

CÁC ĐẶC TRƯNG CỦA THẬN VÀ CÁC KỸ THUẬT HỖ TRỢ PHÂN ĐOẠN ẢNH THẬN HIỆN NAY

TRẦN THỊ THUÝ^{1*}

Tóm tắt

Ảnh y khoa có nhiều đóng góp trong chẩn đoán và điều trị bệnh, nhất là bệnh liên quan đến thận. Tỷ lệ chữa khỏi ung thư thận sẽ thay đổi tùy theo giai đoạn và cấp độ. Phân đoạn ảnh thận sử dụng các mô hình học sâu giúp các bác sĩ lâm sàng nhận biết và chẩn đoán bệnh một cách hiệu quả. Bài báo trình bày các đặc trưng của thận và các kỹ thuật xử lý phân đoạn thận hiện nay.

Từ khoá: Phân đoạn thận, học sâu, mạng thần kinh tích chập, ảnh chụp cắt lớp vi tính.

Abstract

Medical imaging has many contributions in the diagnosis and treatment of diseases, especially kidney-related diseases. The cure rate for kidney cancer will vary depending on the stage and grade. Kidney images segmentation using deep learning models helps clinicians to effectively recognize and diagnose disease. This paper presents the characteristics of the kidney and the current techniques of kidney images segmentation.

Keywords: kidney segmentation, deep learning, convolutional neural network, computerized tomography imaging.

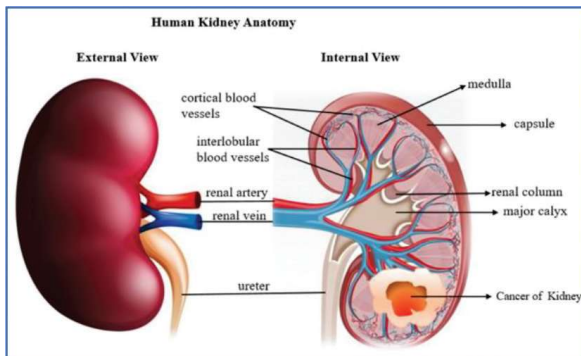
1. GIỚI THIỆU

Thận là một cơ quan bài tiết chính trong hệ tiết niệu, đảm nhận nhiệm vụ lọc máu và đào thải các chất cặn bã của cơ thể ra ngoài qua đường nước tiểu. Đồng thời, thận còn kích thích quá trình tạo máu, cân bằng các chất điện giải, kiềm, lượng dịch trong toàn bộ cơ thể và điều hoà huyết áp. Tình trạng thận bị tổn thương và giảm dần khả năng thực hiện các nhiệm vụ sẽ dẫn đến suy thận. Các bệnh

ở thận như viêm cầu thận, sỏi thận, suy thận và ung thư thận,... sẽ làm ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng sống và thậm chí là tính mạng của bệnh nhân. Ung thư thận là một trong mười bệnh ác tính hàng đầu ở cả nam và nữ, xác suất mắc bệnh ung thư thận trong suốt cuộc đời của một người là khoảng 1/75 (1,34%). Ung thư thận là một bệnh tiết niệu cấp tính ảnh hưởng đến hơn 400.000 người mỗi năm. Theo Tổ chức quan sát ung thư toàn cầu (Global Cancer Observatory), hơn 175.000 ca tử vong do bệnh ung thư thận. Ung thư biểu mô tế bào thận (renal cell carcinoma) có tỷ lệ mắc bệnh cao thứ ba sau ung thư tuyến tiền liệt và ung thư bàng quang [1].

¹Giảng viên, Khoa Công nghệ Thông tin – Truyền thông, Trường Đại học Cửu Long

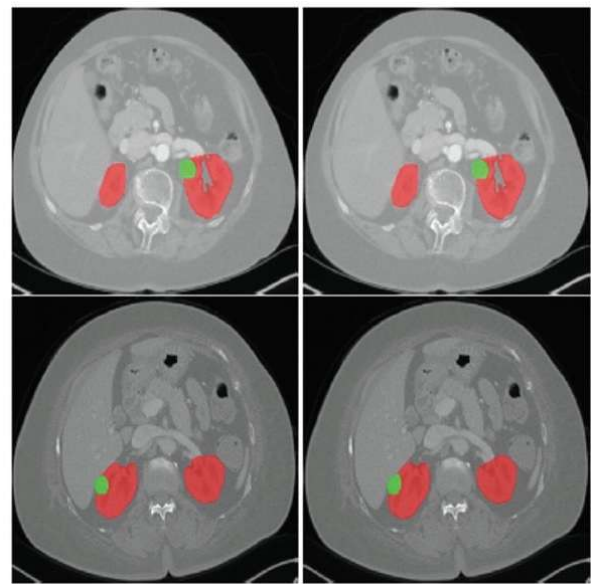
*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Trần Thị Thúy (Email: tranthithuy@mku.edu.vn)



Hình 1. Sơ đồ giải phẫu thận người và ung thư biểu mô tế bào thận [1]

Xử lý ảnh, một công nghệ được sử dụng rộng rãi trong nhiều ngành công nghiệp, bao gồm robot, sinh trắc học, an ninh và giám sát, ảnh viễn thám và hình ảnh y khoa. Khả năng ứng dụng và hiệu suất tổng thể của một tác vụ xử lý ảnh phụ thuộc rất nhiều vào chất lượng của ảnh thử nghiệm (test image) [2]. Các kỹ thuật ảnh y khoa được chia thành nhiều loại như siêu âm, chụp cắt lớp vi tính (computed tomography - CT), chụp cộng hưởng từ (magnetic resonance imaging - MRI). Hình ảnh y khoa có tính đồng nhất cao, gây khó khăn cho việc xác định các khu vực quan tâm và các mẫu cũng như làm mờ ranh giới giữa các cơ quan và các khu vực khác. Hình ảnh CT có độ phân giải cao với các đặc điểm giải phẫu tốt hơn các loại kỹ thuật hình ảnh khác. Ngoài ra, hình ảnh CT có độ tương phản cao với độ phân giải không gian đặc biệt. Do đó, hình ảnh CT là một kỹ thuật thiết yếu để chẩn đoán bất kỳ bệnh nào ảnh hưởng đến thận [2]. Hình ảnh CT thường được sử dụng trong các phòng khám để lập kế hoạch điều trị và phân đoạn các khối u thận. Ngoài ra, một số kết quả CT có thể được sử dụng để phân loại ung thư lành tính (Hình 2). Phương pháp khoanh vùng khối u phổ biến nhất là thủ

công. Bác sĩ chuyên khoa X quang sẽ kiểm tra cẩn thận các bức ảnh y khoa đã quét của bệnh nhân, phân chia tất cả các khu vực bị nghi ngờ. Phân đoạn thủ công tốn nhiều thời gian và cũng có nhiều sai khác trong nội bộ các bác sĩ đánh giá. Công nghệ CT có thể tăng cường đáng kể khả năng phát hiện và theo dõi bệnh. Điều này, có thể cải thiện việc chăm sóc bệnh nhân và tạo điều kiện thuận lợi cho việc đánh giá các chiến lược điều trị.



Hình 2. Ảnh CT thận (màu đỏ là thận, màu xanh là vị trí khối u) [3]

Trong bài viết này, chúng tôi trình bày các đặc trưng của ảnh thận và các kỹ thuật phân đoạn khác nhau cũng như tiêu chí đánh giá kết quả trong phân đoạn khối u thận. Các phần còn lại của bài báo trình bày theo cấu trúc: Các đặc trưng của ảnh thận được trình bày ở phần 2. Phần 3 trình bày các kỹ thuật xử lý phân đoạn thận và kết luận được trình bày ở phần 4.

2. CÁC ĐẶC TRƯNG CỦA THẬN

Thận có hình hạt đậu nằm trong khoang bụng, đối xứng nhau qua cột sống, ngang đốt

ngực T11 đến đốt thắt lưng L3. Thận phải nằm thấp hơn thận trái. Mặt trước thận nhẵn bóng, mặt sau sần sùi. Các quả thận nhận máu từ cặp động mạch thận bắt nguồn từ động mạch chủ bụng và chảy vào các cặp tĩnh mạch thận. Mỗi quả thận tiết nước tiểu vào niệu quản, là một cấu trúc cặp đôi dẫn nước tiểu vào bàng quang. Phía trên mỗi quả thận là tuyến nội tiết thượng thận [4].

Mỗi quả thận dài khoảng 10 -12.5cm, rộng 5-6 cm, dày 3-4 cm và nặng khoảng 170g, có một bờ lồi, một bờ lõm và được bọc bởi vỏ xơ. Ở bờ lõm có một lõm sâu (rốn thận) là nơi mạch máu và các tổ chức thận liên quan. Thận gồm hai vùng: vùng ngoài cùng là phần vỏ (có màu hồng tươi đỏ hay đỏ sẫm) dày khoảng 7 – 10mm, vùng kế tiếp là phần tuỷ và một khoang rỗng (bể thận hay tháp thận).

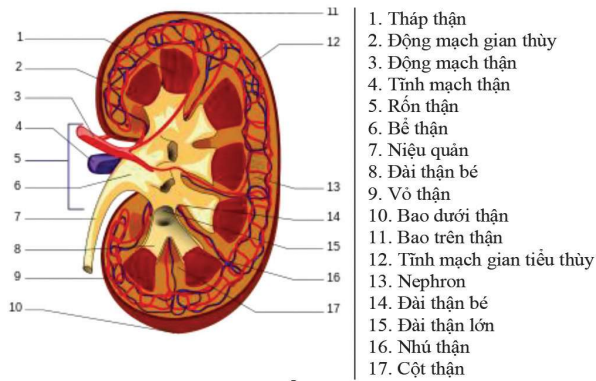
Liên quan thận	Thận phải	Thận trái
Phía trước	- Đầu trên là tuyến thượng thận - Bờ trong là tá tràng, tĩnh mạch chủ bụng. - Mặt trước là đại tràng lên, gan, ruột	- Đầu trên là tuyến thượng thận. - Mặt sau là dạ dày, đuôi tụy, lách, góc đại tràng trái và đại tràng xuống, ruột.
Phía sau	Xương sườn XII chia làm hai tầng: - Tầng ngực ở trên: liên quan chủ yếu với xương sườn XI, XII, cơ hoành, góc sườn hoành của màng phổi. - Tầng thắt lưng ở dưới: liên quan với các khối cơ ở lưng.	
Phía trong	- Cơ thắt lưng và phần bụng của thần kinh giao cảm - Bó mạch tuyến thượng thận, bó mạch và động mạch chủ bụng bên phải	

Quan sát trên kính lúp có thể thấy rõ ở phần vỏ thận gồm các chấm đỏ, nhỏ li ti, đường kính khoảng 0,2 mm. Đó là các cầu thận, còn được gọi là tiểu cầu Malpighi. Cầu thận, nang cầu thận và ống thận tạo thành một đơn vị chức năng. Nang cầu thận hay còn gọi là nang Bowman, do nhà khoa học Bowman phát hiện và mô tả, thực chất là một cái túi gồm 2 lớp trong tiếp giáp với búi mao mạch (chính là cầu thận).

Nhu mô thận gồm hai phần có màu sắc khác nhau là vùng màu đỏ nhạt ở phía ngoài và cùng tuỷ màu đỏ thẫm ở phía trong. Vùng vỏ dày khoảng 4mm bao gồm các hạt thận (hay tiểu cầu thận, hay tiểu cầu Malpighi), phần vỏ nằm giữa các tháp thận gọi là cột

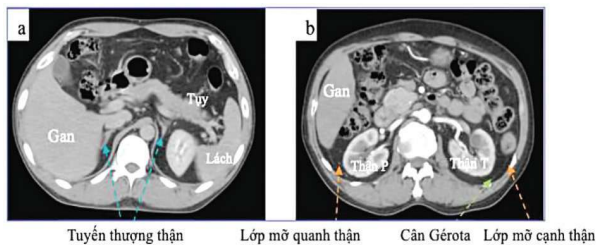
thận. Vùng tuỷ được cấu tạo bởi các tháp thận (tháp Malpighi). Mỗi tháp thận là một khối hình nón có đáy hướng về vỏ thận đỉnh hướng về bể thận. Đỉnh của tháp thận gọi là gai thận (nhú thận). Tháp thận thường nhiều hơn nhú thận. Mỗi thận có khoảng 12 gai thận. Trên mặt mỗi gai thận có nhiều lỗ nhỏ (từ 15-20 lỗ), đó là lỗ của các ống góp vào đài thận.

Ống thận thực chất cũng gồm ba đoạn khác biệt nhau là ống lượn gần, quai Henle và ống lượn xa. Ống lượn gần và ống lượn xa nằm trong phần vỏ, quai Henle nằm trong phần tuỷ. Trên phần tuỷ là các tháp thận được tạo bởi một phần các ống thận. Mỗi quả thận có thể gồm hàng chục tháp thận.



Hình 3. Cấu tạo của thận[6]

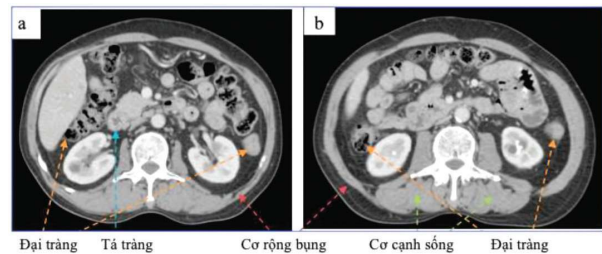
Thận nằm ngoài khoang phúc mạc dọc hai bên cột sống, thận phải thấp hơn thận trái khoảng 2cm. Cực trên thận phải ngang mức bờ dưới xương sườn XI. Cực trên thận trái ngang mức bờ trên xương sườn XI. Thận được bọc trong một bao cân mỏng gọi là cân Gérota, bao này gồm lá trước, lá sau và hai lá bọc thận, tuyến thượng thận cùng bên rồi chập vào nhau ở phía trên dính vào cơ hoành, phía dưới hai lá sát vào nhau toả vào mạc chậu, phía trọng lá sau hoà lẫn vào bao cơ thắt lưng và bám vào thân các đốt sống, lá trước phủ mặt trước cuống thận rồi liên tiếp với lá trước thận đối bên. Giữa bao thận và bao cân Gérota có lớp mỡ quanh thận, lớp mỡ bên ngoài cân Gérota gọi là lớp mỡ cạnh thận [5].



Hình 4. (a) lát cắt quang qua vị trí tuyến thượng thận, (b) lát cắt ngang qua động mạch thận hai bên trên ảnh CT thận

Mặt trước, thận phải có nửa trên liên quan với gan và tuyến thượng thận và nửa dưới liên quan với đại tràng góc gan và ruột

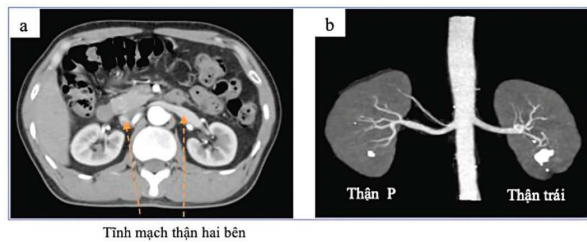
non. Thận trái có rễ mạc treo đại tràng ngang nằm bất chéo, chia mặt trước thận làm hai phần, phần trên trong liên quan với tuyến thượng thận, tiếp theo xa hơn là động mạch chủ bụng, phần dưới liên quan với mặt sau dạ dày qua hậu cung mạc nối, liên quan với đuôi tụy, lách, đại tràng góc lách, phần trên đại tràng xuống và ruột non.



Hình 5. (a) lát cắt ngang mức trên rốn thận, (b) lát cắt ngang qua 1/3 dưới thận trên ảnh CT thận[6]

Mặt sau, tạng ngực liên quan chủ yếu với xương sườn XI và XII, cơ hoành và góc sườn hoành của màng phổi. Tạng thắt lưng liên quan với khối cơ cạnh cột sống và khối cơ rộng thành bụng sau bên. Bờ ngoài phần trên thận phải liên quan với gan và thận trái liên quan với lách. Bờ trong thận, thận phải liên quan với tĩnh mạch chủ dưới và bó mạch thận, tuyến thượng thận, phần trên niệu quản và bó mạch sinh dục, thận trái liên quan với động mạch chủ bụng và cuống thận, tuyến thượng thận, phần trên niệu quản, bó mạch sinh dục.

Động mạch thận xuất phát trực tiếp từ động mạch chủ, các động mạch thận khi tới cách rốn thận từ 1-3cm thường chia làm hai ngành trước, ngành sau và phân chia tiếp ra các nhánh nhỏ hơn ở ngoài hoặc ở trong xoang thận trước khi đi vào nhu mô thận. Hình ảnh động mạch thận, động mạch chủ bụng thấy rõ trên phim chụp CT thận sau tiêm thì động mạch và dựng hình MIP.



Hình 6. (a) lát cắt ngang mức tĩnh mạch thận, (b) dựng MIP động mạch thận hai bên trên ảnh CT đa dãy[6]

Tĩnh mạch chạy ở mặt trước bề thận chiếm 95% và chỉ 5% tĩnh mạch chạy sau bề thận. Khi có huyết khối tĩnh mạch chủ dưới thì máu được dẫn theo các tĩnh mạch thắt lưng, trước sống, Azygos về tĩnh mạch chủ trên. Tĩnh mạch thận, tĩnh mạch chủ dưới thấy rõ trên phim chụp CT thận ở thì tĩnh sau tiêm.

Hệ bạch huyết bên phải nối với các hạch ở vùng rốn thận, giữa tĩnh mạch chủ dưới và động mạch chủ bụng từ ngang mức đốt thắt lưng L1-L3 và đi lên qua cột trụ cơ hoành bên phải rồi đổ vào ống ngực. Do đó, hạch di căn thường gặp ở vùng rốn thận phải, quanh tĩnh mạch chủ dưới. Hệ bạch huyết bên trái chia làm hai nhánh, một nhánh đi hướng lên trên nối với các hạch phía trước cột trụ cơ hoành, nhánh còn lại đổ vào các hạch vùng rốn thận, hạch cạnh trái động mạch chủ bụng. Do đó các hạch di căn của u thận trái thường nằm ở bên trái động mạch chủ bụng và có giới hạn trên ngang mức đốt sống ngực XI và giới hạn dưới ngang mức nguyên uỷ của động mạch mạc treo tràng dưới.

3. CÁC KỸ THUẬT XỬ LÝ PHÂN ĐOẠN THẬN

Trong những năm gần đây, các công nghệ xử lý ảnh ngày càng phát triển mạnh mẽ, đã dẫn đến sự phát triển vượt bậc trong nhiều lĩnh vực. Trong số các công nghệ phát triển nhất

có các công nghệ dựa trên học sâu, đáng chú ý nhất là CNN, đã rất thành công trong xử lý ảnh y khoa. CNN đã vươn lên dẫn đầu danh sách cho các ứng dụng phân tích ảnh y khoa khác nhau, bao gồm phát hiện phân đoạn ảnh y khoa, phân loại bất thường và truy xuất hình y khoa. Nhiều kỹ thuật mới đã xuất hiện trong lĩnh vực phân đoạn ảnh y khoa bằng học sâu [4]. Hơn nữa, vấn đề phân đoạn ảnh thận đã được các nhà nghiên cứu đặc biệt quan tâm. Một số cách tiếp cận, chẳng hạn như phương pháp dựa trên bản đồ (*atlas*), mô hình biến dạng (*deformable*), kỹ thuật cắt đồ thị (*graph cuts technique*) và phát triển khu vực (*region growing*) đã được phát triển và sử dụng. Trong nghiên cứu [4], các nhà nghiên cứu đã mô tả hình dạng của các đối tượng cục bộ thông qua các mẫu đường viền, được sử dụng để thu thập các đặc tính cụ thể của các cơ quan khác nhau. Các nhà nghiên cứu đã sử dụng CNN 2D để phân đoạn ảnh chụp cắt lớp vi tính [7]. Hiện tại, phân đoạn đầu cuối (*end-to-end segmentation*) và phân đoạn theo tầng (*cascade segmentation*) là hai chiến lược phân đoạn học sâu được sử dụng phổ biến nhất. Phân đoạn theo tầng đề cập đến quá trình xử lý nhiều tầng để đạt được phân đoạn theo từng bước, trong khi phân đoạn đầu cuối chỉ sử dụng một mô hình để thực hiện trực tiếp thao tác phân đoạn. Mặt khác, phân đoạn đầu cuối ngăn chặn tốt hơn việc tích tụ lỗi trong phân khúc nhiều tầng và hợp lý hoá quy trình. Tuy nhiên, một mô hình duy nhất có khả năng tích hợp lớn sẽ làm giảm tính linh hoạt và khả năng tương tác. Đồng thời, một mô hình duy nhất có thể yêu cầu dữ liệu đào tạo bổ sung để đạt được kết quả tốt hơn. Do đó, nhiều nhà nghiên cứu vẫn sử dụng phương pháp tiếp cận theo tầng trong phân đoạn ảnh y khoa. Một số nghiên cứu về phân đoạn ảnh thận sau đây được khảo sát từ năm 2019 đến 2023 như sau:

Isensee và cộng sự [7] đã thiết kế một mô hình U-Net hoạt động tốt với bộ dữ liệu KiTS2019 và có thể học các tác vụ phân đoạn từ dữ liệu tham chiếu. Để đạt được kết quả tốt hơn, ta có thể giảm số lượng lớp trong U-Net điển hình và tăng số lượng khối còn lại. Với số điểm dice tổng hợp là 0,9123 trên bộ thử nghiệm.

Myronenko và cộng sự [8], đã đề xuất một Mạng thần kinh kết hợp (Convolutional Neural Networks) để nhận biết đầy đủ đường viền từ đầu đến cuối (end-to-end boundary) để phân đoạn ngữ nghĩa khối u thận và thận từ ảnh chụp CT 3D bụng, mạng phân đoạn đòi hỏi một bộ giải mã - mã hoá giải thích cụ thể thông tin đường viền cơ quan/khối u. Nghiên cứu này sử dụng bộ dữ liệu MICCAI KiTS19. Kết quả đạt được là 0,97 cho thận và khối u, 0,834 cho phân đoạn khối u.

Zhang và cộng sự [9], đã nghiên cứu khung hai giai đoạn xếp tầng bằng cách sử dụng mạng tích chập hoàn toàn 3D (FCN) để phân đoạn thận và khối u. Phương pháp này xác định vị trí quả thận và loại bỏ phần nền không liên quan để giảm sự mất cân bằng lớp và chi phí tính toán. Sau đó, phân đoạn chính xác thận và khối u trên miếng vá đã cắt (cropped patch). Phương pháp được đề xuất đạt được 98,05% và 83,70% điểm dice trung bình trên bộ dữ liệu KiTS19.

Santini và cộng sự [10] kết hợp kiến trúc Res-Net với Res-U-Net trong phương pháp học sâu nhiều giai đoạn được gọi là EMS-DLA, đã sử dụng để phân đoạn khối u thận. Một thao tác được nhúng vào cuối để kết hợp các kết quả dự đoán từ các giai đoạn trước nhằm làm giảm phương sai giữa các mô hình đơn lẻ. Bộ dữ liệu chạy thực nghiệm gồm 300 ảnh CT của KiTS19. Kết quả đạt điểm dice trung bình lần lượt là 96% và 74% đối với khối u thận và thận.

Wen và cộng sự [11] đã giới thiệu SeResUNet, mạng lưới phân đoạn duy nhất (unique) để phân đoạn thận và khối u, trong nghiên cứu này, phải chọn một kiến trúc bộ giải mã - mã hoá (encoder - decoder), chẳng hạn như U-Net và sử dụng ResNet để tăng cường độ sâu cho mạng của bộ mã hoá, đồng thời giảm thiểu sự xuống cấp nghiêm trọng của mạng và tăng tốc độ hội tụ.

Zhao và cộng sự [12], đã phát triển mô hình MSS U-Net dựa trên U-Net, một U-Net 3D được giám sát đa tỷ lệ (multi-scale) để phân đoạn thận và ung thư thận từ ảnh CT. Mô hình kết hợp khả năng giám sát chuyên sâu với thời gian là hàm mũ logarit để tăng hiệu quả đào tạo 3D U-Net. Kết quả cho thấy hiệu suất vượt trội so với các công trình nghiên cứu hiện tại, với hệ số dice của thận và khối y lần lượt lên đến 96,90% và 80,50%. Bộ dữ liệu sử dụng chạy thực nghiệm là KiTS19.

Ruan và cộng sự [13] phần lớn nghiên cứu tập trung vào bản đồ đặc trưng ở lớp dưới cùng của mạng, giúp nâng cao hiệu suất mạng bằng cách trích xuất và kết hợp thông tin đa tỷ lệ. Nghiên cứu đề xuất Mạng đối nghịch chia sẻ tính năng đa nhánh (MB-FSGAN) để phân đoạn và định lượng đồng thời khối u thận trên ảnh CT. Nghiên cứu sử dụng ảnh CT của 113 bệnh nhân u thận. Kết quả thực nghiệm đạt được độ chính xác là 0,957.

Yu và cộng sự [14] sử dụng các bản vá không bình phương (non-squared patches) với các tỷ lệ khung hình khác nhau để huấn luyện các mạng phân đoạn nhằm tích hợp nhiều ngữ cảnh hơn vào các chi tiết. Nghiên cứu này đề xuất một mô hình phân đoạn có thể huấn luyện theo tầng được gọi là Crossbar-Net. Trong nghiên cứu, nhóm tác giả đánh giá phương pháp trên bộ dữ liệu khối u thận được thu thập từ 94 bệnh nhân khác nhau bao gồm 3500 lát cắt ảnh CT.

Pang và cộng sự [15], đã đề xuất CTumorGAN bao gồm một mạng Generator và một mạng Discriminator dùng để tạo ra các kết quả phân đoạn gần với các tiêu chuẩn vàng tương ứng và phân biệt các mẫu được tạo và mẫu đúng về khối u thực. Đặc biệt, nghiên cứu thiết kế các mô đun khác nhau để giải quyết các vấn đề còn tồn tại trong các nghiên cứu trước (mất cân bằng, khối u nhỏ, nhiều nhân, ...). Sau đó sử dụng các mô đun này để hướng dẫn quy trình đào tạo CTumorGAN bằng cách sử dụng giám sát đa cấp hiệu quả hơn. Thực nghiệm chạy trên các bộ dữ liệu ảnh CT về khối u phổi, khối u thận và khối u gan.

Shen và cộng sự [16] đã đề xuất COTRNet để giải quyết các vấn đề về phân đoạn thận và khối u. COTRNet sử dụng một máy biến áp để nắm bắt các phụ thuộc tầm xa (long-range) để phân đoạn khối u chính xác, lấy ý tưởng từ DETR, sử dụng một máy biến áp để biểu thị các đặc trưng toàn cục (global characteristics). Kết quả nghiên cứu phân đoạn thận và khối u thận trên bộ dữ liệu KiTS21 đạt dice trung bình là 0,616.

Cruz và cộng sự [17], đã phát triển một phương pháp sử dụng mạng thần kinh tích chập sâu với các kỹ thuật xử lý ảnh để phân đoạn thận trong ảnh CT với độ chính xác là 93,03%. Phương pháp được đề xuất gồm bốn bước chính: (1) thu thập bộ dữ liệu KiTS19, (2) giảm phạm vi sử dụng Alexnet, (3) phân đoạn bằng U-Net 2D và (4) giảm dương tính giả bằng cách sử dụng phương pháp xử lý ảnh để duy trì yếu tố lớn nhất (thận). Kết quả của nghiên cứu được đánh giá trên 210 ảnh CT thận từ bộ KiTS19 và thu được kết quả tốt nhất với hệ số dice trung bình là 96,33%, chỉ số Jaccard trung bình là 99,94% và độ nhạy trung bình là 97,42%.

Hou và cộng sự [18] đã đưa ra một mạng tự hướng dẫn ba giai đoạn (triple-stage self-

guided network) để phân đoạn khối u thận. Từ các mẫu ảnh CT, mạng có độ phân giải thấp (low-resolution) có thể tìm thấy khối lượng quan tâm (VOI). Tuy nhiên, mạng có độ phân giải đầy đủ và mạng tinh chỉnh khối u có thể trích xuất thận và đường viền khối u bên trong VOI từ hình ảnh CT có độ phân giải đầy đủ. Bộ dữ liệu thử nghiệm là KiTS19 và đạt được điểm trung bình tương ứng là 96,74% đối với thận và khối u. Tuy nhiên, mô hình này lãng phí tài nguyên tính toán trong khi đào tạo nhiều mạng.

Quo và cộng sự [19] đã đề xuất một mô hình phân đoạn tự động gọi là RAU-Net, mô hình này dùng để phân đoạn khối u thận. Với một số cách sử dụng chức năng entropy chéo, mô hình có thể xác định các mẫu dương tính. Bộ dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này là KiTS19 (tổng cộng 210 bệnh nhân), tập huấn luyện và tập kiểm tra theo tỷ lệ 8:2. Kết quả nhận được dice trung bình là 0,96 và 0,77 cho phân đoạn thận và khối u, Tuy nhiên, các mô hình này còn thiếu tính khái quát.

Causey và cộng sự [20], đã đề xuất một mô hình học sâu dùng để thu thập các mô hình U-Net được tạo ra sau khi thử nghiệm một số biến thể mô hình. Mô hình này hoạt động nhất quán trên cả tập dữ liệu thử nghiệm cục bộ và tập dữ liệu thử nghiệm độc lập của cuộc thử thách KiTS19 tại Hoa Kỳ. Kết quả điểm số dice cục bộ là 0,949 đối với phân đoạn thận và khối u.

Nazari và cộng sự [21] đã phát triển một kỹ thuật học sâu để phát triển đường viền của các cơ quan với độ chính xác cao bằng cách sử dụng hình ảnh CT. Đóng góp chính của nghiên cứu là mở rộng và tối ưu hoá kiến trúc của mạng thần kinh tích chập hiện có nhằm đạt được tốc độ nhanh để phân chia cơ quan dựa trên ảnh CT của gan và thận. Mặc dù phương pháp phân đoạn hoàn toàn tự động dựa trên

ảnh CT thực hiện với độ chính xác cao, nhưng vẫn cần đến sự giám sát và chỉnh sửa của các chuyên gia, chủ yếu là do sự sai lệch giữa ảnh SPECT và CT.

George và cộng sự [22], chứng minh một mạng lưới thần kinh sâu xếp tầng từ thô đến tinh dựa trên kiến trúc 3D U-Net cho phân đoạn ngữ nghĩa ảnh CT thận thành ba lớp thận, khối u và nang. Dữ liệu thực nghiệm gồm 300 ảnh CT dùng để đào tạo và đánh giá. Nghiên cứu đạt điểm dice trung bình là 0,9748 (thận), 0,8813 (khối u) và 0,871 (nang). Với bộ dữ liệu KiTS21 đạt dice trung bình là 0,8944.

Để giải quyết sự mất cân bằng, Heo và cộng sự [23] đã trình bày mô hình phân đoạn ngữ nghĩa một giai đoạn dựa trên ảnh CT bụng 3D cho thử thách KiTS21. Mô hình được xây dựng bằng U-Net và tổng của các tổn thất tiêu điểm và xúc xắc (Focal and Dice Losses). Kết quả điểm dice là 0,8013.

Để cải thiện hiệu suất, Lund và cộng sự [24] sử dụng lại phương pháp lấy mẫu chiến lược (strategic sampling approach) dựa trên dữ liệu lâm sàng (clinical data). Sử dụng lấy mẫu ngẫu nhiên để đào tạo U-Net 3D cơ sở. Các đặc điểm lâm sàng liên quan chặt chẽ nhất đến sự thành công của phân đoạn được xác định bằng cách sử dụng hồi quy LASSO (LASSO regression) và sau đó dựa vào phương pháp lấy mẫu mindful, tối đa hoá ảnh hưởng của các đặc điểm lâm sàng đã xác định. Bộ dữ liệu được sử dụng là KiTS21. Nghiên cứu cho thấy hiệu suất phân đoạn là 0,90 đối với thận và khối thận (khối u và nang).

Kim và cộng sự [25], đã phát triển một phương pháp phân đoạn hoàn toàn tự động cho tổng thể tích thận bằng cách sử dụng học sâu để phân đoạn có chọn lọc các vùng thận trong khi loại trừ các nang ngoại bào. Nghiên cứu sử

dụng ảnh cộng hưởng từ bụng từ 210 các nhân mắc bệnh thận đa nang nhiễm sắc thể thường chiếm ưu thế (ADPKD) được chia thành hai nhóm là 157 người để huấn luyện và 53 người để đánh giá. Với kiến trúc 3D U-Net sử dụng cho kết quả hệ số dice trung bình 96,2%, với thể tích thận nằm trong khoảng từ 178,9 đến 2776 ml và nang ngoại bào.

Moumen và cộng sự [26], đề xuất phương pháp phân đoạn thận từ các phương pháp thiết lập mức hội tụ DCE-MRI, phân cụm mờ FCM và mô hình hoá trường ngẫu nhiên Markov thành một công thức tập hợp mức (level set). Các thành viên mờ, mô hình hình dạng trước của thận và các tương tác không gian được mô hình hoá bằng cách sử dụng rừng ngẫu nhiên bậc hai hướng dẫn sự phát triển đường về theo mức. Bộ dữ liệu thử nghiệm thực tế của 45 đối tượng, với độ chính xác hệ số dice trung bình là 95,6% và $1,15 \pm 1,46$ trong phân vị 95% của khoảng cách Hausdorff (HD95). Các so sánh định lượng của nghiên cứu xác nhận tính ưu việt của phương pháp đề xuất so với một số phương pháp theo mức với mức cải thiện trung bình hơn 0,63 về HD95.

Một mạng giám sát sâu và đa nhánh (MBDSNet) được đề xuất bởi Chen và cộng sự [27], để phân đoạn thận từ hình ảnh siêu âm. Kiến trúc gồm hai phần là mạng mã hoá nhiều nhánh và mạng giải mã tinh chỉnh. Mạng mã hoá nhiều nhánh bao gồm một kim tự tháp đầu vào tính năng đa tỷ lệ và bộ ba mã hoá nhánh, có độ nhạy của mạng đối với dữ liệu đầu vào thông qua kim tự tháp đầu vào và tính năng đa tỷ lệ và sử dụng trao đổi thông tin giữa bộ ba mã hoá nhánh có thể cải thiện khả năng tổng quát hoá của mạng. Trong mạng giải mã tinh chỉnh, việc giới thiệu mô-đun giám sát sâu từ bên ngoài và mô-đun phát hiện ranh giới thận có thể hướng dẫn thêm cho mạng để

phân đoạn thận một cách hiệu quả với đường viền hoàn chỉnh. So sánh khách quan với một số phương pháp phân đoạn hiện đại trên sáu số liệu thường được sử dụng được thực hiện. Phương pháp đề xuất trong nghiên cứu đã đạt được kết quả tốt nhất về các chỉ số đánh giá và kết quả phân đoạn.

Khalal và cộng sự [28], đã đề xuất phương pháp phân đoạn thận trong hình ảnh chụp cắt lớp vi tính bằng U-Net. Trong nghiên cứu đã sử dụng ảnh CT của 20 bệnh nhân (10 nam và 10 nữ) trong bộ dữ liệu có sẵn công khai 3D-IRCADb1. Kết quả của mô hình có thể phân đoạn các cơ quan với độ chính xác cao. Các giá trị thu được của các số liệu được sử dụng cho phân đoạn thận là hệ số tương tự dice (95,75% thận trái và 96,95% thận phải), hệ số tương quan Matthew, khoảng cách Hausdorff, ... Phân đoạn hình ảnh CT dựa trên học sâu hoàn toàn tự động có khả năng cải thiện cả tốc độ và độ chính xác của việc tạo đường viền các cơ quan xạ trị.

Pouria Yazdian và cộng sự [29] phân đoạn tự động ung thư biểu mô tế bào thận rõ ràng (ccRCC), u nang và nhu mô thận hình thường với các bệnh nhân mắc hội chứng Hippel-Lindau (VHL) bằng cách sử dụng mạng thần kinh tích chập trên ảnh MRI. Nghiên cứu sử dụng 117 ảnh của 115 bệnh nhân với 504 ccRCC và 1171 u nang từ năm 2015 đến 2021. Kết quả hệ số dice lần lượt là 78%, 40% và 46% đối với việc phân chia thận, u nang và khối u.

Yi Lv và cộng sự [30], đã đề xuất phương pháp phân đoạn tự động nhanh ba giai đoạn ổn định cho 13 cơ quan trong ổ bụng: gan, lách, tụy, thận phải, thận trái, dạ dày, túi mật, thực quản, động mạch chủ, tĩnh mạch chủ dưới, tuyến thượng thận phải, tuyến thượng thận trái và tá tràng. Phương pháp gồm tiền xử lý dữ liệu ảnh CT, phân đoạn đa cơ quan và xử

lý hậu kỳ các kết quả phân đoạn. Kết quả thử nghiệm cho thấy hiệu suất hệ số dice trung bình khoảng 76,6%, thời gian trung bình và mức tiêu thụ bộ nhớ GPU cho mỗi trường hợp là 81,42% và 1953MB.

Liu và cộng sự [31], đã đề xuất một khung chẩn đoán khối thận và thận tự động hoàn chỉnh mới dựa trên trí tuệ nhân tạo để xác định các vùng bất thường của thận và chẩn đoán các phân nhóm mô học ung thư biểu mô tế bào thận. Khung được đề xuất trước tiên phân đoạn vùng thận và khối lượng thận bằng kiến trúc học sâu 3D (Res-UNet), tiếp theo là mạng phân loại đường dẫn kép sử dụng các tính năng cục bộ và toàn cục để dự đoán phân nhóm các ung thư biểu mô tế bào thận phổ biến nhất như tế bào trong, nhiễm sắc thể, ung thư biểu mô, u nhú và các phân nhóm khác. Bộ dữ liệu được sử dụng để thử nghiệm là KiTS19, với hệ số dice trung bình là 96,7% và 86,6% đối với vùng thận và khối lượng thận.

4. KẾT LUẬN

Các thuật toán học sâu để xử lý hình ảnh y khoa đã thu hút được sự chú ý đáng kể trong những năm gần đây. Điều này được phản ánh trong sự tăng trưởng hàng năm về số lượng các nghiên cứu (bài báo) được xuất bản. Đặc biệt, học sâu đã sử dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau, đáng chú ý nhất là trong thị giác máy tính, xử lý ngôn ngữ tự nhiên và phân tích âm thanh máy tính. Các thuật toán học sâu có thể được đào tạo trên một bộ dữ liệu đủ lớn để phân đoạn ảnh CT khối u thận.

Mặc dù có nhiều nghiên cứu khác nhau và rất hiệu quả trong việc phân đoạn khối u thận, nhưng không có nghiên cứu nào định lượng được khối u thận. Ảnh CT thường được sử dụng để chẩn đoán khối u ác tính ở thận và phân đoạn khối u thận dựa trên học sâu. Hình

5, kết quả so sánh giữa các Phương pháp kiến trúc khác nhau sử dụng KiTS21.

Phương pháp học sâu được đào tạo để thực hiện phân đoạn trên cơ sở từng pixel và từng khu vực. Để bắt đầu, các đặc điểm được truy xuất để phân biệt tổn thương với nền và các đặc điểm tổn thương khác nhau có thể được tích hợp thông qua trích xuất đặc trưng. Tuy nhiên, do thời gian đào tạo dài và phức tạp, hình ảnh thử nghiệm phải bắt nguồn từ cùng một nền tảng với hình ảnh đào tạo. Các kỹ thuật học sâu yêu cầu một lượng lớn dữ liệu đào tạo để đạt được hiệu quả trong các nghiên cứu.

Bài báo này thảo luận về các cách phân đoạn thận và khối u thận bằng cách sử dụng thuật toán học sâu, cũng như các phương pháp tiếp cận và công cụ triển khai tiên tiến nhất. Các kỹ thuật hiện có phục vụ hai mục đích là phân đoạn khối u một cách chính xác và bổ sung dữ liệu huấn luyện. Dựa trên dữ liệu đào tạo đầy đủ, học sâu có khả năng phân đoạn chính xác các khối u thận. Với quá trình tiền xử lý thích hợp, khởi tạo trọng số, sơ đồ đào tạo tinh vi, phân đoạn với các đường viền rõ ràng và thu thập thông tin bổ sung để phân loại pixel, các phương pháp tiếp cận đồng bộ và các mô hình dựa trên U-Net có tiềm năng đáng kể để cải thiện công nghệ tiên tiến nhất. Việc không có bộ dữ liệu đào tạo y khoa quy mô lớn là lý do chính dẫn đến hiệu suất kém của nhiều thuật toán phân đoạn

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Magadza, T.; Viriri, S. Deep Learning for Brain Tumor Segmentation: A Survey of State-of-the-Art. *J. Imaging* 2021, 7, 19.
- [2] Journal, P. Noise Issues Prevailing in Various Types of Medical Images. *Biomed. Pharmacol. J.* 2018, 11, 1227–1237.
- [3] Ramkumar, A.; Dolz, J.; Kirisli, H.A.; Adebahr, S.; Schimek-Jasch, T.; Nestle, U.; Massoptier, L.; Varga, E.; Stappers, P.J.; Niessen, W.J.; et al. User Interaction in Semi-Automatic Segmentation of Organs at Risk: A Case Study in Radiotherapy. *J. Digit. Imaging* 2016, 29, 264–277.
- [4] Cotran, RS S.; Kumar, Vinay; Fausto, Nelson; Robbins, Stanley L.; Abbas, Abul K. Robbins and Cotran pathologic basis of disease. St. Louis, MO: Elsevier Saunders. 2005.
- [5] Kabalin J.N. Anatomy of the retroperitoneum and kidney Campbells Urol, vol. 1 sixth edition. 1992.
- [6] Nguyễn Văn Thi, Nghiên cứu đặc điểm hình ảnh của cắt lớp vi tính đa dãy và giá trị của sinh thiết kim cắt qua da trong chẩn đoán ung thư thận ở người lớn, luận án tiến sĩ y học, Đại học y Hà Nội, 2018
- [7] Isensee, F.; Maier-Hein, K.H. An Attempt at Beating the 3D U-Net. *arXiv* 2019, arXiv:1908.02182
- [8] Myronenko, A.; Hatamizadeh, A. Edge-Aware Network for Kidneys and Kidney Tumor Semantic Segmentation; University of Minnesota Libraries Publishing: Mankato, MN, USA, 2019.
- [9] Zhang, Y.; Wang, Y.; Hou, F.; Yang, J.; Xiong, G.; Tian, J.; Zhong, C. Cascaded Volumetric Convolutional Network for Kidney Tumor Segmentation from CT Volumes. *arXiv* 2019, arXiv:1910.02235.
- [10] Santini, G.; Moreau, N.; Rubeaux, M. Kidney Tumor Segmentation Using an Ensembling Multi-Stage Deep Learning Approach. A Contribution to the KiTS19 Challenge. *arXiv* 2019, arXiv:1909.00735

- [11] Wen, J.; Li, Z.; Shen, Z.; Zheng, Y. Squeeze-and-Excitation Encoder-Decoder Network for Kidney and Kidney Tumor Segmentation in CT Images. Available online: <https://openreview.net/forum?id=uC-Gl3IG8wn> (accessed on 10 October 2021).
- [12] Zhao, W.; Jiang, D.; Peña Queraltá, J.; Westerlund, T. MSS U-Net: 3D Segmentation of Kidneys and Tumors from CT Images with a Multi-Scale Supervised U-Net. *Inform. Med. Unlocked* 2020, 19, 100357.
- [13] Ruan, Y.; Li, D.; Marshall, H.; Miao, T.; Cossetto, T.; Chan, I.; Daher, O.; Accorsi, F.; Goela, A.; Li, S. MB-FSGAN: Joint Segmentation and Quantification of Kidney Tumor on CT by the Multi-Branch Feature Sharing Generative Adversarial Network. *Med. Image Anal.* 2020, 64, 101721.
- [14] Yu, Q.; Shi, Y.; Sun, J.; Gao, Y.; Zhu, J.; Dai, Y. Crossbar-Net: A Novel Convolutional Neural Network for Kidney Tumor Segmentation in CT Images. *IEEE Trans. Image Process.* 2020, 28, 4060–4074.
- [15] Pang, S.; Du, A.; Orgun, M.A.; Yu, Z.; Wang, Y.; Wang, Y.; Liu, G. CTumorGAN: A Unified Framework for Automatic Computed Tomography Tumor Segmentation. *Eur. J. Nucl. Med. Mol. Imaging* 2020, 47, 2248–2268.
- [16] Shen, Z.; Yang, H.; Zhang, Z.; Zheng, S. Automated Kidney Tumor Segmentation with Convolution and Transformer Network. Available online: <https://openreview.net/forum?id=voteINyy36u> (accessed on 10 October 2021).
- [17] da Cruz, L.B.; Araújo, J.D.L.; Ferreira, J.L.; Diniz, J.O.B.; Silva, A.C.; de Almeida, J.D.S.; de Paiva, A.C.; Gattass, M. Kidney Segmentation from Computed Tomography Images Using Deep Neural Network. *Comput. Biol. Med.* 2020, 123, 103906.
- [18] Hou, X.; Xie, C.; Li, F.; Wang, J.; Lv, C.; Xie, G.; Nan, Y. A Triple-Stage Self-Guided Network for Kidney Tumor Segmentation. In *Proceedings of the 2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, Iowa City, IA, USA, 3–7 April 2020; pp. 341–344.
- [19] Guo, J.; Zeng, W.; Yu, S.; Xiao, J. RAU-Net: U-Net Model Based on Residual and Attention for Kidney and Kidney Tumor Segmentation. In *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE)*, Guangzhou, China, 15–17 January 2021; pp. 353–356.
- [20] Causey, J.; Stubblefield, J.; Qualls, J.; Fowler, J.; Cai, L.; Walker, K.; Guan, Y.; Huang, X. An Ensemble of U-Net Models for Kidney Tumor Segmentation with CT Images. *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinforma.* 2021, 5963, 1–5.
- [21] Nazari, M.; Jiménez-Franco, L.D.; Schroeder, M.; Kluge, A.; Bronzel, M.; Kimiaei, S. Automated and Robust Organ Segmentation for 3D-Based Internal Dose Calculation. *EJNMMI Res.* 2021, 11, 1–13.
- [22] George, Y. A Coarse-to-Fine 3D U-Net Network for Semantic Segmentation of Kidney CT Scans. Available online: <https://openreview.net/forum?id=dvZiPuZk-Bc> (accessed on 10 October 2021).

- [23] Heo, J. Automatic Segmentation in Abdominal CT Imaging for the KiTS21 Challenge. Available online: <https://openreview.net/forum?id=n6DR2TdGLa> (accessed on 20 October 2021).
- [24] Lund, C.B.; van der Velden, B.H.M. Leveraging Clinical Characteristics for Improved Deep Learning-Based Kidney Tumor Segmentation on CT. arXiv 2021, arXiv:2109.05816.
- [25] Kim, Youngwoo; Tao, Cheng; Kim, Hyungchan; Oh, Geum-Yoon; Ko, Jeongbeom; Bae, Kyongtae T. A Deep Learning Approach for Automated Segmentation of Kidneys and Exophytic Cysts in Individuals with Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease. 33(8):p 1581-1589, August 2022. | DOI: 10.1681/ASN.2021111400
- [26] Moumen El-Melegy, Rasha Kamel, Mohamed Abou El-Ghar, Mohamed Shehata, Fahmi Khalifa & Ayman El-Baz. Kidney segmentation from DCE-MRI converging level set methods, fuzzy clustering and Markov random field modeling. Scientific Reports volume 12, Article number: 18816 (2022)
- [27] Gongping Chen a, Yu Dai a, Jianxun Zhang a, Xiaotao Yin b, Liang Cui. MBDSNet: Automatic segmentation of kidney ultrasound images using a multi-branch and deep supervision network. Digital Signal Processing. Volume 130, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103742>
- [28] da Cruz, L.B.; Araújo, J.D.L.; Ferreira, J.L.; Diniz, J.O.B.; Silva, A.C.; de Almeida, J.D.S.; de Paiva, A.C.; Gattass, M. Kidney Segmentation from Computed Tomography Images Using Deep Neural Network. Comput. Biol. Med. 2020, 123, 103906.
- [29] Pouria Yazdian Anari, Nathan Lay, Aditi Chaurasia, Nikhil Gopal, Safa Samimi, Stephanie Harmon, Rabindra Gautam, Kevin Ma, Fatemeh Dehghani Firouzabadi, Evrim Turkbey, Maria Merino, Elizabeth C. Jones, Mark W. Ball, W. Marston Linehan, Baris Turkbey, Ashkan A. Malayeri. Automatic segmentation of clear cell renal cell tumors, kidney, and cysts in patients with von Hippel-Lindau syndrome using U-net architecture on magnetic resonance images. Quantitative Methods (q-bio.QM); Medical Physics (physics.med-ph). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.02538>
- [30] Yi Lv, Yu Ning, Junchen Wang. Coarse to Fine Automatic Segmentation of Abdominal Multiple Organs. Lecture Notes in Computer Science, volume 13816, 2023.
- [31] Jingya Liu, Onur Yildirim, Oguz Akin & Yingli Tian. AI-Driven Robust Kidney and Renal Mass Segmentation and Classification on 3D CT Images, Bioengineering 2023, <https://doi.org/10.3390/bioengineering10010116>
- Ngày nhận bài: 05/05/2023*
Ngày gửi phản biện: 07/05/2023
Ngày duyệt đăng: 08/06/2023