

Künstliche Intelligenz im medizinischen Labor

KI – aktueller Stand und Zukunftsperspektiven

Anna Katharina Mundorf, Amei Dorothee Ludwig, Marcel Früh, Ralf Höcker, Felix Philipp Herrmann, Jakob Adler und Katharina Kriegsmann

Zahlreiche Softwarelösungen, die auf Künstlicher Intelligenz basieren, sind bereits für die Labormedizin verfügbar oder in Entwicklung. Dieser Beitrag gibt einen Überblick über publizierte und z. T. auch bereits verfügbare Modelle, die entlang typischer Prozessschritte einer Laboruntersuchung eingeordnet werden.

Schlüsselwörter: KI, maschinelles Lernen, Deep Learning, Präanalytik, Analytik, Befundung

In Zeiten, in denen Künstliche Intelligenz (KI) nicht mehr nur ein abstraktes Konzept, sondern durch Plattformen wie ChatGPT von Open AI Teil des alltäglichen Dialogs geworden ist, drängt sich eine entscheidende Frage auf: Wie gestaltet sich die Auswirkung der Künstlichen Intelligenz auf die Laboratoriumsmedizin? Nachdem im vorherigen Beitrag die grundlegenden Begriffe erläutert worden sind, möchte dieser Artikel einen Überblick über bereits verfügbare KI-Anwendungen in der Laboratoriumsmedizin geben.

Methodik

Wir betrachten KI-Modelle auf dem Gebiet der Laboratoriumsmedizin, die in den letzten Jahren im Forschungskontext publiziert wurden. Soweit sie routinemäßig verfügbar sind, finden Sie Links zu kommerziell erhältlichen KI-Anwendungen im Literaturverzeichnis am Ende des Beitrags. Der Artikel basiert auf persönlichen Erfahrungen der Autor:innen sowie einer nicht-systematischen Internetrecherche. Die Gruppierung der identifizierten KI-Anwendungen und -Modelle erfolgte anhand typischer Prozessschritte des medizinisch-diagnostischen Labors (1. Laborauftrag, 2. Präanalytik, 3. Analytik, 4. Befundung,

5. Befundübermittlung, 6. Abrechnung, 7. Betrieb und Auswertung), welche willkürlich von den Autor:innen festgelegt wurden (Abb. 1). Eine detaillierte und kritische Überprüfung der Funktionalität war nicht Gegenstand unserer Untersuchung. Vielmehr orientiert sich die Darstellung im Ergebnisteil an den Beschreibungen der Anbieter bzw. den Angaben in den Originalpublikationen. Die Zusammenstellung erfasst Anwendungen und Publikationen bis November 2023. Aufgrund der schnellen Entwicklung im Gebiet der KI besteht kein Anspruch auf Vollständigkeit, und die Angaben sind allesamt ohne Gewähr.

Ergebnisse

Wie aus der Abbildung hervorgeht, identifizierten wir im Bereich der Befundung die meisten KI-Anwendungen, gefolgt von der Analytik und Präanalytik. In den übrigen vier Einsatzfeldern erhielten wir nur jeweils ein bis drei Treffer. Eine detaillierte Beschreibung der im Text genannten sowie weiteren, im Text nicht explizit genannten, KI-Anwendungen inklusive der Quellenangaben finden Sie auf der Trillium-Webseite (siehe QR-Code am Ende des Beitrags).

1. Laborauftrag

Im ersten Schritt des Laborprozesses, dem Laborauftrag, sollen KI-gestützte Plattformen eine effizientere Anforderungserfassung bereitstellen. Bei einem der verfügbaren Produkte ermöglicht die zertifizierte Nutzung von Machine Learning (ML) laut Hersteller Hilfestellung bei der Auswahl relevanter Parameter sowie beim Mapping eindeutiger Identifikationscodes (LOINC). Zudem sollen diagnostische Vorschläge zur Früherkennung von Erkrankungen beitragen [1].

2. Präanalytik

Der zweite Schritt des Laborprozesses ist die Präanalytik. Diese umfasst unter anderem die Probenentnahme, den Transport und den Probeneingang mit nachfolgender Anforderungsprüfung. Die Probenentnahme kann bereits durch KI-gesteuerte Systeme übernommen werden, beispielsweise durch die Kombination von ultraschallgeführter 3D-Rekonstruktion des Venenstatus und robotergesteuerter Nadelpfanzung [2].

Gewonnene Proben können im Labor (voll-)automatisiert verarbeitet werden. Dabei lenkt eine selbstlernende Steue-

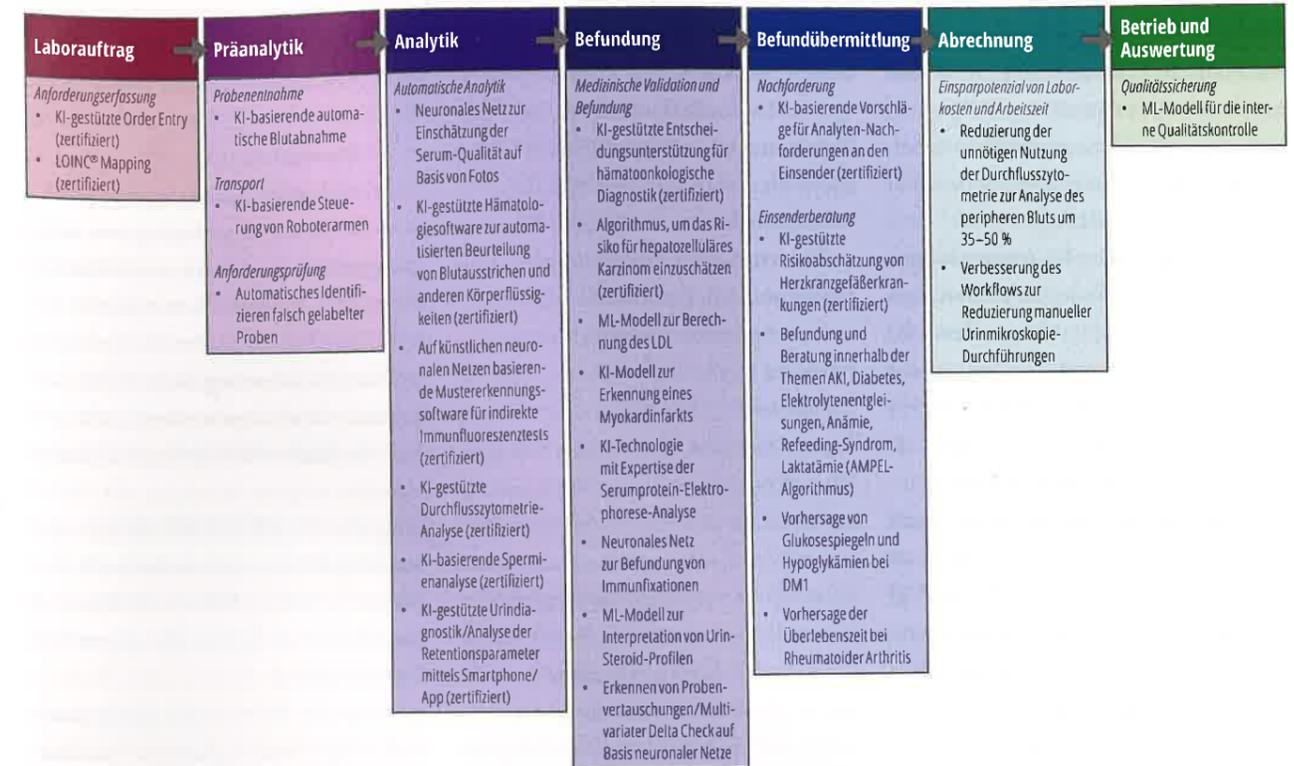


Abb. 1: Beispiele von KI-Anwendungen in der Laboratoriumsmedizin anhand des Laborablaufs.

AKI: Akute Nierenschädigung; AMPEL: Analyse- und Meldesystem zur Verbesserung der Patientensicherheit durch Echtzeitintegration von Laborbefunden; DM1: Diabetes mellitus Typ 1; KI: Künstliche Intelligenz; LDL: Low-Density Lipoprotein; LOINC®: Logical Observation Identifiers Names and Codes; ML: Maschinelles Lernen.

rungsplattform verschiedene Roboterkomponenten und Systeme mittels „visueller Wahrnehmung“. Auf diese Art sollen ebenfalls individuelle Lösungen in der Lagerautomatisierung geschaffen werden [3].

Während der Anforderungsprüfung können falsch gelabelte Laborproben überwiegend mittels Delta-Check identifiziert werden. Im Vergleich zur manuellen Überprüfung zeigen experimentelle ML-Modelle, insbesondere neuronale Netzwerke, eine überlegene Genauigkeit, die zukünftig zu einer weiteren Reduktion von Probenverwechslungen im Rahmen der Präanalytik führen könnte [4].

3. Analytik

Besonders verbreitet sind KI-Applikationen im Bereich der Analytik mit einer Vielzahl kommerzieller Produkte

und experimenteller Studien in den Hauptbereichen automatische Analytik, Monitoring und technische Validation. Die Integration von KI in Laborprozesse kann dabei die Effizienz der Arbeitsabläufe steigern, den Durchsatz erhöhen und zur Entlastung des Laborpersonals beitragen.

Beispielsweise kann im Bereich der automatischen Analytik die Serumqualität durch den Einsatz neuronaler Netze bestimmt werden. Hierzu gibt es eine experimentelle Studie zur automatisierten Trennung von qualifizierten und nicht qualifizierten Serumproben anhand von Fotos. Ebenfalls können hier Serumindexwerte vorhergesagt und automatisierte Serumqualitätsbeurteilungen durchgeführt werden [5].

Bereits fest im Laboralltag integriert ist eine KI-Anwendung für die Beurteilung

von peripheren Blutaussstrichen, die als IVDR-konforme Produkte verfügbar sind. Eine Software ermöglicht entsprechend den Herstellerangaben die automatisierte Vorsortierung und Differenzialzählung der weißen Blutkörperchen anhand morphologischer Kriterien. Darüber hinaus werden auch die rote Zelllinie und die Blutplättchen überprüft und beurteilt. Die beschriebene Anwendung ist bereits standardmäßig in den meisten Hochdurchsatzlaboren etabliert und zeigt exemplarisch den Fortschritt der medizinischen Diagnostik in den letzten Jahren [6].

Ein ähnliches, jedoch nicht zertifiziertes, Deep-Learning-System soll eine hohe Genauigkeit bei der Diagnose des Myelodysplastischen Syndroms erreichen [7]. Eine weitere Anwendung prognostiziert mit einem Risikoscore, basierend auf der Chromatinmuster-

Bewertung von Myeloblasten, die Rückfallwahrscheinlichkeit der akuten myeloischen Leukämie nach allogener hämatopoetischer Stammzelltransplantation sowie die anschließende rückfallfreie Überlebenszeit [8].

IVDR-konforme KI-Anwendungen finden sich ebenfalls in der Immunfluoreszenz-Mikroskopie. Vor allem für die indirekte Immunfluoreszenz in der Autoimmundiagnostik sind sie bereits standardmäßig in der Labordiagnostik etabliert [9]. Auch in der Durchflusszytometrie finden sich kommerzielle Ansätze für eine KI-unterstützte Diagnostik im Routinelabor, die bereits nach CE-IVD zertifiziert sind. So sind automatisiertes Gating, Testempfehlungen und Vorschläge potenzieller Diagnosen in einzelnen Softwarelösungen verfügbar [10].

Im Bereich der POCT (Point of Care Testing)-Diagnostik stehen kommerziell erhältliche und zertifizierte Lösungen zur Verfügung, beispielweise für die Spermienanalyse [11] oder die Urindiagnostik (z. B. als Testkit und Mobilfunk-App zur KI-gestützten Auswertung der Ergebnisse [12]).

4. Befundung

KI-Anwendungen haben große Bedeutung für die medizinische Validation und Befundung, indem sie auf der einen Seite den Prozess automatisieren und beschleunigen und auf der anderen Seite mittels Einsatzes neuronaler Netze komplexe Muster in umfangreichen Datensätzen erkennen und interpretieren können. Dabei soll die labormedizinische Beratung der klinisch tätigen Mediziner:innen im Vordergrund stehen.

Eine CE-zertifizierte KI-Anwendung im Bereich Hämatologie ist beispielsweise die Software einer Plattform, die zur hämatologischen Diagnosestellung anhand durchflusszytometrischer Daten beitragen soll [13].

Ein kommerziell erhältlicher IVDR-konformer Algorithmus bewertet semi-quantitativ das Risiko für Hepatozelluläre Karzinome anhand verschiedener Laborparameter und Patientendaten [14].

Darüber hinaus wurde eine Vielzahl nicht zertifizierter Anwendungen für die medizinische Befundung im Labor publiziert, so beispielsweise eine ML-Anwendung zur Vorhersage von Low-Density Lipoprotein (LDL). Dabei übertrifft der Algorithmus die Genauigkeit von herkömmlichen Formeln und zeigt, dass die entwickelten Modelle vor allem für Triglyceride und LDL in klinisch relevanten Bereichen entsprechend den Ergebnissen der Studie präziser sind [15]. Des Weiteren befinden sich verschiedene Anwendungen in der Entwicklungsphase: beispielsweise ein Modell zur Erkennung von Myokardinfarkten [16], ein System zur Auswertung von Serumelektrophoresen [17] oder zur Befundung von Immunfixationen auf der Basis neuronaler Netze [18] sowie ein Machine-Learning-Modell zur Interpretation von Urin-Steroid-Profilen [19]. Die medizinische Befundung kann auch vereinfacht werden, wenn Probenverwechslungen durch Verbesserung von Delta Checks mittels KI besser erkannt werden können [20].

5. Befundübermittlung

Die Befundübermittlung – einschließlich der Unterstützung bei Nachforderungen und bei der Einsenderberatung – ist ein weiteres klassisches Aufgabenfeld für KI-basierte Anwendungen.

Zur Verbesserung der Kommunikation von Laborbefunden gibt es ein webbasiertes KI-gestütztes Tool, das laut Hersteller die Visualisierung bereits medizinisch validierter Befunde sowie die automatisierte Bereitstellung von Vorschlägen für Nachforderungen ermöglicht. Die Plattform bietet somit

personalisierte Dienste für Gesundheitsfachkräfte, aber auch für Patient:innen, die über die bloße Ergebnisübermittlung hinausgehen [21].

In diese Richtung geht auch eine Anwendung zur Risikoabschätzung von Herzkranzgefäßerkrankungen einschließlich Herzinfarkten. Der CE-zertifizierte Test kombiniert laut Hersteller eine Befragung mit Blutdruckmessung, Ruhe-Elektrokardiogramm und Laborwertbestimmungen. Anschließend werden die Ergebnisse automatisiert ausgewertet und in vier Risikokategorien klassifiziert. Die daraus resultierenden Abklärungen werden per E-Mail mitgeteilt und bei höheren Risikostufen zusätzlich einer Ärztin oder einem Arzt übermittelt [22].

Der an der Universität Leipzig entwickelte Algorithmus „Analyse- und Meldesystem zur Verbesserung der Patientensicherheit durch Echtzeitintegration von Laborbefunden“ (AMPEL) bietet den Einsendenden eine umfassende Beratung und Bewertung von Laborergebnissen zu verschiedenen Themenbereichen [23].

Angeichts des großen Enthusiasmus, den ChatGPT von OpenAI hervorgerufen hat, ist deutlich geworden, wie gut die Mehrheit der Bevölkerung sprachverarbeitende KI-Anwendungen annimmt. Dies lässt erwarten, dass diese Systeme auch in der Einsenderberatung zunehmend Verwendung finden werden. Es ist allerdings wichtig zu betonen, dass ChatGPT kein Ersatz für eine medizinische Beratung darstellt und dafür auch nicht lizenziert ist. Hierfür sollten stets qualifizierte Fachleute konsultiert werden. Labore sollten dementsprechend geprüfte und zertifizierte Modelle etablieren, wenn sie Anfragen KI-gestützt beantworten möchten.

6. Abrechnung

Im Bereich der Labororganisation ist das Einsparpotenzial von Laborkosten

und Arbeitszeit das Ziel von eingesetzten KI-Systemen. Zur Abrechnung im engeren Sinn konnten keine Anwendungen identifiziert werden.

Einsparpotenziale werden durch Publikationen aufgezeigt, die beispielsweise die Reduktion der Durchführung von durchflusszytometrischen Analysen des peripheren Bluts um 35–50% [24] oder eine Verbesserung des Workflows zur Reduzierung manueller Urinmikroskopie-Durchführungen [25] beschreiben.

7. Betrieb und Auswertung

Zur Qualitätssicherung im Betriebsablauf soll das Laborpersonal bei der zeiteffektiven und sicheren Durchführung der Analytik, zum Beispiel bei der Überwachung von Qualitätskontrollen, unterstützt werden. KI-Modelle können bei der Analyse von konventionellen internen Qualitätskontrollen, gleitenden Mittelwerten u. ä. helfen [26].

Diskussion

Zahlreiche Anwendungsbereiche der Künstlichen Intelligenz werden in Zukunft die Arbeit in medizinischen Laboren verändern. Hierzu zählen beispielsweise Roboter, die Routine-Arbeiten im Labor übernehmen und damit Laufwege des Laborpersonals vermindern können oder auch automatisierte Sprachverarbeitung im Bereich der Kundenbetreuung. Ein besonders wichtiger Aspekt ist der Einsatz von KI-Systemen zur Datenanalyse. Diese haben das Potenzial, die Diagnosestellung und Befundung wesentlich zu verbessern. Darüber hinaus tragen sie zur effizienteren Organisation und Verwaltung von Laborabläufen bei, was zu einer Optimierung der gesamten Laborarbeit führt.

In diesem Artikel wurden aktuell verfügbare KI-Anwendungen entlang der Laborkette identifiziert und zusammen-

gestellt. Aus der Übersicht geht hervor, dass insbesondere in der analytischen Phase der Laborarbeit bereits eine Vielzahl von KI-Anwendungen existieren. Dieser Fokus ist bedingt durch die große Menge an verfügbaren strukturierten Laboraten, die für die Entwicklung der KI-Systeme unabdingbar sind. Im Gegensatz dazu finden sich in den Feldern Abrechnung und allgemeiner Laborbetrieb inkl. Verwaltung nur wenige KI-Anwendungen. Dies könnte auf die Komplexität und Heterogenität der nicht-analytischen Prozesse im Labor zurückzuführen sein.

Die große Dynamik und das enorme Potenzial für Innovationen im Bereich der KI-Anwendungen spiegelt sich dadurch wider, dass neben den bereits kommerziell erhältlichen Produkten eine Vielzahl an Publikationen über experimentelle Ansätze vorliegt.

Die Vorteile der obigen Zusammenstellung liegen in der Unparteilichkeit und dem breiten Überblick über aktuelle KI-Anwendungen. Allerdings sind bestimmte Limitationen zu beachten. Die Auswahl der Anwendungen erfolgte nicht auf Basis einer systematischen Suchstrategie, was zu einer eventuellen Unvollständigkeit in der Darstellung führen kann. Zudem machen die stetige Entwicklung und Einführung neuer KI-Anwendungen eine regelmäßige Überprüfung und Aktualisierung dieser Übersicht notwendig.

Die Einordnung von KI-Anwendungen im Kontext von Gesetzen und Normen, insbesondere der IVDR, wirft wichtige Fragen auf: Die IVDR-Definition und ihre Übertragung auf KI-Anwendungen erfordern beispielsweise von Fachgesellschaften ein klar definiertes Vorgehen. Vor allem die Frage, wie KI-Anwendungen, die nicht IVDR-konform sind, sicher und effektiv in die Patien-

tenversorgung integriert werden können, stellt eine bedeutende Herausforderung für zukünftige Entwicklungen dar. Die strikte Einhaltung rechtlicher Rahmenbedingungen, insbesondere der Datenschutz-Grundverordnung sowie des Patienteneinverständnisses, ist von entscheidender Bedeutung. Transparente Darstellungen der Datenverarbeitung und der Patientenzustimmung, auch bei der Entwicklung der KI-Anwendungen/-Modelle, sind unerlässlich.

Die Unterscheidung zwischen „Black-Box“ und „White-Box“ KI-Anwendungen – also Anwendungen ohne beziehungsweise mit Offenlegung der methodischen Aspekte – betont die Notwendigkeit von Transparenz und Nachvollziehbarkeit. Die Kriterien der International Federation of Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (IFCC) bieten einen strukturierten Rahmen, um die Transparenz der KI-Anwendungen zu bewerten [27]. Insbesondere im medizinischen Kontext ist die Nachvollziehbarkeit der durch eine KI generierten Ergebnisse entscheidend für die Patientensicherheit.

Weitere Kriterien wie Bedienfreundlichkeit, Akzeptanz durch Anwender sowie der Implementierungsaufwand von KI-Anwendungen in der diagnostischen Routine eröffnen eine Diskussion über die praktische Umsetzbarkeit und den Nutzen für die Patientenversorgung.

Die Integration von KI in der Laboratoriumsmedizin ist ein dynamisches Feld mit zahlreichen Herausforderungen und Chancen. Die regulatorische Einordnung, Transparenz der Anwendungen und ihre praktische Umsetzbarkeit stehen im Zentrum der Diskussion. Fortschritte in diesen Bereichen werden dazu beitragen, KI effektiver in die klinisch-diagnostische Routine zu integrieren und somit die Patientenversorgung zu verbessern. ✿

Literatur

1. <https://medicalvalues.de/de/>
2. <https://vitestro.com/>
3. <https://www.robominds.de/produkte/robobrain>
4. Farrell CJ. Identifying mislabelled samples: Machine learning models exceed human performance. *Ann Clin Biochem* 2021; 58(6): 650–652. <https://doi.org/10.1177/00045632211032991>
5. Yang C et al. A deep learning-based system for assessment of serum quality using sample images. *Clin Chim Acta* 2022; 531: 254–260. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2022.04.010>
6. <https://www.cellavision.com/>
7. Kimura K et al. A novel automated image analysis system using deep convolutional neural networks can assist to differentiate MDS and AA. *Scientific Reports* 2019; 9: 13385. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-49942-z>
8. Matek C et al. Highly accurate differentiation of bone marrow cell morphologies using deep neural networks on a large image data set. *Blood* 2021; 138(20): 1917–1927. <https://doi.org/10.1182/blood.2020010568>
9. <https://www.euroimmun.com/products/automation/ifa/europattern/>
10. <https://www.cytognos.com/infinicyt/>
11. <https://lenshooke.com/products.php>
12. <https://minuteful.com/uk/kidney/patients>
13. <https://www.hema.to/>
14. <https://diagnostics.roche.com/nl/en/products/params/electsys-gaad.html>
15. Çubukçu HC. Performance evaluation of internal quality control rules, EWMA, CUSUM, and the novel machine learning model. *Turkish J Biochem* 2021; 46(6): 661–670. <https://doi.org/10.1515/tjb-2021-0199>
16. Doudesis D et al. Machine learning for diagnosis of myocardial infarction using cardiac troponin concentrations. *Nat Med* 2023; 29: 1201–1210. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02325-4>
17. Chabrun F et al. Achieving Expert-Level Interpretation of Serum Protein Electrophoresis through Deep Learning Driven by Human Reasoning. *Clin Chem* 2021; 67(10): 1406–1414. <https://doi.org/10.1093/clinchem/hvab133>
18. Thiemann C et al. Automated assessment of immunofixations with deep neural networks. *J Lab Med* 2022; 46(5): 331–336. <https://doi.org/10.1515/labmed-2022-0078>
19. Wilkes EH et al. Machine Learning Approach for the Automated Interpretation of Plasma Amino Acid Profiles. *Clin Chem* 2020; 66(9): 1210–1218. <https://doi.org/10.1093/clinchem/hvaa134>
20. Zhou R et al. A highly accurate delta check method using deep learning for detection of sample mix-up in the clinical laboratory. *Clin Chem Lab Med* 2022;

- 60(12): 1984–1992. <https://doi.org/10.1515/cclm-2021-1171>
21. <https://www.kiro.bio/solution?lang=en>
22. <https://www.explorishealth.com/loesungen/cardio-explorer>
23. <https://www.ampel.care/de/>
24. Zhang ML et al. Machine Learning Models Improve the Diagnostic Yield of Peripheral Blood Flow Cytometry. *Am J Clin Pathol* 2020; 153(2): 235–242. <https://doi.org/10.1093/ajcp/aaq150>
25. Cao Y et al. UrineCART, a machine learning method for establishment of review rules based on UF-1000i flow cytometry and dipstick or reflectance photometer. *Clin Chem Lab Med* 2012; 50,12: 2155–61. <https://doi.org/10.1515/cclm-2012-0272>
26. Çubukçu HC und Topcu DI. Estimation of Low-Density Lipoprotein Cholesterol Concentration Using Machine Learning. *Lab Med* 2022; 53(2): 161–171. <https://doi.org/10.1093/labmed/lmab065>
27. Master SR et al. Machine Learning in Laboratory Medicine: Recommendations of the IFCC Working Group. *Clin Chem* 2023; 69(7): 690–698. <https://doi.org/10.1093/clinchem/hvad055>

Eine detaillierte Beschreibung der im Text genannten sowie weiteren KI-Anwendungen für das medizinische Labor inklusive der Quellenangaben finden Sie auf der Trillium-Webseite, wenn Sie dem untenstehenden QR-Code folgen:



Korrespondierende Autorinnen:



Dr. med. Anna Katharina Mundorf
Zentralinstitut für Klinische Chemie und
Laboratoriumsdiagnostik
Medizinische Fakultät und
UKD Universitätsklinikum Düsseldorf
annakatharina.mundorf@med.uni-duesseldorf.de



Dr. med. Amei Dorothee Ludwig
MVZ Dr. Stein + Kollegen, Mönchengladbach
aludwig@labor-stein.de

Weitere Autor:innen:

Dr. rer. nat. Marcel Früh
Früh Data Analytics GmbH, Reutlingen

Dr. rer. nat. Ralf Höcker
Institut für Laboratoriumsmedizin
Klinikum Fulda

Felix Philipp Herrmann
Laboricum MVZ Dreilinden, Kleinmachnow

Dr. med. Jakob Adler
Institut für Hämostaseologie und Pharmakologie (IHP) und Institut für Medizinische Diagnostik (IMD), Berlin

Prof. (apl.) Dr. med. Katharina Kriegsmann
Laborarztpraxis Rhein-Main MVZ GbR
Limbach Gruppe SE, Frankfurt am Main

Quantencomputing

Disruptive Technologie bald in der Labormedizin?

Jeanette M. Lorenz

Quantencomputing ist in aller Munde und wird als disruptive Technologie mit Anwendungsmöglichkeiten in den verschiedensten Bereichen beschrieben. Seine Nutzung verspricht z. B. den Einsatz von Künstlicher Intelligenz in Situationen mit wenig Trainingsdaten. Doch wie ist die Technologie tatsächlich zu bewerten, was wären mögliche Einsatzgebiete in der Labormedizin und welche Schritte müssen bis zum Einsatz in der Praxis gegangen werden?

Schlüsselwörter: Quantencomputer, Quantenmechanik, KI, Datenanalyse, Automatisierung

Die Idee eines Quantencomputers ist bereits einige Jahrzehnte alt: Schon 1982 hatte der Physiker Richard Feynman dargestellt, dass wahrscheinlich ein spezieller Typ von Computern benötigt wird, um quantenmechanische Effekte in der Natur zu simulieren [1]. Es sollte dann aber bis 2015 dauern, bevor ein erster Quantencomputer tatsächlich über eine Cloud-Anbindung Anwendern zur Verfügung stand, um seinen Einsatz zu testen.

Doch wie unterscheiden sich Quantencomputer und klassische Computer, und warum wird erwartet, dass ein Quantencomputer leistungsfähiger ist? Klassische Computer rechnen mit Bits, die Werte von 0 und 1 einnehmen können. Alle Zahlendarstellungen und Berechnungen in einem klassischen Computer gehen schlussendlich auf Bits und damit verbundene logische Operationen mit den Ergebnissen TRUE oder FALSE zurück. Quantencomputer rechnen dagegen mit sogenannten Quantum Bits (Qubits). Qubits sind eine Überlagerung der quantenmechanischen Zustände 0 und 1, d. h. sie stellen sowohl den Wert 0 wie auch den Wert 1 gleichzeitig dar. Allerdings ist diese Überlagerung nur innerhalb eines Quantencomputers der Fall – sobald ein

Rechenergebnis aus einem Quantencomputer ausgelesen wird, kollabiert dieser quantenmechanische Zustand, und es wird mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit entweder eine 0 oder eine 1 ausgegeben.

Ein Quantencomputer gibt daher keine eindeutigen Rechenergebnisse zurück. Es sind vielmehr mehrere Wiederholungen der Berechnungen und Messungen notwendig. Durch diese Überlagerung von Zuständen lassen sich ganz natürlich Berechnungen parallelisieren. Zudem

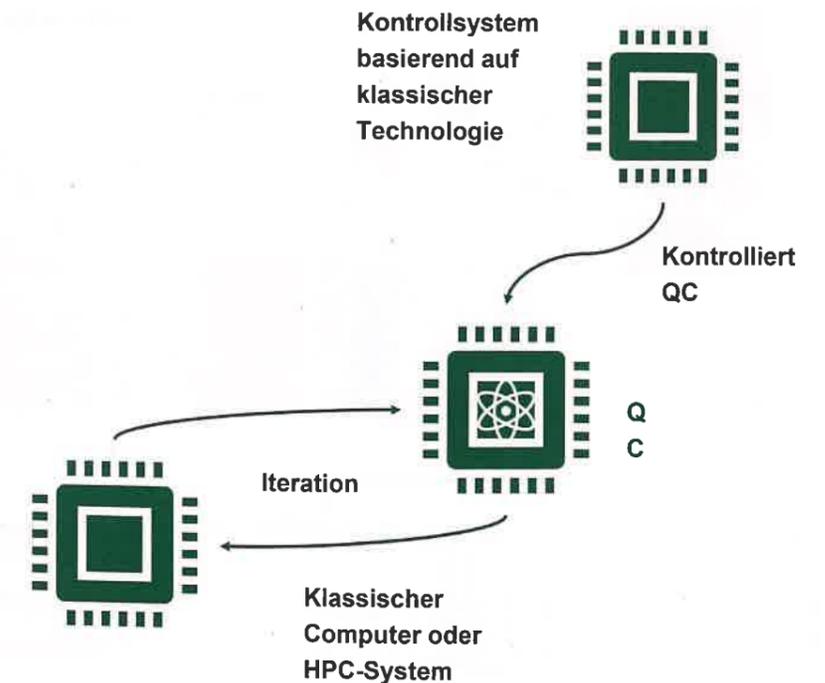


Abb. 1: Zusammenspiel von Quantencomputern und klassischen Computern: Klassische Computer werden beispielsweise benötigt, um eine Aktualisierung von Parametern in einer Quanten-gestützten Rechnung zu aktualisieren (Bild: Autorin).
QC: Quantencomputer; HPC: High Performance Computing.