

# KÜNSTLICHE INTELLIGENZ – INNOVATION FÜR DIE ERLÖSSICHERUNG IM KRANKENHAUS

Maschinelles Lernen ermöglicht optimierte Kodier- und Abrechnungsqualität



## Wirtschaftlichkeitsfaktor Kodier- und Abrechnungsqualität

Mit dem am 1.1.2020 in Kraft getretenen MDK-Reformgesetz ist die Bedeutung einer möglichst hohen Kodier- und Abrechnungsqualität für die Wirtschaftlichkeit in der stationären Versorgung erneut gestiegen: Krankenhäuser mit guter Abrechnungsqualität werden seltener geprüft, die Häuser mit unzureichender Abrechnungsqualität müssen eine höhere Prüfquote und finanzielle Einbußen in Kauf nehmen. Krankenhäuser sind mehr denn je darauf angewiesen, schnell, korrekt und vollständig zu kodieren sowie eine lückenlose Dokumentation des stationären Verlaufes zu gewährleisten.

## Herkömmliche Kodiersoftware stößt an ihre Grenzen

Je genauer und schneller – im Bestfall automatisiert – Prozeduren und Hauptdiagnosen aus Daten des Krankenhausinformationssystems (KIS)

erkannt sowie potenzielle MD(K)-Verlustgründe identifiziert werden, desto besser wird die Abrechnungs- und Kodierqualität. Diese automatisierte Erkennung in der digitalen Dokumentation ist allerdings kompliziert. Eine für herkömmliche Kodiersoftware typische Funktion der Schlagwortsuche reicht in der Regel nicht für die Erkennung der Operationen- und Prozedurenschlüssel oder der Hauptdiagnose aus. Aus dem Kontext heraus und in Kombination mit weiteren zur Verfügung stehenden Informationen die richtigen Schlüsse zu ziehen und dadurch einen korrekten Code vorzuschlagen, ist aber eine Aufgabe, die selbstlernende Systeme bewältigen können.

## Selbstlernende Systeme erkennen Muster in Daten

Möglich macht dies die Technologie des „Machine Learning“ (deutsch: „Maschinelles Lernen“). Machine Learning (ML) ist die verbreitetste Form der Künstlichen Intelligenz (KI) und



Oberbegriff für die künstliche Generierung von Wissen aus Erfahrung. Vereinfacht gesagt, lernt ein solches KI-System aus Beispielen (in Form von Daten) Regeln, die das System nach Beendigung dieser Lernphase verallgemeinern und anwenden kann, um selbständig Entscheidungen zu treffen – beispielsweise, um neue Daten nach bekannten Mustern zu kategorisieren. Je häufiger das System mit möglichst umfangreichen Datensätzen trainiert wird, desto präziser entwickelt sich der Algorithmus, mit dem das System Entscheidungen trifft.

Ein Großteil der ML-Systeme arbeitet nach dem Prinzip des „überwachten Lernens“. Sie lernen anhand von überprüfbareren Daten. Darunter werden Daten verstanden, die zuvor (durch einen Menschen) mit einem korrekten Label versehen wurden – etwa mit der Definition, ob es sich bei einem auf einem Foto abgebildeten Tier um einen Hund oder eine Katze handelt. Der ML-Algorithmus vergleicht dann seine Entscheidung der Kategorisierung mit der tatsächlichen Kategorie und verbessert schrittweise durch fortlaufendes Training seine Prognose- bzw. Entscheidungsqualität. Anwendungsbeispiele sind die automatische Übersetzung eines Textes in eine andere Sprache, Spamfilter sowie die Gesichtserkennung für digitale Fotos und Bots wie Alexa. In der Industrie kommen ML-Systeme zum Einsatz, um z.B. aus Erfahrungswerten zu prognostizieren, wann ein Maschinenteil ausgetauscht werden sollte. Die Wetterforschung nutzt Machine Learning-Algorithmen, um Wetterereignisse vorherzusagen. Kreditinstitute wie Leasingbanken fällen Kreditentscheidungen automatisiert über ausgefeilte ML-Algorithmen.

In der Medizin kommen lernende Algorithmen perspektivisch unter anderem als Unterstützung in der Befundung von Röntgenbildern und Tumoren zum Einsatz. Fest etabliert sind ML-Verfahren in der klinischen Praxis aufgrund von technischen und regula-

torischen Einschränkungen bisher allerdings noch nicht.

## ML steigert Qualität in Kodierung und medizinischer Versorgung

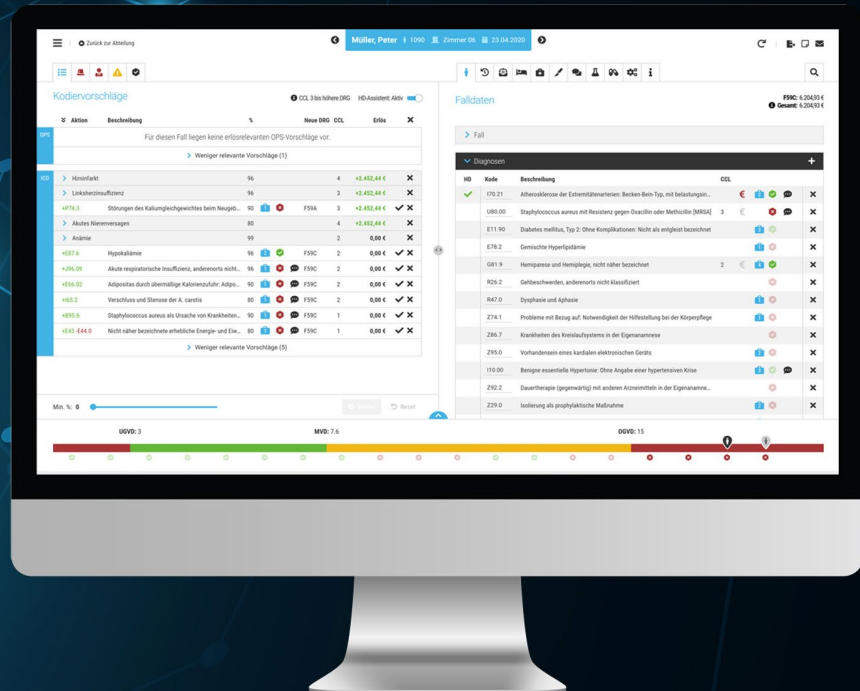
Auch für die Kodierung und Abrechnung in der medizinischen Versorgung bieten Verfahren des Maschinellen Lernens großes Potential, weshalb innovative Spezialanbieter damit begonnen haben, ML-Funktionalitäten in ihre Kodiersoftware zu integrieren. Die Fähigkeit selbstlernender Systeme, Muster in Daten zu erkennen, ermöglicht zum Beispiel, dass ein spezifischer Kontext aus einem OP-Bericht automatisch erkannt wird. Aus diesem Kontext leitet sich dann automatisch ein korrekter Kodiervorschlag ab. Damit ist ML-basierte Kodiersoftware herkömmlichen Lösungen weit überlegen: Diese können über die Schlagwortsuche nur dann Kodiervorschläge ableiten, wenn genau die Begriffe verwendet wurden, die der Schlagwortkatalog beinhaltet. ML-basierte Lösungen finden durch die eingesetzte semantische Suchmethode auch „versteckte Einträge“, so dass zusätzliches Kodierpotential ermittelt werden kann. Zudem verringert sich durch den kontextuellen Bezug in der Suche die Anzahl falsch-positiver Funde.

Des Weiteren lassen sich Hauptdiagnosen automatisiert detektieren. Mit Hilfe von Wahrscheinlichkeitsrechnungen, die auf Ergebnissen Maschinellen Lernens basieren, kann vor allem im Falle konkurrierender Hauptdiagnosen prognostiziert werden, wie wahrscheinlich es ist, dass die gewählte Hauptdiagnose mit Hinblick auf die im Krankenhausinformationssystem (KIS) hinterlegte Patientenakte korrekt ist. Ebenso lassen sich die Wahrscheinlichkeit einer Fallprüfung durch den Medizinischen Dienst sowie potenzielle Verlustgründe berechnen.

## Voraussetzung passende Daten-quantität und -qualität

Wirkung entfalten kann ML allerdings nur dann, wenn die Voraussetzungen stimmen: Maschinelles Lernen für die automatische und selbstlernende Mustererkennung erfordert zum einen zuvor gelabelte Daten. Im Zusammenhang mit der Kodierung sind das Operationsberichte mit OPS-Kodes als Labels. Um sicherzustellen, dass das System auch „das Richtige“ lernt, muss gewährleistet sein, dass die Datenqualität ausreicht. Sind die gelernten Daten beispielsweise mit einem falschen Label versehen, stimmen die Ergebnisse nicht mehr. Auch Änderungen der Datenbasis – etwa durch die Einführung eines neuen Dokumentes oder einer speziellen Prozedur und der damit verbundenen Verwendung bisher nicht bekannter Formulierungen – können zu Fehlern führen, wenn das System nicht fortlaufend dazulernt, um den verwendeten Algorithmus an neue Be-

dingungen anzupassen. Zum anderen muss eine große Menge an Daten zur Verfügung stehen, aus denen das Modell lernen kann. Im Machine Learning gilt die Devise „mehr ist mehr“ – je mehr gute Daten die Technik zum Üben der Mustererkennung hat, desto „klüger“ wird das Modell. Die Güte eines Systems respektive eines ML-Algorithmus bemisst sich also auch danach, wie viele korrekt gelabelte Daten das System zur Verfügung hatte, um daraus zu lernen. Je mehr Daten als Lernmaterial zur Verfügung stehen, desto präziser das ML-Modell. Bereits jetzt ist am Markt Kodiersoftware mit ML-Algorithmen verfügbar, mit der sich rund 1.000 der wichtigsten Prozeduren aus OP- und Interventionsberichten erkennen lassen. Die Algorithmen können zudem gezielt auf die Daten eines einzelnen Krankenhauses angepasst werden, das heißt, weiterlernen.



## ML-basierte Prädiktion medizinischer Risiken in der Erprobung

Wenn es um die Sicherung der Liquidität und die Absicherung für den Fall einer nachträglichen Rechnungsprüfung durch die Kostenträger geht, bietet Maschinelles Lernen sehr gute Möglichkeiten: Richtig angewendet, erleichtert die KI-Technologie Krankenhäusern die Erkennung von Prozeduren, Hauptdiagnosen und Risikogruppen und schafft dadurch Grundlagen, um langfristig bestmögliche Bedingungen für die Versorgung von Patient\*innen zu garantieren – im Sinne der allgegenwärtigen Forderung „Mehr Zeit für Patient\*innen, weniger für Bürokratie“.

In der medizinischen Versorgung ist und bleibt die menschliche Intelligenz, sprich die intuitive und situationsangepasste Reaktion des Menschen, Computern überlegen. Aber ML-gestützte Kodiersoftware kann Krankenhäuser dabei unterstützen, auch die medizinische Qualität zu verbessern: Derzeit werden Modelle zur Prädiktion von Risikogruppen anhand der vorhandenen Kodierung, Diagnostik und Dokumentation untersucht. Diese ermöglichen zum Beispiel eine Prognose des patientenindividuellen Risikos für Infektionen, Reanimationen und Intensivbehand-

lungen wie etwa die maschinelle Beatmung. Mit den Ergebnissen lassen sich Ressourcen- und Kapazitätenplanungen und somit die Versorgung der Patient\*innen optimieren. Die maschinell getroffenen Prädiktionen beinhalten immer eine Begründung, welcher Laborwert oder welche Vorerkrankung des/r Patienten/-in wie stark zu dem errechneten individuellen Risikowert beigetragen hat. Diese sogenannte interpretierbare Form des Maschinellen Lernens sorgt für hohe Transparenz und Nachvollziehbarkeit der Prognose. Die Resultate sind verifizierbar, Ärzte können Rückschlüsse ziehen, warum das System den Risikowert als beispielsweise „hoch“ einstuft. Erste Forschungsprojekte eines Softwareherstellers in Kooperation mit Universitätskliniken in Deutschland zur Prädiktion von Risikogruppen verlaufen bereits vielversprechend.

Bei Fragen und Interesse an  
Entwicklungspartnerschaften:

Kenny Hospach  
Account Manager  
Tel.: 040 2286 100 40  
Mail: [k.hospach@tiplu.de](mailto:k.hospach@tiplu.de)

