

بهبود کیفیت تشخیص سرطان ریه با شبکه عصبی U-Net بهبود یافته

INC29-1327

علیرضا صدرممتاز، محدثه زادنوروزی*

دانشکده علوم پایه، دانشگاه گیلان، رشت - ایران

چکیده:

سرطان ریه یکی از رایج ترین سرطانهاست و نرخ بقای ۵ ساله بیماران مبتلا به آن در حدود ۱۸ درصد می‌باشد. توموگرافی کامپیوتری (CT) ابزاری مناسب برای تشخیص ندول‌های ریوی می‌باشد. تصاویر CT علاوه بر کیفیت بالاتر، شفافیت و جزئیات بیشتر نسبت به تصاویر رادیولوژی، امکان بررسی سه بعدی بافت‌های ریه را به وجود می‌آورد. به دلیل دشوار بودن تشخیص ندول‌ها در مراحل اولیه از روی تصاویر CT توسط رادیولوژیست، روش‌های هوش مصنوعی بر پایه شبکه‌های عصبی به عنوان ابزاری برای کمک به رادیولوژیست در این امر همه روزه در حال پیشرفت می‌باشند. در مطالعه حاضر خودکار سازی تشخیص سرطان ریه به کمک پیاده سازی شبکه عصبی بهبود یافته U-Net صورت گرفته است. ارزیابی شبکه پیشنهادی بر روی تصاویر پایگاه داده LIDC-IDRI صورت گرفت و نتایج این مطالعه نشان دهنده میزان ضریب تشابه دایس ۷۹ درصد، دقت ۹۹/۵ درصد و حساسیت ۷۴/۸ درصد می‌باشد. با توجه به نتایج حاصله این روش می‌تواند به صورت یک سیستم کمک تشخیصی توسط رادیولوژیست ها مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژه‌ها: سرطان ریه، شبکه عصبی، CT

Improving the quality of lung cancer diagnosis with improved U-Net neural network

Alireza Sadremontaz, Mohadeseh Zadnorouzi*

Faculty of Basic Sciences, Guilan University, Rasht, Iran.

Abstract:

Lung cancer is one of the most common cancers and the 5-year survival rate of patients with it is around 18%. Computed tomography (CT) is a suitable tool for diagnosing pulmonary nodules. In addition to higher quality, transparency and more details than radiology images, CT images allow three-dimensional examination of lung tissues. Due to the difficulty of detecting nodules in the early stages from CT images by radiologists, artificial intelligence methods based on neural networks are being developed every day as a tool to help radiologists in this matter. In the present study, the automation of lung cancer diagnosis has been done with the help of implementing the improved neural network U-Net. The evaluation of the proposed network was done on the LIDC-IDRI database images and the results of this study show that the Dice similarity coefficient is 79%, the accuracy is 99.5% and the sensitivity is 74.8%. According to the results, this method can be used as a diagnostic aid system by radiologists.

Keywords: lung cancer, neural network, CT

۱. مقدمه

در میان همه سرطان‌ها، سرطان ریه بالاترین میزان مرگ و میر را دارد. این بیماری به دلیل رشد نامنظم سلولی به شکل ندول‌های ریوی در بافت ریه ایجاد می‌شود که نشانه سرطان اولیه ریه است. بنابراین، تشخیص ندول‌های ریوی برای کشف زودهنگام سرطان ریه بسیار مهم است [۲،۱]. سیستم تشخیص به کمک رایانه، فناوری پردازش تصویر پزشکی را با تجزیه و تحلیل رایانه‌ای ترکیب می‌کند که به یافتن ضایعات کمک می‌کند و دقت تشخیصی را بهبود می‌بخشد. همچنین این سیستم باعث کاهش تشخیص اشتباه و قضاوت نادرست ندول‌های ریوی و بهبود کارایی و دقت تشخیص می‌شود. سرعت بخشی و دقیق‌تر نمودن این فرایند، نقش بسزایی در طراحی درمان مؤثرتر بیمار دارد. در سال‌های اخیر پژوهش‌های متفاوتی در زمینه تشخیص و جداسازی ندول‌های ریوی صورت گرفته است.

Setio و همکارانش [۳] از روش‌های آستانه گذاری، رشد ناحیه و فیلتر مورفولوژی جهت جداسازی ندول‌های متصل به دیواره کمک گرفتند. Liu و همکارانش [۴] از روش آستانه گذاری خودکار اوتسو و الگوریتم خوشه بندی فازی جهت جداسازی انواع ندول‌ها استفاده نمودند. تقوی نامین و همکارانش [۵] الگوریتمی جهت تشخیص ندول و تعیین درجه بدخیمی آن با به کارگیری (F-KNN) ارائه دادند. آنها ویژگی‌های هندسی و ویژگی‌های مبتنی بر شدت روشنایی را جهت پیدا کردن شکل و اندازه ندول به کار بردند. نرخ تشخیص در این روش ۰.۸۸٪ و FP در هر اسکن ۱۰/۳ گزارش شده است.

Wang و همکارانش [۶] شبکه‌های عصبی کانولوشنی متمرکز بر مرکز تصویر ندول را برای شناسایی ندول‌های ریوی توسعه دادند. شبکه کانولوشن زدای عمیق توسط Zhao و همکارانش [۷] برای شناسایی ندول‌های ریوی در تصاویر CT scan ریه پیشنهاد شد. Huang و همکارانش [۸،۹] از یک شبکه تمام خودکار جهت جداسازی ندول‌ها استفاده کردند. آنها پس از شناسایی موارد مشکوک به ندول، جداسازی ندول‌ها را به کمک یک شبکه تمام کانولوشنی انجام دادند.

نوعی خاص از شبکه‌های عصبی کانولوشنی به نام U-Net^۱ در ابتدا توسط Ronneberger و همکارانش [۱۰] در سال ۲۰۱۵ برای تقسیم‌بندی تصاویر پزشکی معرفی شد. این شبکه با تعداد بسیار کمی از تصاویر آموزش دید و تقسیم‌بندی دقیق‌تری نسبت به شبکه‌های قبلی حاصل گردید.

در این راستا پیاده سازی یک شبکه عصبی هوشمند می‌تواند جهت بالا بردن دقت تشخیص متخصص به کار رود. بررسی ندول‌های ریوی در شناسایی اولیه سرطان ریه از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. با توجه به اینکه ندول‌های ریوی توده‌های کوچک و معمولاً کروی و متراکم‌اند و گاهی عروق خونی شبیه لکه‌های دایره‌ای دیده می‌شوند، این موضوع شناسایی آنها را از ندول‌های ریوی دچار مشکل می‌کند. این تشخیص با چشم می‌تواند مستعد خطا باشد و رادیولوژیست ممکن است ندول و در نتیجه سرطان را شناسایی نکند. بنابراین وجود یک سیستم پردازش تصویر که دارای قدرت استخراج ویژگی‌هایی است که چشم انسان قادر به تشخیص آنها نیست یا با دقت پایین آنها را شناسایی می‌کند می‌تواند در بهبود تشخیص و درمان بسیار مفید واقع شود و به عنوان چشم دوم پزشک عمل کند. جهت دستیابی به این موضوع در مطالعه حاضر به دنبال شناسایی خودکار نواحی ندول به کمک شبکه عصبی U-Net بهبودیافته می‌باشیم. استفاده از بلاک‌های دارای پردازش بیشتر و گسترده‌تر تصاویر در ساختار پیشنهادی سبب استخراج ویژگی‌های مؤثرتر تصویر و بهبود کارایی شبکه نسبت به سایر کارها شده است. روش پیشنهادی بر روی مجموعه تصاویر پایگاه LIDC-IDRI مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج با معیارهای ارزیابی حساسیت، دایس و دقت مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان‌دهنده بهبود مقادیر دایس و حساسیت در جداسازی ندولها نسبت به سایر مطالعات می‌باشد.

۲. روش کار

¹ U-Network

در اینجا، ما یک چارچوب تقسیم‌بندی مبتنی بر U-Net برای تقسیم‌بندی کارآمد ندول ریه پیشنهاد می‌کنیم. این روش ویژگی‌های مفید را استخراج می‌کند و بلوک‌های کانولوشن عمیق با پیوندهای متراکم با بلوک‌های کانولوشنی Dilation ادغام شده تا میدان دید فیلترها را بدون حذف داده‌ها و پوشش همه نواحی گسترده‌تر کنند. ابتدا تصاویر ROI ریه را از کل برش‌های سی تی اسکن با استفاده از عملیات پردازش تصویر استاندارد و خوشه بندی K-means استخراج می‌کنیم. این امر فضای جستجوی مدل را تنها به لوبها که در آن ندولها وجود دارند به جای کل برش سی تی اسکن کاهش می‌دهد. ارزیابی مدل پیشنهادی از طریق استفاده از مجموعه داده LIDC-IDRI انجام شد. LIDC پایگاه داده مورد استفاده در مطالعه حاضر و یک مجموعه داده‌های عمومی مرسوم مورد استفاده در زمینه تشخیص ندول می‌باشد و به‌عنوان یک منبع قابل دسترس بین‌المللی جهت توسعه، آموزش و ارزیابی سیستم‌های CAD، جهت تشخیص و شناسایی سرطان ریه در تصاویر CT scan تهیه شده است [۱۱]. این مجموعه شامل ۱۰۱۱ مورد است که هر یک شامل تعدادی تصاویر CT scan سینه هستند و در کنار هر یک از این موارد یک فایل XML پیوست شده است. این فایل‌ها حاوی اطلاعاتی از تصویر هستند که توسط چهار رادیولوژیست فراهم شده است [۱۲]. برای خواندن فایل‌های موجود در مجموعه دادگان از کتابخانه Pydicom در زبان پایتون استفاده کردیم.

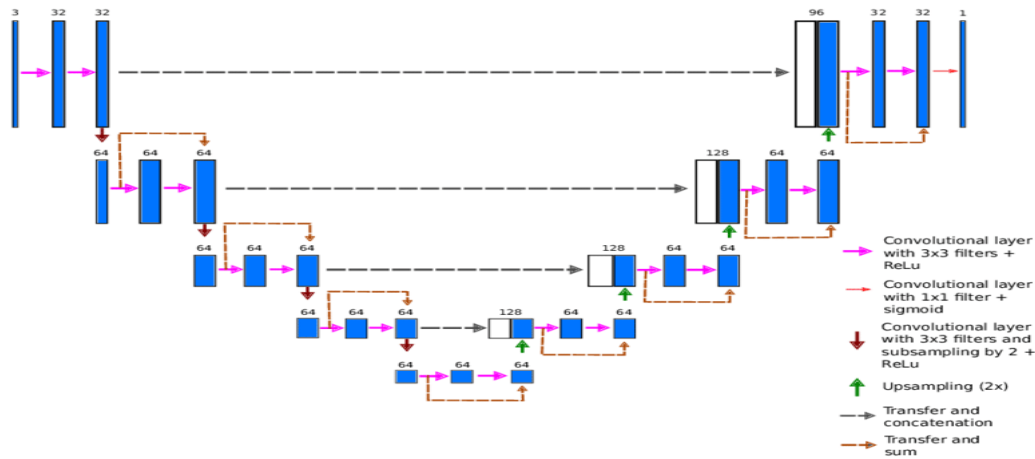
۲-۱ پیش پردازش تصاویر

تصاویر سی تی اسکن ریه حاوی نواحی غیرضروری و نویز می‌باشند که قبل از آموزش شبکه لازم است حذف شوند تا عملکرد شبکه بهبود پیدا کند. به این منظور تعدادی مراحل پیش پردازش روی تصاویر اعمال شد تا کیفیت تصاویر بهبود یابد. همچنین به منظور کاهش فضای جستجوی ندول در تصاویر و حذف نواحی غیرضروری در تصاویر، ناحیه ROI (لوبهای ریه) در تصاویر به کمک زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه‌های پردازش تصویر آن مانند matplotlib و skimage استخراج گردید.

به منظور دستیابی به نتایج بهتر، در ابتدا استانداردسازی تصاویر صورت گرفت. در این مرحله میانگین و انحراف معیار تصاویر سی تی محاسبه شده و تصویر از مقدار میانگین کم شده و به مقدار انحراف معیار تقسیم می‌شود. جهت بهبود کیفیت تصاویر ریه، فیلتر میانه که یکی از رایج ترین فیلترهای نویززدایی در تصاویر پزشکی می‌باشد جهت نویززدایی تصاویر اعمال شد. جهت کاهش حجم پردازش نواحی ای که فاقد اطلاعات ضروری می‌باشند، پس از افزایش کیفیت تصویر توسط فیلتر میانه به منظور استخراج لوب‌های ریه از تصویر، در گام اول از الگوریتم K-means جهت ایجاد دو خوشه متمایز شامل لوب‌ها و دیواره ریه استفاده شد.

۲-۲ ساختار شبکه پیشنهادی

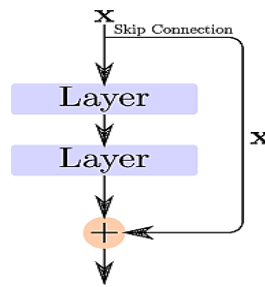
ما ساختاری بر اساس شبکه U-Net طراحی کردیم و جهت بهبود کارایی U-Net بلاک‌های Res-dilation را وارد آن کردیم که موجب اکتساب ویژگی‌های موثرتر می‌شود. در ادامه بخش‌های اصلی شبکه یعنی رمزنگار، رمزگشا و Bottleneck را شرح خواهیم داد. ساختار شبکه پیشنهادی در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل (۱) ساختار U-Net پیشنهادی

۲-۲-۱ واحد Res-dil

U-Net پایه به علت داشتن میدان دید محدود نمی‌تواند ویژگی‌های معنایی کافی را استخراج کند. به دلیل نیاز به میدان دید وسیع تر ما پیشنهاد استفاده از بلاک‌های res را در بخش رمزنگار و رمزگشا دادیم تا ویژگی‌ها را در چندین مقیاس به دست آوریم. این ساختار در واقع به نوعی میان‌بر می‌زند و یک لایه را به لایه‌ی دورتر متصل می‌کند و می‌تواند اطلاعات مکانی باارزشی را بیابد که در یافتن جزئیات و بازیابی اطلاعات طی فرایند آموزش مؤثر است. ساختار Res-dil در شکل ۲ آورده شده است.



شکل (۲) ساختار Res-dil پیشنهادی

۳. معیار ارزیابی

جهت ارزیابی نتایج مطالعه حاضر از معیارهای ارزیابی گوناگون شامل معیار شباهت دایس (DSC)، دقت (accuracy) و حساسیت (Recall) استفاده گردید. از بین این معیارها، معیارهای دایس به بررسی شباهت ندول پیش بینی شده توسط شبکه با ندول حقیقی می‌پردازد. معیار دقت میزان پیش بینی صحیح نواحی ندول و غیر ندول را به طور همزمان می‌سنجد. در معیار حساسیت میزان تفاوت یا عدم شباهت تصاویر ماسک پیش بینی شده توسط شبکه با تصاویر ماسک حقیقی لحاظ می‌شود. این معیارهای ارزیابی توسط پارامترهای TP، FP، TN و FN تعریف شده است که در ادامه به توضیح به چهار پارامتر می‌پردازیم و سپس روابط مربوط به این معیارها ارائه می‌شود.

TP: پیکسل‌هایی از تصویر که متعلق به ندول می‌باشند و به‌طور صحیح توسط شبکه پیش بینی شده‌اند.

FP: پیکسل‌هایی از تصویر که اشتبهاً متعلق به ندول پیش بینی شده‌اند.

TN: پیکسل‌هایی از تصویر که متعلق به ندول نبوده و به‌طور صحیح پیش بینی شده‌اند.

FN: پیکسل‌هایی از تصویر که در واقع متعلق به ندول بوده اما غیر ندول پیش‌بینی شده است.

رابطه (۱) نحوه محاسبه معیار شباهت دایس را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در این رابطه مشاهده می‌کنیم، نمونه‌های منفی درست (TN) یعنی نواحی غیر ندول نقشی در محاسبه معیار دایس ندارند. هرچه معیار دایس بالاتر باشد، نشان از دقیق‌تر بودن ندول پیش‌بینی شده دارد.

$$DSC = \frac{2TP}{(TP+FP)+(TP+FN)} \quad (1)$$

در این رابطه TP نشان‌دهنده نمونه‌های مثبت درست، FP نشان‌دهنده نمونه‌های مثبت نادرست و FN معرف نمونه‌های منفی نادرست است. در کار حاضر معیارهای دیگری نیز برای ارزیابی کارایی شبکه U-Net مورد بررسی قرار گرفت، مانند معیار دقت که مفهوم آن انتساب درست پیکسل‌ها به دسته مثبت یا منفی می‌باشد. رابطه (۲) نحوه محاسبه این معیار را نشان می‌دهد.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

از معیارهای ارزیابی Recall نیز جهت ارزیابی میزان عدم شباهت نتایج پیش بینی شده با نتایج وضعیت حقیقی استفاده گردید که در ادامه رابطه مربوط به آن آورده شده است.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

نتایج ارزیابی شبکه پیشنهادی توسط معیارهای دیگر مورد استفاده در جدول زیر آورده شده است.

جدول ۱: نتایج ارزیابی شبکه پیشنهادی

معیار ارزیابی	accuracy	DSC	Recall
مقدار	۹۹/۵	۷۹	۷۴/۸۰

به منظور سنجش عیار روش‌های پیشنهادی، نتایج به‌دست آمده از مدل پیشنهادی را با دیگر پژوهش‌های مشابه روی مجموعه دادگان LIDC مقایسه کردیم، نتایج این مقایسه در جدول ۲ قابل مشاهده است.

جدول ۲: مقایسه معیار دایس مطالعه حاضر با سایر روش‌ها

معیار دایس	پژوهش
٪۶۸	Jiang et al[13]
٪۶۹	Mukherjee et al[14]
٪۷۱/۰۸	Pang et al[15]
٪۷۳/۶	Tong et al[16]
٪۷۴/۰۵	Wu et al[17]
٪۷۹	Our proposed method

۴. نتیجه گیری

در مطالعه حاضر از روش‌های ناحیه‌بندی جهت حذف ناحیه‌های غیر مفید و پردازش غیرضروری اطلاعات تصویر جهت کارایی بالاتر شبکه در تشخیص و شناسایی ندول‌ها استفاده شد و برای شناسایی ندول‌ها آموزش شبکه U-Net پیشنهاد گردید که کارایی خوبی برای مجموعه داده‌های پزشکی را نشان دادند. کارایی روش‌های پیشنهادی در شناسایی ندول‌ها براساس دقت، حساسیت و معیار شباهت دایس در نظر گرفته شد. بررسی روی تصاویر پایگاه داده LIDC نشان داد که روش‌های پیشنهادی کارایی و زمان پاسخگویی قابل مقایسه‌ای با روش‌های دیگر دارند.

مراجع:

- [1] A. Jemal, R. Siegel, et al., "Cancer statistics, 2009", CA Cancer J Clin, vol. 59, no. 4, pp. 225–249, 2009.
- [2] K.W. Jung, Y.J. Won, et al., "Cancer statistics in korea: incidence, mortality and survival in 2005", Journal of korean medical science, vol. 24(6), pp. 995–1003, 2009.
- [3] Setio AAA, Jacobs C, Gelderblom J, van Ginneken B, "Automatic detection of large pulmonary solid nodules in thoracic CT images", Med Phys. 2015;42(10):5642-5653.
- [4] Liu J, Jiang H, Gao M, et al., "An assisted diagnosis system for detection of early pulmonary nodule in computed tomography images", J Med Syst. 2017;41(2):30.
- [5] S. T. Namin and H. Abrishami, "Automated detection and classification of pulmonary nodules in 3D thoracic CT images", IEEE. Systems Man and Cybernetics (SMC), pp. 3774–3779, 2010.
- [6] Wang, S.; Zhou, M.; Gevaert, O.; Tang, Z.; Dong, D.; Liu, Z.; Jie, T., "A multi-view deep convolutional neural networks for lung nodule segmentation", In Proceedings of the 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Jeju Island, Korea, 11–15 July 2017; pp. 1752–1755.
- [7] Zhao, X.; Sun, W.; Qian, W.; Qi, S.; Sun, J.; Zhang, B.; Yang, Z., "Fine-Grained lung nodule segmentation with pyramid deconvolutional neural network", In Computer-Aided Diagnosis, Proceedings of the Medical Imaging 2019, San Diego, CA, USA, 17–20 February 2019; SPIE—International Society for Optics and Photonics: Bellingham, WA, USA, 2019; p. 109503S.
- [8] Huang, X.; Sun, W; Tseng, T.-L.B.; Li, C.; Qian, W., "Fast and fully-automated detection and segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans using deep convolutional neural networks", Comput. Med. Imaging Graph. **2019**, 74, 25–36. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
- [9] Long, J.; Shelhamer, E.; Darrell, T., "Fully convolutional models for semantic segmentation", In Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 7–12 June 2015; p. 4.
- [10] Ronneberger, O.; Fischer, P.; Brox, T., "U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation", In Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Munich, Germany, 5–9 October 2015; pp. 234–241.
- [11] M. McNitt, S. Armato, et al., "The lung image database consortium (LIDC) data collection process for nodule detection and annotation", Acad Radiol, vol. 14, no. 12, pp. 1464-1474, 2007.
- [12] S. G. Armato, G. McLennan, M. F. McNitt-gray, et al., "The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans", Med Phys, vol. 38. no. 2, pp. 915-931, 2011.

- [13] Jiang J, Hu Y-C, Liu C-J, Halpenny D, Hellmann MD, Deasy JO, Mageras G, Veeraraghavan H (2018), “Multiple resolution residually connected feature streams for automatic lung tumor segmentation from CT images”, IEEE Trans Med Imaging 38(1):134–144.
- [14] Mukherjee S, Huang X, Bhagalia RR., “Lung nodule segmentation using deep learned prior based graph cut”, Paper presented at: IEEE 14th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2017); Apr. 18-21, 2017; Melbourne, Australia.
- [15] Pang S, Du A, Orgun MA, et al., “CTumorGAN: a unified framework for automatic computed tomography tumor segmentation”, Eur J Nucl Med Mol Imaging. 2020; 47:2248-2268.
- [16] Tong G, Li Y, Chen H, Zhang Q, Jiang H., “Improved U-NET network for pulmonary nodules segmentation”, Optik. 2018; 174:460-469.
- [17] Wu B, Zhou Z, Wang J, Wang Y, “Joint learning for pulmonary nodule segmentation, attributes and malignancy prediction”, In: 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI2018), 2018. IEEE, pp 1109–1113.