

การประมวลผลภาพสำหรับการจำแนกรูปภาพพื้นดัสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก
**Image Processing for Fundus Image Classification using
Deep Learning**

ทรงกรด พิมพิสาต* และ ณัฐวุฒิ ศรีวิบูลย์

Songgrod Phimphisan and Nattavut Sriwiboon*

สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศและคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีสุขภาพ

มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์

Department of Informatics and Computer, Faculty of Science and Health Technology,

Kalasin University

Received: June 25, 2020; Revised: September 23, 2020; Accepted: September 23, 2020; Published: December 22, 2020

ABSTRACT – This paper proposed the using a computer for classifying the diabetic retinopathy 4 diabetic severity levels: normal level, light level, medium level and severe level from the fundus image by using image processing with the deep learning. The development of the model for classification of fundus images, shown that the modeling of this paper is more accurate than previous research using machine learning. In addition, this paper uses the model developed to be a prototype. It is shown that the accuracy of the classification of the severity of the diabetic retinopathy, which can help the ophthalmologist effectively diagnose the severity of the diabetic retinopathy from the fundus image.

KEYWORDS: Diabetic retinopathy, Fundus image, Deep Learning, Model

บทคัดย่อ - งานวิจัยนี้เสนอการใช้คอมพิวเตอร์เพื่อจำแนกระดับความรุนแรงเบาหวานเข้าจอประสาทตา 4 ระดับคือ ระดับปกติ ระดับขั้นเบา ระดับขั้นปานกลางและระดับขั้นรุนแรงจากภาพสีพื้นดัสโดยใช้การประมวลผลภาพด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) การพัฒนาแบบจำลองสำหรับจำแนกรูปภาพพื้นดัสแสดงให้เห็นว่าการสร้างแบบจำลองของงานวิจัยนี้มีความแม่นยำมากกว่างานวิจัยก่อนหน้านี้ที่ใช้วิธี Machine Learning นอกจากนี้ งานวิจัยนี้ได้นำแบบจำลองที่ได้ไปพัฒนาเป็นระบบต้นแบบ แสดงให้เห็นว่ามีความแม่นยำในการจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาสามารถช่วยให้จักษุแพทย์วิเคราะห์ระดับความรุนแรงของเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากภาพสีพื้นดัสได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: เบาหวานเข้าจอประสาทตา, ภาพสีพื้นดัส, การเรียนรู้เชิงลึก, แบบจำลอง

*Corresponding Author: songgrod.ksu@gmail.com

1. บทนำ

โรคเบาหวานเป็นโรคเรื้อรังซึ่งจัดอยู่ในกลุ่มโรคไม่ติดต่อที่ไม่สามารถรักษาให้หายขาดและเกิดภาวะแทรกซ้อนได้ง่ายปัจจุบันทั่วโลกให้ความสำคัญกับการจัดการโรคไม่ติดต่อเรื้อรังมากขึ้น นอกจากนี้พบว่าประมาณ 63% ของการเสียชีวิตทั้งหมดทั่วโลกมีสาเหตุจากโรคเบาหวาน สำหรับประเทศไทยปี พ.ศ. 2555 พบผู้เสียชีวิตจากโรคเบาหวานทั้งหมด 7,749 คน หรือเฉลี่ยวันละ 22 คน คิดเป็นอัตราการเสียชีวิตด้วยโรคเบาหวาน 12.06 คนต่อประชากร 1 แสนคน ผู้ป่วยโรคเบาหวานมักพบภาวะแทรกซ้อนตามระบบและอวัยวะต่างๆ โดยเฉพาะภาวะแทรกซ้อนที่สำคัญจากโรคเบาหวาน ที่ผู้ป่วยควรจะได้รับ การคัดกรอง คือโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา [1] เป็นสาเหตุของการสูญเสียการมองเห็นเป็นอันดับ 2 รองจากต้อกระจก โดยเฉลี่ยพบว่าโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาเกิดขึ้นประมาณร้อยละ 20 ของผู้ป่วยเบาหวาน โดยการวิเคราะห์และการคัดกรองผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา จะต้องผ่านกระบวนการวิเคราะห์จากจักษุแพทย์ชำนาญการด้วยการคัดกรองผู้ป่วยโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากการวิเคราะห์ภาพสีพื้นดัด

ปัจจุบันเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์เป็นเครื่องมือที่ช่วยอำนวยความสะดวกและเพิ่มประสิทธิภาพในการแพทย์การรักษาพยาบาล มิงงานวิจัยก่อนหน้านี้เสนอการจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากรูปภาพพื้นดัดโดยใช้ Machine Learning [2] อย่างไรก็ตาม ผลของงานวิจัยก่อนหน้านี้มีผลการจำแนกในระดับต่ำ

ในงานวิจัยนี้จึงเสนอการจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาโดยใช้การประมวลผลภาพพื้นดัดด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [3] เพื่อช่วยให้จักษุแพทย์สามารถวิเคราะห์ระดับความรุนแรงของเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากภาพสีพื้นดัดที่ได้จากกล้องถ่ายภาพจอประสาทตา (Fundus Camera) ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการคัดแยกภาพพื้นดัดเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตามีประสิทธิภาพความแม่นยำกว่างานวิจัยก่อนหน้านี้

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 โรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา

เบาหวานเข้าจอประสาทตา (Diabetic Retinopathy, DR) เป็นภาวะแทรกซ้อนทางตา (Ocular complication) ของ

โรคเบาหวาน พบได้มากในผู้ป่วยเบาหวานที่เป็นมานาน หรือมีการควบคุมระดับน้ำตาลในเลือดไม่ดี แบ่งออกเป็น

1) Non-proliferative Diabetic Retino-pathy (NPDR): เป็นเบาหวานขึ้นจอตาในระยะแรก สามารถตรวจพบความผิดปกติที่จอตาได้หนึ่งหรือหลายข้อต่อไปนี้

- เส้นเลือดโป่งพองขนาดเล็กในชั้นจอตา (Microaneurysms)

- จุดเลือดออกในชั้นจอตา (Intraretinal hemorrhages)

- ไขมันรั่วในชั้นจอตา (Hard exudates) - เส้นใยประสาทตาขาดเลือดมาเลี้ยง (Cotton-wool spots)

- เส้นเลือดผิดปกติในชั้นจอตา (Intraretinal microvascular abnormality: RMA)

2) Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR): เป็นเบาหวานขึ้นจอตาในระยะหลัง สามารถตรวจพบความผิดปกติที่จอตาได้หนึ่งหรือหลายข้อต่อไปนี้

- เส้นเลือดงอกใหม่ที่จอตา (Neovascularization elsewhere: NVE)

- เส้นเลือดงอกใหม่ที่ขั้วประสาทตา (Neovascularization at disc: NVD)

- เลือดออกในวุ้นตา (Vitreous hemorrhage: VH)

- จอตาลอกหลุดจากผนังตาดึงรั้ง (Tractional retinal detachment: TRD)

โดยการวิเคราะห์การคัดกรองผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตา จะต้องผ่านกระบวนการวิเคราะห์จากจักษุแพทย์ชำนาญการ ถึงสามารถวิเคราะห์หรือคัดกรองผู้ป่วยได้ ซึ่งจักษุแพทย์จะวิเคราะห์ภาพพื้นดัดที่เป็นรูปภาพสีจอประสาทตาที่ได้จากกล้องถ่ายภาพจอประสาทตา (Fundus Camera)

2.2 การประมวลผลภาพ (Image Processing)

การประมวลผลภาพ (Image Processing) [4] ถูกใช้อย่างกว้างขวางสำหรับงานในหลายด้าน โดยเฉพาะทางด้านการแพทย์ เพื่อวิเคราะห์การแพทย์และการค้นคว้าทางวิทยาศาสตร์ แพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญสามารถใช้ผลจากการวิเคราะห์ภาพสำหรับวิเคราะห์โรคต่างๆ ได้อย่างรวดเร็วส่งผลให้เพิ่มประสิทธิภาพในการวินิจฉัยโรคได้ดีขึ้น เช่นบริเวณของการเกิดโรคเบาหวานเมื่อนำภาพพื้นดัดที่ผ่านการประมวลผลภาพแล้วจะเห็นจุดที่ผิดปกติชัดเจนยิ่งขึ้นส่งผลให้การตรวจวินิจฉัยโรคเป็นไปอย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ

2.3 Machine Learning

Machine learning คือการพัฒนาให้เครื่องจักรอย่างเช่นระบบคอมพิวเตอร์ให้สามารถเรียนรู้สิ่งต่างๆ ได้จากข้อมูลหรือตัวอย่างที่ส่งเข้าไปในระบบเพื่อทำนายหรือสร้างองค์ความรู้โดยที่ปราศจากการป้อนคำสั่งให้กับเครื่องจักรในการประมวลผลซึ่งกลไกการประมวลผลมีความเกี่ยวข้องกับการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

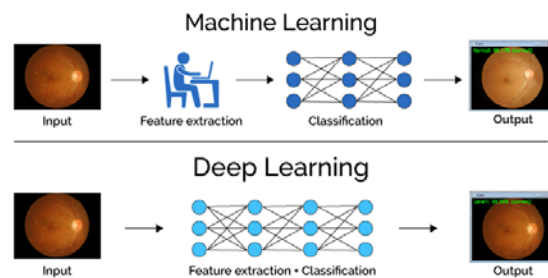
การประยุกต์ใช้ Machine learning กับการประมวลผลภาพ เพื่อคัดแยกหรือจำแนกรูปภาพ จะต้องนำภาพต้นฉบับหรือวัตถุเข้าสู่กระบวนการ Feature Extraction ซึ่งเป็นการคัดแยกคุณลักษณะเด่นออกมาจากข้อมูลต้นฉบับโดยใช้วิธีการต่างๆ เช่น RGB Color Model [5] หรือการแปลงรูปภาพต้นฉบับไปอยู่ในรูปแบบชุดของตัวเลขโดยอาศัยวิธีการต่างๆ เช่น การหาค่า Grayscale Image [6] และวิธีการหาลักษณะเฉพาะที่ได้จากการกระจายตัวของเส้นขอบ (Histograms of Oriented Gradients: HOG) [7] เป็นต้น จากนั้นเมื่อได้ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานในกระบวนการ Machine Learning ได้ จึงนำข้อมูลเรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลอง (Model) สำหรับใช้ในการทำนายผลลัพธ์ โดยกระบวนการสร้างแบบจำลองอาศัยวิธีการ เช่น อัลกอริทึม J48 [8] อัลกอริทึม k-Nearest Neighbor (k-NN) [9] หรือ Support Vector Machine (SVM) [10] เป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับแก้ปัญหาทางด้านการรู้จำรูปแบบข้อมูล เป็นต้น

2.4 Deep Learning

Deep Learning หรือการเรียนรู้เชิงลึกเป็นการพัฒนาให้เครื่องจักรหรือคอมพิวเตอร์สามารถเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาท (Neurons) เหมือนกับสมองมนุษย์เรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network: NN) [11] โดย Deep Learning ถูกสร้างขึ้นจากการนำ NN หลายๆ Layer มาใช้วิเคราะห์และหาคำตอบซึ่งคำว่า Deep Learning ก็มาจากการใช้ NN มากกว่า 2 layer เพื่อให้เครื่องจักรเรียนรู้และสร้างแบบจำลองจึงเปรียบเทียบได้ว่า Layer ของ NN ถูกใช้จำนวนมากสำหรับขั้นตอนการประมวลผลทำให้มีโครงสร้างการเรียนรู้ที่ลึก (Deep) ยิ่งขึ้น โดยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบ Deep Learning ถูกเสนอหลายแบบ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network: CNN) [12] เป็นต้น

2.5 ข้อแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning

กระบวนการทำงานของ Deep Learning สำหรับใช้สร้างแบบจำลองจะมีความแม่นยำ (Accuracy) [13] ที่สูงกว่า Machine Learning ในหลายๆ ปัญหา ยกตัวอย่างเช่น การตรวจจับภาพวัตถุ (Object Detection) เป็นต้น การใช้งานไม่จำเป็นต้องให้ความรู้พื้นฐานกับเครื่องจักรไว้ล่วงหน้า Deep Learning ก็สามารถสร้างแบบจำลองและหาคำตอบได้ ดังแสดงในรูปที่ 1 เปรียบเทียบการทำงานของกลไกเพื่อหาคำตอบว่า ข้อมูลตัวอย่าง (Input Data) เป็นภาพพื้นผิวที่มีความผิดปกติหรือไม่ สิ่งที่ได้เห็นได้ชัดเจนคือ กลไกในขั้นตอน Feature Extraction ที่เป็นกระบวนการประมวลผลภาพสำหรับคัดแยกคุณลักษณะเด่นออกมาจากข้อมูลต้นฉบับซึ่ง Deep Learning จะทำด้วยตนเองโดยพยายามหาจุดเด่นของภาพต้นฉบับโดยอัตโนมัติ แต่กลไกของ Machine Learning ผู้ใช้จะต้องใช้วิธีเช่น RGB Color Model หรือ HOG แล้วจึงนำรูปแบบข้อมูลที่ได้ไปใช้งานได้ ใน Machine Learning เพื่อสร้างแบบจำลองและหาคำตอบ



รูปที่ 1. Machine Learning กับ Deep Learning

2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ

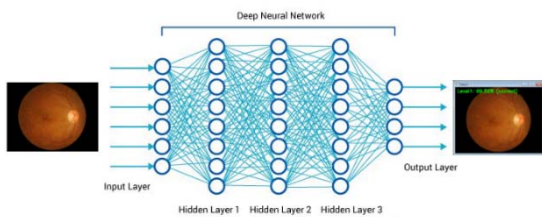
(Convolutional Neural Network: CNN)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network: CNN) คือหนึ่งในวิธีการเรียนรู้แบบ Deep Learning ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้วิธีการของ NN หลายๆ Layer เรียกว่า Hidden Layer ดังรูปที่ 2 เพื่อค้นหาคุณลักษณะและทำซ้ำหลายๆ รอบจนกว่าจะได้รับความแม่นยำของการคัดแยกคุณลักษณะโดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ของคุณลักษณะกับผลลัพธ์มากที่สุด โดยกระบวนการทำงานของ CNN มี 3 ส่วน ดังนี้

1) Input: ข้อมูลหรือวัตถุที่รับเข้าเหมือนการมองเห็นของมนุษย์ ตัวอย่างเช่นรูปภาพพื้นดัส

2) Hidden Layer: ส่วนการประมวลผลเหมือนกับสมองของมนุษย์ทำหน้าที่ในการเรียนรู้ (Training) และการคัดแยกประเภทของวัตถุ

3) Output: ส่วนแสดงผลลัพธ์การคัดแยกซึ่งเป็นผลมาจากใช้ Hidden Layer จำนวนหลายชั้นวิเคราะห์จนได้คำตอบแสดง Class ของวัตถุเช่น ระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากรูปภาพพื้นดัส



รูปที่ 2. Convolutional Neural Network

ข้อดีของ CNN คือสามารถวิเคราะห์และหาคำตอบได้อย่างแม่นยำดังแสดงในงานวิจัย [14-16] ที่มีการประยุกต์ใช้ CNN กับกรจำแนกข้อมูลโดยแสดงให้เห็นว่าความสามารถของ CNN มีความแม่นยำมากถึง 90% อีกทั้งจากการศึกษาพบว่า CNN ถูกใช้ในขั้นตอน Feature Extraction จากข้อมูลประเภทที่ไม่ค่อยเป็นระเบียบหรือไม่ได้มีโครงสร้างเป็นรูปแบบเฉพาะตัว (Unstructured Data) อย่างเช่น รูปภาพ (Image) เป็นต้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงใช้ CNN สำหรับทดสอบและสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากรูปภาพพื้นดัส

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Jindaluang [17] ได้ศึกษาปัจจัยที่สัมพันธ์ต่อการเกิดภาวะเบาหวานเข้าจอประสาทตาได้แก่ ดัชนีมวลกาย การสูบบุหรี่ ผลการควบคุมระดับน้ำตาลในเลือด ระยะเวลาที่ป่วยเป็นเบาหวาน และชนิดของการรักษาเบาหวาน ซึ่งควรศึกษาเพิ่มเติมในจำนวนผู้ป่วยมากกว่านี้ เนื่องจากมีหลายประเด็นที่ผลการศึกษาแตกต่างจากการศึกษาอื่น ได้แก่ อายุ การสูบบุหรี่ ชนิดของการรักษา และการมีโรคความดันโลหิตสูง ร่วมด้วย นอกจากนี้ควรให้บริการเชิงรุกตั้งแต่การคัดกรองผู้ที่มีอายุมากกว่า 35 ปีขึ้นไป ซึ่งเป็นกลุ่มที่มีความเสี่ยงต่อการเป็นเบาหวาน การดูแลผู้ป่วย

เบาหวานแบบองค์รวม และตรวจคัดกรองภาวะเบาหวานเข้าจอประสาทตาในผู้ป่วยเบาหวานอย่างสม่ำเสมอ

A. Paisal และ T. Kasetkasem [18] ได้ศึกษาการคัดแยกเมล็ดพันธุ์ป่นในถั่วเขียว โดยการวิเคราะห์ภาพถ่าย ผลการศึกษาพบว่า การคัดแยกเมล็ดพันธุ์โดยการวิเคราะห์ภาพถ่ายเมล็ดจำนวน 200 เมล็ด เป็นพันธุ์ชยันต 72 และพันธุ์กำแพงแสน 2 สามารถจำแนกภาพของเมล็ดพันธุ์ถั่วเขียวพันธุ์ชยันต 72 และพันธุ์กำแพงแสน 2 ที่ปนกัน ได้ถูกต้องมากกว่า 90%

T. Tathawee และคณะ [19] ได้ศึกษาการระบุชนิดกล้วยไม้บนพื้นฐานของการวิเคราะห์การมองเห็นของคอมพิวเตอร์ ผลวิจัยพบว่าเทคนิคการพัฒนาเทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์เพื่อใช้ในการระบุชนิดกล้วยไม้ทั้งหมดสี่ชนิดจากสี่สกุล โดยอยู่บนพื้นฐานการเปรียบเทียบพื้นที่ Contour ของสีปรากฏบนภาพ ดอกกล้วยไม้ ในแต่ละช่วงความยาวคลื่นจากแหล่งกำเนิดแสงที่แตกต่างกัน ด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ การมองเห็นของคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาขึ้น จากผลการทดลองบ่งชี้ว่าพื้นที่ Contour ที่ความยาวคลื่นแบบต่อเนื่อง ($\lambda = 400-700$ nm) มีศักยภาพต่อการระบุชนิดกล้วยไม้ทั้งสี่ชนิดได้อย่างชัดเจน แต่ช่วงความยาวคลื่นแบบไม่ต่อเนื่องที่ช่วงสีน้ำเงิน ($\lambda = 475$ nm) มีศักยภาพในการระบุกล้วยไม้ทั้งสี่ชนิดได้ดีที่สุด

Muntham และ Ingsrisawang [20] ได้เสนองานวิจัยที่ใช้อัลกอริทึม C4.5 เพื่อวินิจฉัยโรคระบบการหายใจโดยใช้ข้อมูลจากเวชระเบียนจำนวน 7,327 ราย แบ่งเป็นการติดเชื้อทางเดินหายใจส่วนบนแบบเฉียบพลันใช้ตัวแปรที่คัดเลือก 7 ตัวแปรกับชุดข้อมูลเรียนรู้ต่อชุดข้อมูลทดสอบ 70:30 ได้ค่าความถูกต้องของการจำแนกเท่ากับ 92.32% โรคปอดอักเสบใช้ตัวแปรที่คัดเลือก 8 ตัวแปรกับชุดข้อมูลเรียนรู้ต่อชุดข้อมูลทดสอบ 70:30 ได้ค่าความถูกต้องของการจำแนกเท่ากับ 94.70% และโรคโพรงอากาศข้างจมูกอักเสบเฉียบพลันใช้ตัวแปรที่คัดเลือก 7 ตัวแปรกับชุดข้อมูลเรียนรู้ต่อชุดข้อมูลทดสอบ 50:50 ได้ค่าความถูกต้องของการจำแนกเท่ากับ 94.69%

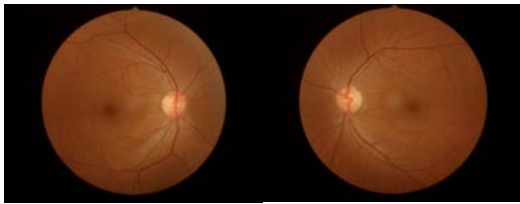
S. Phimphisana [21] ได้เสนองานวิจัยที่ประยุกต์ใช้ Machine Learning สำหรับจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากรูปภาพพื้นดัส โดยได้รวบรวมภาพพื้นดัสจอประสาทตาจากโรงพยาบาลมหาสารคามจำนวน 60 คน จากนั้นใช้วิธี RGB Color Model เป็น Feature Extraction สำหรับคัดแยกข้อมูลรูปภาพ แล้วใช้ Machine Learning ในการสร้างแบบจำลอง ผลของงานวิจัยแสดงให้เห็น

ว่าอัลกอริทึม J48 มีความแม่นยำสูงสุดคือ 85.5% ในการจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตาจากรูปภาพพื้นคัส

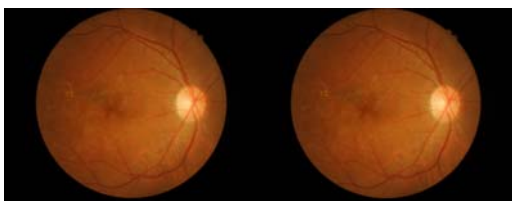
3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 การเตรียมข้อมูล

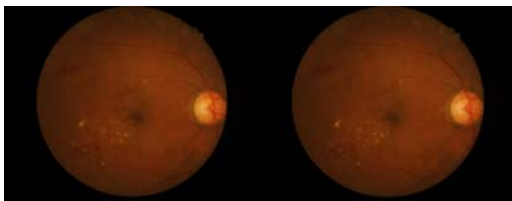
งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลรูปภาพพื้นคัสชุดเดียวกันกับงานวิจัย [21] โดยมีการรวบรวมจากโรงพยาบาลมหาสารคามจำนวน 60 คน โดยแบ่งระดับความรุนแรงของเบาหวานขึ้นจอประสาทตาได้ดังรูปที่ 3 คือภาพถ่ายพื้นคัสของจอประสาทตาปกติ (No Diabetic Retinopathy) รูปที่ 4 คือภาพถ่ายพื้นคัสเบาหวานขึ้นจอประสาทตาขั้นเบา (Mild Non-Proliferative Diabetic Retinopathy) รูปที่ 5 คือภาพถ่ายพื้นคัสเบาหวานขึ้นจอประสาทตาขั้นปานกลาง (Moderate Non-Proliferative Diabetic Retinopathy) และรูปที่ 6 คือภาพถ่ายพื้นคัสเบาหวานขึ้นจอประสาทตาขั้นหนัก (Severe Non-Proliferative Diabetic Retinopathy)



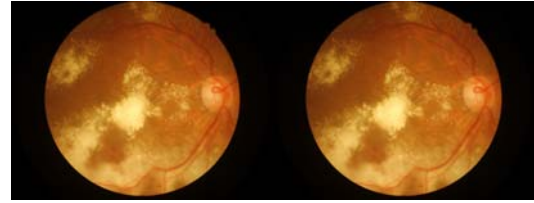
รูปที่ 3. No Diabetic Retinopathy



รูปที่ 4. Mild Non-Proliferative Diabetic Retinopathy



รูปที่ 5. Moderate Non-Proliferative Diabetic Retinopathy



รูปที่ 6. Severe Non-Proliferative Diabetic Retinopathy

3.2 การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเพื่อสร้างแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้ใช้การวัดค่าความแม่นยำ (Accuracy) [13] เป็นค่าที่ได้จากวิธีการทดสอบเพื่อหาค่าพยากรณ์ความถูกต้องของข้อมูลโดยคิดเป็นค่าร้อยละ (%) ใช้สูตรการคำนวณดังนี้

$$\text{Accuracy} = \left[\frac{(\text{TP} + \text{TN})}{(\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})} \right] \times 100$$

โดย	TP	คือ ค่าที่พยากรณ์ถูกต้องเชิงบวก
	TN	คือ ค่าที่พยากรณ์ถูกต้องเชิงลบ
	FP	คือ ค่าที่พยากรณ์ผิดพลาดเชิงบวก
	FN	คือ ค่าที่พยากรณ์ผิดพลาดเชิงลบ

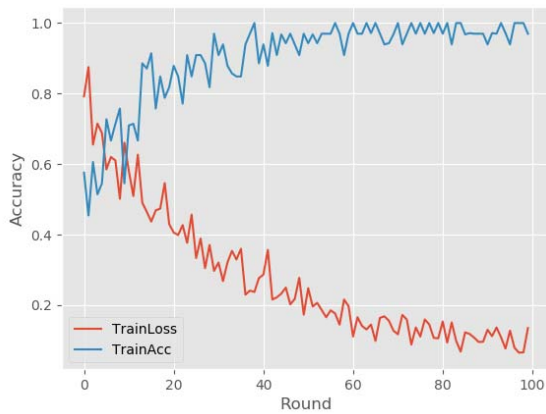
3.3 การสร้างแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ใช้ CNN สำหรับสร้างแบบจำลอง โดยการเรียนรู้ (Training) พัฒนาด้วยเครื่องมือ Keras เวอร์ชัน 2.0.9 [22] ร่วมกับ Tensorflow เวอร์ชัน 1.14 [23] เป็นเครื่องมือที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองตามกระบวนการ Deep Learning ด้วยภาษา Python การสร้างแบบจำลองเพื่อใช้จำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา กำหนดการทดสอบจำนวน 100 รอบ และกำหนด NN จำนวน 3 ชั้น จากนั้นวัดประสิทธิภาพค่าความแม่นยำเปรียบเทียบกับงานวิจัย [21] ที่ใช้ Machine Learning อัลกอริทึม J48 โดยในส่วนของ การสร้างแบบจำลองงานวิจัยนี้ใช้การกำหนดค่าการตรวจสอบแบบไขว้ (k-fold cross validation) [24] คือ k=5 เพื่อให้ CNN สุ่มภาพในชุดข้อมูลทั้งหมด 60 ภาพ ในการทดสอบย่อยของการสร้างการเรียนรู้ให้แบบจำลองในรอบที่ 1 จะได้จำนวน 48 รูปสำหรับใช้ในการเรียนรู้ (Training Dataset) และ 12 รูปสำหรับใช้ทดสอบ (Testing Dataset) แบบจำลอง โดยระบบจะทำงานในลักษณะ

ข้างต้นจนครบ $k=5$ รอบหมายความว่าทั้ง 60 รูปที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองมีโอกาสที่จะเป็นทั้งชุดข้อมูลในการเรียนรู้ (Training Dataset) และชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Testing Dataset)

4. ผลการวิจัย

ผลการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา จากที่งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือ Keras และ Tensorflow ที่พัฒนาด้วยภาษา Python เพื่อเรียกใช้ CNN แล้วนำรูปภาพพินคัสเข้าสู่ระบบเพื่อสร้างการเรียนรู้และทดสอบแบบจำลอง จากนั้นแสดงผลการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7. ผลการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา

จากรูปที่ 7 แสดงผลการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา โดยการทดลองแสดงค่าความแม่นยำ (TrainAcc) และค่าความผิดพลาด (TrainLoss) ในแต่ละรอบ (Round) ที่มีค่าความแม่นยำแตกต่างกัน โดยค่าความแม่นยำของการทดลองโดยเฉลี่ยทั้ง 100 รอบแสดงดังตารางที่ 1 เปรียบเทียบกับงานวิจัยก่อนหน้านี้

ตารางที่ 1. ผลการสร้างแบบจำลองเปรียบเทียบกับงานวิจัยก่อนหน้านี้

Algorithms	Accuracy (%)
S. Phimpisan [21]	85.50
CNN	95.65

5. บทสรุปและการอภิปราย

ภาพถ่ายพินคัสขึ้นจอประสาทตาสามารถแบ่งได้ 4 ระดับคือ ระดับปกติ ระดับขึ้นเบา ระดับขึ้นปานกลางและระดับขึ้นรุนแรง โดยในงานวิจัยได้นำภาพถ่ายพินคัสประมวลผลภาพด้วยหลักการ Deep Learning หรือการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับจำแนกรูปภาพพินคัส แสดงให้เห็นว่าการสร้างแบบจำลองของงานวิจัยนี้ มีความแม่นยำมากกว่าวิธี Machine Learning ที่ใช้ในงานวิจัยก่อนหน้านี้ โดยจากตารางที่ 1 แสดงค่าความแม่นยำของแต่ละวิธี แสดงให้เห็นว่าการใช้ Deep Learning ด้วยอัลกอริทึม CNN สำหรับสร้างแบบจำลองจำแนกระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา จากรูปภาพพินคัสมีความแม่นยำถึง 95.65% ในขณะที่ความแม่นยำ Machine Learning ด้วยอัลกอริทึม J48 ที่เสนอโดย S. Phimpisan [21] มีความแม่นยำเพียง 85.50%

งานวิจัยในอนาคตจะดำเนินการเก็บรวบรวมรูปภาพพินคัสให้ได้จำนวนมากขึ้น เนื่องจากประสิทธิภาพความแม่นยำในการจำแนกรูปภาพด้วย CNN นั้นขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปภาพที่ใช้ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง และนำแบบจำลองไปใช้งานจริงในการจำแนกภาพถ่ายพินคัสเพื่อระบุระดับความรุนแรงของโรคเบาหวานเข้าจอประสาทตา

เอกสารอ้างอิง

- [1] D. Complications. (2019, Cited 1 October 2019). *Diabetic Retinopathy*. Available: <http://www.diabetes.co.uk/diabetes-complications/diabetic-retinopathy.html> [Accessed: July 20, 2020].
- [2] M. Bishop, "Pattern Recognition and Machine Learning," *Springer*, pp. 1–758, 2006.
- [3] L. Deng and D. Yu, "Deep Learning: Methods and Applications," *Foundations and Trends in Signal Processing*, pp. 1–199, 2014.
- [4] R. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 1153 - 1160, 1981.
- [5] R. Hirsch, "Exploring Colour Photography: A Complete Guide," *Laurence King Publishing*, pp. 1–360, 2004.

- [6] S. Johnson, "Stephen Johnson on Digital Photography," *O'Reilly*, pp. 1–305, 2006.
- [7] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 886–893, 2005.
- [8] J. Quinlan, "C4.5: Programs for Machine Learning," ed: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [9] T. Daniel, "Discovering Knowledge in Data," *A JOHN WILEY & SONS*, 2005.
- [10] K. Crammer and Y. Singer, "On the Algorithmic Implementation of Multiclass Kernel-based Vector Machines," *Journal of Machine Learning Research*, pp. 265–292, 2001.
- [11] M. Hassoun, "Fundamentals of Artificial Neural Networks (MIT Press)," *A Bradford Book*, 2003.
- [12] E. Humphrey and J. Bello, "Rethinking Automatic Chord Recognition with Convolution Neural Networks," in *Proceedings of 11th International Conference on Machine Learning and Application*, 2012.
- [13] B. Tilmann, "The Business Impact of Predictive Analytics," ed: IGI Global, pp. 118–119, ISBN 978-1-59904-252-7, 2007.
- [14] R. Mahmood and B. Ghimire, "Automatic detection and classification of Alzheimer's Disease from MRI scans using principal component analysis and artificial neural networks," in *Proceedings of the 20th International Conference on Systems Signals and Image Processing*, pp. 133-137, 2013.
- [15] S. Sarraf and G. Tofighi, "Deep learning-based pipeline to recognize Alzheimer's disease using fMRI data," in *Proceedings of Future Technologies Conference*, San Francisco, CA, USA, pp. 816-820, 2016.
- [16] Y. Han and M. Zhao, "A hybrid sequential feature selection approach for the diagnosis of Alzheimer's Disease," in *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1216-1220, 2016.
- [17] Y. Jindaluang, "Risk Factors for Diabetic Retinopathy in Diabetic Patients, Tak Municipal Area," *Buddhachinaraj Medical Journal*, pp. 53-61, 2009.
- [18] A. Paisal and T. Kasetkasem, "Separation the mingling varieties of the mungbean seeds by image processing," *Khon Kaen Agriculture Journal*, pp. 240-247, 2011.
- [19] T. Tathawee, S. Prasarnpun, S. Onbua, T. Pinthong, and A. Suwannakom, "Orchid identification based on computer vision analysis," in *Proceedings of The 6th National Science Research Conference*, Thailand, pp. 47 - 56, 2014.
- [20] D. Muntham and L. Ingsrisawang, "An Application of Decision Tree Algorithms for Diagnosis of the Respiratory System: A Case Study of Pranakorn Sri Ayudthaya Hospital," *Journal of Health Systems Research*, Vol. 4, pp. 73-81, 2010.
- [21] S. Phimpisan, "Application of Data Mining for Diabetic Retinopathy Using Decision Tree," in *Journal of Srivanalai Vijai*, 2016.
- [22] A. Nain, S. Paul, and M. Maynard-Reid. (13 May 2020). *Keras*. Available: <https://keras.io/> [Accessed: July 20, 2020].
- [23] T. Team. (13 May 2020). *TensorFlow*. Available: <https://www.tensorflow.org/> [Accessed: July 20, 2020].
- [24] R. Kohavi, "A study of crossvalidation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proceedings of the Fourteenth International joint conference on Artificial Intelligence*, Montreal, Canada, pp. 1137-1143, 1995.