

ระบบติดตามลูกเทนนิสโดยใช้ตัวกรองคาลมาน และการเรียนรู้เชิงลึก

Ball Tracking System Using Kalman Filter and Deep Learning

อภิสิทธิ์ เปรมปรีดี¹ จิราพร เกียรติวุฒิมอร์^{1*} และ ชัยพิชิต คำพิมพ์¹
Apisit Prempree¹, Jiraporn Kiatwuthiamorn^{1*}
and Chaipichit Cumpim¹

Received: 11 May 2023

Revised: 4 March 2024

Accepted: 8 July 2024

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการตรวจจับตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมภาพของวิดีโอ โดยใช้ระบบเรียนรู้แบบเชิงลึก อย่างไรก็ตามมีบางเฟรมภาพที่การเรียนรู้เชิงลึกไม่สามารถตรวจจับตำแหน่งของลูกบอลได้ เนื่องจากขนาดของลูกเทนนิสที่มีขนาดเล็กและความเร็วในการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิส ณ ช่วงเฟรมภาพนั้นๆ เพื่อแก้ไขปัญหานี้ เมื่อระบบการเรียนรู้เชิงลึกไม่สามารถติดตามการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสได้ จะใช้ตัวกรองคาลมานเพื่อประมาณค่าตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมเหล่านั้น และแทนค่าตำแหน่งที่ประมาณค่าตำแหน่งที่ไม่สามารถตรวจจับได้ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถประมาณตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมภาพได้ใกล้เคียงกับตำแหน่งจริงได้อย่างแม่นยำ

คำสำคัญ: การตรวจจับวัตถุ ตัวกรองคาลมาน การเรียนรู้เชิงลึก

¹ สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี นครปฐม ประเทศไทย 73170

¹ Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology, Nakhon Pathom, Thailand 73170

*ผู้รับผิดชอบประสานงาน (Corresponding author) e-mail: jiraporn.kia@rmutr.ac.th

ABSTRACT

This paper presents a method for detecting the positions of tennis balls in video files using deep learning for ball position detection in video images. However, there are some image frames where deep learning cannot accurately detect the ball positions due to the small size of the tennis balls and their fast movement in that particular frame. To address this issue, when the deep learning system fails to track the movement of the tennis balls, a Kalman filter is used to estimate the positions of the balls in those frames and replace the missing positions with the estimated values. Experimental results demonstrate that the proposed method can closely approximate the actual positions of the tennis balls in the image frames with high accuracy.

Keywords: Object Tracking; Kalman Filter; Deep Learning

บทนำ

ในการฝึกซ้อมนักกีฬาประเภทต่างๆ เช่น ฟุตบอล เทนนิส ฯลฯ ถ้านักกีฬาทราบทิศทางการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสหลังจากที่ฝึกกับลูกเทนนิสผ่านไปแล้ว จะช่วยให้นักกีฬาสามารถพัฒนาการเล่นของตนเองได้ดียิ่งขึ้น โดยการจัดระเบียบร่างกายที่เหมาะสมในการที่จะบังคับลูกเทนนิสด้วยอวัยวะของร่างกายหรืออุปกรณ์ที่ใช้ในการควบคุมให้ไปในทิศทางที่ต้องการ ดังนั้นหากสามารถพัฒนาระบบที่สามารถติดตามลูกเทนนิสและสร้างเส้นทางการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสหลังจากที่ลูกเทนนิสเคลื่อนที่ออกไป ก็จะทำให้การฝึกซ้อมของนักกีฬาสามารถพัฒนาไปได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น อย่างไรก็ตามการติดตามการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสอาจเป็นเรื่องยาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งหากลูกเทนนิสมีขนาดเล็กหรือเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง การติดตามลูกเทนนิสจากเฟรมภาพวิดีโออาจจะไม่สามารถติดตามลูกเทนนิสในบางเฟรมภาพได้

ปัจจุบันมีการนำเอาระบบปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้งานในชีวิตประจำวันกันอย่างแพร่หลาย ซึ่งระบบที่นิยมมาใช้ในการปัจจุบันคือการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์และปัญญาประดิษฐ์ (Machine Learning) ที่อาศัยการฝึกสอนด้วยข้อมูลเพื่อสร้างองค์ความรู้ที่ได้จากการเรียนรู้เพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานในด้านต่างๆ เช่นการตรวจสอบใบหน้า การตรวจสอบทะเบียนรถยนต์ เป็นต้น ในปีค.ศ. 1940 Warren McCulloch และ Walter Pitts ได้พัฒนาโมเดลเน็ตเวิร์กที่จำลองการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ [1] งานวิจัยดังกล่าวได้เป็นพื้นฐานสำคัญสำหรับการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์และโมเดลเน็ตเวิร์กครั้งแรก อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพคอมพิวเตอร์ที่มีอยู่ในช่วงนั้นค่อนข้างมีจำกัดและยังไม่ค่อยมีความก้าวหน้าในการพัฒนาเทคโนโลยีมากเท่าที่ควร จนถึงปี ค.ศ. 1980 โดยในปีนั้นมีนักวิจัยเช่น Geoffrey Hinton, Yann LeCun และ Yoshua Bengio เริ่มทำงานในด้าน Deep Learning Algorithm โดย Hinton ได้พัฒนาอัลกอริทึม backpropagation [2] ซึ่งช่วยให้โมเดลเน็ตเวิร์กสามารถเรียนรู้จากความผิดพลาดและปรับปรุงตนเองได้ส่วน LeCun ได้พัฒนา Convolutional Neural Networks (CNNs) [3] ซึ่งเหมาะสำหรับงานการรู้จำภาพและ Bengio ได้พัฒนา Deep Belief Networks (DBNs) [4] ซึ่งสามารถเรียนรู้ได้โดยไม่ต้องมีการกำหนดตัวพารามิเตอร์และสามารถแยกแยะลักษณะของข้อมูลได้ดี ตั้งแต่นั้นมา Deep Learning ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลายงานรวมถึงการรู้จำเสียง การประมวลผล

ภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing; NLP) [5] และการขับรถอัตโนมัติ ต่อมาในปี 2015 โปรแกรม AlphaGo ของ Google ใช้เทคโนโลยี Deep Learning ชนะแชมป์โลกในเกม Go ซึ่งเป็นการแสดงความสามารถของ Deep Learning ในการตัดสินใจในงานที่ซับซ้อนได้อย่างชัดเจน

สำหรับงานวิจัยที่นำการเรียนรู้เชิงลึกเข้ามาประยุกต์ใช้ได้แก่การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อวัดระดับความหวานของแตงโมผ่านสมาร์ตโฟน [5] บทความวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อช่วยให้คนทั่วไปสามารถแยกแยะได้ว่าแตงโมเป็นพันธุ์อะไรและมีระดับความหวานเท่าไร งานวิจัยต่อมาคือการประยุกต์ใช้การประเมินภาพตามมนุษย์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [6] ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาการประเมินภาพร่างคนเต็มตัวโดยใช้ข้อมูลภาพวาดในการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) และเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีการวัดมุมและระยะห่างสำหรับงานวิจัย ต่อมาคือการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจับและรู้จำคำบรรยายในวิดีโอ [7] ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างคำบรรยายในวิดีโอเพื่อแก้ไขปัญหาทางด้านภาษาและการได้ยิน โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ร่วมกับหน่วยความจำระยะสั้น (Long Short-term Memory Networks: LSTM) งานวิจัยต่อมาคือการออกแบบโครงสร้างการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการจำแนกโรคกล้วยไม้ [8] ในบทความวิจัยนี้ได้นำเสนอการศึกษาและการออกแบบระบบสำหรับจำแนกโรคกล้วยไม้ โดยได้แบ่งโรคออกเป็น 4 ประเภทได้แก่ โรคแอนแทรกโนส โรคใบจุด โรคใบขึ้นเหลืองและใบปกติ ต่อมา มีการพัฒนาระบบสืบค้นที่มาของลายผ้าย้อมครามด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [9] ในงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกลายผ้าย้อมครามในจังหวัดสกลนคร โดยเก็บรวบรวมภาพถ่ายลายผ้าย้อมครามของกลุ่มแปรรูปผ้าย้อมครามธรรมชาติที่ได้ขึ้นทะเบียนและประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันด้วยโมเดล ResNet50 งานวิจัยสุดท้ายเป็นการพัฒนาเครื่องชั่งน้ำหนักชนิดดิจิทัลที่มีการระบุชนิดผักและผลไม้ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [10] สำหรับงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์ในการพัฒนาเครื่องชั่งดิจิทัลเพื่อลดความผิดพลาดที่พนักงานจะป้อนรหัสสินค้าผิดโดยจะรับข้อมูลภาพเข้าจากกล้องโปรแกรมถูกพัฒนาด้วยภาษาไพธอนและอัลกอริทึม YOLOv3-tiny ผลการทดสอบพบว่าระบบสามารถระบุชนิดผักและผลไม้ได้ครบถ้วนสมบูรณ์

ตัวกรองคาลมาน (Kalman filter) [11] เป็นอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ที่ใช้สำหรับการประมาณค่าสถานะในการประยุกต์ใช้ในหลากหลายแวดวงเช่น ระบบควบคุมการประมวลสัญญาณ การนำทางและเศรษฐศาสตร์ อัลกอริทึมนี้ถูกพัฒนาขึ้นครั้งแรกโดย Rudolf E. Kalman ในตอนต้นของยุค 1960 ในระหว่างทำงานที่ Research Institute for Advanced Study (RIAS) ที่มหาวิทยาลัย Johns Hopkins อัลกอริทึมตัวกรองคาลมานถูกออกแบบเพื่อใช้ในการวิศวกรรมอวกาศโดยเฉพาะในการประมาณค่าสถานะของระบบแบบพลวัต (Dynamic) ทั้งหมดโดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ที่มีสัญญาณรบกวน โดยตัวกรองคาลมานได้พัฒนาวิธีการเชิงโครงสร้างซับซ้อนขึ้นซึ่งทำให้สามารถประมาณค่าสถานะของระบบแบบไม่เชิงเส้นและไม่เป็นเกาส์เซียนได้

สำหรับงานวิจัยที่นำอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานมาประยุกต์ใช้คือหุ่นยนต์ดำน้ำควบคุมระยะไกลและควบคุมความลึก [12] งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและสร้างหุ่นยนต์ดำน้ำที่สามารถควบคุมระยะไกลได้ ต่อมาเป็นงานวิจัยการลดสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณเสียงที่ผ่านการบีบอัดโดยตัวกรองคาลมาน [13] ได้นำเสนอการลดขนาดของสัญญาณเสียงโดยการนำสัญญาณเสียงพูดผ่านกระบวนการตัวกรองคาลมาน โดยจำลองสัญญาณรบกวนด้วยคลื่นความถี่ที่แตกต่างกันโดยมีเป้าหมายในการรักษาคุณภาพของเสียงให้ใกล้เคียงกับเสียงต้นฉบับมากที่สุด ต่อมา มีการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายเส้นทางโคจรของ

รถยนต์ส่วนบุคคลที่มีการขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและโค้งโดยใช้ตัวกรองคาลมาน [14] งานวิจัยที่นำเสนอต่อมาคือการชดเชยค่าเซ็ทพอยท์ในการชั่งแบบเดิมโดยใช้ตัวกรองคาลมาน [15] ในบทความนี้จะพูดถึงเทคนิคตัวกรองคาลมานที่ช่วยให้สามารถปรับค่าเซ็ทพอยท์ให้สอดคล้องกับน้ำหนักส่วนเกิน ซึ่งจะลดความผิดพลาดในระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ต่อมา มีการนำตัวกรองคาลมานมาประยุกต์ใช้คือการนำตัวกรองคาลมานชนิด Unscented KF ในการประมาณมุมเอียงของระบบวัดมุมอ้างอิง [16] บทความวิจัยนี้จะนำเสนอการประมาณค่ามุมเอียงของระบบที่สร้างขึ้นจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งโดยใช้ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented Kalman Filter รวมถึงพารามิเตอร์ต่างๆ งานวิจัยสุดท้ายที่นำตัวกรองคาลมานมาประยุกต์ใช้คือการควบคุมความสูงระดับเพดานบินโดยใช้ตัวควบคุมแบบปรับตัวเองได้ร่วมกับตัวสังเกตคาลมานสำหรับเครื่องบิน 4 ใบพัดขนาดเล็ก [17] ในงานวิจัยนี้จะนำเสนอการนำตัวกรองคาลมานในการประมาณค่าความสูงของเพดานบินโดยใช้ค่าความดันและค่าความเร่งในแนวตั้งจากเซ็นเซอร์เป็นข้อมูลนำเข้า และนำผลลัพธ์ของตัวกรองคาลมานไปใช้ในการควบคุมระดับเพดานบินเพื่อให้รักษาระดับเพดานบินได้อย่างมีประสิทธิภาพและคงที่มากขึ้น

สำหรับงานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบการติดตามลูกเทนนิสให้ได้ทุกเฟรมภาพวิดีโอเนื่องจากมีความเป็นไปได้ยากเมื่อลูกเทนนิสมีขนาดเล็กหรือเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง จึงมีการพัฒนาระบบติดตามลูกเทนนิสโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อสร้างเส้นทางการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสในแต่ละเฟรมของวิดีโอ ทำให้นักกีฬาเข้าใจทิศทางและการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสได้อย่างชัดเจนมากขึ้น อย่างไรก็ตามระบบติดตามลูกเทนนิสไม่สามารถติดตามลูกเทนนิสได้ในทุกเฟรมภาพ เพื่อจัดการกับปัญหานี้จึงได้พัฒนาระบบติดตามลูกเทนนิสขึ้นโดยใช้การเรียนรู้แบบเชิงลึกเพื่อสร้างเส้นทางการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสในแต่ละเฟรมของภาพวิดีโอ หากระบบไม่สามารถติดตามลูกเทนนิสในบางเฟรมภาพได้ระบบจะใช้ตัวกรองคาลมานเพื่อทำนายตำแหน่งการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสในเฟรมภาพนั้นๆ ซึ่งจะช่วยปรับปรุงความแม่นยำของระบบติดตามลูกเทนนิสโดยการประมาณค่าตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมภาพวิดีโอ

วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับวัสดุอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบไปด้วยชุดข้อมูลรูปที่เกี่ยวข้องกับกีฬาเทนนิสทั้งหมดจำนวน 7,841 ภาพ โดยเป็นรูปที่ทำการกำกับป้ายชื่อวัตถุจำนวน 2 ชนิดได้แก่ลูกเทนนิสและไม้เทนนิส ซึ่งในแต่ละภาพจะเป็นรูปที่ถูกแยกออกมาจากวิดีโอทำให้ภาพมีความต่อเนื่องกันและเป็นรูปที่มุกกล้องจะต้องไม่มีการเคลื่อนที่ไปตามการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิส โดยจะแบ่งสัดส่วนสำหรับให้ระบบการเรียนรู้เท่ากับ 80 เปอร์เซ็นต์ของภาพทั้งหมด และสัดส่วนสำหรับการตรวจสอบเท่ากับ 20 เปอร์เซ็นต์ของภาพทั้งหมด เพื่อให้ง่ายต่อการฝึกสอนด้วยระบบการเรียนรู้เชิงลึกและอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานในการประมาณค่าตำแหน่งของลูกเทนนิสทั้งในแกน x และแกน y จากนั้นจึงนำค่าที่ได้มาพล็อตลงในเฟรมภาพของวิดีโอ

ในส่วนของการสอนให้ระบบเรียนรู้เกี่ยวกับภาพลูกเทนนิสจะใช้เทคนิคการตรวจจับภาพแบบ YOLOv5 เป็นโมเดลการตรวจจับวัตถุ (object detection) ที่ถูกพัฒนาโดย Ultralytics ซึ่งเป็นโมเดลที่มีความสามารถในการระบุและตรวจจับวัตถุในภาพอย่างรวดเร็วและแม่นยำ ซึ่งหมายถึงวิธีการที่โมเดลนี้สามารถมองหาวัตถุในรูปภาพได้ด้วยการสร้างกรอบสี่เหลี่ยมรอบวัตถุทั้งหมดในภาพพร้อมกับการระบุชนิดของวัตถุในกรอบนั้นๆ ทั้งหมดในครั้งเดียว เมื่อระบบการเรียนรู้เชิงลึกเสร็จสิ้นกระบวนการจะได้อัตราส่วนน้ำหนัก (Weight) ซึ่งเป็นค่าที่มีรูปแบบ $(x_i * w_i)$ หรือ (Input * Weight) โดยในขั้นแรกค่าถ่วงน้ำหนักจะมีค่าเป็นแบบสุ่มและจะเปลี่ยนแปลงไปตามจำนวนข้อมูลที่ได้รับการเรียนรู้

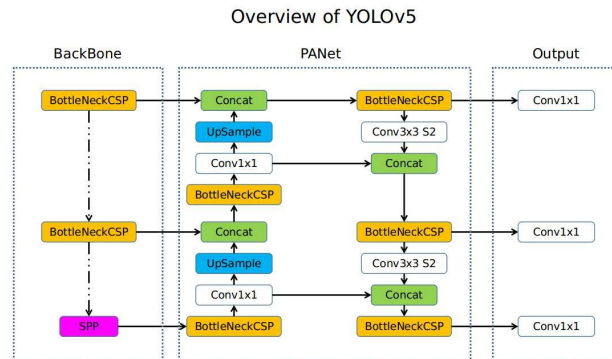


Figure 1 Deep learning architecture of YOLOv5

จาก Figure1 เป็นสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึกของ YOLOv5 จะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนคือ ส่วนแรก Backbone (CSPDarknet53) ทำหน้าที่ในการสกัดคุณลักษณะจากภาพเพื่อนำมาใช้ในการตรวจจับวัตถุ โดยใช้โมเดล CSPDarknet53 ซึ่งเป็นโมเดลที่มีความลึกและความซับซ้อนที่เพียงพอสำหรับการทำงานในงานตรวจจับวัตถุ ส่วนต่อมาคือ PANet (Path Aggregation Network) เป็นส่วนที่ช่วยในการปรับปรุงคุณภาพการตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะในการตรวจจับวัตถุที่เล็กหรือซับซ้อนในภาพ โดยการเพิ่มเส้นทางในการรวมข้อมูลที่แตกต่างกันของภาพเพื่อให้โมเดลสามารถรับรู้และตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำและเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้น และส่วนสุดท้ายคือ Output เป็นข้อมูลที่ใช้ในการแสดงผลจากการตรวจจับวัตถุในภาพ โดยจะประกอบด้วยข้อมูลเชิงตำแหน่งและข้อมูลเพิ่มเติมเกี่ยวกับวัตถุที่ตรวจจับ เช่น ชื่อหรือคลาสของวัตถุ ค่าความมั่นใจ (Confidence) เป็นต้น

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการหาตำแหน่งลูกเทนนิสที่กำลังเคลื่อนที่ในแต่ละเฟรมภาพ ซึ่งบางเฟรมภาพจะไม่สามารถตรวจสอบตำแหน่งของลูกเทนนิสได้จากระบบการเรียนรู้เชิงลึก ดังนั้นจึงได้นำตัวกรองคาลมานเข้ามาใช้เพื่อประมาณค่าตำแหน่งการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสในเฟรมภาพ ในงานวิจัยนี้จะแบ่งการดำเนินการออกเป็น 2 ส่วนดังนี้ ขั้นตอนแรกคือการสร้างระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกสำหรับการตรวจสอบตำแหน่งของลูกเทนนิสในแต่ละเฟรมภาพของวิดีโอเพื่อให้ระบบสามารถระบุตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมภาพได้ และขั้นตอนสุดท้ายเนื่องจากระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกไม่สามารถตรวจสอบตำแหน่งของลูกเทนนิสได้ทุกเฟรม ดังนั้นจึงนำเอาตัวกรองคาลมานมาทำการประมาณค่าตำแหน่งของลูกเทนนิสแทนระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก

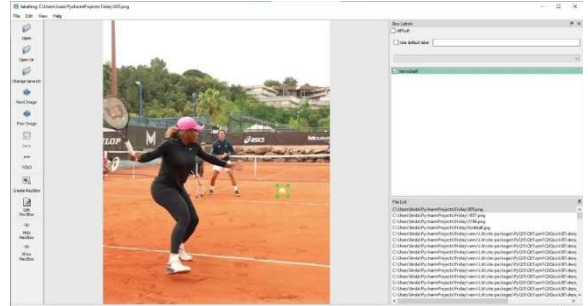
1. การสร้างระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกสำหรับการตรวจสอบตำแหน่งของลูกเทนนิสในแต่ละเฟรมภาพของวิดีโอ

ในส่วนของขั้นตอนนี้จะเป็นการนำภาพวิดีโอที่เกี่ยวข้องกับการแข่งขันกีฬาเทนนิสโดยการนำวิดีโอจำนวน 13 วิดีโอมาแยกออกเป็นเฟรมภาพดัง Figure 2 (a) โดยใช้เครื่องมือ Labelimg ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้สำหรับสร้างคำอธิบายประกอบภาพกราฟิก โดยทำเครื่องหมายตำแหน่งของวัตถุที่ต้องการเจาะจงภายในภาพและเพิ่มป้ายอันดับหรือคำอธิบายของวัตถุ Labelimg ถูกพัฒนาขึ้นด้วยภาษาไพธอนและตัวโปรแกรมจะใช้งาน

ผ่านตัวแสดงผลแบบกราฟิกดัง Figure 2 (b) ซึ่งโปรแกรมนี้สามารถบันทึกกราฟิกที่มีคำอธิบายประกอบเป็นไฟล์ XML, Pascal VOC หรือจะเป็นไฟล์ YOLO ก็ได้



(a) Image's frames data for Deep learning training



(b) Defined position of tennis ball in Labelling

Figure 2 Preparing data for deep learning training

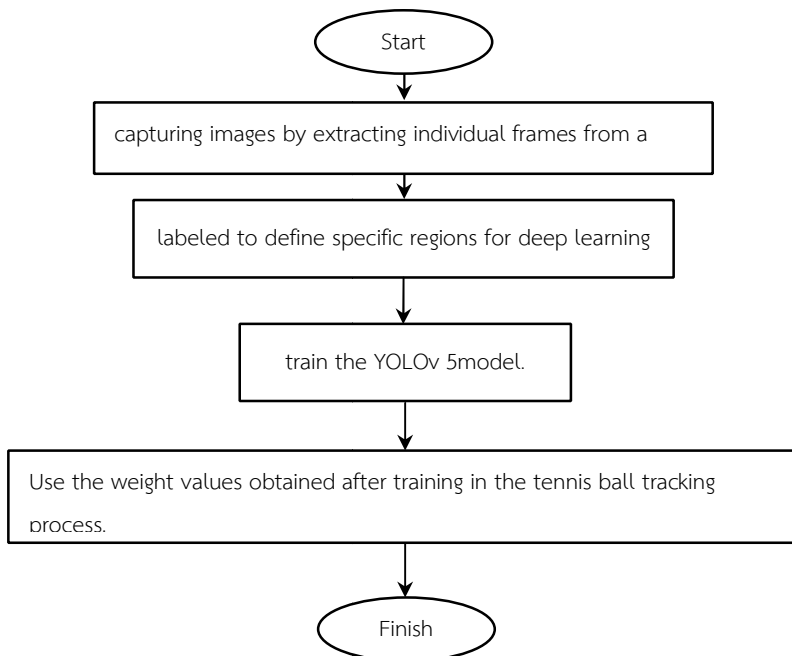


Figure 3 Steps to train the system to detect tennis balls

ในการระบุตำแหน่งของลูกเทนนิสในเฟรมภาพจะสามารถระบุโดยใช้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการเรียนรู้เชิงลึกของโมเดล YoloV5 โดยจะรับเฟรมภาพเข้าที่ละเฟรม จากนั้นระบบการเรียนรู้เชิงลึกจะตรวจหาตำแหน่งลูกเทนนิสที่อยู่ในเฟรมภาพ เมื่อตรวจจับพิกัดของลูกเทนนิสตามพิกเซลของเฟรมภาพโดยกำหนดพิกัดตำแหน่งพิกเซลเป็น (x_p, y_p) โดยที่ x_p คือตำแหน่งพิกเซลของเฟรมภาพในแกนแนวนอนและ y_p คือตำแหน่งพิกเซลของเฟรมภาพในแกนแนวตั้งและทำการสร้างกรอบรอบลูกเทนนิส จุดศูนย์กลางที่ได้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการคำนวณอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานเพื่อประมาณค่าพิกัดให้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด สำหรับขั้นตอนการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและตัวกรองคาลมานจะแสดงดัง Figure 3

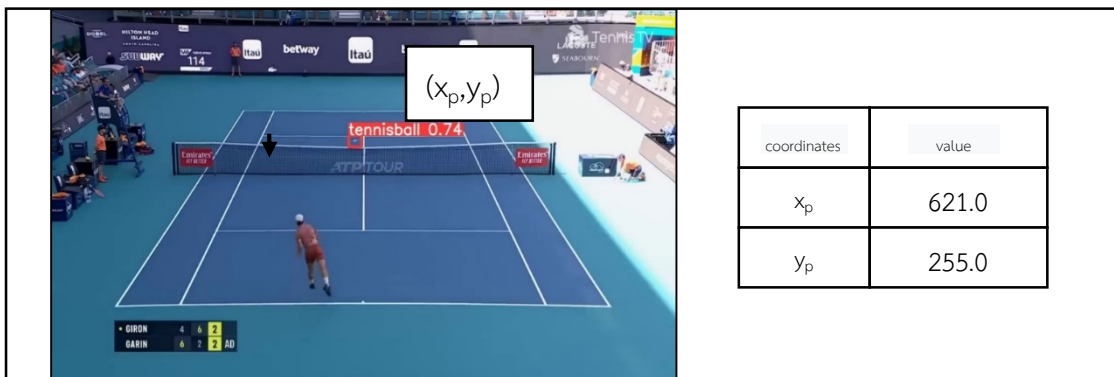


Figure 4 The position of the tennis ball that can be detected in the frame

เมื่อมีภาพลูกเทนนิสปรากฏขึ้นในเฟรมภาพ ระบบติดตามลูกเทนนิสจะทราบตำแหน่งจุดศูนย์กลางของลูกเทนนิส (x_p, y_p) และจะทำการสร้างกรอบล้อมรอบลูกเทนนิสที่อยู่ในเฟรมภาพเพื่อบ่งชี้ว่าส่วนที่อยู่ในกรอบคือลูกเทนนิส ดังแสดงใน Figure 4 ซึ่งตำแหน่งที่จุดศูนย์กลาง (621.0, 255.0) ที่ได้จะถูกนำไปใช้คำนวณในสมการตัวกรองคาลมานในขั้นตอนต่อไป

2. การนำตัวกรองคาลมานเข้าสู่ระบบติดตามลูกเทนนิส

ตัวกรองคาลมานเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประมาณสถานะของระบบเมื่อระบบอยู่ภายใต้ความไม่แน่นอนหรือสัญญาณรบกวนต่างๆ มีการใช้กันอย่างแพร่หลายในหลากหลายแขนงรวมถึงวิทยาการหุ่นยนต์ ระบบควบคุม การประมวลผลสัญญาณ เป็นต้น

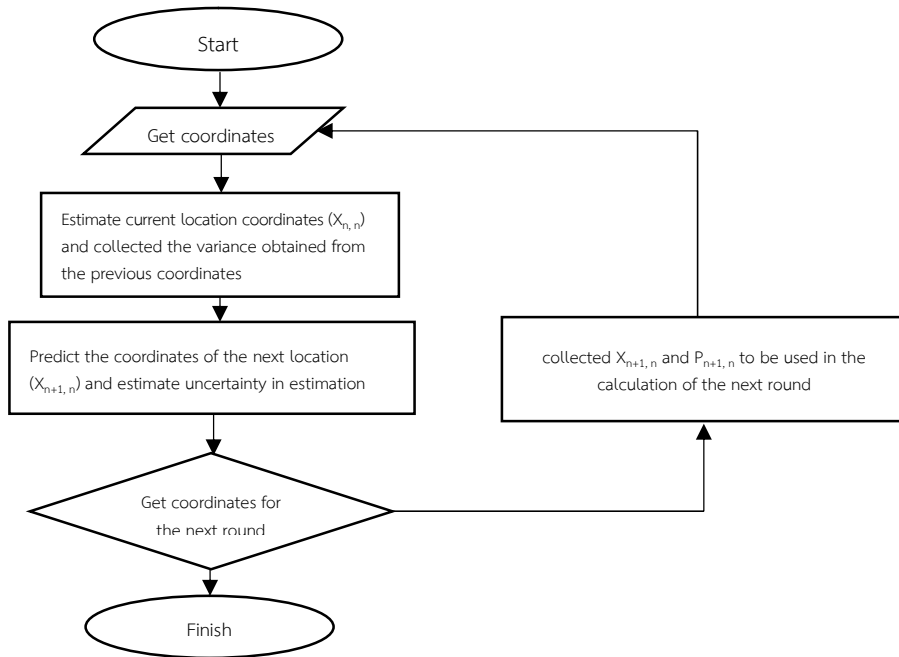


Figure 5 Work flow of the Kalman filter algorithm

จาก Figure 5 แสดงขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานโดยจะแยกคำนวณในแนวแกนนอน (x_p) และแนวแกนตั้ง (y_p) เพื่อให้ได้ค่าประมาณพิกัดของแต่ละแกน จากนั้นจึงนำค่าประมาณของแต่ละแกนมาระบุตำแหน่งในเฟรมภาพและจะแสดงการคำนวณเฉพาะในแนวแกนนอน (x_p) ในการเริ่มต้นกระบวนการคำนวณโดยใช้ตัวกรองคาลมานขั้นแรกคือการรับค่าพิกัดของลูกเทนนิส จากนั้นจะคำนวณค่าคาลมานเกน (Kalman gain: K_n) ในสมการที่ 1 โดยในขั้นตอนเริ่มต้นการทำงาน ค่าคาลมานเกนจะมีค่าเท่ากับศูนย์ และในการทำงานครั้งถัดไปค่าคาลมานเกนจะขึ้นอยู่กับค่าความแปรปรวนของการประมาณค่าพิกัดก่อนหน้า

$$K_n = \frac{P_{n,n-1}}{P_{n,n-1} + r_n} \quad (1)$$

Table 1 Explain variables and meanings of Kalman gain

variables	meaning
K_n	Kalman Gain
$P_{n,n-1}$	The variance of the previous state estimate
r_n	Measurement variance

เมื่อสามารถรู้ค่าของคาลมานเกนในการเคลื่อนที่แนวแกนนอนแล้ว จากนั้นจะนำค่านี้ไปใช้ในการคำนวณเพื่อหาค่าประมาณในการเคลื่อนที่ในเฟรมภาพปัจจุบัน ($\hat{x}_{n,n}$) โดยจะรับค่าพิกัดในแนวแกนนอนที่ได้จากการเรียนรู้เชิงลึก (x_p) มาคำนวณร่วมด้วย ดังสมการที่ 3-2

$$\hat{x}_{n,n} = \hat{x}_{n,n-1} + K_n(x_p - \hat{x}_{n,n-1}) \quad (2)$$

Table 2 Explain variables and meanings of current state

variables	meaning
$\hat{x}_{n,n}$	Estimated value at the current time
$\hat{x}_{n,n-1}$	Estimated value at previous time
K_n	Kalman Gain
Z_n	The measured position value at the current time

หลังจากได้ค่าที่ประมาณได้ ณ เวลาปัจจุบันและคำนวณค่าคาลมานแล้ว ขั้นตอนต่อไปในกระบวนการตรวจจับคาลมานคือการอัปเดตค่าประมาณของพิกัดถัดไป ค่าประมาณของพิกัดถัดไป ($\hat{x}_{n+1,n}$) จะเท่ากับค่าประมาณของพิกัดปัจจุบัน ($\hat{x}_{n,n}$) ดังสมการที่ 3

$$\hat{x}_{n+1,n} = \hat{x}_{n,n} \quad (3)$$

Table 3 Explain variables and meanings of changing state

variables	meaning
$\hat{x}_{n+1,n}$	Estimated value at the next time
$\hat{x}_{n,n}$	Estimated value at the current time

ในเวลาเดียวกันค่าประมาณของพิกัดจะมีความไม่แน่นอนจึงจำเป็นต้องรวมความไม่แน่นอนนี้ไว้ในสมการตรวจจับคาลมาน หนึ่งในวิธีการทำเช่นนี้คือการใช้ค่าความแปรปรวน ($P_{n,n}$) ร่วมด้วย โดยการใช้ค่าคาลมานเกน (K_n) และค่าความแปรปรวนก่อนหน้า ($P_{n,n-1}$) ดังสมการที่ 4 และนำค่าความแปรปรวนที่ได้ไปใช้ในการคำนวณรอบถัดไป ($P_{n+1,n}$) ดังสมการที่ 5 โดยผลลัพธ์ที่ได้จะถูกนำไปคำนวณในคาลมานเกนเพื่อใช้ในการคำนวณในพิกัดถัดไป

$$P_{n,n} = (1 - K_n)P_{n,n-1} \quad (4)$$

$$P_{n+1,n} = P_{n,n} \quad (5)$$

Table 4 Explain variables and meanings of Variance Equation

variables	meaning
$P_{n,n}$	Current State Estimate Variance
$P_{n,n-1}$	The variance of the previous state estimate

เมื่อเริ่มการทำงานในรอบถัดไปค่าประมาณการพิกัดและค่าโคออร์ดิเนตที่ถูกคำนวณได้จะถูกนำกลับไปแทนค่าให้กับพิกัดก่อนหน้าในรอบถัดไปดังสมการที่ 6 และ 7

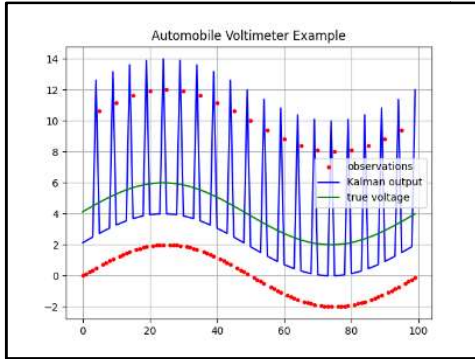
$$\hat{x}_{n,n-1} = \hat{x}_{n+1,n} \quad (6)$$

$$P_{n,n-1} = P_{n+1,n} \quad (7)$$

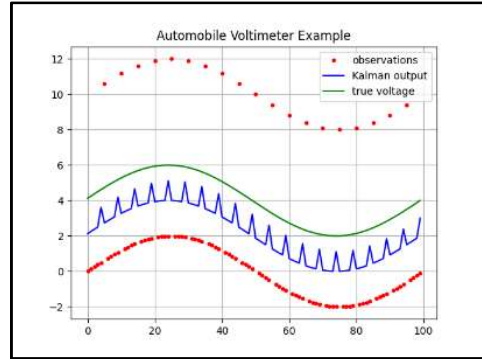
Table 5 Explain variables and meanings of the current variance becomes the previous variance

variables	meaning
$\hat{x}_{n,n-1}$	Current State Estimate Variance
$P_{n,n-1}$	The variance of the previous state estimate

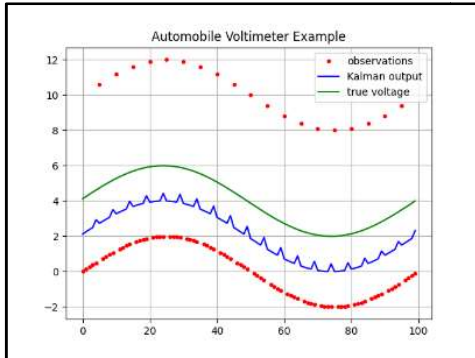
ในงานวิจัยนี้ได้นำแนวคิดของกระบวนการตัวกรองคาลมานมาประยุกต์ใช้เพื่อลดอิมพัลส์ (Impulse) ที่อาจเกิดขึ้นในระบบติดตามลูกเทนนิส



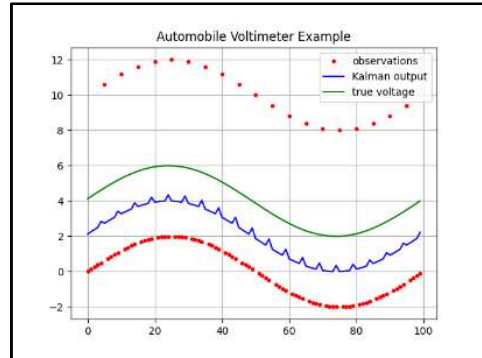
(a) $r_n = 2^2$



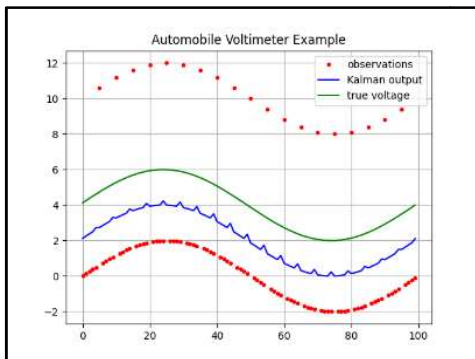
(b) $r_n = 2^{10}$



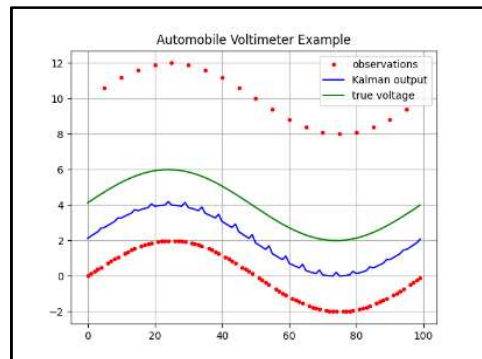
(c) $r_n = 2^{20}$



(d) $r_n = 2^{30}$



(e) $r_n = 2^{40}$



(f) $r_n = 2^{50}$

Figure 6 Sine graph with impulses in the system

จาก Figure 6 แสดงการประยุกต์ใช้กระบวนการตัวกรองคาลมานเพื่อลดค่าอิมพัลส์ที่เกิดขึ้นในระบบ โดยที่แบ่งเส้นกราฟออกเป็น สี ดังแสดงใน 3 Table 6

Table 6 The table describes the characteristics of the curves used in the experiment

Line name	Color	Description
True Value	Green	Values that should actually occur in the system
Observation	Red	Value that there is noise occurring in the system
Kalman Output	Blue	Estimated value calculated by Kalman filter

โดยจะแยกทำการแยกแกน y เพื่อให้สามารถสังเกตเห็นความแตกต่างระหว่างเส้นกราฟได้ดียิ่งขึ้น จาก Figure 6 (a) จะพบว่าค่าสังเกตการ (กราฟสีแดง) จะมีค่าเหมือนกันกับค่าจริง (กราฟสีเขียว) แต่จะถูก รบกวนด้วยอิมพัลส์ที่เกิดขึ้นในระบบ ทำให้ในบางพิกัดมีค่าที่ผิดเพี้ยนไปจากค่าจริงที่ควรเกิดขึ้น เมื่อลอง นำสมการตัวกรองเข้ามาคำนวณในระบบโดยกำหนดค่า r_n เท่ากับ 2^2 จะเห็นว่าค่าประมาณการตัวกรอง คาลมาน (กราฟสีน้ำเงิน) จะมีการเคลื่อนที่ตามค่าอิมพัลส์ที่เกิดขึ้น จากการทดลองในการปรับเพิ่มค่า r_n ทำให้ทราบว่าเมื่อค่า r_n มีค่ามากขึ้น การเคลื่อนที่ตามค่าอิมพัลส์ที่เกิดขึ้นในระบบของเส้นกราฟสีน้ำเงินก็จะมี ค่าลดลง ในการทดลองปรับค่า r_n พบว่าค่า r_n ที่มากที่สุดสำหรับการลดอิมพัลส์ที่เกิดขึ้นคือ 2^{50} ดังแสดง ใน Figure 6 (f) นอกเหนือจากนี้ความแตกต่างที่เกิดขึ้นจะน้อยลงอย่างมากยกตัวอย่างได้ดัง Table 7

Table 7 A table displaying the coordinates obtained solely from the deep learning system

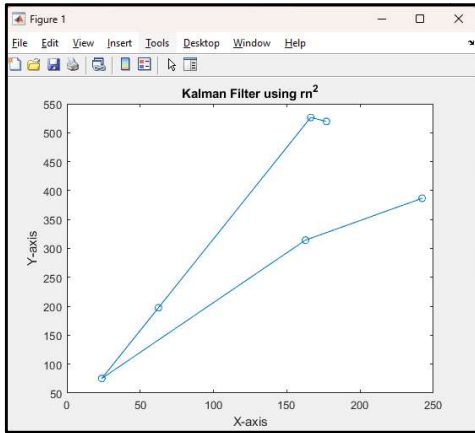
Coordinates	Method	Frame					
		1	2	3	4	5	6
x	DL	177.0	161.0	0	0	248.5	291.5
y	DL	519.5	530.0	0	0	462.0	431.5

จาก Table 7 เป็นค่าที่ได้รับจากระบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) เพียงอย่างเดียว โดย มีการตรวจจับวัตถุทั้งหมด 4 เฟรมภาพ ซึ่งมีเฟรมภาพที่ 3 ไม่สามารถตรวจพบลูกเทนนิสได้ ทำให้ค่า ตำแหน่งที่ได้รับมีค่าเป็นพิกัด (0,0)

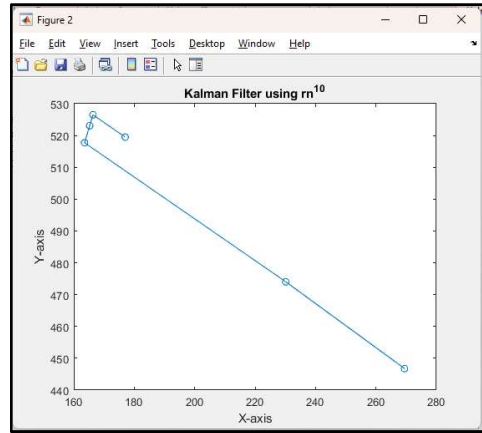
เมื่อลองนำอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานเข้ามาคำนวณร่วมด้วยโดยการเปลี่ยนแปลงค่า r_n จะ สามารถแสดงผลการคำนวณได้ดัง Table 8

Table 8 A table showing the coordinate positions obtained from the Kalman Filter estimation

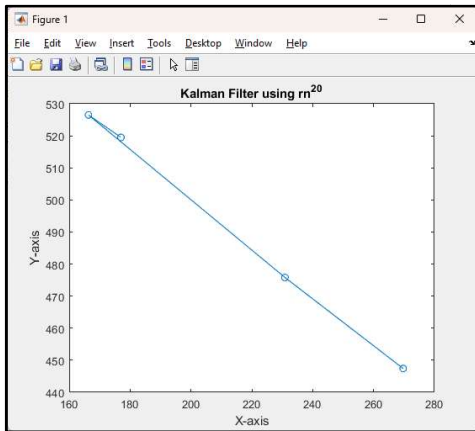
Coordinate	r_n	Frame					
		1	2	3	4	5	6
x	DL	177.0	161.0	0	0	248.5	291.5
	$r_n = 2^2$	177.0	166.33	62.38	23.76	162.69	242.30
	$r_n = 2^{10}$	177.0	166.33	165.26	163.56	230.15	269.46
	$r_n = 2^{20}$	177.0	166.33	166.33	166.33	230.89	269.74
	$r_n = 2^{30}$	177.0	166.33	166.33	166.33	230.89	269.74
	$r_n = 2^{40}$	177.0	166.33	166.33	166.33	230.89	269.74
	$r_n = 2^{50}$	177.0	166.33	166.33	166.33	230.89	269.74
y	DL	519.5	530	0	0	462	431.5
	$r_n = 2^2$	519.5	526.50	197.43	75.21	314.31	386.74
	$r_n = 2^{10}$	519.5	526.50	523.09	517.72	474.03	446.78
	$r_n = 2^{20}$	519.5	526.50	526.49	526.49	475.81	447.41
	$r_n = 2^{30}$	519.5	526.50	526.50	526.50	475.82	447.41
	$r_n = 2^{40}$	519.5	526.50	526.50	526.50	475.82	447.41
	$r_n = 2^{50}$	519.5	526.50	526.50	526.50	475.82	447.41



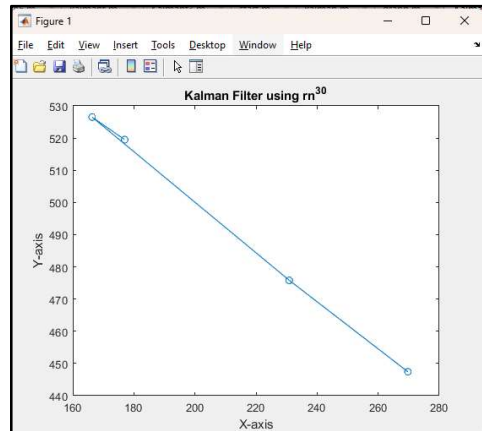
(a) $r_n 2^2 =$



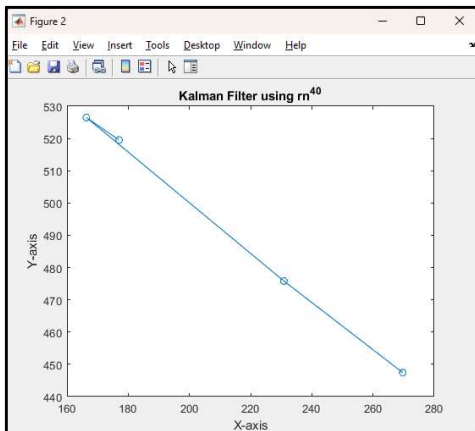
(b) $r_n 2^{10} =$



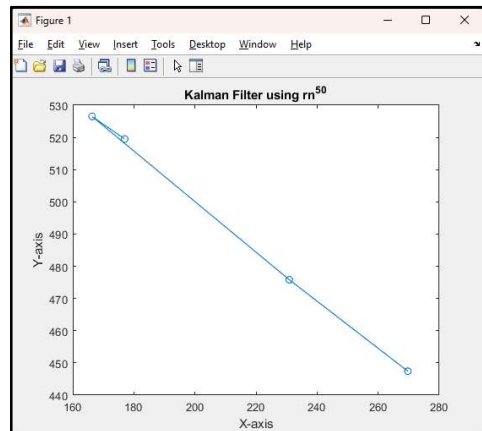
(c) $r_n 2^{20} =$



(d) $r_n 2^{30} =$



(e) $r_n 2^{40} =$



(f) $r_n 2^{50} =$

Figure 7 Reducing impulse response using Kalman filter

จาก Table 8 จะสังเกตว่าค่า r_n จะเป็นตัวแปรสำคัญในการประมาณค่าตำแหน่งเพื่อลดอิมพัลส์ที่เกิดขึ้นในระบบ ในเฟรมภาพที่ 3 จะเป็นเฟรมที่ระบบการเรียนรู้เชิงลึกไม่สามารถระบุตำแหน่งของลูกเทนนิสได้จนทำให้เกิดอิมพัลส์ขึ้น อย่างไรก็ตามเมื่อนำตัวกรองคาลมานเข้ามาคำนวณร่วมด้วยโดยการเปลี่ยนแปลงค่า r_n ให้มีค่ามากขึ้น จะพบว่ายิ่งค่า r_n มีค่ามากขึ้น การประมาณค่าในช่วงเฟรมภาพที่ขาดหายไปก็จะมีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น

ผลการวิจัย

จากการทดสอบการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้ตัวกรองคาลมานและการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและตัวกรองคาลมาน โดยแบ่งได้ ส่วน ดังนี้ 2

1. ภาพผลการทดสอบการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพียงอย่างเดียว

ตัวอย่างภาพผลการทดสอบการติดตามลูกบอลโดยใช้การเรียนรู้เพียงอย่างเดียวที่สามารถตรวจจับลูกเทนนิสได้และไม่สามารถตรวจจับลูกเทนนิสในเฟรมภาพได้ โดยจะใช้เส้นสีแดงในการตีเส้นตามทิศทางการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสที่สามารถตรวจจับได้ ดังแสดงใน Figure 8 ถึง 17

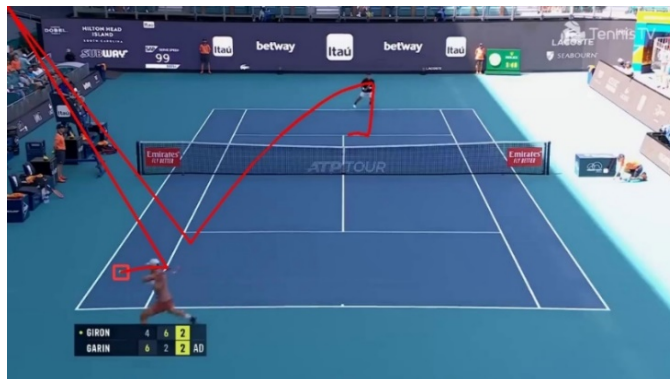


Figure 8 Detecting tennis balls using only deep learning

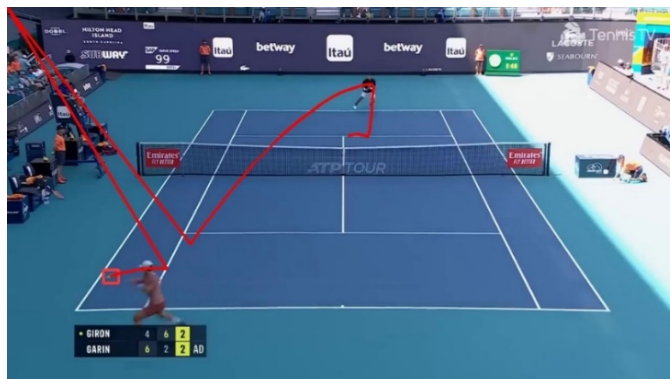


Figure 9 Detecting tennis balls using only deep learning

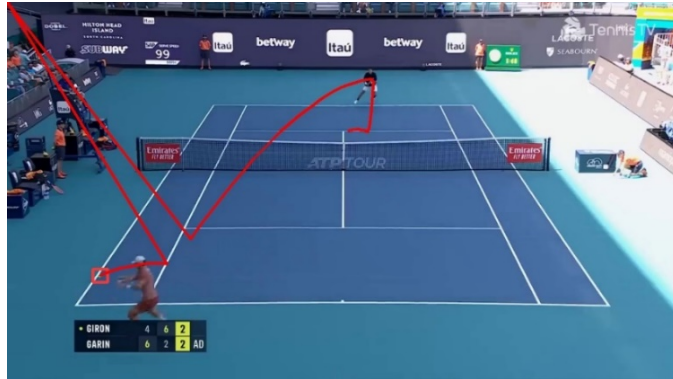


Figure 10 Detecting tennis balls using only deep learning

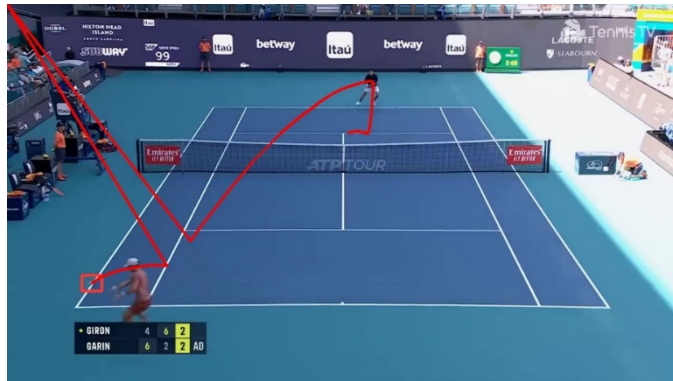


Figure 11 Detecting tennis balls using only deep learning

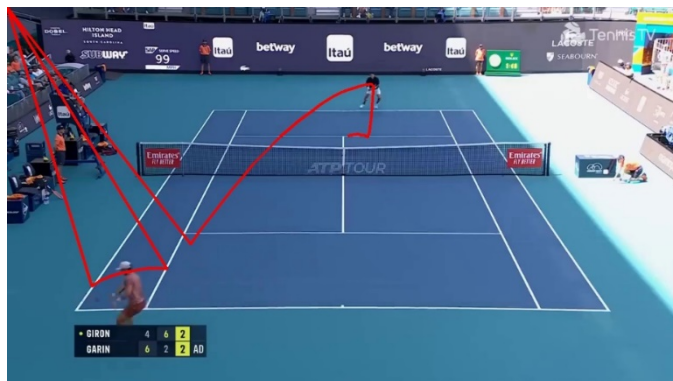


Figure 12 Detecting tennis balls using only deep learning

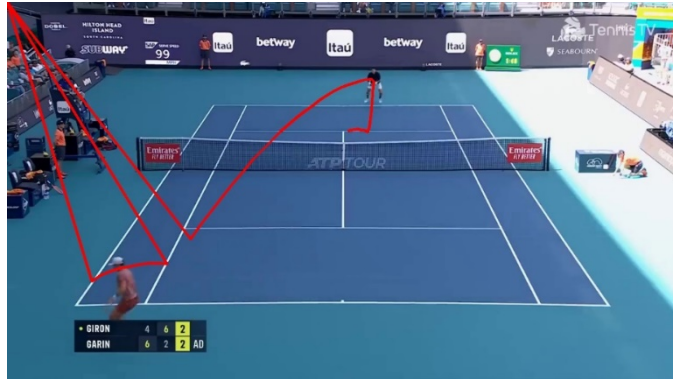


Figure 13 Detecting tennis balls using only deep learning

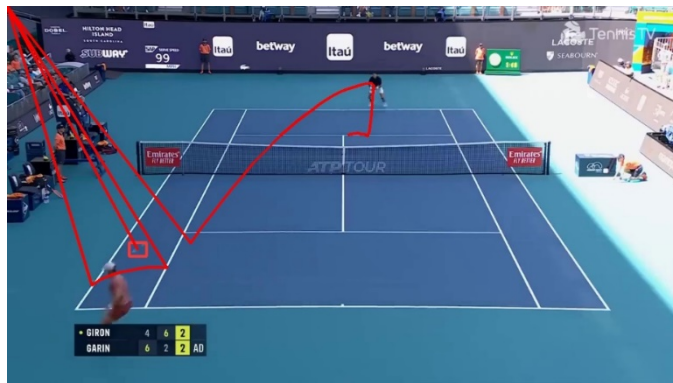


Figure 14 Detecting tennis balls using only deep learning

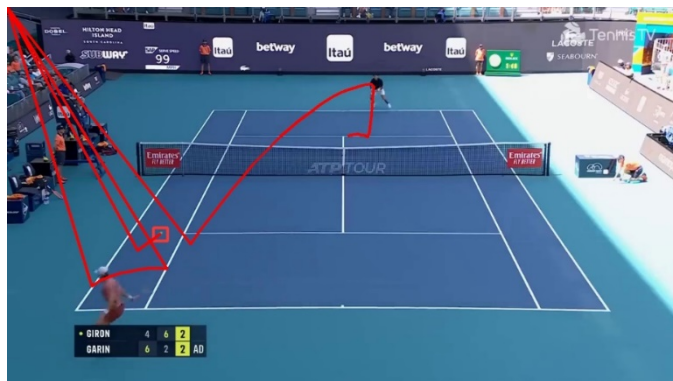


Figure 15 Detecting tennis balls using only deep learning

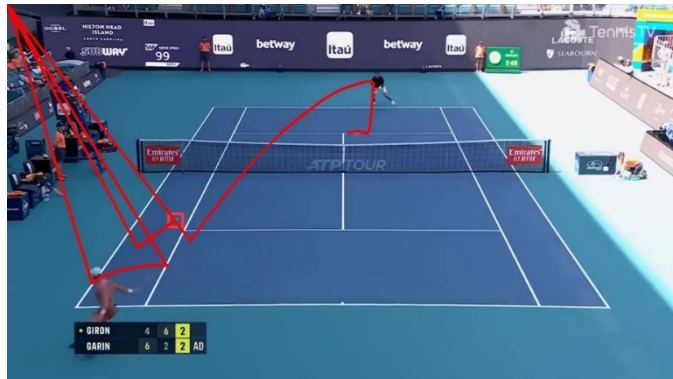


Figure 16 Detecting tennis balls using only deep learning

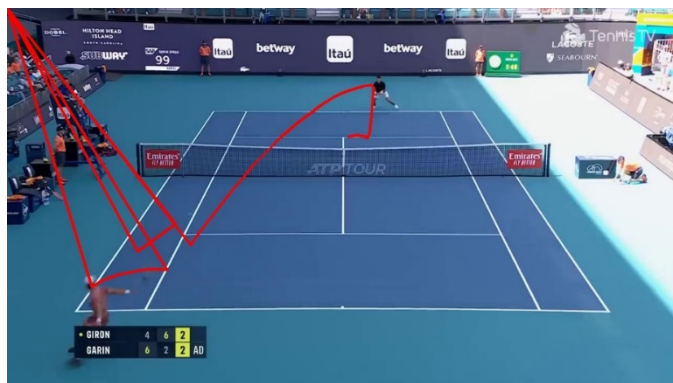


Figure 17 Detecting tennis balls using only deep learning

จาก Figure 8 ถึง 17 จะเป็นช่วงของเฟรมภาพที่มีความต่อเนื่องกันจำนวนทั้งหมด 10 เฟรม จะสังเกตได้ว่าเฟรมภาพที่สามารถตรวจจับได้จะมาร์คตำแหน่งลูกเทนนิสด้วยกรอบสี่เหลี่ยมสีแดง ส่วนเฟรมภาพที่ไม่สามารถตรวจจับได้จะมีค่าอิมพัลส์ที่บริเวณซ้ายบนของเฟรมภาพ

สำหรับตัวอย่างภาพผลการทดสอบการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เพียงอย่างเดียวที่มีการตรวจจับลูกเทนนิสไม่ถูกต้อง ดังแสดงใน Figure 18 ถึง 23 จะมีการตรวจจับพิกัดของลูกเทนนิสได้อย่างผิดพลาดเนื่องจากการเรียนรู้เชิงลึกเข้าใจว่าสิ่งที่มีลักษณะคล้ายกับลูกเทนนิสภายในเฟรมภาพ ทำให้ระบบได้รับค่าพิกัดที่ผิดพลาด ซึ่งปัญหาดังกล่าวไม่สามารถใช้ตัวกรองคาลมานในการแก้ปัญหาก็ได้



Figure 18 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies

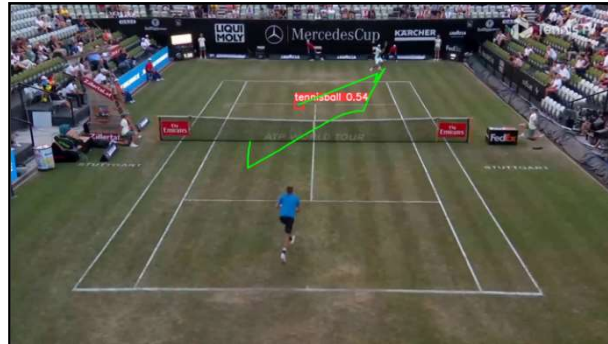


Figure 19 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies

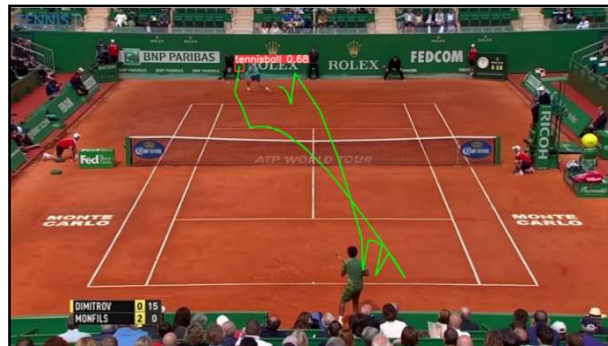


Figure 20 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies



Figure 21 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies

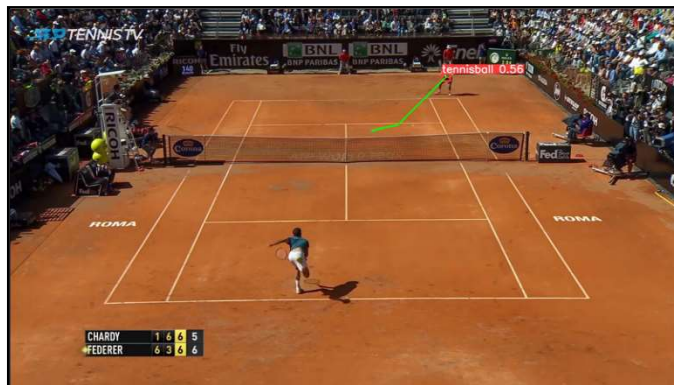


Figure 22 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies



Figure 23 The images that detect the position of tennis balls have some inaccuracies

2. ภาพผลการทดสอบการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและตัวกรองคาลมาน

จากตัวอย่างก่อนหน้าจะพบว่าผลการทดสอบของระบบการติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพียงอย่างเดียวยังมีปัญหาในบางเฟรมภาพอยู่ 2 ปัญหา ได้แก่ บางเฟรมภาพไม่สามารถตรวจจับลูกเทนนิสภายในภาพได้ และบางเฟรมภาพตรวจจับลูกเทนนิสคลาดเคลื่อนไปจากความเป็นจริง โดยในงานวิจัยนี้จะประยุกต์ใช้อัลกอริทึมตัวกรองคาลมานเพื่อประมาณค่าตำแหน่งของลูกเทนนิสสำหรับปัญหาบางเฟรมภาพไม่สามารถตรวจจับลูกเทนนิสภายในภาพได้

สำหรับผลการทดสอบ เมื่อนำอัลกอริทึมตัวกรองคาลมานมาประมาณค่าตำแหน่งในเฟรมภาพของวิดีโอที่ไม่สามารถตรวจจับลูกเทนนิสได้ โดย r_n มีค่าเท่ากับ 2^{50} ดังที่แสดงใน Figure 24 ถึง 33

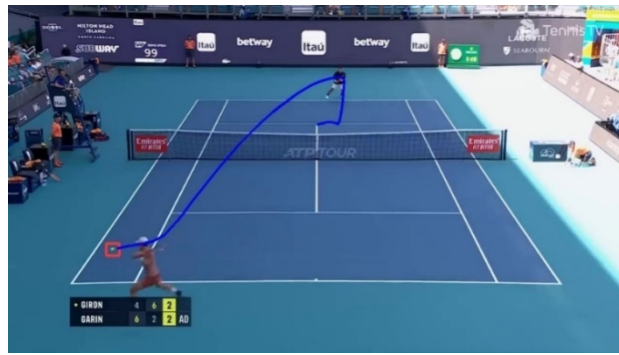


Figure 24 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 46



Figure 25 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 47



Figure 26 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 48

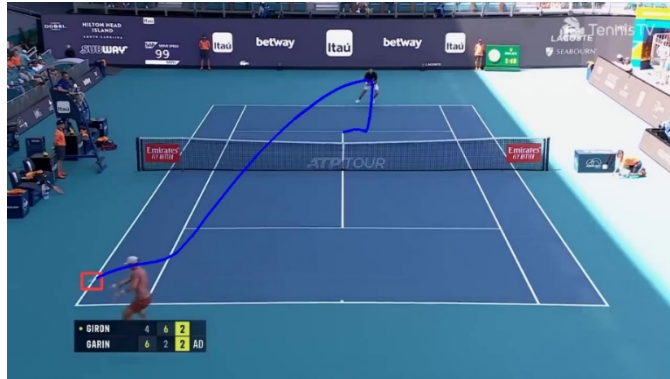


Figure 27 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 49



Figure 28 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 50

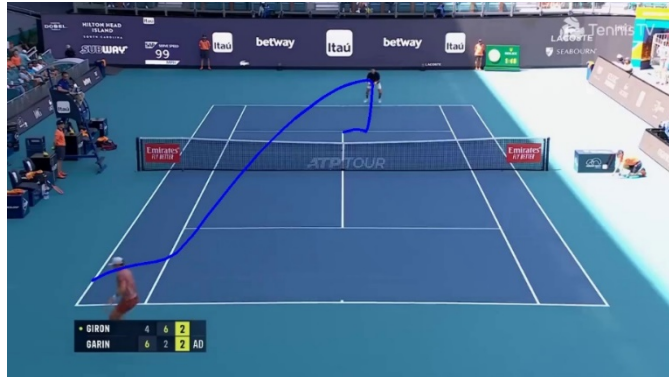


Figure 29 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 51



Figure 30 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 52

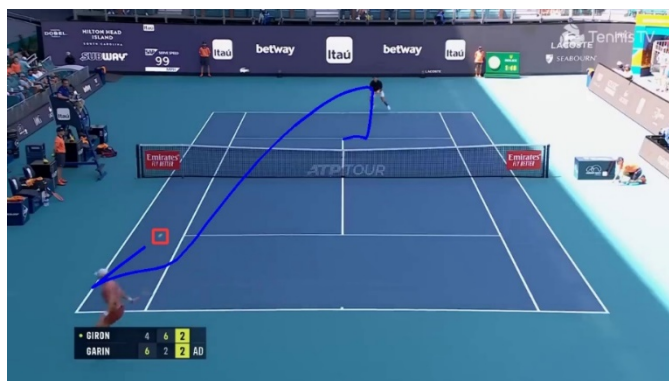


Figure 31 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 53

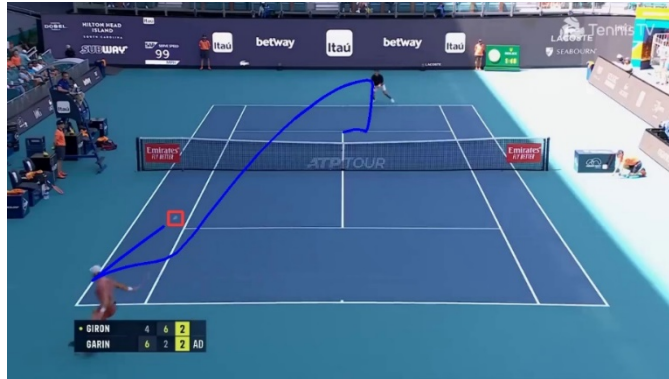


Figure 32 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 54



Figure 33 Detecting tennis balls using deep learning and Kalman filter of frame 55

จาก Figure 24 ถึง 33 การประมาณค่าตำแหน่งด้วยตัวกรองคาลมานจะนำค่าพิกัดของทั้งตำแหน่ง x และ y ที่ตรวจจับได้มาเข้าสู่กระบวนการคำนวณ ผลลัพธ์แสดงดังใน Table 8

Table 8 Deep learning-based coordinates and Kalman filter estimate values (frames 46-55)

Coordinates	Method	Frame									
		46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
x	DL	216.5	197.5	177.0	161.0	0	0	248.5	291.5	320.5	0
	KF	227.63	209.01	189.22	171.78	165.11	162.57	215.67	262.53	298.36	312.04
y	DL	505.5	511.5	519.5	530.0	0	0	462.0	431.5	410.5	0
	KF	503.33	508.37	515.25	524.36	527.84	529.17	487.65	452.95	426.71	416.69

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

ระบบติดตามลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและตัวกรองคาลมานเป็นระบบที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อเป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์และพัฒนาทักษะการเล่นของนักกีฬาเทนนิส เพื่อให้ให้นักกีฬาได้พบข้อผิดพลาดได้อย่างชัดเจนขึ้นและสามารถแก้ไขข้อผิดพลาดนั้นได้ รวมไปถึงเพื่อเป็นต้นแบบในการพัฒนาและต่อยอดระบบการติดตามในปัจจุบันให้ดีขึ้นต่อไปในอนาคต โดยขั้นตอนแรกของการทำงานคือการตรวจจับตำแหน่งของลูกเทนนิสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก และต่อมาจึงนำค่าตำแหน่งที่ได้จากการเรียนรู้เชิงลึกมาเข้าสู่อัลกอริทึมตัวกรองคาลมานและแทนที่ค่าตำแหน่งที่ไม่สามารถตรวจจับได้ ผลการทดลองพบว่าเส้นทางการติดตามการเคลื่อนที่ของลูกเทนนิสใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากยิ่งขึ้น

แต่การตรวจจับตำแหน่งลูกเทนนิสในบางเฟรมภาพยังมีความคลาดเคลื่อนที่สูงเนื่องจากการฝึกสอนด้วยข้อมูลยังมีจำนวนที่น้อยกว่าที่คาดไว้ซึ่งสามารถแก้ไขได้เมื่อเพิ่มการฝึกสอนด้วยจำนวนตัวอย่างข้อมูลลูกเทนนิสที่มากขึ้น เพื่อให้ระบบมีความแม่นยำและความถูกต้องที่เพิ่มขึ้น

สำหรับแนวทางการพัฒนาต่อคือการพัฒนาให้ใช้งานกับกล้องถ่ายที่มีคุณภาพต่ำได้ เพื่อให้ยังคงสามารถมองเห็นตำแหน่งของลูกเทนนิสได้ และพัฒนาในส่วนของการฝึกสอนระบบด้วยชุดข้อมูลที่เยอะขึ้นเพื่อความแม่นยำและถูกต้องที่มากขึ้นต่อไป

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากสถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์

References

- [1] McCulloch, W. S. & Pitts, W. (1943). A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.
- [2] LeCun, Y., et al. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.
- [3] LeCun, Y. (2014). *LeNet-5, convolutional neural networks*. Available from <https://yann.lecun.com/exdb/lenet/>. Accessed date: 2 May 2023.
- [4] Bengio, Y. (2009). Learning Deep Architectures for AI. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2(1), 1-127.
- [5] Hongboonmee, N. & Jantawong, N. (2020). Apply of Deep Learning Techniques to Measure the Sweetness Level of Watermelon via Smartphone. *Journal of Information Science and Technology*, 10(1), 59-69. (in Thai)
- [6] Thibhodee, S. & Viyanon, W. (2021). An Application of Evaluation of Human Sketches using Deep Learning Technique. In *The 12th International Conference on Advances in Information Technology* (p. 14(1-7)). 29 June - 1 July 2021, Bangkok, Thailand.
- [7] Singkhornart, T. (2021). *Deep Learning for Video Subtitle Detection and Recognition*, (Master thesis, Mahasarakham University). (in Thai)
- [8] Srichocksittikul, P. (2021). *Design of Deep Learning Architecture for Classification of*

Research Article

Journal of Advanced Development in Engineering and Science

Vol. 14 • No. 40 • May – August 2024

- Orchid Diseases*, (Master thesis, Thammasat University). (in Thai)
- [9] Chaichana, C., et al. (2022). A Development of Information Retrieval System of Indigo Fabric Pattern with Deep Learning Techniques. *UTK Research Journal*, 16(1), 68-83. (in Thai)
- [10] Wisutmetheekorn, P., et al. (2023). Digital Weighing Scale with Fruit and Vegetable Identification using Deep Learning Technique. *Journal of King Mongkut's University of Technology North Bangkok*, 33(2), 468-479. (in Thai)
- [11] Kalman, R. E. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- [12] Timpitak, S. & Prempraneerach, P. (2012). Remotely Operated Vehicle with Depth Control. In *The 3rd TSME International Conference on Mechanical Engineering*. 24 - 27 October, 2012, Chiang Rai, Thailand.
- [13] Rassameyoungtong, J. (2012). *Noise Reduction in Speech Compression by Kalman Filter*, (Master thesis, Rajamangala University of Technology Thanyaburi). (in Thai)
- [14] Keatmanee, C. (2013). *Trajectory Prediction Modeling of Car Traveling Through Straight and Curved Lane Boundaries Using Kalman Filter* (Research reports). Bangkok: Sripatum University. (in Thai)
- [15] Sinchai, S., et al. (2015). Set-Point Recompense in Filling Weigher using Kalman Filter. *Ladkrabang Engineering Journal*, 32(3), 1-6. (in Thai)
- [16] Wiengchanda, P. & Depaiwa, N. (2017). Unscented Kalman Filter for Enhancement of Angle Estimated of Tilt Sensing. In *The 31st Conference of Mechanical Engineering Network of Thailand (AME-08)*. 4 - 7 July, 2017, Nakhon Nayok, Thailand. (in Thai)
- [17] Kheowree, T. (2018). Altitude control of an adaptive controller combine with Kalman filter for a mini-quadrotor aircraft. *RMUTSB Academic Journal*, 6(2), 148-156.