

Radiologie 2021 · 61:192–198
<https://doi.org/10.1007/s00117-020-00802-2>
 Angenommen: 21. Dezember 2020
 Online publiziert: 28. Januar 2021
 © Der/die Autor(en) 2021



Pascal A. T. Baltzer

Universitätsklinik für Radiologie und Nuklearmedizin, allgemeines Krankenhaus der Medizinischen Universität Wien, Wien, Österreich

Künstliche Intelligenz in der Mammadiagnostik

Anwendungsgebiete aus klinischer Perspektive

Der Arbeitsablauf in der Mammadiagnostik lässt sich in 3 Bereiche aufteilen: Früherkennung (Screening), Abklärung von auffälligen Screeningbefunden (Assessment) bzw. von symptomatischen Patientinnen (der Arbeitsablauf ist ähnlich) sowie das prätherapeutische Management bekannter Karzinome inklusive der Beurteilung des Ansprechens auf neoadjuvante Therapien und der präoperativen Markierung bildgebender Befunde (▣ **Abb. 1**).

Früherkennung/Screening

Internationale Fachgesellschaften empfehlen die Röntgenmammographie zur Früherkennung (Sekundärprävention) von Brustkrebs [1]. Wenn auch die Mammographie ein einfaches, relativ kostengünstiges und vor allem robustes Verfahren mit lange etablierten Qualitätssicherungsmaßnahmen darstellt, sind die Schwächen dieser Herangehensweise bekannt: Das Risiko für Brustkrebs ist in der weiblichen Bevölkerung nicht gleichverteilt. Während Frauen mit bekannter Genmutation mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit im Laufe ihres Lebens an Brustkrebs erkranken, trifft diese Erkrankung andere Frauen niemals. Die Bestimmung des Brustkrebsrisikos ist Gegenstand interdisziplinärer Forschung und wird hier nicht im Detail behandelt. Als mutmaßlich wichtigster unabhängiger Risikofaktor gilt die mammographische Brustdichte. Sie lässt sich sowohl subjektiv kategorial nach dem BI-RADS-Lexikon als auch quantitativ bestimmen. Unabhängig von der Heran-

gehensweise ist eine erhöhte Brustdichte mit einem erhöhten Risiko, an Brustkrebs zu erkranken, assoziiert [2, 3]. Zudem beeinflusst die Brustdichte auch die Sensitivität der Mammographie: Je dichter die Brust, desto weniger wahrscheinlich werden gerade kleine Tumoren mittels Mammographie detektiert [4]. Ein Surrogatmarker für die Anzahl verpasster, biologisch aggressiver Tumoren spiegelt sich in der Rate von Intervallkarzinomen wider [4, 5]. Intervallkarzinome werden im Screening-Intervall klinisch apparent. Dabei stellt die Brustdichte einen breit verfügbaren Biomarker dar, welcher für eine individuell adaptierte Screeningstrategie herangezogen werden kann. Frauen mit erhöhter Brustdichte benötigen zusätzliche Tests zur Optimierung der Tumordetektionsraten [6]. Das vielversprechendste Verfahren dafür ist die Magnetresonanztomographie (MRT) der Mamma. Eine prospektiv-randomisierte Studie an Frauen mit quantitativ erfasster extrem hoher Brustdichte konnte überzeugende Zahlen zur Reduktion der Intervallkarzinome und damit biologisch signifikanter Befunde belegen [5]. Dieser Ansatz wurde zudem als kosteneffektiv bewertet [7]. Gemessen an den Intervallkarzinomraten wäre ein Einsatz der MRT auch bei mäßig erhöhter Brustdichte erwägenswert [4]. Bei suffizienter Einbindung in RIS/PACS-Systeme könnte der Prozess einer individualisierten Auswahl passender Untersuchungen und Untersuchungsintervalle in der Screening-situation mittels künstlicher Intelligenz (KI) weitgehend automatisiert werden ([8]; ▣ **Abb. 1**).

Ein ungelöstes Problem des Brustkrebs-Screenings ist die sog. Überdiagnose. Der Begriff beschreibt die Diagnose und Therapie von wenig aggressiven, die Prognose der Patientinnen nicht beeinflussenden Karzinomen [9]. Allein am histologischen bzw. immunhistochemischen Tumortyp lässt sich ein Brustkrebs derzeit nicht verlässlich als klinisch relevant oder irrelevant bewerten. Deshalb bleibt Überdiagnose ein klinisch abstrakter Begriff, und die Raten *überdiagnostizierter* Karzinome lassen sich lediglich epidemiologisch durch persistierend die Hintergrundinzidenz übersteigende Tumordetektionsraten abschätzen. Das Problem der Überdiagnose ist nicht die Diagnose selbst, sondern die daraus folgende Therapie [9]. Diese folgt Leitlinien, welche neuen Erkenntnissen erst Rechnung tragen müssen. Der Begriff Überdiagnose nebst der damit verbundenen Kritik am Mammographie-Screening ist somit irreführend und weist auf ein überholtes Verständnis von Medizinethik und Wissenschaft hin: Vielmehr ist die Diagnose solcher Tumoren notwendig für die Entwicklung verbesserter diagnostischer und therapeutischer Strategien. Die Diskussion dieses Begriffs verschleiert auch das wirkliche Problem der Brustkrebsdiagnostik: die *Unterdiagnose* klinisch signifikanter Mammakarzinome, direkt messbar an Intervallkarzinomen und der trotz Verbesserung der diagnostischen und therapeutischen Verfahren weiterhin sehr hohen Sterblichkeit an Brustkrebs [10]. Die breite Verfügbarkeit funktioneller bildgebender Biomarker

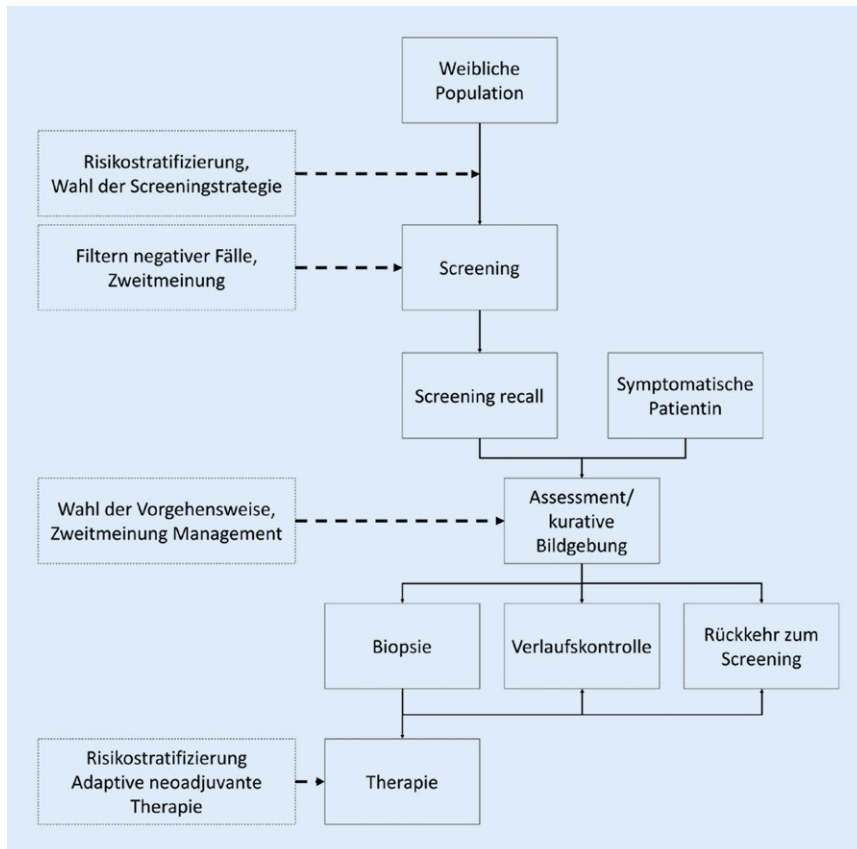


Abb. 1 ▲ Flussdiagramm der typischen Abläufe der Mammadiagnostik, beginnend mit der Früherkennung (Screening). Potenzielle Interaktionen mit Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) werden durch die Boxen links und gestrichelte Pfeile aufgezeigt

hat ein großes Potenzial, mit Hilfe individualisierter Phänotypisierung von Brustkrebs Therapieentscheidungen zu unterstützen. Zur Integration dieser Informationsfülle werden Verfahren der KI mit hoher Wahrscheinlichkeit erforderlich ([11, 12]; ■ **Abb. 1**).

Abklärung von Screening-Recalls und symptomatischen Patientinnen

Auch aufgrund erheblicher Unterschiede bei der Vergütung medizinischer Leistungen zwischen verschiedenen Ländern erfolgt die Abklärung auffälliger Befunde weniger einheitlich als das Screening. Neben gezielten mammographischen Aufnahmen bieten sich vor einer bildgezielten Biopsie weitere diagnostische Verfahren wie Ultraschall, Kontrastmittel-Mammographie oder MRT an ([13]; ■ **Abb. 1**). Die Wahl der weiterführenden Diagnostik obliegt den jeweiligen RadiologInnen, welche die individuellen

Befunde der Patientin für ihre Managemententscheidung in Betracht ziehen müssen. Diese ist im Fall bildgebend oder klinisch eindeutig lokalisierbarer Auffälligkeiten einfach: Internationale Richtlinien empfehlen die perkutane Biopsie zur sicheren Diagnose [14–16]. Weiterführende Bildgebung wird vorrangig zur Planung von Biopsien eingesetzt. Diffuse, schlecht lokalisierbare Prozesse lassen sich nicht direkt biopsieren [17]. Das gilt mit Einschränkung auch für ausgedehnte, nichtsolide Prozesse, wie Verkalkungen. Die Biopsie eines Teils der Verkalkung mag einen gutartigen Befund ergeben, schließt jedoch Malignität in den Augen erfahrener Kliniker nicht ausreichend aus („sampling error“). Eine Möglichkeit stellen weiterführende bildgebende Verfahren dar [17–20]. Während die Magnetresonanztomographie mit Sicherheit das akkurateste Verfahren in diesem Setting ist (nur die MRT erreicht aufgrund ihres hohen negativen Vorhersagewerts eine

ausreichende Sicherheit, um einen Verzicht auf Biopsie zu rechtfertigen [21]), stellt sie einen zusätzlichen Aufwand dar und kann die Situation durch potenzielle falsch-positive Befunde verkomplizieren [22, 23]. Während der ökonomische Aufwand stark von den politisch akzeptierten Kosten der alternativen Verfahrensweisen abhängt (für die MRT der Mamma Faktor 10 und höher in Ländern mit vergleichbarem sozioökonomischem Status), ist der organisatorische Aufwand einfacher zu bemessen. Selbst bei guter Verfügbarkeit von Magnetresonanztomographien ist eine Verzögerung des Managements von zumindest Stunden, wahrscheinlicher Tagen zu erwarten. Gerade deshalb erfreut sich die Kontrastmittel-Mammographie trotz klar unterlegener diagnostischer Aussagekraft großer Beliebtheit [24, 25]. Nicht zu unterschätzen sind auch multiparametrische Ultraschallverfahren [26]. Alle lassen sich noch vor Ort mit geringem Zeitverlust einsetzen. Hier ergeben sich mehrere Einsatzgebiete für KI-basierte Lösungen [27–29]. Zum einen könnte die individuelle Patienteninformation zusammen mit bisher erhobenen bildgebenden Befunden in einer KI-basierten Managementempfehlung münden [30]. Dank *Machine Learning* lassen sich aus standardisierten Routinekriterien objektifizierbare klinische Entscheidungsregeln erstellen, zuletzt überzeugend als der *Kaiser-Score* für die MRT der Mamma. Diese klinische Entscheidungsregel (<http://www.meduniwien.ac.at/kaiser-score/>) ermöglicht sichere Diagnosen von kontrastmittelaffinen Läsionen und hat ihren (Mehr)wert in multiplen klinischen Szenarien gezeigt (■ **Abb. 2**; [31–33]). Möglicherweise noch eleganter ist der Einsatz KI-basierter Systeme zur automatisierten Evaluation bildgebender Veränderungen im Sinne einer Zweitmeinung mit dem Ergebnis einer objektiven und möglicherweise verbesserten Einschätzung des Karzinomrisikos (■ **Abb. 3 und 4**). Ein KI-Algorithmus kann dabei eine Wahrscheinlichkeit für das Vorliegen der gesuchten Pathologie (z. B. invasiver Brustkrebs) ausgeben. Befunde mit sehr niedrigem Risiko könnten gefahrlos verlaufskontrolliert werden [34, 35]. Der Einsatz von KI

P. A. T. Baltzer

Künstliche Intelligenz in der Mammadiagnostik. Anwendungsgebiete aus klinischer Perspektive

Zusammenfassung

Klinisches/methodisches Problem. Bei der Mammadiagnostik gilt es, klinische sowie multimodal bildgebende Informationen mit perkutanen und operativen Eingriffen zu koordinieren. Aus dieser Komplexität entsteht eine Reihe von Problemen: übersehene Karzinome, Überdiagnose, falsch-positive Befunde, unnötige weiterführende Bildgebung, Biopsien und Operationen.

Radiologische Standardverfahren. Folgende Untersuchungsverfahren werden in der Mammadiagnostik eingesetzt: Röntgenmammographie, Tomosynthese, kontrastangereicherte Mammographie, (multiparametrischer) Ultraschall, Magnetresonanztomographie, Computertomographie, nuklearmedizinische Verfahren sowie deren Hybridvarianten.

Methodische Innovationen. Künstliche Intelligenz (KI) verspricht Abhilfe bei praktisch allen Problemen der Mammadiagnostik. Potenziell lassen sich Fehlbefunde vermeiden, bildgebende Verfahren effizienter einsetzen und möglicherweise auch biologische Phänotypen von Mammakarzinomen definieren.

Leistungsfähigkeit. Auf KI basierende Software wird für zahlreiche Anwendungen entwickelt. Am weitesten fortgeschritten sind Systeme für das Screening mittels Mammographie. Probleme sind monozentrische sowie kurzfristig am finanziellen Erfolg orientierte Ansätze.

Bewertung. Künstliche Intelligenz (KI) verspricht eine Verbesserung der Mammadiagnostik. Durch die Vereinfachung von

Abläufen, die Reduktion monotoner und ergebnisloser Tätigkeiten und den Hinweis auf mögliche Fehler ist eine Beschleunigung von dann weitgehend fehlerfreien Abläufen denkbar.

Empfehlung für die Praxis. In diesem Beitrag werden die Anforderungen der Mammadiagnostik und mögliche Einsatzgebiete der KI beleuchtet. Je nach Definition gibt es bereits praktisch anwendbare Softwaretools für die Mammadiagnostik. Globale Lösungen stehen allerdings noch aus.

Schlüsselwörter

Brustkrebs · Früherkennung · Mammographie · Software · Personalisierte Medizin

Artificial intelligence in breast imaging. Areas of application from a clinical perspective

Abstract

Clinical/methodological issue. Central to breast imaging is the coordination of clinical and multimodal imaging information with percutaneous image-guided biopsies and surgical procedures. A wide range of problems arise due to this complexity: missed cancers, overdiagnosis, false-positive findings, unnecessary further imaging, biopsies and surgeries.

Standard radiological methods. Breast imaging comprises the following diagnostic tests: mammography, tomosynthesis, contrast-enhanced mammography, (multiparametric) ultrasound, magnetic resonance imaging, computed tomography, nuclear medicine derived imaging and hybrid methods.

Methodological innovations. Artificial intelligence (AI) promises to alleviate practically all these problems of breast imaging. AI has the potential to avoid missed cancers and false-positive findings. Furthermore, it could guide an efficient use of imaging methods and it may potentially be used to define biological phenotypes of breast cancer.

Performance. AI-based software is being developed for various applications. Most developed are systems that support mammography screening. Problems are monocentric approaches and the focus on short-term financial success.

Achievements. AI promises to improve breast imaging by simplifying and speeding up the

workflow, by reducing monotonous tasks and by pointing out problems. This is likely to set free physician capacities that could be invested in improved communication with patients and interdisciplinary colleagues.

Practical recommendations. The present article mainly addresses clinical needs in breast imaging, pointing out potential areas of use for artificial intelligence. Depending on the definition, a wide array of helpful software tools for breast imaging are already available. Global solutions, however, are still missing.

Keywords

Breast cancer · Early diagnosis · Mammography · Software · Precision medicine

kann damit potenziell unnötige weiterführende Bildgebung und Eingriffe vermeiden.

Management bekannter Karzinome

Das Management histologisch gesicherter Karzinome stellt einen dritten Schwerpunkt der Bildgebung nebst bildgezielten Interventionen dar (▣ **Abb. 1**). Der immunhistochemisch am Biopsiepräparat determinierte Tumortyp bestimmt weitgehend die therapeutische Heran-

gehensweise: sofortige Operation oder neoadjuvante medikamentöse Behandlung [36]. Spezielle Entscheidungen werden jedoch durch den bildgebenden Befund entscheidend beeinflusst. Das Lokalstaging ist eine Domäne der Bildgebung und bestimmt die Möglichkeit einer brusterhaltenden Therapie. Auch die Lymphknotendiagnostik und ggf. gezielte Biopsie von Lymphknoten hat in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen [16]. Im Fall neoadjuvanter Therapien werden bildgebende Verfahren zur Beurteilung des Therapieansprechens

angewendet [37]. Eine akkurate Diagnose der Vitalität residueller Tumoranteile oder ein frühzeitig im Therapieverlauf mittels bildgebender Marker zu diagnostizierendes Therapieversagen wären für die Adaption von Therapiestrategien äußerst wünschenswert [38]. Jede Operation, auch solche nach neoadjuvanter Therapie, erfordert zumindest bei diffusen, multifokalen oder klinisch nichtpalpablen Befunden eine operative Markierung der Befunde, anhand derer sich ChirurgInnen in situ orientieren können [16]. Gerade in diesem Bereich

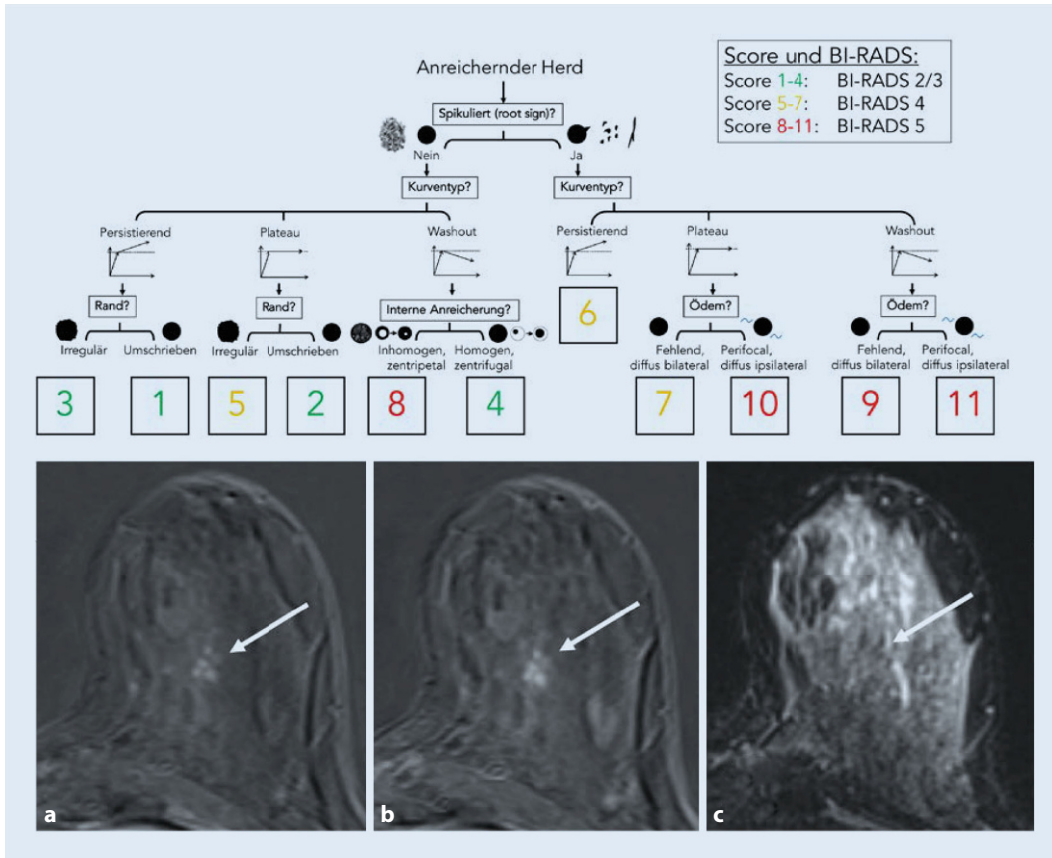


Abb. 2 ▲ Der Kaiser-Score, eine klinische Entscheidungsregel in Form eines Flussdiagramms für die Magnetresonanztomographie (MRT) der Mamma. Der Befunder folgt dem Flussdiagramm und beantwortet 3 Fragen zur Ausprägung von BI-RADS-konformen Diagnosekriterien. Der Kaiser-Score lässt sich auch online (<http://www.meduniwien.ac.at/kaiser-score/>) abrufen. Der untere Bildabschnitt zeigt einen klinischen Fall (von extern als BI-RADS4 zur MRT-gezielten Biopsie überwiesene Patientin). Die frühe kontrastangehobene Subtraktion (a) zeigt eine regionale, pflastersteinartige Non-mass-Läsion. Die einzelnen Befunde sind relativ umschrieben und zeigen in den späten Postkontrastaufnahmen (b) einen persistierenden Signalanstieg (Typ 1 Kurve), kein Korrelat in der fettgesättigten T2w-Sequenz (c). Daraus ergibt sich ein Kaiser-Score von 1 (gutartiger Befund). Bei Unsicherheit des jeweiligen Befunders bezüglich der umschriebenen Randstruktur könnte sich alternativ ein Kaiser-Score von 3 ergeben. Das Management bliebe gleich, auf eine Biopsie kann verzichtet werden. Die Patientin wurde einer Verlaufskontrolle zugeführt und zeigte einen stabilen Befund über 3 Jahre. (Mod. nach [47])

fehlt es an klaren Standards aufgrund der starken Variabilität der individuellen Fälle [39]. KI-basierte Ansätze könnten hier Abläufe entscheidend optimieren [8, 27].

Einsatzgebiete der künstlichen Intelligenz

Radiologische Herausforderungen

Die obigen Ausführungen und **Abb. 1** zeigen verschiedene attraktive Ansatzpunkte für die Anwendung von künstlicher Intelligenz in der Mammadiagnostik auf. Computertechnik hat in der heutigen Radiologie einen zentralen Stellenwert, Befunde werden dank Digitalisie-

rung nebst Spracherkennung möglichst unmittelbar nach der Untersuchung erwartet. [8]. Die Verbesserung der bildgebenden Gerätetechnik hat zusammen mit effizienteren digitalen Arbeitsplätzen in den letzten Jahrzehnten zu einer ausgeprägten Verdichtung der radiologischen Arbeit geführt [40, 41]. Radiologische Leistungen im Jahr 2020 werden insbesondere außerhalb spezialisierter akademischer Einrichtungen im Akkord erarbeitet. Für einen der zentralen Punkte der Diagnostik, nämlich die Befundvermittlung an Patienten und Zuweiser bleibt wenig Zeit [42]. Genau diese Probleme lassen sich potenziell durch KI-Verfahren lösen [8]. Der weit gefasste Begriff umschließt dabei Anwendungen

zur Fehlererkennung, zur Identifizierung von unauffälligen Befunden sowie zur Vermeidung von Fehlern. All das lässt sich auch bereits im Vorfeld bei der Stellung der Untersuchungsindikation und Bildakquisition anwenden. Der rein digitale Arbeitsplatz erlaubt eine flexible Einbindung von softwarebasierten Lösungen der genannten Probleme.

Erforschung der KI

Künstliche Intelligenz ist generell ein unscharfer Ausdruck, welcher in den vergangenen Jahrzehnten seit seiner Prägung vielfach inflationär eingesetzt wurde [8, 27, 28]. Gerade in der Radiologie wurde die Rolle der KI oftmals gro-

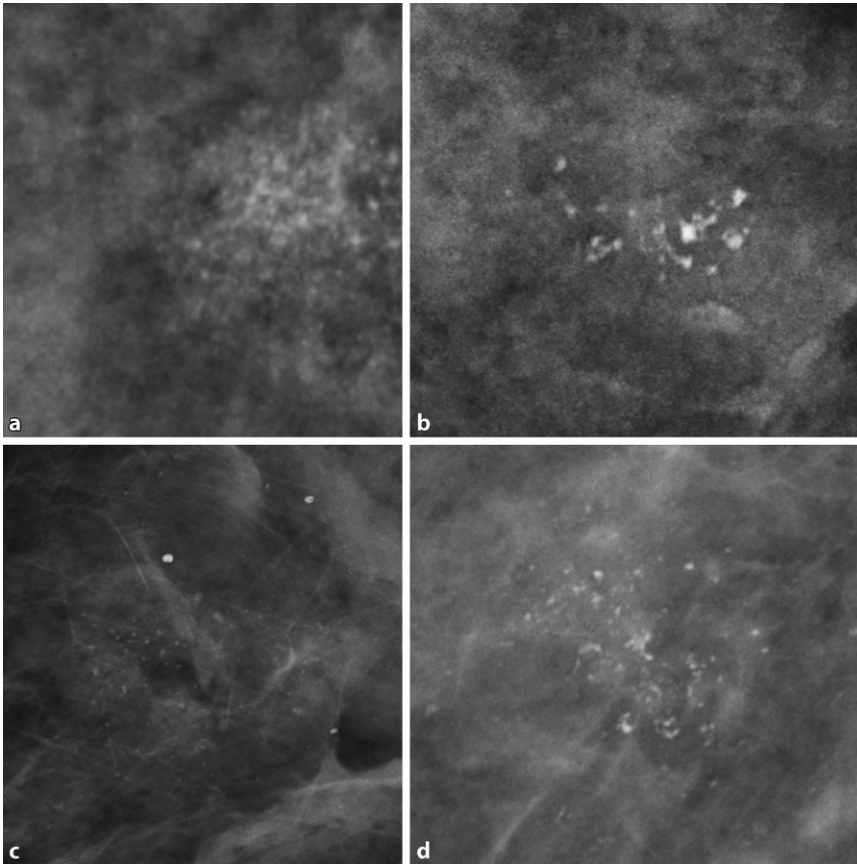


Abb. 3 ▲ Beispiele für einen Radiomics basierten KI Algorithmus [34] zur Einschätzung des Karzinomrisikos von mammographisch suspekten BI-RADS4 Mikroverkalkungen. Der KI Algorithmus bewertete die Läsionen als niedriges Risiko (A: benignes Biopsieergebnis), hohes Risiko (B: DCIS), niedriges Risiko (C: benignes Biopsieergebnis) und hohes Risiko (D: DCIS)

tesk überschätzt [8]. Künstliche Intelligenz impliziert Autonomie und Kreativität. Beides trifft auf die heute verfügbaren Verfahren, welche von statistischer Klassifikation bis hin zu Deep Learning reichen, nicht zu. Die durch Fortschritte in der Computertechnik erreichten Steigerungen der Rechenkapazität gestatten heute die Anwendung erheblich komplexerer Modelle bzw. eine zeiteffiziente Anwendung derselben [29]. Das ermöglicht zwar die Lösung komplexer, nicht-linearer Probleme, erfordert aber entsprechend robuste Lösungen. Fehlende Robustheit oder Generalisierbarkeit von Algorithmen der KI stellt die Achillesferse derselben dar. Sie hängt kritisch von der verfügbaren Datenmenge und der erreichbaren Standardisierung ab [8]. Der klassische translationale Ansatz von akademischer Forschung, deren Ergebnisse durch Unternehmen kommerzialisiert werden, ist hier einerseits einfacher, an-

dererseits schwerer zu realisieren. Einfacher, weil die Aufnahmen bildgebender Verfahren direkt als Daten verstanden werden können [43]. Schwerer, weil die Forschung auf dem Gebiet große Datenmengen zielorientiert filtert, also direkten Hypothesen folgt. Ohne vorherige Standardisierung der Datenarchive ist der Erfolg dieses Ablaufs jedoch limitiert [44]. Der klassische Ansatz von kleinen Forschungsgruppen, welche mit beschränkten lokalen Datenbanken Ergebnisse generieren und publizieren, ist bei Studien zur künstlichen Intelligenz gefährlich. Die Vielzahl der verfügbaren Daten, welche miteinander assoziiert werden, impliziert eine hohe Rate falsch-positiver Forschungsergebnisse. Insbesondere bei limitierter Studienqualität können die echten (richtig-positiven) Ergebnisse verschleiert werden [44, 45]. Man kann Forschung auf dem Gebiet der KI mit industriellem Fischfang

in trübem Wasser vergleichen. Der Forscher hofft auf einen wertvollen Fund, muss diesen allerdings unter Unmengen irrelevanter Ergebnisse identifizieren. Ohne auf die Datenschutzproblematik einzugehen, ist auch die Zusammenarbeit mit der Wirtschaft in diesem Fall nicht gefahrlos. Die zumindest auf mittelfristigen finanziellen Erfolg ausgerichtete Strategie von Unternehmen impliziert eine Vernachlässigung der Sorgfaltspflicht, mangelhafte Kritik und Überbewertung von ökonomischem Potenzial [46]. Wie bereits für genomische und proteomische Forschung angeregt, stellen nur große interdisziplinäre Kollaborationen zwischen Forschern und Unternehmen einen nachhaltigen Ansatz dar [45].

Integration in den klinischen Alltag

Die Erstellung eines KI-Tools impliziert noch keine problemfreie Anwendung. Wie kürzlich ganz ausgezeichnet in einem dedizierten Artikel zusammengefasst, erfordert die produktive Anwendung von KI-Lösungen ganz grundlegende organisatorische und administrative Schritte [8]. Der beste Algorithmus zur Klassifikation von Herdbefunden ist beispielsweise hilflos, wenn eine uneinheitliche Serienbezeichnung (z. B. nach einem Softwareupdate des Geräteherstellers) die Identifikation des zu analysierenden Bildmaterials nicht ermöglicht. Gerade bei KI-Lösungen in größerem Maßstab lässt sich der Fehler dann nicht einfach lokalisieren und die präzise Definition des Workflows und der Fehlermeldung sind entscheidend für die Lösung des Problems. Natürlich ließe sich dies durch eine weitere KI-Lösung oder Vernetzung der Techniken beheben, was nur die aktuelle Problematik widerspiegelt: Ein Großteil der Forscher und Unternehmen arbeiten in einer Art Goldrausch an eigenen und originellen Lösungen, und wie schon bei anderen Industriezweigen ist die Definition von KI-spezifischen Standards eine der großen Herausforderungen für das ganze Gebiet [8, 27, 46].

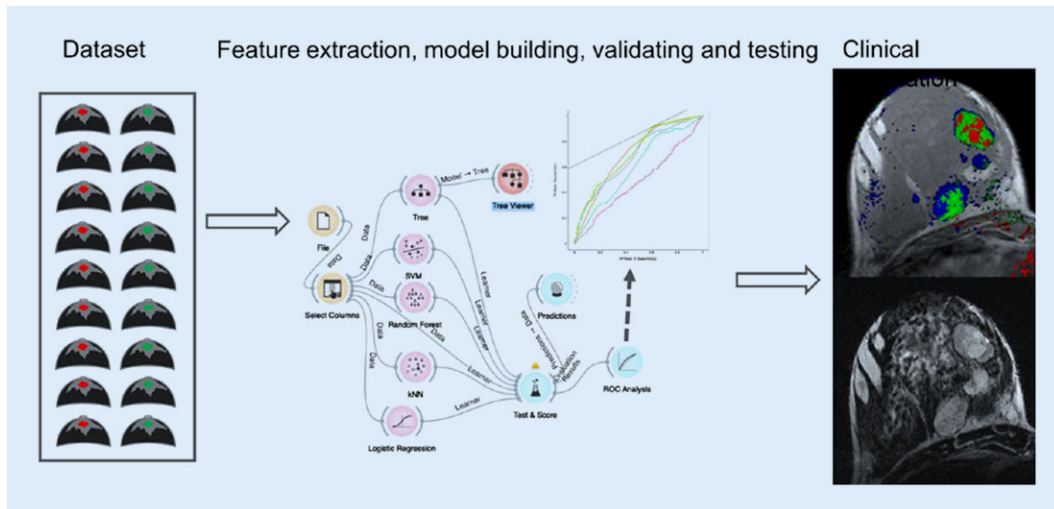


Abb. 4 ▲ Arbeitsablauf für einen Radiomics-basierten KI-Algorithmus für einen Klassifikationstask (*hier*: Differenzierung benigner und maligner Befunde). Der Datensatz mit Daten aus der Magnetresonanztomographie (MRT) zeigt eine suffiziente Menge benigner (*grün*) und maligner (*rot*) Befunde. Dynamische Kontrastmittelanreicherungsdaten werden dreidimensional extrahiert und für das Training eines KI-Algorithmus verwendet (*mittlerer Bildanteil*). Essenziell ist dabei die Trennung zwischen Training des Algorithmus und dem Test desselben. Die verwendeten Machine-Learning-Verfahren neigen in unterschiedlichem Ausmaß zur Überanpassung an die verwendeten Fälle, die Genauigkeit wird in diesem Fall deutlich überschätzt, was sich an einer schlechteren Performance an einem unabhängigen Testdatensatz zeigt. Für robuste Algorithmen ist daher eine Validierung, heute meist Kreuzvalidierung erforderlich. Die globale Genauigkeit und mögliche klinisch sinnhafte Cut-off Werte lassen sich mit ROC-Analyse testen (*mittlerer Abschnitt oben*). Die Anwendung des Algorithmus in einer prämenopausalen Patientin mit multiplen Herdbefunden ergab einen suspekten Befund ventral und einen nicht suspekten Befund dorsal (*rechts oben* parametrische Karte, *rechts unten* T2w-Aufnahme). Es handelte sich bei allen Herden um Fibroadenome

Fazit für die Praxis

- Verfahren der künstlichen Intelligenz versprechen eine nachhaltige Verbesserung der Mammadiagnostik durch Vereinfachung von Abläufen, Reduktion monotoner und ergebnisloser Tätigkeiten und den Hinweis auf mögliche Fehler.
- Die dadurch freigesetzten ärztlichen Kapazitäten könnten in eine verbesserte Kommunikation mit PatientInnen und interdisziplinären KollegInnen im Sinne einer personalisierten Medizin eingesetzt werden.
- Der vorliegende Text hat mit dem Ziel einer kommerziell neutralen Präsentation absichtlich bereits erhältliche Produkte (zumeist für die Anwendung im Screening nebst quantitativer Brustdichtemessung) von der Darstellung ausgeschlossen. Allen derzeit verfügbaren Lösungen gemein ist das Fehlen eines echten integrativen Ansatzes.
- KI-basierte Tools benötigen für eine zielgerichtete Anwendung eine genaue Definition der lokalen Bedürfnisse und Gegebenheiten

und müssen auf diese zugeschnitten werden.

- Echte, überregionale und fächerübergreifende KI-Lösungen für die Senologie sind zwar bereits abzusehen, jedoch in den nächsten Jahren noch nicht zu erwarten.

Korrespondenzadresse



Pascal A. T. Baltzer
 Universitätsklinik
 für Radiologie und
 Nuklearmedizin, allgemeines
 Krankenhaus der
 Medizinischen Universität
 Wien
 Währinger Gürtel 18–20,
 1090 Wien, Österreich
 pascal.baltzer@
 meduniwien.ac.at

Funding. Open access funding provided by Medical University of Vienna.

Einhaltung ethischer Richtlinien

Interessenkonflikt. P.A.T. Baltzer gibt 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.

Open Access. Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

Literatur

1. Sardaneli F, Aase HS, Álvarez M et al (2017) Position paper on screening for breast cancer by the European Society of Breast Imaging (EUSOBI) and 30 national breast radiology bodies from Austria, Belgium, Bosnia and Herzegovina, Bul-

- garia, Croatia, Czech Republic, Denmark, Estonia, Finland, France, Germany, Greece, Hungary, Iceland, Ireland, Italy, Israel, Lithuania, Moldova, The Netherlands, Norway, Poland, Portugal, Romania, Serbia, Slovakia, Spain, Sweden, Switzerland and Turkey. *Eur Radiol* 27:2737–2743
2. McCormack VA, dos Santos Silva I (2006) Breast density and parenchymal patterns as markers of breast cancer risk: a meta-analysis. *Cancer Epidemiol Biomarkers Prev* 15:1159–1169
 3. Pettersson A, Graff RE, Ursin G et al (2014) Mammographic density phenotypes and risk of breast cancer: a meta-analysis. *J Natl Cancer Inst* 106:dju78
 4. Wanders JOP, Holland K, Veldhuis WB et al (2017) Volumetric breast density affects performance of digital screening mammography. *Breast Cancer Res Treat* 162:95–103
 5. Bakker MF, de Lange SV, Pijnappel RM et al (2019) Supplemental MRI screening for women with extremely dense breast tissue. *N Engl J Med* 381:2091–2102
 6. Mann RM, Kuhl CK, Moy L (2019) Contrast-enhanced MRI for breast cancer screening. *J Magn Reson Imaging* 50:377–390
 7. Kaiser CG, Dietzel M, Vag T et al (2020) Cost-effectiveness of MR-mammography vs. conventional mammography in screening patients at intermediate risk of breast cancer—A model-based economic evaluation. *Eur J Radiol*. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109355>
 8. Kottler N (2020) Artificial intelligence: a private practice perspective. *J Am Coll Radiol* 17:1398–1404
 9. Evans A, Vinnicombe S (2017) Overdiagnosis in breast imaging. *Breast* 31:270–273
 10. Kuhl CK (2019) Underdiagnosis is the main challenge in breast cancer screening. *Lancet Oncol* 20:1044–1046
 11. Andrzejewski P, Wengert G, Helbich TH et al (2019) Sequential [18F]FDG-[18F]FMISO PET and multiparametric MRI at 3T for insights into breast cancer heterogeneity and correlation with patient outcomes: first clinical experience. *Contrast Media Mol Imaging* 2019:1307247
 12. Marino MA, Helbich T, Baltzer P et al (2018) Multiparametric MRI of the breast: a review. *J Magn Reson Imaging* 47:301–315
 13. Baltzer PAT, Kapetas P, Marino MA et al (2017) New diagnostic tools for breast cancer. *memo* 10:175–180
 14. Sardanelli F, Boetes C, Borisch B et al (2010) Magnetic resonance imaging of the breast: recommendations from the EUSOMA working group. *Eur J Cancer* 46:1296–1316
 15. Mann RM, Balleyguier C, Baltzer PA et al (2015) Breast MRI: EUSOBI recommendations for women's information. *Eur Radiol* 25:3669–3678
 16. Bick U, Trimboli RM, Athanasiou A et al (2020) Image-guided breast biopsy and localisation: recommendations for information to women and referring physicians by the European Society of Breast Imaging. *Insights Imaging* 11:12
 17. Spick C, Szolar DHM, Preidler KW et al (2015) Breast MRI used as a problem-solving tool reliably excludes malignancy. *Eur J Radiol* 84:61–64
 18. Baltzer PAT, Kapetas P, Sodano C et al (2019) Kontrastmittelfreie Mamma-MRT. *Radiologe* 59:510–516
 19. Baltzer PAT, Bennani-Baiti B, Stöttinger A et al (2017) Is breast MRI a helpful additional diagnostic test in suspicious mammographic microcalcifications? *Magn Reson Imaging* 46:70–74
 20. Spick C, Pinker-Domenig K, Rudas M et al (2014) MRI-only lesions: application of diffusion-weighted imaging obviates unnecessary MR-guided breast biopsies. *Eur Radiol* 24:1204–1210
 21. Bennani-Baiti B, Bennani-Baiti N, Baltzer PA (2016) Diagnostic performance of breast magnetic resonance imaging in non-calcified equivocal breast findings: results from a systematic review and meta-analysis. *PLoS ONE* 11:e160346
 22. Moy L, Elias K, Patel V et al (2009) Is breast MRI helpful in the evaluation of inconclusive mammographic findings? *AJR Am J Roentgenol* 193:986–993
 23. Spick C, Szolar DHM, Preidler KW et al (2018) 3T breast MR imaging as a problem-solving tool: diagnostic performance and incidental lesions. *PLoS ONE* 13:e190287
 24. Covington MF (2021) Contrast-enhanced mammography implementation, performance, and use for supplemental breast cancer screening. *Radiol Clin North Am* 59:113–128
 25. Suter MB, Pesapane F, Agazzi GM et al (2020) Diagnostic accuracy of contrast-enhanced spectral mammography for breast lesions: a systematic review and meta-analysis. *Breast* 53:8–17
 26. Kapetas P, Clauser P, Woitek R et al (2019) Quantitative multiparametric breast ultrasound: application of contrast-enhanced ultrasound and elastography leads to an improved differentiation of benign and malignant lesions. *Invest Radiol* 54:257–264
 27. Le EPV, Wang Y, Huang Y et al (2019) Artificial intelligence in breast imaging. *Clin Radiol* 74:357–366
 28. Mendelson EB (2019) Artificial intelligence in breast imaging: potentials and limitations. *AJR Am J Roentgenol* 212:293–299
 29. Bennani-Baiti B, Baltzer PAT (2019) Künstliche Intelligenz in der Mammadiagnostik. *Radiologe* 60:56–63
 30. Clauser P, Kapetas P, Stöttinger A et al (2020) A risk stratification algorithm for lesions of uncertain malignant potential diagnosed by vacuum-assisted breast biopsy (VABB) of mammographic microcalcifications. *Eur J Radiol* 135:109479
 31. Milos RI, Pipan F, Kalovidouri A et al (2020) The Kaiser score reliably excludes malignancy in benign contrast-enhancing lesions classified as BI-RADS 4 on breast MRI high-risk screening exams. *Eur Radiol* 30:6052–6061
 32. Jajodia A, Sindhwani G, Pasricha S et al (2020) Application of the Kaiser score to increase diagnostic accuracy in equivocal lesions on diagnostic mammograms referred for MR mammography. *Eur J Radiol* 134:109413
 33. Marino MA, Clauser P, Woitek R et al (2016) A simple scoring system for breast MRI interpretation: does it compensate for reader experience? *Eur Radiol* 26:2529–2537
 34. Stelzer PD, Steding O, Raudner MW et al (2020) Combined texture analysis and machine learning in suspicious calcifications detected by mammography: potential to avoid unnecessary stereotactical biopsies. *Eur J Radiol* 132:109309
 35. Verburg E, van Gils CH, Bakker MF et al (2020) Computer-aided diagnosis in multiparametric magnetic resonance imaging screening of women with extremely dense breasts to reduce false-positive diagnoses. *Invest Radiol* 55:438–444
 36. Kreienberg R, Albert S, Folkman M et al (2012) Interdisziplinäre S3-Leitlinie für die Diagnostik, Therapie und Nachsorge des Mammakarzinoms. Aktualisierung 2012
 37. Beresford M, Padhani AR, Goh V et al (2005) Imaging breast cancer response during neoadjuvant systemic therapy. *Expert Rev Anticancer Ther* 5:893–905
 38. Antunovic L, De Sanctis R, Cozzi L et al (2019) PET/CT radiomics in breast cancer: promising tool for prediction of pathological response to neoadjuvant chemotherapy. *Eur J Nucl Med Mol Imaging* 46:1468–1477
 39. Sardanelli F, Trimboli RM, Houssami N et al (2020) Solving the preoperative breast MRI conundrum: design and protocol of the MIPA study. *Eur Radiol* 30:5427–5436
 40. Ayyala RS, Baird GL, Sze RW et al (2020) The growing issue of burnout in radiology—a survey-based evaluation of driving factors and potential impacts in pediatric radiologists. *Pediatr Radiol* 50:1071–1077
 41. Yamada A, Okajima Y, Yoshizawa E et al (2018) Improvement in radiological reading efficiency and residents' education and clinical contribution using the modified reading system "Triage Reader". *Jpn J Radiol* 36:649–660
 42. Patel AK (2021) Breast radiology advocacy: responding to the call-to-action. *Radiol Clin North Am* 59:13–17
 43. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H (2015) Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology* 278:563–577
 44. Pinto dos Santos D, Dietzel M, Baessler B (2020) A decade of radiomics research: are images really data or just patterns in the noise? *Eur Radiol* 31:1–4
 45. Ioannidis JPA (2005) Why most published research findings are false. *PLoS Med* 2:e124
 46. Geis JR, Brady AP, Wu CC et al (2019) Ethics of artificial intelligence in radiology: summary of the joint European and North American multisociety statement. *Radiology* 293:436–440
 47. Dietzel M, Baltzer PAT (2018) How to use the Kaiser score as a clinical decision rule for diagnosis in multiparametric breast MRI: a pictorial essay. *Insights Imaging* 9:325–335