

DOI: 10.34921/amj.2023.2.026

M.R.Hüseynova¹, N.Y.Bayramov¹, M.H.Məmmədova²**HEPATOSELLÜLYAR KARSİNOMANIN DİAQNOSTİKASINDA SÜNİ İNTELLEKT ALQORİTMLƏRİNİN ROLU**

¹Azərbaycan Tibb Universiteti, I Cərrahi xəstəliklər kafedrası
²AMEA İnformasiya Texnologiyaları İnstitutu, Bakı, Azərbaycan

Xülasə. Hepatosellulyar karsinoma (HSK) ən çox yayılan bədxassəli törəmələr arasında beşinci yeri tutur və dünyada xərçənglə əlaqəli ölümün üçüncü ən çox yayılmış səbəbidir. Süni intellekt (Sİ) sürətlə artan maraq sahəsidir. Müəlliflər HSK-in diaqnostikasında və qiymətləndirilməsində Sİ-nin tətbiqi barədə məlumat verən məqalələri araşdırmışlar. Bu məqsədlə 27 məqalə təhlil edilmişdir. Təhlil edilmiş məqalələrdən KT görüntülərinin tədqiqinə dair 19 məqalədə (41,30%), USQ görüntülərinin öyrənilməsini əks etdirən 20 (43,47%) və MRT görüntülərindən bəhs edən 7 məqalədə (15,21%) müxtəlif Sİ alqoritmləri qəbul edilmişdir. Heç bir məqalədə PET və rentgen texnologiyasında süni intellektin istifadəsi müzakirə edilməyib. Sistemik yanaşma göstərmişdir ki, HSK-nin diaqnostikası və qiymətləndirilməsi üzrə əvvəlki işlərdə USQ, KT və MRT istifadə edilərək ənənəvi şərhin maşın öyrənməsi ilə müqayisəliliyi qiymətləndirilmişdir. Təhlillərimizdə görüntüləmə üsullarının istifadəsi HSK diaqnostikası üçün tibbi görüntüləmənin faydalılığını və təkamülünü əks etdirir. Bundan əlavə, nəticələrimiz lazımsız təkrarlanmanı və resursların israfını minimuma endirmək üçün birgə məlumat bazasında məlumat mübadiləsinə qaçılmaz ehtiyac olduğunu vurğulayır.

Açar sözlər: süni intellekt, dərin öyrənmə, diaqnostika, hepatosellulyar karsinoma

Ключевые слова: искусственный интеллект, глубокое обучение, диагностика, гепатоцеллюлярная карцинома

Key words: artificial intelligence, deep learning, diagnosis, hepatocellular carcinoma

Süni intellekt (Sİ) “ümumiyyətlə ağıllı davranış adlandırılanların hesablamalı şəkildə dərk edilməsi və bu cür davranış nümayiş etdirən artefaktların yaradılması ilə məşğul olan elm və mühəndislik sahəsidir” [1]. İlk dəfə 1950-ci ildə Alan Turing tənqidi təfəkkürün və zəkanın simulyasiyası üçün kompüterlərdən istifadəni təsvir etmişdir. 1956-cı ildə Con Makkarti insan intellektini təkrarlayan kompüter proqramları üçün hərtərəfli termin olan süni intellektin tərifini irəli sürdü. Maşın öyrənməsi əvvəlki təcrübəyə əsaslanan və onun fəaliyyətini ardıcıl olaraq düzəldən süni intellektin bir qoludur. Dərin öyrənmə (DÖ) giriş və çıxış vahidləri arasında böyük məlumat dəstlərini emal edən və təsdiqləyən “neyronlar” adlanan hesablama vahidləri arasında çoxqatlı şəbəkələrdən istifadə edən maşın öyrənmənin daha bir qoludur və bu, tibbin bir çox sahələrində maraqlı proqnozlara gətirib çıxarır (diaqnostika, müalicə, proqnoz və s.) [2].

Hepatosellulyar karsinoma (HSK) ən çox yayılan bədxassəli şişlər arasında beşinci yeri

tutur və dünyada xərçənglə əlaqəli ölümün üçüncü ən çox yayılmış səbəbidir [3]. Müalicə və diaqnostika imkanlarında bir sıra irəliləyişlərin olmasına baxmayaraq, gecikmiş diaqnoz və məhdud müalicə strategiyaları səbəbindən HSK-nın proqnozu yetərsiz olaraq qalır. Sİ (a) risk faktorlarının diferensiasiyası, (b) xarakteristikası və (c) müəyyən edilmiş hallarda təkmilləşdirilmiş proqnozlaşdırma sahəsində geniş potensiala malikdir [2]. HSK piyli qaraciyər xəstəliyi, qeyri-alkohol steatohepatit və sirroz da daxil olmaqla, müxtəlif risk faktorları ilə məşhur olan bir xərçəngdir. HSK-nın risk faktorlarının diferensiasiyası və proqnozlaşdırılması üçün hazırda bir neçə Sİ alqoritmləri modelləşdirilmişdir [2]. Növbəti məqsəd histopatoloji sübut tələb edən qeyri-müəyyən qaraciyər törəmələrinin təsnifatıdır. DÖ-yə əsaslanan kompüter tomoqrafiyasının (KT) və maqnit-rezonans tomoqrafiyanın (MRT) istifadəsi və yüksək diaqnostik dəqiqliklə HSK və qeyri-HSK qaraciyər törəmələrinin fərqləndirilməsi üsullarının yaradıl-

masında mühüm təkan rolu oynayır [4]. Aşağıdakı ədəbiyyat təhlili, instrumental texnikadan asılı olmayaraq, HSK-nın diaqnostikasında və qiymətləndirilməsində Sİ-nin cari rolunu göstərməkdədir.

Material və metodlar. PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-analyses) hesabat qaydalarına əməl edərək, biz sistemətik təhlil apardıq. Bu təhlildə keyfiyyətli məlumatlar əks edildiyindən biz meta-analiz aparmadıq.

Axtarışlar. PubMed və Scopus kimi bazalarda HSK-nın aşkarlanmasında və ya diaqnostikasında Sİ-nin tətbiqinə bağlı məqalələri əldə etmək üçün aşağıdakı açar sözlərdən istifadə edərək axtarışlar aparıldı: «Süni İntellekt və ya Maşın Öyrənmə» və «Hepatosellulyar Karsinoma və ya Qaraciyər Xərçəngi». Əlavə olaraq, daxil edilmiş məqalələrin və müvafiq rəylərin istinad siyahısı yoxlanılıb.

Daxiletmə və çıxarma meyarları. Aparduğumuz təhlilə HSK-nın proqnozunda və ya müalicə Sİ alqoritmlərinin tətbiqi haqda məlumatlar verən bütün tədqiqatlar istisna olmaqla, yalnız HSK-nın aşkarlanması və ya diaqnostikasında Sİ-nin tətbiqi barədə məlumat verən dərc edilmiş məqalələr daxil edilmişdir. Yalnız KT, MRT, ultrasonoqrafiya (USQ) görüntülərinə əsaslanan tədqiqatlar seçildi, histopatoloji nəticələr və ya biomarkerlər kimi digər üsullar isə istisna edildi. Tezislər, məktublar, redaksiya məqalələri, konfrans sənədləri, kitab fəsiləri də istisna edilmişdir.

Keyfiyyətin qiymətləndirilməsi. Tədqiqatlar

keyfiyyətə görə üç kriteriya əsasında qiymətləndirilib:

– qərəz və həddindən artıq uyğunlaşma riskini qiymətləndirən görüntülərin sayı: 50-dən az (0 bal), 50-dən 100-ə qədər (1 bal) və 100-dən çox (2 bal) [5]. Bu faktor məqalələrdə ən çox bildirilən faktor hesab olunurdu. Hər xəstə üçün ən azı bir şəkil nəzərdən keçirilmişdir;

– doğrulama üçün tamamilə müstəqil kohortun istifadəsi: kohort yoxdur (0 bal), kohortun tamamilə ayrılmış təlim və test dəsti arasında bölünməsi (1 bal), xarici qiymətləndirmə kohortu (2 bal);

– 2011-ci ildən qrafika emal bölmələrinin sürəti əhəmiyyətli dərəcədə artdı və bu neyron şəbəkələrini sınaqdan keçirmədən öyrənməyə imkan verdi. Artan hesablama sürəti ilə DÖ səmərəlilik və sürət baxımından əhəmiyyətli üstünlüklərə malikdir: məlumat yoxdur (0 bal), 2011-ci ildən əvvəl (1 bal), 2011-ci ildən sonra (2 bal).

Yuxarıda qeyd olunmuş 3 bəndin cəmindən ibarət sadə keyfiyyət göstəricisi (KG) hesablanmışdır. Maksimum 6 bal məqalənin yüksək keyfiyyətli iş dizaynı demək idi [6].

Axtarış nəticələri. Axtarışlar 3103 tədqiqatı müəyyən etmişdir. Potensial baxımdan uyğun olan 76 tədqiqatın tam mətnlərin yoxlanılmasından sonra 27 məqalə araşdırmaya daxil edildi. Əlavə axtarışdan sonra daha 19 məqalə müəyyən edildi. Beləliklə, bu icmala 1998-2022-ci illər arasında dərc edilmiş cəmi 46 istinad edilmiş məqalə daxil edilmişdir (Cədvəl 1).

Cədvəl 1. Məqalələrin nəşr illərinə görə sıralanması

İllər	Say	%	Ümumi %
1998	1	2,2	2,2
2003	1	2,2	4,3
2006	2	4,3	8,7
2008	1	2,2	10,9
2010	1	2,2	13,0
2011	1	2,2	15,2
2012	1	2,2	17,4
2013	1	2,2	19,6
2014	2	4,3	23,9
2015	1	2,2	26,1
2017	3	6,5	32,6
2018	4	8,7	41,3
2019	10	21,7	63,0
2020	7	15,2	78,3
2021	5	10,9	89,1
2022	5	10,9	100,0
Median	2019		

Keyfiyyət göstəriciləri

Ən azı 100 təsvirin təhlil edildiyi 36 məqaləni (78,3%) müəyyən edən «Görüntülərin sayı» kriteriyasının orta balı 1,70 olub (Cədvəl 2). «Validasiya üçün kohort» kriteriyasının orta balı 0,609 olmuşdur. Həqiqətən, xarici qiymətləndirmə kohortu yalnız 2 məqalədə (4,3%) istifadə edilmişdir (Cədvəl 3). «Nəşr ili» kriteriyasının orta balı 1,87 olub, bu icmalda yer alan işlərin əksəriyyətinin (87,0%) 2011-ci ildən sonra nəşr olunduğunu təsdiqləyir (Cədvəl 4). Orta hesabla Ümumi Keyfiyyət Göstəricisi 4,17 bal və medianı 4,00 olmuşdur (Cədvəl 5).

Nəticələr. Daxil edilmiş məqalələrdə CNN (Convolutional Neural Network), SVM (Support-Vector Machine), RF (Random Forest), KNN (K-Nearest Neighbor), PM-DL (pattern matching and deep learning), ANN

(Artificial Neural Network), DNN (Deep Neural Network), CDNs (Convolutional Dense Networks), DLS (Deep Learning System), GLM (Generalized Linear Model), DWT (DiscreteWavelet Transform), LSTM (Long Short-Term Memory), NNE (Neural Network Ensemble) və LDA (Linear Discriminant Analysis) kimi müxtəlif Sİ alqoritmləri istifadə edilmişdir. Cəmi 19 məqalədə KT (41,30%) [7-26], 20 məqalədə USQ (43,47%) [27-47] və 7 məqalədə MRT (15,21%) [48-53] görüntüləri istifadə edilmişdir. Heç bir məqalədə PET və rentgenoqrafiya görüntüləri istifadə edilməyib.

Müzakirə. Sİ sürətlə artan maraq sahəsidir. Mütəxəssis nəzarətinin daha az olduğu və xərçəng riskinin daha yüksək olduğu, resursların məhdud olan şəraitdə standart müayinə üsulu olmaq üçün böyük potensiala malikdir.

Cədvəl 2. «Görüntülərin sayı» kriteriyası

Bal	Say	%	Ümumi %
0	4	8,7	8,7
1	6	13,0	21,7
2	36	78,3	100,0
Mean: 1.70	Median: 2.00		

Cədvəl 3. «Validasiya üçün Kohort» kriteriyası

Bal	Say	%	Ümumi %
0	20	43,5	43,5
1	24	52,2	95,7
2	2	4,3	100,0
Mean: 0.609	Median: 1.00		

Cədvəl 4. «Nəşr ili» kriteriyası

Bal	Say	%	Ümumi %
1	6	13,0	13,0
2	40	87,0	100,0
Mean: 1.87	Median: 2.00		

Cədvəl 5. Ümumi keyfiyyət göstəricisi

Bal	Say	%	Ümumi %
1	1	2,2	2,2
2	2	4,3	6,5
3	7	15,2	21,7
4	16	34,8	56,5
5	18	39,1	95,7
6	2	4,3	100,0
Mean: 4.17	Median: 4.00		

Bununla belə, Sİ alqoritmlərin istifadəsi məhdud ümumiləşdirmə qabiliyyətinə görə mövcud təcrübədə məhduddur. Sİ alqoritmləri emal edən böyük verilənlər bazaları tələb edir ki, bu da alınan nəticənin daxil edilən parametrlər qədər möhkəm olması deməkdir. Bununla belə, böyük verilənlər bazalarının möhkəmliyi və standartlaşdırılması, o cümlədən təqibin qiymətləndirilməsi və xəstələrə göstərilən xidmətin keyfiyyəti son dərəcə çətin və qəlizdir. Modelləşdirilmiş verilənlər bazası ilə real dünya məlumatları arasındakı uyğunsuzluq gələcəkdə aradan qaldırılmalı olan əsas problemdir [2].

Biz sonrakı tədqiqat layihələrini planlaşdırmağa kömək etmək üçün HSK-nın diaqnostikasında və qiymətləndirilməsində Sİ-dən istifadə edən məqalələri tədqiq etdik. Tədqiqatların əhəmiyyətli heterogenliyi müxtəlif radioloji üsullarla əlaqəli bir neçə dəyişənin bir araya toplanmasının çətinliyini əks etdirirdi (məsələn, HSK diaqnozu üçün istifadə edilən qızıl standart, xəstənin klinik xüsusiyyətləri, radioloqun rəyi, kontrast maddənin dozası və növü).

Bu işdə nəşrlərin keyfiyyətinin qiymətləndirilməsi üçün ümumi xalımız 4,17/6 olmaqla 27 məqalə təhlil edilmişdir. “Validasiya üçün Kohort” başlı ən aşağı idi, həqiqətən də, xarici qiymətləndirmə kohortu yalnız 2 məqalədə istifadə edilmişdir. Bu fenomen məlumatların toplanmasının çətinliyi ilə izah edilsə də, nəticələrin ümumiləşdirilməsini məhdudlaşdırır.

Nəticələrimiz lazımsız təkrarları və resursların israfını minimuma endirmək üçün birgə məlumat bazalarında məlumat mübadiləsinə qaçılmaz ehtiyacı vurğulayır. Bundan əlavə, klinik sınaqlardan əldə edilən məlumatların paylaşılması üçün universal standartlaşdırılmış məlumat mübadiləsi protokolları mövcud məlumatların möhkəm olmasına və çatışmayan məlumatları doldurmağa kömək etmək üçün vacibdir. Belə nümunələrdən biri beyin tədqiqatı ilə bağlı məlumatların idarə edilməsi və onun Sİ alqoritmlərinin inkişafında daha geniş istifadəsi üçün Avropa İttifaqı tərəfindən İnsan Beyni Layihəsinin (EBRAINS) yaradılmasıdır [54]. Məlumat dəstlərinin vahid şəkildə əlçatan və istifadəyə yararlı olmasına kömək etmək üçün məlumatların şaxələndirilməsi də vacibdir. Sİ-ə əsaslanan alqoritmlər üzərində işlərin əksəriyyəti yüksək gəlirli inkişaf etmiş ölkə-

lərdə iqtisadi və logistik məhdudiyyətlər səbəbindən kiçik miqyaslı verilənlər bazaları üzərində aparılıb, orta və aşağı gəlirli ölkələrdən heç bir məlumatla məhdudlaşmır ki, bu da onların etibarlılığını qeyri-müəyyən edir. Sİ alqoritmlərinin şəffaflığını və başa düşülməsini artırmaq üçün əhəmiyyətli iş görülməlidir ki, tibbi mütəxəssislər onlardan klinik şəraitdə istifadə etməkdə inam qazansınlar.

Sistematik yanaşmamız göstərdi ki, HSK-nın diaqnostikası və qiymətləndirilməsi əvvəlki işlərdə USQ, KT və MRT-dən istifadə etməklə ənənəvi şərhin məşin öyrənməsi ilə müqayisəliliyi qiymətləndirilmişdir. Təhlillərimizdə görüntüləmə üsullarının paylanması HSK diaqnozu üçün tibbi görüntüləmənin faydalılığını və təkamülünü əks etdirir. USQ və KT bizim təhlilimizdə həddindən artıq təmsil olunur, çünki hər ikisi HSK diaqnostikasında faydalılığını uzun müddət sübut edən, asanlıqla əldə edilə bilən görüntüləmə üsullarıdır. MRT-nin daha yeni üsul olması və 2019-cu ildən daha geniş istifadə edilməsi təhlilimizdə izah edə bilər.

Gələcəkdə klinik, radioloji, patoloji və molekulyar məlumatları birləşdirən DÖ alqoritmləri xəstəliyi müəyyən etməyə və daha yaxşı proqnozlaşdırmağa kömək edə bilər. Hər halda, böyük məlumat dəstləri ilə yüksək keyfiyyətli Sİ tədqiqatlarının aparılması tibbi görüntüləmə texnikasından asılı olmayaraq əsl problem olaraq qalır. Nəzarət olunan və üstəlik nəzarətsiz təlimə əsaslanan alqoritmlər təlim üçün, həm də təsdiqləmə məqsədi ilə çox böyük məlumat dəstlərinə ehtiyac duyur. Yüksək keyfiyyətli metodologiya standartlaşdırılmış çox parametrlili təsvirin əldə edilməsi protokollarını və çoxsaylı oxucu qiymətləndirməsi, izləmə görüntüləmə və/yaxud anatomopatoloji daxil olmaqla möhkəm diaqnostika üsullarını tələb edir. Çox mərkəzli Sİ tədqiqatları və birləşdirilmiş görüntüləmə məlumatları boş vaxt və maliyyə resursları üçün effektiv həll yolu ola bilər.

Yekun. Sistemantik yanaşmamız göstərdi ki, HSK-nın diaqnostikasında və qiymətləndirilməsində əvvəlki işlərdə USQ, KT və MRT-dən istifadə etməklə ənənəvi şərhin məşin öyrənməsi ilə müqayisəliliyi qiymətləndirilmişdir. Təhlillərimizdə görüntüləmə üsullarının paylanması HSK diaqnostikası üçün tibbi görüntüləmənin faydalılığını və təkamülünü əks etdirir. Bundan

əlavə, nəticələrimiz lazımsız təkrarlanmanı və resursların israfını minimuma endirmək üçün

birgə məlumat bazalarında məlumat mübadiləsinə qaçılmaz ehtiyacı vurğulayır.

Maraqların toqquşması: Müəlliflər bu məqalənin tədqiqatı, müəllifliyi və/və ya nəşri ilə bağlı potensial maraqların toqquşması barədə məlumat verməmişlər.

ƏDƏBİYYAT

1. Shapiro S.C. Encyclopaedia of Artificial Intelligence, 2nd ed.; John Wiley & Sons: Nashville, TN, USA, 1992; Volume 1.
2. Calderaro J., Seraphin T.P., Luedde T., Simon T.G. Artificial intelligence for the prevention and clinical management of hepatocellular carcinoma. *J. Hepatol.* 2022, 76, 1348–1361. [CrossRef] [PubMed]
3. Sung H., Ferlay J., Siegel R.L., Laversanne M., Soerjomataram I., Jemal A., Bray F. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA Cancer J. Clin.* 2021, 71, 209–249. [CrossRef] [PubMed]
4. Laino M.E., Viganò L., Ammirabile A., Lofino L., Generali E., Francone M., Lleo A., Saba L., Savevski V. The Added Value of Artificial Intelligence to LI-RADS Categorization: A Systematic Review. *Eur. J. Radiol.* 2022, 150, 110251. Available online: [https://www.ejradiology.com/article/S0720-048X\(22\)00101-2/fulltext](https://www.ejradiology.com/article/S0720-048X(22)00101-2/fulltext) (accessed on 5 July 2022). [CrossRef] [PubMed]
5. Morland D., Triumbari E.K.A., Boldrini L., Gatta R., Pizzuto D., Annunziata S. Radiomics in Oncological PET Imaging: A Systematic Review—Part 1, Supradiaphragmatic Cancers. *Diagnostics* 2022, 12, 1329. [CrossRef]
6. Alessandro M., Mohammad A., Surobhi C., Juan P.S.P., Saurabh S., Tapan P., Thomas P.E.K., Salvatore A., Salvatore A., Giorgio T., Francesco G. Artificial Intelligence in the Diagnosis of Hepatocellular Carcinoma: A Systematic Review – *J. Clin. Med.* 2022, 11, 6368. <https://doi.org/10.3390/jcm11216368>
7. Ziegelmayr S., Reischl S., Harder F., Makowski M., Braren R., Gawlitza J. Feature Robustness and Diagnostic Capabilities of Convolutional Neural Networks against Radiomics Features in Computed Tomography Imaging. *Investig. Radiol.* 2022, 57, 171–177. [CrossRef]
8. Xu X., Mao Y., Tang Y., Liu Y., Xue C., Yue Q., Liu Y., Wang J., Yin Y. Classification of Hepatocellular Carcinoma and Intrahepatic Cholangiocarcinoma Based on Radiomic Analysis. *Comput. Math. Methods Med.* 2022, 2022, 5334095. [CrossRef]
9. Rela M., Rao S.N., Patil R.R. Performance Analysis of Liver Tumor Classification Using Machine Learning Algorithms. *IJATEE* 2022, 9, 143. Available online: <https://www.accentjournals.org/paperInfo.php?journalPaperId=1393> (accessed on 20 July 2022).
10. Yang C.J., Wang C.K., Fang Y.H.D., Wang J.Y., Su F.C., Tsai H.M., Lin Y.J., Tsai H.W., Yee L.R. Clinical application of mask region-based convolutional neural network for the automatic detection and segmentation of abnormal liver density based on hepatocellular carcinoma computed tomography datasets. *PLoS ONE* 2021, 16, e0255605. [CrossRef] [PubMed]
11. Kim D.W., Lee G., Kim S.Y., Ahn G., Lee J.G., Lee S.S., Kim K.W., Park S.H., Lee Y.J., Kim N. Deep learning-based algorithm to detect primary hepatic malignancy in multiphase CT of patients at high risk for HCC. *Eur. Radiol.* 2021, 31, 7047–7057. [CrossRef] [PubMed]
12. Zhou J., Wang W., Lei B., Ge W., Huang Y., Zhang L., Yan Y., Zhou D., Ding Y., Wu J. et al. Automatic Detection and Classification of Focal Liver Lesions Based on Deep Convolutional Neural Networks: A Preliminary Study. *Front. Oncol.* 2020, 10, 581210. [CrossRef]
13. Shi W., Kuang S., Cao S., Hu B., Xie S., Chen S., Chen Y., Gao D., Chen S., Zhu Y. et al. Deep learning assisted differentiation of hepatocellular carcinoma from focal liver lesions: Choice of four-phase and three-phase CT imaging protocol. *Abdom. Radiol.* 2020, 45, 2688–2697. [CrossRef]
14. Zhen S.H., Cheng M., Tao Y.B., Wang Y.F., Juengpanich S., Jiang Z.Y., Jiang Y.K., Yan Y.Y., Lu W., Lue J.M. et al. Deep Learning for Accurate Diagnosis of Liver Tumor Based on Magnetic Resonance Imaging and Clinical Data. *Front. Oncol.* 2020, 10, 680. [CrossRef]
15. Ensembled Liver Cancer Detection and Classification Using CT Images—Abhay Krishan, Deepti Mittal. 2021. Available online: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0954411920971888?journalCode=pihb> (accessed on 20 July 2022).
16. Das A., Das P., Panda S.S., Sabut S. Detection of Liver Cancer Using Modified Fuzzy Clustering and Decision Tree Classifier in CT Images. *Pattern Recognit. Image Anal.* 2019, 29, 201–211. [CrossRef]
17. Kutlu H., Avci E. A Novel Method for Classifying Liver and Brain Tumors Using Convolutional Neural Networks, Discrete Wavelet Transform and Long Short-Term Memory Networks. *Sensors* 2019, 19, 1992. [CrossRef]
18. Nayak A., Baidya Kayal E., Arya M., Culli J., Krishan S., Agarwal S., Mehndiratta A. Computer-aided diagnosis of cirrhosis and hepatocellular carcinoma using multi-phase abdomen CT. *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.* 2019, 14, 1341–1352. [CrossRef]
19. Das, A.; Acharya, U.R.; Panda, S.S.; Sabut, S. Deep learning based liver cancer detection using watershed transform and Gaussian mixture model techniques. *Cogn. Syst. Res.* 2019, 54, 165–175. [CrossRef]

20. Mokrane, F.Z.; Lu, L.; Vavasseur, A.; Otal, P.; Peron, J.M.; Luk, L.; Yang, H.; Ammari, S.; Saenger, Y.; Rousseau, H. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules. *Eur. Radiol.* 2020, 30, 558–570. [CrossRef]
21. Balagourouchetty, L.; Pragatheeswaran, J.K.; Pottakkat, B.; Ramkumar, G. GoogLeNet-Based Ensemble FCNet Classifier for Focal Liver Lesion Diagnosis. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2020, 24, 1686–1694. [CrossRef]
22. Deep Learning with Convolutional Neural Network for Differentiation of Liver Masses at Dynamic Contrast Enhanced CT: A Preliminary Study. Available online: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29059036/> (accessed on 20 July 2022).
23. Stoitsis, J.; Valavanis, I.; Mougiakakou, S.G.; Golemati, S.; Nikita, A.; Nikita, K.S. Computer aided diagnosis based on medical image processing and artificial intelligence methods. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers Detect. Assoc. Equip.* 2006, 569, 591–595. [CrossRef]
24. Usefulness of Artificial Neural Network for Differential Diagnosis of Hepatic Masses on CT Images ScienceDirect. Available online: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1076633206002613> (accessed on 20 July 2022).
25. Gletsos, M.; Mougiakakou, S.G.; Matsopoulos, G.K.; Nikita, K.S.; Nikita, A.S.; Kelekis, D. A computer-aided diagnostic system to characterize CT focal liver lesions: Design and optimization of a neural network classifier. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 2003, 7, 153–162. [CrossRef]
26. Chen, E.L.; Chung, P.C.; Chen, C.L.; Tsai, H.M.; Chang, C.I. An automatic diagnostic system for CT liver image classification. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1998, 45, 783–794. [CrossRef]
27. Turco, S.; Tiyyarattanachai, T.; Ebrahimkheil, K.; Eisenbrey, J.; Kamaya, A.; Mischi, M.; Lyschchik, A.; Kaffas, A.E. Interpretable Machine Learning for Characterization of Focal Liver Lesions by Contrast-Enhanced Ultrasound. *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control* 2022, 69, 1670–1681. [CrossRef]
28. Sato, M.; Kobayashi, T.; Soroida, Y.; Tanaka, T.; Nakatsuka, T.; Nakagawa, H.; Nakamura, A.; Kurihara, M.; Endo, M.; Hikita, H.; et al. Development of novel deep multimodal representation learning-based model for the differentiation of liver tumors on B-mode ultrasound images. *J. Gastroenterol. Hepatol.* 2022, 37, 678–684. [CrossRef]
29. Caleanu, C.D.; Sirbu, C.L.; Simion, G. Deep Neural Architectures for Contrast Enhanced Ultrasound (CEUS) Focal Liver Lesions Automated Diagnosis. *Sensors* 2021, 21, 4126. [CrossRef] [PubMed]
30. Huang, Q.; Pan, F.; Li, W.; Yuan, F.; Hu, H.; Huang, J.; Yu, J.; Wang, W. Differential Diagnosis of Atypical Hepatocellular Carcinoma in Contrast-Enhanced Ultrasound Using Spatio-Temporal Diagnostic Semantics. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2020, 24, 2860–2869. [CrossRef]
31. Brehar, R.; Mitrea, D.A.; Vancea, F.; Marita, T.; Nedeveschi, S.; Lupsor-Platon, M.; Rotaru, M.; Badea, R.I. Comparison of Deep-Learning and Conventional Machine-Learning Methods for the Automatic Recognition of the Hepatocellular Carcinoma Areas from Ultrasound Images. *Sensors* 2020, 20, 3085. [CrossRef]
32. Schmauch, B.; Herent, P.; Jehanno, P.; Dehaene, O.; Saillard, C.; Aubé, C.; Luciani, A.; Lassau, N.; Jégou, S. Diagnosis of focal liver lesions from ultrasound using deep learning. *Diagn. Interv. Imaging* 2019, 100, 227–233. [CrossRef]
33. Acharya, U.R.; Koh, J.E.W.; Hagiwara, Y.; Tan, J.H.; Gertych, A.; Vijayanathan, A.; Yaakup, N.A.; Abdullah, B.J.J.; Bin Mohd Fabell, M.K.; Yeong, C.H. Automated diagnosis of focal liver lesions using bidirectional empirical mode decomposition features. *Comput. Biol. Med.* 2018, 94, 11–18. [CrossRef]
34. Ta, C.N.; Kono, Y.; Eghtedari, M.; Oh, Y.T.; Robbin, M.L.; Barr, R.G.; Kummel, A.C.; Mattrey, R.F. Focal Liver Lesions: Computeraided Diagnosis by Using Contrast-enhanced US Cine Recordings. *Radiology* 2018, 286, 1062–1071. [CrossRef] [PubMed]
35. Bharti, P.; Mittal, D.; Ananthasivan, R. Preliminary Study of Chronic Liver Classification on Ultrasound Images Using an Ensemble Model. *Ultrason. Imaging* 2018, 40, 357–379. [CrossRef] [PubMed]
36. Hassan, T.M.; Elmogy, M.; Sallam, E.S. Diagnosis of Focal Liver Diseases Based on Deep Learning Technique for Ultrasound Images. *Arab. J. Sci. Eng.* 2017, 42, 3127–3140. [CrossRef]
37. Guo, L.H.; Wang, D.; Qian, Y.Y.; Zheng, X.; Zhao, C.K.; Li, X.L.; Bo, X.W.; Yue, W.W.; Zhang, Q.; Shi, J.; et al. A two-stage multi-view learning framework based computer-aided diagnosis of liver tumors with contrast enhanced ultrasound images. *Clin. Hemorheol. Microcirc.* 2018, 69, 343–354. [CrossRef]
38. Kondo, S.; Takagi, K.; Nishida, M.; Iwai, T.; Kudo, Y.; Ogawa, K.; Kamiyama, T.; Shibuya, H.; Kahata, K.; Shimizu, C. Computer-Aided Diagnosis of Focal Liver Lesions Using Contrast-Enhanced Ultrasonography with Perflubutane Microbubbles. *IEEE Trans. Med. Imaging* 2017, 36, 1427–1437. [CrossRef]
39. Gatos, I.; Tsantis, S.; Spiliopoulos, S.; Skouroliakou, A.; Theotokas, I.; Zoumpoulis, P.; Hazle, J.D.; Kagadis, G.C. A new automated quantification algorithm for the detection and evaluation of focal liver lesions with contrast enhanced ultrasound. *Med. Phys.* 2015, 42, 3948–3959. [CrossRef]
40. Virmani, J.; Kumar, V.; Kalra, N.; Khandelwal, N. Neural network ensemble based CAD system for focal liver lesions from
41. B-mode ultrasound. *J. Digit. Imaging* 2014, 27, 520–537. [CrossRef]
42. Wu, K.; Chen, X.; Ding, M. Deep learning based classification of focal liver lesions with contrast-enhanced ultrasound. *Optik* 2014, 125, 4057–4063. [CrossRef]
43. Virmani, J.; Kumar, V.; Kalra, N.; Khandelwal, N. Characterization of Primary and Secondary Malignant Liver Lesions from B-Mode Ultrasound. *J. Digit. Imaging* 2013, 26, 1058–1070. [CrossRef]

44. Streba, C.T.; Ionescu, M.; Gheonea, D.I.; Sandulescu, L.; Ciurea, T.; Saftoiu, A.; Vere, C.C.; Rogoveanu, I. Contrast-enhanced ultrasonography parameters in neural network diagnosis of liver tumors. *World J. Gastroenterol.* 2012, 18, 4427–4434. [CrossRef]
45. Mittal, D.; Kumar, V.; Saxena, S.C.; Khandelwal, N.; Kalra, N. Neural network based focal liver lesion diagnosis using ultrasound images. *Comput. Med. Imaging Graph.* 2011, 35, 315–323. [CrossRef] [PubMed]
46. Sugimoto, K.; Shiraishi, J.; Moriyasu, F.; Doi, K. Computer-aided diagnosis for contrast-enhanced ultrasound in the liver. *World J. Radiol.* 2010, 2, 215–223. [CrossRef]
47. Shiraishi, J.; Sugimoto, K.; Moriyasu, F.; Kamiyama, N.; Doi, K. Computer-aided diagnosis for the classification of focal liver lesions by use of contrast-enhanced ultrasonography. *Med. Phys.* 2008, 35, 1734–1746. [CrossRef] [PubMed]
48. Zheng, R.; Wang, L.; Wang, C.; Yu, X.; Chen, W.; Li, Y.; Li, W.; Yan, F.; Wang, H.; Li, R. Feasibility of automatic detection of small hepatocellular carcinoma ($\leq 2\text{ cm}$) in cirrhotic liver based on pattern matching and deep learning. *Phys. Med. Biol.* 2021, 66, 8. [CrossRef]
49. Stollmayer, R.; Budai, B.K.; Tóth, A.; Kalina, I.; Hartmann, E.; Szoldán, P.; Bérczi, V.; Maurovich-Horvat, P.; Kaposi, P.N. Diagnosis of focal liver lesions with deep learning-based multi-channel analysis of hepatocyte specific contrast-enhanced magnetic resonance imaging. *World J. Gastroenterol.* 2021, 27, 5978–5988. [CrossRef]
50. Kim, J.; Min, J.H.; Kim, S.K.; Shin, S.Y.; Lee, M.W. Detection of Hepatocellular Carcinoma in Contrast Enhanced Magnetic Resonance Imaging Using Deep Learning Classifier: A Multi-Center Retrospective Study. *Sci. Rep.* 2020, 10, 9458. [CrossRef]
51. Hamm, C.A.; Wang, C.J.; Savic, L.J.; Ferrante, M.; Schobert, I.; Schlachter, T.; Lin, M.; Duncan, J.S.; Weinreb, J.C.; Chapiro, J.; et al. Deep learning for liver tumor diagnosis part I: Development of a convolutional neural network classifier for multi-phasic MRI. *Eur. Radiol.* 2019, 29, 3338–3347. [CrossRef] [PubMed]
52. Trivizakis, E.; Manikis, G.C.; Nikiforaki, K.; Drevelegas, K.; Constantinides, M.; Drevelegas, A.; Constantinides, M.; Drevelegas, A.; Marias, K. Extending 2-D Convolutional Neural Networks to 3-D for Advancing Deep Learning Cancer Classification with Application to MRI Liver Tumor Differentiation. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2019, 23, 923–930. [CrossRef] [PubMed]
53. Automatic Classification of Focal Liver Lesions Based on MRI and Risk Factors. Available online: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31095624/> (accessed on 20 July 2022).
54. Short Overview of the Human Brain Project. Available online: <https://www.humanbrainproject.eu/en/about/overview/> (accessed on 2 August 2022).

М.Р.Гусейнова¹, Н.Ю.Байрамов¹, М.Г.Мамедова²

РОЛЬ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДИАГНОСТИКЕ ГЕПАТОЦЕЛЛЮЛЯРНОГО РАКА: ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

¹*Азербайджанский Медицинский Университет, Кафедра I Хирургических Болезней*

²*Институт Информационных Технологий НАНА, Баку, Азербайджан*

Резюме. Гепатоцеллюлярная карцинома является пятым по распространенности злокачественным новообразованием и третьей по частоте причиной смерти от рака во всём мире. Искусственный интеллект — это быстрорастущая область интересов. Авторами были рассмотрены статьи, в которых сообщается о применении алгоритмов ИИ в диагностике и оценке ГЦК. Для этого проанализированы 27 статей. В проанализированных статьях в 19 статьях, посвящённых КТ-изображениям (41,30%), в 20 статьях, посвящённых изображениям УЗИ (43,47%), и в 7 статьях, посвящённых МРТ-изображениям (15,21%), использовали разные алгоритмы ИИ. Ни в одной статье не обсуждалось использование искусственного интеллекта в ПЭТ и рентгеновские технологии. Системный подход показал, что предыдущая работа по диагностике и оценке ГЦК оценивала сопоставимость традиционной интерпретации с машинным обучением с использованием УЗИ, КТ и МРТ. Использование методов визуализации в проведенном анализе отражает полезность и эволюцию медицинской визуализации для диагностики ГЦК. Кроме того, результаты поиска литературы подчёркивают острую необходимость совместного использования данных в совместных базах данных, чтобы свести к минимуму ненужное дублирование и растрату ресурсов.

M.R.Huseynova¹, N.Y.Bayramov¹, M.H.Mamedova²

THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS IN THE DIAGNOSIS OF HEPATOCELLULAR CANCER

¹*Department of Surgical Diseases, Azerbaijan Medical University, Baku, Azerbaijan*

²*Institute of Information Technologies of ANAS, Baku, Azerbaijan*

Summary. Hepatocellular carcinoma (HCC) is the fifth most common malignancy and the third leading cause of cancer death worldwide. Artificial intelligence (AI) is a rapidly growing area of interest. We have reviewed articles reporting the application of AI algorithms in the diagnosis and evaluation of HCC. To do this, we analyzed 27 articles. In the analyzed articles, 19 articles on CT images (41.30%), 20 articles on ultrasound images (43.47%), and 7 articles on MRI images (15.21%) used different AI algorithms. None of the articles discussed the use of artificial intelligence in PET and X-ray technologies. Our systematic approach showed that previous work on the diagnosis and evaluation of HCC assessed the comparability of traditional interpretation with machine learning using ultrasound, CT, and MRI. The use of imaging modalities in our analysis reflects the usefulness and evolution of medical imaging for diagnosing HCC. In addition, our results highlight the critical need to share data across collaborative databases to minimize unnecessary duplication and waste of resources.

Əlaqə üçün müəllif:

Hüseynova Mehriban Rafael qızı – Azərbaycan Tibb Universitetinin I Cərrahi Xəstəliklər kafedrası, Bakı, Azərbaycan

E-mail: mehribanhuseynova9@gmail.com