

Radiologe 2019 · 59:828–832

<https://doi.org/10.1007/s00117-019-0555-0>

Online publiziert: 5. Juni 2019

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

Redaktion

P. Mildenberger, Mainz

**F. Jungmann¹ · S. Kuhn² · I. Tsaur³ · B. Kämpgen⁴**¹ Klinik und Poliklinik für Diagnostische und Interventionelle Radiologie, Universitätsmedizin der Johannes Gutenberg-Universität Mainz, Mainz, Deutschland² Zentrum für Orthopädie und Unfallchirurgie, Universitätsmedizin der Johannes Gutenberg-Universität Mainz, Mainz, Deutschland³ Klinik und Poliklinik für Urologie und Kinderurologie, Universitätsmedizin der Johannes Gutenberg-Universität Mainz, Mainz, Deutschland⁴ Empolis Information Management GmbH, Kaiserslautern, Deutschland

Natural Language Processing in der Radiologie

Weder trivial noch unerreichbare Magie

Das Forschungs- und das mediale Interesse an Softwarelösungen, die auf künstlicher Intelligenz (KI) basieren, haben in den letzten Jahren in der Medizin rapide zugenommen. In der Radiologie stehen hier intelligente Algorithmen aus der Bildverarbeitung zur Detektion von Pathologien im Vordergrund, wie die Erkennung von Lungenherden oder intrakraniellen Blutungen in CT-Untersuchungen oder die Erkennung von Frakturen oder auffälligen Befunden in konventionellen Röntgenaufnahmen [1, 2, 8].

Neben diesen Anwendungen werden KI-Lösungen auch in der Texterkennung und -strukturierung zunehmend aus radiologischen Gesichtspunkten erforscht. Natural Language Processing (NLP) bedeutet einen natürlichsprachlichen Text automatisiert in ein standardisiertes, strukturiertes Format zu überführen [6, 11]. Anschließend können so Analysen der Befundberichte für verschiedene Zwecke durchgeführt werden, wie u. a.:

- Befundkonsistenz (Fragestellung und Befund/Beurteilung),
- einheitliche Empfehlungen/Follow-up-Intervalle nach Leitlinien [7],
- Nennung bestimmter Befundinhalte als Qualitätsindikator (beispielsweise bei Rektumkarzinomen der Abstand zur mesorektalen Faszia in MRT-Untersuchungen des Rektums),
- Erhebung von epidemiologischen Daten (z. B. Auftretenshäufigkeit von Pathologien).

Der Bedarf an NLP-Anwendungsexpertise steigt in der Radiologie an. Denn komplementär zur strukturierten Befundung mittels Templates kann somit die nötige strukturierte Datenbasis für Qualitätssicherung und kontinuierliche Prozessoptimierung geschaffen werden. Der folgende Artikel erläutert, wie NLP aus Sicht der Radiologie angewendet werden kann und welche Anforderungen und Erwartungen an entsprechende Systeme bestehen.

Anforderungen und Erwartungen an NLP-Systeme

Es gibt eine Vielzahl an Natural-Language-Processing-Systemen [9]. Zum aktuellen Zeitpunkt bestehen noch unzählige Forschungsfragen in diesem Gebiet [11]. Die medizinische Sprache ist einfach zu komplex, um vollständig automatisiert erfasst zu werden [4]. Gleichzeitig beschreiben mehrere Arbeiten den Bedarf und die Anwendbarkeit von „out-of-the-box“ NLP- und Analytics-Lösungen über semistrukturierten medizinischen Daten [5, 13].

Ausgehend von diesen Arbeiten sowie Erfahrungen aus mehreren Projekten, konnten folgende Anforderungen und Erwartungen an NLP-Systeme identifiziert werden.

Einfache Nutzung des NLP-Systems

Dazu sollen dem System die Befundberichte in CSV- oder Excel-Dateien gegeben werden können, pro Zeile ein Befundbericht, beschrieben in einzelnen Spalten, z. B. „Fallnummer“, „Klinische Angabe“, „Fragestellung“, „Befund“, „Beurteilung“. Mit solchen Formaten können Radiologen meist problemlos umgehen, und viele RIS-Datenbanken bieten einen entsprechenden Export an.

Die im Folgenden aufgeführten typischen NLP-Aufgaben sollte das System durchführen können.

Kontextualisierung

Einzelne Segmente des radiologischen Befundberichts, z. B. klinische Informationen des Zuweisers, der Befund und die Beurteilung, sollen getrennt voneinander analysiert werden können. Diese Struktur soll durch das Inputtabellenformat vorgegeben oder im Text automatisch extrahiert werden können.

Konzepterkennung

Im segmentierten Text sollen Begriffe mittels medizinischer Terminologien bzw. Ontologien wie RadLex klassifiziert werden können (z. B. „RID4994 calculus, Beurteilung“; [10]). Dabei sollen *abgeleitete Konzepte* automatisch identifiziert werden, z. B. „Stein“ bei „Urolithiasis“ (Abb. 1). Außerdem soll es möglich sein, neue oder *komplexe Konzepte* ein-

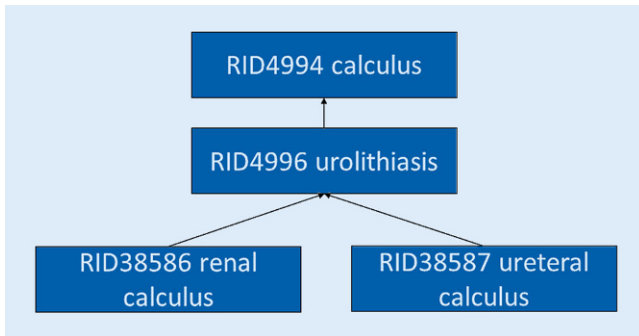


Abb. 1 ▲ Beispiele für *abgeleitete* Konzepte. Pfeile Klassenhierarchie

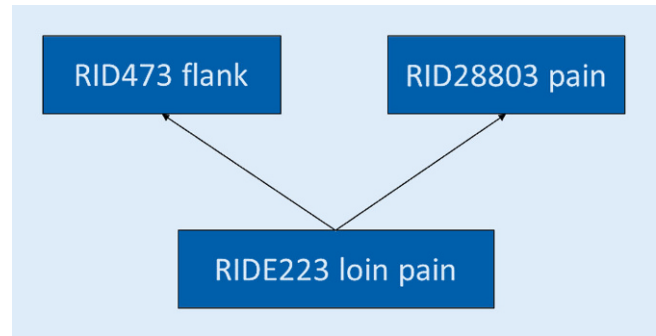


Abb. 2 ▲ Beispiel für neues *komplexes* Konzept

führen zu können, sofern die importierten Klassifikationsschemata nicht ausreichen, z. B. „Flankenschmerzen“, die in RadLex fehlen (▣ Abb. 2).

Negationserkennung

Hierdurch werden Konzepte als „bestätigt“, „ausgeschlossen“ oder „unsicher“ näher spezifiziert, z. B. ein bestätigter Stein als „RID4994 calculus, Beurteilung, affirmed“. Darüber hinaus soll eine Erweiterung um zusätzliche Assoziationen oder Relationen (z. B. Zeitlichkeit „Vorerkrankung“) möglich sein.

Das Ergebnis ist eine CSV- oder Excel-Datei mit binären Annotationen in den Spalten: „1“ für „es gilt“ und „0“ für „es gilt nicht“. In ▣ Tab. 1 ist ein Beispiel aufgezeigt.

Stets aktuelle Aussage zur Güte der NLP-Ergebnisse

Um den erkannten Konzepten in Auswertungen zu *vertrauen*, muss stets eine aktuelle Abschätzung der Güte vorliegen. Diese Güte besteht aus den folgenden Informationen:

- Zeitpunkt, für eine Historie mehrerer Auswertungen,
- Konzept, dessen Güte angegeben wird,
- Kontext, in dem dieses Konzept in dieser Güte erkannt wird,
- Negation, „null“ (nicht vergeben), „affirmed“, „negated“ oder „speculated“,
- F1-Score, d. h. intuitiv, wie häufig ist das System korrekt,
- 95 % Konfidenzintervall (KI), d. h. intuitiv wie zuverlässig ist der F1-Score.

In ▣ Tab. 2 ist ein entsprechendes Beispiel einer Übersicht „Gütetabelle“ für ausgewählte Konzepte dargestellt.

Dabei bilden die Quelle der Befundberichte (z. B. „Radiologie Mainz, CT-Untersuchung des Retroperitoneums bei Verdacht auf Urolithiasis“), das Segment des Befundberichts (z. B. „Befund“) und die Aufteilung in „Training“ und „Test“ eine eindeutige Kennzeichnung für den Kontext zur Unterscheidung der Güte für ein Konzept in unterschiedlichen Textarten.

Diese Güte kann für ein Konzept erst berechnet werden, sobald entsprechendes Feedback zu korrekten Annotationsergebnissen vorliegt. Der F1-Score kombiniert hierbei die Genauigkeit („precision“) und Sensitivität („recall“), welche mittels den richtig-positiven (TP), falsch-positiven (FP) und falsch-negativen (FN) Fällen berechnet werden. Die richtig-negativen (TN) Fälle werden hierbei absichtlich ignoriert, um bei selten auftretenden positiven Beispielen keine verzerrten Güteangaben zu erhalten. Ein F1-Score von >0,9 gilt als sehr gute Güte. Das Konfidenzintervall beschreibt, wie stark die Güte in 95 % der Fälle maximal abweicht; für maximal 5 % Abweichung sind hierzu bspw. 200 Fälle und eine Güte von mindestens 0,85 notwendig [12].

Einfache Feedbackmöglichkeit zur Verbesserung des Systems

Falls die Güte für die jeweilige Anwendung nicht ausreicht, soll dem System Feedback als CSV- oder Excel-Dateien gegeben werden können. Dazu wird auf der Ergebnis-CSV-Datei zufällig eine bestimmte Anzahl an Befundberichten aus-

gewählt, und für ausgewählte Ergebnisspalten werden die korrekten Werte manuell angegeben.

Damit das System noch effektiver lernt, kann jeder Ergebnisspalte optional eine Spalte für Fundstellen aus dem Text als Basis zum direkten Training (z. B. „RID4994 calculus, Beurteilung, affirmed, source“ für speziellen Fall „Konkrement“) hinzugefügt werden. Je spezifischer (somit nicht doppeldeutig) und allgemeingültig (somit für möglichst viele andere Fälle übertragbar) diese Informationen, desto schneller kann das System damit lernen.

Das System wählt einen bestimmten Prozentsatz an Fällen zufällig zum Training aus und führt diese getrennt in der Gütetabelle auf. Je mehr Fälle hierbei zum Testen verbleiben, desto höher ist die Konfidenz der Güteaussage.

Anwendungsfall

„CT-Untersuchungen bei Verdacht auf Urolithiasis“

Zur Bewertung der rechtfertigenden Indikation einer Untersuchungsanforderung sind Radiologen auf klinische Angaben durch den Zuweiser angewiesen. Häufig finden sich in den klinischen Informationen Angaben zur prädiagnostischen Pathologie wie beispielsweise ein vermutetes Steinleiden wahrscheinlicher machen (u. a. Mikrohämaturie, Rückenschmerzen/Flankenschmerzen, Harnaufstau sonographisch). Durch die Ermittlung von Scores kann die Wahrscheinlichkeit eines positiven Befunds berechnet werden; aus eigener Erfahrung ist die Güte

der klinischen Angaben hierzu nicht immer ausreichend [3, 14]. An einem „use case“ mit 1595 CT-Untersuchungen des Retroperitoneums bei Verdacht auf Urolithiasis sollen die genannten Anforderungen und Erwartungen an ein NLP-System erläutert werden.

Zunächst wurden für die 1595 anonymisierten Befundberichte alle Segmente mittels des NLP-Systems annotiert (Ergebnisbeispiel in **Tab. 1**). Als NLP-System wurden die Healthcare Analytics Services von Empolis genutzt. In diesen Services werden kontinuierlich dazulernende Komponenten für NLP-Aufgaben wie Kontextualisierung, Konzepterkennung und Negationserkennung (sog. Knowledge Packs) kombiniert. Um die Standardwebschnittstellen der Services zu bedienen, wurden vorkonfigurierte Python-Skripte bereitgestellt.

Mittels Excel-Pivot-Tabellen konnten die Ergebnisse analysiert und medizinische Forschungsfragen formuliert werden:

1. Wie häufig wurde bei CT-Untersuchungen des Retroperitoneums zur Steinsuche ein Konkrement in den ableitenden Harnwegen gefunden?
2. Wie häufig wurde im Fall eines Steinleidens eine obstruktive Uropathie bestätigt?
3. In wieviel Prozent der Fälle wurde bei der Angabe einer Mikrohämaturie in den klinischen Informationen ein Steinleiden bestätigt?

Dann wurden die relevanten Segmente, RadLex-Konzepte und Negationen (ausschließlich „affirmed“) identifiziert.

In einer ersten Test-/Trainingsiteration wurden 200 Befundberichte zufällig ausgewählt und hierzu Feedback erstellt (auch hierfür ist **Tab. 1** ein mögliches Beispiel), in diesem Fall mit manuell überprüften und ggf. korrigierten Annotationsspalten. Der Aufwand blieb überschaubar, z. B. benötigte ein Medizinstudent für die Annotation von zwei Konzepten („obstructive uropathy, hematuria“) in den klinischen Angaben von 200 Befundberichten etwa 75 min.

Nachdem laut Test die Güte für RID34394 „obstructive uropathy affirmed“ in Befund bzw. Beurteilung mit F1-Score $0,77 \pm 8\%$ bzw. $0,80 \pm 7\%$ zu

Radiologie 2019 · 59:828–832 <https://doi.org/10.1007/s00117-019-0555-0>
© Springer Medizin Verlag GmbH, ein Teil von Springer Nature 2019

F. Jungmann · S. Kuhn · I. Tsauro · B. Kämpgen

Natural Language Processing in der Radiologie. Weder trivial noch unerreichbare Magie

Zusammenfassung

Hintergrund. Der Bedarf an Anwendungsexpertise im Natural Language Processing (NLP) steigt in der Radiologie an. Denn komplementär zur strukturierten Befundung mittels Templates kann somit die nötige Datenbasis für Qualitätssicherung und kontinuierliche Prozessoptimierung geschaffen werden.

Ziel der Arbeit. Möglichkeiten und Herausforderungen der Anwendung von NLP aus Sicht der Radiologie werden aufgezeigt.

Material und Methoden. Die Anforderungen und Erwartungen an NLP-Systeme werden identifiziert und anhand einer Fallstudie erläutert.

Ergebnisse. Für einen effizienten und erfolgversprechenden Einsatz dieser Techno-

logie sind NLP-Aufgaben zur Interpretation von Text mittels RadLex-Konzepten, eine benutzerfreundliche Nutzungs- und Feedbackmöglichkeit sowie eine stets aktuelle Aussage zur Güte der NLP-Ergebnisse wichtig. **Diskussion.** Mit geeigneten NLP-Systemen können gezielte Informationen aus großen Mengen an Freitextsammlungen mit überschaubarem Aufwand in hoher Güte extrahiert werden.

Schlüsselwörter

Künstliche Intelligenz · Evaluation · RadLex · Entscheidungsunterstützung · Qualitätssicherung

Natural language processing in radiology. Neither trivial nor impossible

Abstract

Background. The need for application expertise in natural language processing (NLP) is increasing in radiology. This way, in a complementary fashion to structured reporting using templates, the necessary database for quality assurance and continuous process optimization can be generated.

Objective. Possibilities and challenges of the application of NLP from the radiology point of view are explained.

Materials and methods. The requirements and expectations for NLP systems are identified and demonstrated using a case study.

Results. For an effective use of this technology, NLP tasks for the interpretation of text using RadLex, an intuitive usage and feedback option as well as transparent quality of the NLP results are important.

Discussion. Using suitable NLP systems, targeted information can be extracted from large amounts of free text with manageable manual effort and high quality.

Keywords

Artificial intelligence · Evaluation · RadLex · Decision support · Quality assurance

niedrig war, wurde in einer weiteren Test-/Trainingsiteration speziell für diese Konzepte zusätzliches Feedback aus zufälligen 200 Befundberichten erstellt und daraufhin ca. 50 % des Gesamtfeedbacks ($n = 400$) zum Training genutzt. Teilweise wurden hierbei auch die Fundstellen erwähnt, z. B. für ein übersehenes Konzept „RID34394 obstructive uropathy, Befund, affirmed“ die Fundstelle „Konsekutiver Aufstau“.

Laut erneutem Test war die Güte anschließend ausreichend hoch für sämtliche relevante Konzepte (**Tab. 2**). So konnten die 1595 Befundberichte erneut

annotiert und die Forschungsfragen beantwortet werden:

1. Von 1595 Fällen konnte ein Steinleiden im Befund in 1092 (68 %) und in der Beurteilung in 970 Fällen (61 %) und in insgesamt in 1140 Fällen (72 %) in Befund und/oder Beurteilung diagnostiziert werden.
2. In den 1140 Fällen mit bestätigtem Steinleiden wurde in 744 Fällen (65 %) eine obstruktive Uropathie im Befund und/oder in der Beurteilung bestätigt.
3. In 539 Befunden (34 %) wurde in den klinischen Angaben eine Mikro-

Tab. 1 Beispiel für Ergebnistabelle oder Feedbacktabelle. Hier werden beispielweise im Fall H7GF1 ein Steinleiden in Befund und Beurteilung, keine Mikrohämaturie in den klinischen Angaben und keine obstruktive Uropathie bestätigt

| Fallnummer | RID4994 calculus, Befund, affirmed | RID4994 calculus, Beurteilung, affirmed | RID34774 hematuria, Klinische Angaben, affirmed | RID34394 obstructive uropathy, Befund affirmed | RID34394 obstructive uropathy, Beurteilung affirmed |
|------------|------------------------------------|---|---|--|---|
| H7GF1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| VM6KT | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |

Tab. 2 Gütetabelle zum Zeitpunkt 2019-04-30 für Radiologie Mainz, CT-Untersuchung des Retroperitoneums bei Verdacht auf Urolithiasis

| Konzept | F1-Score ± CI 95 % |
|---|--------------------|
| RID4994 calculus, Befund, affirmed | 0,95 ± 3 % |
| RID4994 calculus, Beurteilung, affirmed | 0,96 ± 3 % |
| RID34774 hematuria, Klinische Angaben, affirmed | 0,95 ± 4 % |
| RID34394 obstructive uropathy, Befund affirmed | 0,89 ± 5 % |
| RID34394 obstructive uropathy, Beurteilung affirmed | 0,94 ± 4 % |

hämaturie angegeben. In 386 (72 %) dieser Fälle wurde anschließend ein Steinleiden im Befund und/oder in der Beurteilung diagnostiziert.

In 72 % der Untersuchungsanforderungen zur Frage nach Konkrementen im harnableitenden System wurde ein Steinleiden diagnostiziert, sodass die positive Rate diesbezüglich sehr hoch war. Durch eine stetige Reevaluation dieser Kennzahl können Veränderungen im Anforderungsverhalten der klinischen Zuweiser schnell und unkompliziert visualisiert werden. Die in den klinischen Angaben enthaltene Information Mikrohämaturie, die Bestandteil sämtlicher prädiktiver Scores ist, bewirkte im Studienkollektiv keine Änderung der positiven Trefferrate.

Diskussion

Mittels entsprechender „out-of-the-box“ NLP-Lösungen können große Mengen an Befundberichten automatisch analysiert werden. Eine manuelle Annotation von Teilen der Datensätze ist zur Überprüfung der Güte und ggf. zum Training des NLP-Systems notwendig. Dies stellt einen überschaubaren, jedoch einzukalkulierenden Aufwand dar, der in Zukunft weiter optimiert werden kann, z. B. durch eine Darstellung der Annotationsergebnisse direkt in einer grafischen

Benutzeroberfläche sowie eine automatische Vorlage von schwierigen Befunden.

Einmal erarbeitet, kann ein auf die Daten der jeweiligen radiologischen Klinik maßgeschneidertes NLP-System dazu genutzt werden, eine regelmäßige Analyse der Befunde auszugeben, z. B. in Form eines Dashboards zur Qualitätssicherung [13]. Neben der Häufigkeit von bestimmten Pathologien kann insbesondere der quartalsweise Vergleich der positiven Trefferrate an der Gesamtzahl der Untersuchungen für eine Sicherung der Qualität sorgen. Bei Verschlechterung der Trefferraten können im Dialog mit den Zuweisern Gründe für die Änderungen eruiert werden und gleichzeitig Möglichkeiten der Optimierung besprochen werden.

Durch den Einbezug der klinischen Angaben zur Auftretenswahrscheinlichkeit einer gefragten Pathologie könnte hier eine individuelle Wahrscheinlichkeit live angegeben werden. Untersuchungen, die sich hierzu anbieten, wären in der jeweiligen Klinik hoch frequentierte Fragestellungen wie Lungenarterienembolie oder Urolithiasis in der Computertomographie. Insbesondere bei den beiden genannten Pathologien werden nicht selten junge Patienten untersucht mit konsekutiver Strahlenexposition. Kluge Entscheidungsunterstützungen haben das Potenzial, unnötige Untersuchungen zu vermeiden

und das Risiko für unvollständige Befunde zu reduzieren.

NLP-Anwendungen besitzen großes Potenzial in der Radiologie wie auch in anderen medizinischen Bereichen. Dabei ist Natural Language Processing weder trivial (z. B. wird weiterhin viel in diesem Bereich geforscht) noch unerreichbare Magie (z. B. sind Alexa, Siri etc. im Endkundenbereich mittlerweile verbreitet). NLP verdient ein besseres Erwartungsmanagement: Gezielte Informationen können mit überschaubarem Aufwand in hoher Güte aus großen Mengen an radiologischen Befundberichten extrahiert werden.

Fazit für die Praxis

- Der Bedarf an Anwendungsexpertise im Natural Language Processing sowie „out-of-the-box“ NLP-Lösungen für Qualitätssicherung und kontinuierliche Prozessoptimierung steigt in der Radiologie an.
- Von NLP-Systemen wird hierbei eine einfache Nutzungsmöglichkeit, stets aktuelle Aussagen zur Güte der Ergebnisse und eine einfache Feedbackmöglichkeit zur Verbesserung erwartet.
- Befundberichte werden als Excel-/CSV-Tabellen übergeben, die Resultate können direkt in Excel mit Pivot-Tabellen analysiert werden.
- Werden Ergebnisse überprüft und als Feedback an das System zurückgeschickt, kann automatisch für jedes Konzept die „Güte“ der NLP-Ergebnisse angezeigt oder verbessert werden.
- In einer Fallstudie mit 1595 CT-Untersuchungen des Retroperitoneums wurden auf diese Weise beispielhaft Forschungsfragen beantwortet.
- Gezielte Informationen können mit überschaubarem Aufwand in hoher Güte aus großen Mengen an Freitextsammlungen extrahiert werden.

Korrespondenzadresse

Dr. F. Jungmann

Klinik und Poliklinik für Diagnostische und Interventionelle Radiologie, Universitätsmedizin der Johannes Gutenberg-Universität Mainz
Langenbeckstr. 1, 55131 Mainz, Deutschland
florian.jungmann@unimedizin-mainz.de

Danksagung. Wir danken Daniel Labedzki, Tobias Stening, Philipp Sodmann für die Unterstützung beim Nutzen und Training der Services.

Förderung. Teile dieser Arbeit wurden durch das BMWi im ZIM-Projekt „MyReportCheck“ (FKZ: ZF4513702TS8) gefördert.

Einhaltung ethischer Richtlinien

Interessenkonflikt. F. Jungmann, S. Kuhn und I. Tsaur geben an, dass kein Interessenkonflikt besteht. B. Kämpgen ist Angestellter der Empolis Information Management GmbH.

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. Annarumma M, Withey SJ, Bakewell RJ et al (2019) Automated triaging of adult chest radiographs with deep artificial neural networks. *Radiology* 291(1):196–202
2. Arbabshirani MR, Fornwalt BK, Mongelluzzo GJ et al (2018) Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration. *Npj Digit Med* 1(9). <https://doi.org/10.1038/s41746-017-0015-z>
3. Fukuhara H, Ichihyanagi O, Midorikawa S et al (2017) Internal validation of a scoring system to evaluate the probability of ureteral stones: The CHOKAI score. *Am J Emerg Med* 35(12):1859–1866
4. Huesch MD, Cherian R, Labib S et al (2018) Evaluating report text variation and informativeness: natural language processing of CT chest imaging for pulmonary embolism. *J Am Coll Radiol* 15(3 Pt B):554–562
5. Jung K, LePendu P, Iyer S et al (2015) Functional evaluation of out-of-the-box text-mining tools for data-mining tasks. *J Am Med Inform Assoc* 22(1):121–131
6. Jungmann F, Kuhn S, Kämpgen B (2018) Basics and applications of Natural Language Processing (NLP) in radiology. *Radiologe* 58(8):764–768
7. Kim DC, Herskovits EH, Johnson PT (2018) Science to practice: IT solutions to drive standardized report recommendations for abdominal aortic aneurysm surveillance. *J Am Coll Radiol* 15(6):865–869
8. Kim DH, MacKinnon T (2018) Artificial intelligence in fracture detection: transfer learning from deep convolutional neural networks. *Clin Radiol* 73(5):439–445
9. Kreimeyer K, Foster M, Pandey A et al (2017) Natural language processing systems for capturing and

standardizing unstructured clinical information: A systematic review. *J Biomed Inform* 73:14–29

10. Langlotz CP (2006) RadLex: a new method for indexing online educational materials. *Radiographics* 26(6):1595–1597
11. Pons E, Braun LM, Hunink MG et al (2016) Natural language processing in radiology: a systematic review. *Radiology* 279(2):329–343
12. Sippo DA, Warden GI, Andriole KP et al (2013) Automated extraction of BI-RADS final assessment categories from radiology reports with natural language processing. *J Digit Imaging* 26(5):989–994
13. Swartz J, Koziatek C, Theobald J et al (2017) Creation of a simple natural language processing tool to support an imaging utilization quality dashboard. *Int J Med Inform* 101:93–99
14. Wang RC, Rodriguez RM, Moghadassi M (2016) External validation of the STONE score, a clinical prediction rule for ureteral stone: an observational multi-institutional study. *Ann Emerg Med* 67(4):423–432e2

Für Autoren

Möchten Sie einen Beitrag für *Der Radiologe* einreichen?

Wir freuen uns, dass Sie unsere Zeitschrift *Der Radiologe* mitgestalten möchten.



Für folgende Rubriken können Manuskripte eingereicht werden:

- Übersichten
- Originalien
- Quiz/Wie lautet Ihre Diagnose?

Um Ihnen bei der Manuskripterstellung behilflich zu sein, haben wir für unsere Autoren ausführliche Autorenleitfäden und Musterbeiträge für die verschiedenen Rubriken zusammengestellt.

Diese und weitere Hinweise zur Manuskripterstellung finden Sie online unter dem Menüpunkt „Hinweise für Autoren“ unter www.DerRadiologe.de.

Bitte reichen Sie Ihren fertigen Beitrag in elektronischer Form bei den zuständigen Schriftleitern ein:

Übersichten/Originalien:

Prof. Dr. Christian Herold, Wien
ute.woisetschlaeger@meduniwien.ac.at

Quiz/Wie lautet Ihre Diagnose?

Prof. Dr. Thomas Helmberger, München
thomas.helmberger@klinikum-muenchen.de

Sollten Sie noch Fragen zur Manuskriptgestaltung und zur Verwendung von DICOM-Material haben, wenden Sie sich bitte an die Redaktion:

Claudia Zappe
claudia.zappe@springernature.com

Wir freuen uns auf Ihre Beiträge!
Ihre Redaktion von *Der Radiologe*

Der Radiologe is a copyright of Springer, 2019. All Rights Reserved.