Vietnam Journal of Community Medicine, Vol 63, No 6 (2022) 142-151

SCREENING GLAUCOMA IN COLOR FUNDUS IMAGES USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE SOFWARE EYEDR

Pham Thi Thuy Tien[1], Ho Phuong Thanh Tai[1,*], Do Quoc Hiep[1], Nguyen Trong Loc[1], Nguyen Minh Son[2]

[1]Ho Chi Minh City Eye Hospital - 280 Dien Bien Phu, 7 ward, 3 district, Ho Chi Minh City, Vietnam
[2]University of Information Technology, Vietnam National University - Ho Chi Minh City - Han Thuyen, 6P, Thu Duc, HCMC, Vietnam

Received 01/08/2022
Revised 05/09/2022; Accepted 12/10/2022

ABSTRACT

Using Darknet convolutional neural network technology, YOLO version 3 develops an artificial intelligence system called EYEDR, that can screen glaucoma by disc imaging automatically.

Purposes: Determining the validity and reliability of the artificial intelligence algorithm EYEDR in the screening of adult glaucoma by color images of the optic disc.

Methods: Cross-sectional study. The 2470 color images of the optic disc were selected to train machine learning with Darknet YOLO convolutional neural network to determine the shape of the optic disc and optic cup, thereby an artificial intelligence algorithm was developed to detect the glaucoma and non-glaucoma optic nerve. A test dataset of 1028 disc images was used to evaluate the value of this AI software based on the sensitivity, specificity, area under the ROC curve (AUC), likelihood ratio, accuracy, and Cohen's Kappa coefficient.

Results: The area under the curve (AUC) was 0.93 ± 0.01 (95% CI; 0.92 - 0.95), with the sensitivity 90.03%, specificity 95.06%, the accuracy 86.8% and the Kappa coefficient 0.86 with $p<0.001$.

Conclusions: EYEDR artificial intelligence software developed by CNN Darknet YOLO vesion 3 technology with high sensitivity could screen glaucoma by color fundus images in the community.

Keywords: Glaucoma, optic disc, atrificial intelligence.

*Corressponding author
Email address: taiho@bvmat.com
Phone number: (+84) 913 760 363
https://doi.org/10.52163/yhc.v63i6.465

TẦM SOÁT BỆNH GLÔCÔM BẰNG CHỤP ẢNH MÀU GAI THỊ VỚI ỨNG DỤNG PHẦN MỀM TRÍ TUỆ NHÂN TẠO EYEDR

Phạm Thị Thủy Tiên[1], Hồ Phương Thanh Tài[1,*], Đỗ Quốc Hiệp[1], Nguyễn Trọng Lộc[1], Nguyễn Minh Sơn[2]

[1]Bệnh viện Mắt TPHCM - 280 Điện Biên Phủ, phường 7, Quận 3, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam
[2]Đại học Công nghệ thông tin - Đại học Quốc Gia TPHCM - Đường Hàn Thuyên, khu phố 6 P, Thủ Đức, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Ngày nhận bài: 01 tháng 08 năm 2022
Chỉnh sửa ngày: 05 tháng 09 năm 2022; Ngày duyệt đăng: 12 tháng 10 năm 2022

TÓM TẮT

Ứng dụng công nghệ mạng nơ-ron tích chập Darknet YOLO phát triển hệ thống trí tuệ nhân tạo EYEDR có thể tầm soát glôcôm bằng hình ảnh đĩa thị tự động.

Mục tiêu: Xác định tính giá trị và tin cậy của thuật toán trí tuệ nhân tạo EYEDR trong tầm soát bệnh glôcôm ở người trưởng thành bằng hình ảnh màu đĩa thị.

Phương pháp: Nghiên cứu cắt ngang. Chọn lọc 2470 ảnh màu đĩa thị để huấn luyện cho máy học bằng mạng nơ-ron tích chập Darknet YOLO nhằm xác định hình dạng optic disc và optic cup của đĩa thị, từ đó xây dựng thuật toán trí tuệ nhân tạo để phát hiện đĩa thi có glaucoma và non-glaucoma. Sử dụng bộ test gồm 1028 ảnh dùng để đánh giá giá trị của phần mềm AI này dựa vào độ nhạy, độ đặc hiệu, diện tích dưới đường cong ROC (AUC), tính khả dĩ đương, tính chính xác và chỉ số đồng thuận Kappa của máy học và bác sĩ đọc kết quả.

Kết quả: Diện tích dưới đường cong ROC (AUC) là 0,93 ± 0,01 (0,92 -0,95; CI 95%), với độ nhạy 90,3%, độ đặc hiệu 95,06%, tỉ số tiên đoán dương 90,80%, độ chính xác 86,80% và chỉ số đồng thuận Kappa là 0,86.

Kết luận: Phần mềm trí tuệ nhân tạo EYEDR ứng dụng công nghệ CNN Darknet YOLO version 3 có độ nhạy cao giúp phát hiện tầm soát glôcôm bằng ảnh màu gai thị trong cộng đồng.

Từ khoá: Glôcôm, gai thị, trí tuệ nhân tạo.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Glôcôm là bệnh gây mù không phục hồi. Thế giới có khoảng 80 triệu người mắc bệnh năm 2020 và dự tính 111.8 triệu người vào năm 2040. Tại Việt Nam, theo số liệu thống kê của Viện Mắt Trung ương, cả nước có hơn 380 ngàn người bị mù hai mắt, trong đó có hơn 24 ngàn người bị mù lòa do glôcôm (chiếm 65% và đứng thứ hai sau bệnh lý đục thể thủy tinh 66,1%). Đa số bệnh nhân glôcôm không nhận biết mình mắc bệnh cho đến khi mắt ở tình trạng nặng ảnh hưởng đến thị lực trung tâm. Tầm soát và phát hiện sớm bệnh glôcôm kèm với kế

*Tác giả liên hệ
Email: taiho@bvmat.com
Điện thoại: (+84) 913 760 363
https://doi.org/10.52163/yhc.v63i6.465

hoạch điều trị thích hợp sẽ giúp bệnh nhân ngăn ngừa mất thị lực.

Việc sử dụng phân lớp máy học (MLC- machine lerning classifier) được xem như là phương tiện có độ nhạy và độ chuyên biệt cao (>90%) để phát hiện bệnh lý thần kinh thị do glôcôm từ những hình ảnh đáy mắt chất lượng cao [8]. Tại Việt Nam, việc ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo vào việc chẩn đoán hình ảnh nhất là trong nhãn khoa vẫn còn chưa được khai thác. Một câu hỏi được đặt ra là liệu có thể phát triển một thuật toán trí tuệ nhân tạo có khả năng phát hiện glôcôm bằng hình ảnh đĩa thị tốt như một chuyên gia glôcôm? Từ kho dữ liệu hình ảnh chụp đáy mắt của bệnh nhân tại khoa Chẩn đoán hình, chúng tôi tiến hành chọn lọc, phân loại và ứng dụng công nghệ mạng nơ-ron tích chập CNN (Convoluted Neural Networks) của Deep Learning nhằm phát triển hệ thống trí tuệ nhân tạo (AI) có thể chẩn đoán glôcôm bằng hình ảnh đĩa thị tự động và có khả năng tầm soát rộng trong cộng đồng. Nghiên cứu tầm soát bệnh Glôcôm bằng chụp ảnh màu gai thị với ứng dụng phần mềm trí tuệ nhân tạo EYEDR được thực hiện với mục tiêu: Xác định tính giá trị và tin cậy của thuật toán trí tuệ nhân tạo EYEDR trong tầm soát bệnh glôcôm ở người trưởng thành bằng hình ảnh màu đĩa thị.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Đối tượng nghiên cứu

Người mắc bệnh glôcôm

Ảnh địa thị người măc bệnh glôcôm

Tiêu chuẩn lựa chọn:

Người mắc bệnh glôcôm tuổi trên 40

Người có tiền sử gia đình mắc bệnh glôcôm, cận thị nặng, đái tháo đường, cao huyết áp

Đồng ý tham gia nghiên cứu.

Tiêu chuẩn loại trừ:

Người mắc bệnh glôcôm tuổi dưới 40

Không đồng ý tham gia nghiên cứu

2.2. Thiết kế nghiên cứu: Cắt ngang trên cỡ mẫu 2470 ảnh chọn lọc.

2.3. Phương pháp thu thập

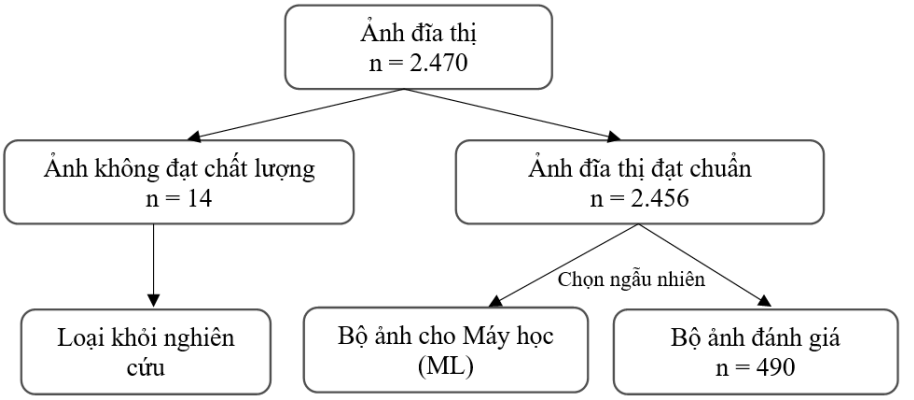
Xây dựng bộ ảnh đầu vào (input)

Bộ ảnh cho máy học gồm 2470 ảnh đĩa thị được trích xuất từ máy chụp ảnh đáy mắt từ kho đĩa lưu trữ của Bệnh viện Mắt được chia làm 2 tập ảnh ngẫu nhiên: bộ ảnh cho máy học có 1966 ảnh (Training dataset) và bộ ảnh đánh giá 490 ảnh (Validation dataset). 14 ảnh có kèm theo bệnh lý đĩa thị bẩm sinh hoặc bệnh lý võng mạc, không đạt chất lượng loại (sơ đồ 1).

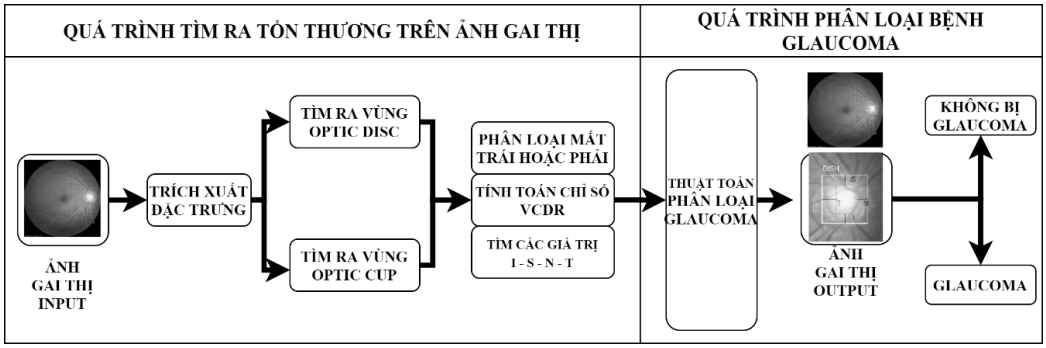
Quá trình học máy

Quá trình huấn luyện máy học này được thực hiện trên bộ dữ liệu Training dataset (hình 1) với mục đích tạo ra bộ dữ liệu nhận diện và phân loại vị trí vùng đĩa thị (Optic Disc) và vùng lõm đĩa (Optic Cup) thông qua mô hình mạng tích chập học sâu Darknet YOLO version 3.

Sơ đồ 1: Sơ đồ chọn ảnh cho tập Training và Validation dataset

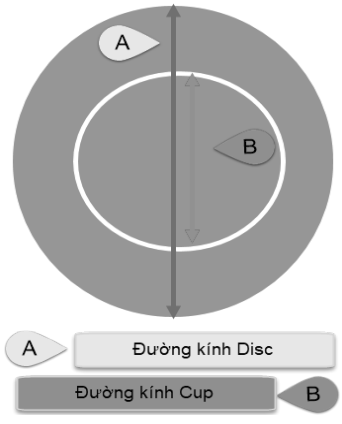


Hình 1: Mô hình nhận diện, phân loại bệnh lý glôcôm trên ảnh màu đĩa thị



Sau khi đã xác định vùng đĩa thị Optic Disc, vùng lõm đĩa Optic Cup được xác định theo hình sau (hình 2):

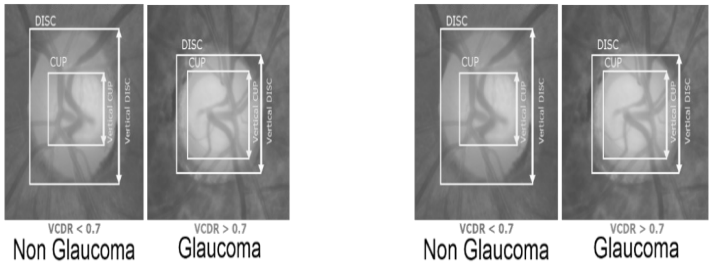
Hình 2: Xác định đường kính Optic disc, Optic cup trên ảnh màu đĩa thị



Dựa trên tỉ lệ đường kính theo chiều dọc giữa Optic disc và Optic cup (VCDR: vertical cup to disc ratio), tỉ lệ này xác định được như sau (hình 3):

Hình 3: Tỉ lệ VCDR của đĩa thị bình thường và glôcôm

$$VCDR = \frac{Đường\ kính\ Cup}{Đường\ kính\ Disc} \leq 1.0$$



Mắt bình thường ***Mắt bị glaucoma***

Nguồn: Bệnh viện Mắt

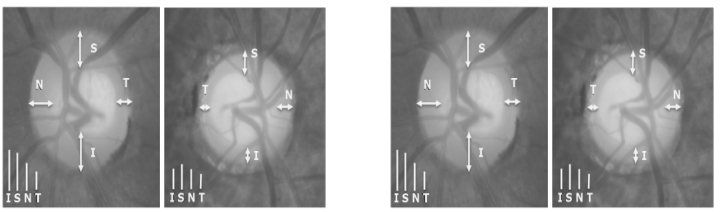
Đĩa thị chia thành 4 sectors gồm vùng Inferior (I), Superior (S), Nasal (N), và Temporal (T) phân bố trên hình ảnh chụp màu đĩa thị tương ứng như sau (hình 4):

Hình 4: Phân bố vị trí Inferior I, Superior S, Nasal N, và Temporal T trên ảnh màu đĩa thị theo mắt phải (ảnh trái) và mắt trái (ảnh phải).

Mắt phải ***Mắt trái***

Trên cơ sở đó, tùy vào tỉ lệ kích thước của các vùng rìa (rim) I, S, N, T mà tỉ lệ này tuân hay bất tuân theo quy luật ISNT của 5R [4]. Quy luật ISNT là chiều dày vùng rìa phía đuới cao hơn phía trên, vùng rìa phía trên cao hơn phía mũi và thấp nhất là ở phía thái dương (hình 5).

Hình 5: Phân loại bệnh Glaucoma theo luật ISNT



Mắt phải ***Mắt trái***

Nguồn: Bệnh viện Mắt

Nếu vùng đĩa thị của ảnh tuân thủ I > S > N > T thì phân loại là không có bệnh, và ngược lại.

Bảng 1: Tiêu chí phân loại tầm soát glôcôm trên ảnh chụp màu đĩa thị

Phân loại tầm soát bệnh	Đặc điểm lâm sàng trên ảnh màu đĩa thị (theo thứ tự ưu tiên)
Glaucoma	1. Tỉ lệ VCDR ≥ 0.7 2. Tỉ lệ VCDR < 0.7 và không tuân theo quy luật I > S > N > T
Non-Glaucoma	1. Không lõm gai 2. VCDR ≤ 0.4 3. 0.4 < VCDR < 0.7 và tuân theo quy luật I > S > N > T.

Quá trình xác định các giá trị của phần mềm EYEDR
Tiến hành chụp hình đĩa thị kỹ thuật số từ 2 máy chụp hình đáy mắt Visucam 524, Carl Zeiss Meditec và TRC 50DX, Topcon. Cả hai mắt của bệnh nhân đều được chọn nếu hình ảnh đạt chất lượng cũng như vị trí đĩa thị đúng trung tâm. Hình sẽ được mã hoá tên bệnh nhân, lưu vào phần mềm trong máy tính của khoa Chẩn đoán hình. File hình sau khi mã hoá sẽ được gửi cho bác sĩ glôcôm và phần mềm EYEDR. đọc kết quả riêng biệt. Kết quả đọc của BS và phần mềm sẽ được ghi vào phiếu thu thập phục vụ phân tích.

1.4. Xử lý và phân tích

Hình sẽ được mã hoá theo tên bệnh nhân, lưu vào phần

mềm trong máy tính, được gửi cho bác sĩ glôcôm và phần mềm EYEDR đọc kết quả riêng biệt. Kết quả đọc của bác sĩ và phần mềm được ghi vào phiếu thu thập, tập hợp thành dữ liệu trên phần mềm SPSS 20.0 để phân tích và xử lý kết quả.

Ảnh đánh giá được áp dụng thuật toán EYEDR nhận diện xác định bệnh, diện tích dưới đường cong ROC (AUC) với độ tin cậy 95% để đánh giá độ chính xác, độ nhạy và đặc hiệu, tính khả dĩ dương, độ chẩn đoán chính xác và hệ số Cohens' Kappa đồng thuận giữa bác sĩ và thuật toán. Các test có ý nghĩa thống kê khi $p < 0,05$.

3. KẾT QUẢ

3.1. Bộ ảnh dữ liệu thu thập đầu vào

Bảng 2: Mô tả tập dữ liệu thực nghiệm huấn luyện nhận diện Optic Disc/ Optic Cup

Training dataset	SL hình	SL hình chứa vùng Optic Disc	SL hình chứa vùng Optic Cup	SL hình phân chia	
				Trainingset	Validationset
Optic Disc	2456	2456		1966	490
Optic Cup	2456		2456	1966	490

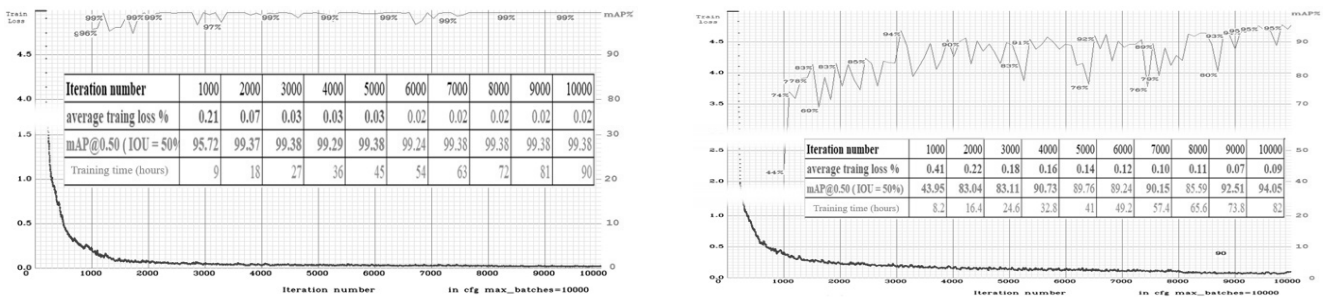
- Tập huấn luyện (Training dataset) gồm 1966 ảnh dùng cho quá trình huấn luyện và nhận diện phân loại vùng đĩa thị Optic disc, Optic cup (bảng 2).

- Tập đánh giá (Validation dataset) gồm 490 ảnh.

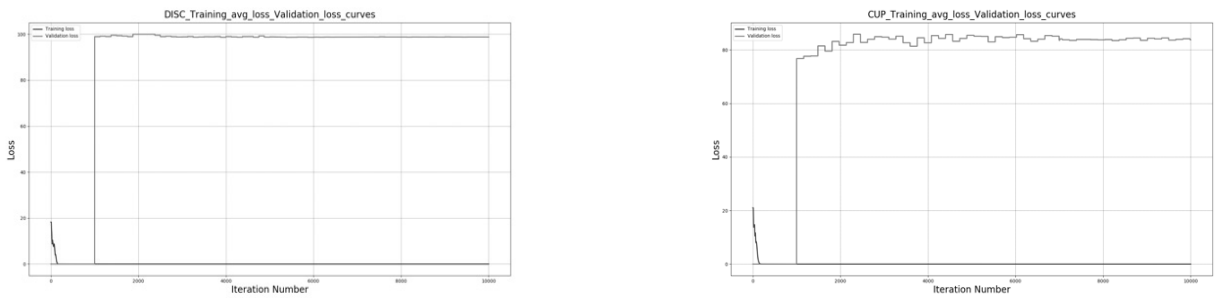
3.2. Kết quả quá trình học máy

Thời gian huấn luyện dữ liệu trên 2456 ảnh của tập Training dataset mất hơn 90 giờ cho mỗi bộ nhận diện vùng đĩa thị Optic Disc và 85 giờ cho lõm chén Optic Cup với số lượng Iterations (max_batches) là 10.000 iterations đồng đều cho mỗi bộ (hình 6).

Hình 6: Giá trị nhận diện chính xác (mAP@0.5) qua từng quá trình học máy cho bộ Optic Disc và Optic Cup



Hình 7: Biểu đồ thể hiện AUC kết quả nhận diện vùng Optic Disc (trái) , Optic Cup (phải) của máy học trên tập ảnh validation dataset



Trung bình giá trị trung bình sai lệch (average loss) và độ chính xác nhận diện với tỉ lệ chọn IoU từ 50% (mAP@0.50). Giá trị trung bình sai lệch càng thấp chứng tỏ quá trình học máy diễn ra thành công, đồng thời giá trị average precision cao chứng tỏ mô hình có khả năng nhận diện cao.

3.3. Kết quả quá trình test kiểm chứng phần mềm EYEDR

Bảng 3: Đặc điểm dịch tễ của tập dữ liệu kiểm chứng

Đặc điểm	N	%
Tổng số mắt	**1028**	
Tổng số bệnh nhân	**599**	
1 mắt	170	
2 mắt	429	
Giới tính		
Nam	296	49,4
Nữ	303	50,6
Tuổi	50,64 ±15,83 (8-86)	

Tỉ lệ nam và nữ trong nghiên cứu tương đương, độ tuổi trung bình trong nghiên cứu 50,64 ±15,83. Nghiên cứu tập hợp ảnh tại 2 mắt là chủ yếu trên 429 bệnh nhân.

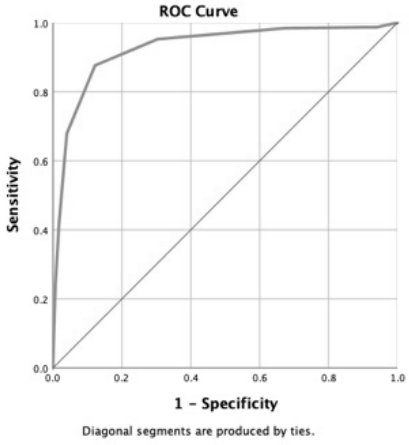
Bảng 4: Giá trị kết quả phân loại bệnh lý Glaucoma trên tập dữ liệu kiểm chứng

Máy học	Glaucoma (BS)	Non- Glaucoma (BS)	Tổng cộng
Glaucoma	326 (TP)	33 (FP)	359
Non-Glaucoma	35 (FN)	635 (TN)	670
	Sensitivity (%) 90,30	Specificity (%) 95,06	AUC 0,93 ± 0,01

Dương tính thật (TP-True positive), Âm tính thật (FP-False positive), Âm tính giả (FN-False negative) và Dương tính giả (TN-True negative).

Giá trị kết quả phân loại bệnh lý Glaucoma trên tệp kiểm chứng bằng phần mềm EYEDR: độ nhạy (Sensitivity) đạt 90,3%; độ đặc hiệu (Specificity) đạt 95,06%; diện tích dưới đường cong (AUC) 0,93 ± 0,01.

Hình 8: Biểu đồ đường cong ROC



Kết quả Kappa thể hiện tính đồng thuận giữa kết quả đọc máy học và bác sĩ glôcôm 0.59 ± 0.02 (p<0,001).

Bảng 5: Khảo sát thời gian phân loại hình ảnh đĩa thị giữa bác sĩ chuyên khoa glôcôm, BS nhãn khoa và máy học

Phân loại bệnh Glaucoma	Bác sĩ Glaucoma	Bác sĩ nhãn khoa	Hệ thống máy học
Thời gian trung bình (giây)	45	400 - 480	8 – 12

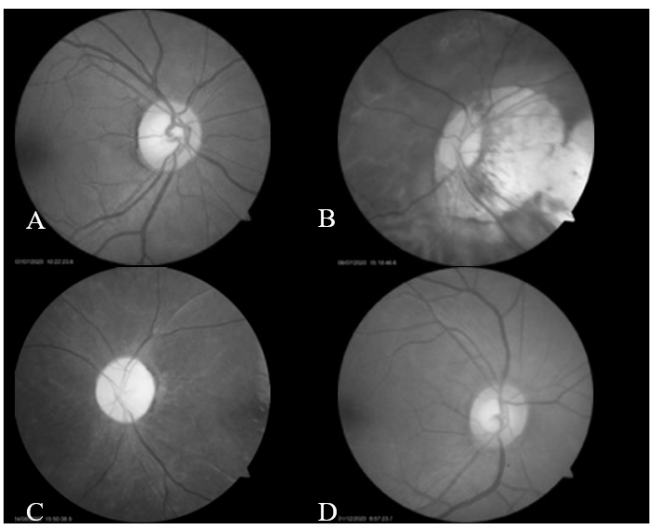
Hình 9: Hình ảnh đĩa thị máy học cho kết quả âm tính giả. A,B. Gai thị lớn, lõm đĩa lớn. C,D. Hình đĩa thị nghiêng.

4. BÀN LUẬN

Bộ ảnh dữ liệu thu thập đầu vào

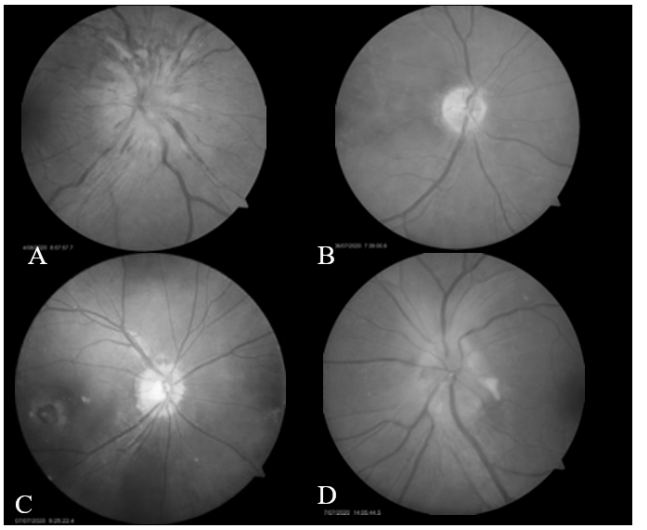
Trong các chương trình tầm soát, kết quả dương tính giả sẽ làm cho việc thăm khám lại không cần thiết và tăng gánh nặng cho hệ thống chăm sóc cộng đồng.Những hình ảnh cho kết quả dương tính giả gồm những đĩa thị lớn có lõm đĩa sinh lý lớn, đĩa thị cận thị nặng đi kèm với thoái hoá quanh gai rộng, teo gai thị, gai thị có lõm đĩa nghi ngờ glôcôm (hình 10).

Hình 10: Hình ảnh đĩa thị cho kết qủa dương tính giả, A. Lõm gai sinh lý, B. Đĩa thị cận thị nặng, thoái hoá hắc võng mạc quanh gai, C. Teo gai thị, D. Gai thị nghi ngờ glôcôm.



Những hình ảnh máy học không nhận diện được đĩa thị và lõm đĩa trong các trường hợp tắc tĩnh mạch trung tâm võng mạc, drusen gai thị, không có lõm đĩa (hình 11).

Hình 11: Hình ảnh máy học không xác định được đường viền disc và cup. A. Tắc tĩnh mạch trung tâm gai thị, B. Gai thị, thoái hoá nở, không cup, C. Drusen gai thị, D. Phù gai thị.



Quá trình kiểm chứng phần mềm EYEDR

Tất cả những hình ảnh mà máy học không xác định được disc và cup thì kết quả mặc định là non- Glaucoma. Như vậy, khi kết quả trả lời là non-Glaucoma thì chỉ có nghĩa là gai thị không phải gai thị glôcôm; tuy nhiên gai thị vẫn có thể có các loại bệnh lý đáy mắt khác không phải glôcôm.

Đối với những hình ảnh gai thị của bệnh nhân có đặc điểm như cận thị nặng, gai thị nghiêng, vùng thoái hoá quanh gai rộng, bất thường gai thị như gai thị lớn, gai thị nhỏ (không có lõm đĩa) bên cạnh kết quả máy học cần được bác sĩ chuyên khoa khám mắt cẩn thận để không bỏ sót bệnh glôcôm.

Mô hình máy học nào cũng có ưu và khuyết điểm, nếu chọn độ chính xác cao thì thời gian xử lý sẽ tăng và ngược lại. Khả năng xử lý của máy tính cũng ít nhiều ảnh hưởng đến kết quả tính toán. Bên cạnh đó, với lượng kiến thức và thời gian thực hiện nghiên cứu gặp nhiều khó khăn khách quan nên số lượng mẫu thu thập để thực nghiệm không nhiều như những nghiên cứu nước ngoài, việc này làm hạn chế cho mô hình máy học của nghiên cứu này.

5. KẾT LUẬN

Việc sàng lọc và chẩn đoán các bệnh có tỷ lệ mắc bệnh cao được hỗ trợ bởi phần mềm trí tuệ nhân tạo EYEDR được xây dựng giúp tầm soát glôcôm bằng chụp hình ảnh màu gai thị sẽ giúp cải thiện chăm sóc y tế và giảm bớt những hạn chế trong việc tiếp cận dịch vụ chăm sóc nhãn khoa tại các vùng sâu, vùng xa không có bác sĩ nhãn khoa. Tuy nhiên, nghiên cứu ở giai đoạn thử nghiệm vẫn còn nhiều khó khăn những hạn chế nhất định. Việc đánh giá phụ thuộc nhiều vào chất lượng hình ảnh. Kể từ đây, các yếu tố của bệnh nhân như cử động đầu và nhãn cầu và sự cố định kém có thể dẫn đến hình ảnh không đạt tiêu chuẩn và một đánh giá sai. Tuy nhiên, đây là cơ sở của máy học, và trong trong tương lai, chúng tôi cải tiến phần mềm nhằm đem lại một hệ thống mạnh mẽ hơn nhiều có độ nhạy và độ chuyên biệt cao.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Ahn JM, Kim S, Ahn KS et al., "A deep learning model for the detection of both advanced and early glaucoma using fundus photography" PLOS ONE, 1-8, 2018.

[2] Chakrabarty L, Gopal DJGD, Arunava CA et al., Automated Detection of Glaucoma From Topographic Features of the Optic Nerve Head in Color Fundus Photographs. J Glaucoma. 25(7):590-597, 2016.

[3] Chen X, Xu Y, Wong KW et al., "Glaucoma detection based on deep convolutional neural network". IEEE Eng Med Biol Soc, pp. 715 – 718, Annual Conf, 2015.

[4] Fingeret M, Medeiros FA, Susanna R et al., Five rules to evaluate the optic disc and retinal nerve fiber layer for Glaucoma. Optometry.;76:661-8, 2005.

[5] Kauppi T, Kalesnykiene V, Kamarainen JK et al., "DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol". In: Medical image understanding and analysis, processdings of 11th conference; 2007.

[6] Li Z, He Y, Keel S et al., "Efficacy of a Deep Learning System for Detecting Glaucomatous Optic Neuropathy Based on Color Fundus Photographs" American academy of Ophthalmology, vol. 125, pp. 1199 – 1206, 2018.

[7] Liu H, Li L, Wormstone IM et al., "Development and Validation of a Deep Learning System to Detect Glaucomatous Optic Neuropathy using Fundus Photographs" JAMA Ophthalmol. E1-E8, 2019.

[8] Phene S, Dunn RC, Hammel N et al., "Deep learning and Glaucoma specialists: The relative importance of optic disc features to predict Glaucoma referral in fundus photographs". Ophthalmology. 2019;1-13.

[9] Qaisar A, "Glaucoma-Deep: Detection of Glaucoma Eye Disease on Retinal Fundus Images using Deep Learning" International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 8(6): 41-45, 2017.

[10] Redmon J, Divvala S, Girshick R et al., "You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection," in Computer vision and Pattern Recognition 2016, 2016.

[11] Redmon J, Farhadi A, "Yolov3: An incremental improvement". arXiv Operational, 2018.

[12] Thanh THP, Thuy TPT, Hieu TN et al., "A Real-Time Classification Of Glaucoma from Retinal Fundus Images Using AI Technology," 2020 International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP), 2020, pp. 114-121, doi: 10.1109/ACOMP50827.2020.00024.

[13] Ting DSW, Pasquale LR, Peng L et al., "Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology". Br J Ophthalmol;103:167–175, 2019.