

การตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นบนแบบทดสอบภาพวาดต้นไม้โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

Crown and Trunk Detection on Tree Drawing Test by using Deep Learning

ธีรพงศ์ อรชร^{1,*}, วิธวินท์ ศรีเพียรพล² และ ฉัตรมงคล ชำมา³

¹คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีปทุมวัน เขตปทุมวัน กรุงเทพฯ 10330

²Botnoi Consulting Co.,Ltd. เขตวัฒนา กรุงเทพฯ 10110

³โรงพยาบาลยุวประสาททวียุโรปถัมภ์ อำเภอเมืองสมุทรปราการ สมุทรปราการ 10270

E-mail: oteerapong@gmail.com

Teerapong Orachon^{1,*}, Witthawin Sripheanpol² and Chatmongkol Chammak³

¹Faculty of Engineering, Pathumwan Institute of Technology, Pathumwan, Bangkok 10330.

²Botnoi Consulting Co.,Ltd. 253, Watthana, Bangkok 10110.

³Yuwaprasart Waithayopatham Hospital, Mueang Samut Prakan District, Samut Prakan 10270.

E-mail: oteerapong@gmail.com

บทคัดย่อ

การทดสอบวาดรูปต้นไม้ (Tree Drawing Test) เป็นหนึ่งในเครื่องมือแบบทดสอบประเมินบุคลิกภาพ (Projective test) ที่นิยมใช้ของนักจิตวิทยาคลินิกเพื่อใช้ในการบ่งบอกสถานะภาพจิตใจของผู้ทำการทดสอบ ซึ่งลักษณะเฉพาะของภาพวาดต้นไม้ที่นักจิตวิทยาคลินิกนำมาใช้ในการวิเคราะห์นั้นมีความหมายไม่ว่าจะเป็น พุ่มไม้ ลำต้น กิ่งก้าน ราก พื้นของต้นไม้ ซึ่งข้อดีของการทำการทดสอบวาดรูปต้นไม้คือทำให้รู้สภาพจิตใจของผู้ทำการทดสอบได้ละเอียดและสามารถใช้ได้กับคนทุกวัย แต่ข้อเสียคือต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการแปลผล งานวิจัยนี้จัดทำขึ้นมีวัตถุประสงค์เพื่อต้นแบบพัฒนาระบบการคัดกรองผู้ป่วยทางจิตอัตโนมัติโดยใช้ภาพวาดต้นไม้ โดยเริ่มต้นที่การตรวจจับวัตถุที่เป็นพุ่มไม้และลำต้นซึ่งเป็นหนึ่งลักษณะสำคัญในภาพวาดต้นไม้ที่นักจิตวิทยาคลินิกจะนำมาวิเคราะห์ ด้วยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นเพื่อหาความกว้างและความยาวแบบอัตโนมัติแล้วให้นำข้อมูลดังกล่าวไปวิเคราะห์ในลำดับถัดไป โดยโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่งานวิจัยนี้ใช้คือโมเดล SSD MobileNet จากผลการทดลองพบว่าโมเดลดังกล่าวสามารถตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นได้โดยมีความแม่นยำเฉลี่ยอยู่ที่ 86.38% และ 54.21% ตามลำดับ

คำสำคัญ: การทดสอบภาพวาดต้นไม้; การเรียนรู้เชิงลึก; SSD MobileNet

Abstract

The tree drawing test is one of the most popular projective test tools used by clinical psychologists to determine the mental state of the person taking the test. There are many characteristics of tree drawing that clinical psychologists have used in their analysis; such as crown, trunk, branch, root, ground of tree. The advantages of using the tree drawing test are that it allows you to know the mental state of the person and can be used on people of all ages. On the other hand, the disadvantage is that it requires an expert to interpret the results. This research aimed to develop a prototype of an automated screening system for mentally ill patients using tree drawings by starting with the detection of crown and trunk objects, one of the key features in tree drawings. Using deep learning, clinical psychologists automatically detect crown and trunk for width and length, and then use the data for subsequent analysis. The deep learning model used in this research was the SSD MobileNet model. As a result, the model was able to detect crown and trunk with average accuracy of 86.38% and 54.21%, respectively.

Keywords: Tree Drawing Test; Deep Learning; SSD MobileNet

1. บทนำ

ในปี 2561 กรมสุขภาพจิตประเมินว่าเด็กไทยอายุ 10-19 ปี ประมาณ 1 ล้านคนป่วยเป็นโรคซึมเศร้าและอีกกว่า 3 ล้านคนมีความเสี่ยงสูง ในปี 2564 ในสถานการณ์โควิด19 ผลการประเมินสุขภาพจิตเด็กและวัยรุ่นไทย โดยกรมสุขภาพจิต พบว่า ร้อยละ 28 ของเด็กและวัยรุ่นมีภาวะเครียดสูง, ร้อยละ 32 มีความเสี่ยงที่จะเป็นโรคซึมเศร้า ในขณะที่อีกร้อยละ 22 มีความเสี่ยงที่จะฆ่าตัวตาย [1] จากข้อมูลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าปัจจุบันเด็กเผชิญกับความกดดันจากสังคม และความคาดหวังต่างๆ ความรู้สึกว่าตนเองไม่มีคุณค่าทำให้เกิดความเครียดสะสมนำไปสู่อาการป่วยซึมเศร้าได้ โรคซึมเศร้าอาจนำไปสู่การทำร้ายตัวเองหรือการฆ่าตัวตาย เป็นการสูญเสียบุคลากรที่จะเป็นกำลังสำคัญในการพัฒนาประเทศไปอย่างน่าเสียดาย การที่จะรู้ได้ว่าตนเองมีความเสี่ยงต่อความเครียด กังวลและซึมเศร้าต้องอาศัยการประเมินสุขภาพจิตซึ่งส่วนใหญ่ใช้ผู้เชี่ยวชาญในการประเมินหรือเป็นแบบประเมินแบบปรนัยที่ต้องตามคำถาม เช่น แบบประเมินความเครียด ST5 แบบประเมินโรคซึมเศร้า 9 คำถาม (9Q) เป็นต้น

ตัวแบบสอบถามแบบปรนัยนั้นมีข้อดีคือไม่จำเป็นต้องใช้นักจิตวิทยาคลินิกผู้เชี่ยวชาญในการแปลผลมีผลเฉลยที่ตายตัวทำให้ไม่ว่าใครก็สามารถทำการแปลผลได้ แต่ข้อเสียคือไม่สามารถนำข้อสอบมาใช้ซ้ำได้เพราะผู้ป่วยจะจำคำตอบได้และอาจตอบไม่ตรงกับความเป็นจริง ทำให้ไม่สามารถวิเคราะห์สภาพจิตใจของผู้ป่วยตามความเป็นจริงได้ การวาดรูปเป็นหนึ่งในเครื่องมือแบบทดสอบวัดบุคลิกภาพชนิดฉายภาพจิต (Projective test) ของนักจิตวิทยาคลินิก [2] ที่มีไว้บ่งบอกสถานะภาพจิตใจของผู้ทำการทดสอบว่าสภาพจิตใจ ณ ขณะนั้นเป็นอย่างไรบ้าง มีปมปัญหาขัดแย้งอะไรในใจเพื่อจะได้ทำคัดแยกผู้ป่วยให้ได้รับการบำบัดอย่างถูกต้อง

การใช้รูปภาพในการประเมินทางจิตวิทยาเป็นที่นิยมอย่างแพร่หลาย เช่น การใช้รูปคนเพื่อประเมินเชาวน์ปัญญาเกิดขึ้นในปี 1926 โดย Florence Laura Goodenough ได้สร้าง Goodenough Draw-a-Man test ในขณะที่ความสนใจในการใช้ภาพวาดเพื่อประเมินบุคลิกภาพมีมากขึ้น John Buck ได้พัฒนาแบบทดสอบรูปภาพ บ้าน คน ต้นไม้ (House-Tree-Person test :HTP) ขึ้นในปี 1948 การวาดรูปบ้านแสดงถึงทัศนคติต่อครอบครัว รูปคนแสดงถึงทัศนคติในระดับรู้ตัว (Conscious) ของตนเองและความรู้สึกต่อตนเอง ส่วนรูปต้นไม้สะท้อนถึงความรู้สึกเกี่ยวกับตนเองในระดับไม่รู้ตัว (Unconscious) มากกว่าเมื่อเทียบกับการวาดรูปคน [3] ผู้วาดสามารถสะท้อนตัวตนในด้านความขัดแย้งและด้านลบ รวมทั้งทัศนคติของตนในการวาดต้นไม้ได้ง่ายกว่าในการวาดรูปคน ดังนั้นรูปต้นไม้จึงมีแนวโน้มที่จะสะท้อนลักษณะภายในจิตใจได้ดีกว่า การทดสอบการวาดภาพต้นไม้เป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์มากในการวินิจฉัยแยกโรคของสุขภาพจิตและการประเมินคุณภาพของผลการรักษา [4] การวาดรูปต้นไม้เป็นที่นิยมและได้รับการพัฒนาเป็นแบบทดสอบอีกหลายชนิดอย่างเช่น แบบทดสอบการทดสอบวาดรูปต้นไม้ (The Tree-Drawing Test :TDT, Koch's Baum Test) ที่ได้รับการพัฒนาโดย Charles Koch ซึ่งมีการนำไปวิจัยใช้ในการทดสอบผู้ป่วยหลายประเภทเช่น Screening Depressive Disorders With Tree-Drawing Test [5] และ Characteristics of trees drawn by patients with paranoid schizophrenia [6] เป็นต้น

โดยวิธีการทดสอบวาดรูปต้นไม้จะทำการทดสอบโดยให้ผู้ทำการทดสอบวาดรูปต้นไม้หนึ่งต้นในกระดาษเปล่าไม่มีเส้นขนาด 8.5" × 11" จากนั้นนักจิตวิทยาคลินิกจะทำการวิเคราะห์รายละเอียดของรูปวาดต้นไม้การวิเคราะห์โครงสร้างของภาพ เช่น ขนาดและตำแหน่งโดยรวมของต้นไม้บนกระดาษ การวิเคราะห์โครงสร้างภายในมุ่งเน้นไปที่รายละเอียดปลีกย่อยของต้นไม้ อย่าง ราก ลำต้น กิ่ง ใบไม้ เป็นต้น แล้วทำการแปลผล [7] ข้อดีของวิธีนี้สามารถทำให้รู้สภาพจิตใจของผู้ทำการทดสอบโดยละเอียดและแม่นยำกว่าการตอบแบบสอบถาม ผู้ป่วยสามารถทำการทดสอบโดยไม่เครียด และวิธีการนี้สามารถใช้กับคนได้ทุกวัย แต่อย่างไรก็ตามต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการแปลผลซึ่งอาจยุ่งยากและผู้ที่มิปัญหาสุขภาพจิตเข้าถึงบริการทางสุขภาพจิตได้ยาก

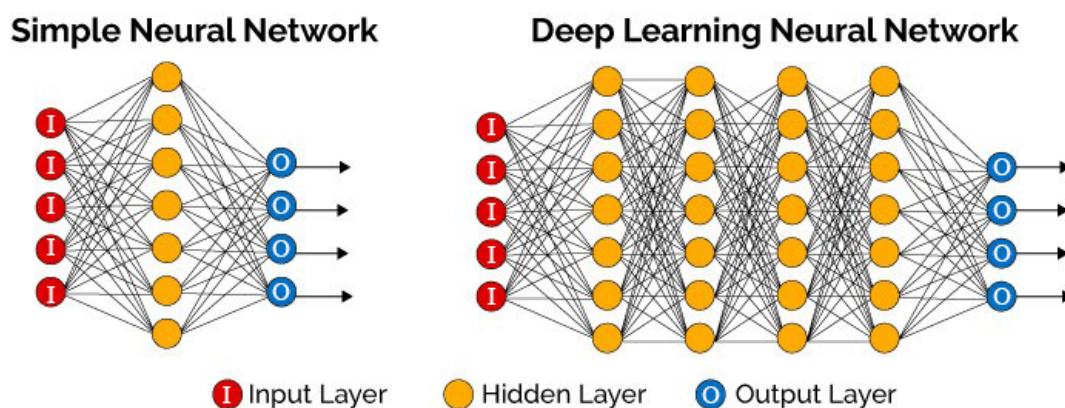
งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นที่จะพัฒนาทำให้การทดสอบวาดรูปต้นไม้สามารถแปลผลได้โดยไม่ต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญ โดยเริ่มจากการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นโดยอัตโนมัติบนภาพวาดต้นไม้ เพราะความกว้างและความยาวของพุ่มไม้และลำต้นเป็นหนึ่งในลักษณะเด่นที่นักจิตวิทยาคลินิกนำมาใช้ประกอบการการแปลผล เนื่องจากลักษณะของพุ่มไม้และลำต้นที่จะทำการตรวจจับแบบอัตโนมัติในแต่ละภาพที่เก็บตัวอย่างมาได้มีลักษณะเด่นที่เป็นจุดร่วมที่คลุมเครือไม่สามารถใช้วิธีการเขียนโปรแกรมแบบอ้างอิงกฎเกณฑ์ (Rule-Based) [8] ให้ตรวจจับได้อย่างถูกต้อง วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) [9] จึงถูกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

ปี 2013 ได้มีการนำการประมวลผลภาพ (Image Processing) มาประยุกต์ใช้ในการหาสัดส่วนของต้นไม้ โดยใช้การวิเคราะห์ Histogram ในแนวตั้งและแนวนอนของภาพมาหาระบบสัดส่วนของต้นไม้ [10] ในปีถัดมาปี 2014 ได้มีการหาอัตราส่วนระหว่างพุ่มไม้และลำต้นโดยใช้วิธีการหาระยะห่างระหว่างพิกเซลเพื่อทำการดึงลักษณะเฉพาะของภาพจากนั้นนำข้อมูลดังกล่าวมาทำการแยกส่วน พุ่มไม้และลำต้นด้วยวิธีการหาความชันที่มากที่สุดเพื่อเป็นจุดตัดว่าส่วนไหนคือพุ่มไม้ส่วนไหนคือลำต้น [11] ซึ่งวิธีการทั้งสองที่กล่าวมานั้นสามารถแยกพุ่มไม้

และลำต้นได้ในกรณีพุ่มไม้และลำต้นต้องแยกออกจากกันชัดเจน แต่ในกรณีที่พุ่มไม้และลำต้นมีการทับซ้อนกันจะไม่สามารถแยกพุ่มไม้และลำต้นได้อย่างถูกต้องได้ เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวและระบุความกว้างและความยาวของพุ่มไม้และลำต้นได้อย่างถูกต้อง งานวิจัยนี้จึงใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกในการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้น เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้งานวิจัยนี้มีปริมาณที่น้อยจึงจำเป็นต้องใช้โมเดลที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว (Pretrained Model) ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้โมเดล SSD MobileNet [12]

2. การเรียนรู้เชิงลึก

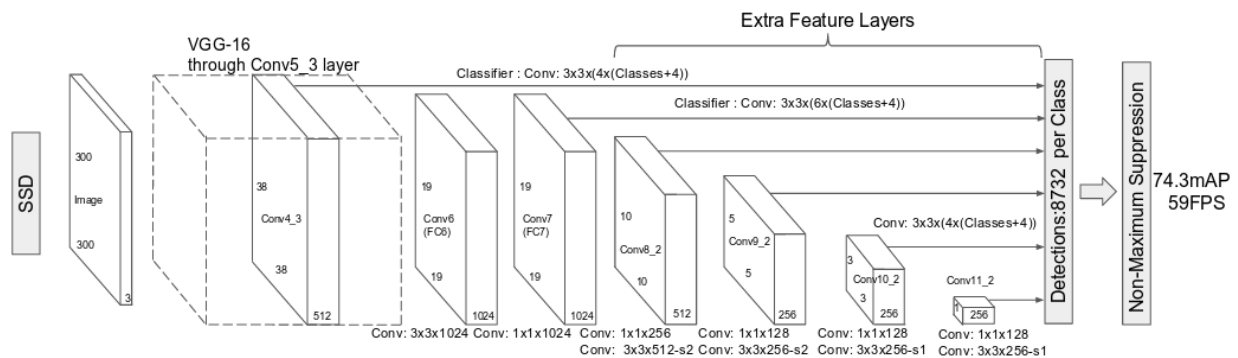
การเรียนรู้เชิงลึกคือการสร้างฟังก์ชันหรือระบบแบบอัตโนมัติด้วยการเรียนรู้โดยเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neural Network) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทมาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) แล้วทำการเรียนรู้ข้อมูลดังรูปที่ 1 ซึ่งในสมัยก่อนระบบโครงข่ายประสาทจะเรียนรู้ได้ไม่กี่ชั้นเนื่องจากความสามารถด้านคอมพิวเตอร์ยังไม่สูงพอ อย่างไรก็ตามในช่วงหลายปีที่ผ่านมาเทคโนโลยีได้มีการพัฒนามากขึ้นจึงทำให้โครงข่ายมีความซับซ้อนและมีจำนวนชั้นที่ซ้อนกันมากขึ้น ด้วยความซับซ้อนนี้เองทำให้มีการนำไปพัฒนาเป็นโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกหลายหลายรูปแบบเพื่อให้เหมาะกับใช้งาน



รูปที่ 1 ภาพโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปและการเรียนรู้เชิงลึก [13]

ด้วยข้อมูลภาพในงานวิจัยนี้ที่มีจำนวนน้อย โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกโดยทั่วไปจะใช้งานได้ลำบากจึงจำเป็นต้องใช้โมเดลที่ผ่านการฝึกฝนแล้วมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้ ซึ่งงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทำการเลือกโมเดล SSD MobileNet มาทำการตรวจจับวัตถุภาพ เนื่องจากโมเดลนี้เป็นโมเดลที่ผ่านการฝึกฝนแล้ว มีขนาดและมีการใช้ทรัพยากรน้อยและทำงานได้เร็วในการประมวลผล ซึ่งทำให้เหมาะกับการใช้งานในโรงพยาบาลที่ต้องการความเร็วและสามารถใช้กับคอมพิวเตอร์ที่มีสเปคไม่สูงมากได้ โดย SSD MobileNet ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ SSD และ MobileNet

SSD (Single Shot Detector) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกออกแบบขึ้นสำหรับงานตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะ ซึ่งจะทำให้การจำกัดพื้นที่ที่สนใจด้วยการสร้าง Bounding Box ที่ตัววัตถุที่ตรวจจับได้ในภาพซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงสร้างของ SSD [14]

MobilNet เป็นสถาปัตยกรรมที่ถูกสร้างโดย Google โดยมีการนำ Depthwise และ Pointwise convolutions มาใช้ ซึ่งตัว MobilNet นี้จะเป็น Feature extractor สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในงานจำแนกรูปภาพ หรือใช้การตรวจจับวัตถุในรูปภาพได้ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 3

Table 1. MobileNet Body Architecture

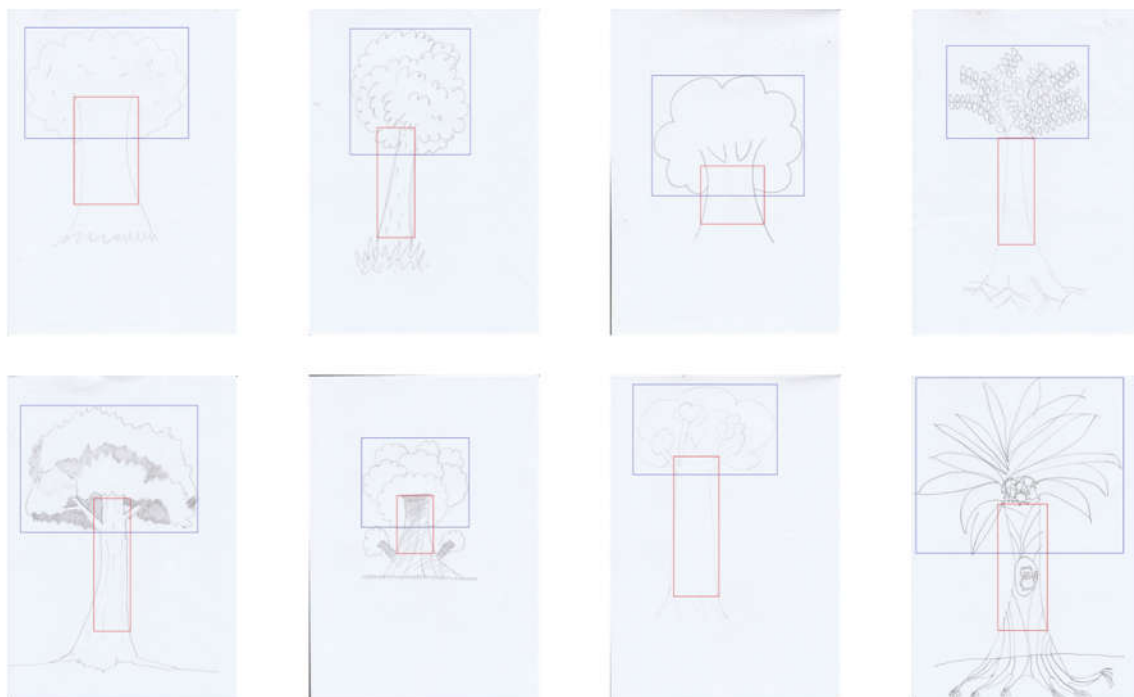
Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
5×	Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw
	Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 512$
		$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool 7×7	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	1024×1000	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

รูปที่ 3 โครงสร้างของ MobileNet [15]

3. การทำฐานข้อมูลเพื่อใช้ในการเรียนรู้เชิงลึก

3.1 การเก็บข้อมูล

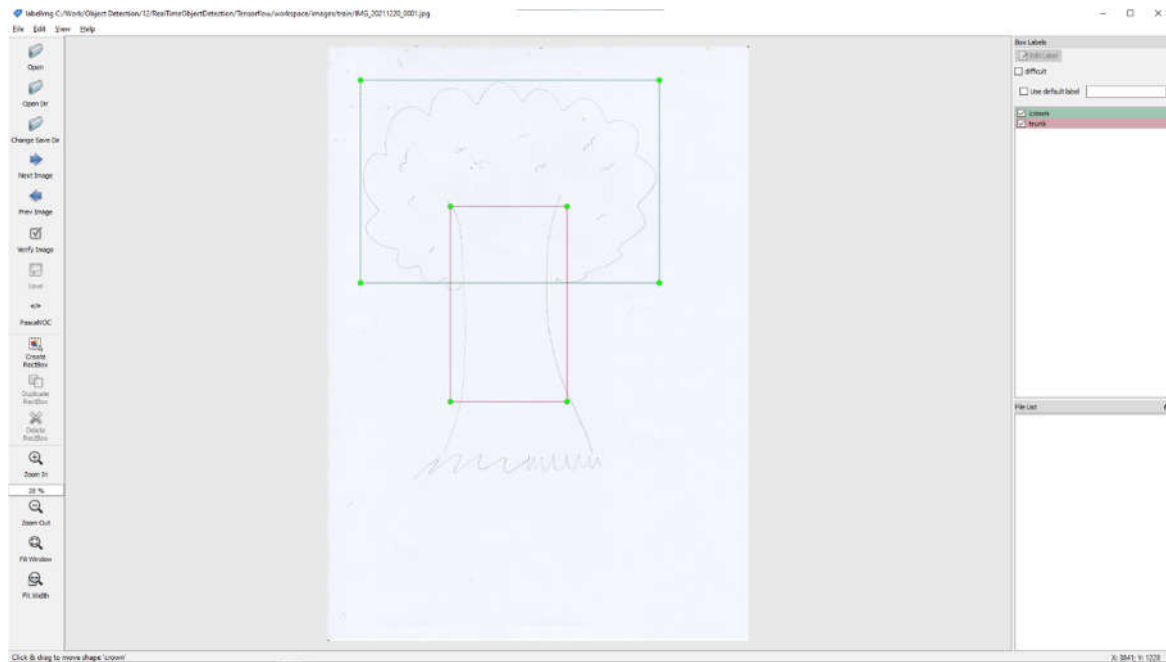
งานวิจัยนี้ได้ทำการเก็บข้อมูลภาพต้นไม้ โดยขอให้อาสาสมัครผู้มีอายุตั้งแต่ 20 ปีขึ้นไปให้วาดรูปต้นไม้หนึ่งคนต่อหนึ่งภาพจากนั้นนำภาพวาดที่ได้มาทำการสแกนรูปภาพ ซึ่งในงานวิจัยได้เก็บข้อมูลได้ทั้งหมด 28 รูป และขอให้นักจิตวิทยาคลินิกเป็นผู้ระบุส่วนที่เป็นพุ่มไม้และลำต้นแล้วทำการติดกรอบสีเหลือง เพื่อนำมาทำการ Label ภาพในขั้นตอนถัดไป



รูปที่ 4 ตัวอย่างรูปต้นไม้ที่ได้ทำการเก็บข้อมูลและระบุส่วนที่เป็นพุ่มไม้และลำต้น โดยนักจิตวิทยาคลินิก

3.2 การ Label ภาพ

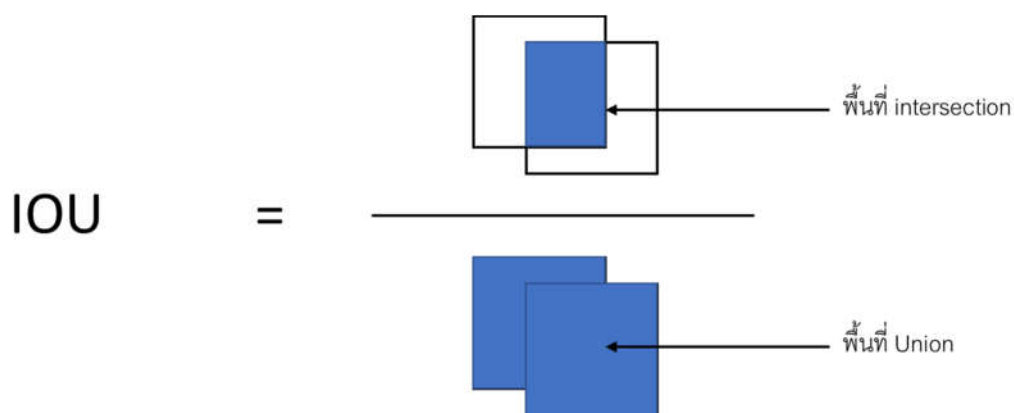
ปกติการเรียนรู้เชิงลึกนั้นจำเป็นจะต้องมีฐานข้อมูล (Dataset) เพื่อให้โมเดลได้ทำการเรียนรู้และฝึกฝน การตรวจจับวัตถุในภาพโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกจำเป็นจะต้องทำการสร้างฐานข้อมูลภาพโดยการ Label ภาพ ซึ่งการ Label ภาพคือการระบุวัตถุภาพที่ต้องการในภาพนั้นมีตำแหน่งอยู่ที่ตรงไหนของภาพและวัตถุภาพที่ระบุ นั้นคืออะไร ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้โปรแกรม LabelImg ในการ Label ภาพในส่วนที่เป็นพุ่มไม้และลำต้นตามที่นักจิตวิทยาคลินิกระบุซึ่งแสดงได้ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 โปรแกรม LabelImg ซึ่งใช้ในการ Label ภาพ

4. ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ทำการแบ่งฐานข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือส่วนที่ใช้ในการฝึกฝน 20 ภาพและส่วนทดสอบทั้งหมด 8 รูป รวมทั้งหมดแล้ว 28 รูป เหตุผลที่ข้อมูลในการฝึกฝนและการทดสอบน้อยเนื่องมาจากงานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยต้นแบบจำเป็นและต้องขอความยินยอมในการเก็บข้อมูล (consent) ทำให้การเก็บข้อมูลได้ยาก ในงานวิจัยนี้การวัดความแม่นยำในการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นด้วยวิธีการ IOU (Intersection Over Union) [16] ซึ่งวิธีการ IOU นั้นคือการหาอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ที่โมเดลกับนักจิตวิทยาคลินิกระบุ Intersection กับพื้นที่ที่โมเดลกับนักจิตวิทยาคลินิกระบุ Union ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 6



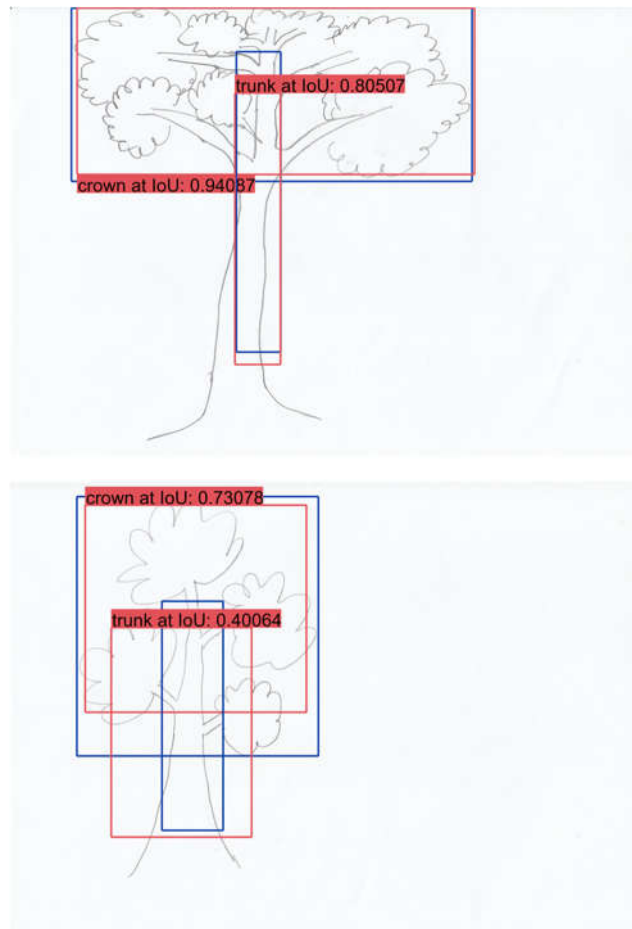
รูปที่ 6 วิธีการทำ IOU (Intersection Over Union)

จากการที่ได้ทำการทดสอบกับภาพทั้งหมด 8 ภาพและวัดผลด้วยวิธี IOU ออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ทำให้ได้ผลลัพธ์ออกมาได้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำในการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นในภาพทดสอบทั้งหมด 8 ภาพ

	พุ่มไม้ (Crown)	ลำต้น (Trunk)	ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของแต่ละรูป
รูปทดสอบที่ 1	68.44	57.10	62.77
รูปทดสอบที่ 2	95.37	76.4	85.89
รูปทดสอบที่ 3	73.15	40.09	56.62
รูปทดสอบที่ 4	86.56	31.5	59.03
รูปทดสอบที่ 5	91.69	52.99	72.34
รูปทดสอบที่ 6	94.11	80.22	87.17
รูปทดสอบที่ 7	92.87	56.26	74.57
รูปทดสอบที่ 8	88.85	39.13	63.99
ค่าเฉลี่ยความแม่นยำรวมของทุกรูป	86.38	54.21	

จากตารางจะเห็นได้ว่ารูปทดสอบที่ 6 จะเป็นรูปที่มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการตรวจจับมากที่สุด และรูปทดสอบที่ 3 เป็นรูปที่มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการตรวจจับน้อยที่สุด ซึ่งสามารถแสดงภาพตัวอย่างการตรวจจับวัตถุได้ดังรูปที่ 7 โดยกรอบสีเขียวสีน้ำเงินคือคือส่วนที่นักจิตวิทยาคลินิกเป็นผู้ระบุ ส่วนกรอบสีเขียวสีแดงคือส่วนที่โมเดลตรวจจับได้



รูปที่ 7 รูปผลการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นของโปรแกรม โดยรูปบนคือรูปที่มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำมากที่สุดและรูปล่างคือรูปที่มีค่าเฉลี่ยน้อยที่สุด

5. สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกโดยเลือกใช้โมเดล SSD MobileNet ในการตรวจจับพุ่มไม้และลำต้นไม้ของภาพวาด ซึ่งวิธีการที่น่าเสนอนั้นจากการวัดผลด้วยวิธี IOU มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการตรวจจับพุ่มไม้ อยู่ที่ 86.38 เปอร์เซ็นต์และลำต้น 54.21 เปอร์เซ็นต์ สามารถแก้ปัญหาการทับซ้อนกันของพื้นที่พุ่มไม้และลำต้นได้ ถึงแม้ว่าการตรวจจับลำต้นนั้นจะมีค่าความแม่นยำน้อยแต่ก็อยู่ในเกณฑ์ที่สามารถนำไปใช้งานได้ ซึ่งการที่ความแม่นยำในการตรวจจับลำต้นมีค่าน้อยนั้นอาจเกิดจากรายละเอียดของภาพวาดลำต้นนั้นน้อย และข้อมูลที่เก็บมาเพื่อทำการทดลองมีจำนวนน้อยเนื่องจากการเก็บข้อมูลกับคนและคนหนึ่งคนสามารถวาดภาพได้ภาพเดียว ทำให้ความหลากหลายข้อมูลยังไม่มากพอที่โมเดลจะเรียนรู้ งานวิจัยครั้งถัดไปในอนาคตจะทำการเก็บข้อมูลมากขึ้น และตรวจจับลักษณะเด่นอื่น ๆ ของภาพวาดต้นไม้ นอกจากพุ่มไม้และลำต้น เช่น ราก กิ่งไม้ ลักษณะการวาดและ น้ำหนักของเส้นในการวาด เป็นต้น ซึ่งจะเป็นการพัฒนาต่อยอดสู่ระบบการคัดกรองผู้ป่วยโดยอัตโนมัติโดยใช้ภาพวาดต้นไม้ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- [1] ยูนิเซฟ-กรมสุขภาพจิต ชี้อัลไซเมอร์-19 ทำสุขภาพจิตเด็กไทยแย่ต่อเนื่อง [online], Available: <https://www.dmh.go.th/news-dmh/view.asp?id=31160> [30 ธันวาคม 2564].
- [2] Wang, C., Yang, X., and Liu, W., “Reliability and validity test of medical students’ application in tree drawing personality test [J],” Chinese Journal of Behavioral Medicine and Brain Science, Vol. 23, 2014, pp. 946–948.
- [3] Buck, J. N., & Hammer, E. F. (Eds.), Advances in House-Tree-Person techniques: Variations and applications, Western Psychological Services, 1969.
- [4] Igimi, K., Morita, K., and Kawamura, N. (2001). “Diagnostic evaluation of the ‘Baum’ test in mental disorders,” Kyushu Neuropsychiatry, Vol. 47, 2001, pp. 129–136.
- [5] Gu S, Liu Y, Liang F, Feng R, Li Y, Liu G, Gao M, Liu W, Wang F and Huang JH, “Screening Depressive Disorders With Tree-Drawing Test,” Frontiers in psychology, 2020, Vol. 11.
- [6] H. Inadomi, G. Tanaka, and Y. Ohta, “Characteristics of trees drawn by patients with paranoid schizophrenia,” Psychiatry and Clinical Neurosciences, Vol. 57, 2003, pp. 347–351.
- [7] F. Vogel, Genetics and the Electroencephalogram, Springer Science & Business Media, 2000
- [8] สร้าง AI ด้วย rule-based หรือ Machine Learning ต่างกันยังไง [online], Available: <https://makeitonline.in.th/2020/ai-rule-based-or-machine-learning> [26 ธันวาคม 2564].
- [9] H. Dai Nguyen, A. D. Le and M. Nakagawa, “Deep neural networks for recognizing online handwritten mathematical symbols,” 2015 3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR), 2015, pp. 121-125.
- [10] F. A. Pintea, D. L. Lacrama, T. M. Karnyanszky and C. I. Toma, “Automatic pre-processing of images for Tree Drawing Test,” 2013 21st Telecommunications Forum Telfor (TELFOR), 2013, pp. 502-505.
- [11] G. Simion, F. A. Pintea and V. Gui, “An automatically crown-trunk segmentation in tree drawing test,” 2014 11th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC), 2014, pp. 1-5.
- [12] Yiting Li, Haisong Huang, Qingsheng Xie, Liguoyao Yao & Qipeng Chen, “Research on a Surface Defect Detection Algorithm Based on MobileNet-SSD,” Applied Sciences, 2018, Vol. 8.
- [13] Williams, Vinay & Argyriou, Vasileios & Shaw, Peter & Montag, Christoph & Herdrich, Georg & Knoll, Aaron & Moertl, Maximilian, “Development of PPTNet a Neural Network for the Rapid Prototyping of Pulsed Plasma Thrusters,” 36th International Electric Propulsion Conference, 2019.
- [14] Single Shot MultiBox Detector with Pytorch [online], Available: <https://towardsdatascience.com/learning-note-single-shot-multibox-detector-with-pytorch-part-1-38185e84bd79> [December 20, 2021].

- [15] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., & Adam, H., “Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications,” arXiv preprint arXiv:1704.04861, 17 Apr 2017.
- [16] Vineeth S Subramanyam, IOU (Intersection over Union) [online], Available: <https://medium.com/analytics-vidhya/iou-intersection-over-union-705a39e7acef> [December 20, 2021].