

Received: 8 พ.ย. 2566

Revised: 5 ม.ค. 2567

Accepted: 8 ม.ค. 2567

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตาในมนุษย์

Comparison of Image Classification Algorithms Performance
for Eye Diseases in Humansปานุวัฒน์ เมฆะ^{1*} และ ณัฐนิชา ตียะสุขเศรษฐ์²¹สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์มหาวิทยาลัยแม่โจ้ เชียงใหม่ 50290 ประเทศไทย²สำนักงานปศุสัตว์ เขต5 กรมปศุสัตว์ เชียงใหม่ 50300 ประเทศไทยPanuwat Mekha^{1*} and Nutnicha Teeyasuksaet²¹Department of Computer Science, Faculty of Science, Maejo University,
ChiangMai, 50290, Thailand²The Fifth Regional Livestock Office, Chiang Mai, 50300, Thailand

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน: ปานุวัฒน์ เมฆะ อีเมล : panutwat_m@mju.ac.th

Abstract

This research focus on a comparative analysis of the efficiency of image classification algorithms for eye diseases in humans using the Orange Data Mining program, which serves as a tool for machine learning to aid in the classification of various types of eye diseases, including Cataract, Diabetic retinopathy, Glaucoma, and normal eyes. A total of 4,217 images were used as training and testing datasets. The objective of comparing the performance and accuracy of these algorithms for classifying eye diseases. The supervised learning methods used for classifying the different types of eye disease datasets included Neural Network, Logistic Regression, Gradient Boosting, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, Random Forest, AdaBoost, Naive Bayes, and Decision Trees. The experimental results showed that the algorithm with the highest performance in classifying eye diseases is the Neural Network with ReLU activation function, achieving an accuracy of 97.87%.

Keywords: Eye diseases ; Image Classification Algorithms ; Machine Learning ; Supervised Learning ; Performance Comparison

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตาในมนุษย์ ผ่านโปรแกรมออเรนจ์ดาต้าไมนิ่ง ที่ใช้เป็นเครื่องมือสำหรับการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรเพื่อช่วยในการจำแนกภาพของโรคตาแต่ละประเภท ได้แก่โรคต้อกระจก โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา โรคต้อหิน และต้อปักษี จำนวนทั้งหมด 4,217 ภาพ สำหรับใช้เป็นข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ โดยมีวัตถุประสงค์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องของอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกภาพโรคตาด้วยวิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบมีผู้สอนสำหรับจำแนกข้อมูลแต่ละประเภทได้แก่ Neural Network, Logistic Regression, Gradient Boosting, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, Random Forest, AdaBoost, Naive Bayes และ Decision Tree ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพโรคตาได้ดีที่สุด คือ Neural Network ที่ใช้ Activation Function แบบ ReLu ด้วยค่าความถูกต้องของอัลกอริทึม เท่ากับร้อยละ 97.87

คำสำคัญ: โรคตา ; อัลกอริทึมจำแนกภาพ ; การเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร ; การเรียนรู้แบบมีผู้สอน ; การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

1. บทนำ

โรคตาเป็นหนึ่งในปัญหาสำคัญทางด้านสุขภาพตาที่พบมากในมนุษย์ทุกเพศทุกวัย ที่ส่งผลกระทบต่อ การมองเห็นและการดำรงชีวิตเป็นอย่างมาก ซึ่งโรคตามีหลากหลายชนิดโรคทำให้มีวิธีการรักษาและการดูแลที่แตกต่างกันไปตามลักษณะของโรค แต่จะพบว่าโรคตาส่วนใหญ่จะไม่แสดงอาการ ทำให้โรคตาจึงเป็นเหมือนภัยเงียบที่ไม่มีอาการแจ้งเตือนล่วงหน้าส่งผลทำให้ผู้ป่วยเกิดภาวะของโรคตาที่รุนแรงหรืออาจมีโอกาสูญเสียดวงตาในที่สุด โดยโรคตาสามารถเกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุและปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ 1) ปัจจัยที่เกิดขึ้นจากภายนอกดวงตา เช่น การได้รับบาดเจ็บกับตาโดยตรง การสัมผัสแสงหรือสารเคมีอันตราย เป็นต้น 2) ปัจจัยที่เกิดขึ้นภายในร่างกายรวมถึงความสามารถทางพันธุกรรมของแต่ละบุคคลที่มีผลต่อโรคตา เช่น ความดันโลหิตสูง, โรคเบาหวาน, การติดเชื้อในตา เป็นต้น 3) ปัจจัยเสี่ยงอื่นๆ ที่อาจส่งผลกระทบต่อสุขภาพตา เช่น การสูบบุหรี่ การใช้สายตามากจนเกินไป เป็นต้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในปัจจุบันการใช้สายตามากจนเกินไปเป็นพฤติกรรมของมนุษย์ในยุคโลกาภิวัตน์ที่เทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทในชีวิตประจำวันมากขึ้นส่งผลทำให้มนุษย์ใช้ตาดูหน้าจออุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ที่ทำให้มีความเสี่ยงในการเกิดโรคตาเพิ่มมากขึ้นและเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดโรคตาและอาการข้างเคียงที่แตกต่างกันไปตามปัจจัยแบบ

ต่างๆ ซึ่งผู้ป่วยทางสายตาควรได้รับการวินิจฉัยและรักษาโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเพื่อให้ทราบถึงชนิดของโรคตาแต่ละประเภท เช่น โรคต้อกระจก โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา โรคต้อหิน ตาปกติ เป็นต้น (Johnson, G. J., et al., 2012) รวมถึงการดูแลรักษาโรคตาแต่ละชนิดได้อย่างเหมาะสม (Kumar, S. M., et al., 2023, pp. 593-615)

การพัฒนาเทคโนโลยีทางการแพทย์ในปัจจุบันได้เน้นการใช้ประโยชน์จากการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรในการช่วยในการวินิจฉัยโรคตา ที่มีบทบาทสำคัญในการป้องกันหรือหลีกเลี่ยงการเกิดโรคตาของมนุษย์ ดังนั้นวิธีการคัดกรองโรคตาดังกล่าวด้วยวิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร (García-Florian, et al., 2019, pp. 218-229) จึงมีความสำคัญต่อการวินิจฉัยและการรักษาโรคตา ซึ่งเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแต่ละอัลกอริทึมจะมีความแตกต่างกันทั้งขั้นตอนการทำงาน ประสิทธิภาพของการทำนายหรือการจำแนกประเภทข้อมูลขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลที่ใช้เป็นชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบ โดยเฉพาะอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างตาปกติกับตาที่เป็นโรค ได้แก่ Neural Network, Logistic Regression, Gradient Boosting, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, Random Forest, AdaBoost, Naive Bayes และ Decision Tree (Ravudu, M., et al., 2012, pp.320-325)

ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตาในมนุษย์ เพื่อสามารถนำอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอนไปคัดกรองหรือวินิจฉัยลักษณะของโรคตาชนิดต่างๆ ได้ อีกทั้งเพื่อป้องกันและหลีกเลี่ยงการเกิดโรคตา รวมถึงช่วยให้รักษาผู้ป่วยได้อย่างทัน่วงที่

2. ข้อมูลและวิธีการดำเนินงานวิจัย

2.1 ชุดข้อมูล (Dataset)

ชุดข้อมูลประกอบด้วยภาพโรคตาแต่ละประเภท ได้แก่ โรคต้อกระจก (Cataract), โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา (Diabetic retinopathy), โรคต้อหิน (Glaucoma) และตาปกติ (Normal) ซึ่งภาพเหล่านี้เป็นภาพถ่ายจากจอประสาทตา (Fundus images) และถูกรวบรวมจากหลายแหล่งข้อมูล เช่น IDRiD, Oculur Identification, HRF เป็นต้น โดยชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิจัยนี้สามารถดาวน์โหลดได้จาก <https://www.kaggle.com/datasets/gunavenkatdoddi/eye-diseases-classification>

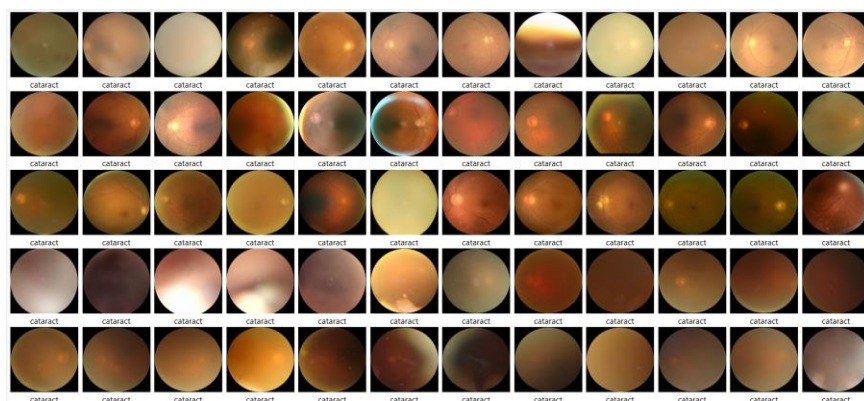
ตารางที่ 1 แสดงชุดข้อมูลของโรคตาแต่ละประเภท

ประเภทของโรคตา	จำนวนชุดข้อมูล (ภาพ)
โรคต้อกระจก (Cataract)	1,038
โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา (Diabetic retinopathy)	1,098
โรคต้อหิน (Glaucoma)	1,007
ตาปกติ (Normal)	1,074
รวม	4,217

2.2 ลักษณะของโรคตาแต่ละประเภท

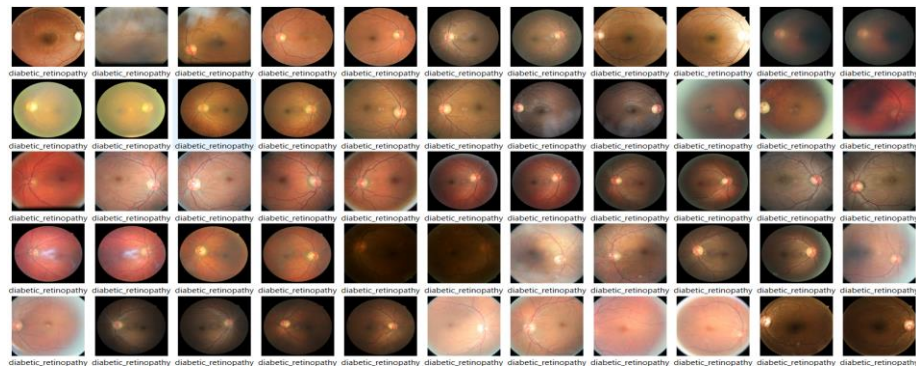
โรคตาอาจเกิดขึ้นได้จากหลากหลายสาเหตุและปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดโรค โดยอาการและความรุนแรงของโรคตาแต่ละประเภทยังมีความแตกต่างกันออกไป ตั้งแต่ อาการเล็กน้อย ไปจนถึง ตาบอด ซึ่งโรคตาส่วนใหญ่ที่พบได้มาก ได้แก่

2.2.1 โรคต้อกระจก เป็นโรคตาที่เกิดจากเลนส์ตาขุ่นมัวลง สาเหตุเกิดจากการเสื่อมของเลนส์ตาตามอายุขัย ซึ่งมักพบในมนุษย์ที่อายุประมาณ 50 ปีขึ้นไป หรืออาจเกิดจากสาเหตุอื่น เช่น เป็นโรคนีตั้งแต่กำเนิด เกิดอุบัติเหตุตอดวงตาโดยตรง หรือมีการใช้ยากกลุ่มสเตียรอยด์ เป็นต้น แต่ลักษณะอาการและความรุนแรงอาจแตกต่างกันไป โดยอาการของผู้ป่วยที่พบมากที่สุดคือการมองเห็นแบบมัวเหมือนมีฝ้าหรือมีหมอกบัง มองเห็นสีเพี้ยน มองเห็นภาพซ้อน และมองเห็นไม่ชัดในช่วงกลางคืน รวมถึงตาไม่สามารถสู้แสงได้ในเวลากลางวัน ซึ่งการรักษาโรคต้อกระจกส่วนใหญ่เป็นการผ่าตัดด้วยเครื่องสลายต้อและใส่เลนส์แก้วตาเทียม



รูปที่ 1 ลักษณะของโรคต้อกระจก

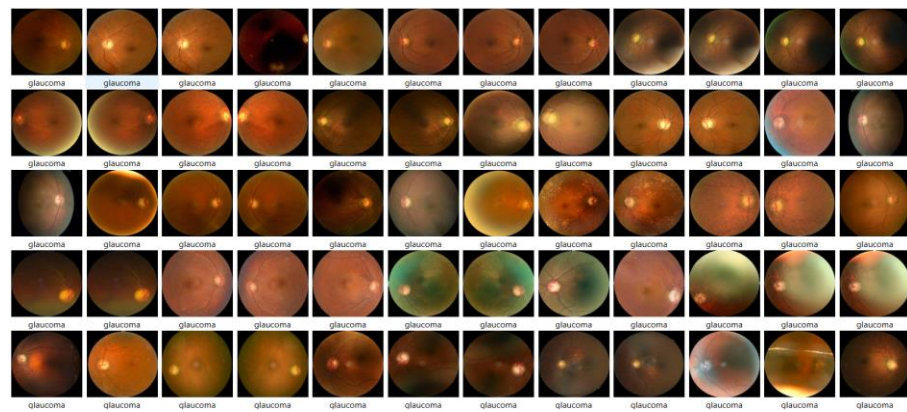
2.2.2 โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา เป็นโรคตาที่เกิดจากโรคเบาหวานและมีสาเหตุจากระดับน้ำตาลในเลือดสูงที่ทำให้เกิดความเสื่อมในหลอดเลือดและระบบประสาทตา โรคนี้เป็นโรคที่ค่อนข้างอันตรายและหากไม่ได้รับการรักษาได้ทัน่วงที่อาจทำให้มีอาการมองเห็นภาพมัวหรือมีโอกาเสี่ยงต่ตาบอดได้



รูปที่ 2 ลักษณะของโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา

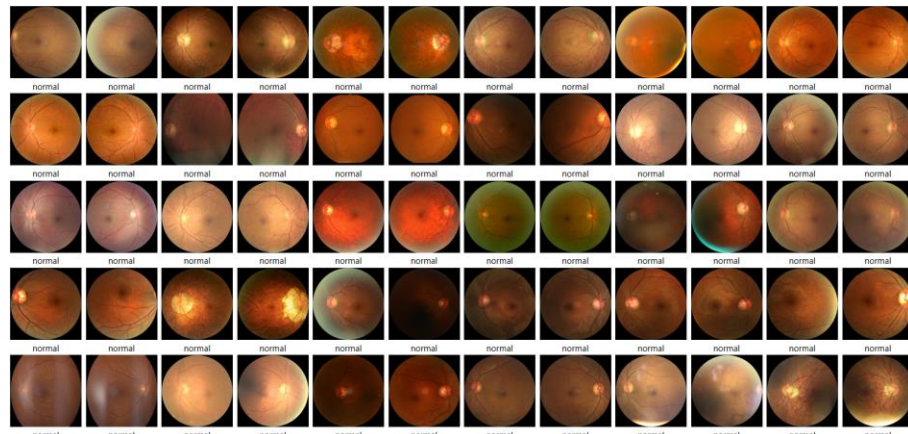
2.2.3 โรคต้อหิน เป็นโรคตาที่เกิดจากความเสื่อมของขั้วประสาทตา ซึ่งสามารถทำให้เกิดความสูญเสียการมองเห็นได้ โรคนี้มักไม่แสดงอาการล่วงหน้า และมักเกิดความดันในดวงตาสูงจนไปทำลายเส้นประสาทตาและขั้วประสาทตาที่ส่งผลให้เกิดการสูญเสียการมองเห็นได้ โรคต้อหินเป็นโรคที่พบได้ในทุกช่วงอายุ แต่มักพบมากที่มนุษย์อายุ 40 ปีขึ้นไป โดยโรคต้อหินมี 2 ชนิด ได้แก่ โรคต้อหินเฉียบพลันที่มีอาการปวดตามากและเห็นแสงสีรุ้งรอบดวงไฟ และโรคต้อหินเรื้อรังที่ไม่มีอาการ ต้องตรวจตาและวัดความดันลูกตาเพื่อระบุโรค

โดยวิธีการรักษาต้อหินไม่สามารถทำให้โรคหายขาดได้ เพียงแต่สามารถควบคุมไม่ให้อาการแย่ลงด้วยวิธีต่างๆ เช่น การใช้ยาหยอดตา การรับประทานยา การเลเซอร์รักษาตา หรือการผ่าตัดตา เป็นต้น ขึ้นอยู่กับความรุนแรงของโรค (Saba, T., et al., 2018, pp.1105-1121)



รูปที่ 3 ลักษณะของโรคต้อหิน

2.2.4 ตาปกติ เป็นดวงตาที่ไม่มีภาวะโรคแทรกซ้อน อวัยวะต่างๆภายในดวงตาทำงานได้อย่างปกติ โดยมีเลนส์ตาที่ช่วยโฟกัสภาพการมองเห็นได้ชัดเจน และมีเส้นประสาทตาที่สามารถทำงานสำหรับเป็นตัวส่งผ่านการกระตุ้นการมองเห็นจากจอประสาทตาไปยังสมองได้เป็นอย่างดี รวมถึงมีน้ำวุ้นตาที่มีลักษณะกลมตลอดเวลา



รูปที่ 4 ลักษณะของตาปกติ

(ข้อมูลโรคตาจาก <https://www.bangkokhospital.com/content/beware-of-4-eye-diseases>)

2.3 อัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกภาพโรคตา

การจำแนกภาพโรคตา เป็นกระบวนการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบมีผู้สอน โดยมีอัลกอริทึมหลากหลายแบบให้เลือกใช้ให้เหมาะสมกับข้อมูลสำหรับจำแนกภาพโรคตา (Meidelfi, D., et al., 2023, pp.136-145) ได้แก่

2.3.1 Neural Network เป็นระบบที่จำลองการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ โดยใช้ อัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ประกอบด้วยหลายชั้น (Layers) โดยแต่ละชั้นประกอบด้วยโหนด (Nodes) หรือเซลล์ประสาทเทียม ที่มีความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ระหว่างกัน

2.3.2 Logistic Regression เป็นอัลกอริทึมทางสถิติที่ใช้ทำนายหรือจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่ม Positive Class และ Negative Class โดยใช้ฟังก์ชัน Logistic Function (หรือ Sigmoid Function) เพื่อคำนวณความน่าจะเป็น (probability) ที่ตัวอย่างข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใด

2.3.3 Gradient Boosting เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบเอ็ลเซมเบิล (Ensemble Learning) ที่ใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้น เช่น Decision Trees เพื่อสร้างโมเดลที่มีความสามารถในการทำนายหรือจำแนกข้อมูล โดยรวมความสามารถของหลายๆ โมเดลเข้าด้วยกัน

2.3.4 Support Vector Machine เป็นอัลกอริทึมในการจำแนกข้อมูลและสร้างขอบเขตการตัดสินใจให้แยกแยะระหว่างกลุ่มข้อมูลในรูปแบบเชิงเส้นหรือแบบอันดับสูง โดยใช้เส้นตรงหรือแผนผังเชิงเส้นเพื่อหาค่าระยะที่มากที่สุด (Margin) จากข้อมูลในกลุ่มแต่ละกลุ่ม

2.3.5 k-Nearest Neighbor (kNN) เป็นอัลกอริทึมในการจำแนกข้อมูล โดยจะค้นหา k ตัวอย่างที่ใกล้ที่สุดจากชุดข้อมูลเพื่อหาความคล้ายระหว่างตัวอย่างใหม่และตัวอย่างที่ใกล้ที่สุด จากนั้นจะการใช้การโหวต (voting) โดยนับจำนวนตัวอย่างในแต่ละคลาสที่อยู่ใน k ตัวอย่างที่ใกล้ที่สุด และคลาสที่มีจำนวนตัวอย่างมากที่สุดจะกำหนดเป็นคลาสของตัวอย่างใหม่

2.3.6 Random Forest เป็นอัลกอริทึมที่ใช้การเรียนรู้จากคำตอบหลายๆ ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) โดยจะสร้างต้นไม้ตัดสินใจแบบสุ่มคุณสมบัติ (features) จากชุดข้อมูลตัวอย่าง เพื่อใช้ในการจำแนกหรือทำนายข้อมูล

2.3.7 AdaBoost เป็นอัลกอริทึมในการสร้างโมเดลที่เรียนรู้จากคำตอบของตัวอย่างต้นไม้แบบย่อย (Weak learners) และให้น้ำหนักแก่ตัวอย่างที่เรียนรู้ผิดพลาดและเรียนรู้จากชุดตัวอย่างใหม่ที่มีจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดน้อยลง

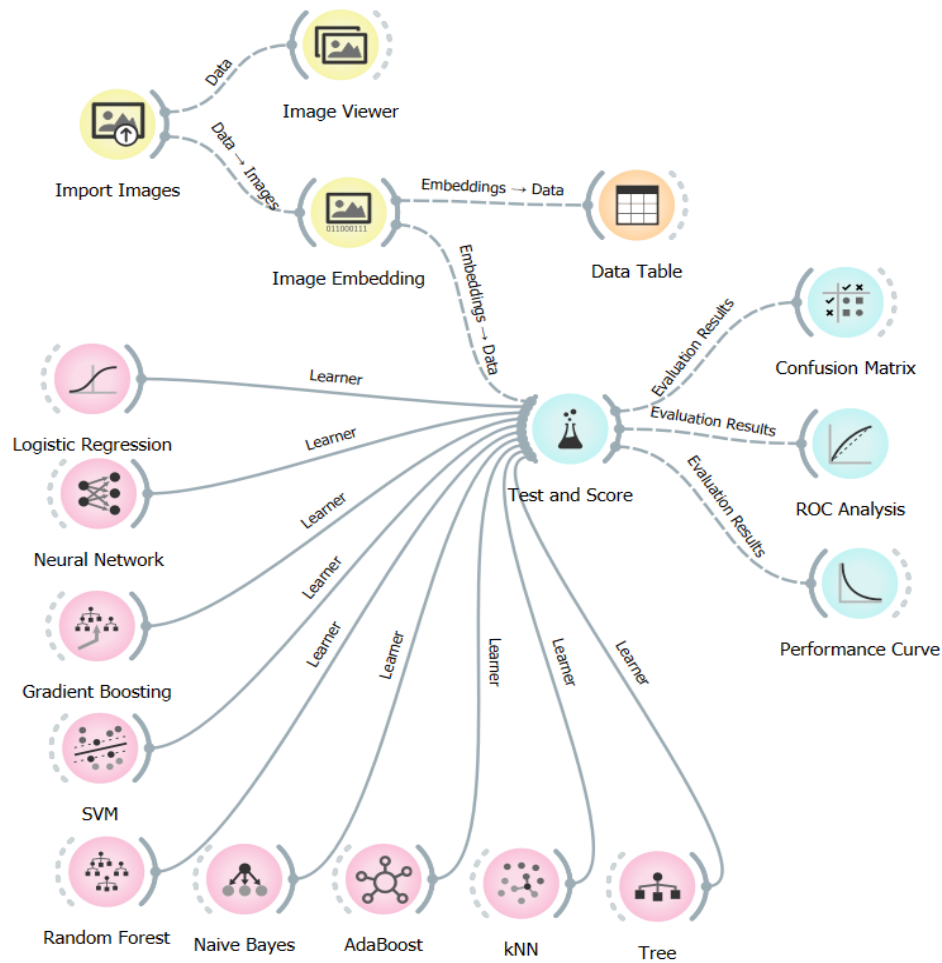
2.3.8 Naive Bayes เป็นอัลกอริทึมในการจำแนกและทำนายข้อมูลที่ใช้การคำนวณความน่าจะเป็น (probability) ของคลาสตามหลัก Bayes' Theorem โดยที่แต่ละคุณสมบัติถือว่าเป็นอิสระต่อกัน

2.3.9 Decision Tree เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้ข้อมูลที่ใช้โครงสร้างของต้นไม้เพื่อตัดสินใจจำแนกข้อมูล โดยจะสร้างโหนดสำหรับแต่ละขั้นตอนของการแบ่งข้อมูล ซึ่งโหนดนี้จะมีเงื่อนไขที่เกี่ยวข้องกับคุณสมบัติและค่าที่ต้องการจำแนก การแบ่งข้อมูลจะทำในทุกโหนดจนกว่าจะได้คลาสจำแนกที่ถูกตัดสินใจ

2.4 วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตา ในการทดลองนี้ผ่านโปรแกรมออเรจันดาต้าไมนิ่ง โดยเริ่มจากการนำข้อมูลภาพโรคตา (Import Images) ทั้ง 4 ประเภทมาแบ่งเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ ด้วยอัตราส่วน 80:20 จากนั้นจึงดำเนินการสกัดลักษณะ (Feature extraction) โดยนำชุดข้อมูลปรับเป็นค่าเวกเตอร์ตามคุณลักษณะเฉพาะของภาพโรคตา จำนวนทั้งหมด 2,048 feature ตั้งแต่ n_0 ถึง $n_{2,047}$ พร้อมทั้งกำหนดป้ายกำกับ (Labeled data) ที่ระบุประเภทของโรคตาแต่ละข้อมูลในชุดข้อมูล จากนั้นจึงดำเนินการใช้อัลกอริทึมเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบต่างๆ เพื่อจำแนกภาพโรคตา โดยอิงตามลักษณะที่สกัด และ

ขั้นตอนสุดท้ายเป็นการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้จำแนกประเภทของโรคตา และนำผลลัพธ์ที่ได้แสดงผลผ่านตาราง Confusion Matrix และกราฟเปรียบเทียบแบบต่างๆ ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 ขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตา

3. ผลการทดลอง

การวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการจำแนกภาพโรคตา ทางคณะผู้วิจัยได้เลือกใช้วิธี 10-fold cross validation ในการแบ่งข้อมูลเป็น 10 ส่วนเท่าๆ กันเพื่อสร้างและทดสอบโมเดล ซึ่งในงานวิจัยนี้จะดำเนินการวัดประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึมจากค่าความถูกต้อง (ACC), CA, F1, Prec, Recall และ MCC ดังตารางที่ 2 และตารางที่ 3

ตารางที่ 2 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพโรคตาของอัลกอริทึมแบบต่างๆ

Algorithms	ACC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Neural Network (ReLu)	97.87%	88.29%	88.30%	88.31%	88.29%	84.39%
Logistic Regression	97.52%	87.19%	87.16%	87.14%	87.19%	82.92%
Gradient Boosting	96.83%	85.32%	85.34%	85.39%	85.32%	80.43%
Support Vector Machine	96.08%	82.70%	82.67%	83.00%	82.70%	77.04%
kNN (k=4)	94.23%	81.45%	81.33%	81.34%	81.45%	75.30%
Random Forest	92.73%	76.68%	76.66%	76.67%	76.68%	68.91%
Naive Bayes	90.43%	72.18%	72.37%	72.71%	72.18%	62.96%
AdaBoost	89.81%	79.63%	79.68%	79.74%	79.63%	72.84%
Decision Tree	77.32%	69.99%	69.97%	69.96%	69.99%	59.97%

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมแบบ Neural network ด้วย Activation Functions แบบต่างๆ สำหรับการจำแนกภาพโรคตา

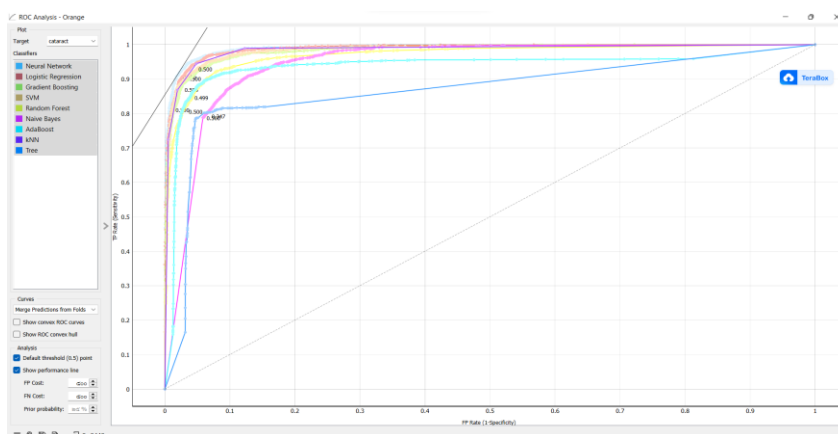
Algorithms	ACC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Neural Network (ReLu)	97.87%	88.29%	88.30%	88.31%	88.29%	84.39%
Neural Network (tanh)	97.73%	88.21%	88.21%	88.20%	88.21%	84.27%
Neural Network (Logistic)	97.57%	88.34%	88.33%	88.33%	88.34%	84.45%
Neural Network (Identity)	96.90%	85.91%	85.95%	86.00%	85.91%	81.21%

ตาราง Confusion Matrix เป็นตารางที่สำคัญในการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร เพื่อคำนวณค่า True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) และ False Negative (FN) โดยพิจารณาสัดส่วนจากสิ่งที่อัลกอริทึมจำแนกประเภทได้ กับ สิ่งที่เป็นจริง ซึ่งทางคณะผู้วิจัยได้แสดง Confusion Matrix ของ Neural Network (ReLU) เนื่องจากอัลกอริทึมนี้ได้ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับร้อยละ 97.87 เมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมแบบอื่น ดังตารางที่ 4

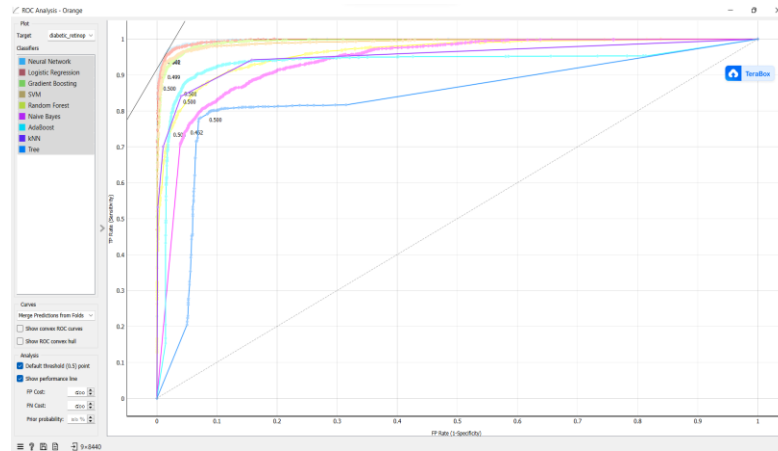
ตารางที่ 4 แสดง Confusion Matrix ของ Neural Network (ReLU)

		Predicted				
		cataract	diabetic_retinopathy	glaucoma	normal	Σ
Actual	cataract	1918	3	105	54	๒๐๘๐
	diabetic_retinopathy	4	2097	33	66	๒๒๐๐
	glaucoma	104	22	1623	261	๒๐๑๐
	normal	50	69	217	1814	๒๑๕๐
Σ		๒๐๗๖	๒๑๙๑	๑๙๗๘	๒๑๙๕	๘๔๔๐

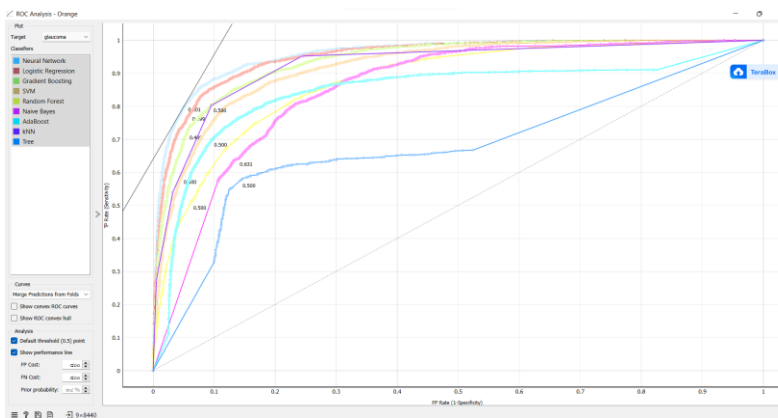
กราฟ ROC Curve เป็นกราฟที่ใช้วัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคตา ที่จะพล็อตเส้นโค้งด้วยค่า False Positive Rate (FPR) บนแกน x และค่า True Positive Rate (TPR) บนแกน y โดยเราจะวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคตาแต่ละประเภทผ่านลักษณะของเส้นโค้ง ROC ที่เข้าใกล้มุมซ้ายบนเท่าใดจะทำให้ค่าความถูกต้องโดยรวมของการทดสอบดีขึ้นเท่านั้น ดังรูปภาพที่ 6-9



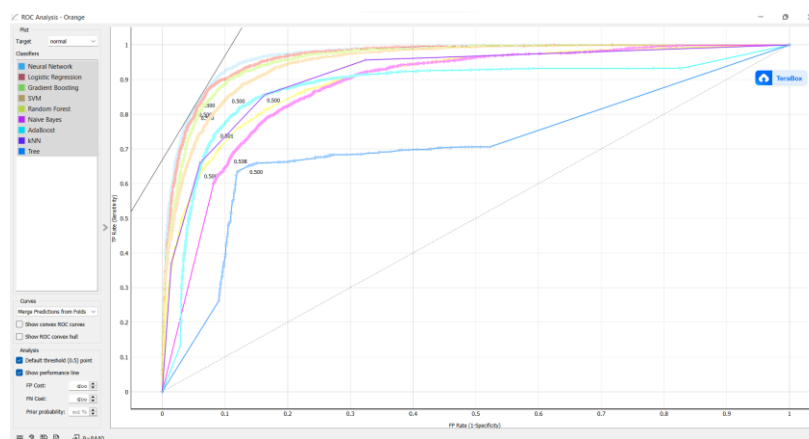
รูปที่ 6 กราฟ ROC Curve ของการจำแนกภาพโรคต้อกระจกด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ



รูปที่ 7 กราฟ ROC Curve ของการจำแนกภาพโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตาด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ

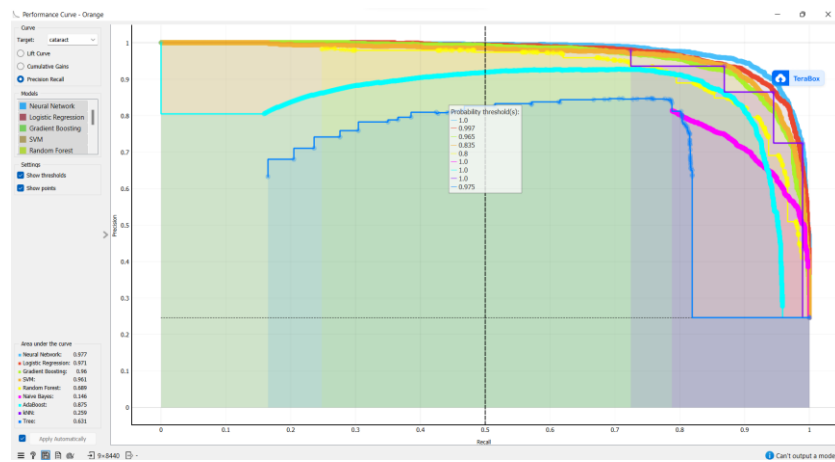


รูปที่ 8 กราฟ ROC Curve ของการจำแนกภาพโรคต่อหินด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ

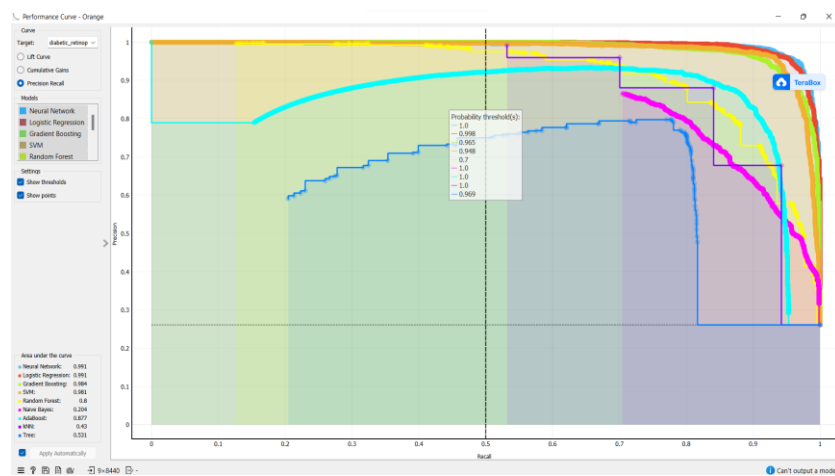


รูปที่ 9 กราฟ ROC Curve ของการจำแนกภาพตาปกติด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ

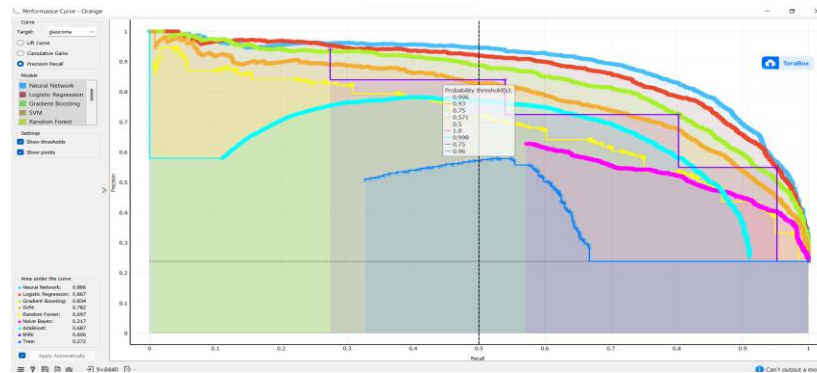
กราฟ Performance Curve เป็นกราฟที่ใช้บอกประสิทธิภาพและคุณลักษณะของอัลกอริทึมในการจำแนกภาพโรคตา ที่จะพล็อตเส้นหรือจุดด้วยค่า Recall บนแกน x และ ค่า Precision บนแกน y โดยเราจะวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคตาแต่ละประเภทผ่านลักษณะของเส้นโค้ง Performance ที่เข้าใกล้มุมขวาบนเท่าใดจะทำให้ค่าความถูกต้องโดยรวมของการทดสอบดีขึ้นเท่านั้น ดังรูปภาพที่ 10-13



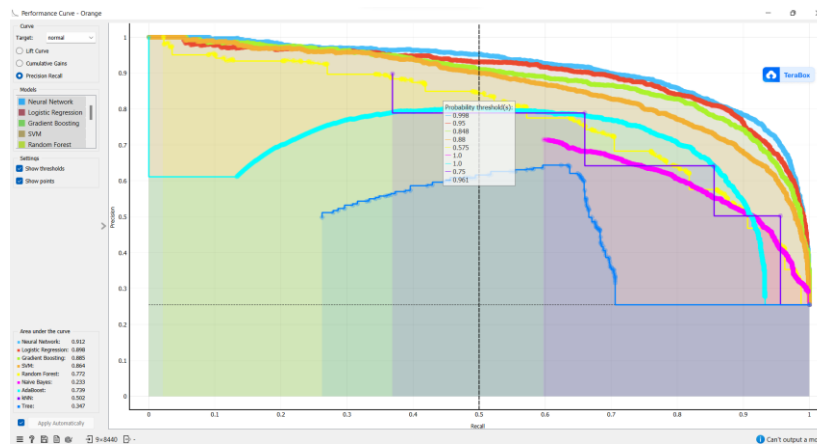
รูปที่ 10 กราฟ Performance Curve ของการจำแนกภาพโรคต้อกระจกด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ



รูปที่ 11 กราฟ Performance Curve ของการจำแนกภาพโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตาด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ



รูปที่ 12 กราฟ Performance Curve ของการจำแนกภาพโรคต่อหินด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ



รูปที่ 13 กราฟ Performance Curve ของการจำแนกภาพตาปกติด้วยอัลกอริทึมแบบต่างๆ

4. สรุปผลและอภิปรายผล

จากผลการทดลองของการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกภาพสำหรับโรคตาในมนุษย์ จะเห็นได้ว่า อัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพตาได้ดีที่สุด คือ Neural network ที่ใช้ Activation Function แบบ ReLu มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 97.87 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 2 คือ Logistic Regression ซึ่งมีค่าความถูกต้อง เท่ากับร้อยละ 97.52 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 3 คือ Gradient Boosting ซึ่งมีค่าความถูกต้อง เท่ากับร้อยละ 96.83 แต่ใช้เวลาในการประมวลผลของอัลกอริทึมค่อนข้างนาน และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 4 คือ SVM มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 96.08 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 5 คือ kNN (k=4) มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 94.23 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 6 คือ Random Forest มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 92.73 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 7 คือ Naive Bayes มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 90.43 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 8 คือ AdaBoost มีค่าความ

ถูกต้องเท่ากับร้อยละ 89.81 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 9 คือ Decision Tree มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 77.32

โดยจากค่าความถูกต้องของอัลกอริทึมของ Neural network ทางคณะผู้วิจัยจึงมีการทดลองเพื่อเปรียบเทียบการใช้ Activation Function แบบอื่นๆ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มีดังนี้ ลำดับที่ 1 แบบ ReLu มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 97.87 และลำดับที่ 2 แบบ tahn มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 97.73 และลำดับที่ 3 แบบ Logistic มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 97.57 และลำดับที่ 4 แบบ Identity มีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 96.90 โดยผลลัพธ์ที่ได้จะสอดคล้องกับแนวโน้มของกราฟ Performance Curve ของการจำแนกภาพโรคตาแต่ละประเภท ที่อัลกอริทึมของ Neural network (เส้นสีฟ้า) เข้าใกล้มุมขวบนมากที่สุดส่งผลทำให้มีค่าความถูกต้องโดยรวมของการทดสอบดีที่สุด แต่ในทางกลับกันกราฟ ROC Curve แสดงผลลัพธ์ของประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคตาที่ดีที่สุด คือ Logistic Regression (เส้นสีน้ำตาล) ที่ลักษณะของเส้นโค้ง ROC วิ่งเข้าใกล้มุมซ้ายบนมากที่สุดส่งผลทำให้มีค่าความถูกต้องโดยรวมของการทดสอบดีใกล้เคียงกับอัลกอริทึมของ Neural network (Siddique, M. A. A., et al., 2022)

ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงสรุปได้ว่า Neural network ที่ใช้ Activation Function แบบ ReLu มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพโรคตาในมนุษย์ได้ดีที่สุด เนื่องจาก Activation Function แบบ ReLu จะช่วยเพิ่มความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ให้กับอัลกอริทึมจึงช่วยให้สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ได้ ส่งผลทำให้ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสามารถจำแนกภาพโรคตาได้ดีขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับผลงานวิจัยอื่นที่นิยมใช้ Neural network เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบเชิงลึก เพราะเป็นโครงสร้างภายในอัลกอริทึมของ Deep Neural Network (Aggarwal, C. C., 2018)

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยแม่โจ้และสำนักงานปศุสัตว์ เขต5 กรมปศุสัตว์ เชียงใหม่

6. เอกสารอ้างอิง

- Aamir, M., Irfan, M., Ali, T., Ali, G., Shaf, A., Al-Beshri, A., ... & Mahnashi, M. H. (2020). An adoptive threshold-based multi-level deep convolutional neural network for glaucoma eye disease detection and classification. *Diagnostics*, 10(8), 602.
- Acharya, U. R., Kannathal, N., Ng, E. Y. K., Min, L. C., & Suri, J. S. (2006, August). Computer-based classification of eye diseases. In *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 6121-6124). IEEE.
- Aggarwal, C. C. (2018). Neural networks and deep learning. Springer, 10(978), 3.
- DemšarJanez; CurkTomaž; ErjavecAleš; GorupČrt; Hočevartomaž; MilutinovičMitar; MožinaMartin; PolajnarMatija; ToplakMarko; StaričAnže; ŠtajdoharMiha (2013-01-01). "Orange". *The Journal of Machine Learning Research*.
- García-Floriano, A., Ferreira-Santiago, Á., Camacho-Nieto, O., & Yáñez-Márquez, C. (2019). A machine learning approach to medical image classification: Detecting age-related macular degeneration in fundus images. *Computers & Electrical Engineering*, 75, 218-229.
- Johnson, G. J., Minassian, D. C., Weale, R. A., & West, S. K. (Eds.). (2012). *Epidemiology Of Eye Disease*, The. World Scientific.
- Kumar, S. M., & Gunasundari, R. (2023). Computational intelligence in eye disease diagnosis: a comparative study. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 61(3), 593-615.
- Meidelfi, D., Sukma, F., & Kharisma, S. Y. (2023). Analysis of Eye Disease Classification by Comparison of the Random Forest Method and K-Nearest Neighbor Method. *International Journal of Advanced Science Computing and Engineering*, 5(2), 136-145.
- Mekha, P., & Teeyasuksaet, N. (2019, January). Deep learning algorithms for predicting breast cancer based on tumor cells. In *2019 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on*

Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (ECTI DAMT-NCON) (pp. 343-346). IEEE.

Mekha, P., & Teeyasuksaet, N. (2021, March). Image classification of rice leaf diseases using random forest algorithm. In *2021 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunication Engineering* (pp. 165-169). IEEE.

Ravudu, M., Jain, V., & Kunda, M. M. R. (2012, December). Review of image processing techniques for automatic detection of eye diseases. In *2012 Sixth International Conference on Sensing Technology (ICST)* (pp. 320-325). IEEE.

Saba, T., Bokhari, S. T. F., Sharif, M., Yasmin, M., & Raza, M. (2018). Fundus image classification methods for the detection of glaucoma: A review. *Microscopy research and technique*, 81(10), 1105-1121.

Siddique, M. A. A., Ferdouse, J., Habib, M. T., Mia, M. J., & Uddin, M. S. (2022). Convolutional Neural Network Modeling for Eye Disease Recognition. *International Journal of Online & Biomedical Engineering*, 18(9).