



การพัฒนาโมเดลเว็บแอปพลิเคชันและสร้างแชทบอทในการวินิจฉัยโรคเบาหวานที่เกิดจากการตรวจปริมาณ
กลูโคสในปัสสาวะด้วยวิธีdipstick test

Development of an Artificial Intelligence Model and Web Application for
Preliminary Diabetes Screening via Colorimetric Analysis of Urine Glucose
Dipstick Tests

ศุภณัฐ อุปเสน สรวิชัย อุปเสน
อรรณณ คงทอง¹

¹โรงเรียนวิทยาศาสตร์จุฬาราชวิทยาลัย มุกดาหาร อำเภอเมืองมุกดาหาร จังหวัดมุกดาหาร 49000

Email: 06418@pccm.ac.th

บทคัดย่อ

การตรวจคัดกรองโรคเบาหวานเบื้องต้นด้วยแถบตรวจมีข้อจำกัดสำคัญจากการแปลผลด้วยสายตามนุษย์ซึ่งเสี่ยงต่อความคลาดเคลื่อนจากแสงแวดล้อมและประสบการณ์ โครงการนี้จึงพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อยกระดับมาตรฐานการวิเคราะห์ผลให้แม่นยำ โดยใช้สถาปัตยกรรม YOLO ในการตรวจจับวัตถุและจำแนกแถบสีแถบตรวจปัสสาวะ 6 ระดับ ตั้งแต่ Negative, Trace ไปจนถึง Plus4 กระบวนการพัฒนาเริ่มจากการปรับมาตรฐานภาพพร้อมกับการขยายชุดข้อมูลขึ้น 20 เพื่อสร้างความสมดุล ในขั้นตอนการฝึกฝนได้ปรับจูน Hyperparameters โดยให้น้ำหนัก Box Loss เท่ากับ 7.5 นาน 100 Epochs ซึ่งค่าความผิดพลาดคู่เข้าหาศูนย์และเสถียร สอดคล้องกับค่าความแม่นยำเฉลี่ย mAP50 ที่พุ่งสูงอย่างรวดเร็ว จากการประเมินประสิทธิภาพบนชุดข้อมูลทดสอบ 720 ตัวอย่าง พบว่าระบบมีความแม่นยำรวม (Overall Accuracy) สูงถึง 95% มีค่าเฉลี่ย F1-score อยู่ที่ 0.94 แผนภูมิความสับสน (Confusion Matrix) แสดงชัดเจนว่าความผิดพลาดเกิดขึ้นเฉพาะในคลาสข้างเคียงเท่านั้น และไม่มีการทายผิดพลาดข้ามคลาส ปัจจุบันได้นำโมเดลติดตั้งบนระบบ Cloud-based โดยพัฒนาการเข้าถึงซอฟต์แวร์แบบสองช่องทางทั้งในรูปแบบ Web Application ผ่าน Streamlit และระบบอัตโนมัติผ่าน LINE Chatbot เพื่อรองรับการใช้งานบนสมาร์ตโฟนได้ทันทีโดยไม่ต้องติดตั้งแอปพลิเคชันเพิ่มเติม

คำสำคัญ: แถบตรวจปัสสาวะ, ปัญญาประดิษฐ์, การคัดกรองโรคเบาหวาน, เว็บแอปพลิเคชัน, ไลน์แชทบอท

1. บทนำ

ปัจจุบันโรคเบาหวานถือเป็นปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญและมีแนวโน้มผู้ป่วยเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง การคัดกรองสุขภาพเบื้องต้นด้วยแถบตรวจระดับน้ำตาลในปัสสาวะ (Urine Dipstick Test) เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมเนื่องจากเข้าถึงง่ายและมีต้นทุนต่ำ อย่างไรก็ตาม การใช้ในงานในทางปฏิบัติยังมีข้อจำกัดสำคัญคือ การอาศัยสายตา

มนุษย์ในการเทียบเคียงแถบสีเพื่อแปลผล ซึ่งมีความเสี่ยงสูงที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนจากปัจจัยภายนอก เช่น สภาวะแสงแวดล้อมที่ไม่คงที่ หรือความชำนาญที่ต่างกันของผู้ตรวจแต่โครงการ "การละบุคคลคณะผู้จัดทำ" ได้เล็งเห็นถึงปัญหาดังกล่าว จึงได้ริเริ่มพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ เว็บแอปพลิเคชัน และไลน์แชทบอท เพื่อการคัดกรองโรคเบาหวานเบื้องต้นผ่านการวิเคราะห์เชิงสี



ของแถบตรวจน้ำตาลในปัสสาวะ" ขึ้น โดยนำเทคโนโลยี
 โครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการตรวจจับและ
 จำแนกชนิดของแถบตรวจทั้ง 6 ระดับ เพื่อสร้างมาตรฐาน
 การวิเคราะห์ผลที่มีความแม่นยำ ปราศจากอคติ และลด
 ความผิดพลาดจากตัวบุคคล นอกจากความมุ่งมั่นในการ
 พัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ให้มีความแม่นยำสูงถึงร้อยละ
 95 แล้ว โครงการนี้ยังให้ความสำคัญกับการเข้าถึงที่
 ง่ายดาย โดยได้นำระบบไปติดตั้งบนคลาวด์และเปิด
 ให้บริการแบบพอร์ทัลวัน ทั้งในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน และ
 ระบบอัตโนมัติผ่านไลน์แชทบอตผู้ใช้งานจึงสามารถเข้าถึง
 เครื่องมือนี้ผ่านสมาร์ตโฟนได้ทันทีโดยไม่ต้องติดตั้งแอป
 พลิกเคชันเพิ่มเติม คณะผู้จัดทำหวังเป็นอย่างยิ่งว่า
 นวัตกรรมและรายงานโครงการฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อ
 บุคลากรทางการแพทย์ ผู้ป่วย และบุคคลทั่วไป รวมถึง
 เป็นจุดเริ่มต้นในการต่อยอดเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เพื่อ
 ยกระดับระบบสาธารณสุขเชิงป้องกันระดับชุมชนต่อไป
 หากมีข้อผิดพลาดประการใด คณะผู้จัดทำขอน้อมรับคำติ
 ชมและข้อเสนอแนะเพื่อนำไปปรับปรุงในโอกาสหน้า

2. วิธีดำเนินการ

2.1 การเตรียมและการปรับแต่งชุดข้อมูล

2.1.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

1. จัดเตรียมภาพถ่ายแถบตรวจน้ำตาลในปัสสาวะ
 ที่ผ่านการใช้ งานแล้ว ภายใต้สภาวะแสงและ
 มุมกล้องที่หลากหลาย
2. คัดแยกและจัดหมวดหมู่ภาพถ่ายออกเป็น 6
 ระดับการวินิจฉัยตามมาตรฐานทางการแพทย์
 ได้แก่ ผลปกติ (Negative), (Trace), พลัส 1
 (Plus1), พลัส 2 (Plus2), พลัส 3. (Plus3) และ
 พลัส 4 (Plus4) โดยมีชุดข้อมูลเริ่มต้นคลาสละ
 36 ตัวอย่าง (รวม 216 ตัวอย่าง)

2.1.2 การทำสัญญาประกาศข้อมูล

1. นำภาพถ่ายทั้งหมดเข้าสู่โปรแกรมฝึกอบรมวัตถุ

(เช่น LabelImg หรือ Roboflow)

2. ทำการติกรอบล้อมรอบบริเวณหน้าต่างแสดง
 เติมน้ำตาล (Bounding Box) อย่าง
 แม่นยำ พร้อมระบุคลาส (Class Label) ทั้ง 6
 คลาส เพื่อใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในการเรียนรู้ของ
 โมเดล

2.1.3 การปรับมาตรฐานภาพ

1. ปรับขนาดรูปภาพ (Resize) ให้อยู่ในขนาด
 เดียวกันตามข้อกำหนดของโมเดล (เช่น
640 × 640 พิกเซล)
2. ทำการปรับค่าเฉลี่ยสีแสง (Color
 Normalization) เพื่อลดสัญญาณรบกวน
 (Noise) และลดอิทธิพลของความเพี้ยนสีที่เกิด
 จากสภาพแสงแวดล้อมตอนถ่ายภาพ

2.1.4 การขยายชุดข้อมูล

1. ใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูลแบบสุ่ม ได้แก่ การหมุน
 ภาพ (Rotation), การปรับระดับความสว่าง
 (Brightness Adjustment), การเพิ่มสัญญาณ
 รบกวน (Gaussian Noise) และการเบลอภาพ
 (Blurring)
2. ทำการขยายชุดข้อมูลเพิ่มขึ้น 20 เท่า ส่งผลให้มี
 ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบรวมทั้งสิ้น 720
 ตัวอย่าง (คลาสละ 120 ตัวอย่าง) ซึ่งสร้างความ
 สมดุลของน้ำหนักข้อมูล (Weight Balancing)
 ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.2 การฝึกฝนและพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

2.2.1 การเลือกและตั้งค่าสถาปัตยกรรม

1. เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ YOLO
 (You Only Look Once) สำหรับงานตรวจจับ
 วัตถุและจำแนกประเภท (Object Detection
 & Classification) เนื่องจากสามารถประมวลผล



หาตำแหน่งแถบตรวจและวิเคราะห์ได้พร้อม
กันในขั้นตอนเดียวด้วยความเร็วสูง

2.2.2 การปรับปรุงพารามิเตอร์

1. กำหนดค่าน้ำหนักความผิดพลาดในการตีกรอบ
พิกเซลวัตถุ (Box Loss Weight) เท่ากับ 7.5
เพื่อเน้นย้ำความแม่นยำในการระบุพิกเซลช่องสี
2. ตั้งค่าระยะเวลาในการฝึกฝนโมเดลเป็นจำนวน
100 รอบสัญญาณ (Epochs)

2.2.3 การฝึกฝนและการคำนวณค่าความผิดพลาด

1. ดำเนินการฝึกฝนโมเดลผ่านหน่วยประมวลผล
กราฟิก (GPU)
2. ทำการบันทึกและติดตามดัชนีชี้วัดความ
ผิดพลาด 3 ส่วนหลัก ทั้งในชุดฝึกฝนและชุด
ตรวจสอบ ได้แก่
 - Box Loss: ค่าความคลาดเคลื่อนในการตีกรอบ
พิกเซลวัตถุ
 - Class Loss: ค่าความคลาดเคลื่อนในการ
จำแนกประเภทชนิดสีน้ำตาล
 - Distribution Focal Loss (DFL Loss): ค่า
ความผิดพลาดความละเอียดของขอบกรอบวัตถุ
3. ตรวจสอบกราฟเครื่องชี้วัดเพื่อให้มั่นใจว่าค่า
Loss ทั้งหมดเข้าสู่หาศูนย์และคงที่อย่างเสถียร
พร้อมทั้งค่าความแม่นยำเฉลี่ย (mAP50 และ
mAP50-95) พุ่งสูงและนิ่งตั้งแต่ช่วงครึ่งแรกของการ
เทรน

2.3 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

2.3.1 การทดสอบบนชุดข้อมูลใหม่

1. นำแบบจำลองที่ดี มาทำการทดสอบกับชุด
ข้อมูลทดสอบจำนวน 720 ตัวอย่างที่แยกไว้และ
ไม่เคยผ่านการฝึกฝนมาก่อน

2.3.2 การทดสอบบนชุดข้อมูลใหม่

1. ประเมินประสิทธิภาพโดยสรุปผลออกมาเป็นค่า
ดัชนีสากล ได้แก่ ค่าความแม่นยำรวม (Overall
Accuracy), ค่าความถูกต้อง (Precision), ค่า
ความระลึกได้ (Recall) และคะแนนเอฟวัน
(F1-score)
2. ทำการคำนวณค่าเฉลี่ย Macro Average และ
Weighted Average เพื่อยืนยันความสามารถ
ในการกระจายตัวของการพยากรณ์

2.3.3 การทดสอบบนชุดข้อมูลใหม่

1. ใช้ แผนภูมิความสัมพันธ์ (Confusion Matrix)
ในการประเมินการจับคู่ทำนายผิดพลาด เพื่อ
ยืนยันว่าข้อผิดพลาดทั้งหมดเกิดเฉพาะในคลาส
ข้างเคียงที่ใกล้เคียงกันมากเท่านั้น และไม่
มีการทำนายผิดพลาดข้ามคลาสชั้นวิกฤตทาง
การแพทย์
2. วิเคราะห์ผลผ่านกราฟสมรรถนะรวม ได้แก่
Precision-Confidence, Precision-Recall
และ F1-Confidence Curves

2.4 การพัฒนาและติดตั้งระบบในรูปแบบทูอินวัน

2.4.1 การติดตั้งระบบบนคลาวด์

1. แปลงแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ให้อยู่ใน
รูปแบบไฟล์ที่พร้อมใช้งาน (Deployment
Instance) และนำไปติดตั้งบนเว็บเซิร์ฟเวอร์
คลาวด์ เพื่อเปิดใช้งาน API สำหรับการ
ประมวลผลออนไลน์ตลอด 24 ชั่วโมง



2.4.2 การพัฒนาช่องทางที่ 1: เว็บแอปพลิเคชัน

1. พัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้งาน (User Interface) ด้วยโครงร่าง Streamlit Framework และออกแบบระบบให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงผ่านเว็บเบราว์เซอร์ ทำการเปิดกล้องถ่ายภาพ หรืออัปโหลดรูปภาพแถบตรวจปัสสาวะ และกดส่งการประมวลผลผ่านหน้าเว็บได้ทันที

2.4.3 การพัฒนาช่องทางที่ 2: ไลน์แชทบอท

1. เชื่อมต่อระบบหลังบ้าน (Backend Server) เข้ากับ LINE Messaging API และเปิดใช้งานช่องทางรับข้อมูล (Webhook)
2. ออกแบบระบบสคริปต์อัตโนมัติ เมื่อผู้ใช้งานทำการส่งรูปภาพแถบตรวจปัสสาวะเข้ามาในห้องแชต LINE ระบบจะดึงรูปภาพดังกล่าวส่งไปยัง API ของโมเดลปัญญาประดิษฐ์บนคลาวด์เพื่อประมวลผล และส่งผลลัพธ์การวินิจฉัยยีสพร้อมระดับความเสี่ยงเบาหวานกลับไปให้ผู้ใช้งานในแชตโดยอัตโนมัติทันที

ผลการและการอภิปรายผล

ตารางที่1:ตารางแสดงค่า Precision, Recall และ F1-score ของแต่ละคลาส

Class	Precision	recall	f1-score	support
Neg	0.98	0.96	0.97	120
Trace	0.92	0.90	0.91	120
Plus1	0.94	0.93	0.93	120
Plus2	0.93	0.91	0.92	120
Plus3	0.95	0.94	0.94	120
Plus4	0.97	0.96	0.96	120

จากตารางทดสอบจำแนกเจดส์ทั้ง 6 ระดับ รวม 720 ตัวอย่าง พบว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูงมากโดยมีค่า Precision, Recall และ F1-score สูงเกิน 0.90 ในทุกคลาส ซึ่งยืนยันถึงความเสถียรในการแยกแยะสีได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้คลาส Neg และ Plus4 ประสบความสำเร็จสูงสุดด้วยค่า F1-score ที่ 0.97 และ 0.96 ตามลำดับ เนื่องจากเป็นสีโทนหัวและท้ายสุดของแถบตรวจ (เขียวอมฟ้าและน้ำตาลเข้ม) ทำให้โมเดลจำแนกออกจากกลุ่มอื่นได้ง่ายที่สุด ในขณะที่คลาส Trace มีค่า F1-score ต่ำที่สุดในตารางคือ 0.91 เนื่องจากเป็นเจดส์ช่วงกึ่งกลางที่มีความคาบเกี่ยวและกลมกลืนกับคลาสข้างเคียงสูง อย่างไรก็ตาม ผลคะแนนรวมที่ยังคงสูงกว่า 0.90 ในทุกกรณี ย่อมแสดงให้เห็นว่าระบบมีความน่าเชื่อถือและพร้อมใช้งานเป็นเครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นได้อย่างปลอดภัย

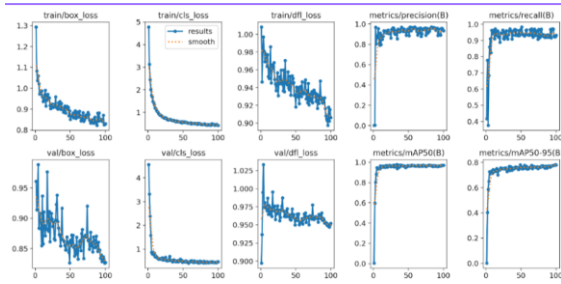
ตารางที่2:ตารางแสดงค่า Accuracy, Macro avg, Weighted avg

accuracy	macro avg	weighted avg
0.95	0.94	0.95

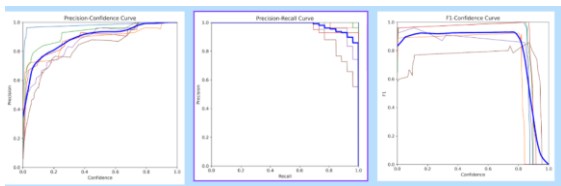
ตารางแสดงค่า Accuracy, Macro avg, Weighted avg

เมื่อพิจารณาดัชนีชี้วัดรวมจากตาราง ระบบสามารถบรรลุค่าความแม่นยำรวม (Accuracy) สูงถึง 0.95 (ร้อยละ 95) โดยมีค่า Macro Average อยู่ที่ 0.94 และ Weighted Average อยู่ที่ 0.95 ตัวเลขที่สูงและใกล้เคียงกันนี้เป็นสิ่งยืนยันว่า แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์มีเสถียรภาพสูงสามารถจำแนกเจดส์ได้ดีเยี่ยมในทุกคลาสอย่างเท่าเทียมกัน โดยไม่เกิดปัญหาความลำเอียงในการพยากรณ์ แนวโน้มนี้จึงมีความน่าเชื่อถือและแม่นยำเพียงพอสำหรับใช้เป็นเครื่องมือคัดกรองเบาหวานเบื้องต้นในชุมชน

รูปที่1: Training Metrics



รูปที่2: กราฟแสดงค่าความเชื่อถือ



จากกราฟสมรรถนะของ สามารถอภิปรายผลได้ว่า
แบบจำลองมีประสิทธิภาพและความเสถียรสูงมากในการ
จำแนกเจตสี โดยกราฟ Precision-Confidence แสดงให้
เห็นว่าค่าความถูกต้องพุ่งสูงขึ้นอย่างรวดเร็วและเข้าใกล้
1.0 เมื่อระดับความมั่นใจเพิ่มขึ้น สอดคล้องกับกราฟ
Precision-Recall ที่เส้นกราฟเกาะกลุ่มอยู่ในระดับสูงและ
คงรักษาค่า Precision ไว้ได้ดีแม้ค่า Recall จะเพิ่มขึ้น
นอกจากนี้กราฟ F1-Confidence ยังแสดงให้เห็นว่าค่า
คะแนน F1-score เฉลี่ย (เส้นสีน้ำเงินเข้ม) รักษาในระดับ
ความแม่นยำคงที่ไว้ได้อย่างยอดเยี่ยม (มากกว่า 0.90)
ในช่วงค่า Confidence ที่กว้าง ก่อนจะดิ่งลงในจุดที่ความ
มั่นใจสูงเกินไป ตัวบ่งชี้ทั้งหมดนี้ร่วมกันยืนยันว่าโมเดลมี
ความสมดุลและมีความน่าเชื่อถือสูงมากในการนำไปใช้
งานจริง

สรุปผล

จากการประเมินประสิทธิภาพของระบบด้วยชุดข้อมูล
ทดสอบจำนวนทั้งสิ้น 720 ตัวอย่าง (ครอบคลุมการ
ทดสอบทั้ง 6 ระดับสี ตั้งแต่ Neg ไปจนถึง Plus4 ระดับ
ละ 120 ภาพ เพื่อความสมดุลของข้อมูล) พบว่า
แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ YOLO ที่ผ่านกระบวนการ
ปรับมาตรฐานภาพ (Image Normalization) ขยายชุด

ข้อมูล 20 เท่า (Advanced Data Augmentation) และ
ปรับพารามิเตอร์ Box Loss ที่ 7.5 นาน 100 Epochs
สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง โดยบรรลุค่า
ความแม่นยำรวม (Overall Accuracy) สูงถึงร้อยละ 95
(0.95) และมีค่าเฉลี่ย F1-score อยู่ที่ 0.94 ซึ่งผ่านเกณฑ์
การทดสอบสมรรถนะความเสถียรของกราฟ Precision,
Recall และ F1-Confidence ในระดับดีเยี่ยม
เมื่อวิเคราะห์เชิงลึกผ่านแผนภูมิความสับสน (Confusion
Matrix) พบว่าระดับผลปกติ (Neg) และระดับน้ำตาลสูง
วิกฤต (Plus4) เป็นกลุ่มที่ระบบสามารถตรวจจับพิกล
วัตถุและจำแนกเจตสีได้ถูกต้องแม่นยำที่สุด โดยคลาส
Neg มีค่า F1-score สูงสุดที่ 0.97 และคลาส Plus4 อยู่ที่
0.96 เนื่องจากเป็นโหนดสีบริเวณหัวและท้ายสุดของเกณฑ์
(เขียวอมฟ้าและน้ำตาลเข้ม) ทำให้โมเดลสามารถแยกแยะ
ลักษณะเฉพาะออกจากกลุ่มอื่นได้ง่าย ในขณะที่ระดับ
กึ่งกลางอย่าง Trace และระดับ Plus1 ถึง Plus3 พบ
ความคลาดเคลื่อนปรากฏขึ้นเล็กน้อย (คลาส Trace มีค่า
F1-score ต่ำสุดที่ 0.91) ซึ่งส่วนใหญ่เกิดจากข้อจำกัดทาง
กายภาพของเจตสีที่มีความคาบเกี่ยวและใกล้เคียงกันสูงใน
คลาสข้างเคียง แต่อย่างไรก็ตาม ไม่พบการพยากรณ์
ผิดพลาดในลักษณะข้ามคลาสขั้นวิกฤตที่ส่งผลกระทบต่อ
การประเมินอาการทางการแพทย์
สรุปได้ว่า นวัตกรรมการใช้ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับการ
พัฒนาแอปพลิเคชันในโปรเจกต์นี้ มีประสิทธิภาพและ
ความน่าเชื่อถือสูงเพียงพอสำหรับเป็นเครื่องมือคัดกรอง
สุขภาพเบื้องต้น ช่วยลดความผิดพลาดจากการแปลผล
ด้วยสายตาตามนุษย์ (Subjective Visual Interpretation)
ที่มักแปรปรวนตามสภาพแสงแวดล้อม และช่วยให้
ผู้ใช้งานสามารถประเมินความเสี่ยงโรคเบาหวานผ่าน
สมาร์ตโฟนได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ทั้งนี้ คณะผู้จัดทำ
มีแนวทางในการพัฒนาต่อระบบในอนาคต โดยจะ
เพิ่มระบบปรับสมดุลสีอัตโนมัติ (Color Calibration)
ร่วมกับแถบเทียบสีมาตรฐาน และการพัฒนาหน้ากากช่วย
กะระยะวางแถบตรวจ (Overlay Guide) เพื่อเพิ่มความ
แม่นยำในการครอบภาพและวิเคราะห์เจตสีภายใต้สภาวะ
แสงที่สว่างหรือมืดจัดให้มีเสถียรภาพสูงสุดต่อไป



กิตติกรรมประกาศ

โครงการงานเรื่องการพัฒนาระบบ
วิเคราะห์ระดับกลูโคสในปัสสาวะจากแถบทดสอบโดยใช้
การประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์ สำเร็จลงไปได้
ด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์ ความช่วยเหลือ
และคำแนะนำจากหลายฝ่าย ผู้จัดทำโครงการขอกราบ
ขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษาโครงการเป็นอย่างสูง ที่ได้
ให้คำแนะนำ แนวคิด และตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่าง
ๆ ตลอดระยะเวลาการดำเนินโครงการ ทำให้โครงการนี้มี
ความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

Burtis, C. A., Ashwood, E. R., & Bruns, D.
E. (2012). *Tietz textbook of clinical chemistry and
molecular diagnostics* (5th ed.). Elsevier
Saunders.

Strasinger, S. K., & Di Lorenzo, M. S.
(2014). *Urinalysis and body fluids* (6th ed.). F.A.
Davis Company.

World Health Organization. (2006).
*Definition and diagnosis of diabetes mellitus and
intermediate hyperglycemia*. WHO Press.

Roche Diagnostics. (2020). *Urinalysis test
strips: Instructions for use*. Roche Diagnostics
GmbH.

Siemens Healthineers. (2019). *Multistix®
urinalysis reagent strips: Product insert*. Siemens
Healthcare Diagnostics Inc.

Sharma, G., Wu, W., & Dalal, E. N. (2005).
The CIEDE2000 color-difference formula:
Implementation notes, supplementary test data,

and mathematical observations. *Color Research
& Application*, 30(1), 21–30.

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018).
Digital image processing (4th ed.). Pearson
Education.

Pedregosa, F., et al. (2011). Scikit-learn:
Machine learning in Python. *Journal of Machine
Learning Research*, 12, 2825–2830.