

# PHÁT HIỆN GIAN LẬN TRONG QUÁ TRÌNH KIỂM TRA ĐÁNH GIÁ TRÊN NỀN TẢNG NTU E-LEARNING TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC NHA TRANG SỬ DỤNG THỊ GIÁC MÁY TÍNH

## DETECT CHEATING DURING ASSESSMENT ON NTU E-LEARNING AT NHA TRANG UNIVERSITY BY USING COMPUTER VISION

Cần Thị Phượng<sup>1\*</sup>, Bùi Thị Hồng Minh<sup>1</sup>, Phạm Quang Thuận<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Nha Trang, Việt Nam

<sup>2</sup>Trường Cao đẳng Sư phạm Trung ương – Nha Trang, Việt Nam

\*Tác giả liên hệ / Corresponding author: phuongct@ntu.edu.vn

(Nhận bài / Received: 05/5/2024; Sửa bài / Revised: 21/6/2024; Chấp nhận đăng / Accepted: 25/6/2024)

**Tóm tắt** - Phát hiện và chống gian lận trong kiểm tra đánh giá là công việc quan trọng trong các cơ sở giáo dục và trên các hệ thống trực tuyến. Trên nền tảng Moodle hoặc bất cứ nền tảng E-learning khác, thách thức để đảm bảo tính trung thực của sinh viên càng trở nên phức tạp. Việc gian lận khi mở một thẻ khác hoặc cửa sổ khác trong quá trình làm bài kiểm tra đánh giá trên E-learning cần phải được phát hiện. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sẽ xây dựng một tập dữ liệu gồm các ảnh chụp màn hình thi trong trường hợp bình thường và có gian lận. Nhóm tác giả đề xuất một chiến lược phát hiện gian lận dựa vào thị giác máy tính, cụ thể là YOLOv8. Mục tiêu của chiến lược phát hiện gian lận là nhận biết các hành vi mở một thẻ hoặc cửa sổ khác trong quá trình kiểm tra đánh giá trên nền tảng Moodle. Điều này sẽ giúp đảm bảo công bằng, giảm thời gian và công sức của giám thị coi thi. Kết quả nghiên cứu đã chứng minh được khả năng phát hiện chính xác và tính khả thi.

**Từ khóa** - Gian lận; YOLOv8; phát hiện đối tượng; deep learning; convolutional neural networks

### 1. Giới thiệu

Hệ thống quản lý khóa học (Course Management System - CMS, hay còn gọi là Learning Management System - LMS) cung cấp cho giảng viên các công cụ để tạo một khóa học trên trang web và điều khiển truy cập, nó hỗ trợ khả năng cho phép chỉ những sinh viên được tham gia vào khóa học mới có thể xem được nội dung. Ngoài điều khiển truy cập, CMS còn cung cấp các công cụ khác hỗ trợ cho khóa học hiệu quả hơn, như: cung cấp cách để tải tài liệu lên web và chia sẻ chúng một cách dễ dàng, quản lý các phiên thảo luận trực tuyến và chat, đưa ra các bài thi, bài kiểm tra và các khảo sát, đánh giá chung, thu thập và xem các bài tập, theo dõi điểm số học tập,... E-learning cho phép người học ở mọi lứa tuổi, ở bất kỳ đâu, hoặc bất kỳ lúc nào đều có thể học tập [1]. Moodle là một hệ thống quản lý học tập trực tuyến (CMS hay VLE – Virtual Learning Environment) cho phép tạo các khóa học trên mạng Internet hay các trang web học tập trực tuyến. Moodle có số lượng lớn người sử dụng với hơn 400 triệu người dùng trên 240 quốc gia, hơn 48 triệu khóa học, và hơn 162 ngàn website. Đặc biệt trong top 240 trường đại học trên thế giới có tới 12% trường có sử dụng Moodle [2]. Hệ thống quản lý lớp học trực tuyến NTU E-learning được Trường Đại học Nha Trang tự phát triển trên nền tảng Moodle. Theo quy chế đào

**Abstract** - Detecting and preventing cheating are essential for upholding academic integrity in educational institutions and online learning platforms. Whether using Moodle or any other eLearning or LMS platforms, the task of ensuring honest academic practices has grown increasingly complicated. Detecting cheating by opening another tab or window during an assessment on E-learning platforms needs to be addressed. In this research, The authors will build a dataset includes test screenshots in normal and cheating cases. The authors propose a cheating detection strategy based on computer vision, specifically YOLOv8. The goal of this strategy is to detect behaviors such as opening another tab or window during assessments on the Moodle platform. This will help ensure fairness and reduce the time and effort required by proctors. Our research results have demonstrated high accuracy and feasibility.

**Key words** - Cheating; YOLOv8; object detection; deep learning; convolutional neural networks

tạo của Trường có quy định tối đa 30% khối lượng chương trình đào tạo được thực hiện trực tuyến. Việc tổ chức dạy học sẽ được kết hợp trên lớp trực tiếp và trên hệ thống NTU E-learning.

Thách thức lớn khi kiểm tra đánh giá trên hệ thống NTU E-learning là việc phát hiện gian lận khi sinh viên thực hiện bài kiểm tra đánh giá trên nền tảng này. Trong thời gian Covid-19, việc có mặt tại phòng máy để làm bài kiểm tra đánh giá là không thể, để tránh gian lận nhiều biện pháp đã được thực hiện. Tại Trường Đại học Nha Trang, bên cạnh yêu cầu nội dung ngân hàng đề thi phải đủ lớn, người học phải đảm bảo có camera để quay các góc khi làm bài, kết hợp với plugin Proctoring của Moodle cho phép chụp hình ảnh người học liên tục để giám sát quá trình thực hiện bài kiểm tra đánh giá. Tuy nhiên, các biện pháp này cũng gây khó khăn cho cả người học khi phải chuẩn bị đủ thiết bị, người dạy khi phải hậu kiểm các dữ liệu giám sát. Việc hậu kiểm được tiến hành thủ công nên tốn nhiều thời gian. Sau thời gian Covid-19, việc học tập được bình thường hóa, hệ thống NTU E-learning vẫn tiếp tục được sử dụng triệt để. Hiện tại, tại trường Đại học Nha Trang quy định nếu thi trên nền tảng NTU E-learning, người học được yêu cầu tới phòng máy để làm bài. Hàng năm chỉ riêng hai học phần Tin học Đại Cương A, Tin học Đại Cương B, có khoảng

<sup>1</sup> Nha Trang University, Vietnam (Can Thi Phuong, Bui Thi Hong Minh)

<sup>2</sup> Nha Trang National College of Pedagogy, Vietnam (Pham Quang Thuan)

hơn 4000 lượt thi trên nền tảng NTU E-learning. Trong quá trình kiểm tra đánh giá, sinh viên có thể mở thẻ khác, cửa sổ khác để truy cập công cụ tìm kiếm, chatbot để tra cứu đáp án. Giám thị coi thi không thể giám sát hết từng màn hình của sinh viên cùng lúc, vì số lượng thí sinh đông, khiến cho việc đánh giá khó đảm bảo công bằng giữa những người học.

Nhận diện vật thể và phát hiện đối tượng là một tác vụ trong thị giác máy tính nhằm phát hiện và xác định vị trí của các đối tượng trong hình hoặc video. Nhiều nghiên cứu đã nỗ lực để cải thiện độ chính xác và hiệu quả thông qua việc sử dụng rất nhiều thuật toán học sâu trong lĩnh vực thị giác máy tính. YOLO (You Only Look Once) là phương pháp được sử dụng khá phổ biến trong lĩnh vực thị giác máy tính nhằm phát hiện đối tượng. Mô hình YOLO được đánh giá là rất hiệu quả, chính xác, và đáp ứng thời gian thực [3].

Mặc dù, có những nghiên cứu về việc ứng dụng YOLO trong phát hiện gian lận, nhưng các nghiên cứu này tiếp cận theo hướng phát hiện hành vi nhấc bài, quay bài, gơ tay ra dấu hiệu đáp án của thí sinh trong phòng thi làm bài trên giấy [4]. Chưa có nghiên cứu đề cập tới việc ứng dụng YOLO phát hiện gian lận khi thi trên máy tính dùng hệ thống Moodle trong trường hợp thí sinh mở các cửa sổ khác không được cho phép trong quá trình thi. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đề xuất một chiến lược ứng dụng YOLO để phát hiện gian lận trong quá trình thi trên nền tảng Moodle tại phòng máy nhằm đảm bảo việc đánh giá công bằng giữa các sinh viên. Bài báo này nhằm đóng góp các nội dung sau:

1. Tổng quan các nghiên cứu về phát hiện gian lận trong việc kiểm tra đánh giá có ứng dụng trí tuệ nhân tạo.
2. Đề xuất một chiến lược ứng dụng YOLO trong việc phát hiện gian lận khi thực hiện kiểm tra đánh giá trên Moodle. Đề xuất này sẽ không thu thập dữ liệu cá nhân của thí sinh do đó sẽ đảm bảo được tính bảo mật và quyền riêng tư của thí sinh, đồng thời giảm thiểu rủi ro liên quan đến việc lộ lọt hoặc lạm dụng dữ liệu cá nhân.
3. Xây dựng bộ dữ liệu tin cậy gồm 1200 hình ảnh thu thập dựa trên hành vi của người học trong quá trình làm bài kiểm tra đánh giá trên các trình duyệt thường sử dụng trong chế độ công khai và riêng tư.

## 2. Tổng quan nghiên cứu

Không trung thực trong việc học có thể được định nghĩa là bất cứ hành động trái quy định kiểm tra đánh giá trong môi trường giáo dục. Theo MCCebe và các cộng sự khi khảo sát 70 ngàn người học hiện đang học hoặc đã tốt nghiệp, có khoảng 95% trong số họ nói rằng đã từng gian lận trong quá trình thi [5]. Một nghiên cứu tương tự cho thấy, trong số 205 sinh viên được khảo sát có tới 65% nhận đã từng gian lận. Một số nghiên cứu chỉ ra rằng, tình trạng không trung thực khi thi trực tuyến phổ biến hơn do thí sinh có thể tra cứu thông tin trên các thiết bị khác nhau, sử dụng mạng xã hội, các ứng dụng chatbot, hoặc nhờ người thi hộ. Theo Harton và các cộng sự năm 2019, phần lớn người học tại một trường đại học công lập được khảo sát nghĩ rằng vấn đề gian lận trong môi trường trực tuyến sẽ phổ biến hơn là các lớp học trực tiếp [6].

Giám sát thi đóng vai trò rất quan trọng trong việc đảm bảo sự nghiêm túc, không gian lận trong khi kiểm tra đánh giá. Nếu thi trực tiếp thì con người sẽ đóng vai trò chính trong việc giám sát, ngược lại trong trường hợp trực tuyến có thể dùng thêm các công cụ giám sát. Dyer và các cộng sự điều tra về nhận thức và hành vi liên quan trong trường hợp kiểm tra đánh giá có công cụ giám sát và không [7]. Đối tượng được khảo sát là sinh viên năm thứ nhất và năm thứ hai của 4 trường đại học. Kết quả sinh viên trong trường hợp kiểm tra đánh giá không có công cụ giám sát dường như có xu hướng gian lận nhiều hơn. Tác giả kết luận rằng trong môi trường học từ xa sinh viên cho rằng việc áp dụng công cụ giám sát là một tín hiệu cho thấy tổ chức giáo dục rất coi trọng việc kiểm tra đánh giá.

Hành vi gian lận không chỉ có trong các môi trường học truyền thống mà nó diễn ra phổ biến hơn trong môi trường học trực tuyến. Có nhiều nghiên cứu được đề xuất để hạn chế tình trạng này. Một số nhóm tác giả đã sử dụng kỹ thuật xác thực sinh trắc học như vân tay, chuyển động mắt, móng mắt để xác thực và giám sát người tham gia tránh việc thi hộ. Nhóm nghiên cứu Bawarith [8] đề xuất hệ thống giám sát thi trực tuyến để phát hiện và tránh gian lận trong suốt thời gian thi. Hệ thống xác thực liên tục vân tay và chuyển động của đồng tử mắt trong quá trình thi. Việc phân lớp gian lận hay không gian lận sẽ dựa trên hai tham số tổng thời gian nhìn màn hình của người thi và số lần không nhìn màn hình. Trong một nghiên cứu khác đã theo dõi hành vi gõ phím trong suốt quá trình thi. Hành vi này có thể là khoảng thời gian giữa nhấn và nhả phím, thời gian giữa lần nhả phím với lần nhấn phím tiếp theo, tốc độ gõ. Các thí sinh sẽ có mẫu hành vi được thu thập trước đó, nếu trong quá trình thi không theo đúng mẫu đó sẽ được đánh giá là gian lận [7]. Các nghiên cứu này đều tập trung vào việc xác thực trong trường hợp thí sinh và giám thị không ở cùng địa điểm thi.

Theo nghiên cứu của Duham và cộng sự [9] đề xuất hệ thống gồm 3 lớp nhằm kiểm tra gian lận khi thi trực tuyến. Trong lớp thứ nhất các dữ liệu dựa trên dữ liệu về địa chỉ IP của thí sinh có thể phát hiện các thí sinh tập trung cùng chỗ để cùng làm bài thi, thu thập thời gian bắt đầu, kết thúc và thời gian trễ khi tham gia làm bài có thể liên quan tới việc chờ đợi đáp án hoặc điểm của những người khác để làm bài. Lớp kiểm tra thứ hai là đo mức độ tương tự giữa các bài thi tự luận của người học sử dụng một số ứng dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Lớp kiểm tra thứ 3 là sử dụng thuật toán phân cụm các kết quả trả lời của sinh viên để phát hiện việc sao chép câu trả lời. Một nghiên cứu khác của Tjong và Lee cũng dựa vào sự thay đổi của địa chỉ IP khi thí sinh làm bài để cảnh báo về việc sinh viên đổi thiết bị hoặc vị trí khi làm bài, điều này có liên quan tới việc gian lận khi thi [10].

Một hướng tiếp cận khác là nhóm tác giả dùng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo phân tích các video mà thí sinh tự quay trong suốt quá trình thi, nếu có gian lận phần mềm sẽ phát hiện và đánh dấu. Điều này giúp giảm chi phí thời gian giám sát người học. Dựa trên video đã quay, Chia Yuan Chuang và Femiani đã giới thiệu phương thức phát hiện gian lận dựa vào vị trí đầu và độ trễ thời gian [11]. Nhóm tác giả cho rằng, sự thay đổi của vị trí đầu của thí sinh so với

màn hình máy tính có liên quan tới hành vi gian lận. Việc phát hiện tự động các hành vi không trung thực dựa vào video giám sát tại phòng thi thu hút nhiều nhà nghiên cứu. Tại phòng thi nếu sử dụng ứng dụng thì trên máy tính nếu ứng dụng không có hệ thống ngăn chặn mở các tài nguyên khác, thì gánh nặng đảm bảo sự công bằng giữa các thí sinh đặt trên vai giám thị coi thi. Nếu có video quay lại quá trình thi, và có hệ thống phát hiện tự động các bất thường thì việc giám sát thi sẽ bớt căng thẳng hơn. Theo nhóm nghiên cứu [12] đề xuất một phương thức để phát hiện hành vi bất thường trong phòng thi sử dụng giám sát tự động. Quá trình làm bài được ghi video. Các tác giả thu thập dữ liệu dựa trên việc dùng HoG rút trích các đặc trưng sau đó huấn luyện và phân lớp dùng KNN. Tuy nhiên hệ thống này không phát hiện một số hành vi gian lận do chưa được huấn luyện. Soman và cộng sự [13] xây dựng một hệ thống giám sát tự động gồm ba giai đoạn: (1) Định vị vị trí ngồi của sinh viên; (2) phát hiện khuôn mặt của sinh viên sử dụng Haar Cascade và (3) giám sát hướng nhìn và bất cứ hành vi bất thường, các dữ liệu này sẽ được thu thập, trích xuất đặc trưng và huấn luyện sử dụng mạng neuron nhằm phát hiện hành vi khả nghi. Sau đó số lượng lần khả nghi sẽ được đếm và dùng phương pháp Gaussian để kết luận hành vi có phải gian lận không. Wo Song-lin và cộng sự đã đề xuất một phương pháp phân lớp phân lớp 8 tư thế ngồi, và vùng da trên khuôn mặt bằng cách dùng PCA [14]. Nhóm nghiên cứu [15] đề xuất hệ thống phát hiện gian lận thông qua việc ứng dụng mô hình CNN và Gaussian-based Discrete Fourier Transform (DFT). Các frame từ video và giọng nói trong quá trình thi sẽ được ghi lại. Hệ thống bao gồm 3 phân hệ: phát hiện gian lận dựa vào camera trước, phát hiện gian lận dựa vào camera sau, và phát hiện gian lận dựa vào giọng nói.

Việc kết hợp Safe Exam Browser (SEB) với Moodle LMS [5] cũng được triển khai nhằm hạn chế người học truy cập vào tài nguyên khác hoặc các ứng dụng khác trong quá trình làm bài. Cũng nghiên cứu về việc ứng dụng SEB, tác giả Slusky [16] đề xuất hệ thống ProctExam một trong những dịch vụ giám sát trực tuyến hàng đầu ở Châu Âu, hệ thống này yêu cầu thu thập ít dữ liệu hơn các hệ thống khác. Việc triển khai được lựa chọn kiểu giám sát: Giám sát thời gian thực hoặc đánh giá hậu kiểm. Hệ thống cung cấp giám sát đồng thời bao gồm cả chia sẻ màn hình, webcam và camera của smartphone để quan sát 360° không gian làm bài của thí sinh. Chế độ Kiosk của SEB giúp khóa các trình duyệt, các ứng dụng khác và thẻ khác, chỉ có trình duyệt kết nối tới bài thi của hệ thống LMS là được phép thực thi. Bên cạnh đó phần mềm này còn khóa việc sao chép và dán các nội dung trong quá trình làm bài.

Bằng việc phát triển một hệ thống đa chức năng, Malhotra và các cộng sự [17] đã trình bày một chiến lược tránh sự hiện diện của người giám sát thi trong suốt quá trình thi. Họ sử dụng webcam để chụp hình ảnh của thí sinh. Khuôn mặt của thí sinh được hệ thống giám sát thông minh nhận dạng và phân tích dự đoán cảm xúc của họ. Vị trí đầu của thí sinh được xác định bởi một số điểm đặc trưng. Điện thoại di động, sách, hoặc sự hiện diện của một người khác sẽ được phát hiện.

Để đảm bảo chính xác người tham dự thi không giả

mạo, Gopane và Kotecha đề xuất một phương thức xác thực và kiểm tra người dùng liên tục [18]. Các hành vi được giám sát gồm ánh mắt, cảm xúc, phát hiện hướng nhìn của thí sinh, mắt đong và nhấp nháy, đầu di chuyển. Bất cứ hành động khả nghi được giám sát và đánh giá. Hệ thống trí tuệ nhân tạo được ứng dụng để phân loại hành vi của thí sinh. Kết quả nghiên cứu bước đầu được đánh giá hiệu quả theo hướng tiếp cận này. Năm 2022, nhóm nghiên cứu Sapre đề xuất một giải pháp thông minh để giảm thiểu các hành vi gian lận trong quá trình thi của sinh viên [19]. Họ xây dựng hệ thống sử dụng các mô hình học máy. Khuôn mặt và tư thế ngồi được quan sát, giám thị sẽ nhận được cảnh báo khi thí sinh có hành vi gian lận được phát hiện.

Theo nghiên cứu của Nigam và các cộng sự giới thiệu một bài viết đánh giá 43 bài báo liên quan tới việc xây dựng hệ thống phát hiện gian lận [20]. Tác giả chia thành hai nhóm gồm hệ thống bình thường và hệ thống có ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Theo hướng ứng dụng trí tuệ nhân tạo, các hệ thống cố gắng tận dụng các tài nguyên có sẵn chứ không yêu cầu thí sinh, tổ chức phải mua sắm thêm vật tư. Các tham số để thiết kế mô hình có thể là: camera, micro, giám sát của con người, chia sẻ màn hình, ghi màn hình, khóa ứng dụng, sinh trắc học, ánh mắt, ngân hàng câu hỏi. Theo hướng này các vấn đề đặt ra như an toàn dữ liệu đã thu thập, kỹ thuật và công nghệ, phản hồi của người dùng. Những nghiên cứu này cũng là tài nguyên hữu dụng cho người dạy và các nhà nghiên cứu liên quan tới lĩnh vực này hiểu thấu đáo hơn vấn đề phát hiện gian lận, giải pháp và ngăn chặn.

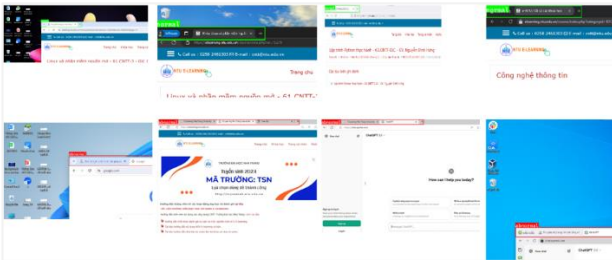
Qua các nghiên cứu ở trên có thể thấy, các nhà nghiên cứu đang nỗ lực xây dựng một hệ thống phát hiện gian lận hiệu quả. Những nỗ lực này có ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các hệ thống được đề xuất, nhưng chưa có nghiên cứu liên quan tới việc ứng dụng YOLO trong việc phát hiện gian lận trong trường hợp mở một cửa sổ hay thẻ mới trong khi kiểm tra đánh giá trên nền tảng Moodle. Nếu giám thị coi thi phải giám sát liên tục các màn hình máy tính của sinh viên trong khi kiểm tra đánh giá là rất khó khăn. Vì vậy nghiên cứu, đề xuất thêm hướng ứng dụng YOLOv8 trong việc phát hiện gian lận trong khi thi trực tuyến trên hệ thống NTU E-learning nói riêng và nền tảng Moodle nói chung.

### 3. Phương pháp nghiên cứu

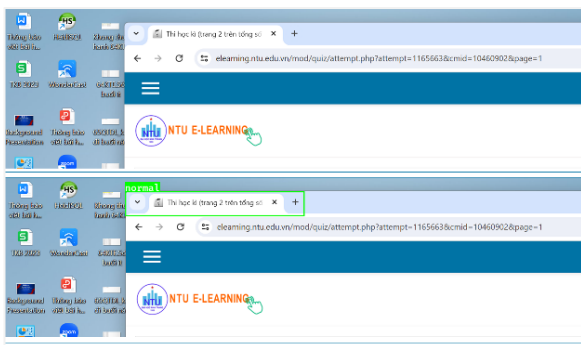
#### 3.1. Xây dựng tập dữ liệu

Nhóm tác giả thiết kế một tập dữ liệu mới tên là Elearning. Tập dữ liệu gồm 1200 ảnh có kích thước khác nhau. Các ảnh thu thập gồm: 360 ảnh khi dùng trình duyệt Google Chrome, 300 hình ảnh dùng trình duyệt Microsoft Edge, 300 hình ảnh dùng trình duyệt Mozilla FireFox, 240 ảnh dùng trình duyệt Cốc Cốc. Các trình duyệt sẽ được đặt ở chế độ công khai hoặc riêng tư. Ảnh được gán nhãn theo kiểu bounding box trong đó có 633 nhãn bất thường (abnormal) và 601 nhãn bình thường (normal) (Hình 1). Một số ảnh có 2 nhãn. Số lượng nhãn tương đối bằng nhau để tránh việc dữ liệu không cân bằng. Dữ liệu không cân bằng xảy ra khi có số đối tượng của mỗi phân lớp có sự khác biệt rất lớn. Tập dữ liệu validation chiếm 15% nhãn (186 nhãn), 75% dữ liệu còn lại dùng cho việc huấn luyện. Dữ liệu kiểm tra là các video quay màn hình máy tính quá trình thi.

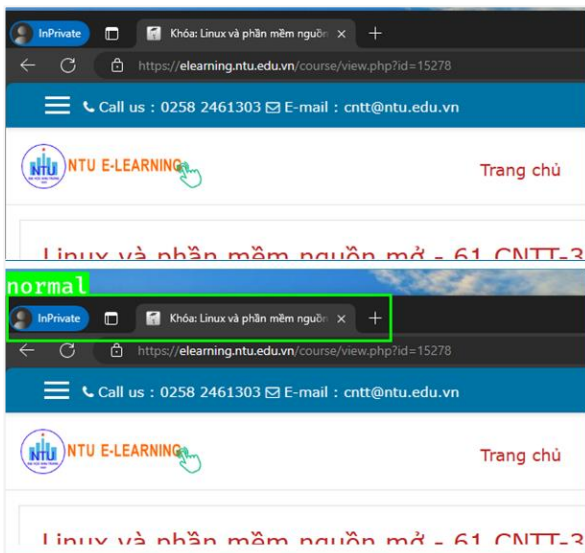
Đề thu thập ảnh, nhóm tác giả tạo các bài kiểm tra đánh giá, chụp màn hình của các trình duyệt thường được cài đặt và sử dụng tại các máy của phòng thực hành gồm Google Chrome, Firefox, Cốc Cốc, Microsoft Edge. Mỗi trình duyệt sẽ được thu thập ở chế độ công khai và chế độ riêng tư. Mỗi chế độ sẽ thu thập ảnh chụp màn hình về hành vi được cho phép và không được cho phép. Về ảnh chụp hành vi được cho phép là chỉ mở duy nhất một thẻ E-learning trên trình duyệt có thay đổi dạng phóng to, thu nhỏ màn hình, các vị trí cửa sổ trình duyệt (Hình 2 và Hình 3). Các trường hợp còn lại là hành vi phạm: vừa mở thẻ E-learning để làm bài vừa mở cửa sổ tìm kiếm Google, Bing, hoặc chatbot (ví dụ ChatGPT) (Hình 4 và Hình 5). Các video quay màn hình dùng đánh giá mô hình sẽ quay màn hình trong một kỳ kiểm tra được thực hiện trên NTU E-learning gồm các trường hợp có và không có vi phạm.



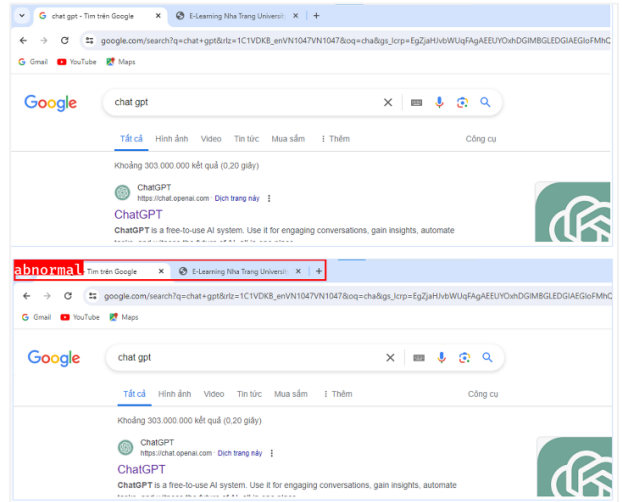
Hình 1. Một số mẫu ảnh normal và abnormal



Hình 2. Hình ảnh gắn nhãn normal (trường hợp thu nhỏ kích thước của sổ)



Hình 3. Hình ảnh gắn nhãn normal (Trường hợp trình duyệt Microsoft Edge chế độ riêng tư)



Hình 4. Hành vi gian lận khi mở hai thẻ



Hình 5. Hành vi gian lận khi mở hai cửa sổ trình duyệt đồng thời

3.2. Data Augmentation (Tăng cường dữ liệu)

Tăng cường dữ liệu là kỹ thuật được dùng để tăng cường sự đa dạng của tập dữ liệu huấn luyện. YOLOv8 sử dụng thư viện Albumentations để tăng cường các ảnh [21]. Các thông số sau sẽ được sử dụng để tăng cường trong tập dữ liệu mà nhóm tác giả sử dụng: hue (0,015) (tông màu), saturation (0,7) (độ bão hòa), value (0,4) (giá trị), translation (dịch chuyển), flipping (quay), scaling (co giãn) và mosaic. Trong đó, mosaic là quá trình ghép các phần của 4 ảnh khác nhau (hoặc 9 ảnh) để tạo ra một ảnh mới với kích thước chiều cao và độ rộng là 640. Mặc định 10 epochs cuối quá trình này sẽ được loại bỏ; Translation là tỉ lệ của tổng độ rộng và chiều cao, mặc định là 10%. Tham số cho phép điều chỉnh độ dịch chuyển ngẫu nhiên tạo ra các ảnh mới; Scale (co giãn) mặc định là 50%, tức là ảnh sẽ được co giãn trong khoảng 50%-150%; Lật ảnh từ trái sang phải với xác suất mặc định là 50%.

Nhóm tác giả sử dụng dụng các mô hình YOLOv8n, YOLOv8m, YOLOv8l, YOLOv8x cho bài toán phát hiện gian lận trong quá trình kiểm tra đánh giá trên nền tảng Moodle.

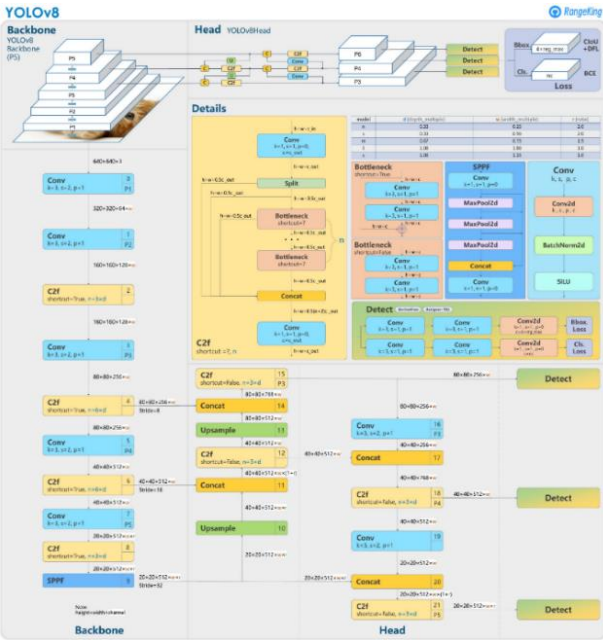
3.3. Môi trường huấn luyện

Dữ liệu được huấn luyện sử dụng các mô hình YOLOv8n, YOLOv8m, YOLOv8l, YOLOv8x. Ảnh sẽ được đưa về kích thước 640x640 trước khi huấn luyện. Nhóm tác giả sử dụng máy chủ có bộ xử lý NVIDIA® GeForce RTX™ 4090, RAM 64GB. Số lượng Epochs là 200, tốc độ học là 0,01, batch size là 16.

3.4. Mô hình YOLOv8 và tham số đánh giá hiệu năng

Mô hình YOLOv8 được xây dựng với backbone là CSPDarknet53 cho việc trích chọn đặc trưng. Cấu trúc mạng YOLOv8 (Hình 6) vẫn giữ nguyên so với mô hình YOLOv5 bao gồm: backbone; bottleneck; head; hàm mất mát. Tuy nhiên, YOLOv8 sử dụng mô hình C2f thay vì C3.

C2f có khả năng học hiệu quả các đặc trưng trong trường hợp các đối tượng có kích thước đa dạng, tăng khả năng huấn luyện do tiếp cận theo hướng kiểm soát đường đi ngắn nhất và đường đi dài nhất (gradient path) [22].



Hình 6. Cấu trúc YOLOv8. Nguồn [23]

Mô hình được đánh giá sử dụng độ đo gồm precision, recall, mAP và F1 core:

Precision được định nghĩa là tỉ lệ số điểm true positive (TP) trong số những điểm được phân loại là positive (TP + FP), được tính theo công thức (1).

$$Precision = \frac{True\ positive\ (TP)}{True\ positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)} \quad (1)$$

Recall được định nghĩa là tỉ lệ số điểm true positive trong số những điểm thực sự là positive (TP + FN), được tính theo công thức (2). Ví dụ, nếu Recall=0,87 cho abnormal, tức là phát hiện được 87% abnormal trong toàn bộ abnormal thực có.

$$Recall = \frac{True\ positive\ (TP)}{True\ positive\ (TP) + False\ Negative\ (NP)} \quad (2)$$

F1-score, là harmonic mean của precision và recall, F1 càng cao, bộ phân lớp càng tốt, được tính theo công thức (3).

$$F1\ score = 2 \frac{Precision * recall}{Precision + recall} \quad (3)$$

mAP là trung bình của trung bình độ chính xác của các phân lớp. AP là độ đo đánh giá hiệu năng của toàn mô hình có xem xét cân bằng giữa precision và recall. YOLOv8 sử dụng mAP50 là mAP với ngưỡng IoU 0,5, IoU bằng hoặc lớn hơn 50. IoU là giao của bounding box dự đoán bởi mô hình và ground truth (bounding box thực tế của đối tượng). AP được tính theo công thức (4):

$$AP = \int_0^1 Precision(Recall)d(Recall) \quad (4)$$

#### 4. Kết quả, phân tích và đề xuất

##### 4.1. Kết quả và phân tích

Với mục đích tìm được mô hình tốt nhất nhóm tác giả huấn luyện các mô hình YOLOv8n, YOLOv8m, YOLOv8l

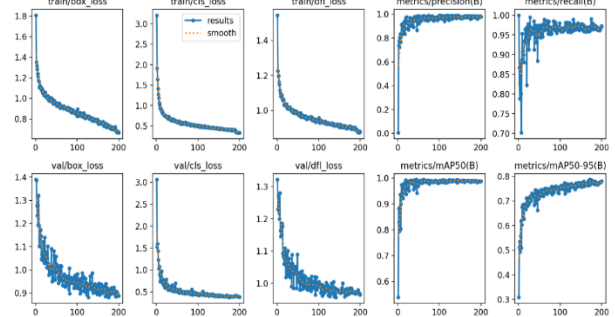
và YOLOv8x. Kết quả được phân tích và so sánh.

Trong Bảng 1, trình bày kết quả các độ đo đánh giá mô hình đã huấn luyện. Mô hình YOLOv8l cho kết quả mAP lớn nhất 99,4% nhưng precision lại nhỏ nhất 96,1%. Trong khi có precision lớn nhất là 98,4%, mô hình YOLOv8x có kích thước lớn nhất là 130,4MB. Mô hình YOLOv8n có kích thước mô hình nhỏ nhất chỉ 6MB, trong khi các độ đo khác tương đối tốt: mAP là 98,9%, Precision là 97,3%, Recall 97,1%. Đặc biệt mô hình YOLOv8n có kết quả về các độ đo về độ chính xác, giá trị mất mát rất đồng đều và hội tụ hơn so với các mô hình còn lại (Hình 7).

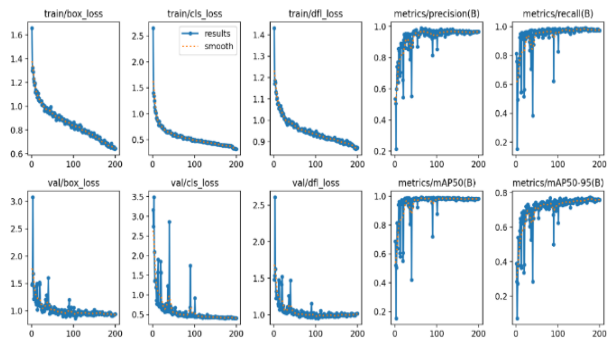
Bảng 1. Kết quả các độ đo của các mô hình đã triển khai

Mô hình	mAP	Precision	Recall	F1-score	Kích thước mô hình (MB)
YOLOv8n	98,9%	97,3%	97,1%	0,97-0,74	6
YOLOv8m	98,6%	97,1%	97,2%	0,97-0,716	50
YOLOv8l	99,4%	96,1%	99,5%	0,98-0,631	83,6
YOLOv8x	98,8%	98,4%	97,4%	0,98-0,742	130,4

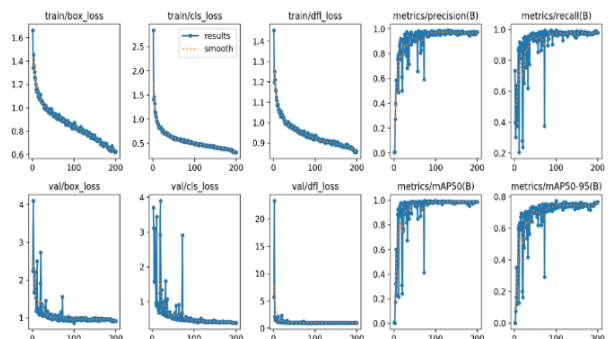
Các Hình 7, Hình 8, Hình 9, Hình 10 trình bày trực quan các tham số đánh giá từng mô hình lần lượt là YOLOv8n, YOLOv8m, YOLOv8l, YOLOv8x.



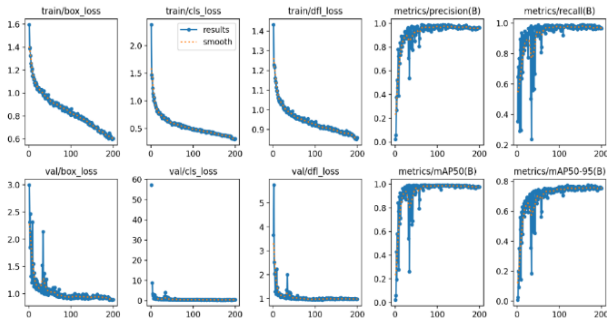
Hình 7. Kết quả mô hình khi dùng với YOLOv8n



Hình 8. Kết quả mô hình khi dùng với YOLOv8m



Hình 9. Kết quả mô hình khi dùng với YOLOv8l

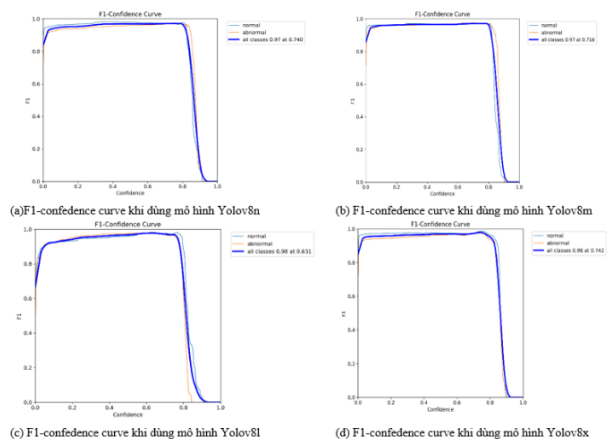


**Hình 10.** Kết quả mô hình khi dùng với YOLOv8x

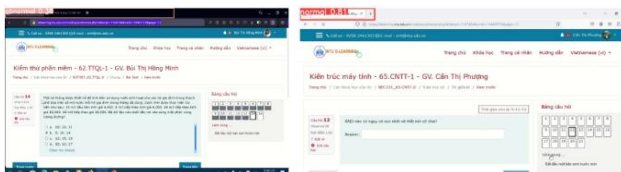
Các biểu đồ về độ chính xác trong các hình cho thấy, mô hình YOLOv8n cho kết quả mAP50 tăng nhanh tại các epochs đầu tiên sau đó các epochs cuối độ chính xác ít dao động. Các mô hình còn lại tương tự, mặc dù một vài epochs gần epoch 100 độ chính xác có nhiều thay đổi, tuy nhiên sau đó các epochs gần 200 thì độ chính xác đã hội tụ và ổn định. Trong các hình còn cho thấy, độ mất mát của ba mô hình đối với tập huấn luyện và tập validation. Box loss là mất mát của bounding box, class loss là mất mát trong việc dự đoán phân lớp, và distribution focus loss giúp xác định vấn đề không cân bằng trong phân lớp. Kết quả cho thấy mỗi loại mất mát đều giảm trong cả tập huấn luyện và tập validation vì vậy mô hình không bị overfitting (quá khớp).

F1-score là độ đo cân bằng giữa recall và precision. Kết quả trong Hình 11 có thể quan sát giá trị F1-Score và độ tự tin của các mô hình. Giá trị F1-Score cao nhất khi dùng YOLOv8x, với F1-Score 0,98 độ tự tin là 0,742 (Hình 11d), tiếp sau là mô hình YOLOv8l với F1-Score là 0,98 (Hình 11c) với độ tự tin là 0,631, F1-Score của YOLOv8n (Hình 11a) là 0,97 với độ tự tin là 0,74, và cuối cùng là YOLOv8m với F1-Score là 0,97 với độ tự tin là 0,74 (Hình 11b).

Trong Hình 12, đưa ra là một vài frame tách từ kết quả khi kiểm thử trên các video quay màn hình demo quá trình kiểm tra đánh giá của học phần.



**Hình 11.** F1-confidence curve của các mô hình



**Hình 12.** Frame ảnh kiểm thử từ video

## 4.2. Đề xuất chiến lược phát hiện gian lận

Sau khi phân tích kết quả huấn luyện và đánh giá các mô hình có thể thấy khi dùng mô hình YOLOv8n kết quả chính xác khá cao so với các mô hình còn lại trong khi kích thước mô hình rất nhỏ. Chọn mô hình này sẽ thuận lợi cho việc xây dựng các ứng dụng có thể được tích hợp trong hệ thống NTU E-learning dựa trên Moodle.

Nhóm tác giả đề xuất chiến lược phát hiện gian lận như sau: Khi sinh viên bắt đầu làm bài kiểm tra đánh giá trên NTU E-learning, chương trình phát hiện gian lận có thể áp dụng theo hai hướng: Chạy độc lập hoặc modul tích hợp trong hệ thống NTU E-Learning. Trong trường hợp chạy độc lập, chương trình sẽ định kì chụp màn hình của sinh viên, dùng mô hình đã huấn luyện ở trên để phát hiện có gian lận không. Nếu phát hiện gian lận chương trình sẽ gửi email có đính kèm ảnh gian lận cho giám thị. Plugin Proctoring trong Moodle cho phép chụp phía đối diện màn hình máy tính chạy Moodle hoặc chụp màn hình làm bài. Trong trường hợp tích hợp với Moodle (NTU E-Learning), sử dụng các ảnh chụp màn hình từ plugin này là đầu vào cho modul phát hiện gian lận, kết quả phát hiện được sẽ lưu trên hệ thống NTU E-learning.

## 5. Thảo luận

Nhóm tác giả đã xây dựng tập dữ liệu để huấn luyện mô hình YOLOv8 và có kết quả chính xác khá cao. Với hệ thống thông minh sử dụng mô hình này, trong quá trình kiểm tra đánh giá sẽ chặt chẽ và công bằng. Thay vì giám thị phải giám sát từng màn hình thí sinh, hệ thống thông minh này sẽ giúp giám sát liên tục. Trên màn hình máy tính thi, sinh viên chỉ được mở thẻ Elearning để làm bài, các trường hợp khác sẽ đều bị phát hiện là gian lận. Hệ thống chúng tôi đề xuất không thu thập thông tin cá nhân của người dự thi sẽ bảo vệ quyền riêng tư và an ninh của người dự thi, đồng thời ngăn ngừa nguy cơ lộ lọt hoặc lạm dụng dữ liệu cá nhân. Trong thời gian tới nhóm tác giả sẽ thử nghiệm triển khai ứng dụng và đánh giá. Tuy nhiên, có thể thấy, vì tập dữ liệu còn khá nhỏ nên còn một số trường hợp hệ thống phát hiện chưa chính xác. Chẳng hạn khi kiểm thử hệ thống, trường hợp mạng tốc độ chậm, frame ảnh trạng thái của thẻ trình duyệt khi chuyển đổi các câu hỏi đôi khi đã bị gán nhãn gian lận. Bên cạnh đó, nghiên cứu hiện chỉ tập trung vào YOLO dựa thử nghiệm trên các mô hình khác. Chính vì vậy còn khá nhiều hướng nghiên cứu trong tương lai để hoàn thiện ứng dụng phát hiện gian lận khi thi trên nền tảng NTU E-Learning nói riêng và Moodle nói chung.

## 6. Kết luận

Trong bài báo này, nhóm tác giả đã chứng minh được việc sử dụng ứng dụng YOLOv8 trong việc phát hiện gian lận khi sinh viên làm bài kiểm tra đánh giá trên nền tảng NTU E-Learning cho độ chính xác cao, độ tin cậy cao và khả năng ứng dụng thực tế là rất tiềm năng. Với chiến lược đề xuất nếu triển khai có thể giảm thời gian và công sức trong việc giám sát thi trên máy tính khi dùng nền tảng NTU E-Learning. Điều này có thể giảm hành vi gian lận, đảm bảo công bằng giữa các thí sinh. Đóng góp chính của bài báo này như sau: Dựa trên những tổng quan nghiên cứu về phát hiện gian lận, đã đề xuất một phương pháp tiếp cận mới là dùng YOLOv8 để phát hiện thí sinh gian lận khi mở

thẻ khác hoặc trình duyệt khác trong quá trình thi đánh giá trên nền tảng NTU E-learning; xây dựng một tập dữ liệu để huấn luyện và kiểm thử các mô hình; đề xuất một chiến lược phát hiện gian lận khả thi, khi được triển khai sẽ giúp đảm bảo được việc kiểm tra đánh giá công bằng, mà không tốn nhiều thời gian và công sức; Hệ thống đề xuất không thu thập thông tin cá nhân của người dự thi nên đảm bảo được tính tin cậy và an toàn.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] M. S. Desai, J. Hart, and T. C. Richards, "E-learning: Paradigm shift in education", *Education*, vol. 129, no. 2, 2008.
- [2] Moodle, "Statistics", *moodle.org*, May 25, 2024. [Online]. Available: <https://stats.moodle.org> [Accessed May 25, 2024].
- [3] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 779–788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [4] T. M. Radwan, S. Alabachi, and A. S. Al-Araji, "In-class Exams Auto Proctoring by Using Deep Learning on Students' Behaviors", *Journal of Optoelectronics Laser*, vol. 41, no. 5, 2022, doi: 10050086.2022.05.114.
- [5] D. L. McCabe, K. D. Butterfield, and L. K. Treviño, *Cheating in college: Why students do it and what educators can do about it*. The Johns Hopkins University Press, 2012.
- [6] H. C. Harton, S. Aladia, and A. Gordon, "Faculty and Student Perceptions of Cheating in Online vs. Traditional Classes", *Online Journal of Distance Learning Administration*, vol. 22, issue 4, 2019.
- [7] J. M. Dyer, H. C. Pettyjohn, and S. Saladin, "Academic Dishonesty and Testing: How Student Beliefs and Test Settings Impact Decisions to Cheat", *Journal of the National College Testing Association*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [8] R. Bawarith, D. A. Basuhail, D. A. Fattouh, and P. D. S. Gamalel-Din, "E-exam Cheating Detection System", *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 4, 2017, doi: 10.14569/IJACSA.2017.080425.
- [9] A. M. Duhaim, S. O. Al-mamory, and M. S. Mahdi, "Cheating Detection in Online Exams during Covid-19 Pandemic Using Data Mining Techniques", *Webology*, vol. 19, no. 1, pp. 341–366, 2022, doi: 10.14704/web/v19i1/web19026.
- [10] L. C. O. Tiong and H. J. Lee, "E-cheating Prevention Measures: Detection of Cheating at Online Examinations Using Deep Learning Approach - A Case Study", *Journal of Latex class files*, vol. xx, no. xx, 2021, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.09841>.
- [11] S. D. C. Chia Yuan Chuang and J. Femiani, "Detecting probable cheating during online assessments based on time delay and head pose", *High. Educ. Res. & Dev.*, vol. 36, no. 6, pp. 1123–1137, 2017, doi: 10.1080/07294360.2017.1303456.
- [12] K. Jalali and F. Noorbahani, "An Automatic Method for Cheating Detection in Online Exams by Processing the Student's Webcam Images Learner assessment View project An Automatic Method for Cheating Detection in Online Exams by Processing the Student's Webcam Images", *Researchgate.Net*, no. June, pp. 96170–31805, 2017, [Online]. Available: <http://conf.isc.gov.ir/etech2017>.
- [13] N. Soman, M. N. R. Devi, and G. Srinivasa, "Detection of anomalous behavior in an examination hall towards automated proctoring", in *2017 Second International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*, 2017, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICECCT.2017.8117908.
- [14] W. Song-Lin and C. Rong-Yi, "Human behavior recognition based on sitting postures", in *2010 International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (3CA)*, 2010, vol. 1, pp. 138–141, doi: 10.1109/3CA.2010.5533871.
- [15] K. Sylla, B. Babou, and S. Ouya, "Secure Dematerialization of Assessments in Digital Universities Through Moodle, Webrtc and Safe Exam Browser (Seb)", *Proc. 19th Int. Conf. Cogn. Explor. Learn. Digit. Age, CELDA 2022*, no. Celda, pp. 259–266, 2022, doi: 10.33965/celda2022\_2022071033.
- [16] L. Slusky, "Cybersecurity of Online Proctoring Systems", *J. Int. Technol. Inf. Manag.*, vol. 29, no. 1, pp. 56–83, 2020, doi: 10.58729/1941-6679.1445.
- [17] N. Malhotra, R. Suri, P. Verma, and R. Kumar, "Smart Artificial Intelligence Based Online Proctoring System", in *2022 IEEE Delhi Section Conference (DELCON)*, 2022, pp. 1–5, doi: 10.1109/DELCON54057.2022.9753313.
- [18] S. Gopane and R. Kotecha, "Enhancing Monitoring in Online Exams Using Artificial Intelligence", in *Proceedings of International Conference on Data Science and Applications*, 2022.
- [19] S. Sapre, K. Shinde, K. Shetta, and V. Badgular, "AI-ML Based Smart Online Examination Framework", *Lect. Notes Networks Syst.*, vol. 441 LNNS, no. January 2022, pp. 17–25, 2022, doi: 10.1007/978-3-030-98531-8\_2.
- [20] A. Nigam, R. Pasricha, T. Singh, and P. Churi, "A Systematic Review on AI-based Proctoring Systems: Past, Present and Future", *Educ. Inf. Technol.*, vol. 26, no. 5, pp. 6421–6445, 2021, doi: 10.1007/s10639-021-10597-x.
- [21] Glenn Jocher, Dependabot, F.Akyon, Laughing-q, and Burhan-Q, "Model Training with Ultralytics YOLO", *Ultralytics.com*, Mar. 03, 2024. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/modes/train/#augmentation-settings-and-hyperparameters>. [Accessed Mar. 03, 2024].
- [22] C.-Y. Wang, H.-Y. M. Liao, and I.-H. Yeh, "Designing Network Design Strategies Through Gradient Path Analysis", *arXiv preprint arXiv:2211.04800*, 2022, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.04800>.
- [23] RangeKing, "Brief summary of YOLOv8 model structure", *github.com*, Apr 28, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics/issues/189> [Accessed Apr. 28, 2024].