



BRAIN
SCAN

BrainScan – System wspomagający analizę badań
obrazowych TK głowy

www.brainscan.ai

GastroView
endoskopia kapsułkowa



www.cta.ai/pl/publikacje/04



współpraca z światowym
koncernem medycznym
Medtronic

BrainScan
analiza badań obrazowych
TK mózgu



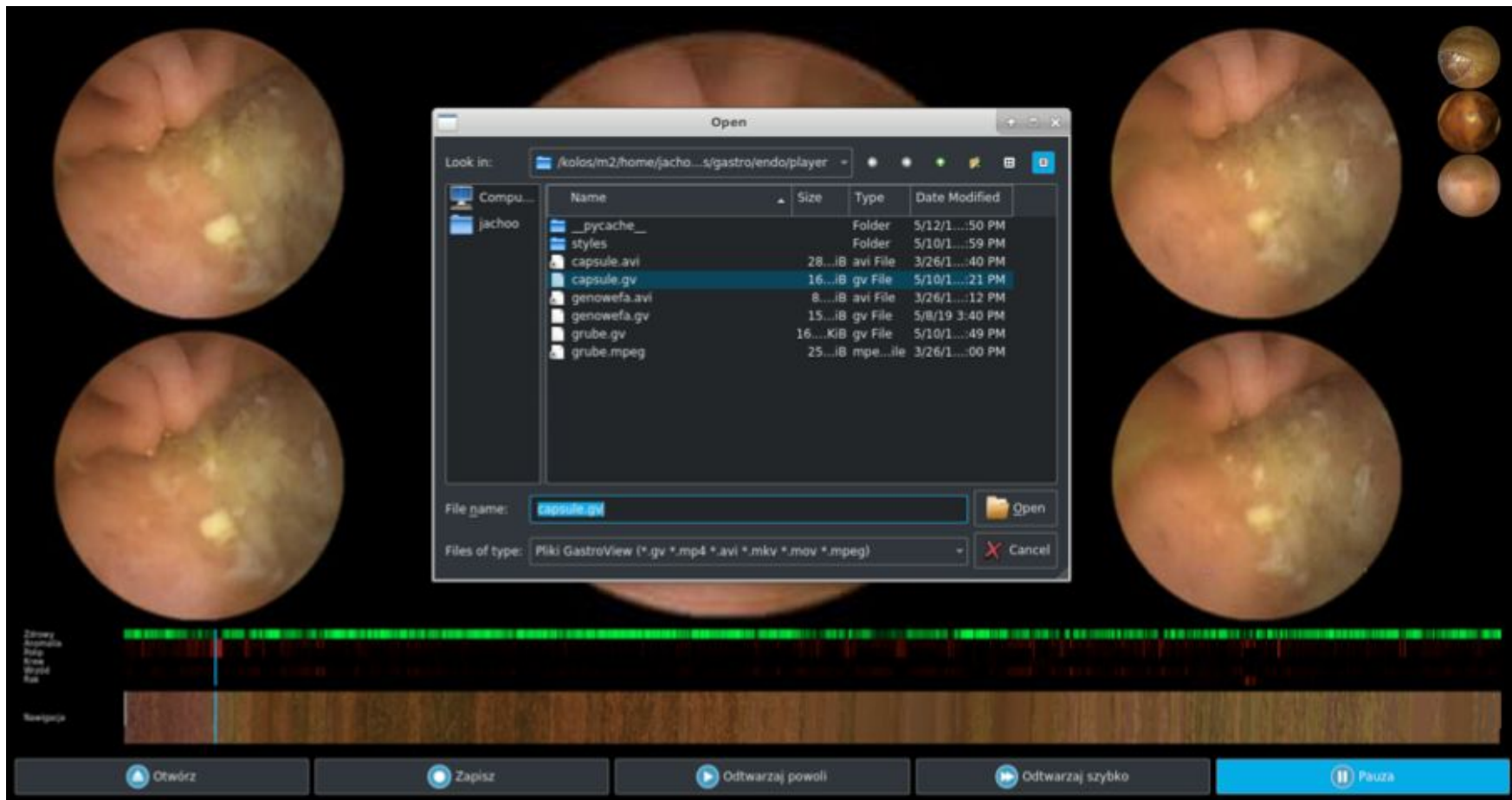
www.brainscan.ai



AIFactory
analiza obrazów w
przemysle



www.ai-factory.pl



www.cta.ai/pl/publikacje/04



www.ai-factory.pl

GastroView
endoskopia kapsułkowa



www.cta.ai/pl/publikacje/04



Obecnie: około 1000 badań
obrazowych łącznie

Do dzisiaj projekt jest zawieszony,
między innymi ze względu na za
mały zbiór danych.

BrainScan
analiza badań obrazowych TK
mózgu



www.brainscan.ai



Obecnie: około 10K badań
obrazowych łącznie

Do końca 2019: około 40K badań
obrazowych łącznie

Do końca 2020: około 100K badań
obrazowych łącznie

AIFactory
analiza obrazów w
przemysle



www.ai-factory.pl

Obecnie: około 1000 zdjęć pudełek
leków na półkach

Krwawienie wewnątrzczaszkowe



Ogniska udarowe i poudarowe

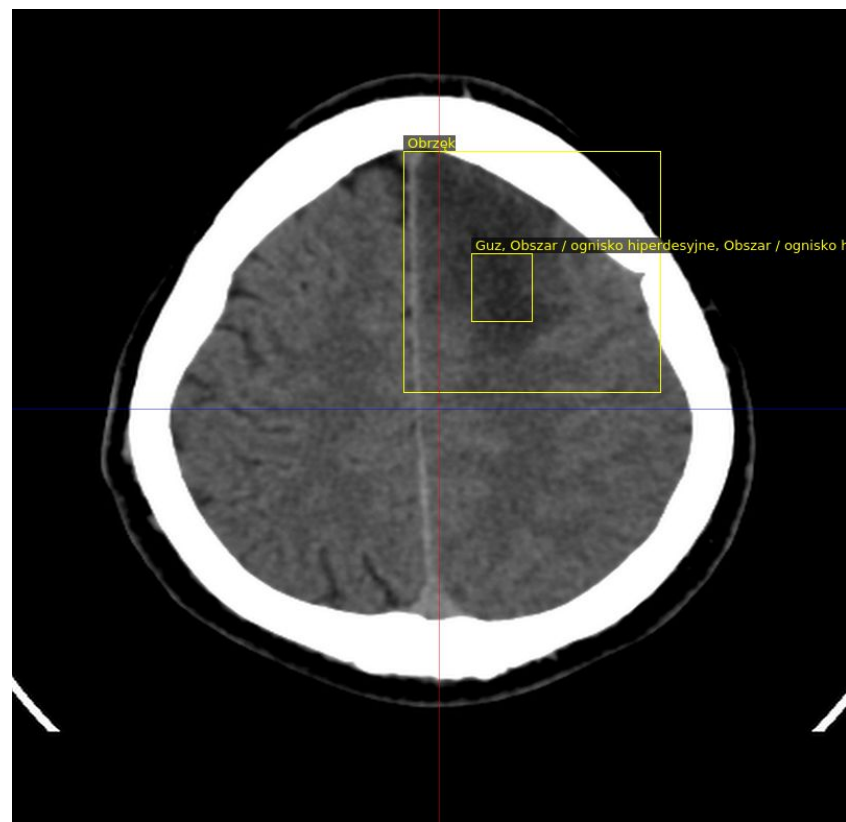
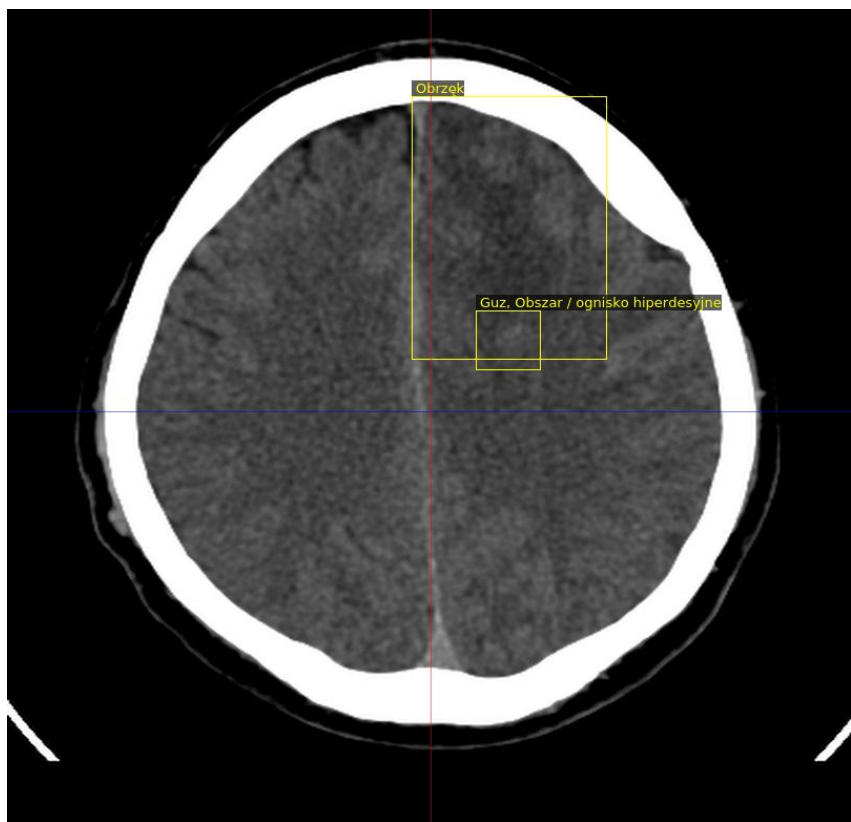


Przykład przedstawia przypadek pacjenta, u którego wystąpił ostry udar niedokrwienny. Zmiana udarowa w pierwszym dniu hospitalizacji, przedstawiona po lewej stronie, jest niezwykle subtelna, przez co z dużym prawdopodobieństwem może zostać przeoczona przez radiologa, co z kolei skutkuje brakiem wdrożenia odpowiedniego leczenia. Po prawej stronie przedstawiono natomiast obraz uzyskany w drugim dniu hospitalizacji, gdzie uszkodzenie tkanki mózgowej uległo znacznemu powiększeniu i stało się wyraźnie widoczne, jednak wdrożenie skutecznego leczenia na tym etapie nie jest już niestety możliwe.

Guzy



Guzy



Mohammad R. Arbabshirani, Brandon K. Fornwalt, Gino J. Mongelluzzo, Jonathan D. Suever, Brandon D. Geise, Aalpen A. Patel & Gregory J. Moore

Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration

ICH detection ROC AUC = 0.846

“During implementation, 94 of 347 routine studies were re-prioritized to *stat*, and 60/94 had ICH identified by the radiologist. Five new cases of ICH were identified, and median time to diagnosis was significantly reduced ($p < 0.0001$) from 512 to 19 min.”

ARTICLE OPEN

Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration

Mohammad R. Arbabshirani¹, Brandon K. Fornwalt^{1,2}, Gino J. Mongelluzzo¹, Jonathan D. Suever^{1,2}, Brandon D. Geise¹, Aalpen A. Patel^{1,2} and Gregory J. Moore¹

Intracranial hemorrhage (ICH) requires prompt diagnosis to optimize patient outcomes. We hypothesized that machine learning algorithms could automatically analyze computed tomography (CT) of the head, prioritize radiology worklists and reduce time to diagnosis of ICH. 46,583 head CTs (~2 million images) acquired from 2007–2017 were collected from several facilities across Geisinger. A deep convolutional neural network was trained on 37,074 studies and subsequently evaluated on 9499 unseen studies. The predictive model was implemented prospectively for 3 months to re-prioritize “routine” head CT studies as “stat” on real-time radiology worklists if an ICH was detected. Time to diagnosis was compared between the re-prioritized “stat” and “routine” studies. A neurologist blinded to the study reviewed false positive studies to determine whether the dictating radiologist overlooked ICH. The model achieved an area under the ROC curve of 0.846 (0.837–0.856). During implementation, 94 of 347 “routine” studies were re-prioritized to “stat”, and 60/94 had ICH identified by the radiologist. Five new cases of ICH were identified, and median time to diagnosis was significantly reduced ($p < 0.0001$) from 512 to 19 min. In particular, one outpatient with vague symptoms on anticoagulation was found to have an ICH which was treated promptly with reversal of anticoagulation, resulting in a good clinical outcome. Of the 34 false positives, the blinded over-reader identified four probable ICH cases overlooked in original interpretation. In conclusion, an artificial intelligence algorithm can prioritize radiology worklists to reduce time to diagnosis of new outpatient ICH by 96% and may also identify subtle ICH overlooked by radiologists. This demonstrates the positive impact of advanced machine learning in radiology workflow optimization.

npj Digital Medicine (2018) 1:9 | doi:10.1038/s41746-017-0015-z

INTRODUCTION

Intracranial hemorrhage (ICH) is a critical condition accounting for about 2 million strokes worldwide.¹ Hemorrhages can occur both within the brain parenchyma (intra-axial) or within the cranial vault but external to the brain parenchyma (extra-axial). Both intra-axial and extra-axial hemorrhage have significant clinical burden. For example, intra-axial hemorrhage affects approximately 40,000 to 67,000 patients per year in the United States^{2,3} with a 30-day mortality rate of 47 percent.⁴ Moreover, 46% of survivors of subarachnoid hemorrhage (a type of extra-axial hemorrhage) endure permanent cognitive impairment.^{5,6} Hospital admissions of ICH have dramatically increased in the past decade probably due to increased life expectancy and poor blood pressure control.^{7,8} Importantly, early diagnosis of ICH is of critical clinical importance since nearly half of the resulting mortality occurs in the first 24 h,⁹ and earlier treatment likely improves outcomes.¹⁰ Computed tomography (CT) of the head is the most widely used tool for diagnosing acute ICH, and the timing of diagnosis, therefore, depends on how quickly a head CT is both completed and subsequently interpreted by a clinician.

The interpretation time of radiological studies is highly dependent on the priority assigned to the exam by the ordering

physician (for example “stat” vs “routine”) and by patient status (inpatient vs. outpatient). Stat studies are typically interpreted within an hour (at our institution) while routine outpatient studies can take much longer based on the available radiology workforce. Therefore, detection of ICH in routine studies (especially those imaged in an outpatient setting) may be significantly delayed. ICH does occur in the outpatient setting, albeit with a lesser frequency than the inpatient or emergency department setting. For example, elderly outpatients on anticoagulation therapy experience higher risk of ICH.¹¹ Importantly, initial symptoms may be vague, prompting a non-emergent, routine head CT.

Automatic triage of imaging studies using computer algorithms has the potential to detect ICH earlier, ultimately leading to improved clinical outcomes. Such a quality improvement tool could be used to automatically manage the priority for interpretation of imaging studies with presumed ICH and help optimize radiology workflow. Machine learning and computer vision are among a suite of techniques for teaching computers to learn and detect patterns.

In particular, deep learning (a class of machine learning algorithms suitable for training large multi-layer neural networks) has been leveraged for a variety of automated classification tasks

¹Geisinger, Department of Radiology, 100 N. Academy Avenue, Danville, PA 17822-2007, USA and ²Geisinger, Department of Imaging Science and Innovation, 100 N. Academy Avenue, Danville, PA 17822-4400, USA

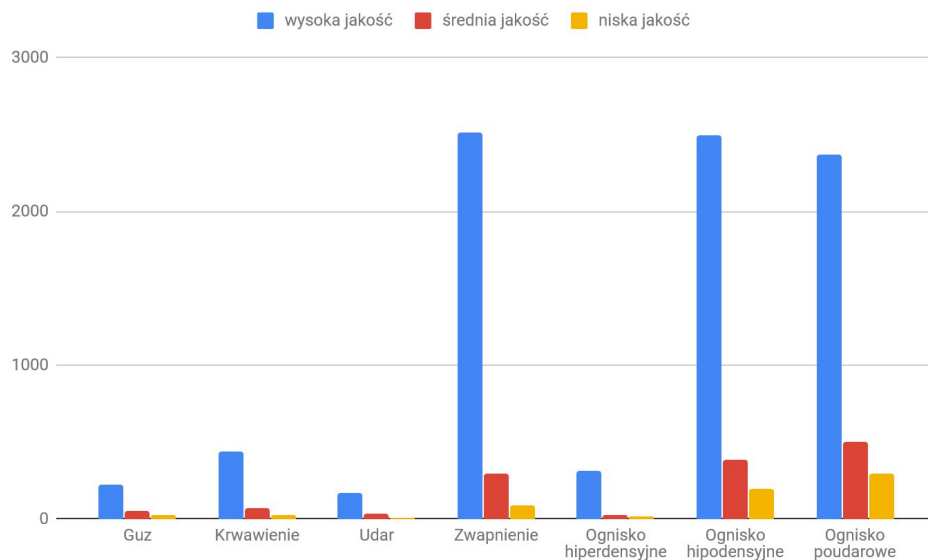
Correspondence: Aalpen A. Patel (aapatel@geisinger.edu)

Mohammad R. Arbabshirani and Brandon K. Fornwalt contributed equally to this work.

Received: 18 September 2017 Revised: 7 December 2017 Accepted: 12 December 2017

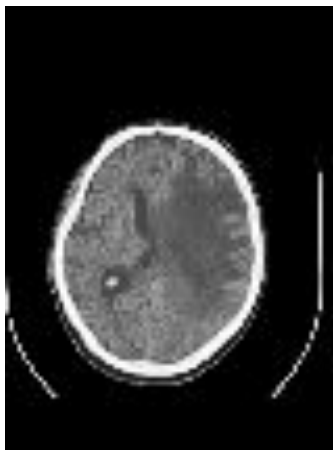
Published online: 04 April 2018

Statystyki zebranych danych



ilość badań przypadających na detektowaną zmianę patologiczną				
	wysoka jakość	średnia jakość	niska jakość	wszystkie
Guz	221	56	30	307
Krwawienie	439	74	30	543
Udar	168	36	11	215
Zwapnienie	2511	300	93	2904
Ognisko hiperdensyjne	314	30	14	358
Ognisko hipodensyjne	2491	382	193	3066
Ognisko poudarowe	2366	505	300	3171
Razem	8510	1383	671	10564

Przykładowe opisy badań




Stan po przebytym ukrwotoczeniu rozległego ogniska udarowego lewej półkuli mózgu z efektem masy i wgłobieniem pod sierp. W badaniu obecnym utrzymuje się obrzęk lewej półkuli mózgu, z efektem masy i wgłobieniem pod sierp mózgu na ok 10 mm. Częściowa hemoliza ukrwotoczonego ogniska w płacie czołowym i ciemieniowym, z widoczną ścianą. og. włk ok 82x36mm- wokół hypodensyjny obrzęk istoty białej. W prawej półkuli mózgu ogniska malacji w strukturach głębokich oraz kilka (około 3) w płacie czołowym - przebyte. Podejrzenie świeżego ogniska niedokrwiennego (?) na sklepiści -zakręt czołowy przedni-górny. Układ komorowy przemieszczony w prawo, uciśnięty i modelowany. Podnamiotowo bez wyraźnej patologii. W tętnicach podstawy mózgu drobne zwapnienia. Pneumatyzacja zatok i kości skroniowych obustronnie w normie.



WYNIK:

Porównano z badaniem z 06/07/2015r. Nieco szersza przestrzeń przymózgowa wokół LPM do 7mm. Obraz krwiaka przymózgowego wokół PPM i ognisk stłuczenia z elementami ukrwotoczenia obu płatów skroniowych przedstawia się podobnie jak w badaniu poprzednim. Grubość krwiaka przymózgowego do ok. 8 mm. Cechy niewielkiego obrzęku w PPM- jak poprzednio. Mniejsza ilość powietrza w jamie czaszki- obecnie widoczny pojedynczy pęcherzyk gazu na sklepiści. Obraz zatok jak poprzednio. Szczelina złamania w k skroniowej, klinowej, jarzmowej prawej oraz obraz kości pokrywy czaszki - jak w bad. Poprzednim. Wn: nieco szersza do 7 mm przestrzeń płynowa wokół LPM, poza tym obraz mózgowia przedstawia się podobnie jak w badaniu z 6.07.2015r.



Opis

U podstawy czaszki po stronie lewej zewnątrzmożgowo między skrzydłem większym kości

klinowej a szczytem piramidy widoczna słabo hiperdensyjna okrągła zmiana śr ok 16mm - może

odpowiadać dużemu tętniakowi lub oponiakowi - wskazany MR z kontrastem i programem naczyniowym

Poza tym mózgowie bez zmian ogniskowych

Cech świeżego niedokrwienia nie stwierdza się

Nie stwierdza się obecności krwawienia śród, ani namózgowego

Układ komorowy symetryczny, nieposzerzony

Torbiel przegrody przeszczołowej szer do 5mm

Przestrzenie podpajęczynówkowe prawidłowe

Serie

Obrazów: 124

Obrazów: 124

Obrazów: 31

MPR

C: 50
W: 75

Nieprawidłowe badanie

Brak rozpatrywanych zmian

Niepoprawny opis

→ Następny

Resetuj okno Ukryj oznaczenia Usuń oznaczenia

data\tau_02042_082146\head_579_4, Badanie: 18/100 Adam Brzeski

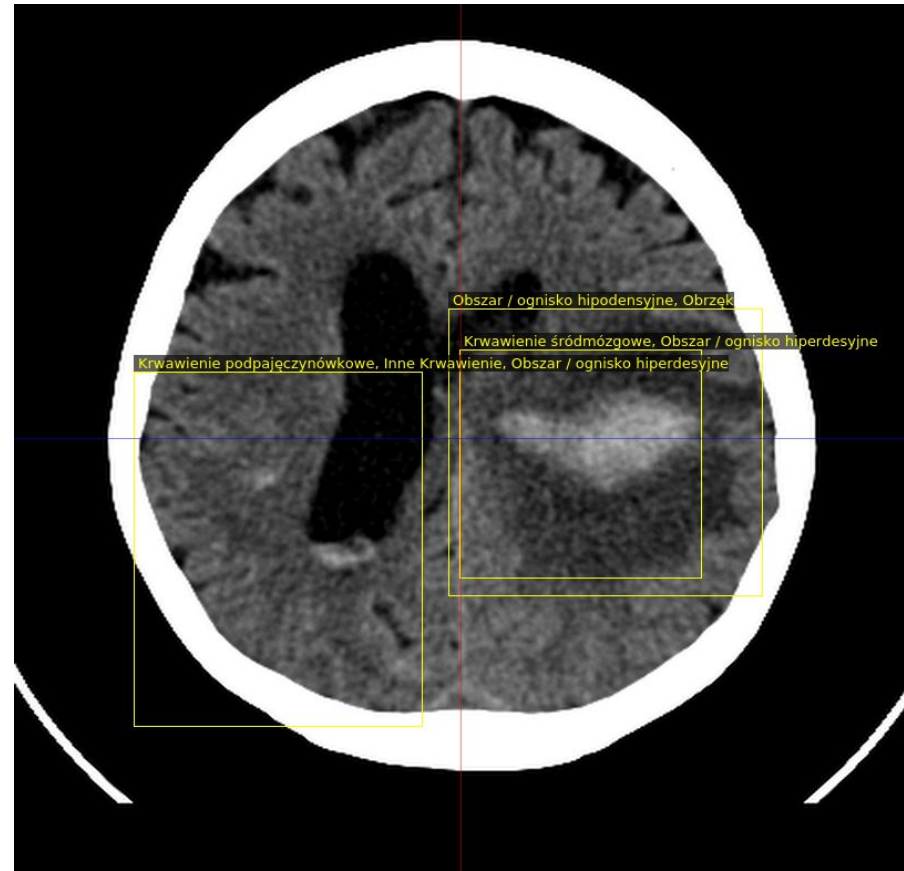
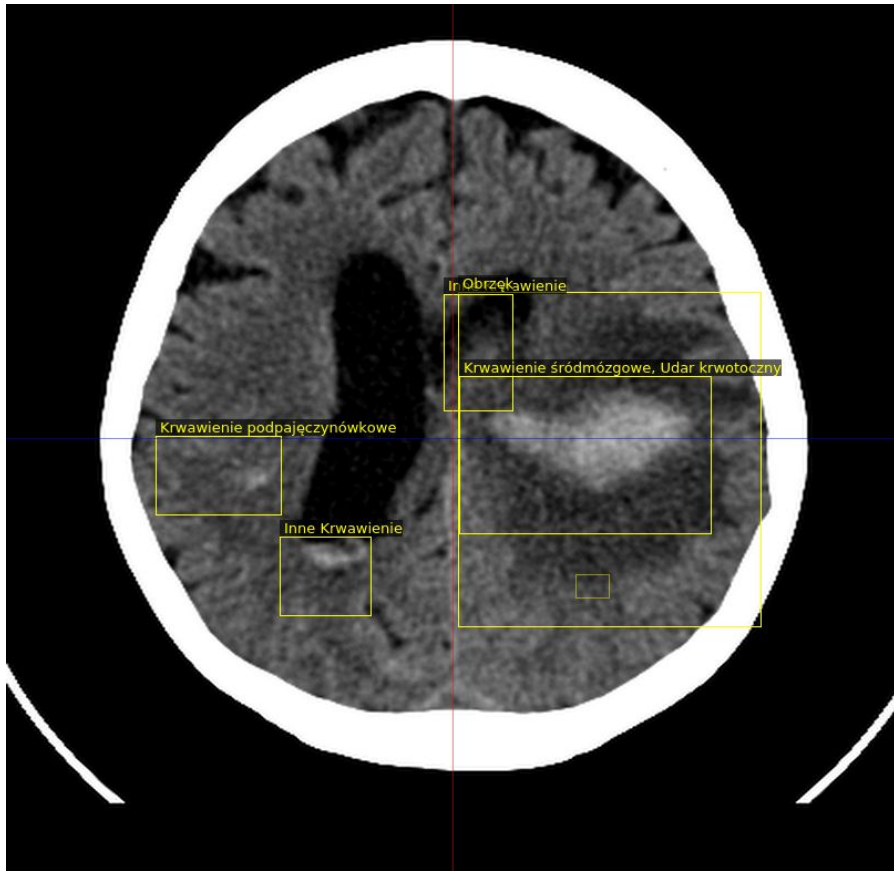
Guz, Ognisko hiperdensyjne

Usuń

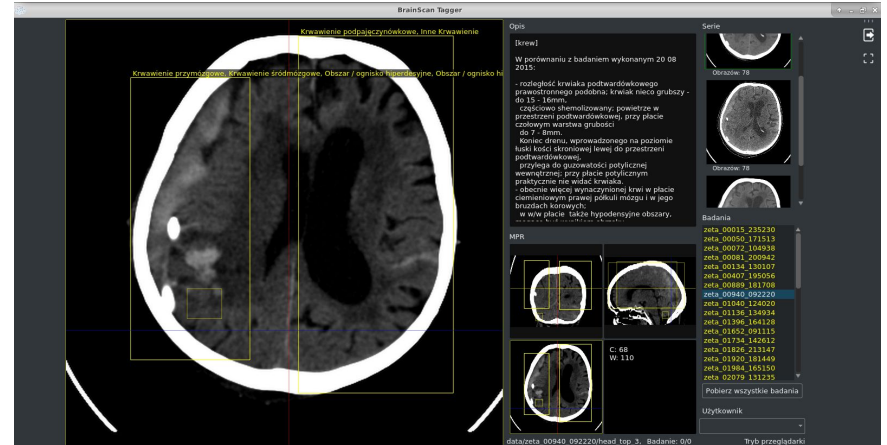
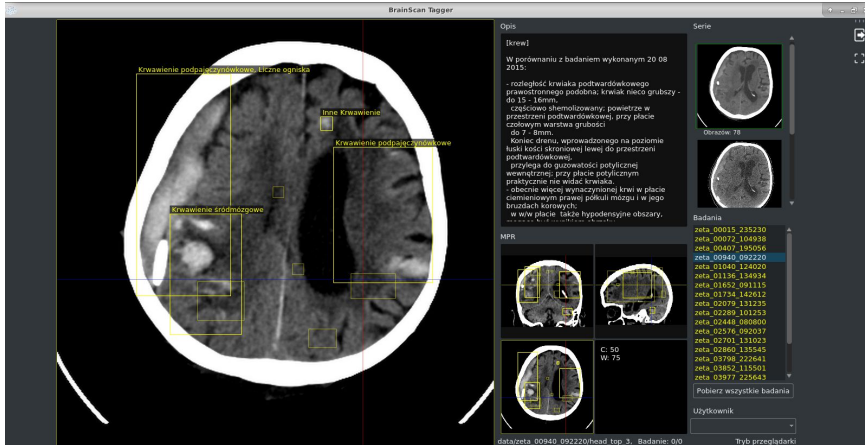
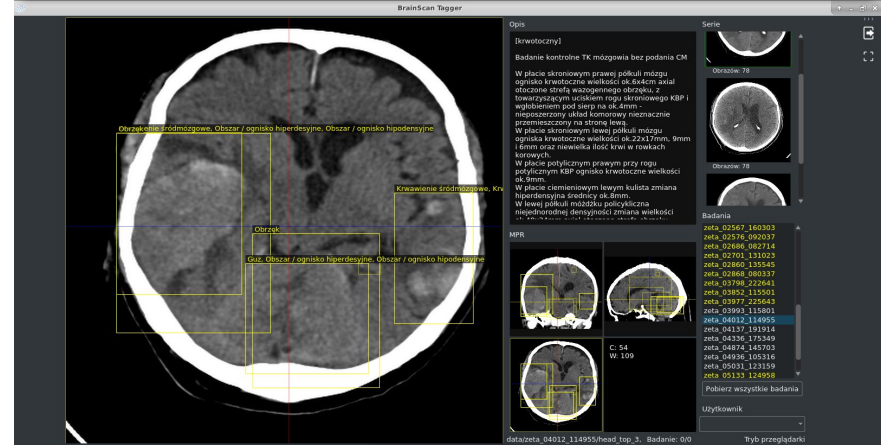
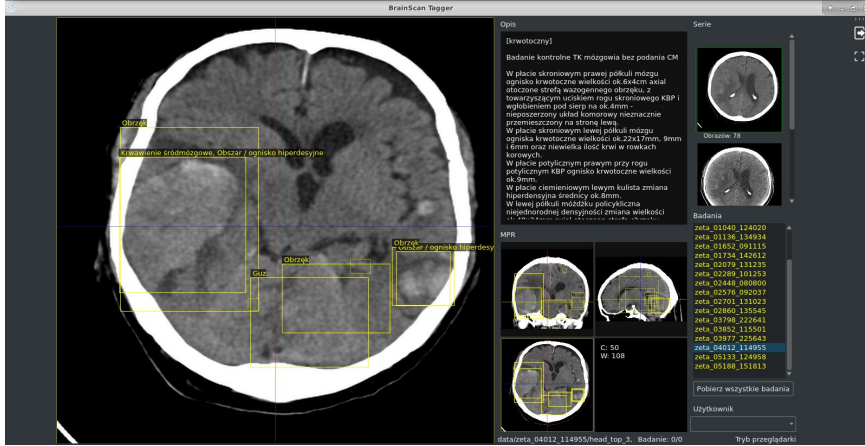
Edytuj pozycję

Edytuj nazwę

Przykładowe oznaczenia lekarzy



Przykładowe oznaczenia lekarzy



Porównanie oznaczeń lekarzy - "Inter-observer agreement in brain anomalies delineation and labeling on computed tomography scans", BrainScan.ai

Inter-observer agreement in brain anomalies delineation and labeling on computed tomography scans

Abstract

Background

Methods

Results

Conclusions

3. Inter-observer agreement

3.1. Inter-observer agreement

3.2. Inter-observer agreement

3.3. Inter-observer agreement

3.4. Inter-observer agreement

3.5. Inter-observer agreement

3.6. Inter-observer agreement

3.7. Inter-observer agreement

3.8. Inter-observer agreement

3.9. Inter-observer agreement

3.10. Inter-observer agreement

3.11. Inter-observer agreement

3.12. Inter-observer agreement

3.13. Inter-observer agreement

3.14. Inter-observer agreement

3.15. Inter-observer agreement

3.16. Inter-observer agreement

3.17. Inter-observer agreement

3.18. Inter-observer agreement

3.19. Inter-observer agreement

3.20. Inter-observer agreement

3.21. Inter-observer agreement

3.22. Inter-observer agreement

3.23. Inter-observer agreement

3.24. Inter-observer agreement

3.25. Inter-observer agreement

3.26. Inter-observer agreement

3.27. Inter-observer agreement

3.28. Inter-observer agreement

3.29. Inter-observer agreement

3.30. Inter-observer agreement

3.31. Inter-observer agreement

3.32. Inter-observer agreement

3.33. Inter-observer agreement

3.34. Inter-observer agreement

3.35. Inter-observer agreement

Table 3. Label assignment agreement (ignoring box localization)
 Green = highest value in column, red = lowest, N = count of positive labels

Pathology	5 observers			4 observers			2 observers		
	N	ICC	Kappa	N	ICC	Kappa	N	ICC	Kappa
Tumor	197	0.46	0.41	166	0.43	0.38	101	0.54	0.52
Meninges	173	0.54	0.44	171	0.70	0.70	91	0.61	0.59
Calcification	161	0.36	0.28	160	0.47	0.44	83	0.53	0.53
Cyst	22	0.08	0.05	22	0.11	0.09	19	0.18	0.18
Vascular	52	0.25	0.22	48	0.34	0.36	15	0.52	0.52
Hemorrhage	345	0.80	0.79	292	0.86	0.86	144	0.87	0.87
EDH/SDH	124	0.72	0.72	101	0.73	0.73	55	0.69	0.69
SAH	68	0.56	0.53	63	0.64	0.63	39	0.75	0.74
ICH	174	0.66	0.65	152	0.70	0.69	74	0.63	0.61
IVH	55	0.75	0.71	50	0.86	0.86	26	0.92	0.92
Bleeding	42	0.16	0.17	37	0.16	0.18	20	0.17	0.17
Edema	192	0.43	0.38	188	0.54	0.54	106	0.45	0.44
Shift	112	0.58	0.49	110	0.75	0.75	57	0.74	0.74
Contusion	52	0.25	0.21	51	0.32	0.31	29	0.52	0.52
Ischemic	590	0.45	0.39	535	0.52	0.48	312	0.63	0.62
Acute stroke	299	0.66	0.65	256	0.70	0.70	135	0.77	0.77
Chronic stroke	162	0.20	0.15	162	0.26	0.25	102	0.53	0.53
Leukoaraiosis	203	0.34	0.25	203	0.46	0.42	145	0.53	0.50
Malacia	329	0.40	0.35	312	0.45	0.44	146	0.42	0.39

Pathology	PW vs JK	PW vs MP	JK vs MP
Charakter zmiany niemożliwy do określenia / obraz niejasny, wymaga weryfikacji	0.81	0.74	0.79
Guz	0.82	0.92	0.82
Inne krwawienie	0.92	0.96	0.92
Jama	0.84	0.94	0.82
Krwawienie	0.94	0.97	0.93
Krwiak nadtwardówkowy	1.0	1.0	1.0
Krwiak podtwardówkowy	0.89	0.89	0.97
Krwiak przymózgowy	0.92	0.93	0.94
Krwotok podpajęczynówkowy	0.95	0.94	0.94
Krwotok w układzie komorowym	0.99	0.99	0.99
Krwotok śródmózgowy	0.88	0.93	0.91
Krwotok śródmózgowy (bez przebicia do komór)	0.99	1.0	0.99
Krwotok śródmózgowy z przebicciem do komór	1.0	1.0	1.0
Leukoarajoza	0.76	0.84	0.66
Małacja	0.65	0.83	0.74
Obrzęk	0.79	0.92	0.8
Obszar / ognisko hiperdensyjne	0.84	0.42	0.41
Obszar / ognisko hipodensyjne	0.92	0.57	0.53
Obszar / ognisko izodensyjne	0.87	0.93	0.86
Obszar stłuczenia	0.93	0.93	0.95
Obszar zawiera artefakty	0.9	0.86	0.88
Obszar zawiera liczne ogniska	0.7	0.66	0.71
Przemieszczenie struktur śródmózgowych	0.93	0.97	0.93
Torbiel	0.93	0.94	0.97
Udar niedokrwienny dokonany	0.83	0.76	0.72
Udar niedokrwienny świeży	0.9	0.89	0.87
Zmiana naczyniopochodna	0.89	0.8	0.79
Zmiana naczyniowa	0.96	0.97	0.95
Zmiana oponowa	0.85	0.93	0.87
Zmiana wymaga różnicowania	0.68	0.67	0.68
Zmiana związana z wiekiem	0.66	0.97	0.68
Zwapnienie	0.85	0.86	0.83

Konkurencja - firma Qure AI

	AUC (95% CI)	High sensitivity operating point		High specificity operating point	
		Sensitivity (95% CI)	Specificity (95% CI)	Sensitivity (95% CI)	Specificity (95% CI)
Qure25k dataset					
Intracranial haemorrhage	0.9194 (0.9119-0.9269)	0.9006 (0.8882-0.9121)	0.7295 (0.7230-0.7358)	0.8349 (0.8197-0.8492)	0.9004 (0.8960-0.9047)
Intra-parenchymal	0.8977 (0.8884-0.9069)	0.9031 (0.8894-0.9157)	0.6046 (0.5976-0.6115)	0.7670 (0.7479-0.7853)	0.9046 (0.9003-0.9087)
Intraventricular	0.9559 (0.9424-0.9694)	0.9358 (0.9085-0.9569)	0.8343 (0.8291-0.8393)	0.9220 (0.8927-0.9454)	0.9267 (0.9231-0.9302)
Subdural	0.9161 (0.9001-0.9321)	0.9152 (0.8888-0.9370)	0.6542 (0.6476-0.6607)	0.7960 (0.7600-0.8288)	0.9041 (0.9000-0.9081)
Extradural	0.9288 (0.9083-0.9494)	0.9034 (0.8635-0.9349)	0.7936 (0.7880-0.7991)	0.8207 (0.7716-0.8631)	0.9068 (0.9027-0.9107)
Subarachnoid	0.9044 (0.8882-0.9205)	0.9100 (0.8844-0.9315)	0.6678 (0.6613-0.6742)	0.7758 (0.7406-0.8083)	0.9012 (0.8971-0.9053)
Calvarial fracture	0.9244 (0.9130-0.9359)	0.9002 (0.8798-0.9181)	0.7749 (0.7691-0.7807)	0.8115 (0.7857-0.8354)	0.9020 (0.8978-0.9061)
Midline shift	0.9276 (0.9139-0.9413)	0.9114 (0.8872-0.9319)	0.8373 (0.8322-0.8424)	0.8754 (0.8479-0.8995)	0.9006 (0.8964-0.9047)
Mass effect	0.8583 (0.8462-0.8703)	0.8622 (0.8439-0.8792)	0.6157 (0.6089-0.6226)	0.7086 (0.6851-0.7314)	0.9068 (0.9026-0.9108)
CQ500 dataset					
Intracranial haemorrhage	0.9419 (0.9187-0.9651)	0.9463 (0.9060-0.9729)	0.7098 (0.6535-0.7617)	0.8195 (0.7599-0.8696)	0.9021 (0.8616-0.9340)
Intra-parenchymal	0.9544 (0.9293-0.9795)	0.9478 (0.8953-0.9787)	0.8123 (0.7679-0.8515)	0.8433 (0.7705-0.9003)	0.9076 (0.8726-0.9355)
Intraventricular	0.9310 (0.8654-0.9965)	0.9286 (0.7650-0.9912)	0.6652 (0.6202-0.7081)	0.8929 (0.7177-0.9773)	0.9028 (0.8721-0.9282)
Subdural	0.9521 (0.9117-0.9925)	0.9434 (0.8434-0.9882)	0.7215 (0.6769-0.7630)	0.8868 (0.7697-0.9573)	0.9041 (0.8726-0.9300)
Extradural	0.9731 (0.9113-1.0000)	0.9231 (0.6397-0.9981)	0.8828 (0.8506-0.9103)	0.8462 (0.5455-0.9808)	0.9477 (0.9238-0.9659)
Subarachnoid	0.9574 (0.9214-0.9934)	0.9167 (0.8161-0.9724)	0.8654 (0.8295-0.8962)	0.8667 (0.7541-0.9406)	0.9049 (0.8732-0.9309)
Calvarial fracture	0.9624 (0.9204-1.0000)	0.9487 (0.8268-0.9937)	0.8606 (0.8252-0.8912)	0.8718 (0.7257-0.9570)	0.9027 (0.8715-0.9284)
Midline shift	0.9697 (0.9403-0.9991)	0.9385 (0.8499-0.9830)	0.8944 (0.8612-0.9219)	0.9077 (0.8098-0.9654)	0.9108 (0.8796-0.9361)
Mass effect	0.9216 (0.8883-0.9548)	0.9055 (0.8408-0.9502)	0.7335 (0.6849-0.7782)	0.8189 (0.7408-0.8816)	0.9038 (0.8688-0.9321)

Neither of the datasets was used during the training process. AUCs are shown for nine critical CT findings in both these datasets. Two operating points were chosen on the ROC curve for high sensitivity and high specificity, respectively. Absolute number used for calculation of sensitivity and specificity are in the appendix (p 7). AUC=area under the receiver operating characteristic curve. ROC=receiver operating characteristic.

Table 4: Performance of the algorithms on the Qure25k and CQ500 datasets

ICH trained on 4304 manually segmented scans.

Mass effect trained on 320 scans with binary per-slice annotations.

Wyniki modeli klasyfikacji uzyskane w BrainScanie na własnym zbiorze testowym

Metric	Hemorrhage	Stroke
t_{val}	0.50	0.55
accuracy	0.88	0.85
sensitivity	0.60	0.69
specificity	0.90	0.74
precision	0.35	0.73
F1-score	0.44	0.70
F1-score-spec	0.72	0.64
AUC	0.83	0.81

Wyniki uzyskane zbiorze QC500 (opublikowanym przez Qure.AI) oraz na wydzielonej połowie tego zbioru (test subset)


















Metric	Hemorrhage (CQ500)	CQ500 test subset
t_{val}	0.50	0.50
accuracy	0.71	0.64
sensitivity	0.45	0.68
specificity	0.90	0.71
F1-score	0.56	0.67
F1-score-spec	0.60	0.69
AUC	0.76	0.73

Wyniki uzyskane po dotrenowaniu modelu częścią danych ze zbioru QC500 (rozłączną z podzbiorem testowym) na własnym zbiorze testowym oraz na testowej połowie zbioru (test subset)

Metric	BrainScan test set	CQ500 test subset
t_{val}	0.02	0.02
accuracy	0.88	0.74
sensitivity	0.74	0.71
specificity	0.89	0.81
precision	0.33	0.75
F1-score	0.46	0.73
F1-score-spec	0.81	0.76
AUC	0.81	0.77

Klasyfikacja badań obrazowych z TK głowy

Wyniki testów systemu QureAI na 16 badaniach ze zbioru testowego BrainScana. Kolumny po lewej - QureAI, kolumny po prawej - BrainScan. Kolor zielony oznacza prawidłową odpowiedź, czerwony błędną. Poprawność klasyfikacji okazała się identyczna dla obu zbiorów.

Thumbnail	Report	QureAI response	BrainScan response (±0.50)	Thumbnail	Report	QureAI response	BrainScan response (±0.50)
	W porównaniu z badaniem poprzednim z 20.12.2015 obraz mózgowia nie uległ zmianie - nadal widoczna niewielka ilość krwi w rowach korynych płata cieniowego LPM, w płacie cieniowym PPM jedynie ślad krwi. W PPM widoczny obszar hipodensyjny-malajczy obejmujący częściowo płaty skroniowy, cieniowy oraz potyliczny. Czerwone ognisko hipodensji w płacie czołowym LPM. Hipodensja istoty białej (obojętne). Zanki korowo-podkorowe. Układ komorowy szerokości odpowiednio do zanków/malajczy.	Intraparenchymal hemorrhage of 2.83 ml in left frontal, right parietal, right occipital regions. Subarachnoid hemorrhage. Midline shift. Mass effect.	Hemorrhage (s=0.59)		Badanie TK głowy wykazuje w prawej półkuli mózgu krwiak śródmózgowy o wymiarach 3,5 x 2,6 cm i wysokości 3,0 cm sięgający do zbiornika blaszki czworacej. Układ komorowy nie przesunięty. Komora IV zwężona. Bruzdy podjądżyciowo-kortykalne na skłепistości prawej półkuli zwężone. Krwiak w tk. miękkich czaszki w prawej okolicy cieniowej. W układzie kostnym zmian uszowych nie	Intraparenchymal hemorrhage of 9.36 ml in bilateral cerebral region. Intraventricular hemorrhage. Mass effect.	Hemorrhage (s=0.57)
	Wniosek: Porównano z badaniem z 06/07/2015r. Nico osoba przeszedł zmianę w wielkości LPM do 7mm. Obraz krwaka przymózgowego wokół PPM i ognisk złuszczenia z elementami ukrwotoczenia obu płatów skroniowych przedstawia się podobnie jak w badaniu poprzednim. Grubość krwaka przymózgowego ok ok 8 mm. Cechy niewielkiego obrzęku w PPM- jak poprzednio. Mniejsza ilość powietrza w jamie czaszki- obecnie widoczny podciężność powietrza gazu w skłепistości.	Subdural hemorrhage of 45.03 ml in bilateral frontal, right temporal regions. Subarachnoid hemorrhage. Fracture. Midline shift.	Hemorrhage (s=0.86)		Badanie TK głowy wykonano bez podania środka kontrastowego. Wychyłający się krwiak prawej półkuli mózgu wielkości 45 mmx 30 mm - otoczony strętą obrzęku, obejmujący płat czołowy i jądra podstawy. Niewielka ilość krwi w krwaku komorowym - obustronnie w świetle rogów potylicznych komór bocznych (w bad. z 30.08 tylko po stronie prawej). Efekt masy pod postacią ucięcia światła prawej komory bocznej i	Intraparenchymal hemorrhage of 24.77 ml in right frontal, right parietal, right capsulo-ganglionic regions. Intraventricular hemorrhage. Midline shift.	Hemorrhage (s=0.70)
	W porównaniu z poprzednim badaniem TK z dnia 07-09-2014: - niewielkie zmniejszenie rozległego krwaka przymózgowego otaczającego płat czołowy, skroniowy i cieniowy PPM, obecnie maksymalna grub. 5,5-6mm. - krwiak przymózgowy w płacie czołowym LPM podobnych wymiarów, nadal widoczna - krew przy sierpe mózgu, nie uległa zwiększeniu. - złuszczenie prawego płata czołowego podobnie wielkością, i wrostocznym ogniskiem (obecnie z tendencją do zmniejszania się).	Subdural hemorrhage of 58.41 ml in right frontal, right temporal, right parietal regions. Intraparenchymal hemorrhage of 2.15 ml in bilateral frontal region. Subarachnoid hemorrhage. Fracture.	Hemorrhage (s=0.80)		Badanie TK głowy wykonano bez podania środka kontrastowego - wartości badania w kierunku meta ograniczona. U podstawy obu płatów czołowych obszary hipodensyjne - prawdopodobnie po zabranych złuszczeniu mózgu - większy obszar po stronie prawej. Podobne ognisko w lewym płacie czołowym na granicy z płatem skroniowym. Poza tym bez uchwytnych zmian ogniskowych w mózgowiu.	Mass effect. Normal (s=0.38)	Normal (s=0.38)
	Stan po zabranych ukrwotoczeniu rozległego ogniska uszowego lewej półkuli mózgu z efektem masy i wyciągnięciem pod ścieżki. W badaniu obrotowym - utrzymuje się obrzęk lewej półkuli mózgu, z efektem masy i wyciągnięciem pod ścieżki mózgu na ok 10mm. Częściowa hemotoma ukrwotoczonego ogniska w płacie czołowym i cieniowym, z widoczną ścianą, ok wielk. ok 8x35mm- wokół hipodensyjny obrzęk istoty białej. W prawej półkuli mózgu ogniska malajczy w strukturach głębokich oraz liska (ok 3) w płacie czołowym- przebite. Podcięcie - światła ogniska niedowidzialnego (!) na skłепistości - zamykają czołowy przedni-górny.	Subdural hemorrhage of 11.15 ml in left frontal, left parietal regions. Intraparenchymal hemorrhage of 18.76 ml in left frontal, left parietal regions. Subarachnoid hemorrhage. Midline shift.	Hemorrhage (s=0.84)		Słabo hyperdensyjne ognisko krwotoczne (w trakcie resorpcji) ok 33x30mm w prawym płacie cieniowym i skroniowym otoczone strętą rozległego hipodensyjnego obrzęku; bruzdy prawej półkuli mózgu zacienione, PKB ucinające bez istotnego przesunięcia. Brak wcześniejszych badań uniemożliwia ocenę ewolucji zmian	Midline shift. Mass effect.	Normal (s=0.17)
	Krwawienia śródmózgowego i przymózgowego nie stwierdzam. Zbiorniki podstawy wolne. Cechy obrzęku mózgu oraz ciśnień wewnątrzczaszkowej nie stwierdzam. Na skłепistości po stronie prawej przy zat. strzałkowej górnej obszar zwędniał - zapalenie opon? W strukturach głębokich LPM drobne ogniska malajczy, poza tym struktury mózgowia w badaniu bez CM bez wyróżniających się zmian ogniskowych i nacyniowych. Układ komorowy ustawiony podłużkowo, symetryczny, nieposzerzony. W czołowych rogach na podstawie mózgu zwężenie.	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.49)		Badanie TK głowy wykonane bez podania środka kontrastowego. Badanie wykazuje: Zanki korowo-podkorowe - zmiany proporcjonalne do wieku. Nie stwierdza się obecności krwi namózgowej ani śródmózgowej. Nie stwierdza się zmian niedokrwiennych. Nie stwierdza się cech procesu wypierającego.	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.06)
	Krwawienia śródmózgowego i przymózgowego ani cech obrzęku mózgu oraz ciśnień wewnątrzczaszkowej nie widzę. Zbiorniki podstawy wolne. Obustronnie na skłепistości, na granicy z płatem czołowym i cieniowym PPM, widoczne rozległe obszary hipodensji - malajczy nacyniopodobne. W PPM, w płacie skroniowym widoczny obszar hipodensji z widocznym, niewielkim poszerzeniem rogu skroniowego komory bocznej prawej - zmiany nacyniopodobne.	Mass effect.	Normal (s=0.45)		Dane ze skierowania: gromadnie napady padaczkowe, ZZA, cukrzyca SAH w wywiadzie. Badanie wykonano bez podania środka kontrastowego, w trybie sztywny. Struktury mózgowia bez zmian ogniskowych. Układ komorowy nadmiarowy/niepramieszany. Struktury tylnojamowe i komora czwarta bez zmian. Nie uwidoczniono cech krwawienia wewnątrzczaszkowego, zmian nacyniopodobnych, cech procesu wypierającego w naturalnej fazie badania CT.	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.18)
	Krwawienia śródmózgowego i przymózgowego nie stwierdzam. Hipodensja istoty białej okokomorowej w obu półkulkach mózgu jako wyraz niedokrwiłości kłębaszki mózgowego. W strukturach głębokich mózgu niewielkie ogniska hipodensyjne-nacyniopodobne. Drobne ogniska malajczy w miedze. Świadczą zmian nacyniopodobnych nie widzę. Przystrzałkowo - przy prawym płacie czołowym zwężenie - oponowe. Cechy obrzęku mózgu i ciśnień w tym czasie nie widzę. Zbiorniki podstawy wolne. Układ komorowy ustawiony podłużkowo, nieco szerzej odpowiednio do zanków korowo-podkorowych.	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.30)		Badanie wykonane przed i po dotylnym podaniu środka kontrastowego w programie angio-TK naczyń mózgowych. Mózgowia bez zmian ogniskowych. Cechy światła niedokrwilenia nie stwierdza się. Nie stwierdza się obecności krwawienia śródk, ani namózgowego. Układ komorowy symetryczny, nieposzerzony. Przeziernienie podjądżyciówkowe prawidłowe. Mipoplacystyczna prawa tętnica kręgową, poza tym prawidłowy obraz naczyń mózgowych. Po dotylnym podaniu śc cech patologicznego wzmocnienia	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.21)
	Ułgśnienie zanki korowo-podkorowe nad i podmiarotowe. Układ komorowy ułożony podłużkowo, symetryczny, miernie poszerzony. Obniżenie gęstości istoty białej okokomorowej jako wynik znacznej niedokrwiłości mikrokręgu mózgowego. Świadczą zmian nacyniopodobnych ani pourazowych (ognisk złuszczenia i krwiaków przymózgowych) w badaniu nie widzę. Podmiarotowo bez wyraźnej pastelki. W tętnicach podstawy mózgu zwężenie.	Mass effect.	Normal (s=0.46)		Badanie wykonano bez podania środka kontrastowego. Drobne poszerzenie w korze lewego płata cieniowego. Poza tym obraz mózgowia bez zmian ogniskowych. Gęstość tkanek istoty białej i szarej prawidłowe. Układ komorowy nadmiarowy/prawidłowy/zerościły, symetryczny, nieprzesunięty. Przeziernienie podjądżyciówkowe na skłепistościach półkuli mózgu prawidłowe. Struktury tylnojamowe i komora czwarta bez zmian. Miałczyca naczyń	No hemorrhages or fractures detected.	Normal (s=0.18)
	Pneumatyzacja zatok dobra, kości skroniowych obustronnie częściowo zapchanoska.						

Mohammad R. Arbabshirani, Brandon K. Fornwalt,
Gino J. Mongelluzzo, Jonathan D. Suever,
Brandon D. Geise, Aalpen A. Patel & Gregory J. Moore

“Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration”

npj Digital Medicine

www.nature.com/npjdigitalmed

ARTICLE OPEN

Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration

Mohammad R. Arbabshirani¹, Brandon K. Fornwalt², Gino J. Mongelluzzo¹, Jonathan D. Suever¹, Brandon D. Geise¹, Aalpen A. Patel^{1,2} and Gregory J. Moore¹

Intracranial hemorrhage (ICH) requires prompt diagnosis to optimize patient outcomes. We hypothesized that machine learning algorithms could automatically analyze computed tomography (CT) of the head, prioritize radiology worklists and reduce time to diagnosis of ICH. 46,583 head CTs (~2 million images) acquired from 2007–2017 were collected from several facilities across Geisinger. A deep convolutional neural network was trained on 37,074 studies and subsequently evaluated on 9499 unseen studies. The predictive model was implemented prospectively for 3 months to re-prioritize “routine” head CT studies as “stat” on routine radiology worklists if an ICH was detected. Time to diagnosis was compared between the re-prioritized “stat” and “routine” studies. A neurologist blinded to the study reviewed false positive studies to determine whether the dictating radiologist overlooked ICH. The model achieved an area under the ROC curve of 0.946 (0.937–0.956). During implementation, 54 of 347 “routine” studies were re-prioritized to “stat”, and 60/94 head ICH identified by the radiologist. Five new cases of ICH were identified, and median time to diagnosis was significantly reduced ($p < 0.0001$) from 512 to 19 min. In particular, one outpatient with vague symptoms on anticoagulation was found to have an ICH which was treated promptly with reversal of anticoagulation, resulting in a good clinical outcome. Of the 34 false positives, the blinded over-reader identified four probable ICH cases overlooked in original interpretation. In conclusion, an artificial intelligence algorithm can prioritize radiology worklists to reduce time to diagnosis of new outpatient ICH by 96%, and may also identify subtle ICH overlooked by radiologists. This demonstrates the positive impact of advanced machine learning in radiology workflow optimization.

npj Digital Medicine (2018) 1:9 | doi:10.1038/s41746-017-0015-z

INTRODUCTION

Intracranial hemorrhage (ICH) is a critical condition accounting for about 2 million strokes worldwide¹. Hemorrhages can occur both within the brain parenchyma (intra-axial) or within the cranial vault but external to the brain parenchyma (extra-axial). Both intra-axial and extra-axial hemorrhage have significant clinical burden. For example, intra-axial hemorrhage affects approximately 40,000 to 67,000 patients per year in the United States^{2,3} with a 30-day mortality rate of 47 percent⁴. Moreover, 40% of survivors of subarachnoid hemorrhage (a type of extra-axial hemorrhage) endure permanent cognitive impairment.^{5,6} Hospital admissions of ICH have dramatically increased in the past decade probably due to increased life expectancy and poor blood pressure control.^{7,8} Importantly, early diagnosis of ICH is of critical importance since nearly half of the resulting mortality occurs in the first 24 h,⁹ and earlier treatment likely improves outcomes.¹⁰ Computed tomography (CT) of the head is the most widely used tool for diagnosing acute ICH, and the timing of diagnosis, therefore, depends on how quickly a head CT is both completed and subsequently interpreted by a clinician. The interpretation time of radiological studies is highly dependent on the priority assigned to the exam by the ordering

physician (for example “stat” vs “routine”) and by patient status (inpatient vs. outpatient). Stat studies are typically interpreted within an hour (at our institution) while routine outpatient studies can take much longer based on the available radiology workforce. Therefore, detection of ICH in routine studies (especially those imaged in an outpatient setting) may be significantly delayed. ICH does occur in the outpatient setting, albeit with a lesser frequency than the inpatient or emergency department setting. For example, elderly outpatients on anticoagulation therapy experience higher risk of ICH.¹¹ Importantly, initial symptoms may be vague, prompting a non-emergent, routine head CT.

Automatic triage of imaging studies using computer algorithms has the potential to detect ICH earlier, ultimately leading to improved clinical outcomes. Such a quality improvement tool could be used to automatically manage the priority for interpretation of imaging studies with presumed ICH and help optimize radiology workflow. Machine learning and computer vision are among a suite of techniques for teaching computers to learn and detect patterns.

In particular, deep learning (a class of machine learning algorithms suitable for training large multi-layer neural networks) has been leveraged for a variety of automated classification tasks

¹Geisinger, Department of Radiology, 100 N. Academy Avenue, Danville, PA 17122-2007, USA and ²Geisinger, Department of Imaging Science and Innovation, 100 N. Academy Avenue, Danville, PA 17122-4400, USA

Correspondence: Aalpen A. Patel (aapatel@geisinger.edu)

Mohammad R. Arbabshirani and Brandon K. Fornwalt contributed equally to this work.

Received: 18 September 2017 | Revised: 7 December 2017 | Accepted: 12 December 2017 | Published online: 04 April 2018

Published in partnership with the Scripps Translational Science Institute



Diego Ardila, Atilla P. Kiraly, Sujeeth Bharadwaj, Bokyoung Choi, Joshua J. Reicher, Lily Peng, Daniel Tse, Mozziyar Etemadi, Wenxing Ye, Greg Corrado, David P. Naidich & Shravya Shetty

“End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography”

nature medicine

LETTERS

https://doi.org/10.1038/s41591-019-0447-z

End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography

Diego Ardila^{1,5}, Atilla P. Kiraly^{1,5}, Sujeeth Bharadwaj^{1,5}, Bokyoung Choi^{1,5}, Joshua J. Reicher¹, Lily Peng¹, Daniel Tse^{1,6}, Mozziyar Etemadi^{1,6}, Wenxing Ye¹, Greg Corrado, David P. Naidich⁷ and Shravya Shetty¹

With an estimated 160,000 deaths in 2018, lung cancer is the most common cause of cancer death in the United States¹. Lung cancer screening using low-dose computed tomography has been shown to reduce mortality by 20–49% and is now included in US screening guidelines^{2–4}. Existing challenges include inter-grader variability and high false-positive and false-negative rates^{5–7}. We propose a deep learning algorithm that uses a patient’s current and prior computed tomography volumes to predict the risk of lung cancer. Our model achieves a state-of-the-art performance (94.4% area under the curve) on 6,716 National Lung Cancer Screening Trial cases, and performs similarly on an independent clinical validation set of 1,139 cases. We conducted two reader studies. When prior computed tomography imaging was not available, our model outperformed all six radiologists with absolute reductions of 11% in false positives and 5% in false negatives. Where prior computed tomography imaging was available, the model performance was on par with the same radiologists. This creates an opportunity to optimize the screening process via computer assistance and automation. While the vast majority of patients remain unscreened, we show the potential for deep learning models to increase the accuracy, consistency and adoption of lung cancer screening workflows.

In 2013, the United States Preventive Services Task Force recommended low-dose computed tomography (LDCT) lung cancer screening in high-risk populations based on reported improved mortality in the National Lung Cancer Screening Trial (NLST)⁸. In 2014, the American College of Radiology published the Lung-RADS guidelines for LDCT lung cancer screening, to standardize image interpretation by radiologists and dictate management recommendations⁹. Evaluation is based on a variety of image findings, but primarily nodule size, density and growth¹⁰. At screening sites, Lung-RADS and other models such as PanCan are used to determine malignancy risk ratings that drive recommendations for clinical management^{11–13}. Improving the sensitivity and specificity of lung cancer screening is imperative because of high clinical and financial costs of missed diagnosis, late diagnosis and unnecessary biopsy procedures resulting from false negatives and false positives^{14,15}. Despite improved consistency, persistent inter-grader variability and incomplete characterization of comprehensive imaging findings remain as limitations^{16–18} of Lung-RADS. These

limitations suggest opportunities for more sophisticated systems to improve performance and inter-reader consistency^{14,19}. Deep learning approaches offer the exciting potential to automate more complex image analysis, detect subtle holistic imaging findings and unify methodologies for image evaluation²⁰.

A variety of software devices have been approved by the Food and Drug Administration (FDA) with the goal of addressing workflow efficiency and performance through augmented detection of lung nodules on lung computed tomography (CT)²¹. Clinical research has primarily focused on either nodule detection or diagnostic support for lesions manually selected by imaging experts^{22–24}. Nodule detection systems were engineered with the goal of improving radiologist sensitivity in identifying nodules while minimizing costs to specificity, thereby falling into the category of computer-aided detection (CADx)²⁵. This approach highlights small nodules, leaving malignancy risk evaluation and clinical decision making to the clinician. Diagnostic support for pre-identified lesions is included in computer-aided diagnosis (CADd) platforms, which are primarily aimed at improving specificity. CADd has gained greater interest and even first regulatory approvals in other areas of radiology, though not in lung cancer at the time of manuscript preparation²⁶.

To move beyond the limitations of prior CADe and CADd approaches, we aimed to build an end-to-end approach performing both localization and lung cancer risk categorization tasks using the input CT data alone. More specifically, we were interested in replicating a more complete part of a radiologist’s workflow, including full assessment of LDCT volume, focus on regions of concern, comparison to prior imaging when available and calibration against biopsy-confirmed outcomes.

Another important high-level decision in our approach was to learn features using deep convolutional neural networks (CNN), rather than using hand-engineered features such as texture features or specific Hausdorff unit values. We chose to learn features because this approach has repeatedly been shown superior to hand-engineered features in many open computer vision competitions in the past five years^{27,28}, including the Kaggle 2017 Data Science Bowl which used NLST data²⁹.

There were three key components to our new approach (Fig. 1). First, we constructed a three-dimensional (3D) CNN model that performs end-to-end analysis of whole-CT volumes, using LDCT

¹Google AI, Mountain View, CA, USA; ²Stanford Health Care and Palo Alto Veterans Affairs, Palo Alto, CA, USA; ³Northwestern Medicine, Chicago, IL, USA; ⁴New York University-Langone Medical Center, Center for Biomedical Imaging, New York City, NY, USA; ⁵These authors contributed equally: Diego Ardila, Atilla P. Kiraly, Sujeeth Bharadwaj, Bokyoung Choi. *e-mail: tond@google.com

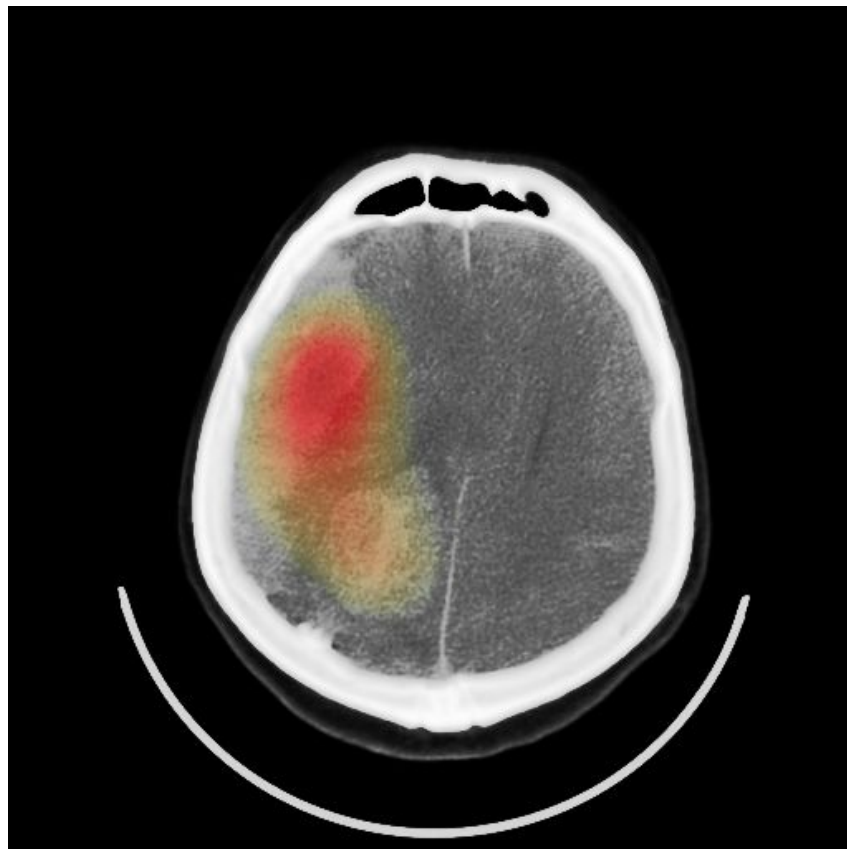
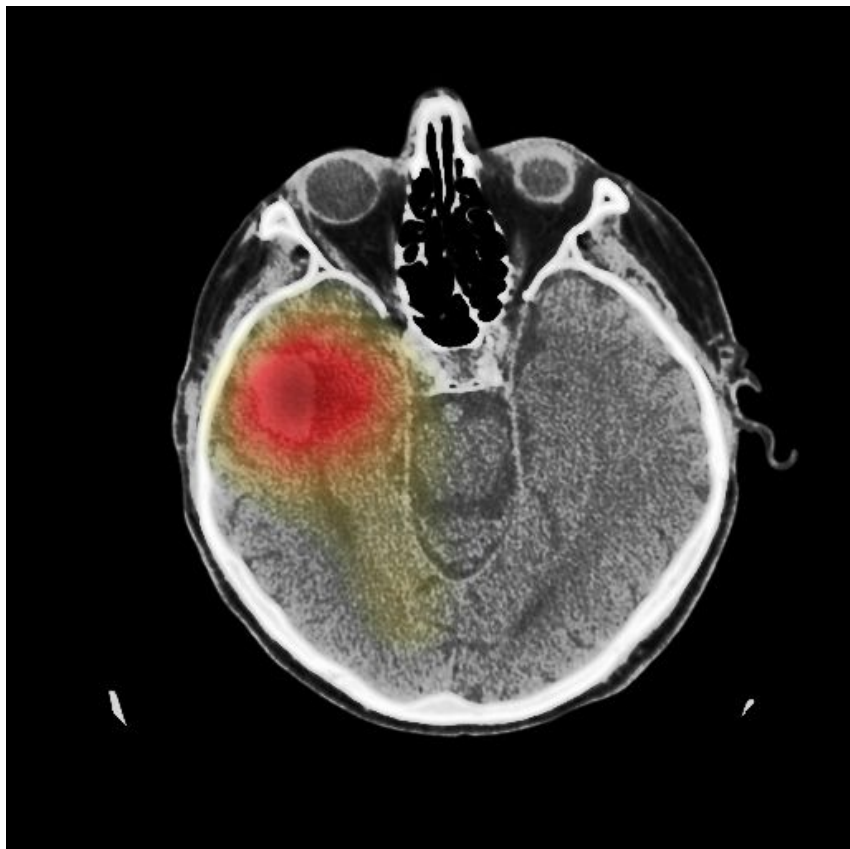
NATURE MEDICINE | www.nature.com/naturemedicine

The Nature trademark is a registered trademark of Springer Nature Limited.

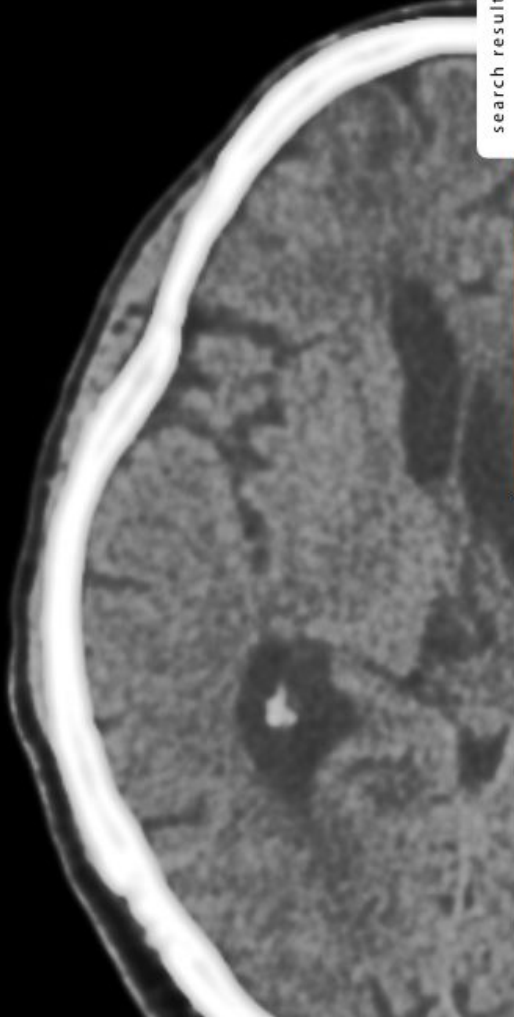


The screenshot displays the BrainScan AI interface with the following components:

- Top Left:** Patient information: patient: 1.2.410.200010.48280462..., M, 075Y; id: 1.2.410.200010.48280462...; image size: 193x215 mm; date: 2014-07-26 03:07:57.
- Top Right:** AI analysis results: stroke 85%, bleeding 78%. Zoom: 100%, orientation: LPI.
- Left Panel:**
 - View:** pan, zoom in, zoom out, fit to screen, full screen.
 - Image:** rotate right, rotate left.
 - Annotation:** ruler, text.
 - Artificial Intelligence:** classification.
- Right Panel:**
 - application:** help, sign out.
 - output tools:** (empty)
 - loaded examinations:**
 - Examination 20181122497600 (selected, thumbnail 0/78)
 - Examination 20181122193200
 - Examination 20181122173300
 - Examination 20181121163955
 - Examination 20181121162205
 - Examination 20181121155337
 - Examination 20181120175622
- Main View:** Axial brain CT scan with a central lesion. A scale bar at the bottom right indicates 129 mm. The slice is identified as 33/78.

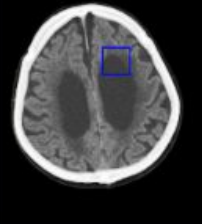


patient: 1.2.410.200010.48280462..., M, 062Y
 id: 1.2.410.200010.48280462...
 image size: 189x209 mm
 date: 2014-10-09 13:39:22



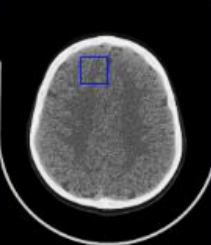
auto cla: []

search results



Uogólnione nasilone zaniki korowo-podkorowe, najsilniej wyrażone podnamiotowo. Masywnie poszerzony układ komorowy, z nieco nierównym brzegiem bocznym lewej komory bocznej (w wyniku wchłonięcia małej okołokomorowej?) Wodociąg mózgu drożny, bez ewidentnych cech nadciśnienia wewnątrzkomorowego. Krwawienia śródmózgowego i przymózgowego. Anicjasoty wewnątrzczaszkowej nie stwierdzam. Jednoznacznych, świeżych zmian naczyniopochodnych w badaniu nie widać. U podstawy lewego płata czołowego obszar małej, mniejszy w podobnej lokalizacji po stronie przeciwnej. Hipodensja okołokomorowej istoty białej jako wyraz niedostateczności krążenia mózgowego wyraźnie większa niż poprzednio. Zwapnienia w naczyniach podstawy mózgu. Kości czaszki bez zmian urazowych. Pneumatyzacja kości skroniowych obustronnie w normie. Częściowe zaciemnienie komórek sitowia, zaciemnienie prawej zatoki czołowej, polipowate zgrubienia w prawej zatoce szczękowej.

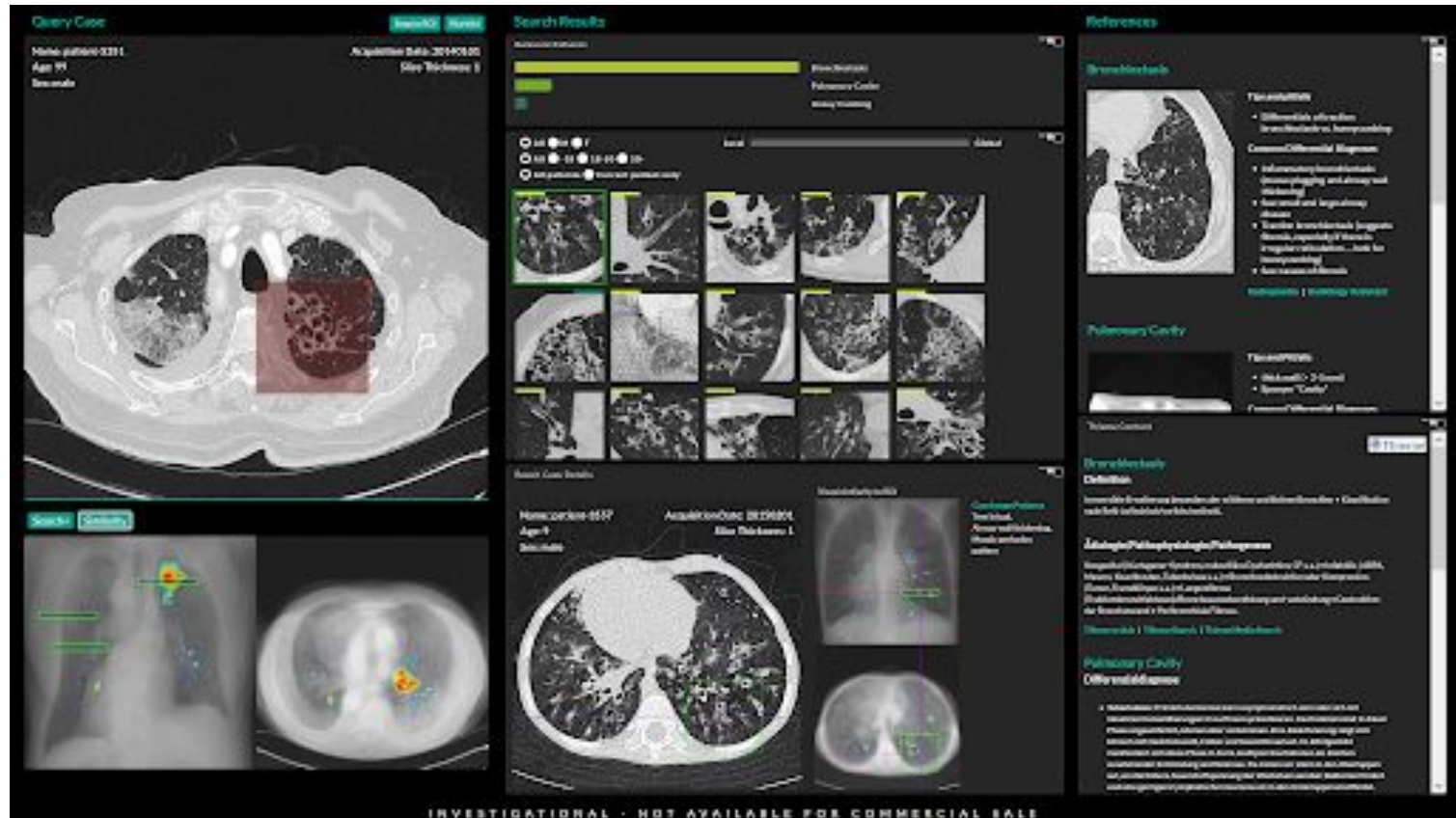
similarity 26%








Mózgowie bez zmian ogniskowych. Cech świeżego niedokrwienia nie stwierdza się. Nie stwierdza się obecności krwawienia śród-, ani namózgowego. Układ komorowy symetryczny, nieposzerzony. Przestrzenie podpajęczynówkowe prawidłowe. Kości czaszki bez zmian urazowych. Zwraca uwagę pogrubienie lewego skrzydła większego kości klinowej oraz zmatowienie jego struktury kostnej - dysplazja włóknista?, inne? - wskazana konsultacja ortopedyczna.



similarity 81%

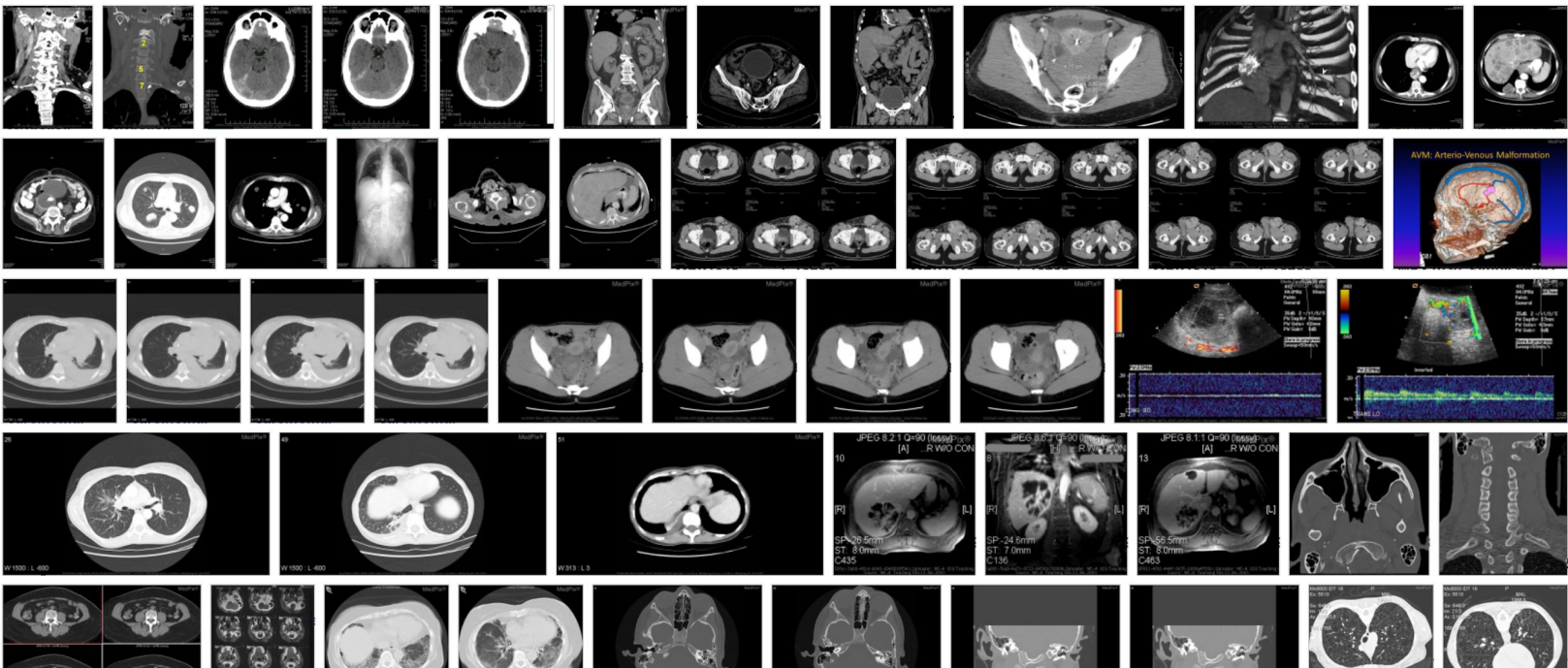
Konkurencyjny startup - ContextFlow



OPEN  Search by text or dropping an image.   View as  

Limits: Rank By Article Type Image Type Subsets Collections License Type Specialties Search In API FAQ Recent Searches

Image Type: Exclude Graphics  CT Scan 



The image displays a grid of approximately 50 medical CT scan images. The images are arranged in several rows and columns. The top row shows various views including a full-body scan, a chest scan, and several axial brain scans. The middle rows contain numerous axial scans of the chest, abdomen, and pelvis. The bottom rows feature more detailed views, including a large axial chest scan, several smaller axial scans, and a few sagittal views. One image in the second row from the top is highlighted with a red border and labeled 'AVM: Arterio-Venous Malformation'.



BRAIN
SCAN

BrainScan – System wspomagający analizę badań
obrazowych TK głowy

www.brainscan.ai