

Venomous snake classification by computer vision

Boonsak Hanterdsith

Medical Education Center, Maharat Nakhon Ratchasima Hospital

Abstract

The identification of venomous snake species for the treatment of snakebite victims is crucial in clinical practice. One approach for diagnosis involves visually inspecting the snake that caused the bite. However, this method can be challenging and prone to errors. To address this issue, author has developed a tool to classify venomous snakes based on images, utilizing computer vision and machine learning technology. Computer vision utilizes the intelligence of computers to recognize and differentiate objects or photographs. This information is then used to diagnose the type of venomous snake. During the training process, images of seven common venomous snake species in Thailand, including Cobras, King cobras, Band krait, Malayan krait, Malayan-pit viper, Green-pit viper, and Russel viper were used. A total of 154 images were utilized to train the computer model. This training enabled the computer to accurately recognize and differentiate images of various venomous snake species with up to

80% accuracy. This tool proves to be highly efficient in classifying venomous snake species based on images. Furthermore, the developed tool can be applied in real-life situations. It allows quick and precise diagnosis by capturing images of the snake and using the developed program. This efficient method significantly enhances the effectiveness of snakebite treatments. This application stands as a prime example of employing cutting-edge technology to solve medical issues, facilitating healthcare professionals in diagnosing complex diseases with ease and precision.

Keywords: venomous snake; image classification; machine learning; computer vision

Received: 23 October 2023, Revised: 25 January 2024, Accepted: 1 February 2024

Correspondence: Boonsak Hanterdsith, Medical Education Center, Maharat Nakhon Ratchasima Hospital, 49 Changpeuk Road, Naimuang, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand. Tel: +668 6781 2869, E-mail: boonsak.ha@cpird.in.th

การแยกชนิดงูพิษด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์

บุญศักดิ์ หาญเทอดสิทธิ์

ศูนย์แพทยศาสตรศึกษาชั้นคลินิก โรงพยาบาลมหาราชนครราชสีมา

บทคัดย่อ

การแยกชนิดงูพิษเพื่อการรักษาผู้ป่วยที่ถูกกัดมีความสำคัญอย่างมากในเวชปฏิบัติ วิธีหนึ่งที่ใช้เป็นแนวทางในการวินิจฉัยคือการดูตัวงูที่กัด แต่อาจทำได้ยากและเสี่ยงต่อความผิดพลาดเพื่อแก้ไขปัญหานี้ ผู้วิจัยจึงพัฒนาเครื่องมือแยกชนิดงูพิษจากภาพโดยใช้เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้ความฉลาดของเครื่องคอมพิวเตอร์ (machine learning) ในการรู้จำและแยกแยะวัตถุหรือภาพถ่ายต่าง ๆ จากนั้นใช้ข้อมูลนี้ในการวินิจฉัยชนิดของงูพิษ ในกระบวนการฝึกคอมพิวเตอร์ได้นำภาพของงูพิษที่พบอยู่ในประเทศไทย 7 ชนิด มาใช้ ได้แก่ งูเห่า งูจงอาง งูสามเหลี่ยม งูทับสมิงคลา งูกะปะ งูเขียวหางไหม้ และงูแมวเซา รวม 154 ภาพ เพื่อฝึกโมเดลคอมพิวเตอร์ในการจำแนกภาพ โดยการฝึกนี้ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จำและแยกแยะภาพของงูพิษแต่ละชนิดได้อย่างแม่นยำ มีความถูกต้อง (accuracy) ถึง 80% จึงเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการ

แยกแยะชนิดงูพิษจากภาพ นอกจากนี้เครื่องมือที่พัฒนาขึ้น ยังมีความสามารถในการนำไปใช้งานในสถานการณ์จริง สามารถถ่ายภาพของงูและใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อวินิจฉัยชนิดของงูได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ทำให้การรักษาผู้ป่วยเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ เป็นตัวอย่างของการนำเทคโนโลยีสมัยใหม่มาใช้ในการแก้ไขปัญหาทางการแพทย์ และเป็นการเสริมความชำนาญของแพทย์ในการวินิจฉัยโรคที่ซับซ้อนอย่างง่ายตายและมีประสิทธิภาพมากขึ้น

คำสำคัญ: งูพิษ; การแยกภาพ; การเรียนรู้ด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์; คอมพิวเตอร์วิทัศน์

วันที่รับต้นฉบับ: 23 ตุลาคม 2566, วันที่แก้ไข: 25 มกราคม 2567, วันที่ตอบรับ: 1 กุมภาพันธ์ 2567

บทนำ

ผู้ถูกงูพิษกัดในประเทศไทยยังมีให้พบเห็นได้เรื่อยๆ รายงานสถิติที่มีการรวบรวมไว้ล่าสุด โดยกรมควบคุมโรค^[1] คือ ระหว่าง พ.ศ. 2544-2562 พบว่า มีผู้ถูกงูกัดรวมแล้ว 123,428 ราย เฉลี่ยปีละ 6,496 ราย อัตราป่วยระหว่าง 11.85-13.18 ต่อประชากรแสนคน ต่ำสุดในปี พ.ศ. 2557 (1.88) สูงสุด พ.ศ. 2561 (12.07) ปี พ.ศ. 2562 (ค.ศ. 2019) โดยแยกเป็นชนิดงูที่มีพิษกัด 4,991 ราย อัตราป่วย 7.51 ต่อประชากรแสนคน ชนิดงูที่กัด ไม่สามารถระบุชนิดได้ 3,456 ราย (ร้อยละ 69.24) และสามารถระบุชนิดได้ 1,535 ราย (ร้อยละ 30.76) จำแนกเป็น งูกะปะ 915 ราย (18.34) งูเห่า 283 ราย งูแมวเซา 28 ราย งูสามเหลี่ยม 3 ราย งูจงอาง 2 ราย ที่เหลือเป็นงูพิษอื่น ๆ 304 ราย จากข้อมูลดังกล่าว แม้ไม่มีรายละเอียดสาเหตุที่ไม่สามารถระบุชนิดงูพิษได้

แต่ส่วนหนึ่งอาจเป็นเพราะไม่รู้จำงูพิษแม้ได้เห็นตัวงู การแยกชนิดงูพิษด้วยการดูตัวงูยังคงเป็นปัญหาในทางปฏิบัติ เพราะการรักษาผู้ป่วยที่ถูกงูพิษกัด ต้องทราบชนิดงูเพื่อให้ antivenom ที่ถูกต้อง ซึ่งนอกจากการวินิจฉัยจะได้จากการซักประวัติและสังเกตจากอาการแสดงทางคลินิกแล้ว การดูตัวงูเป็นแนวทางช่วยแพทย์ในการวินิจฉัยและวางแผนการรักษาได้ง่ายและถูกต้องยิ่งขึ้น^[2] แต่การแยกชนิดงูว่ามีพิษหรือไม่ และเป็นชนิดใด ยังคงเป็นปัญหาสำหรับแพทย์ผู้ยังไม่เคยพบหรือ นักศึกษาแพทย์ที่กำลังเรียนรู้เรื่องงูพิษ เนื่องจากยังไม่เคยเห็นงูตัวจริง วิธีการหนึ่งที่ใช้ในปัจจุบัน คือ การเทียบกับภาพงูในหนังสือหรืออินเทอร์เน็ต หรือเทียบลักษณะทางกายภาพของงูที่มีการบรรยายเป็นตัวอักษรแยกเป็นตารางไว้ เช่น ลักษณะหัว ลำตัว หาง เกล็ด สี^[2] เป็นต้น ซึ่งแพทย์แต่ละคนมีการรับรู้และประเมินผลแตกต่างกัน การดูภาพที่ใช้เปรียบเทียบนั้นส่วนมากจะใช้ภาพเพียง 1-2 ภาพ อาจใช้เวลามากในการพิจารณา และยังไม่เคยมีการประเมินความถูกต้องในการแยกภาพด้วยวิธีดั้งเดิมดังกล่าว อย่างไรก็ตามหากมีเครื่องมือที่ช่วยวินิจฉัยได้อย่างรวดเร็ว พร้อมทั้งระบุความน่าจะเป็นของชนิดงูจากภาพที่เห็นนั้น น่าจะมีประโยชน์มาก

ผู้สนับสนุนประสานงาน: บุญศักดิ์ หาญเทอดสิทธิ์ ศูนย์แพทยศาสตรศึกษาชั้นคลินิก โรงพยาบาลมหาราชนครราชสีมา 49 ถนนช้างเผือก ตำบลในเมือง อำเภอเมือง นครราชสีมา 30000 ประเทศไทย โทรศัพท์ +668 6781 2869 อีเมล boonsak.ha@cpird.in.th

แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในปัจจุบันปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence: AI) เข้ามามีบทบาทมากในทางการแพทย์ โดยสาขาคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision: CV)^[3,4] มีแนวโน้มถูกนำมาใช้มากขึ้นสำหรับการวินิจฉัยโรคที่ต้องใช้ประสาทสัมผัสทางตา เช่น ทางรังสีวิทยา (Xray, MRI) โรคผิวหนัง (skin lesion diagnosis) เป็นต้น ในกรณีการแยกชนิดงูพิษนั้นหลักการเดียวกับการใช้ CV แยกภาพแบบอื่นดังกล่าวมาแล้ว แต่ปัจจุบันยังไม่มีโมเดลสำเร็จรูป (pre-trained model) สำหรับแยกชนิดงูพิษให้นำไปใช้งานได้ทันที มีแต่เพียงแยกได้อย่างหยาบ ๆ ว่าเป็นงูหรือไม่และมีค่าใช้จ่ายในการเรียกใช้บริการ^[5] ผู้นิพนธ์จึงมีแนวคิดที่จะนำ CV มาจำแนกชนิดของงูพิษ (snake image classification) โดยนำภาพงูพิษมาฝึกสร้างโมเดล (model training) เอง เพื่อการวินิจฉัยที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็วมากขึ้น

วัตถุประสงค์ของการศึกษา

เพื่อสร้างเครื่องมือแยกชนิดงูพิษจากภาพ (image classification) ด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision)

วิธีการดำเนินงานวิจัย

วัสดุ

1. เตรียมรูปภาพงูพิษชนิดต่างๆจากหนังสือ^[6,7] และอินเทอร์เน็ต^[8] (ใช้คำค้นเป็นชื่อชนิดนั้นๆ) อย่างน้อย 5 ภาพต่อหนึ่งชนิด (เป็นความต้องการขั้นต่ำของโปรแกรมที่ใช้ฝึกโมเดล) โดยเลือกภาพงูพิษที่พบบ่อยในประเทศไทย 7 ชนิด ได้แก่ งูเห่า งูจงอาง งูสามเหลี่ยม งูทับสมิงคลา งูกะปะ งูเขียวหางไหม้ และงูแมวเซา ซึ่งในการพัฒนานี้ได้รูปภาพทั้งหมด 154 ภาพ (ไฟล์นามสกุล.jpg เลือกภาพที่มีความคมชัด ภาพมีความเด่นชัดเมื่อเทียบกับฉากหลัง)

2. สมัครใช้บริการเพื่อประมวลผลรูปภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ที่ <https://www.customvision.ai/> (บริษัท Microsoft Inc.) หรือ <https://cloud.google.com/vision> (บริษัท Alphabet Inc.)

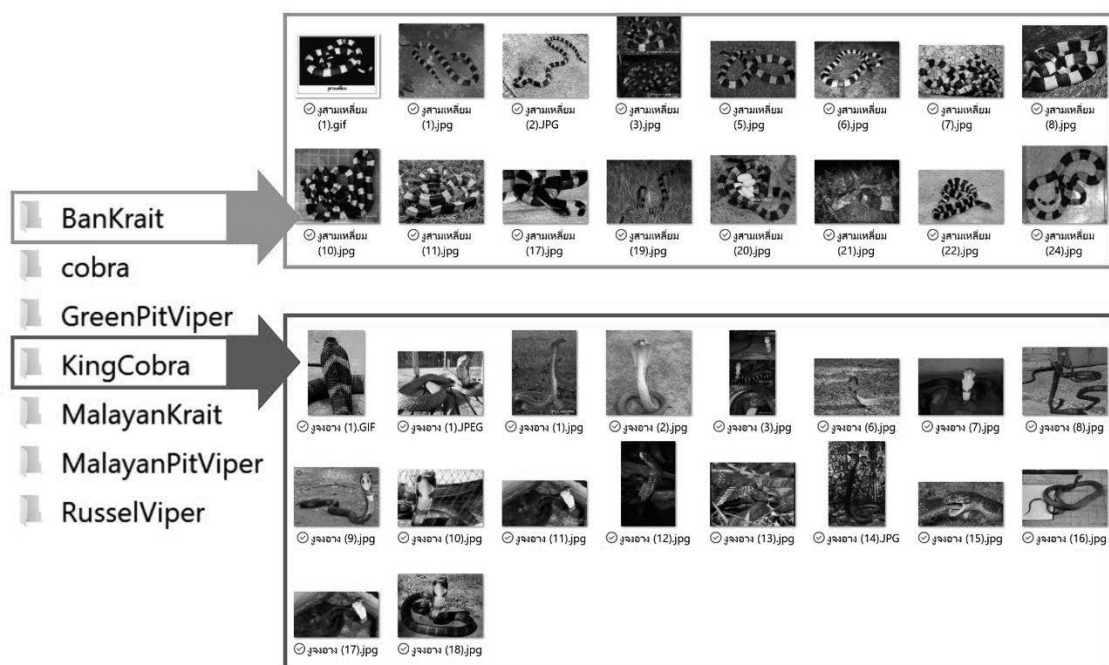
วิธีการ

ผู้วิจัยเลือกฝึกการจำรูปภาพที่ <https://cloud.google.com/vision> โดยมีขั้นตอนหลัก ดังนี้

2.1. สร้างโปรเจค กำหนดชื่อและคำอธิบายโปรเจค Image Classification

2.2. นำภาพทั้งหมดทั้งหมดเข้าโปรแกรม โดยแยกชนิดของงูพิษเป็น 7 ชนิด และระบุ tag เป็นงูพิษและชื่อของแต่ละชนิด ตัวอย่างภาพงูเห่าและการ tag ดังภาพที่ 1

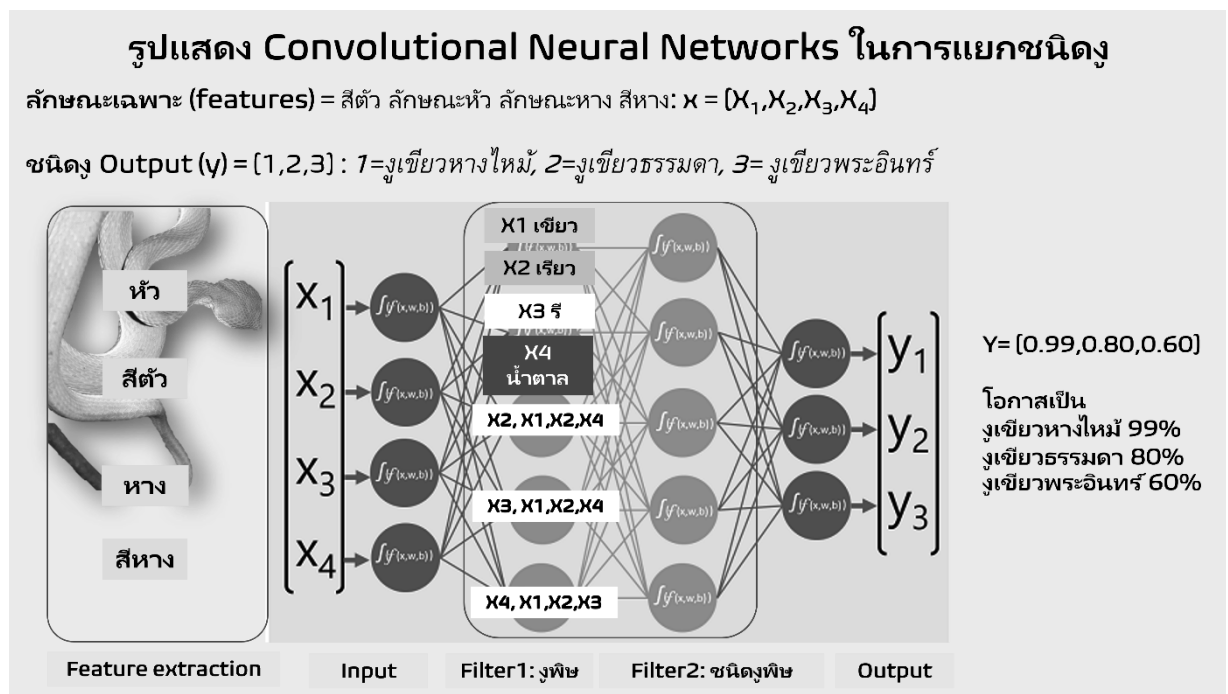
ตัวอย่าง tag ภาพงูที่นำมาใช้ฝึกแยกภาพ



ภาพที่ 1 ตัวอย่าง tag ชนิดงูพิษ

3. ผีคอมพิวเตอร์ให้จำภาพโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์แบบการจำแนกภาพ (image classification) โดยมีหลักการ คือ นำภาพพิกเซลต่างๆ เข้าระบบคอมพิวเตอร์แล้วกำหนดชื่อภาพเป็นชนิดของงู (label หรือ tag) ให้คอมพิวเตอร์ฝึกจดจำภาพดังกล่าว คอมพิวเตอร์จะทำการแยกภาพแต่ละภาพจากลักษณะทางกายภาพเป็นหน่วยย่อย (features extraction) โดยอัตโนมัติจากการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์เองเทียบกับ label ที่กำหนดให้ (supervised machine learning) เช่น สีลำตัว รูปร่างลำตัว ลาย ลักษณะหาง สีหาง เป็นต้น แล้วแปลงข้อมูลเป็นรูปแบบตัวเลขที่เรียงกันเป็นชุด ๆ เปรียบเสมือนข้อมูลนำเข้า (input) ซึ่งแต่ละภาพจะถูกแยกไว้เป็นกลุ่มตามที่ถูก label ไว้ (classification) จากนั้นจะถูกนำไปประมวลผลด้วยเทคนิค deep learning ซึ่งประมวลผลเป็นชั้น ๆ คล้ายระบบประสาทมนุษย์ (แต่ละชั้นเปรียบ

เสมือนนักสืบที่ทำงานร่วมกันหลายคนในการปะติดปะต่อข้อมูล แม้แต่ละคนสนใจคนละจุด) ทุก features จะถูกนำมาประมวลผลในแต่ละ Node หรือ Neuron เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูล เรียกว่าเป็นการกรอง (filter) ชั้นแรกๆ เป็นลักษณะที่หยาบกว่า เช่น ประมวลผลแล้วแยกได้ว่าเป็นงูพิษ หรือไม่มีพิษชั้นหลัง ๆ จะมีความละเอียดมากขึ้น เช่น หากเป็นงูพิษจะแยกลงไปอีกว่าเป็นชนิดไหน เป็นต้น และสุดท้ายผลที่ได้ถูกสรุปเป็น output พร้อมความน่าจะเป็น เช่น เป็นงูเห่า 99% ซึ่งทั้งหมดนี้เรียกว่า โครงข่ายประสาท (Convolutional Neural Networks: CNNs) ดังภาพที่ 2 หากจะเปรียบเทียบให้เห็นภาพชัดเจน สามารถเทียบ CNNs ได้กับการต่อจิ๊กซอว์ ภาพสุดท้ายที่ต้องการถือเป็น output ส่วน features คือ รูปร่าง สี และภาพที่อยู่ในจิ๊กซอว์นั้น



ภาพที่ 2 แสดงโครงข่ายประสาทเพื่อแยกชนิดงู

4. ในทางปฏิบัติ สามารถกำหนดค่าต่าง ๆ เพื่อสร้างโมเดลได้ ดังนี้

4.1. กำหนด Probability threshold เพื่อการตัดสินใจให้เหมาะสม (Default 0.5) โดยการปรับขึ้นหรือลง (ค่าอยู่ระหว่าง 0-1) ซึ่งโดยหลักการวินิจฉัยว่าเป็นงูพิษหรือไม่ false negative ควรน้อยมาก เพื่อไม่ให้วินิจฉัยผิดพลาด และให้การรักษาทันท่วงที จึงต้องปรับให้น้อยกว่า 0.5 แต่ในเบื้องต้นใช้ค่า default ก่อน

4.2. สร้างโมเดลเพื่อประเมินประสิทธิภาพการแยกชนิดภาพ (ดูประสิทธิภาพจากโมเดลในหัวข้อการทดสอบสิ่งประดิษฐ์) ซึ่งแสดงด้วย precision และ recall มีหลักการ คือ

4.2.1. Precision (ความแม่นยำ หรือ positive predictive value) มีค่าระหว่าง 0-100% ยิ่งมีค่ามากแสดงว่าแม่นยำสูง) เป็นค่าที่ระบุผลการทดสอบว่าถูกต้องเพียงใดเมื่อเทียบกับความเป็นจริง เช่น หากทดสอบนำภาพงูเข้าโปรแกรม 100 ภาพ แล้วถูกระบุว่าเป็นงูเห่าทั้งหมด แต่ในความเป็นจริงเป็นงูเห่า 80 ภาพ ดังนั้น precision = 80

4.2.2. Recall (ความไว หรือ sensitivity, มีค่าระหว่าง 0-100% ยิ่งมีค่ามากแสดงว่า ความไวสูง) เป็นค่าที่ทำนายว่า ผลการทดสอบจะตรงกับความเป็นจริงร้อยละเท่าไร เช่น หากนำภาพงูเห่า 100 ภาพเข้าโปรแกรม แล้วผลออกมาเป็นงูเห่า 80 ภาพ แสดงว่า recall = 80%

หากต้องการค่า recall สูง ๆ เช่นกรณีการวินิจฉัยงูพิษ สามารถปรับ threshold ลดลงได้ แต่อาจจะทำให้ precision ลดลง

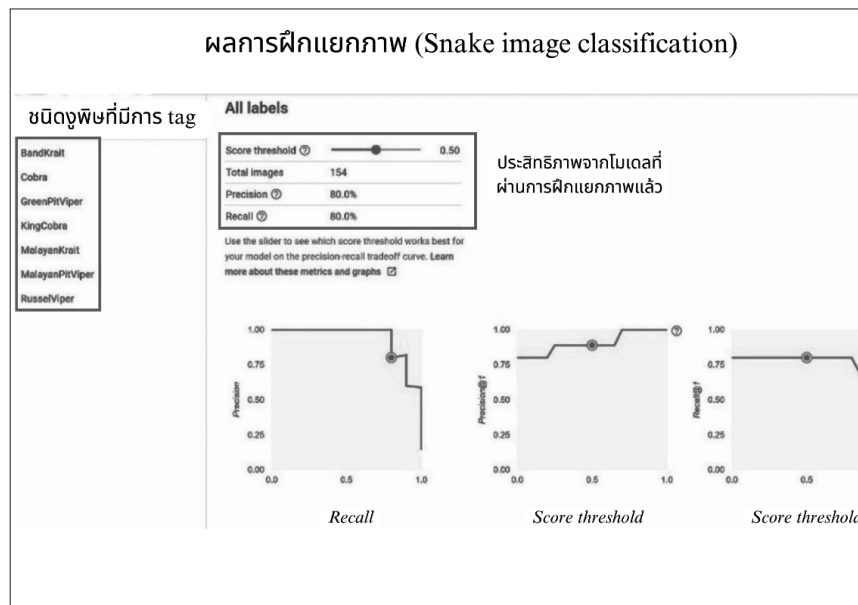
ผลการวิจัย

ตารางที่ 1 แสดงจำนวนภาพงูพิษที่ใช้ฝึกแยกภาพ

ชนิดงูพิษ	จำนวนภาพ
งูเห่า	26
งูจงอาง	18
งูสามเหลี่ยม	16
งูทับสมิงคลา	20
งูกะปะ	23
งูแมวเซา	24
งูเขียวหางไหม้	27
รวม	154

ประสิทธิภาพของโมเดล

เมื่อมีการฝึกคอมพิวเตอร์ให้แยกชนิดภาพแล้วจะได้ค่า precision และ recall แสดงดังภาพที่ 3

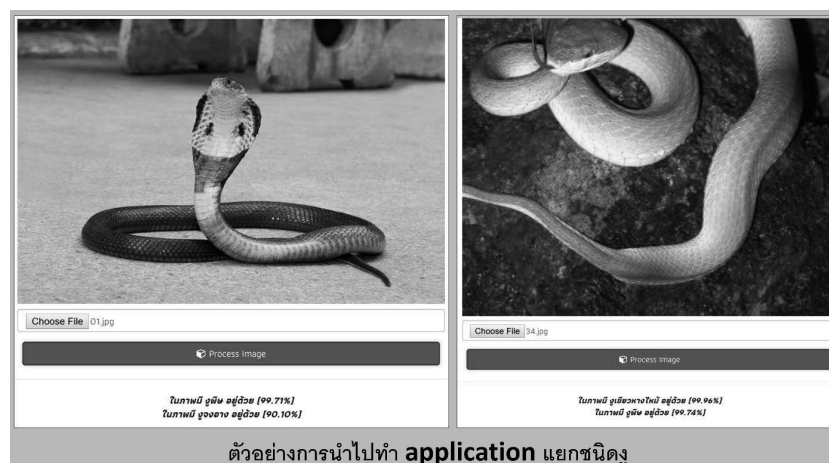


ภาพที่ 3 แสดงผลการฝึกแยกภาพชนิดงูพิษ

จากการใช้ภาพงูทั้งหมด 154 ภาพ พบว่า มีความแม่นยำ 80% และความไว 80% ซึ่งสามารถคำนวณ Accuracy ได้ 80% จึงถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดี มีประสิทธิภาพมาก เพียงพอต่อการนำไปใช้แยกชนิดงูได้

การนำโมเดลไปประยุกต์ใช้

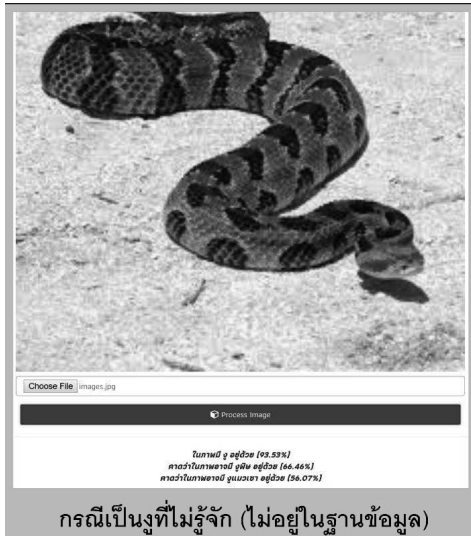
เมื่อนำโมเดลไปทดสอบกับภาพงูที่ไม่เคยรู้จักมาก่อน (ไม่อยู่ในคลังภาพที่ใช้ฝึก) ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 การนำภาพงูมาทดสอบการจำแนกภาพด้วยโมเดลที่ผ่านการฝึกแล้ว

จะเห็นว่า เมื่อนำภาพงูจางและงูเขียวหางไหม้เข้าในโปรแกรมให้ทำนาย สามารถประมวลผลแต่ละภาพภายในระยะเวลาไม่ถึงหนึ่งนาที และมีความถูกต้องแม่นยำสูงมากด้วยการแสดงความน่าจะเป็น

แต่ถ้าเป็นงูชนิดที่ไม่รู้จัก หรือไม่อยู่ในฐานข้อมูลที่นำมาฝึก จะแสดงความน่าจะเป็นสูงในการระบุว่าเป็นงู แต่จะทำนายเป็นงูที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับที่มีในฐานข้อมูล ซึ่งความน่าจะเป็นน้อยดังภาพที่ 5



ภาพที่ 5 แสดงการจำแนกภาพงูที่โปรแกรมไม่รู้จัก

อภิปรายผล

เคยมีการศึกษาเพื่อแยกภาพงูพิษในต่างประเทศโดยใช้ (Machine learning : ML) เช่นกัน โดยมีความถูกต้อง (accuracy) ระหว่างร้อยละ 70-98^[9-12] แต่เป็นการแยกงูพิษที่พบได้ในท้องถิ่นประเทศนั้น ๆ ดังนั้น จึงมีความจำเป็นต้องพัฒนาระบบแยกชนิดงูพิษขึ้นเองเพื่อใช้งานกับงูพิษที่พบได้บ่อยและพิษร้ายแรงในประเทศไทย

การฝึกโมเดลแยกภาพงูพิษอาจใช้เครื่องมือที่สำเร็จรูป เช่น <https://www.customvision.ai/> (บริษัท Microsoft Inc.) หรือ <https://cloud.google.com/vision> (บริษัท Alphabet Inc.) หรืออาจเขียนโปรแกรมด้วยภาษา python แล้วใช้ library ที่เฉพาะสำหรับสร้างโมเดลทำการฝึกจดจำภาพ เช่น TensorFlow ภายใต้ทรัพยากรที่มีประสิทธิภาพในการประมวลผล เช่น Google Colab (<https://colab.research.google.com/>) เพียงแค่มีบัญชีของ google เท่านั้น ซึ่งจากการใช้โปรแกรมทั้งสองสำเร็จรูปในการฝึกจดจำและแยกรูปภาพ ปรากฏว่าได้ผลดี และหากมีการนำภาพเข้าโปรแกรมและฝึกโมเดลมากขึ้นเรื่อย ๆ ก็จะทำให้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นอีก นอกจากนั้นวิธีที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากขึ้น ต้องนำภาพงูที่เต็มตัว มีความคมชัด

แยกพื้นหลังและตัวงูได้อย่างชัดเจนมาฝึก และภาพงูแต่ละชนิดควรมีจำนวนใกล้เคียงกัน การใช้เครื่องมือฝึกแยกภาพทั้งสองสำเร็จรูปนั้นทำได้ง่าย รวดเร็ว และนำไปใช้งานได้ดี เหมาะสำหรับบุคลากรทางการแพทย์ที่มีความรู้ด้านพิษอยู่แล้วและศึกษาเพิ่มเติมในความรู้พื้นฐานทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์และการสมัครใช้โปรแกรมก็เพียงพอต่อการนำไปใช้ โดยประโยชน์จากการวิจัยและการนำไปใช้ มีดังนี้

1. สามารถนำไปพัฒนาเป็น application หรือโปรแกรมช่วยให้แพทย์วินิจฉัยงูพิษได้ โดยเมื่อผู้ป่วยนำงูมาโรงพยาบาล ให้เปิดโปรแกรมจากโทรศัพท์มือถือแล้วกดถ่ายภาพจากหน้าจอโปรแกรม จากนั้นภาพจะถูกวิเคราะห์แล้วแสดงผลออกมาให้เห็นดังภาพที่ 4

2. เป็นเครื่องมือในการเรียนการสอนนักศึกษาแพทย์แบบ e-learning โดยจัดสถานการณ์จำลองเป็นโจทย์พร้อมคำถาม แล้วให้นักศึกษาใช้ application เพื่อยืนยันสิ่งที่นักศึกษาตอบคำถาม ซึ่งจะทำให้นักศึกษาสนใจและสนุกกับการเรียนมากขึ้น

แต่อย่างไรก็ตาม การวิจัยนี้มีข้อจำกัด คือ จำนวนงูที่นำมาฝึกจดจำภาพ (train) มีน้อย ซึ่งต้องใช้ภาพที่ชัดเจนและตัวงูกับฉากหลังแตกต่างกันชัดเจน การหาจากอินเทอร์เน็ตมักมีคุณภาพปานกลางถึงต่ำ จึงต้องอาศัยการเก็บข้อมูล และอาจต้องใช้ระยะเวลานาน หรืออาจใช้วิธี data augmentation เพื่อช่วยเพิ่มจำนวนภาพมากขึ้นให้มีลักษณะหลากหลายมากขึ้นจากภาพเดิมที่มี แต่ไม่สามารถทำได้เสร็จสรรพในโปรแกรมทั้งสองสำเร็จรูปนี้ ต้องมีการทำ data augmentation ด้วยวิธีการอื่นก่อนนำมาฝึกในโปรแกรมนี้อย่างชัดเจน จึงเป็นข้อจำกัดหนึ่งของงานวิจัยการวิจัยนี้เลือกเฉพาะพิษที่พบบ่อยในประเทศไทย ไม่ครอบคลุมถึงงูไม่มีพิษและงูพิษอื่น ๆ ซึ่งมีจำนวนมาก ดังนั้นในอนาคตอาจมีการนำงูหลากหลายชนิดมาฝึกให้โปรแกรมจดจำรูปภาพเพิ่มเติมเพื่อให้ครอบคลุมงูในประเทศไทยมากขึ้น นอกจากนี้ อาจมีการวิจัยในเชิงเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างการแยกด้วยคอมพิวเตอร์กับการแยกโดยผู้เชี่ยวชาญเพิ่มเติม และนอกจากการวินิจฉัยงูพิษจากภาพแล้ว ยังมีการใช้รูปภาพลักษณะบาดแผลจากงูกัด ซึ่งอาจใช้ร่วมกับข้อมูลอื่น ๆ เช่น แหล่งที่กัด เวลาที่กัด และอาการต่างๆที่ปรากฏมาช่วยในการวินิจฉัยโดยใช้ AI ได้เช่นกัน^[12]

สรุป

การใช้คอมพิวเตอร์วิทัศน์เพื่อแยกชนิดงูพิษจากภาพมีความไวและความแม่นยำสูง ซึ่งถือเป็นการใช้เทคโนโลยีสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (clinical decision support) ที่ดี ในทางปฏิบัติสามารถทำงานได้รวดเร็วกว่าการเปิดหนังสือภาพเพื่อเปรียบเทียบ และสามารถนำไปใช้สำหรับการเรียนการสอนเรื่องงูพิษได้

เอกสารอ้างอิง

- [1] อรรถวิทย์ วัชรธรรมรักษ์. โรคงูพิษกัด (Snake bite envenoming) ใน สรุปรายงานการเฝ้าระวังโรค จากการประกอบอาชีพและสิ่งแวดล้อม โรคไม่ติดต่อ และโรคจากการป้องกันการบาดเจ็บ ประจำปี 2562 [Internet]. 2562 [cited 2023 Sep 30]. Available from: https://apps-doe.moph.go.th/boeeng/download/MIX_AW_2_AESR_6410-12.pdf
- [2] ศูนย์พิษวิทยารามาธิบดี คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล. Common poisoning: งูพิษ [Internet]. [cited 2023 Sep 28]; Available from: <https://www.rama.mahidol.ac.th/poisoncenter/th/pois-cov/snake>
- [3] Microsoft. Analyze images with the Computer Vision service [Internet]. [cited 2023 Sep 28]; Available from: <https://learn.microsoft.com/en-us/training/modules/analyze-images-computer-vision>
- [4] Microsoft. Characteristics and Limitations of Custom Vision [Internet]. [cited 2023 Sep 28]; Available from: <https://learn.microsoft.com/en-us/legal/cognitive-services/custom-vision/custom-vision-cvs-characteristics-and-limitations>
- [5] Google. Cloud vision API [Internet]. [cited 2023 Sep 29]; Available from: <https://cloud.google.com/vision>
- [6] สิทธิรัฐ วัฒนมงคล. หนังสือภาพ 7 อสรพิษแห่งประเทศไทย. คราม; 2559.
- [7] สอนู สดานเสาวภา สภากาชาดไทย. ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับงู. 2554.
- [8] image search. <https://www.google.com/imghp>
- [9] A James. Snake classification from images. PeerJ Preprints 2017;5:1-15.
- [10] Patel A, Cheung L, Khatod N, Matijosaitiene I, Arteaga A, Gilkey JW. Revealing the unknown: Real-time recognition of Galapagos snake species using deep learning. Animals 2020;10(5).
- [11] Rajabizadeh M, Rezghi M. A comparative study on image-based snake identification using machine learning. Sci Rep 2021;11(1).
- [12] Zhang J, Chen X, Song A, Li X. Artificial intelligence-based snakebite identification using snake images, snakebite wound images, and other modalities of information: A systematic review. Int J Med Inform 2023;173.