



(12) BẢN MÔ TẢ SÁNG CHẾ THUỘC BẰNG ĐỘC QUYỀN SÁNG CHẾ

(19) Cộng hòa xã hội chủ nghĩa Việt Nam (VN)
CỤC SỞ HỮU TRÍ TUỆ

(11)



1-0037158

(51)^{2018.01} G16H 50/20; G06N 3/08; G16H 30/20

(13) B

(21) 1-2020-05475

(22) 23/09/2020

(45) 25/10/2023 427

(43) 25/01/2021 394

(73) Công ty Cổ phần Vinbrain (VN)

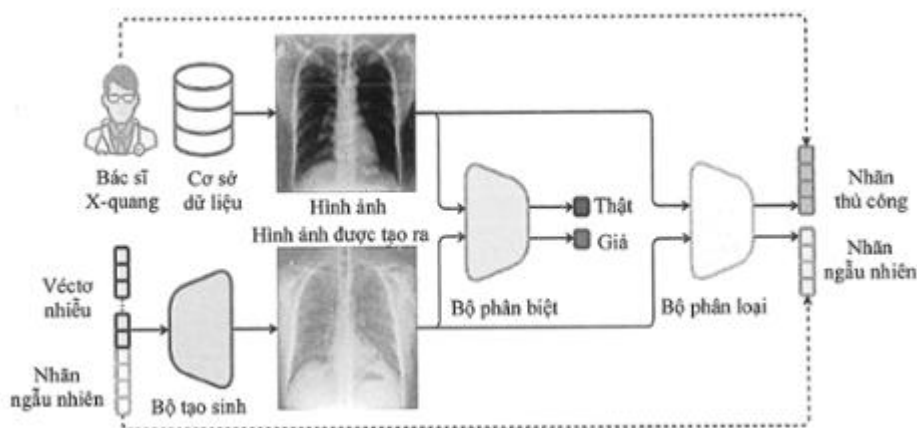
Số 7, đường Bằng Lăng 1, khu đô thị sinh thái Vinhomes Riverside, phường Việt Hưng, quận Long Biên, thành phố Hà Nội, Việt Nam

(72) Trần Minh Quân (VN); Tạ Đức Huy (VN); Huỳnh Minh Thành (VN); Nguyễn Hoàng Nam (VN); Nguyễn Thị Phương Anh (VN); Trương Quốc Hùng (VN).

(74) Công ty TNHH Tầm nhìn và Liên danh (VISION & ASSOCIATES CO.LTD.)

(54) THIẾT BỊ PHÂN LOẠI HÌNH ẢNH Y TẾ

(57) Sáng chế đề cập đến thiết bị phân loại hình ảnh y tế. Thiết bị này bao gồm cơ sở dữ liệu được tạo cấu hình để lưu trữ hình ảnh thứ nhất, bộ tạo sinh được tạo cấu hình để tạo ra hình ảnh thứ hai trên cơ sở véc tơ ẩn là sự kết hợp của thông tin nhiễu có kích thước nhất định và các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh, bộ phân biệt được tạo cấu hình để nhận hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai và cố gắng nhận biết hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai là hình ảnh thật và hình ảnh giả, và bộ phân loại được tạo cấu hình để phân loại hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai.



Lĩnh vực kỹ thuật được đề cập

Sáng chế đề cập đến thiết bị để phân loại hình ảnh y tế trên cơ sở học máy.

Tình trạng kỹ thuật của sáng chế

Hiện nay, sự bùng phát trên toàn thế giới của chủng virus corona mới COVID-19 (bệnh do virus corona 2019; mầm bệnh được gọi là SARS-CoV-2; trước đó là 2019-nCoV) đã lan rộng trên 213 quốc gia và vùng lãnh thổ. Trên toàn cầu, 9,2 triệu người đã bị nhiễm với hơn 473.000 người tử vong tính đến cuối tháng 6 năm 2020.

Phương pháp vàng tiêu chuẩn để chẩn đoán COVID-19 là phản ứng chuỗi phiên mã polymeraza ngược (Reverse Transcription-Polymerase Chain Reaction, RT-PCR). Tuy nhiên, do thủ tục tập hợp mẫu, phương pháp này có thể không ghi nhận được sự xuất hiện của COVID-19 một cách hiệu quả. Do đó, từ việc lọc, phân loại, và phát hiện COVID-19 đến xét nghiệm và điều trị, tất cả đều chịu các thuộc tính truyền nhiễm của virus và đặt ra những thách thức đáng kể khi được áp dụng trên quy mô lớn. Các nghiên cứu và báo cáo từ khắp nơi trên thế giới cho thấy rằng COVID-19 có các biểu hiện lâm sàng khác nhau, từ nhiễm trùng không có triệu chứng hoặc chỉ là cảm cúm thông thường đến các bệnh nặng gây tổn thương đường hô hấp cấp tính, suy đa tạng, và có thể dẫn đến tử vong nếu không được điều trị một cách kịp thời. Hiện tại, kiểm tra sinh học phân tử RT-PCR để tìm kiếm các gen cụ thể của virus là kiểm tra hợp lệ để xác nhận chẩn đoán nhiễm bệnh với độ nhạy từ 60% đến 70% và độ đặc hiệu từ 95% đến 100%.

Tuy nhiên, vẫn có từ 30% đến 40% các trường hợp âm tính sai của bệnh nhân COVID-19 với kết quả RT-PCR âm tính. Hình chụp X-quang ngực (Chest X-ray, CXR) và chụp cắt lớp vi tính (Computed Tomography, CT) đóng vai trò đặc biệt quan trọng trong việc sàng lọc và gợi ý chẩn đoán. Ngoài ra, các nghiên cứu gần đây còn cho thấy các giá trị thiết yếu của CXR và CT trong việc chẩn đoán. Độ đặc hiệu của chẩn đoán CXR là 69%, và độ đặc hiệu của CT ngực có thể lên đến 98%. Ngoài ra, CT ngực không chỉ có giá trị trong việc chẩn đoán của COVID-19 mà còn có ý nghĩa trong việc theo dõi tiến triển của bệnh và đánh giá các hiệu quả điều trị.

Chẩn đoán được hỗ trợ bởi hình ảnh y tế, chẳng hạn như hình chụp X-quang và

chụp cắt lớp vi tính (CT), cùng với RT-PCR, trở nên thiết yếu để xét nghiệm nhiều người. Trong số chúng, CXR có xu hướng khả thi do có thời gian quét và khử trùng nhanh chóng. CXR là một trong số các thủ tục chẩn đoán hình ảnh phổ biến nhất trên thế giới, ước tính có khoảng hai tỷ lượt quét mỗi năm. CXR dễ dàng lắp đặt cho các bệnh viện địa phương hoặc thậm chí có thể di chuyển với xe tải y tế. Tuy nhiên, các đặc điểm hình ảnh hoặc các chỉ báo về các triệu chứng của COVID-19 trên CXR có thể bị sót do các độ tương phản, góc quét khác nhau; hoặc do cách đọc của các bác sĩ X-quang (nhiều chủ yếu do số năm kinh nghiệm và/hoặc lĩnh vực chuyên môn). Có thể khắc phục được các nhược điểm này bằng cách sử dụng các mạng nơ-ron sâu mà học theo cách thống kê từ dữ liệu và thực hiện một cách nhất quán miễn là có đủ các mẫu hình ảnh để được huấn luyện.

Bản chất kỹ thuật của sáng chế

Sáng chế hướng tới đề xuất thiết bị để phân loại hình ảnh y tế trên cơ sở học máy, bằng cách này độ chính xác trong chẩn đoán bệnh có thể được cải thiện bằng cách tạo ra số lượng hình ảnh y tế lớn của bệnh cụ thể từ một vài hình ảnh y tế.

Các mục đích cần đạt được bởi các phương án của sáng chế không bị giới hạn ở đó, và sáng chế này có thể còn bao gồm các mục đích hoặc hiệu quả có thể được suy ra từ các giải pháp kỹ thuật hoặc các phương án được mô tả dưới đây.

Theo một khía cạnh, sáng chế đề xuất thiết bị để phân loại hình ảnh y tế, thiết bị này bao gồm: cơ sở dữ liệu được tạo cấu hình để lưu trữ hình ảnh thứ nhất, bộ tạo sinh được tạo cấu hình để tạo ra hình ảnh thứ hai trên cơ sở véc-tơ ẩn là sự kết hợp của thông tin nhiễu có kích thước nhất định và các nhãn lớp ngẫu nhiên gồm các bệnh, bộ phân biệt được tạo cấu hình để nhận hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai và cố gắng nhận biết hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai là hình ảnh thật và hình ảnh giả, và bộ phân loại được tạo cấu hình để phân loại hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai.

Thông tin nhiễu có thể có kích thước là 16 chiều và có thể được tạo ra trên cơ sở phân phối chuẩn.

Các nhãn lớp ngẫu nhiên gồm các bệnh có thể là các nhãn lớp ngẫu nhiên gồm bệnh do virus corona 2019 (COVID-19), tổn thương dạng mờ vùng không gian, đông đặc và viêm phổi và có thể có giá trị là 0 đối với các trường hợp âm tính đối với bệnh và giá trị là 1 đối với các trường hợp dương tính đối với bệnh.

Bộ phân biệt có thể tính toán phân phối xác suất liên quan đến hình ảnh thứ hai.

Bộ tạo sinh và bộ phân biệt có thể được thực hiện dưới dạng các mạng đối nghịch tạo sinh (generative adversarial network, GAN) phát triển lũy tiến.

Bộ phân loại có thể được thực hiện dưới dạng mạng DenseNet121.

Trong bộ phân loại, số lượng các nơron đầu ra có thể được thiết lập một cách khác nhau tùy thuộc vào kiểu phân loại.

Bộ phân loại có thể thiết lập số lượng nơron đầu ra là 1 khi kiểu phân loại là phân loại nhị phân và thiết lập số lượng nơron đầu ra là 4 khi kiểu phân loại là phân loại đa nhãn.

Tất cả các hàm kích hoạt của bộ phân loại và bộ phân biệt được thay thế bằng hàm ReLU rò rỉ (Leaky ReLU).

Bộ phân loại có thể thiết lập hệ số rò rỉ là 0,02.

Lớp cuối cùng của bộ phân loại có thể sử dụng hàm sigmoid logistic.

Bộ tạo sinh, bộ phân biệt và bộ phân loại có thể được huấn luyện trên cơ sở công thức sau:

$$\min_{\theta_G, \theta_C} \max_{\theta_D} L(\mathbf{C}) + \lambda(V(\mathbf{G}, \mathbf{D}) + L(\mathbf{G}, \mathbf{C}))$$

trong đó $L(\mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát phân loại, $V(\mathbf{G}, \mathbf{D})$ thể hiện độ mất mát đối nghịch, $L(\mathbf{G}, \mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát tạo sinh được điều khiển bởi phân loại, và λ thể hiện siêu tham số.

Siêu tham số có thể là 0,1.

Siêu tham số có thể là 1 khi tối ưu hóa bộ phân biệt và bộ tạo sinh.

Thiết bị có thể còn bao gồm bộ phận chẩn đoán được tạo cấu hình để thực hiện chẩn đoán bệnh từ hình ảnh của bệnh nhân trên cơ sở hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai đã được phân loại.

Mô tả vắn tắt các hình vẽ

Các đối tượng, dấu hiệu và ưu điểm nêu trên và các đối tượng, dấu hiệu và ưu điểm khác của sáng chế sẽ trở nên rõ ràng hơn đối với người có hiểu biết trung bình trong lĩnh vực kỹ thuật bằng cách mô tả các phương án làm ví dụ của sáng chế một

cách chi tiết dựa vào các hình vẽ kèm theo, trong đó:

Fig.1 là sơ đồ khối của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ của sáng chế;

Fig.2 là sơ đồ khái quát của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế;

Fig.3A đến Fig.3D thể hiện các kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế;

Fig.4A và Fig.4B thể hiện các kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác của sáng chế;

Fig.5 thể hiện tập hợp kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác nữa của sáng chế; và

Fig.6 thể hiện tập hợp kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác nữa của sáng chế.

Mô tả chi tiết sáng chế

Mặc dù các cải biến và một số phương án khác nhau của sáng chế có thể được thực hiện, các phương án làm ví dụ sẽ được thể hiện trên các hình vẽ kèm theo và được mô tả. Tuy nhiên, nên hiểu rằng sáng chế không bị giới hạn ở các phương án cụ thể và bao gồm tất cả các phương án thay đổi, tương đương hoặc thay thế nằm trong mục đích và phạm vi kỹ thuật của sáng chế.

Các thuật ngữ bao gồm các số thứ tự, chẳng hạn như thứ nhất và thứ hai, có thể được sử dụng để mô tả các thành phần khác nhau, nhưng các thành phần này không bị giới hạn bởi các thuật ngữ đó. Các thuật ngữ này được sử dụng chỉ để phân biệt thành phần này với thành phần khác. Ví dụ, không lệch khỏi phạm vi của sáng chế, thành phần thứ hai có thể được gọi là thành phần thứ nhất, và tương tự, thành phần thứ nhất có thể được gọi là thành phần thứ hai. Thuật ngữ “và/hoặc” bao gồm sự kết hợp bất kỳ của các bộ phận được liệt kê kèm theo hoặc bộ phận bất kỳ trong số các bộ phận được liệt kê kèm theo.

Khi một thành phần được mô tả là “được kết nối” hoặc “được nối” với thành phần khác, thì nên hiểu rằng thành phần này có thể được kết nối hoặc được nối với thành phần khác một cách trực tiếp nhưng thành phần khác nữa có thể có mặt ở giữa.

Mặt khác, khi một thành phần được mô tả là “được kết nối trực tiếp” hoặc “được nối trực tiếp” với thành phần khác, thì nên hiểu rằng không có thành phần khác có mặt ở giữa.

Các thuật ngữ được sử dụng ở đây được sử dụng chỉ để mô tả các phương án cụ thể và không nhằm làm giới hạn sáng chế. Cách diễn đạt số ít bao gồm cách diễn đạt số nhiều trừ khi được xác định khác đi theo ngữ cảnh. Trong toàn bộ bản mô tả này, nên hiểu rằng các thuật ngữ “bao gồm”, “có”, v.v. được sử dụng ở đây để quy định sự có mặt của các dấu hiệu, số lượng, bước, hoạt động, thành phần, bộ phận hoặc sự kết hợp của chúng nhưng không loại trừ sự có mặt hoặc bổ sung của một hoặc nhiều dấu hiệu, số lượng, bước, hoạt động, thành phần, bộ phận khác hoặc sự kết hợp của chúng.

Trừ khi được xác định khác đi, các thuật ngữ được sử dụng ở đây bao gồm các thuật ngữ khoa học hoặc kỹ thuật có cùng ý nghĩa với các thuật ngữ được hiểu theo cách thông thường bởi người có hiểu biết trung bình trong lĩnh vực kỹ thuật. Các thuật ngữ chẳng hạn như các thuật ngữ được định nghĩa trong các từ điển thông dụng nên được hiểu là có ý nghĩa nhất quán với ý nghĩa theo ngữ cảnh của lĩnh vực kỹ thuật liên quan và không nên được hiểu theo nghĩa lý tưởng hoặc quá hình thức trừ khi được xác định một cách rõ ràng ở đây.

Sau đây, các phương án của sáng chế sẽ được mô tả một cách chi tiết dựa vào các hình vẽ kèm theo. Trên toàn bộ các hình vẽ, các số chỉ dẫn giống nhau sẽ được gán cho các thành phần giống nhau hoặc tương ứng, và phần mô tả lặp lại của các thành phần này sẽ được lược bỏ.

Fig.1 là sơ đồ khối của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ của sáng chế.

Dựa vào Fig.1, thiết bị 100 để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế có thể bao gồm cơ sở dữ liệu 110, bộ tạo sinh 120, bộ phân biệt 130, bộ phân loại 140 và bộ phận chẩn đoán 150.

Cơ sở dữ liệu 110 có thể lưu trữ các hình ảnh thứ nhất. Các hình ảnh thứ nhất có thể là các hình ảnh y tế của các bệnh nhân với bệnh cụ thể. Theo phương án làm ví dụ của sáng chế, các hình ảnh thứ nhất có thể là các hình ảnh X-quang ngực của các bệnh nhân bị nhiễm bệnh viêm phổi, đông đặc, tổn thương dạng mờ vùng không gian và bệnh do virus corona 2019 (COVID-19). Các hình ảnh thứ nhất có thể bao gồm các

hình ảnh ghi nhận được trong quá trình điều trị của bệnh cụ thể. Ví dụ, các hình ảnh thứ nhất có thể bao gồm các hình ảnh ghi nhận được trong quá trình điều trị cho các bệnh nhân bị nhiễm bệnh viêm phổi, đông đặc, tổn thương dạng mờ vùng không gian và COVID-19.

Cơ sở dữ liệu 110 có thể bao gồm thông tin cá nhân tương ứng với hình ảnh thứ nhất. Thông tin cá nhân có thể bao gồm giới tính và tuổi. Cơ sở dữ liệu 110 có thể bao gồm khai báo dịch bệnh, thông tin lâm sàng (các triệu chứng và nhiệt độ) và các kiểm tra phản ứng chuỗi phiên mã polymeraza ngược (RT-PCR) tương ứng với các hình ảnh thứ nhất.

Bộ tạo sinh 120 có thể tạo ra các hình ảnh thứ hai trên cơ sở các vectơ ẩn.

Vectơ ẩn có thể là vectơ mà là sự kết hợp của thông tin nhiễu có kích thước nhất định và các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh.

Thông tin nhiễu có thể được trích xuất từ phân phối chuẩn. Phân phối chuẩn có thể được tạo ra trên cơ sở các hình ảnh thứ nhất được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu 110. Thông tin nhiễu có thể có kích thước nhất định. Theo phương án làm ví dụ của sáng chế, kích thước của thông tin nhiễu có thể là 16.

Các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh có thể là các nhãn trong số COVID-19, tổn thương dạng mờ vùng không gian, đông đặc và viêm phổi. Nói cách khác, các bệnh có thể là bệnh COVID-19, tổn thương dạng mờ vùng không gian, đông đặc và viêm phổi. Các nhãn lớp đều ngẫu nhiên có thể có giá trị là 0 đối với các trường hợp âm tính đối với bệnh và giá trị là 1 đối với các trường hợp dương tính đối với bệnh.

Theo phương án làm ví dụ của sáng chế, vectơ ẩn có thể là vectơ có số chiều cao thu được bằng cách cộng thông tin nhiễu và các chiều của các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh. Ví dụ, khi kích thước của thông tin nhiễu là 16 và số lượng bệnh là bốn, thì vectơ ẩn có thể là vectơ đặc trưng chiều cao có 20 chiều.

Bộ phân biệt 130 có thể nhận các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai và cố gắng nhận biết các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai là các hình ảnh thật và các hình ảnh giả. Bộ phân biệt 130 cố gắng phân biệt các hình ảnh thật mà đã được rút ra từ cơ sở dữ liệu 110, cụ thể là, phân phối (Px) và các hình ảnh giả được tạo ra bởi bộ

tạo sinh 120. Bộ phân biệt 130 có thể tính toán phân phối xác suất liên quan đến các hình ảnh thứ hai.

Bộ phân loại 140 có thể phân loại các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai. Theo một phương án, bộ phân loại 140 có thể phân loại các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai trên cơ sở các nhãn của các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai. Để thực hiện điều này, bộ phân loại 140 có thể nhận các hình ảnh thứ nhất từ cơ sở dữ liệu 110 và nhận các hình ảnh thứ hai từ bộ tạo sinh 120. Các nhãn có thể bao gồm các nhãn thứ nhất và các nhãn thứ hai. Các nhãn thứ nhất có thể là các nhãn được nhập vào bởi người dùng để tương ứng với các hình ảnh thứ nhất hoặc các hình ảnh thứ hai. Trong trường hợp này, người dùng có thể là chuyên gia trong lĩnh vực kỹ thuật của các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai. Ví dụ, người dùng có thể là bác sĩ. Các nhãn thứ hai có thể là các nhãn được cấp phát trước đó cho các hình ảnh thứ nhất hoặc các hình ảnh thứ hai. Ví dụ, các nhãn thứ hai của các hình ảnh thứ nhất có thể là các nhãn được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu 110, và các nhãn thứ hai của các hình ảnh thứ hai có thể là các nhãn dựa vào các nhãn lớp đầu ngẫu nhiên.

Bộ phân loại 140 làm công việc thường xuyên của nó là làm nổi bật các loại bệnh trên các hình ảnh, cả từ chú thích theo cách thủ công bởi các bác sĩ và từ các hình ảnh được tạo ra được gán nhãn trước. Cơ chế đằng sau thiết bị theo sáng chế này là để làm giàu các mẫu hình ảnh, trong đó nhãn có thể được kiểm soát theo phân phối rộng hơn nhiều. Bằng cách xem dữ liệu được gán nhãn có số lượng hạn chế là tập con của tập mẫu hình ảnh trên, nhãn nhiều từ các bác sĩ (chủ yếu đến từ chênh lệch năm kinh nghiệm, ngành chuyên môn, v.v.) có thể được ngăn ngừa.

Bộ phận chẩn đoán 150 có thể thực hiện chẩn đoán bệnh từ hình ảnh của bệnh nhân trên cơ sở các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai được phân loại. Ví dụ, bộ phận chẩn đoán 150 có thể chẩn đoán bệnh nhân mắc bệnh bằng cách so sánh phân phối xác suất liên quan đến các hình ảnh thứ nhất và các hình ảnh thứ hai với phân phối xác suất của hình ảnh của bệnh nhân.

Fig.2 là sơ đồ khái quát của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế.

Sáng chế đề xuất mô hình mới dựa trên học sâu tạo sinh để phân loại các hình ảnh X-quang ngực COVID-19. Ví dụ, các hình ảnh X-quang ngực có thể là các hình

ảnh X-quang ngực COVID-19. Sáng chế có thể còn được gọi là mạng đối nghịch tạo sinh nhân ảo (Virtual laBel Generative Adversarial Network, VBGAN).

Dựa vào Fig.2, sáng chế bao gồm mô hình tạo sinh mà tạo ra hình ảnh thông qua việc huấn luyện đối nghịch bộ tạo sinh và bộ phân biệt mà là các công cụ nhận thức (perceptron) đa lớp. Bộ tạo sinh có thể là hàm phân biệt được mà là công cụ nhận thức đa lớp có trọng số θ_G dưới dạng tham số. Ngoài ra, bộ phân biệt có thể có chức năng là công cụ nhận thức đa lớp kết xuất một giá trị vô hướng và có trọng số θ_D dưới dạng tham số. Bộ phân biệt có thể biểu diễn xác suất mà dữ liệu đầu vào được thu từ phân phối thực tế hoặc không gian ẩn. Bộ tạo sinh có thể nhận vectơ nhiễu ngẫu nhiên z để tạo ra dữ liệu. Bằng cách xác định xem dữ liệu được tạo ra là thật hay giả, bộ tạo sinh có thể được huấn luyện để đánh lừa bộ phân biệt trong khi tạo ra dữ liệu tương tự với dữ liệu thật. Bộ phân biệt có thể được huấn luyện để phân biệt một cách tốt hơn.

Thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế có thể được mô tả dưới dạng quy trình để tìm ra trọng số của bài toán cực đại nhỏ nhất (minimax) như trong biểu thức 1 dưới đây.

Trọng số có thể bao gồm trọng số thứ nhất, trọng số thứ hai và trọng số thứ ba.

Trọng số thứ nhất θ_G có thể biểu thị trọng số tương ứng với bộ tạo sinh, trọng số thứ hai θ_C có thể biểu thị trọng số tương ứng với bộ phân loại, và trọng số thứ ba θ_D có thể biểu thị trọng số tương ứng với bộ phân biệt.

Biểu thức 1

$$\min_{\theta_G, \theta_C} \max_{\theta_D} L(\mathbf{C}) + \lambda(V(\mathbf{G}, \mathbf{D}) + L(\mathbf{G}, \mathbf{C}))$$

trong đó $L(\mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát phân loại, $V(\mathbf{G}, \mathbf{D})$ thể hiện độ mất mát đối nghịch, và $L(\mathbf{G}, \mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát tạo sinh được điều khiển bởi phân loại.

Độ mất mát phân loại có thể được xác định như trong biểu thức 2 dưới đây.

Biểu thức 2

$$L(\mathbf{C}) = \mathbb{E}_{x \sim P_x} \left[\sum_c -p(c|x) \log \mathbf{C}(c|x) \right]$$

Khi bệnh lý c có trong hình ảnh x , thì $p(c|x)=1$.

Độ mất mát đối nghịch có thể được xác định như trong biểu thức 3 dưới đây.

Biểu thức 3

$$V(\mathbf{G}, \mathbf{D}) = \mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [\log (1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z, c)))] + \mathbb{E}_{x \sim P_x} [\log \mathbf{D}(x)]$$

Độ mất mát tạo sinh được điều khiển bởi phân loại $L(\mathbf{G}, \mathbf{C})$ có thể được xác định như trong biểu thức 4 dưới đây.

Biểu thức 4

$$L(\mathbf{G}, \mathbf{C}) = \mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [-\log \mathbf{C}(c|\mathbf{G}(z, c))]$$

Hàm mất mát của biểu thức 1 có thể được chia thành một vài số hạng và được sử dụng trong việc cập nhật bộ tạo sinh, bộ phân biệt và bộ phân loại. Cần lưu ý rằng việc tối đa hóa trọng số thứ ba θ_D có thể tương đương với việc tối thiểu hóa cùng lượng năng lượng âm.

Biểu thức 5

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{gen} &= \lambda (L(\mathbf{G}, \mathbf{C}) + V(\mathbf{G}, \mathbf{D})) \\ &= \lambda \left(\mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [-\log \mathbf{C}(c|\mathbf{G}(z, c))] + \mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [\log(1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z, c)))] \right) \end{aligned}$$

Biểu thức 6

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{dis} &= -\lambda V(\mathbf{G}, \mathbf{D}) \\ &= -\lambda \left(\mathbb{E}_{x \sim P_x} [\log \mathbf{D}(x)] + \mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [\log(1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z, c)))] \right) \end{aligned}$$

Biểu thức 7

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{cls} &= L(\mathbf{C}) + \lambda L(\mathbf{G}, \mathbf{C}) \\ &= \mathbb{E}_{x \sim P_x} \left[\sum_c -p(c|x) \log \mathbf{C}(c|x) \right] + \lambda \mathbb{E}_{\substack{z \sim \mathcal{N} \\ c \sim \mathcal{U}_{P_c}}} [-\log \mathbf{C}(c|\mathbf{G}(z, c))] \end{aligned}$$

Trong các biểu thức từ 5 đến 7, λ có thể biểu thị siêu tham số. Siêu tham số có

thể được thiết lập trước đó bởi người dùng. Siêu tham số có thể có các giá trị khác nhau. Ví dụ, siêu tham số có thể có một giá trị bất kỳ trong số 0,5, 0,2, 0,1, và 0,01. Tốt hơn là, siêu tham số có giá trị là 0,1. Khi siêu tham số có giá trị lớn hơn 0,1, thì gây ra quá nhiều nhiễu khi bắt đầu việc huấn luyện, mà có thể gây khó khăn cho bộ phân loại để hội tụ. Ngược lại, khi siêu tham số có giá trị nhỏ hơn 0,1, thì sự chuẩn hóa suy yếu, và bộ phân loại có thể quá khớp với dữ liệu huấn luyện.

Sáng chế sử dụng các kiến trúc GAN phát triển lũy tiến cho bộ tạo sinh và bộ phân biệt. Đối với bộ phân loại, sáng chế chọn mạng DenseNet121, và sáng chế thiết lập số lượng các nơon đầu ra thích hợp (1 cho phân loại nhị phân, và 4 cho phân loại đa nhãn). Tất cả các hàm kích hoạt của bộ phân loại và bộ phân biệt được thay thế bằng hàm ReLU rò rỉ.

Đối với bộ phân loại, sáng chế thiết lập hệ số rò rỉ (α) là 0,02 (trái ngược với 0,2 trong thiết lập GAN chung) sao cho hệ số rò rỉ này không lệch nhiều so với cấu trúc ban đầu trong khi vẫn cho phép gradient truyền đến bộ tạo sinh. Đối với lớp cuối cùng của bộ phân loại, hàm sigmoid logit được sử dụng.

Đầu tiên, sáng chế huấn luyện bộ tạo sinh và bộ phân biệt mà không lập điều kiện nhãn đối với tập huấn luyện để thu được các hình ảnh thứ hai thích hợp (các hình ảnh X-quang ngực (CXR)). Sau khi bộ tạo sinh hội tụ, thì bộ phân loại được gắn vào hệ thống và mạng con hai lớp, mà hoạt động dưới dạng ánh xạ từ nhiễu được ghép nối nhãn đến không gian ẩn trước khi nhập nó vào qua bộ tạo sinh. Sáng chế sau đó huấn luyện chung tất cả bộ tạo sinh và bộ phân biệt thêm 100 lượt duyệt (epoch) bổ sung với tiêu biến tốc độ học cosin đối với bộ phân loại.

Bộ tối ưu hóa Adam trong “Adam: A method for stochastic optimization”, bởi D. P. Kingma và J. Ba, được sử dụng với tốc độ học mặc định là 0,001 cho bộ phân biệt, bộ tạo sinh và bộ phân loại. Đối với bộ phân biệt và bộ tạo sinh, các siêu tham số huấn luyện tương tự trong “Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks”, bởi A. Radford, L. Metz, và S. Chintala, được sử dụng và β_1 được thiết lập là 0 và β_2 được thiết lập là 0,99. Do sự mất cân bằng của các trường hợp dương tính COVID trong tập huấn luyện, các phiên bản này được lấy mẫu cho đến cùng lượng ví dụ âm tính.

Đối với siêu tham số λ , sáng chế thử nghiệm với các giá trị khác nhau: 0,5, 0,2,

0,1, và 0,01. Sáng chế phát hiện ra rằng giá trị 0,1 có hiệu quả tốt nhất vì các giá trị lớn hơn dẫn đến quá nhiều nhiễu khi bắt đầu huấn luyện, khiến bộ phân loại khó hội tụ. Trong sự so sánh, các giá trị thấp hơn dẫn đến sự chuẩn tắc hóa yếu, và bộ phân loại quá khớp với dữ liệu huấn luyện. Ngoài ra, các độ mất mát của bộ tạo sinh (biểu thức 5) và bộ phân biệt (biểu thức 6) tỷ lệ thuận trực tiếp với λ . Do đó, λ được thiết lập bằng 1 khi tối ưu hóa bộ phân biệt và bộ tạo sinh để hội tụ nhanh hơn.

Các hình vẽ từ Fig.3A đến Fig.3D thể hiện các kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế.

Các hình vẽ từ Fig.3A đến Fig.3D thể hiện các kết quả phân loại được thu bằng cách nhập các hình ảnh X-quang ngực của các bệnh nhân COVID-19 vào thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo phương án làm ví dụ của sáng chế.

Trên các hình vẽ từ Fig.3A đến Fig.3D, các hình ảnh X-quang ngực của các bệnh nhân COVID-19 được ghi nhận trong khoảng thời gian nhất định sau khi các bệnh nhân được nhập viện.

Như được thể hiện trên các hình vẽ từ Fig.3A đến Fig.3D, các xác suất mà COVID-19 xuất hiện trên các hình ảnh tăng từ 57,92% (ở giai đoạn đưa vào A, Fig.3A) đến 76,99% (giai đoạn B, Fig.3B), 82,57% (giai đoạn C, Fig.3C) và 93,75% (giai đoạn D, Fig.3D) một vài ngày sau đó.

Sự dự đoán này phù hợp với các triệu chứng ngày càng tăng nghiêm trọng của tổn thương dạng mờ vùng không gian, đông đặc và viêm phổi, ngoài các triệu chứng lâm sàng khác (sốt, ho, khó thở, đau cơ) trong các báo cáo y tế.

Fig.4A và Fig.4B thể hiện các kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác của sáng chế.

COVID-19 có thể gây ra một loạt các triệu chứng: những người ở giai đoạn đầu khi bị nhiễm có thể không thể hiện triệu chứng nhưng họ đã có thể lây lan virus corona. Fig.4A và Fig.4B minh họa hai hình ảnh mà đã bị sót bởi sự sàng lọc của các bác sĩ. Mặc dù không có các triệu chứng lâm sàng chẳng hạn như nhiệt độ cao, ho, khó thở và triệu chứng tương tự, thiết bị của sáng chế có thể gửi cảnh báo rằng các bệnh nhân này có khả năng bị nhiễm bởi COVID-19 (76,39% và 80,41%) và cần hành động nhanh chóng. Các kết quả RT-PCR của họ sau đó cũng xác nhận trạng thái dương tính.

Fig.5 thể hiện tập hợp kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác nữa của sáng chế.

Các hình ảnh X-quang ngực có thể được tạo ra từ bộ tạo sinh bằng cách nhập vào nhãn dương tính/âm tính ngẫu nhiên và vectơ nhiễu chuẩn ngẫu nhiên. Vì các giá trị điểm ảnh của các hình ảnh được tạo ra bởi bộ tạo sinh VBGAN nằm trong khoảng $[-1, 1]$, nên sáng chế có thể chuẩn hóa nó bằng cách sử dụng mỗi giá trị nhỏ nhất và lớn nhất của hình ảnh. Fig.5 thể hiện một số hình ảnh X-quang ngực ngẫu nhiên của những người không tồn tại mà được tổng hợp bởi nhóm vectơ ẩn nhiễu ngẫu nhiên. Sáng chế có thể xây dựng công cụ gán nhãn dạng trò chơi (môi trường huấn luyện) mà xáo trộn các hình ảnh được tạo ra này (các nhãn của chúng đã được biết) và các hình ảnh thật để chuẩn tắc hóa các quyết định từ các bác sĩ. Điều này khiến phép đọc cuối cùng rõ ràng và chính xác hơn.

Fig.6 thể hiện tập hợp kết quả mô phỏng của thiết bị để phân loại hình ảnh y tế theo một phương án làm ví dụ khác nữa của sáng chế.

Sáng chế có thể còn nghiên cứu cách COVID-19 tiến triển theo thời gian bằng cách nội suy trong không gian ẩn.

Sáng chế có thể bắt đầu từ vectơ nhiễu ngẫu nhiên được lấy mẫu từ phân phối chuẩn tiêu chuẩn và các giá trị nhãn COVID âm tính (0). Tiếp theo, sáng chế có thể tăng giá trị nhãn từ âm tính (0) đến dương tính (1) với bước là 0,2 trong khi giữ vectơ nhiễu cố định. Như có thể thấy được trên Fig.5, khi xác suất COVID-19 tăng từ âm tính đến dương tính, thì vùng xung quanh đường viền ngực ngày càng trở nên mờ tương tự với tổn thương dạng kính mờ mà thể hiện ảnh hưởng của virus corona mới. Từ trái qua phải, các hình ảnh được tổng hợp này có sự quan sát rõ ràng về sự gia tăng tổn thương phổi, mà được biểu thị bởi ánh xạ nhiệt được kết hợp của chúng (được tạo ra bởi GradCAM tiêu chuẩn) và được xác nhận bởi các bác sĩ.

Các kết quả so sánh giữa sáng chế (VBGAN) và các thiết bị khác sẽ được mô tả dưới đây dựa vào bảng 1 và bảng 2.

A. Các số liệu đánh giá

Đánh giá tiêu chuẩn được sử dụng để phân loại thống kê trong học máy chẳng hạn như đạo hàm của ma trận nhầm lẫn của nó: Độ chính xác, độ phủ (Recall), điểm

F1, v.v., ngoài độ đúng dẫn để đo độ hiệu quả của mô hình được đề xuất trong các nội thiết lập để nghiên cứu lược bỏ dần thành phần và so sánh với mô hình khác. Ý nghĩa của các số liệu đánh giá được chọn được tóm tắt trên bảng 1. Vì dữ liệu phân phối bị mất cân bằng cao, nên điểm F1 trở thành số liệu quan trọng khi cân đối độ chính xác cao (hoặc giá trị dự đoán khẳng định) và độ nhạy (hoặc độ phủ) do không muốn bị sót các trường hợp dương tính nhưng vẫn muốn phân loại các trường hợp này một cách chính xác.

Bảng 1

Số liệu	Chữ viết tắt / công thức
Khẳng định có điều kiện	P
Phủ định có điều kiện	N
Khẳng định đúng	TP
Phủ định đúng	TN
Khẳng định sai	FP
Phủ định sai	FN
Tỷ lệ khẳng định đúng (độ nhạy, độ phủ, tỷ lệ trúng)	$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$
Tỷ lệ phủ định đúng (độ đặc hiệu, độ chọn lọc)	$TNR = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP}$
Giá trị dự đoán khẳng định (độ chính xác)	$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$
Giá trị dự đoán phủ định	$NPV = \frac{TN}{TN + FN}$
Tỷ lệ khẳng định sai	$FPR = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{FP + TN}$
Tỷ lệ phủ định sai	$FNR = \frac{FN}{P} = \frac{FN}{FN + TP}$
Tỷ lệ phát hiện sai	$FDR = \frac{FP}{FP + TP} = 1 - PPV$
Tỷ lệ bỏ qua sai	$FOR = \frac{FN}{FN + TN} = 1 - NPV$
Độ đúng đắn	$ACC = \frac{TP + TN}{P + N}$
Điểm F1	$F1 = 2 \cdot \frac{PPV \cdot TPR}{PPV + TPR}$

B. Nghiên cứu lược bỏ dần thành phần

Để đánh giá một cách hiệu quả hiệu suất của mô hình được đề xuất, các kết quả của VBGAN và mạng DenseNet121 thuần đã được so sánh trong hai thiết lập: phân

loại nhị phân và phân loại đa nhãn. Bảng 2 thể hiện điểm F1 và các số liệu tiêu chuẩn khác đối với tập kiểm tra gồm 100 hình ảnh COVID-19 dương tính và 2.209 hình ảnh âm tính. Tập kiểm tra này khá khó do thuộc tính mất cân bằng nặng của nó giữa các mẫu dương tính và âm tính. Mô hình có hiệu suất tốt đối với tập kiểm tra này sẽ thể hiện độ phủ phủ định đúng (độ đặc hiệu) có thể tin cậy vì nó tiết kiệm khối lượng công việc cho các trường hợp khẳng định sai. Như được thể hiện trên bảng 2, mạng DenseNet121 đường cơ sở với dự đoán 4 lớp tạo ra kết quả tốt hơn ở điểm F1 COVID-19 (0,7644 so với 0,7513) so với chế độ nhị phân của mạng DenseNet121. Với sự giúp đỡ từ các mô hình tạo sinh trong VBGAN, số liệu điểm F1 cải thiện từ 0,7894 (đối với thiết lập nhị phân) và 0,8 (đối với thiết lập đa nhãn). Lưu ý rằng tất cả các điểm của các mô hình được lấy ở ngưỡng là 0,5. Ban đầu, bộ tạo sinh hoạt động dưới dạng bộ chuẩn tắc hóa, tạo ra các hình ảnh CXR với các nhãn nhiễu. Khi việc huấn luyện tiến triển, thì vai trò của bộ tạo sinh trở thành vai trò bộ lấy mẫu dữ liệu lên tạo ra hình ảnh COVID giả để việc tối ưu hóa bộ phân loại khả thi. Việc thêm các hình ảnh giả vào vòng lặp huấn luyện phân loại còn giúp tăng độ nhạy (TPR) của bộ phân loại đối với các hình ảnh COVID; so với các đường cơ sở, và VBGAN cho phép bộ phân loại luôn đạt được sự gia tăng 4-5% về số lượng các trường hợp dương tính nó có thể nhận biết. Xét theo độ đặc hiệu (TNR), VBGAN vượt quá hiệu suất của mạng DenseNet121 thuần bằng một lượng nhỏ. Thông qua so sánh, VBGAN trong thiết lập đa nhãn tốt hơn một chút so với thiết lập nhị phân của nó. Việc tạo ra các hình ảnh X-quang có các đặc điểm được phân loại mong muốn là điều hơi khó đạt được trong thiết lập đa nhãn. Các hình ảnh được tạo ra chứa các đặc điểm đa nhãn có khả năng không đúng như các hình ảnh được tạo ra trong thiết lập nhãn nhị phân, đưa nhiễu vào các nhãn giả được sử dụng để huấn luyện. Các kết quả này xác minh giả thuyết ban đầu rằng các phân phối lớn hơn (phân phối chuẩn đối với phần hình ảnh và phân phối đều đối với phần nhãn) có thể giúp ngăn chặn các nhãn sai đến từ quyết định của các bác sĩ thực hiện các phân phối.

Bảng 2

Phương pháp	CovidAID [39]	Deep- COVID [40]	CoroNet [41]	Đường cơ sở		VBGAN	
Mạng cơ sở	DenseNet121	ResNet50	Xception	DenseNet121	DenseNet121	DenseNet121	DenseNet121
Đầu ra	Đa	Đa	Đa	Nhị phân	Đa	Nhị phân	Đa
Tổng thể	2309	2309	2309	2309	2309	2309	2309
Khẳng định có điều kiện	100	100	100	100	100	100	100

Phủ định có điều kiện	2209	2209	2209	2209	2209	2209	2209
Khả năng dự đoán	133	134	95	89	91	90	95
Phủ định được dự đoán	2176	2175	2214	2220	2218	2219	2214
TP	92	87	77	71	73	75	78
TN	2168	2162	2191	2191	2191	2194	2192
FP	41	47	18	18	18	15	17
FN	8	13	23	29	27	25	22
TPR	0,92	0,87	0,77	0,71	0,73	0,75	0,78
TNR	0,981440	0,978723	0,991852	0,991852	0,991852	0,993210	0,992304
PPV	0,691729	0,649254	0,810526	0,797753	0,802198	0,833333	0,821053
NPV	0,996324	0,994023	0,989612	0,986937	0,987827	0,988734	0,990063
FPR	0,018560	0,021277	0,008148	0,008148	0,008148	0,006790	0,007696
FDR	0,308271	0,350746	0,189474	0,202247	0,197802	0,166667	0,178947
FNR	0,08	0,13	0,23	0,29	0,27	0,25	0,22
ACC	0,978779	0,974015	0,982243	0,979645	0,980511	0,982676	0,983110
Điểm F1	0,789700	0,743590	0,789744	0,751323	0,764398	0,789474	0,800000

C. So sánh với các mô hình đồng thời khác

Phép so sánh gần như được thực hiện với các mô hình đồng thời khác, mà là: CovidAID, Deep-COVID và mạng CoroNet. Các mô hình này đã được tinh chỉnh trên tập huấn luyện trong 300 lượt duyệt và được đánh giá trên tập kiểm tra. Deep-COVID được gắn với hai xương sống: Cả hai ResNet18 và ResNet50 đều được huấn luyện trước từ ImageNet và được tinh chỉnh trên tập huấn luyện. Thực nghiệm quan sát thấy rằng kết quả từ Deep-COVID (ResNet50) tốt hơn so với ResNet18. Một cách trực quan, bởi vì ResNet50 sâu hơn so với ResNet18 và vì thế dẫn đến hiệu suất phân loại tốt hơn. CoroNet còn thể hiện cách tiếp cận thứ vị mà sử dụng Xception được huấn luyện trước làm xương sống của nó trên ImageNet. Như còn được thể hiện trên bảng 2, CovidAID đạt được độ phủ tốt nhất (0,92) so với loại khác và thiết bị theo sáng chế (0,78). Điều này có thể được giải thích nhờ sử dụng lý do rằng CovidAID sử dụng ImageNet lớn và CheXpert trong trọng số được huấn luyện trước của nó trong khi thiết bị theo sáng chế chỉ tận dụng điểm kiểm tra của DenseNet121 trên ImageNet. Tuy nhiên, xét theo độ chính xác, các mô hình VBGAN (cả hai thiết lập nhị phân và đa) tốt hơn so với các đường cơ sở và các mô hình đồng thời khác. Điều này có thể hiểu được vì các VBGAN tránh được dự đoán dương tính sai bằng cách sử dụng các mẫu dương tính được tạo ra. Kết quả là, xét theo điểm F1, trung bình cân đối của độ chính xác và độ phủ, các mô hình VBGAN thu được giá trị cao nhất (0,8) so với các loại khác và các mô hình đường cơ sở.

Sáng chế giải quyết việc phân loại đa nhãn trong khi ACGAN ban đầu giải quyết các vấn đề đa lớp. Sáng chế tạo ra các hình ảnh CXR độ phân giải cao (lên đến

256×256) và chất lượng cao, trái ngược với các hình ảnh tự nhiên độ phân giải trung bình trong ACGAN.

Các ưu điểm và hiệu quả khác nhau của sáng chế không bị giới hạn ở các ưu điểm và hiệu quả được mô tả ở trên và có thể được hiểu một cách dễ dàng trong phần mô tả chi tiết theo các phương án của sáng chế.

Thuật ngữ “bộ phận” được sử dụng theo phương án làm ví dụ của sáng chế có nghĩa là thành phần phần mềm hoặc phần cứng, chẳng hạn như mảng cổng lập trình được dạng trường (field-programmable gate array, FPGA) hoặc mạch tích hợp cho ứng dụng cụ thể (application-specific integrated circuit, ASIC), và “bộ phận” thực hiện vai trò cụ thể. Tuy nhiên, “bộ phận” không bị giới hạn ở phần mềm hoặc phần cứng. “Bộ phận” có thể được tạo cấu hình để có mặt trong vật ghi lưu trữ có thể định địa chỉ và có thể còn được tạo cấu hình để chạy một hoặc nhiều bộ xử lý. Do đó, là một ví dụ, “bộ phận” bao gồm các thành phần, chẳng hạn như các thành phần phần mềm, thành phần phần mềm được định hướng đối tượng, thành phần lớp và thành phần tác vụ, các quy trình, chức năng, thuộc tính, thủ tục, chương trình con, đoạn mã chương trình, ổ đĩa, phần sụn, vi mã, mạch, dữ liệu, cơ sở dữ liệu, cấu trúc dữ liệu, bảng, mảng và biến. Các thành phần và chức năng được bố trí trong “các bộ phận” có thể được tạo ra bằng cách ghép nối số lượng thành phần và “bộ phận” nhỏ hoặc có thể được chia nhỏ thành số lượng thành phần và “bộ phận” lớn hơn. Ngoài ra, các thành phần và “bộ phận” có thể được thực hiện để chạy một hoặc nhiều bộ xử lý trung tâm (central processing unit, CPU) trong thiết bị hoặc thẻ đa phương tiện bảo mật.

Mặc dù các phương án chủ yếu đã được mô tả ở trên, các phương án này chỉ là các ví dụ và không làm giới hạn sáng chế. Người có hiểu biết trung bình trong lĩnh vực kỹ thuật có thể đánh giá rằng các cải biến và ứng dụng khác nhau không được có mặt ở trên có thể được thực hiện mà không lệch khỏi đặc điểm cơ bản của các phương án. Ví dụ, mỗi thành phần được biểu diễn một cách cụ thể theo các phương án có thể thay đổi. Ngoài ra, nên hiểu rằng các sự khác nhau liên quan đến các cải biến và ứng dụng nằm trong phạm vi của sáng chế này được xác định theo các điểm yêu cầu bảo hộ sau.

YÊU CẦU BẢO HỘ

1. Thiết bị phân loại hình ảnh y tế, thiết bị này bao gồm:

cơ sở dữ liệu được tạo cấu hình để lưu trữ hình ảnh thứ nhất;

bộ tạo sinh được tạo cấu hình để tạo ra hình ảnh thứ hai trên cơ sở véctơ ẩn là sự kết hợp của thông tin nhiễu có kích thước nhất định và các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh;

bộ phân biệt được tạo cấu hình để nhận hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai và cố gắng nhận biết hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai là hình ảnh thật và hình ảnh giả; và

bộ phân loại được tạo cấu hình để phân loại hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai;

trong đó bộ tạo sinh, bộ phân biệt và bộ phân loại được huấn luyện trên cơ sở công thức sau:

$$\min_{\theta_G, \theta_C} \max_{\theta_D} L(\mathbf{C}) + \lambda(V(\mathbf{G}, \mathbf{D}) + L(\mathbf{G}, \mathbf{C})),$$

trong đó $L(\mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát phân loại, $V(\mathbf{G}, \mathbf{D})$ thể hiện độ mất mát đối nghịch, $L(\mathbf{G}, \mathbf{C})$ thể hiện độ mất mát tạo sinh được điều khiển bởi phân loại, λ thể hiện siêu tham số, trọng số thứ nhất θ_G thể hiện trọng số tương ứng với bộ tạo sinh, trọng số thứ hai θ_C thể hiện trọng số tương ứng với bộ phân loại, và trọng số thứ ba θ_D thể hiện trọng số tương ứng với bộ phân biệt, và

trong đó siêu tham số là 0,1.

trong đó bộ phân loại thiết lập số lượng các nơron đầu ra là 1 khi kiểu phân loại là phân loại nhãn nhị phân và thiết lập số lượng các nơron đầu ra là 4 khi kiểu phân loại là phân loại đa nhãn.

2. Thiết bị theo điểm 1, trong đó thông tin nhiễu có kích thước là 16 chiều và được tạo ra trên cơ sở phân phối chuẩn.

3. Thiết bị theo điểm 1, trong đó các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm các bệnh là các nhãn lớp đều ngẫu nhiên gồm bệnh do virus corona 2019 (COVID-19), tổn thương dạng mờ

vùng không gian, đông đặc và viêm phổi và có giá trị là 0 đối với các trường hợp âm tính đối với bệnh và giá trị là 1 đối với các trường hợp dương tính đối với bệnh.

4. Thiết bị theo điểm 1, trong đó bộ phân biệt tính toán phân phối xác suất liên quan đến hình ảnh thứ hai.

5. Thiết bị theo điểm 1, trong đó bộ tạo sinh và bộ phân biệt được thực hiện dưới dạng các mạng đối nghịch tạo sinh (generative adversarial network, GAN) phát triển lũy tiến.

6. Thiết bị theo điểm 1, trong đó bộ phân loại được thực hiện dưới dạng mạng DenseNet121.

7. Thiết bị theo điểm 6, trong đó trong bộ phân loại, số lượng các nơon đầu ra được thiết lập một cách khác nhau tùy thuộc vào kiểu phân loại.

8. Thiết bị theo điểm 7, trong đó tất cả các hàm kích hoạt của bộ phân loại và bộ phân biệt được thay thế bằng hàm ReLU rò rỉ (Leaky ReLU).

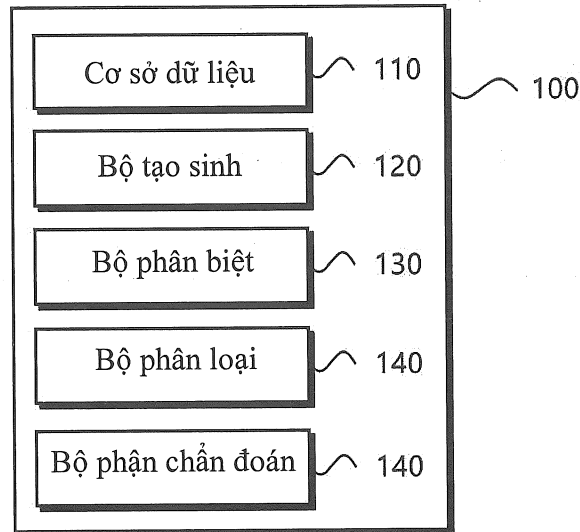
9. Thiết bị theo điểm 8, trong đó bộ phân loại thiết lập hệ số rò rỉ là 0,02.

10. Thiết bị theo điểm 9, trong đó lớp cuối cùng của bộ phân loại sử dụng hàm sigmoid logitic.

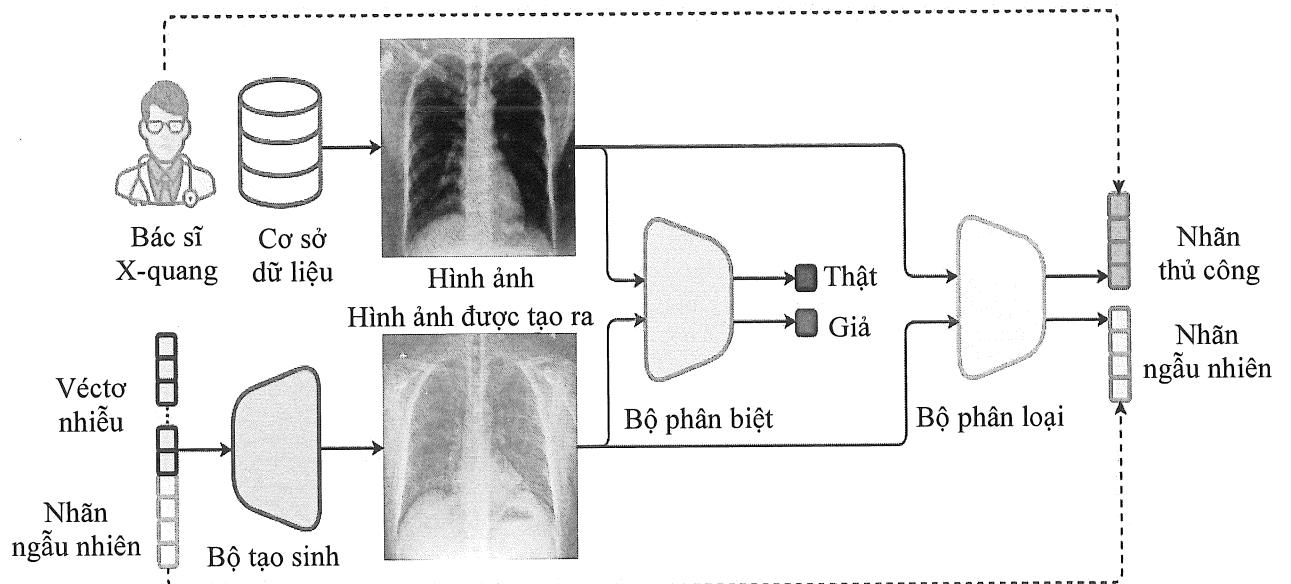
11. Thiết bị theo điểm 1, trong đó siêu tham số là 1 khi tối ưu hóa bộ phân biệt và bộ tạo sinh.

12. Thiết bị theo điểm 1, trong đó thiết bị này còn bao gồm bộ phận chẩn đoán được tạo cấu hình để thực hiện chẩn đoán bệnh từ hình ảnh của bệnh nhân trên cơ sở hình ảnh thứ nhất và hình ảnh thứ hai đã được phân loại.

[Fig.1]



[Fig.2]

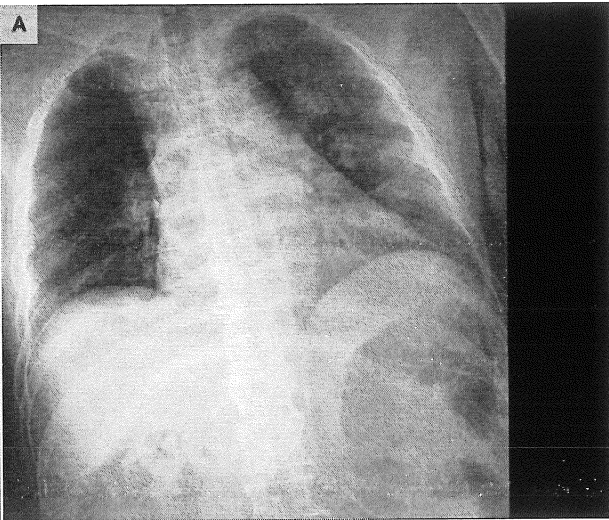


[Fig.3A]

VinBrain DrAid <https://covid19.draid.ai/history>

VinBrain DrAid

A



AI's result

Airspace Opacity (3.8%)
Consolidation (32.19%)
Pneumonia
COVID-19 (57.62%)

Symptoms (Fever)

☐ Cough ☐ Diarrhea ☐ Chest tight
☐ Shortness of breath ☐ Dizzy ☐ Sore throat
☐ Muscle aches ☐ Fatigue

Epidemiology

☐ Contact with COVID-19 patients
☐ Live, close, long or close through where COVID-19 is circulating

PCR Test

Date of sampling
Date of result

Doctor's decision

☐ No finding
☐ Airspace Opacity
☐ Consolidation
☐ Pneumonia
☒ COVID-19

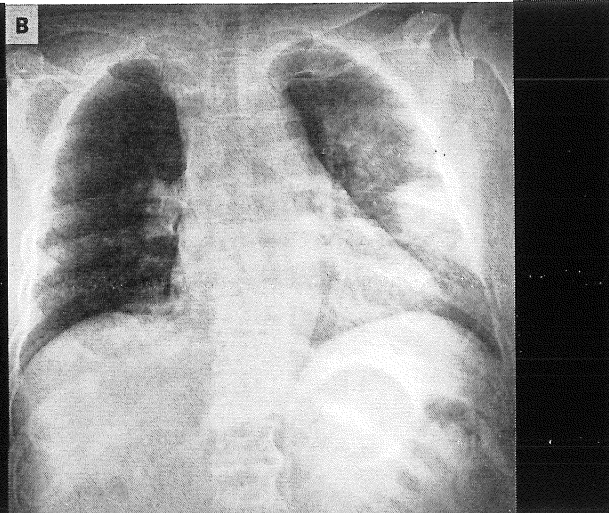
☐ COVID-19 Percent

[Fig.3B]

VinBrain DrAid <https://covid19.draid.ai/history>

VinBrain DrAid

B



AI's result

Airspace Opacity (5.28%)
Consolidation (30.55%)
Pneumonia
COVID-19 (76.33%)

Symptoms (Fever)

☐ Cough ☐ Diarrhea ☐ Chest tight
☐ Shortness of breath ☐ Dizzy ☐ Sore throat
☐ Muscle aches ☐ Fatigue

Epidemiology

☐ Contact with COVID-19 patients
☐ Live, close, long or close through where COVID-19 is circulating

PCR Test

Date of sampling
Date of result

Doctor's decision

☐ No finding
☒ Airspace Opacity
☒ Consolidation
☐ Pneumonia
☒ COVID-19

☐ COVID-19 Percent

[Fig.3C]

VinBrain DrAid <https://covid19.draid.ai/history>

VinBrain DrAid

C

AI's result

Airspace Opacity (82.00%)
 Consolidation (82.1%)
 Pneumonia (82.1%)
 COVID-19 (82.24%)

Symptoms (Fever)

☐ Cough ☐ Dyspnea ☐ Sore throat
☐ Shortness of breath ☐ Fatigue ☐ Stomach pain
☐ Muscle aches ☐ Headache

Epidemiology

☐ Contact with COVID-19 patient(s)
☐ Live, close home or close contact with a COVID-19 case(s)

PCR Test

Date of sampling
 Date of result

☐ COVID-19 Percent

[Fig.3D]

VinBrain DrAid <https://covid19.draid.ai/history>

VinBrain DrAid

D

AI's result

Airspace Opacity (75.75%)
 Consolidation (56.21%)
 Pneumonia (56.21%)
 COVID-19 (56.76%)

Symptoms (Fever)

☒ Cough ☐ Dyspnea ☐ Sore throat
☐ Shortness of breath ☐ Fatigue ☐ Stomach pain
☐ Muscle aches ☐ Headache

Epidemiology

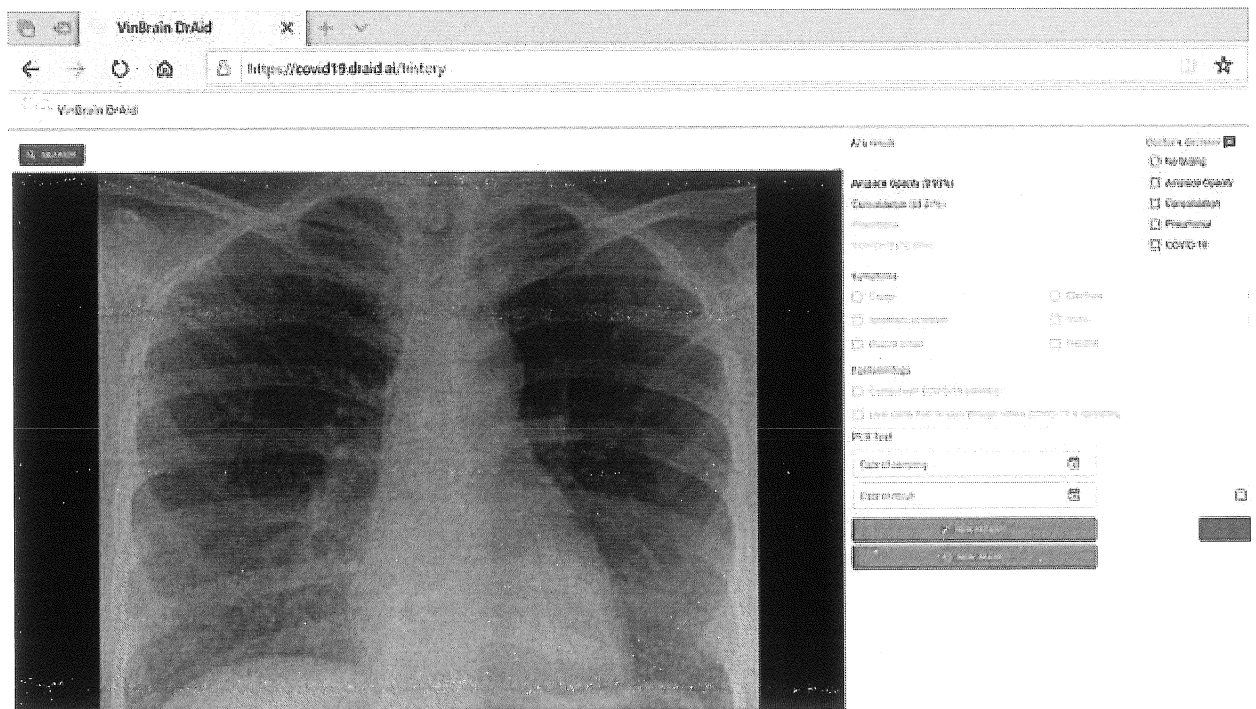
☐ Contact with COVID-19 patient(s)
☐ Live, close home or close contact with a COVID-19 case(s)

PCR Test

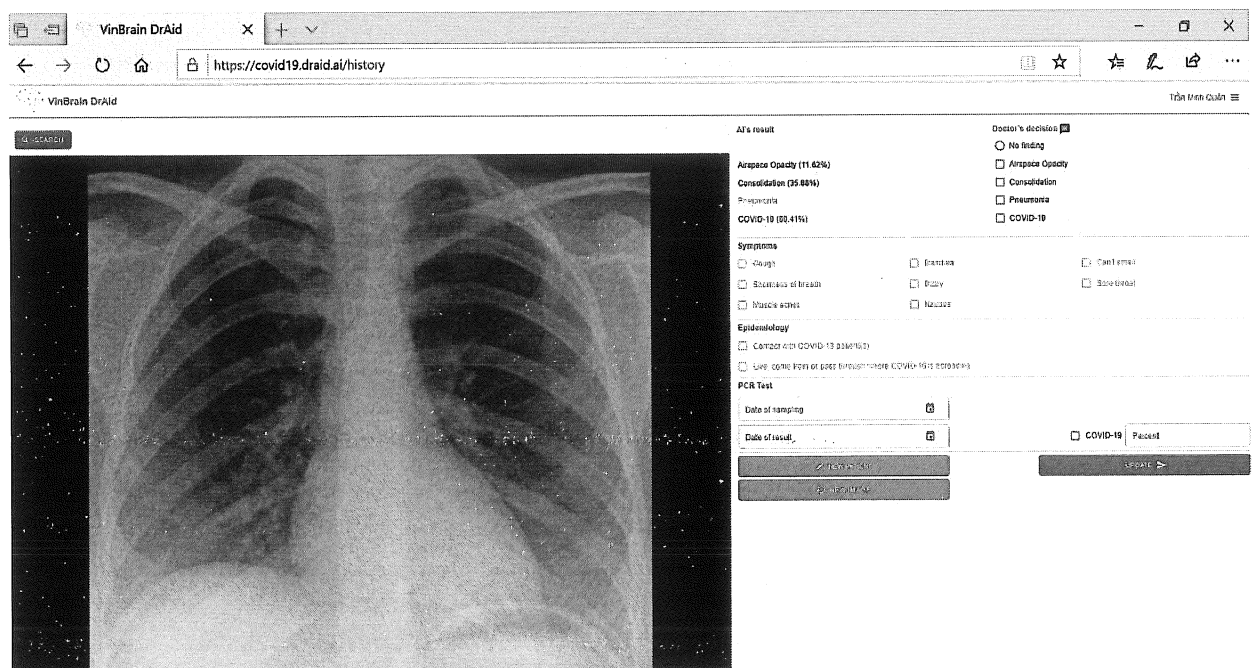
Date of sampling
 Date of result

☐ COVID-19 Percent

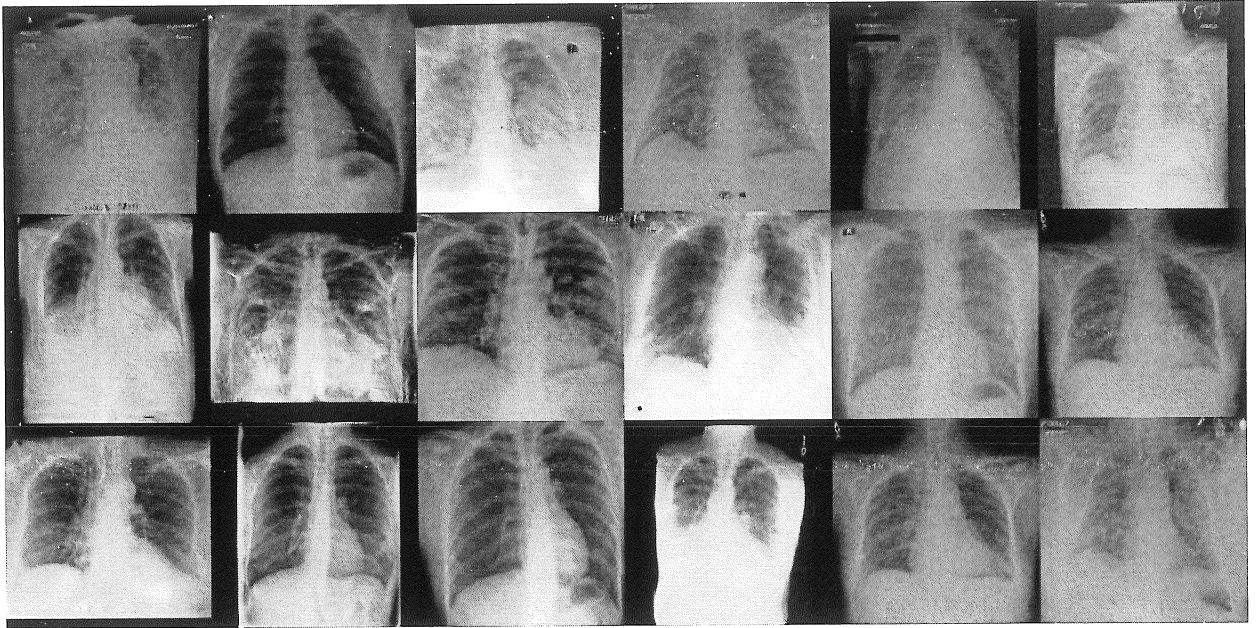
[Fig.4A]



[Fig.4B]



[Fig.5]



[Fig.6]

