

KẾT QUẢ BƯỚC ĐẦU CỦA ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG PHÁT HIỆN POLYP ĐẠI TRÀNG TẠI VIỆT NAM

Đào Việt Hằng^{1,2,3,✉}, Lê Quang Hưng², Nguyễn Phúc Bình¹, Nguyễn Mạnh Hùng¹
Lâm Ngọc Hoa¹, Đào Văn Long^{1,2,3}, Nguyễn Thị Thùy⁴, Đinh Viết Sang⁵, Vũ Hải⁶

¹Viện Nghiên cứu và Đào tạo Tiêu hóa, Gan mật

²Bộ môn Nội tổng hợp, Trường Đại học Y Hà Nội

³Trung tâm Nội soi, Bệnh viện Đại học Y Hà Nội

⁴Học viện Nông nghiệp Việt Nam

⁵Trường Đại học Bách khoa Hà Nội

⁶Công ty cổ phần công nghệ VDSense

Từ 11/2019 đến 06/2020, nhóm tác giả thu thập 8.190 ảnh nội soi đại tràng (NSĐT) có polyp và 4.000 ảnh NSĐT không polyp, chia thành tập huấn luyện và tập kiểm chứng nhằm xây dựng mô hình AI. Mô hình học sâu đề xuất được xây dựng theo kiến trúc U-Net với nhánh EfficientNet, huấn luyện trong 150 bước với thuật toán SGD và đánh giá bởi chỉ số F1, giá trị dự đoán dương tính (PPV), độ nhạy (Se), độ đặc hiệu (Sp). Kết quả trên tập kiểm chứng cho thấy chỉ số F1 trên 2 tập ảnh khi hội tụ đạt > 95 %. Kết quả kiểm định thuật toán trên tập thực nghiệm (1.321 ảnh với 1.543 polyp) là PPV (94,60%), Se (96,39%) và Sp (99,84%). Trong tổng số 1543 polyp, 63,58% có kích thước < 5 mm và 81,14% thuộc nhóm Is (Phân loại Paris). 52 vùng bị khoan sai do ảnh có bọt, vùng lóa hoặc dịch nhầy. Các vùng bị nhầm chủ yếu là nếp niêm mạc (44,23%) và dịch nhầy (13,46%). Nghiên cứu cho thấy thuật toán xây dựng trong phát hiện polyp đại tràng có PPV, Se, Sp cao và có tính khả thi.

Từ khóa: Nội soi đại tràng, polyp đại tràng, phát hiện polyp, trí tuệ nhân tạo, học sâu.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Polyp đại trực tràng (ĐTT) là một mô phát triển đầy lùi niêm mạc ĐTT. Trong đó, polyp u tuyến có nguy cơ cao trở thành ung thư. Khoảng 85% ung thư đại trực tràng phát triển từ một polyp u tuyến (adenoma).¹ Việc phát hiện polyp ĐTT, đặc biệt là adenoma để cắt qua nội soi đóng vai trò quan trọng trong phòng ngừa ung thư ĐTT. Theo các nghiên cứu, tỷ lệ bỏ sót polyp đại tràng (polyp miss rate - PMR) đặc biệt là các

adenoma (adenoma miss rate – AMR) tương đối cao, có thể dao động từ 20 – 47%.²⁻⁴ Trong khi đó, một nghiên cứu theo dõi trên 314872 ca nội soi đại tràng toàn bộ ghi nhận mỗi 1% tỷ lệ phát hiện adenoma (adenoma detection rate – ADR) tăng làm giảm được 3% nguy cơ tiến triển thành ung thư ĐTT.⁵ Hiện tại, có nhiều kỹ thuật mới đã được áp dụng với mong muốn cải thiện tỷ lệ ADR: sử dụng các công nghệ nội soi tăng cường hình ảnh, dây soi với góc mở vi trường rộng hoặc các thiết bị như Endocuff để quan sát được phía sau các nếp niêm mạc v.v... Ứng dụng công nghệ thông tin đặc biệt là xây dựng các thuật toán trí tuệ nhân tạo trong hỗ trợ phát hiện polyp đại trực tràng để đưa ra

Tác giả liên hệ: Đào Việt Hằng,

Trường Đại học Y Hà Nội

Email: daoviethang@hmu.edu.vn

Ngày nhận: 17/07/2020

Ngày được chấp nhận: 13/08/2020

dự đoán cũng là một hướng đi mới được tập trung phát triển trong những năm gần đây trên thế giới. Một số nghiên cứu hồi cứu đã ghi nhận tiềm năng hứa hẹn của AI trong việc hỗ trợ phát hiện polyp đại trực tràng với tỷ lệ dự đoán chính xác có thể lên đến 94 – 96%.⁶⁻⁸

Tại Việt Nam, theo GLOBOCAN 2018, ung thư ĐTT có tỷ lệ mắc đứng hàng thứ 5 và tỷ lệ tử vong đứng hàng thứ 6 trong số các bệnh lý ác tính.⁹ Theo hướng dẫn của Hội Ung thư Hoa Kỳ cũng như Bộ Y tế Việt Nam năm 2018, polyp ĐTT được coi là yếu tố nguy cơ của ung thư ĐTT và cần có tầm soát bằng nội soi đại tràng toàn bộ trên nhóm đối tượng có nguy cơ.^{10,11} Điều này đặt ra nhu cầu cần tìm các giải pháp và xây dựng chương trình sàng lọc để phát hiện được sớm ung thư đại trực tràng, trong đó, phát hiện các tổn thương polyp trên nội soi chính là một khâu đóng vai trò quan trọng để tầm soát. Tại Việt Nam, đã có một số công trình nghiên cứu phát triển các thuật toán trí tuệ nhân tạo trong phân tích hình ảnh X-quang tim phổi, chụp cộng hưởng từ gan.¹²⁻¹⁴ Tuy nhiên hiện chưa có nghiên cứu về ứng dụng trí tuệ nhân tạo đặc biệt xây dựng các thuật toán học máy trong nội soi đường tiêu hóa dưới để đánh giá tiềm năng cũng như tính khả thi trong hoàn cảnh thực tế của nước ta.

Vì vậy, nhóm nghiên cứu chúng tôi tiến hành nghiên cứu này với 2 mục tiêu chính: (1) xây dựng thuật toán học máy phát hiện polyp trên ảnh nội soi đại tràng toàn bộ và (2) bước đầu

đánh giá độ chính xác của thuật toán.

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

1. Đối tượng

Hình ảnh nội soi đại tràng toàn bộ được thu thập bằng hệ thống nội soi độ phân giải cao của Fujifilm (600, 7000 và LASEREO) ở các chế độ ánh sáng trắng (WLI) và chế độ phổ màu đa băng tần (FICE).

Tiêu chuẩn lựa chọn: Các hình ảnh thu thập phải đảm bảo đã được xóa toàn bộ thông tin định danh người bệnh, chất lượng hình ảnh rõ nét, không bị tối, mờ và mức độ sạch theo thang điểm Boston ≥ 2

Tiêu chuẩn loại trừ: hình ảnh nội soi đại tràng có các tổn thương phối hợp khác như ung thư đại trực tràng, Crohn, viêm loét đại tràng chảy máu, có tổn thương loét hoặc có chứa dụng cụ nội soi.

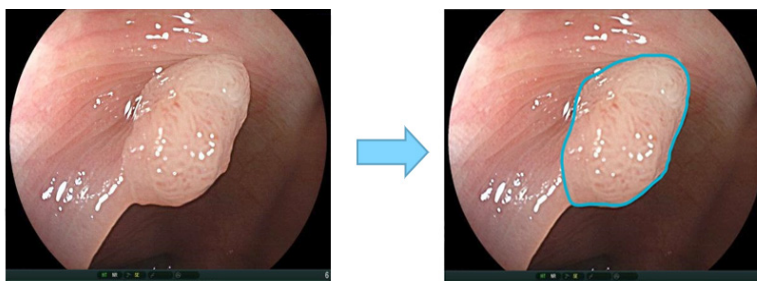
2. Phương pháp

Thời gian nghiên cứu: Từ tháng 11/2019 đến tháng 06/2020

Địa điểm nghiên cứu: Nghiên cứu được tiến hành tại Viện Nghiên cứu và Đào tạo Tiêu hóa, Gan mật.

Quá trình thu thập hình ảnh nội soi

Hình ảnh nội soi đại tràng sẽ được các chuyên gia là các bác sĩ nội soi > 5 năm kinh nghiệm chuẩn hóa, gán nhãn có polyp hay không và gán nhãn chế độ ánh sáng. Các chuyên gia cũng sẽ khoanh vùng polyp trên ảnh nội soi.



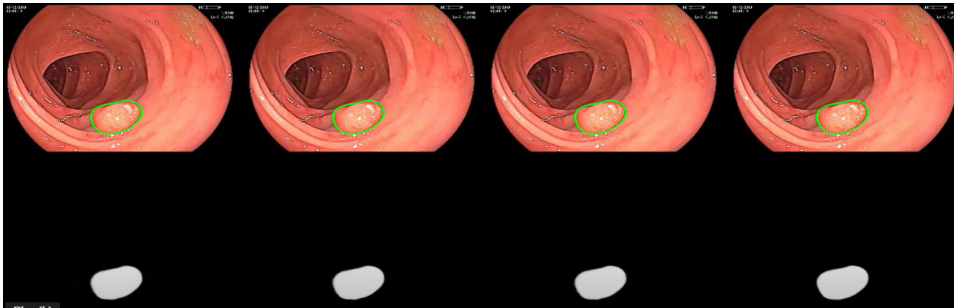
Hình 1. Minh họa hình ảnh nội soi polyp đại tràng được bác sĩ khoanh vùng

Ảnh sau khi được gán nhãn và đánh dấu sẽ được chuyển vào tập huấn luyện; trong đó, 20% số ảnh được đưa vào tập kiểm chứng. Dựa trên dữ liệu ban đầu này, một mô hình mạng học sâu sẽ được xây dựng.

Xây dựng thuật toán phát hiện polyp đại tràng

Chúng tôi sử dụng mạng nơ-ron nhiều lớp dựa theo kiến trúc U-Net¹⁵ gồm hai phần: nhánh

mã hóa (encoder) và nhánh giải mã (decoder). Nhánh mã hóa được thiết kế theo kiến trúc tích chập EfficientNet¹⁶ có nhiệm vụ trích xuất đặc trưng đa mức từ ảnh đầu vào. Kết quả của nhánh mã hóa được đưa vào nhánh giải mã để tiếp tục trích xuất đặc trưng ở mức cao hơn, đồng thời tăng dần độ phân giải về kích thước ảnh gốc ban đầu để sinh ra ảnh đánh dấu polyp (xem Hình 2).



Hình 2. Minh họa kết quả dự đoán polyp và khoanh vùng của thuật toán

Đầu ra các lớp của nhánh mã hóa là các đặc trưng mức thấp được chuyển trực tiếp sang lớp tương ứng của nhánh giải mã qua các kết nối tắt. Nhờ vậy, thông tin giàu ngữ cảnh ở nhánh giải mã sẽ được kết hợp với các thông tin chi tiết ở mức thấp để hiệu chỉnh chính xác đường biên khoanh vùng polyp. Hàm mục tiêu được sử dụng là Tversky tiêu điểm.¹⁷ Mô hình được huấn luyện trong 150 bước (epoch) bằng thuật toán SGD với tốc độ học là 0.001 và hệ số quán tính 0.9.

Đánh giá độ chính xác của thuật toán

Đầu tiên, chúng tôi đánh giá độ chính xác của thuật toán ở mức từng điểm ảnh trên tập huấn luyện và tập kiểm chứng. Thuật toán sẽ phải dự đoán từng điểm ảnh có thuộc vùng

polyp hay không. Do sự mất cân bằng giữa số điểm ảnh polyp và số điểm ảnh không thuộc polyp nên chúng tôi sử dụng chỉ số F1 là bình quân điều hòa của giá trị dự báo dương tính (PPV) và độ nhạy (Se) để đánh giá hiệu năng của thuật toán. Chỉ số F1 có giá trị cao nhất là 1, khi và chỉ khi PPV và Se là tuyệt đối.

Tiếp theo, chúng tôi sử dụng tập ảnh thực nghiệm khác để xác định độ chính xác của thuật toán ở mức phát hiện polyp khi so sánh với ý kiến chuyên gia (Bảng 1).

Các chỉ số ghi nhận trong nghiên cứu bao gồm chế độ ảnh (WLI, FICE), số lượng polyp trên ảnh, kích thước polyp và đặc điểm hình thái học polyp theo phân loại Paris (Bảng 2).

Bảng 1. Các độ đo đánh giá độ chính xác của thuật toán

Chỉ số	Công thức	Đánh giá câu hỏi
Độ nhạy (Se)	$A/(A+C)$	Khả năng của thuật toán để xác định ảnh chứa polyp
Độ đặc hiệu (Sp)	$D/(B+D)$	Khả năng của thuật toán để xác định ảnh không chứa polyp
Giá trị dự đoán dương tính (PPV)	$A/(A+B)$	Xác suất một ảnh chứa polyp khi thuật toán dương tính
Giá trị dự đoán âm tính (NPV)	$D/(C+D)$	Xác suất một ảnh không chứa polyp khi thuật toán âm tính
Chỉ số F1	$2*Se*PPV/(Se+PPV)$	Chỉ số kết quả chính xác của thuật toán ở mức điểm ảnh

*A: Số trường hợp dương tính thật; B: Số trường hợp dương tính giả; C: Số trường hợp âm tính giả; D: Số trường hợp âm tính thật

Bảng 2. Phân loại Paris

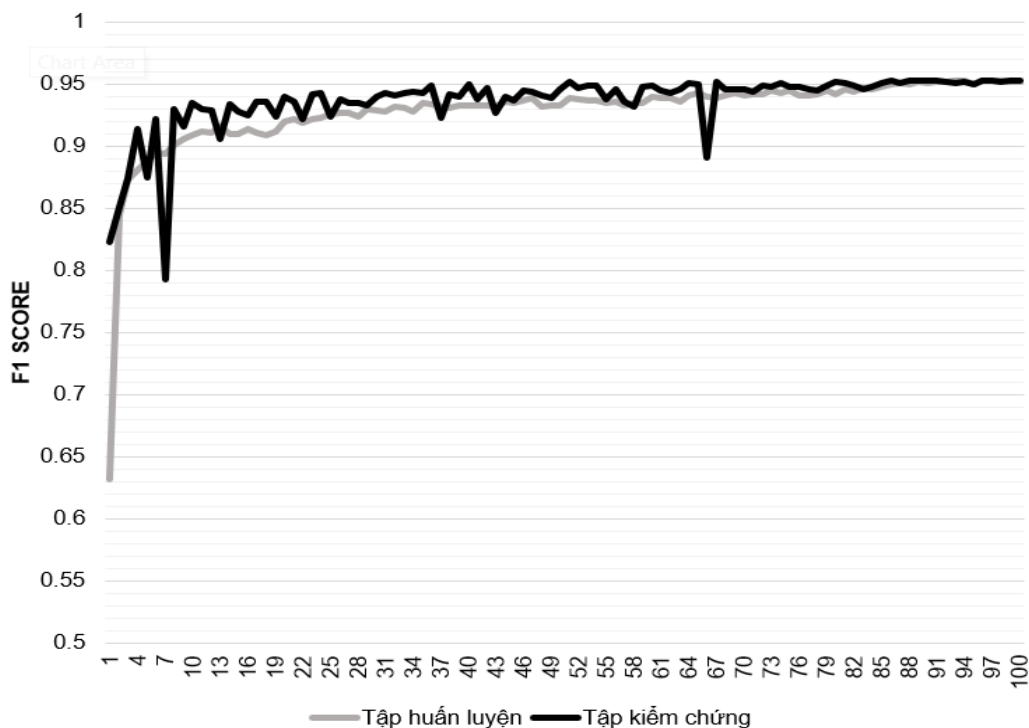
Type I: Các tổn thương lồi	Ip (pedunculated): tổn thương có cuống
	Is (sessile): tổn thương không có cuống (nhô lên > 2,5 mm so với bề mặt)
Type II: Các tổn thương dạng phẳng	Ila (slightly elevated): nhô lên < 2,5 mm
	Ilb (true flat lesion): tổn thương phẳng
	Ilc (mildly depressed lesion): tổn thương lõm nhẹ trên bề mặt
Type III: Các tổn thương loét	

III. KẾT QUẢ

Từ tháng 11/2019 đến tháng 06/2020, nghiên cứu thu thập được 8.190 hình ảnh nội soi đại tràng có polyp và 4.000 hình ảnh nội soi đại tràng không có polyp. Dữ liệu hình ảnh đã gán nhãn được chia làm hai bộ dữ liệu theo tỉ lệ 80% cho huấn luyện mạng và 20% cho quá trình kiểm chứng. Hình 2 minh họa kết quả dự đoán polyp và khoanh vùng của thuật toán.

Hình 3 mô tả độ chính xác của thuật toán

tính theo chỉ số F1 trên bộ dữ liệu huấn luyện và bộ dữ liệu kiểm chứng. Trục ngang của Hình 3 thể hiện số bước huấn luyện (epoch). Có thể thấy chỉ số F1 tăng dần theo thời gian và hội tụ ổn định khi số bước đạt 70. Chỉ số F1 đối với tập huấn luyện và tập kiểm chứng khi hội tụ đều đạt trên 95% và chênh lệch nhau không đáng kể. Điều này chứng tỏ mô hình được huấn luyện hiệu quả, không bị hiện tượng học quá khớp (overfitting).



Hình 3. Độ chính xác tính theo chỉ số F1 trên tập huấn luyện và tập kiểm chứng tại từng thời điểm khác nhau (epoch) trong quá trình huấn luyện

Tập ảnh thực nghiệm bao gồm 1.321 ảnh với 1.543 polyp trong đó 76% số ảnh trong tập này ở chế độ WLI. Các đặc điểm chi tiết về số lượng, kích thước polyp và hình thái theo phân loại Paris được mô tả chi tiết trong Bảng 3.

Bảng 3. Đặc điểm tập ảnh đánh giá thực nghiệm của mô hình

	Tần số (n)	Tỉ lệ (%)		Tần số (n)	Tỉ lệ (%)
Chế độ ảnh	Số lượng polyp trong mỗi ảnh				
WLI	1004	76	1 polyp	1204	91,14
FICE	317	24	Nhiều polyp	117	8,86
Tổng cộng	1.321	100	Tổng cộng	1.321	100
Kích thước polyp	Phân loại Paris				
< 5mm	981	63,58	Ip	127	8,23
5 - 10 mm	460	29,81	Is	1252	81,14
> 10 mm	102	6,61	Ila	164	10,63
Tổng cộng	1.543	100	Ilb	0	0
			Tổng cộng	1.543	100

PPV, Se và Sp của mô hình AI trong tập ảnh thực nghiệm lần lượt là 94,60%, 96,39% và 99,84%. Khi so sánh với ý kiến chuyên gia, có 38 ảnh khoan thừa 52 tổn thương, 67 ảnh phát hiện đúng tổn thương nhưng khoan viên chưa chính xác và 14 ảnh khoan thiếu 37 tổn thương với các đặc điểm được mô tả chi tiết trong Bảng 4. Trong đó tất cả polyp bị bỏ sót đều có kích thước < 0,5cm và phân loại Paris Is.

Bảng 4. Mô tả đặc điểm các ảnh khoan thừa và ảnh khoan sót tổn thương

Lỗi đánh dấu khoan thừa	Số vùng đánh dấu sai (n)	Tỉ lệ (%)	Lỗi bỏ sót	Số polyp (n)	Tỉ lệ (%)
Bọt	7	13,46	Bỏ sót polyp nhỏ	31	83,8
Cuống polyp	5	9,62	Bỏ sót polyp ở xa	3	8,1
Dịch nhày	7	13,46	Bỏ sót polyp trên nếp niêm mạc	3	8,1
Nếp niêm mạc	23	44,23	Tổng cộng	37	100
Niêm mạc	8	15,38			
Vùng lóa	2	3,85			
Tổng cộng	52	100			

IV. BÀN LUẬN

Theo các nghiên cứu, tình trạng bỏ sót polyp hay adenoma đại tràng liên quan đến nhiều yếu tố bao gồm chất lượng hệ thống trang thiết bị, quy trình nội soi (chuẩn bị đại tràng, thời gian rút dây), môi trường làm việc và kinh nghiệm của bác sĩ.²⁻⁴ Chính vì vậy việc áp dụng công nghệ mới như các kĩ thuật nội soi tăng cường hình ảnh hay AI được kì vọng có thể giúp giảm tỷ lệ bỏ sót tổn thương. Khuyến cáo mới đây của Hội Nội soi tiêu hóa châu Âu trong phát hiện và phân loại tổn thương ác tính của đại tràng cũng đã đề cập đến việc có thể kết hợp các phương thức hỗ trợ của máy tính trong phát hiện, xác định đặc điểm tổn thương trong nội soi đại tràng.¹⁸

Một số nghiên cứu hồi cứu đã ghi nhận tiềm năng hứa hẹn của AI trong việc hỗ trợ phát hiện polyp đại trực tràng.⁶⁻⁸ Nghiên cứu của Urban và cộng sự huấn luyện trên 8641 ảnh nội soi được gán nhãn bởi chuyên gia thu thập từ 2000 bệnh nhân và kiểm định trên 20 video nội

soi cho thấy tỷ lệ dự đoán chính xác của thuật toán là 96,4%. Kĩ thuật mạng neuron tích chập (Convolutional Neural Network – CNN) phát triển trong nghiên cứu này còn có ưu điểm là có khả năng chạy trên hệ thống máy tính thông thường với tốc độ xử lý nhanh. Tác giả Wang và cộng sự cũng đã xây dựng mô hình phát hiện polyp với PPV là 94,3% và Sp là 95,9% trong đó hệ thống có tốc độ xử lý hình ảnh video là 25 ảnh/s do vậy độ trễ khi phân tích video nội soi đồng thời rất khó nhận biết được, kể cả bởi chuyên gia.¹⁹ Điểm chung của thuật toán do chúng tôi và các nhóm tác giả trên thế giới xây dựng là đều dựa trên các tập ảnh tĩnh đã được bác sĩ gán nhãn, khoan vùng.

Một điểm hạn chế là không có nhiều tập ảnh dữ liệu công bố trong lĩnh vực này. Tập dữ liệu công bố lớn nhất là tập Kvasir bao gồm 1000 ảnh có polyp, 1000 ảnh polyp được tìm phòng và 1000 ảnh chân vết cắt polyp sau can thiệp thủ thuật. Nghiên cứu nền trên tập ảnh Kvasir được thực hiện bởi Pogorelov và cộng sự ghi

nhận Sp và PPV lần lượt là 95,8% và 92,7%.²⁰ Đồng thời, nghiên cứu phân tích gộp thực hiện bởi Lui và cộng sự cho thấy các thuật toán AI trong nội soi đại tràng ghi nhận PPV, Se lần lượt là 96% và 92,3%.²¹ Khi so sánh với nghiên cứu của các tác giả trên thế giới, thuật toán chúng tôi đang xây dựng có PPV, Se và Sp gần tương đương. Có thể thấy, nhóm nghiên cứu đã bước đầu thành công trong việc xây dựng dữ liệu hình ảnh nội soi. Đồng thời, dữ liệu cũng vẫn đang được thu nhận thêm, đặc biệt là dữ liệu dạng video nhằm kiểm định độ chính xác cũng như thời gian phân tích xử lý ảnh.

Tại Việt Nam, hiện chưa có nhiều nghiên cứu về ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nội soi đường tiêu hóa để đánh giá tiềm năng cũng như tính khả thi trong hoàn cảnh thực tế của nước ta. Năm 2019, nhóm nghiên cứu của chúng tôi đã tiến hành một nghiên cứu bước đầu đánh giá việc ứng dụng AI trong xác định 7 vị trí giải phẫu của dạ dày với PPV trung bình là 92,48%. Ngoài ra, kết quả nghiên cứu cũng cho thấy khả năng ứng dụng trong thực tế dựa trên phân tích thời gian bác sĩ nội soi phân loại ảnh theo vị trí giải phẫu theo cách thông thường và khi có sự hỗ trợ của phần mềm. Trung vị thời gian phân loại của ba chuyên gia nội soi khi sử dụng phần mềm (3,86 phút) ngắn hơn một cách có ý nghĩa thống kê so với cách phân loại truyền thống (12,82 phút).²² Trên cơ sở đó, nhóm nghiên cứu chúng tôi tiến hành xây dựng thuật toán đối với phát hiện tổn thương polyp của đường tiêu hóa dưới.

Năm 2019, nhóm nghiên cứu của Đại học quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh đã tiến hành đánh nhãn trên tập dữ liệu KVASIR để phát hiện các tổn thương của đường tiêu hóa cả trên và dưới bao gồm viêm thực quản, polyp đại tràng và các dụng cụ can thiệp. Kết quả ghi nhận chỉ số F1 của các thuật toán học sâu xây dựng được dao động từ 83 - 94% trên 2 tập dữ

liệu Medico và BioMedia, tuy nhiên nhóm tác giả cũng nhận thấy thuật toán chưa đủ mạnh trong việc phát hiện tổn thương các polyp đại tràng đặc biệt ở nhóm được tiêm phòng trước thủ thuật. Nhóm tác giả đã đánh dấu vùng phát hiện polyp cho 3.088 ảnh và dụng cụ cho 1.886 ảnh để xây dựng bộ dữ liệu chuẩn cho các nghiên cứu tiếp theo. Tuy nhiên, mô hình Faster R-CNN sử dụng trong nghiên cứu này là kiến trúc hai giai đoạn (two-stage) dựa trên mạng xương sống ResNet10 có kích thước rất lớn và sâu nên tốc độ xử lý chậm và khó ứng dụng cho bước tiếp theo là chạy trên video hoặc xử lý thời gian thực.²³ Nghiên cứu của chúng tôi sử dụng tập ảnh huấn luyện được gán nhãn với 8.190 hình ảnh nội soi đại tràng có polyp và 4.000 hình ảnh nội soi đại tràng không có polyp trong đó số ảnh được khoanh vùng là 6.234 ảnh. Đây là tập dữ liệu đầu tiên được xây dựng tại Việt Nam, bao gồm 76% ảnh chế độ WLI và 23% chế độ FICE với kích thước, hình thái polyp đa dạng cũng là một điểm mạnh giúp đánh giá ưu nhược điểm của thuật toán.

Khi kiểm định trên tập thực nghiệm, PPV và Se thu nhận được tương tự như của các nhóm tác giả trên thế giới lần lượt là 94,6% và 96,39%. Các trường hợp bị sót tổn thương đều là polyp bé dưới 5 mm và hình thái Paris là Is. Nguyên nhân có thể là do kích thước polyp quá nhỏ hoặc nằm trong vùng tối của ảnh nên phần mềm khó xác định ranh giới rõ ràng của polyp với niêm mạc xung quanh dẫn đến bỏ sót. Những trường hợp bị nhận nhầm polyp thường là do chất lượng ảnh (bọt, có lóa, dịch nhầy) hoặc nhận nhầm với nếp niêm mạc. Chất lượng ảnh kém có khả năng đã tạo nên các đường ranh giới mờ xung quanh các vùng có bọt, lóa và dịch nhầy khiến cho thuật toán xác định nhầm là ranh giới của polyp. Đối với các trường hợp nhận nhầm nếp niêm mạc, các nếp có thể đã tạo nên hình ảnh cấu trúc lỗi trên bề

mặt niêm mạc gần giống với polyp Is theo phân loại Paris khiến phần mềm xác định nhầm. Các trường hợp bỏ sót và nhận nhầm được mô tả ở trên cũng là những đặc điểm được báo cáo trong một số nghiên cứu của các tác giả trên thế giới và gợi ý một số định hướng giúp nhóm nghiên cứu cải thiện thêm thuật toán. Nghiên cứu này của chúng tôi còn một số hạn chế như là nghiên cứu đơn trung tâm, tập dữ liệu là ảnh tĩnh và chỉ mới thu nhận trên 2 chế độ ánh sáng là WLI và FICE của hệ thống máy Fujifilm. Trong tương lai, sẽ cần triển khai nghiên cứu đa trung tâm trên nhiều hệ thống máy và chế độ ánh sáng để đảm bảo cơ sở dữ liệu đầu vào phong phú.

V. KẾT LUẬN

Nghiên cứu được tiến hành nhằm phát triển hệ thống ứng dụng thuật toán AI để phát hiện polyp đại tràng thông qua xây dựng tập dữ liệu ảnh nội soi của bệnh nhân Việt Nam (với 8.190 ảnh có polyp và 4.000 ảnh không polyp), đồng thời tiến hành đánh giá bước đầu độ chính xác của thuật toán. Trong quá trình xây dựng mô hình, kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình có chỉ số F1 cao, trên 95%. Kết quả kiểm định trên tập 1.321 ảnh với 1.543 tổn thương ghi nhận PPV, Se và Sp của mô hình lần lượt là 94,6%, 96,39% và 99,84% với 52 vùng khoanh thừa và 37 tổn thương bỏ sót đều có kích thước < 5 mm và hình thái Is theo phân loại Paris. Kết quả ghi nhận bước đầu cho thấy hướng nghiên cứu này có tính khả thi ở nước ta và là một hướng đi mới cần tiếp tục đi sâu phát triển.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Giacosa A, Frascio F, Munizzi F. Epidemiology of colorectal polyps. *Tech Coloproctol*. 2004; 8 Suppl 2: s243-247.
2. Moriyama T, Uraoka T, Esaki M, Matsumoto T. Advanced technology for the

improvement of adenoma and polyp detection during colonoscopy. *Dig Endosc*. 2015; 27 Suppl 1: 40 - 44.

3. Zhao S, Wang S, Pan P, et al. Magnitude, Risk Factors, and Factors Associated With Adenoma Miss Rate of Tandem Colonoscopy: A Systematic Review and Meta-analysis. *Gastroenterology*. 2019; 156(6): 1661 - 1674 e1611.

4. Shin JG, Kim HW, Park SB, et al. Polyp missing rate and its associated risk factors of referring hospitals for endoscopic resection of advanced colorectal neoplasia. *Medicine (Baltimore)*. 2017; 96(19): e6742.

5. Corley DA, Jensen CD, Marks AR, et al. Adenoma detection rate and risk of colorectal cancer and death. *N Engl J Med*. 2014; 370(14): 1298 - 1306.

6. Karkanis SA, Iakovidis DK, Maroulis DE, Karras DA, Tzivras M. Computer-aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. 2003; 7(3): 141 - 152.

7. Urban G, Tripathi P, Alkayali T, et al. Deep Learning Localizes and Identifies Polyps in Real Time With 96% Accuracy in Screening Colonoscopy. *Gastroenterology*. 2018; 155(4): 1069 - 1078 e1068.

8. Viscaino M, Cheein FA. Machine learning for computer-aided polyp detection using wavelets and content-based image. *Paper presented at: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC); 23 - 27 July 2019, 2019.*

9. Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, Siegel RL, Torre LA, Jemal A. Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA Cancer J Clin*. 2018; 68(6): 394

- 424.

10. Wolf AMD, Fontham ETH, Church TR, et al. Colorectal cancer screening for average-risk adults: 2018 guideline update from the American Cancer Society. *CA Cancer J Clin.* 2018; 68(4): 250-281.

11. Bộ Y tế. Quyết định 2549/QĐ-BYT 2018 ban hành Tài liệu Hướng dẫn chẩn đoán và điều trị ung thư đại - trực tràng. In: 2018.

12. Huynh HT, Anh VNN. A Deep Learning Method for Lung Segmentation on Large Size Chest X-Ray Image. *Paper presented at: 2019 IEEE-RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF)*; 20-22 March 2019, 2019.

13. Ngoc LT, Huynh KD, Bao PT, Hieu HT. Liver intensity determination in the 3D abdominal MR image using neural network. *Vietnam Journal of Science and Technology.* 2016; 3A(54).

14. Le TN, Bao PT, Huynh HT. Liver Tumor Segmentation from MR Images Using 3D Fast Marching Algorithm and Single Hidden Layer Feedforward Neural Network. *BioMed Research International.* 2016; 2016: 3219068.

15. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Vol 93512015.

16. Tan M, Le Q. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. 2019.

17. Abraham N, Khan NM. A Novel Focal Tversky Loss Function With Improved Attention

U-Net for Lesion Segmentation. *Paper presented at: 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)*; 8 - 11 April 2019, 2019.

18. Bisschops R, East JE, Hassan C, et al. Advanced imaging for detection and differentiation of colorectal neoplasia: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Guideline - Update 2019. *Endoscopy.* 2019; 51(12): 1155 - 1179.

19. Wang P, Xiao X, Glissen Brown JR, et al. Development and validation of a deep-learning algorithm for the detection of polyps during colonoscopy. *Nature Biomedical Engineering.* 2018; 2(10): 741 - 748.

20. Pogorelov K, Randel KR, Griwodz C, et al. KVASIR: A Multi-Class Image Dataset for Computer Aided Gastrointestinal Disease Detection. 2017.

21. Lui TKL, Guo CG, Leung WK. Accuracy of artificial intelligence on histology prediction and detection of colorectal polyps: a systematic review and meta-analysis. *Gastrointestinal Endoscopy.* 2020; 92(1): 11-22.e16.

22. Đào Việt Hằng, Nguyễn Phúc Bình, Vũ Hải, et al. Xác định vị trí giải phẫu của dạ dày qua nội soi đường tiêu hóa trên sử dụng mạng nơ-ron tích chập. *Tạp chí Y học thực hành.* 2019; 1120(12): 10 - 12.

23. Hoang TH, Nguyen HD, Nguyen VA, Nguyen TA, Nguyen VT, Tran MT. Enhancing Endoscopic Image Classification with Symptom Localization and Data Augmentation. 2019.

Summary

PRELIMINARY RESULTS OF ARTIFICIAL INTELLIGENT APPLICATION IN COLONOSCOPIC POLYPS DETECTION IN VIETNAM

This study intention is to build a deep learning model for polyps detection in colonoscopy images, conducted from November 2019 to June 2020. We collected a dataset of 8190 colonoscopy images with at least one polyp and 4000 colonoscopy images without polyp. 80% of the dataset was used for training and 20% was used for testing in which images with polyps were labeled and annotated by experts. The proposed model was built based on the U-Net architecture with an Efficient Net encoder and was trained in 150 epochs before testing on the experimental dataset (1321 colonoscopy images with 1543 polyps). The model's accuracy was then evaluated using the F1 score, the PPV index, the Se index, and the Sp index. Preliminary assessment of the proposed model showed that the F1 scores of both the training set and the testing set are over 95%. The AI model was then tested on the experimental dataset, which recorded the PPV, Se and Sp indexes of 94.60%, 96.39% and 99.84%, respectively. Furthermore, 37 polyps were missed, 63.58% of which were less than 5mm in diameter, and 81.14% were categorized as Is according to Paris classification. 52 areas incorrectly marked as polyp were foam, optical flare, or mucus in the images. Most of the false-positive areas were mucosal folds (44.23%) and mucus (13.46%). This preliminary study showed that the proposed deep learning model yielded good precision and recall. Application of AI in colonoscopic polyps' detection is then feasible and requires further investigation in Vietnam.

Key words: Artificial intelligent, colonoscopy, colonoscopic polyps, deep learning, polyp detection