

Unfallchirurg

<https://doi.org/10.1007/s00113-019-0676-y>

© Springer Medizin Verlag GmbH, ein Teil von Springer Nature 2019

Redaktion

W. Mutschler, München

H. Polzer, München

B. Ockert, München

**Georg Osterhoff¹ · Dominik Pförringer² · Julian Scherer³ · Christian Juhra⁴ · Sven Maeridian⁵ · David A. Back⁶ für Arbeitsgruppe Digitalisierung der Deutschen Gesellschaft für Orthopädie und Unfallchirurgie**¹Klinik und Poliklinik für Orthopädie, Unfallchirurgie und Plastische Chirurgie, Universitätsklinikum Leipzig, Leipzig, Deutschland²Klinik für Unfallchirurgie, Klinikum Rechts der Isar, Technische Universität München, München, Deutschland³Klinik für Traumatologie, UniversitätsSpital Zürich, Zürich, Schweiz⁴Klinik für Unfall-, Hand- und Wiederherstellungschirurgie/Stabsstelle Telemedizin, Universitätsklinikum Münster, Münster, Deutschland⁵CMSC – Centrum für Muskuloskeletale Chirurgie, Charité-Universitätsmedizin Berlin, Berlin, Deutschland⁶Klinik für Unfallchirurgie und Orthopädie, Septische und Rekonstruktive Chirurgie, Bundeswehrkrankenhaus Berlin, Berlin, Deutschland

Computerassistierte Entscheidungsfindung beim Traumapatienten

Die Behandlung von Traumapatienten im Schockraum erfordert in einer höchst komplexen Situation zahlreiche kritische Entscheidungen unter Zeitdruck. Selbst erfahrene Behandlungsteams machen hier in vielen Situationen zumindest kleinere Fehler. Computerassistierte Entscheidungshilfen können, basierend auf kontinuierlich eingespielten Informationen, über den Zustand des Patienten anhand errechneter Wahrscheinlichkeiten weitere Behandlungsschritte vorschlagen. Es bestehen jedoch noch technologische und legislative Barrieren, die einer breiten Anwendung entgegenstehen.

Einleitung

Bei der Behandlung eines Patienten im Schockraum muss das behandelnde Team, basierend auf einer großen Menge an Informationen, im Mittel alle 72 s eine kritische Entscheidung treffen [15]. Auch erfahrene Teams machen hier bei nahezu jedem Patienten zumindest kleinere Fehler [15] und zeigen Uneinigkeit hinsichtlich der Notwendigkeit lebensrettender oder dringlicher Interventionen [1]. Als eine der wesentlichen

Fehlerquellen konnte die fehlende Einholung oder Verwertung vorhandener Informationen über den Zustand des Patienten identifiziert werden [10].

Jeder Vorgang in einem Gesundheitssystem, jede Anamneseerhebung, jede klinische oder apparategestützte Untersuchung, Bildgebung, Erhebung von Vitalparametern oder Dokumentation von Gewicht und Größe generiert eine Fülle von Daten. Im Rahmen der zunehmenden Digitalisierung unserer Gesundheitssysteme stehen uns diese Daten heutzutage meist in elektronischer Form zur Verfügung. Die Analyse dieser Daten wird in der Zukunft erlauben, verbesserte Aussagen über den Erfolg von Behandlungsstrategien zu treffen. Herkömmliche Analysemethoden stoßen jedoch angesichts der schier Datenmenge an ihre Grenzen.

Eine mögliche Lösung besteht in der Verwendung computerassistierter Entscheidungshilfen: Basierend auf – via Schnittstellen kontinuierlich eingespielten – Informationen über den Zustand des Patienten und über vorgenommene Maßnahmen können diese Systeme anhand errechneter Wahrscheinlichkeiten weitere Behandlungsschritte vorschlagen.

Ähnliche Systeme werden bereits erfolgreich in der Wahl der geeigneten Antibiotikatherapie bei Intensivpatienten [19] oder der optimierten Behandlung von Krebspatienten [5] verwendet. Allerdings sind die meisten bisher genutzten Systeme nicht auf die Notwendigkeit sekundenschneller Entscheidungen ausgerichtet, wie sie beim Schwerstverletzten im Schockraum mitunter notwendig sein können. Hinzu kommt, dass für die Versorgung von Traumapatienten zu unterschiedlichen Zeiten unterschiedliche Ressourcen zur Verfügung stehen. So hat der Notarzt bei der Versorgung am Unfallort andere personelle und technische Ressourcen zur Verfügung als das weiterversorgende Traumazentrum. Hier ist zusätzlich zu beachten, dass auch die Traumazentren je nach Versorgungsstufe (lokal/regional/überregional) unterschiedliche Ressourcen vorhalten und mit der Wahl der weiterversorgenden Klinik wichtige Weichen gestellt werden.

Die vorliegende Übersichtsarbeit fasst hier den aktuellen Stand der Literatur zur computerassistierten Entscheidungsfindung beim Traumapatienten zusammen und schlägt auf Basis dieser Recherche geeignete Instrumente für die Zu-

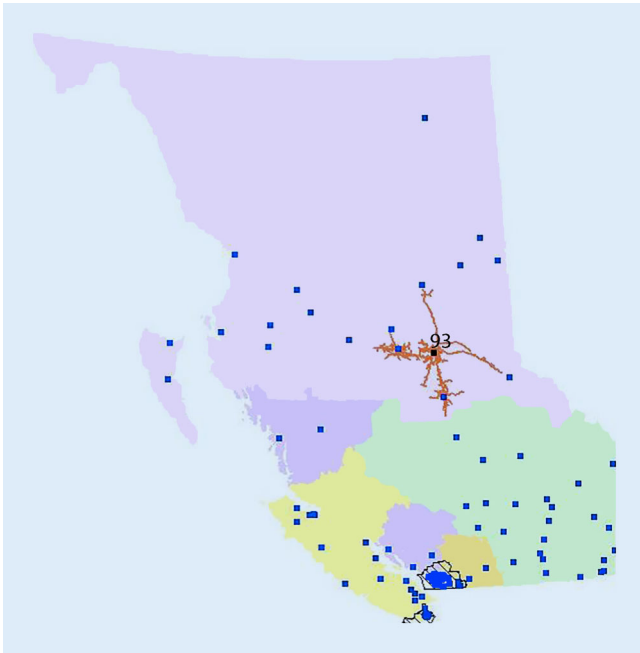


Abb. 1 ▲ Webbasierte Rettungsdienstallokation. Die Abbildung zeigt eine Karte der kanadischen Provinz British Columbia (BC) mit den dort verfügbaren Traumazentren. In Orange ist das 2-h-Einzugsgebiet eines regionalen Traumazentrums (in diesem Fall das Prince George Regional Hospital, hier mit der „93“ gekennzeichnet) aufgezeigt. (Aus Schuurman et al. [25], Abbildung publiziert unter Creative Commons Attribution License [<http://creativecommons.org/licenses/by/2.0>])

kunft der Schwerstverletztenversorgung vor.

Entscheidungsfindung in der Präklinik

Die diagnostischen Mittel in der präklinischen Phase sind begrenzt; insbesondere ist eine Bildgebung (abgesehen von der Sonographie) in der Regel nicht möglich. Notärzte und Rettungskräfte müssen daher anhand der wenigen vorliegenden Daten aus klinischer Untersuchung und Zustand des Patienten entscheiden, ob der Patient in ein nahegelegenes Krankenhaus der Allgemeinversorgung transferiert werden kann oder ob eine Behandlung in einem spezialisierten Traumazentrum notwendig ist. Gültige Algorithmen wie Prehospital Trauma Life Support (PHTLS), TraumaManagement® oder die S3-Leitlinie „Polytrauma/Schwerstverletzten-Behandlung“ der Deutschen Gesellschaft für Unfallchirurgie beziehen sich hier in ihren Empfehlungen naturgemäß auf den Unfallmechanismus und einfache Vitalparameter [14]. Die damit erreichte Triagequalität ist in Anwesenheit

erfahrener Notärzte mit einer Übertriage um 10% und einer Untertriage um 3,5% akzeptabel [7], rein kriterienbasierte Triage-Systeme ohne weitere zugrunde liegenden Logiken erreichen jedoch Übertriageraten bis zu 78% und Untertriageraten bis 5% [13].

Computerassistierte Verfahren könnten hier bessere Vorhersagen ermöglichen.

So können „Machine-learning“-basierte Modelle anhand nichtinvasiver Vitalparameter mit einer Treffgenauigkeit von 96,5% einen drohenden hypovolämischen Schock detektieren [12]. Eine ähnlich gute Genauigkeit in der Erkennung von Hypovolämie wurde für eine computerassistierte Entscheidungshilfe für Rettungshelikopter erreicht [8]. Auch hier werden Machine-learning-Algorithmen kombiniert, um aus Daten von Elektrokardiographie (EKG), Herzfrequenz (HF), Sauerstoffsättigung (SpO₂), Blutdruck, Photoplethysmogramm sowie Atemfrequenz und -kurve entsprechende Vorhersagen zu treffen.

In einer Studie von Mackenzie et al. wurden bei 70 Patienten während des präklinischen Transports standardisiert

die kontinuierlichen Kurvenformen von EKG, Pulsoxymetrie, endtidaler Kohlenstoffdioxidabatemung sowie Herzfrequenz, Atemfrequenz und Blutdruck erfasst. Dabei konnte die automatisiert aus der Kurvenform der Pulsoxymetrie abgelesene Kombination aus Hypoxie (S_pO₂ <95%) und Tachykardie (HF >100/min) das Eintreten einer frühen Bluttransfusion, eines abdominalen Eingriffs, einer endotrachealen Intubation oder einer Thoraxdrainageeinlage besser voraussagen, als es die klinische Erfahrung oder Traumaregisterdaten vermögen [17].

Gerade in Gebieten mit geringer Siedlungs- und folglich Krankenhausdichte können computerassistierte Verfahren dabei helfen, vorhandene präklinische Kapazitäten zu konzentrieren (Abb. 1; [25]).

In Deutschland existieren aktuell mehrere Systeme zur Erfassung der Krankenhauskapazitäten, z. B. IVENA in Hessen (<https://www.ivena-hessen.de>) oder IG-NRW (<https://www.ig.nrw.de>) in Nordrhein-Westfalen. Diese Systeme sind jedoch häufig nicht am Unfallort verfügbar und dienen daher hauptsächlich dem Leitstellendisponenten bei der Wahl des anzufahrenden Krankenhauses.

Entscheidungsfindung im Schockraum

Die Vergangenheit hat gezeigt, dass in komplexen Behandlungssituationen wie der Schockraumversorgung Schwerverletzter ein höheres Maß an Standardisierung zu einem besseren Outcome führt [20]. Digitalisierte Versionen bereits erfolgreicher „analoger“ Algorithmen wie ATLS® (Advanced Trauma Life Support) scheinen daher der nächste logische Schritt.

Bereits Anfang der 1990er-Jahre wurde mit TraumaAID ein onlinebasiertes Programm etabliert, das in der ersten Stunde der Schwerstverletztenversorgung unerfahrenen Assistenzärzten helfen sollte, im Schockraum die richtigen Entscheidungen zu treffen [9]. Das Programm TraumaAID nutzt Entscheidungsregeln und logische Deduktion, um akut einen Behandlungsplan für

Unfallchirurg <https://doi.org/10.1007/s00113-019-0676-y>
© Springer Medizin Verlag GmbH, ein Teil von Springer Nature 2019

G. Osterhoff · D. Pflörringer · J. Scherer · C. Juhra · S. Maerdian · D. A. Back für Arbeitsgruppe Digitalisierung der Deutschen Gesellschaft für Orthopädie und Unfallchirurgie

Computerassistierte Entscheidungsfindung beim Traumapatienten

Zusammenfassung

Hintergrund. Bei der Behandlung von Schockraumpatienten müssen in komplexen Situationen laufend und unter Zeitdruck zahlreiche kritische Entscheidungen getroffen werden. Auch erfahrene Teams machen hierbei häufig Fehler. Computerassistierte Entscheidungshilfen können basierend auf kontinuierlich eingespielten Informationen über den Zustand des Patienten anhand errechneter Wahrscheinlichkeiten weitere Behandlungsschritte vorschlagen. Die vorliegende Übersichtsarbeit fasst den aktuellen Stand der Literatur zur computerassistierten Entscheidungsfindung beim Traumapatienten zusammen.

Fragestellung. Literaturübersicht zu den vorhandenen Konzepten und Anwendungen der computerassistierten Entscheidungsfindung beim Traumapatienten.

Methodik. Narrativer Übersichtsartikel basierend auf einer Recherche der relevanten deutsch- und englischsprachigen Literatur der letzten 10 Jahre.

Ergebnisse. Es sind bereits einige gut funktionierende computerassistierte Entscheidungshilfen im Bereich der Traumaversorgung implementiert. Diverse Studien konnten zeigen, dass computerbasierte Entscheidungen im präklinischen Setting, im Schockraum und auf der traumatologischen Intensivstation das Behandlungsergebnis verbessern können. Zur

weiteren Validierung und Implementierung müssen informationstechnische Barrieren beseitigt, die existierenden Systeme an die Datenschutzgesetze angeglichen und multizentrische Studien zur größeren Datenerhebung generiert werden.
Schlussfolgerung. Computerassistierte Entscheidungshilfen können helfen, die Versorgung von Traumapatienten zu verbessern. Für eine flächendeckende Anwendung müssen jedoch zuvor technische und legislative Barrieren überwunden werden.

Schlüsselwörter

Digitalisierung · Entscheidungsfindung · Algorithmen · „Machine learning“ · Trauma

Computer-assisted decision-making for trauma patients

Abstract

Background. In the management of trauma patients in the resuscitation room many time-pressured and critical decisions must continuously be made in complex situations. Even experienced teams frequently make errors in this context. Computer-assisted decision-making systems can predict critical situations based on patient data continuously acquired online. Based on the calculated predictions these systems can suggest the next steps in managing the patient. This review summarizes the current literature on computer-assisted decision-making in the management of trauma patients.

Objective. A literature review summarizing existing concepts and applications of computer-assisted decision-making support for the management of trauma patients.

Methods. Narrative review article based on an analysis of literature in the German and English languages from the last 10 years.

Results. There exist numerous computer-assisted decision-making systems in the field of trauma care. Several studies could show that computer-assisted decision-making can improve the outcome in the preclinical setting, the resuscitation room and in the intensive care unit. For further validation and

implementation of these systems, information technological barriers have to be overcome, existing systems need to be adapted to current data protection regulations and large multicenter studies are necessary.

Conclusion. Computer-assisted decision-making can help to improve the management of trauma patients; however, before a ubiquitous implementation a number of technological and legislative barriers have to be overcome.

Keywords

Digitalization · Decision making · Algorithm · Machine learning · Trauma

Schwerverletzte zu entwerfen. In einer Studie an 97 Patienten traten so nur bei 2 Patienten vermeidbare klinische relevante Fehler in der Behandlung auf [11].

Ähnliche Verfahren (TraumaSCAN) können zudem helfen, das Ausmaß intrathorakaler und intraabdomineller Schäden nach Schussverletzungen [21] abzuschätzen.

Nachdem frühe Systeme noch eines stationären Rechners bedürfen, werden mit der heutigen Allgegenwärtigkeit von Smartphones zunehmend mobile Applikationen beschrieben. So konnte mit einer Smartphone-App mit hoher Zu-

verlässigkeit („receiver operating curve“ 0,96) für 97 % aller Patienten die Notwendigkeit einer Massentransfusion korrekt vorausgesagt werden [18].

Weiterentwickelte Systeme erlauben eine direkte zeitnahe computerassistierte Entscheidungshilfe im Schockraum durch die Kombination mehrerer Informationsquellen und leistungsstarker Algorithmen und Rechner. In einer randomisierten kontrollierten Studie in Australien wurde an 1171 Patienten die konventionelle Schockraumbehandlung mit einem computerassistierten Verfahren (Trauma Reception and Resuscitation Project) verglichen [15]. Durch compu-

terassistierte Schockraumbehandlung konnte eine deutliche Steigerung fehlerfreier Behandlungen (von 16 auf 22 %) erreicht werden. Dies resultierte in einer signifikant geringeren Morbidität der so behandelten Patienten bezüglich Schock, Notwendigkeit von Bluttransfusionen und Aspirationspneumonie. Die Mortalität war jedoch nicht unterschiedlich. Allerdings argumentierten die Autoren, dass die Durchführung der Studie an einem der größten Traumazentren Australiens eine Studienlimitation darstelle, da der Effekt der computerassistierten Schockraumbehandlung bei

weniger erfahrenen Behandlungsteams vermutlich deutlich stärker sei.

Bei dem Einsatz von automatisierten Assistenzsystemen zur Entscheidungsfindung muss darauf geachtet werden, dass der eigentliche Versorgungsprozess weiterhin möglichst ungestört abläuft. Diese Systeme müssen daher möglichst viele Daten erfassen können, ohne dass eine separate Eingabe erforderlich ist.

Entscheidungsfindung auf der Intensivstation

Bei der intensivmedizinischen Behandlung des Traumapatienten stellen sich drei Kernfragen: Wie kann eine optimale Volumentherapie durchgeführt werden? Wie kann in Phasen der posttraumatischen Immunsuppression ein septisches Geschehen verhindert werden und wie in proinflammatorischen Phasen ein Multiorganversagen? Wie kann das Outcome Schwerstverletzter abgeschätzt werden, und macht im Einzelfall eine maximale Therapie noch Sinn?

Zumindest für Brandverletzte konnte mithilfe eines computerassistierten Entscheidungssystems das Volumenmanagement deutlich verbessert werden. Während die gesamthaft infundierte Volumenmenge abnahm, nahm gleichzeitig die durchschnittliche Urinausscheidung zu [24].

Computerassistierte Anwendungen, die helfen, den optimalen Zeitpunkt für eine sekundäre Frakturversorgungen beim Polytraumapatienten zu finden, fehlen. Allerdings gibt es hier bisher auch keine evidenzbasierten Konzepte, die in einen Algorithmus umgesetzt werden könnten. Denkbar wären auch hier selbstlernende Systeme.

Eine optimierte antibiotische Therapie mittels am Intensivbett verfügbarer computerassistierter Entscheidungshilfen kann jedoch die Resistenzmuster nosokomialer Erreger verbessern [6] und die Dauer der Antibiotikagabe [19] sowie der Intensivliegezeit [26] verkürzen.

Bezüglich der Vorhersage des Outcomes nach Schädel-Hirn-Trauma sind neuronale Netzwerke heutzutage herkömmlichen Regressionsmodellen oder

auch der klinischen Erfahrung deutlich überlegen [23].

Analog wurden für Brandverletzte auf Bayes-Netzwerken basierende computerassistierte Entscheidungshilfen entwickelt, mittels derer über eine Webabfrage die Wahrscheinlichkeit pathologischer Vernerbungen vorhergesagt werden kann [4].

Ausblick

Computerassistierte Entscheidungshilfen werden bereits in vielen Teilbereichen bei der Behandlung von Traumapatienten eingesetzt, wobei Erfahrungen mit größeren Kohorten jedoch noch weitgehend fehlen.

Um jedoch ein effektives Machine learning zu ermöglichen, ist der Zugriff auf eine möglichst große Datenmenge unerlässlich. Daher muss das Ziel hier auch die Vernetzung möglichst vieler Informationsquellen und unterschiedlicher Systeme sein. Das bedeutet, dass zum aktuellen Zeitpunkt zunächst technische Barrieren wie das Vorhandensein unterschiedlicher Industriestandards oder Schnittstellen behoben werden müssen. Im Rahmen der aktuellen Medizininformatik-Initiative des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF, <http://www.medizininformatik-initiative.de/de/start>) werden klinikübergreifend sogenannte Datenintegrationszentren aufgebaut, die dann im Erfolgsfall auch für traumatologische Fragestellungen genutzt werden könnten.

Ist die Vernetzung von Präklinik, Notaufnahme, Schockraum und Intensivmedizin erst Realität, so eröffnen sich zahlreiche Möglichkeiten: Zeugen des Unfalls können die Schwere einer Verletzung mithilfe einer Smartphone-Applikation abschätzen [28] und erste Informationen direkt an die Rettungsleitstelle weitergeben. Hier kann in dringlichen Fällen die automatische Alarmierung eines Notarztes erfolgen und diesem das nächstgelegene, für das spezifische Verletzungsmuster am besten geeignete Traumazentrum vorgeschlagen werden [25]. In der Präklinik kann zudem anhand der Vitalparameter automatisch ein Pneumothorax [3] oder die

Notwendigkeit einer Massentransfusion erkannt [12] und online die Blutbank des nachbehandelnden Krankenhauses informiert werden. Diesem wird bereits vor Ankunft des Patienten mit hoher Präzision die Wahrscheinlichkeit für einen abdominalen Eingriff, eine Intubation oder eine Thoraxdrainage mitgeteilt [17]. Die Alarmierung des Schockraumteams geschieht ebenfalls automatisch. Ist der Patient angekommen, müssen keine Kabel umgesteckt werden, der Patient wird nur über Bluetooth oder WLAN ins Krankenhaussystem „umgebucht“. Dieses beginnt sofort mit der Analyse der Vital- und Beatmungsparameter und empfiehlt erste Schritte zu Diagnostik und Behandlung [11, 15].

Als Nebeneffekt erhöht die kontinuierliche computerassistierte Dokumentation und Kodierung auch noch Rechtssicherheit und Anzahl von der Krankenkasse vergüteter Leistungen [16, 27].

Es darf bei aller Euphorie für computerassistierte Entscheidungshilfen jedoch nicht vergessen werden, dass jegliche Vorhersagen nur so gut sein können wie die Daten, auf denen sie basieren [22]. Verlässliche und qualitativ hochwertige Daten lassen sich nur durch gemeinsame Anstrengungen gewinnen (z. B. im Rahmen von Multizenterstudien). Das TraumaRegister DGU® der Deutschen Gesellschaft für Unfallchirurgie (DGU) hat auf diesem Feld bereits wesentliche Schritte in die richtige Richtung unternommen. Es bleibt abzuwarten, wie hier neue, sich aus den technologischen Veränderungen der Zeit ergebende Fragestellungen integriert werden können.

So liegt beispielsweise nahezu allen hier aufgezählten diagnostischen und therapeutischen Entscheidungsfindungsprozessen eine leitliniengerechte und evidenzbasierte Empfehlung zugrunde, wie die S3-Leitlinie Polytrauma/Schwerstverletzten-Versorgung der DGU [14]. Im Kontext solcher Leitlinien deutet sich an, dass in Zukunft vielleicht auf Machine learning basierende Computeralgorithmen mit der wissenschaftlich zuverlässigen Analyse großer Datenmengen Empfehlungen generieren können, die denen von bestehenden Expertengremien überlegen sind, wie es kürzlich für eine Leitlinie des American College

of Cardiology gezeigt werden konnte [29].

Bei allen computerassistierten Entscheidungen gilt es, auch juristische Fragestellungen nicht aus den Augen zu verlieren. So ist aktuell völlig unklar, wer für eine falsche Entscheidung eines Computers haftet. Während bei algorithmenbasierten Systemen die Entscheidung prinzipiell immer auch für den Menschen nachvollziehbar ist, kann es sein, dass eine eigenständig lernende Maschinenintelligenz zu Entscheidungen kommt, die nicht immer direkt für den menschlichen Verstand nachvollziehbar sein müssen. So wird zukünftig die Frage diskutiert werden müssen, wie verbindlich computergenerierte Empfehlungen oder Entscheidungen für den behandelnden Arzt sind. Was würde es bedeuten, wenn ein Arzt sich anders entscheidet als der Computer und dies sich letztlich als nachteilig für den Patienten herausstellt?

In diesem Kontext gewinnen Aspekte der Datensicherheit und des Datenschutzes gerade im Licht der neuen EU-Datenschutz-Grundverordnung an Bedeutung und müssen bei der Implementierung kontinuierlich dokumentierender Systeme berücksichtigt werden. So führt die Verunsicherung zum Thema Datenschutz u. a. dazu, dass in Deutschland aktuell viele Kliniken keine oder nur unvollständige Daten in das Trauma- und das Reanimationsregister eingeben. Das Volumen und die Vollständigkeit unserer Datenbanken sind jedoch die Basis für Machine-learning-basierte Algorithmen.

Letztlich darf bei allen unseren Anstrengungen, die Medizin zu modernisieren, der Patient nicht aus den Augen gelassen werden.

So zweifelten in experimentellen randomisierten Studie zur Arzt-Patient-Beziehung alle befragten Patienten an der Kompetenz von Ärzten, die während der Behandlung eine computerassistierte Entscheidungshilfe nutzten [2]. Andererseits muss diskutiert werden, inwieweit auch Patienten einen Anspruch darauf haben, dass der Arzt eine solche Entscheidungshilfe hinzuzieht, wenn diese nachweislich die Versorgung verbessern kann.

Die Arzt-Patient-Beziehung mag beim Schwerstverletzten nicht immer im Vordergrund stehen, aber wie werden weniger schwer Verletzte erst reagieren, wenn sie von Roboterrettungsassistenten geborgen werden [30]?

Fazit für die Praxis

- Es sind bereits einige gut funktionierende computerassistierte Entscheidungshilfen in diversen medizinischen Feldern implementiert.
- Mehrere Studien konnten zeigen, dass computerbasierte Entscheidungen im präklinischen Setting, im Schockraum und auf der traumatischen Intensivstation das Behandlungsergebnis verbessern können.
- Zur weiteren Validierung und Implementierung in der Unfallchirurgie müssen informationstechnische Barrieren behoben werden, die existierenden Systeme an bestehende Datenschutzgesetze angeglichen und weitere multizentrische Studien zur größeren Datenerhebung generiert werden.

Korrespondenzadresse

PD Dr. Georg Osterhoff

Klinik und Poliklinik für Orthopädie, Unfallchirurgie und Plastische Chirurgie, Universitätsklinikum Leipzig
Liebigstr. 20, 04103 Leipzig, Deutschland
georg.osterhoff@medizin.uni-leipzig.de

Einhaltung ethischer Richtlinien

Interessenkonflikt. G. Osterhoff, D. Pflörringer, J. Scherer, C. Juhra, S. Maerdian und D.A. Back geben an, dass kein Interessenkonflikt besteht.

Für diesen Beitrag wurden von den Autoren keine Studien an Menschen oder Tieren durchgeführt. Für die aufgeführten Studien gelten die jeweils dort angegebenen ethischen Richtlinien.

Literatur

1. Anazodo AN, Murthi SB, Frank MK, Hu PF, Hartsy L, Imle PC, Stephens CT, Menaker J, Miller C, Dinardo T, Pasley J, Mackenzie CF (2015) Assessing trauma care provider judgement in the prediction of need for life-saving interventions. *Injury* 46(5):791–797

2. Arkes HR, Shaffer VA, Medow MA (2007) Patients derogate physicians who use a computer-assisted diagnostic aid. *Med Decis Making* 27(2):189–202
3. Beda A, Carvalho AR, Carvalho NC, Hammermüller S, Amato MBP, Muders T, Gittel C, Noreikat K, Wrigge H, Reske AW (2017) Mapping regional differences of local pressure-volume curves with electrical impedance Tomography. *Crit Care Med* 45(4):679–686
4. Berchiolla P, Gangemi EN, Foltran F, Haxhijaj A, Buja A, Lazzarato F, Stella M, Gregori D (2014) Predicting severity of pathological scarring due to burn injuries. A clinical decision making tool using Bayesian networks. *Int Wound J* 11(3):246–252
5. Bibault J-E, Giraud P, Durdux C, Taieb J, Berger A, Coriat R, Chaussade S, Dousset B, Nordlinger B, Burgun A (2018) Deep Learning and radiomics predict complete response after neo-adjuvant chemoradiation for locally advanced rectal cancer. *Sci Rep* 8(1):12611
6. Burke JP, Pestotnik SL (1999) Antibiotic use and microbial resistance in intensive care units. Impact of computer-assisted decision support. *J Chemother* 11(6):530–535
7. Carron P-N, Taffe P, Ribordy V, Schoettker P, Fishman D, Yersin B (2011) Accuracy of prehospital triage of trauma patients by emergency physicians. A retrospective study in western Switzerland. *Eur J Emerg Med* 18(2):86–93
8. Chen L, McKenna TM, Reisner AT, Gribok A, Reifman J (2008) Decision tool for the early diagnosis of trauma patient hypovolemia. *J Biomed Inform* 41(3):469–478. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2007.12.002>
9. Clarke JR, Webber BL, Gertner A, Kaye J, Ryman R (1994) On-line decision support for emergency trauma management. *Proc Annu Symp Comput Appl Med Care* 1994:1028
10. Clarke JR, Spejewski B, Gertner AS, Webber BL, Hayward CZ, Santora TA, Wagner DK, Baker CC, Champion HR, Fabian TC, Lewis FR, Moore EE, Weigelt JA, Eastman AB, Blank-Reid C (2000) An objective analysis of process errors in trauma resuscitations. *Acad Emerg Med* 7(11):1303–1310
11. Clarke JR, Hayward CZ, Santora TA, Wagner DK, Webber BL (2002) Computer-generated trauma management plans. Comparison with actual care. *World J Surg* 26(5):536–538
12. Convertino VA, Moulton SL, Grudic GZ, Rickards CA, Hinojosa-Laborde C, Gerhardt RT, Blackburne LH, Ryan KL (2011) Use of advanced machine-learning techniques for noninvasive monitoring of hemorrhage. *J Trauma* 71(1 Suppl):S25–S32
13. Dami F, Golay C, Pasquier M, Fuchs V, Carron P-N, Hugli O (2015) Prehospital triage accuracy in a criteria based dispatch centre. *BMC Emerg Med* 15:32
14. Deutsche Gesellschaft für Unfallchirurgie (2017) S3-Leitlinie Polytrauma/Schwerstverletzten-Versorgung
15. Fitzgerald M, Cameron P, Mackenzie C, Farrow N, Scicluna P, Gocentas R, Bystrzycki A, Lee G, O'Reilly G, Andrianopoulos N, Dziukas L, Cooper DJ, Silvers A, Mori A, Murray A, Smith S, Xiao Y, Stub D, McDermott FT, Rosenfeld JV (2011) Trauma resuscitation errors and computer-assisted decision support. *Arch Surg* 146(2):218–225
16. Fritz J, Gaissmaier C, Volkman R, Höntzsch D, Greschner H (1999) Rechnergestützte Leistungsdokumentation. Auswirkungen in Orthopädie und Unfallchirurgie auf Budget und Entgeltformen. *Unfallchirurg* 102(2):92–97
17. Mackenzie CF, Hu P, Sen A, Dutton R, Seebode S, Floccare D, Scalea T (2008) Automatic pre-

- hospital vital signs waveform and trend data capture fills quality management, triage and outcome prediction gaps. *AMIA Annu Symp Proc* 2008:318–322
18. Mina MJ, Winkler AM, Dente CJ (2013) Let technology do the work. Improving prediction of massive transfusion with the aid of a smart-phone application. *J Trauma Acute Care Surg* 75(4):669–675
 19. Nachtigall I, Tafelski S, Deja M, Halle E, Grebe MC, Tamarkin A, Rothbart A, Uhrig A, Meyer E, Musial-Bright L, Wernecke KD, Spies C (2014) Long-term effect of computer-assisted decision support for antibiotic treatment in critically ill patients. A prospective 'before/after' cohort study. *BMJ Open* 4(12):e5370
 20. Navarro S, Montmany S, Rebaso P, Colilles C, Palliser A (2014) Impact of ATLS training on preventable and potentially preventable deaths. *World J Surg* 38(9):2273–2278
 21. Ogunyemi OI, Clarke JR, Ash N, Webber BL (2002) Combining geometric and probabilistic reasoning for computer-based penetrating-trauma assessment. *J Am Med Inform Assoc* 9(3):273–282
 22. Osterhoff G (2017) Nurse gender and its influence on emergency department triage-upside and downside of registry data. *Pain* 158(3):367–368
 23. Rughani AI, Dumont TM, Lu Z, Bongard J, Horgan MA, Penar PL, Tranmer BI (2010) Use of an artificial neural network to predict head injury outcome. *J Neurosurg* 113(3):585–590
 24. Salinas J, Chung KK, Mann EA, Cancio LC, Kramer GC, Serio-Melvin ML, Renz EM, Wade CE, Wolf SE (2011) Computerized decision support system improves fluid resuscitation following severe burns. An original study. *Crit Care Med* 39(9):2031–2038
 25. Schuurman N, Leight M, Berube M (2008) A web-based graphical user interface for evidence-based decision making for health care allocations in rural areas. *Int J Health Geogr* 7:49
 26. Sintchenko V, Iredell JR, Gilbert GL, Coiera E (2005) Handheld computer-based decision support reduces patient length of stay and antibiotic prescribing in critical care. *J Am Med Inform Assoc* 12(4):398–402
 27. Stengel D, Bauwens K, Walter M, Köpfer T, Ekkernkamp A (2004) Comparison of handheld computer-assisted and conventional paper chart documentation of medical records. A randomized, controlled trial. *J Bone Joint Surg Am* 86-A(3):553–560
 28. Walkinshaw E (2011) iPhone app an aid in diagnosing concussions. *CMAJ* 183(14):E1047–E1048
 29. Weng SF, Reps J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N (2017) Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PLoS ONE* 12(4):e174944
 30. Wong KH, Lob S-C, Lin C-F, Lasser B, Mun SK (2009) Imaging components for a robotic casualty evaluation system. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5334416>