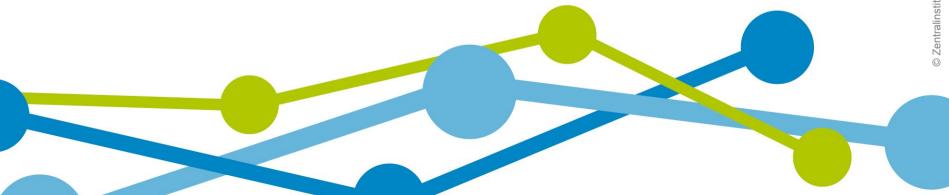


7. Bayrischer Tag der Telemedizin, München 21.03.2019

"Demografischer Wandel in der Medizin: E-Health Professionals gesucht!" Einsatzfelder interaktiver Assistenzroboter –Produkte und Forschungsarbeiten

Dr. Dominik von Stillfried



Roboter?

Segnungsroboter: Publikumsmagnet auf Weltausstellung der Reformation

Auf der Weltausstellung der Reformation 2017 in Wittenberg ließen sich Tausende Besucher von einem Roboter segnen. Das Kunstwerk sollte zur Diskussion über die Zukunft von Mensch und Maschine anregen. Kirchgänger und Neulinge reagierten unterschiedlich.

小 合 ○87 dpa



Vom Roboter gesegnet (Bild: EKHN/Rahn)



Interaktiv?

Interaktivität (lat.: inter "zwischen" und agere "treiben" und "betreiben") weist allgemein auf eine Wechselbeziehung zwischen zwei oder mehreren beliebigen Größen hin, bei der implizit Informationen ausgetauscht werden.

(Wikipedia)



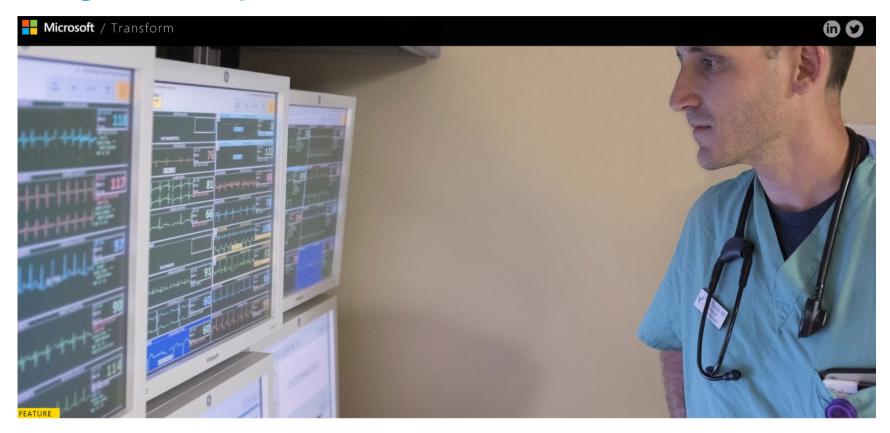
Interaktiv?

Interaktivität (lat.: inter "zwischen" und agere "treiben" und "betreiben") weist allgemein auf eine Wechselbeziehung zwischen zwei oder mehreren beliebigen Größen hin, bei der implizit Informationen ausgetauscht werden.

(Wikipedia)



Ein gutes Beispiel



Ochsner Health System: Preventing cardiac arrests with AI that predicts which patients will 'code'

Ein gutes Beispiel

When patients suffer cardiac arrest in a hospital, only about a guarter survive. Physicians at Ochsner Health System have sought to avoid this statistic altogether by using artificial intelligence. In what's one of the most successful examples of using AI to improve patient care, the New Orleans-based health system has reduced all codes-including cardiac arrest-in certain hospital units by 44%.

> So developers at the health system drew on data from their system and used the vendor's platform to create that gives an approximately four-hour warning of adverse events. In this case, the health system developed the whereas in other cases, Epic offers both the platform and the algorithm.

> > When Ochsner's about patients on their smartphones or Apple Watches, they jump into action and intervene with medical attention. "It's helping our physicians do better," Wilt said. "It's shifting their attention to the right people at the right time."

> > Quelle: Arndt RZ: Providers leverage AI to address high-risk patients at the right time. Operations 26 May 2018

says Michael Truxillo, medical director of the rapid response and resuscitation team at Ochsner Medical Center, the organization's flagship hospital in New Orleans.

(April 2018) https://news.microsoft.com/transform/ochsner-ai-prevents-cardiac-arrests-predicts-codes/



SEITE

KI als ärztlicher "Assistenzroboter"

Bsp. Ochsner Health System

großer Datensatz je Patient, viele Patienten



Symptome Diagnostik Diagnosen Behandlungsmaßnahmen **Outcomes**

Intervention



welche Symptome sind überzufällig häufig mit unerwünschten **Outcomes** verbunden?

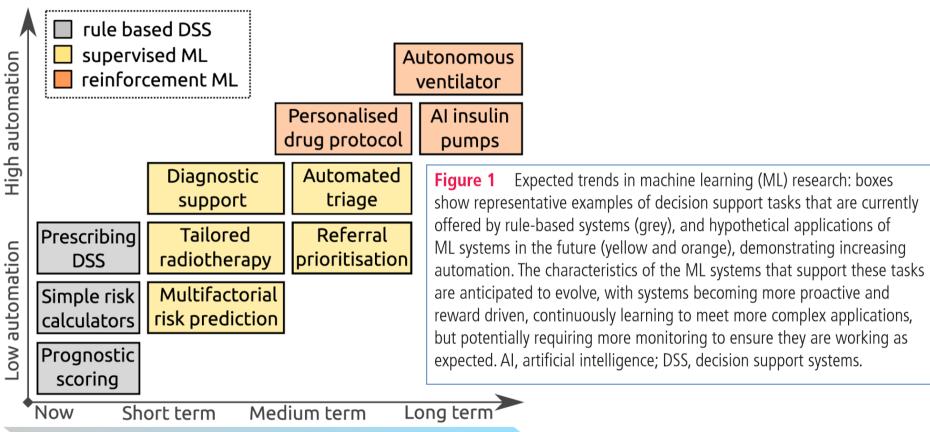


welche Intervention reduziert Risiken bei welchen Patienten?



Wo stehen wir aktuell?

Challen R et al Artificial intelligence, bias and clinical safety. BMJ Quality and Safety 2019



Reactive guidance Proactive intervention
Rule based Data driven Reward driven

Manual update Periodic retraining Active learning

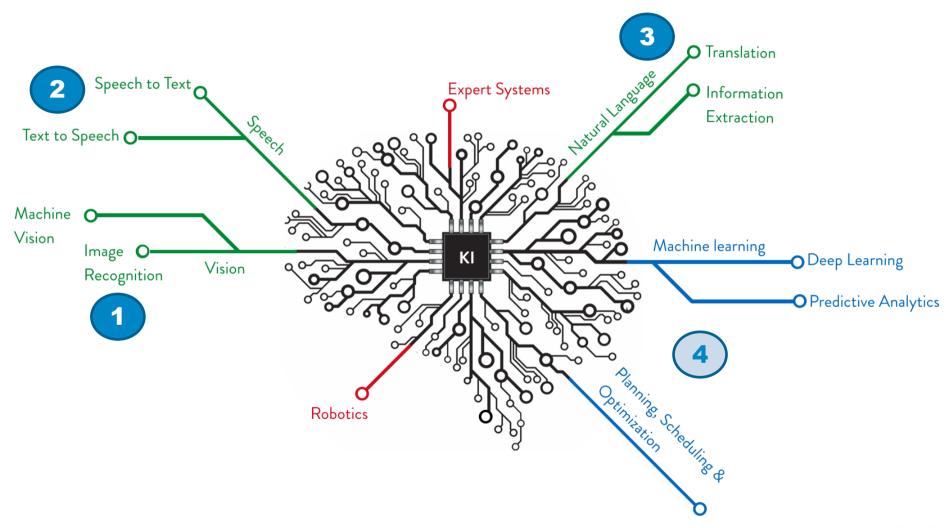
Design behaviour Test accuracy Monitor activity

Challen R, et al. BMJ Qual Saf 2019;**28**:231–237. doi:10.1136/bmjqs-2018-008370



Elemente Künstlicher Intelligenz

Bild-, Text-, Spracherkennung und -interpretation (menschliche Fähigkeiten)



Quelle: http://blog.vornconsulting.com/2018/03/14/alexa-verrate-mir-was-ich-als-unternehmen-ueber-kuenstliche-intelligenz-wissen-sollte/



SEITE

Relevante aktuelle Entwicklungen in vielen Gebieten



Dermatologie – Erkennen von Hautkrebs

Esteva A et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature 2017;542:115–8.doi:10.1038/nature21056

Ophtalmologie – Erkennen von Retinopathie

Gargeya R, Leng T. Automated identification of diabetic retinopathy using deep learning. Ophthalmology 2017;124:962 - 9.doi:10.1016/j.ophtha.2017.02.008

Allgemeinmedizin/Kardiologie – Erkennen kardiovaskulärer Risiken

Weng SF et al. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? PLoS One 2017;12:e0174944.

Telefon-Triage – Erkennen des Herzstillstandsrisikos

Blomberg SN (2019) Machine learning as a supportive tool to recognize cardiac arrest in emergency calls. Resuscitation (in press) https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2019.01.015

Neurologie – Früherkennung von Autismus / Demenzprogression auf Basis bildgebender Verfahren

Hazlett HC et al. Early brain development in infants at high risk for autism spectrum disorder. Nature 2017;542:348–51.doi:10.1038/nature21369

Mathotaarachchi S et al. *Identifying incipient dementia individuals using machine learning and amyloid imaging. Neurobiol Aging* 2017;59:80–90.doi:10.1016/j.neurobiolaging.2017.06.027



Relevante aktuelle Entwicklungen in vielen Gebieten

Psychiatrie – Früherkennung Selbsttötungsgefahr anhand elektronischer Krankenakten

Walsh CG, Ribeiro JD, Franklin JC. *Predicting risk of suicide attempts over time through machine learning. Clin Psychol Sci* 2017;5:457–69.doi:10.1177/2167702617691560

Psychotherapie – automatisierte Therapieansätze

Lucas GM et al. Reporting mental health symptoms: breaking down barriers to care with virtual human interviewers. Frontiers in Robotics and Al 2017;4:51.doi:10.3389/frobt.2017.00051

Diagnostikunterstützung durch Auswertung unstrukturierter Information aus elektronischen Krankenakten

Liang H et al (2019) Evaluation and accurate diagnoses of pediatric diseases using artificial intelligence Nature Medicine 25, 433–438



Radiologie: Arzt-Unterstützung steht (noch) im Vordergrund

CAR white paper on AI in radiology / Canadian Association of Radiologists Journal 69 (2018) 120-135

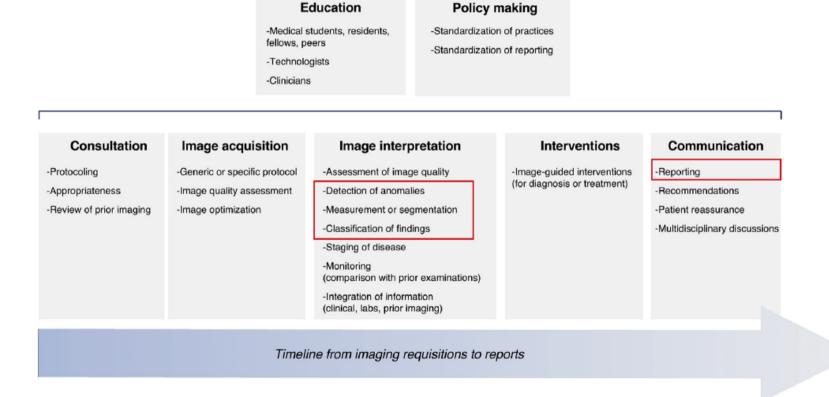


Figure 5. Tasks vs work. Diagram illustrating the role of radiologists in patient care. Grey boxes indicate classes of tasks accomplished by radiologists. The red box indicates the areas of focus of artificial intelligence techniques in radiology. This figure is available in colour online at http://carjonline.org/.



133

Ist der Arzt künftig E-Health Professional?

Bsp. Dermatologie (Modell):

Hautkrebsscreening könnte durch Praxismitarbeiter in der Hausarzt- oder Dermatologiepraxis mit technischer Unterstützung erfolgen:

Videoscan der Haut, Übertragung der Bilder an einen Rechner des Dermatologen, wo eine Vorselektion durch KI erfolgt.

Dermatologe fokussiert auf Bilder, die durch die KI als auffällig markiert wurden.

Pathologiebefunde und Behandlungsergebnisse werden genutzt, um KI treffsicherer zu machen.

Bilderkennung durch KI unterstützt den Arzt in seiner zentralen Tätigkeit



Zwischenfazit

It is clear that Al's current strength is in its ability to *learn from a large* dataset and recognise patterns that can be used to diagnose conditions. This puts AI in direct competition with medical specialties that are involved in diagnostic tests that involve pattern recognition, and the two obvious ones are pathology and radiology.

Compared with other industries like hospitality or airlines, *health* has been a relative slow adopter of electronic systems, such as electronic health record (EHR) systems, which have only recently become mainstream.

Similarly, although Al is now embedded in many forms of technologies such as smartphones and software, its use in the frontline of clinical practice remains limited

Quelle: Loh E (2018) Medicine and the rise of the robots: a qualitative review of recent advances of artificial intelligence in health. BMJ Leader http://dx.doi.org/10.1136/leader-2018-000071 (Hervorhebung hinzugefügt)



Smartphone/Sensor-basierte Technologien

Objective The number of mobile applications addressing health topics is increasing. Whether these apps underwent scientific evaluation is unclear. We comprehensively assessed papers investigating the diagnostic value of available diagnostic health applications using inbuilt smartphone sensors.

Conclusions The diagnostic evidence of available health apps on Apple's and Google's app stores is scarce. Consumers and healthcare professionals should be aware of this when using or recommending them.

Quelle: Buechi R et al (2017) Evidence assessing the diagnostic performance of medical smartphone apps: a systematic review and exploratory meta-analysis. BMJ open 7(12) http://dx.doi.org/10.1136/bmjopen-2017-018280

Smartphone applications using artificial intelligence-based analysis have not yet demonstrated sufficient promise in terms of accuracy, and they are associated with a high likelihood of missing melanomas. [...] Given the paucity of evidence and low methodological quality of existing studies, it is not possible to draw any implications for practice.

Chuchu N et al. Smartphone applications for triaging adults with skin lesions that are suspicious for melanoma. Cochrane Database Syst Rev. 2018 Dec 4;12:CD013192. doi: 10.1002/14651858.CD013192.



Versteckte Gefahren in Datensätzen für machine learning

In an early AI experiment, the US army used ML to try to distinguish between images of armoured vehicles hidden in trees versus empty forests. After initial success on one set of images, the system performed no better than chance on a second set. It was subsequently found that the positive training images had all been taken on a sunny day, whereas it had been cloudy in the control photographs—the machine had learnt to discriminate between images of sunny and cloudy days, rather than to find the vehicles. This

Challen R, et al. BMJ Qual Saf 2019;**28**:231–237. doi:10.1136/bmjqs-2018-008370

Weitere Gefahren: Verstärkung veralteter Praktiken / unerwünschter Ergebnisse, unsichere Prognose, keine ausreichende Beachtung alternativer Therapieziele ...

Problem von KI: Black Box Entscheidungen ohne Prüfmöglichkeit

Richardson R, Schultz J, Crawford K. Dirty Data, Bad Predictions: How Civil Rights Violations Impact Police Data, Predictive Policing Systems, and Justice (February 13, 2019). New York University Law Review Online, Forthcoming. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=3333423



Benchmark-Daten zur Bewertung klinischer Al-Anwendungen notwendig

Results/Conclusions: We found 13 papers that classified skin lesions using CNNs. [...] CNNs display a high performance as state-of-the-art skin lesion classifiers. *Unfortunately, it is difficult to compare different classification methods because some approaches use nonpublic datasets for training and/or testing, thereby making reproducibility difficult.* Future publications should use publicly available benchmarks and fully disclose methods used for training to allow comparability.

Quelle: Brinker TJ et al (2018) Skin Cancer Classification Using Convolutional Neural Networks: Systematic Review. J Med Internet Res; 20(10): e11936. doi: 10.2196/11936

Conclusions: We present the first public melanoma classification benchmark for both non-dermoscopic and dermoscopic images for comparing artificial intelligence algorithms with diagnostic performance of 145 or 157 dermatologists. Melanoma Classification Benchmark should be considered as a reference standard for white-skinned Western populations in the field of binary algorithmic melanoma classification.

Quelle: Brinker TJ et al (2019) Comparing artificial intelligence algorithms to 157 German dermatologists: the melanoma classification benchmark. European Journal of Cancer 111; 30-37

erst auf dieser Grundlage ist ein Vergleich unterschiedlicher Melanom-Erkennungsprogramme und eine ärztliche Nutzungsentscheidung möglich



Bei aller Euphorie

viele kritische Fragen müssen beobachtet werden

- Wurde das System in unterschiedlichen Anwendungskontexten,
 Populationen und auf der Grundlage diverser Softwarearchitekturen (EHR?) getestet?
- Wird das System so eingesetzt, wie im Training geplant?
- Stimmen Trainingsdaten mit Realität überein und enthalten kein Bias?
- Können wir den Begriffen/Konzepten trauen, anhand derer das System trainiert wurde?
- Werden messbare Outcomes produziert?
- Kann das System ,besonderen Input' erkennen (z.B. dunkle Haut statt weiße Haut) und darauf reagieren?
- Werden Prognosen/Erkennungen mit einer Wahrscheinlichkeit belegt?
- Können mittelfristig unerwünschte Ergebnisse (Zielkonflikte) berücksichtigt werden?
- Wie kann eine unerwünschte Selbstverstärkung (self-fulfilling prediction, reward hacking) beim Routineeinsatz vermieden werden?

Nach: Challen R, et al. BMJ Qual Saf 2019;28:231–237. doi:10.1136/bmjqs-2018-008370



Daher erstmal kein Roboter, aber ...

...ein interaktives technisches Hilfsmittel im KV-System

Die neue Terminservicestelle (§ 75 Abs. 1a SGB V nach dem TSVG)

Satz 2

"... die Kassenärztlichen Vereinigungen [...] richten Terminservicestellen ein, die spätestens ab dem 01.01.2020 für 24 Stunden täglich an sieben Tagen in der Woche unter einer bundesweit einheitlichen Telefonnummer erreichbar sein müssen ..."

Satz 3

"Die Terminservicestelle hat … Versicherten spätestens ab dem 01.01.2020 in Akutfällen auf der Grundlage eines bundesweit einheitlichen, standardisierten Ersteinschätzungsverfahrens eine unmittelbare ärztliche Versorgung in der medizinisch gebotenen Versorgungsebene zu vermitteln."

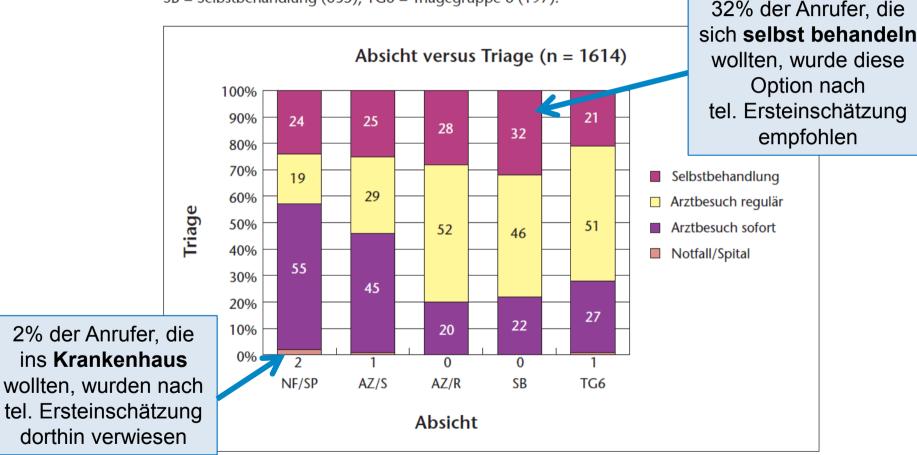


Selbsteinschätzung vs Telefon-Triage (CH)

Abbildung 4

Abweichung der Triage von der Absicht der Anrufenden. Absolutzahlen der Handlungsabsichten in Klammern: NF/SP = Notfall/Spital (93), AZ/S = Arztbesuch sofort (359), AZ/R = Arzt regulär (330),

SB = Selbstbehandlung (635), TG6 = Triagegruppe 6 (197).



Meer A. et al. (2003) Einfluss der medizinischen computerassistierten Telefontriage auf das Patientenverhalten: erste Erfahrungen in der Schweiz. Schweizerische Ärztezeitung. 2003;84:Nr 41:2160-65

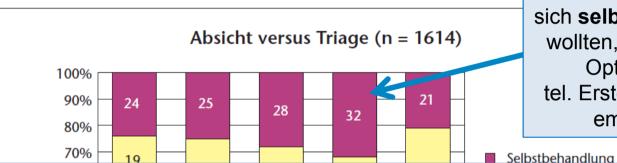


Selbsteinschätzung vs Telefon-Triage (CH)

Abbildung 4

Abweichung der Triage von der Absicht der Anrufenden. Absolutzahlen der Handlungsabsichten in Klammern: NF/SP = Notfall/Spital (93), AZ/S = Arztbesuch sofort (359), AZ/R = Arzt regulär (330),

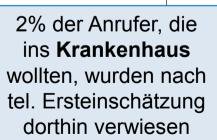
SB = Selbstbehandlung (635), TG6 = Triagegruppe 6 (197).

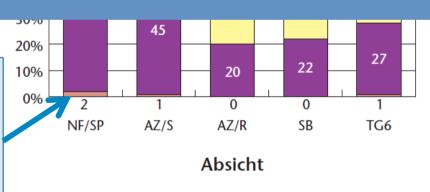


32% der Anrufer, die sich selbst behandeln wollten, wurde diese Option nach tel. Ersteinschätzung empfohlen

Ziel:

zur richtigen Zeit am richtigen Ort für eine medizinische Behandlung

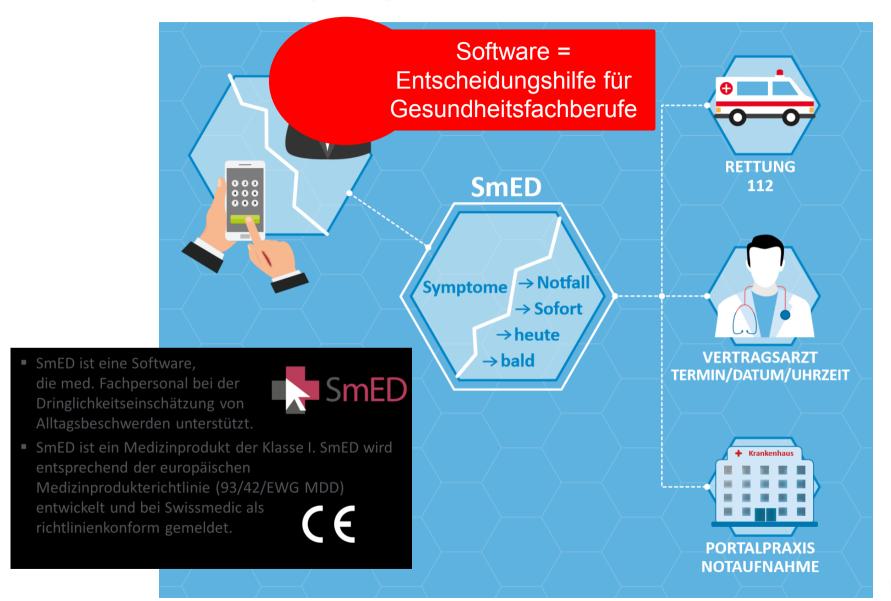




Meer A. et al. (2003) Einfluss der medizinischen computerassistierten Telefontriage auf das Patientenverhalten: erste Erfahrungen in der Schweiz. Schweizerische Ärztezeitung. 2003;84:Nr 41:2160-65



Strukturierte medizinische Ersteinschätzung in Deutschland







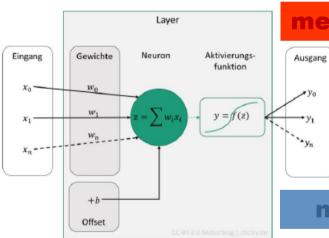


Versorgungszeitpunkt: Regelwerk als künstliches neuronales Netzwerk

Fachliteratur/Expertenkonsens

Klinische Parameter:

- Alter
- Geschlecht
- Schwangerschaft
- · Leitbeschwerde
 - Wie lange
 - Wo
 - Auslöser
 - ...
- Begleitbeschwerden
- ..



medizinisches Regelwerk

Versorgungszeitpunkt:

- Sofort
- Heute
- Später (keine Eile)

nationales Regelwerk

Versorgungsebene

- Arzt/Bereitschaftsdienst
- Notaufnahme
- Notarzt/Rettung



Erweiterungsperspektive

FR IT EN

Kontakt





myGuide – Soll ich zum Arzt?

Wann immer Sie für sich oder ein Familienmitglied einen ersten gesundheitlichen Rat benötigen, ist myGuide für Sie da. Von Fachärzten und Medizininformatikern entwickelt, prüft der digitale Service Ihre Krankheitssymptome. Frage um Frage führt myGuide Sie zu einer Empfehlung und sagt Ihnen, ob Sie zum Arzt, in die Apotheke oder ins Spital gehen sollen oder nicht. Und wenn nicht, erhalten Sie Tipps, wie Sie Ihre Beschwerden behandeln können.

myGuide ist Ihr digitaler Ratgeber bei Krankheitssymptomen

myGuide prüft Ihre Krankheitssymptome und liefert Ihnen innert Kürze eine Empfehlung. Der Zugang ist ganz einfach: Sie können sich mit Ihrer CSS-Kundennummer und Ihrem Geburtsdatum einloggen. Oder Sie starten myGuide direkt im Kundenportal myCSS.

myGuide starten





www.zi.de

Zentralinstitut für die kassenärztliche Versorgung in der Bundesrepublik Deutschland

Salzufer 8 10623 Berlin

Tel. +49 30 4005 2450

Fax +49 30 4005 2490

zi@zi.de