



วินิจฉัยมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่ายโทรศัพท์ด้วย

โครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ

Skin Cancer Detection from Smartphone Imagery using Convolutional Neural Network

ขวัญกมล คิริกัญจน์, ปิยะวัฒน์ หนูเล็ก* และ กรวิทย์ พฤษชัยนินมิต

Kwankamon Dittakan, Piyawat Nulek* and Korawit Prutsachainimit

วิทยาลัยการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตภูเก็ต

College of Computing, Prince of Songkla University Phuket Campus

Received: December 04, 2022; Revised: December 19, 2022; Accepted: December 21, 2022; Published: December 30, 2022

ABSTRACT – Skin cancer is an abnormal growth of human skin cells that develop on the skin, being exposed directly to ultraviolet radiation for an extended period. It is one of the most common health issues at a rapidly alarming rate around the world, with 160,000 medical records reported annually. Many records are in Europe, America, and New Zealand. In contrast, the least reported was in Thailand. Thus, the early detection of skin cancer to prevent the chance of developing skin cancer is the aim of this research. This paper presents a new methodology for detecting skin cancer from images using a Convolutional Neural Network (CNN) with Deep Learning. The PAD-UFES-20 datasets are used for training and testing the detection model. The image preprocessing techniques that help improve detection accuracy are also proposed. The results of our study show that the accuracy of the deep learning model in our experiment was 81.50%.

KEYWORDS: Skin Cancer Detection, Computer-Aided Diagnosis (CAD), Deep Learning

บทคัดย่อ -- มะเร็งผิวหนังเป็นปัญหาสุขภาพที่สำคัญในปัจจุบันถือเป็นอุบัติการณ์ผู้ป่วยโรคมะเร็งผิวหนังที่ทั่วโลกพบผู้ป่วยประมาณ 160,000 รายต่อปีซึ่งเป็นผลเกิดจากการเจริญเติบโตของเซลล์ผิวหนังที่ผิดปกติที่มีลักษณะของเนื้อร้ายที่เกิดขึ้นบนผิวหนังและเยื่อหุ้มหากไม่ได้รับการรักษาโดยทันทีอาจทำให้เป็นอันตรายถึงแก่ชีวิตได้แต่ด้วยการวินิจฉัยโรคมะเร็งผิวหนังในระยะเริ่มต้นนั้นจะสามารถช่วยลดโอกาสการลุกลามและลดอัตราการเสียชีวิตของผู้ป่วยลงได้เท่าใดในการวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังจำเป็นต้องอาศัยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเท่านั้นในการวินิจฉัยซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการตรวจจับมะเร็งผิวหนังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network) โดยใช้ชุดข้อมูล PAD-UFES-20 จากมหาวิทยาลัย Federal University of Espírito Santo ประเทศบราซิล ที่เก็บรวบรวมด้วยโทรศัพท์มือถือที่เหมาะสมแก่การพัฒนาเครื่องมือใหม่ ๆ เพื่อช่วยเหลือแพทย์ในการตรวจหาและจากการศึกษา งานวิจัยนี้อัตราความถูกต้องในการจำแนกมะเร็งผิวหนังมีความถูกต้องที่ 81.50%

คำสำคัญ: การตรวจจับมะเร็งผิวหนัง, โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ, การเรียนรู้เชิงลึก

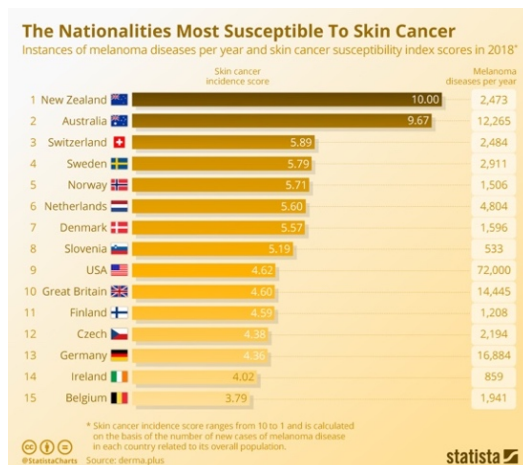
*Corresponding Author: s6230611019@phuket.psu.ac.th

1. บทนำ

มะเร็งผิวหนัง (Skin Cancer) หรือ (Cutaneous Carcinoma) เป็นโรคที่เซลล์ผิวหนังชั้นเยื่อผิวเกิดขึ้นได้บริเวณผิวหนัง อันเป็นผลมาจากความผิดปกติในการเจริญเติบโตและการแบ่งตัวของเซลล์ผิวหนังที่รวดเร็วเกินไป โดยที่ร่างกายไม่สามารถควบคุมได้จนกลายเป็นเซลล์มะเร็งในที่สุด ซึ่งสามารถเกิดขึ้นได้กับผิวหนังทุกส่วนของร่างกาย [1] แต่จะพบได้มากในบริเวณผิวหนังที่ถูกแสงแดดโดยเฉพาะบริเวณศีรษะที่พบได้มากถึงประมาณ 80-90% และบริเวณใบหน้าพบได้ประมาณ 65% (ได้แก่ ศีรษะ หู จมูก) นอกจากนี้บริเวณอื่น ๆ ที่พบได้รองลงมาคือ คอ แขน และมือ ทั้งนี้มะเร็งผิวหนังยังสามารถแพร่กระจายไปยังเนื้อเยื่อบริเวณข้างเคียงหรืออวัยวะส่วนอื่น ๆ ได้ โดยจากข้อมูลสถิติมะเร็งผิวหนังนั้นจะพบได้สูงในคนผิวขาว แต่ทว่าโรคมะเร็งผิวหนังเป็นโรคที่พบได้น้อยในคนไทยจะพบได้ไม่บ่อยนักและโรคมะเร็งผิวหนังไม่อยู่ใน 10 ลำดับโรคมะเร็งที่พบบ่อยของทั้งหญิงและชายไทย เหตุเพราะผิวหนังของคนไทยมีเม็ดสีเมลานินที่ช่วยป้องกันอันตรายจากแสงแดด ซึ่งจะพบมะเร็งผิวหนังได้มากขึ้นตามอายุ มักพบได้บ่อยในคนวัยกลางคนและผู้สูงอายุ โดยส่วนมากจะพบในผู้ที่สูบบุหรี่มากกว่า 40 ปีขึ้นไป ทั้งนี้โอกาสเกิดในผู้ชายและผู้หญิงมีโอกาสใกล้เคียงกัน [2] กล่าวได้ว่าเป็นอุบัติการณ์ผู้ป่วยโรคมะเร็งผิวหนังที่ทั่วโลกพบผู้ป่วยมากถึงประมาณ 160,000 รายต่อปี และร้อยละ 80 ของผู้ป่วยจะเป็นชาวยุโรป อเมริกา ออสเตรเลีย และนิวซีแลนด์ดังแสดงในรูปที่ 1 ด้วยข้อมูลของสถิติจากบริษัทผู้นำด้านข้อมูลการตลาดและผู้บริโภค Statista ในเรื่องสถิติข้อมูลโรคมะเร็งผิวหนังในแต่ละสัญชาติสำหรับประเทศไทยนั้นพบผู้ป่วยรายใหม่ประมาณ 300 ถึง 400 รายต่อปี [3]

การตรวจวินิจฉัยการรักษามะเร็งผิวหนังที่ดีที่สุดคือการค้นพบตั้งแต่แรกเริ่ม ซึ่งสามารถตรวจอาการเบื้องต้นได้ด้วยตัวเองด้วยการสังเกตความผิดปกติของบริเวณผิวหนังโดยอาจจะมีการใช้กระจกหรือเครื่องมืออื่น ๆ ประกอบการมองเห็นหากมีข้อสงสัย มีตุ่มเนื้อที่ผิดปกติ หรือมีแผลเรื้อรังบริเวณผิวหนังที่มักจะโดนแสงแดดบ่อย ๆ ให้ปรึกษาแพทย์ผิวหนังเพื่อการวินิจฉัยโรคอย่างละเอียด โดยแพทย์ทำการวินิจฉัยโรคมะเร็งผิวหนังได้จากประวัติการได้รับปัจจัยเสี่ยงต่างๆการตรวจลักษณะก้อนเนื้อ แผล หรือไฟ ด้วยตาเปล่า การตรวจคลำค่อนน้ำเหลือง แต่ผลวินิจฉัยโรคที่แน่ชัดคือการตรวจสอบชิ้นเนื้อหรือก้อนเนื้อทำได้โดยการตัดชิ้นเนื้อบริเวณ

ที่สงสัยส่งตรวจทางพยาธิวิทยา ซึ่งเป็นวิธีที่มีความแม่นยำ ทั้งนี้หากแพทย์พบว่าตัวอย่างผิวหนังที่ตัดไปตรวจนั้นเป็นเนื้อร้ายแพทย์อาจส่งตรวจเอกซเรย์ เอกซเรย์คอมพิวเตอร์ หรือตรวจเลือดเพิ่มเติม เพื่อวิเคราะห์ว่ามะเร็งผิวหนังที่เป็นนั้นอยู่ในระยะใด ซึ่งในการแบ่งระยะของโรคมะเร็งผิวหนังจะคล้ายคลึงกับมะเร็งชนิดอื่น ๆ ซึ่งจะมีการแบ่งออกเป็น 4 ระยะเช่นเดียวกับโรคมะเร็งอื่น ๆ โดยแพทย์จะทำการวิเคราะห์ขนาดของก้อนเนื้อมะเร็งแล้วทำการตรวจวินิจฉัยว่ามะเร็งมีการแพร่กระจายไปยังต่อมน้ำเหลืองหรืออวัยวะอื่น ๆ หรือไม่ จากนั้นจึงสามารถระบุได้ว่าผู้ป่วยเป็นมะเร็งในระยะใด โดยผลของการรักษาโดยส่วนใหญ่การรักษาทั่วไปจะเป็นการผ่าตัดเอาเนื้อเยื่อมะเร็งผิวหนังออกให้หมด แต่ในบางกรณีมะเร็งผิวหนังที่ถูกปล่อยทิ้งไว้นานมีขนาดใหญ่เกินจะดำเนินการผ่าตัดออกได้หมด ด้วยเหตุนี้จึงจำเป็นต้องเข้ารับรักษาด้วยการฉายรังสีทำให้เกิดการทำลายดีเอ็นเอ (DNA) ของเซลล์เนื้อเยื่อโดยตรง [4] ทำให้เกิดการตาย การเปลี่ยนแปลงรูปร่างและสรีรวิทยาของเซลล์เนื้อเยื่อ หรือหากมะเร็งผิวหนังมีการแพร่กระจายไปส่วนอื่น ๆ ในการรักษานั้นจะต้องให้ยาเคมีบำบัดร่วมด้วย ทั้งนี้ในการเลือกการรักษาในแต่ละกรณีขึ้นกับชนิดของมะเร็ง ระยะ และบริเวณที่เป็น รวมทั้งสภาพร่างกายและความพร้อมของผู้ป่วยรวมทั้งวิธีตรวจคัดกรองโรคมะเร็งผิวหนังยังไม่มีวิธีที่มีประสิทธิภาพในการตรวจคัดกรองโรคมะเร็งผิวหนังทุกชนิดให้พบตั้งแต่ยังไม่มีอาการ ดังนั้นการดูแลตนเองโดยการหมั่นสังเกตผิวหนังทุกส่วนบนร่างกายอย่างสม่ำเสมอ



รูปที่ 1. สถิติข้อมูลโรคมะเร็งผิวหนังแต่ละสัญชาติ ปี 2561 [5]

อาการสัญญาณเตือนของโรคมะเร็งผิวหนังมีอาการที่เกิดขึ้นบริเวณผิวหนัง สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่าและสามารถเกิดได้ทั่วร่างกาย โดยเฉพาะบริเวณ แขน ขา มือ ใบหน้า หรือบริเวณที่ต้องถูกแสงแดดเป็นเวลานาน ๆ ทั้งนี้ อาการของมะเร็งผิวหนังจะแตกต่างกันตามชนิดของมะเร็งผิวหนังดังนี้

มะเร็งผิวหนังชนิดBasal Cell Carcinoma

อาการที่เห็นได้ชัดจะมีตุ่มเนื้อสีชมพู แดง มีลักษณะผิวเรียบมัน และมักจะมีเส้นเลือดฝอยเล็ก ๆ กระจายอยู่บริเวณตุ่มเนื้อ บางครั้งก็มีลักษณะเป็นสะเก็ดหรือเป็นขุย ตุ่มเนื้อจากมะเร็งชนิดนี้จะโตช้าและจะโตไปเรื่อย ๆ ซึ่งอาจแผลแตกข้างใน ทำให้มีเลือดออกและกลายเป็นแผลเรื้อรัง

มะเร็งผิวหนังชนิด Squamous Cell Carcinoma

อาการของมะเร็งชนิดนี้จะเริ่มต้นจากตุ่มเนื้อสีชมพู หรือแดง และด้านบนอาจมีลักษณะเป็นขุยหรือตกสะเก็ด เมื่อสัมผัสบริเวณแผลจะรู้สึกแข็ง มีเลือดออกง่าย แผลจะค่อย ๆ ขยายขนาดไปเรื่อย ๆ และกลายเป็นแผลเรื้อรัง

มะเร็งผิวหนังชนิดMalignant Melanoma

เนื้อร้ายที่เกิดขึ้นบนผิวหนังของมะเร็งชนิดนี้ เริ่มต้นจะมีลักษณะคล้ายกับไฟหรือขี้แมลงวัน แต่จะโตเร็ว มีขอบเขตที่ไม่เรียบและอาจมีสีไม่สม่ำเสมอ ทั้งนี้ที่บริเวณแผลอาจตกสะเก็ด หรือมีอาการเลือดออกร่วมด้วย

กล่าวโดยสรุปมะเร็งผิวหนังจะมีอาการเป็นก้อนหรือ ปื้นแดง ผิดปกติที่ผิวหนัง เติบโตเร็ว มีขอบเขตไม่ชัด มักมีแผลหรือสีที่ผิดปกติ เช่นดำปนแดง หรือ เลือดออกง่าย โดยอาจพบเพียงก้อนเนื้อเดียว หรือหลายก้อนพร้อมกัน[6]

เทคโนโลยีสมัยใหม่เป็นสิ่งที่เข้ามาปรับเปลี่ยนทัศนคติและวิธีการใช้ชีวิตของมนุษย์ให้แตกต่างจากเดิมปัญญาประดิษฐ์ หรือ Artificial Intelligence (AI) เป็นนวัตกรรมที่สร้างการเปลี่ยนแปลงและนำไปสู่การพัฒนาเทคโนโลยีแห่งอนาคต ด้วยขั้นตอนกระบวนการคิดวิเคราะห์ของปัญญาประดิษฐ์ที่ประกอบด้วยของประกอบย่อยต่าง ๆ เช่นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งทั้ง 2 องค์ประกอบเปรียบเสมือนสมองของปัญญาประดิษฐ์ที่เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดการเรียนรู้คิดวิเคราะห์ [7] โดยทำการฝึกสอนคอมพิวเตอร์ด้วยเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) ให้สามารถเข้าใจและตอบสนองต่อชุดข้อมูลภาพได้อย่างชาญฉลาด ด้วยภาพดิจิทัลจากกล้องถ่ายภาพ

และวิดีโอต่าง ๆ ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งส่งผลต่ออุปกรณ์ต่าง ๆ ที่ใช้งานสามารถเรียนรู้ที่จะระบุและทราบถึงวัตถุต่าง ๆ ให้สามารถทำการตอบสนองต่อสิ่งที่คอมพิวเตอร์มองเห็นด้วยเหตุนี้ในการทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถประมวลผล คาดการณ์ ตัดสินปัญหาต่าง ๆ ด้วยตนเองผ่านการเรียนรู้จากชุดข้อมูลตั้งต้นด้วยเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องในการนำมาใช้วินิจฉัยมะเร็งผิวหนัง ด้วยอาศัยการใช้หลักของการประมวลผลภาพในการหารอยโรคให้ได้ภาพที่มีคุณสมบัติตามความต้องการ ทั้งในเชิงคุณภาพ ปริมาณ ในการวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นส่วนหนึ่งในองค์ประกอบย่อยของปัญญาประดิษฐ์ เป็นวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาซ้อนกันหลาย ๆ ชั้น (Layer) แล้วทำการเรียนรู้จากข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบของข้อมูล (Pattern) หรือจำแนกข้อมูล (Classification) [8] โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ หรือ Convolutional Neural Network (CNN) เป็นการวิเคราะห์รูปภาพที่มนุษย์นั้นมองเห็นผ่านการแบ่งรูปภาพออกเป็นพื้นที่ย่อย ๆ เป็น Pixel แต่ละส่วนเพื่อทำการวิเคราะห์จากข้อมูลเมตริก (Metric) รูปภาพ [9] แล้วทำการเรียนรู้คุณสมบัติต่าง ๆ ของรูปภาพในแต่ละชั้นค่อยๆ ขยับขึ้นไปเรื่อย ๆ

ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้นำเทคโนโลยีและเทคนิคต่าง ๆ ตามที่กล่าวมาข้างต้น มาใช้ในสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถตรวจจับมะเร็งผิวหนังได้ด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 5 สถาปัตยกรรมและชุดข้อมูลเปิด PAD-UFES-20 ที่อนุญาตให้สามารถเข้าถึงได้ ผู้กระบวนการประมวลผลภาพที่ทำให้ได้คุณสมบัติของภาพทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณในรูปแบบที่เหมาะสมก่อนนำไปใช้วิเคราะห์ภาพถ่ายโรคมะเร็งผิวหนังจากนั้นดำเนินการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับตรวจจับมะเร็งผิวหนังโดยงานวิจัยนี้เป็นประโยชน์อย่างยิ่งกับทางการแพทย์และคาดว่าจะได้รับประโยชน์ดังต่อไปนี้ (i) ได้แบบจำลองสำหรับการวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังที่สามารถนำไปสู่การพัฒนาต่อยอดความคิดได้อาทิ พัฒนาแอปพลิเคชัน (Application) คัดกรอง วินิจฉัยมะเร็งผิวหนังบนอุปกรณ์สมาร์ตโฟน หรือ เว็บไซต์ (Website) เป็นต้น (ii) เป็นเครื่องมือในการช่วยคัดกรองและวินิจฉัยมะเร็ง

ผิวหนังเบื้องต้นร่วมกับแพทย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพรวมทั้งช่วยลดภาระงานของแพทย์และบุคลากร (iii) ภาพที่ใช้ในการตรวจจับเป็นภาพจากกล้องที่มีมือถือทำให้ประหยัดไม่ต้องใช้อุปกรณ์พิเศษ ทำให้ผู้ป่วยได้ผลการตรวจโรคเร็วที่เร็วยิ่งขึ้น แต่ด้วยข้อจำกัดที่อาจจะเกิดขึ้นและมีต่อโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างขึ้นได้ ได้แก่ (i) ลักษณะของโรคที่อาการเป็นก้อน ปื้นแดงที่ผิวหนัง มีขอบเขตไม่ชัด มีแผลหรือสีที่ผิดปกติ เช่น ดำปนแดง หรือ เลือดออกง่าย โดยอาจพบเพียงก้อนเนื้อเดียว หรือ หลายก้อนพร้อม ๆ และที่สำคัญลักษณะกายภาพสภาพร่างกายของผู้ป่วยที่แตกต่างกันออกไป (ii) ข้อมูลรูปภาพรวบรวมด้วยอุปกรณ์สมาร์ตโฟนที่แตกต่างกัน ทำให้ได้ข้อมูลรูปภาพที่มีสภาพแสง ความคมชัด ความเข้มของสีความละเอียด และขนาดที่แตกต่างกันไปตามอุปกรณ์ที่ใช้ทั้งหมดนี้มีผลโดยตรงต่อโมเดลให้มีความเชื่อถือลดน้อยลง รวมทั้งปัจจัยแฝงอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

ในงานวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยทำการทดลองการวิเคราะห์ทำนายผลด้วยข้อมูลรูปภาพเป็นโรคผิวหนังหรือไม่ ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกสถาปัตยกรรม VGG19, EfficientNetB7, Xception, DenseNet121 และ ResNet152V2 ด้วยเทคนิคถ่ายโอนความรู้ ซึ่งชุดข้อมูลที่ใช้เป็นชุดข้อมูล PAD-UFES-20 จากสถาบัน Federal University of Espírito Santo (UFES) ที่อนุญาตให้เข้าถึงได้และต่อไปนี้มีคำแนะนำข้อต่าง ๆ ในงานวิจัยฉบับนี้ ดังนี้ ส่วนที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง อธิบายถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ส่วนที่ 3 การดำเนินงานวิจัยกล่าวอธิบายถึงวิธีการดำเนินการการประมวลผลภาพอธิบายการนำภาพมาประมวลผลหรือคิดคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ ให้ได้ข้อมูลที่ต้องการในเชิงคุณภาพปริมาณ และการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ ส่วนที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการอธิบายถึงข้อมูลสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้งานในงานวิจัยด้วยเทคนิคการถ่ายโอนการเรียนรู้และการปรับแต่งส่วนที่ 5 ชุดข้อมูลอธิบายถึงแหล่งชุดข้อมูลที่ได้นำมาใช้งานส่วนที่ 6 การทดลองและการประเมินผล โดยการนำเสนอผลการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ได้สร้างขึ้นมาทั้งหมดด้วยค่าความแม่นยำและค่าความผิดพลาดของโมเดลในแต่ละสถาปัตยกรรมและการทดลอง ส่วนที่ 7 สรุปผลการทดลองและการอภิปรายสรุปผลวิจัยที่ได้พัฒนาขึ้นมาทั้งหมดถึงโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ให้ผลลัพธ์ที่ดี รวมทั้งนำเสนองานที่สามารถพัฒนาต่อออก

และทำได้ในอนาคตจากงานวิจัยชิ้นนี้โดยยังมุ่งหวังให้เกิดการพัฒนาเทคโนโลยีและนวัตกรรมที่เป็นประโยชน์ต่อทางการแพทย์และผู้ป่วยต่อไปในอนาคต

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาค้นคว้านี้ได้ทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถตรวจจับโรคผิวหนังได้จากรูปภาพโทรศัพท์มือถือด้วยการจำแนกภาพด้วยวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ ด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทมนุษย์ ผ่านจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองเห็นพื้นที่ที่น้อยๆ และนำกลุ่มของพื้นที่น้อยๆ มาผสมผสานกันโดยการมองเห็นพื้นที่น้อยๆ ของมนุษย์จะมีการแยกคุณลักษณะ (Feature Extraction) ของพื้นที่น้อยๆ นั้น เช่น ลายเส้น และการตัดกันของสี โดยการที่มนุษย์สามารถรับรู้ได้ถึงพื้นที่ตรงไหนเป็นเส้นตรงหรือสีตัดกัน ด้วยเหตุเพราะมนุษย์ดูถึงองค์ประกอบ และพิจารณาจากจุดที่สนใจในบริเวณรอบ ๆ ประกอบรวมกัน ด้วยเทคนิคการถ่ายทอดความรู้โมเดล (Transfer Learning) ร่วมกับแก้ไขปรับปรุงแก้ไขโมเดล (FineTuning) โดยจากกระบวนการต่าง ๆ สามารถนำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้ดังนี้

งานวิจัย Automating the ABCD Rule for Melanoma Detection: A Survey กล่าวถึงการออกแบบและพัฒนาขั้นตอนวิธีการประเมินความเสี่ยงในการเป็นโรคผิวหนังจากภาพถ่ายโดยใช้กฎ ABCD กล่าวคือ A คือ ความไม่สมมาตรของรอยโรคผิวหนัง (Asymmetry) B คือ ลักษณะขอบของรอยโรคผิวหนัง (Border) C คือ สีของรอยโรคผิวหนัง (Color) และ D คือ ลักษณะโครงสร้างของรอยโรคผิวหนัง (Dermoscopic Structure) ในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน โดยขั้นตอนวิธีการตรวจคัดกรองโรคผิวหนังจากภาพถ่ายรอยโรคโดยใช้การประมวลผลภาพดิจิทัล การเรียนรู้เครื่องในการสกัดลักษณะเด่นจากภาพถ่ายที่ถ่ายด้วยกล้อง Dermoscopy และจำแนกประเภทรอยโรคผิวหนังว่าเป็นเนื้อร้ายหรือไม่ใช่เนื้อร้ายให้มีความถูกต้องแม่นยำเทียบเท่าการตรวจคัดกรองโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ [10]

งานวิจัย A Method for Melanoma Skin Cancer Detection Using Dermoscopy Images ได้นำเสนอวิธีการตรวจหาเนื้อร้ายผิวหนังโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย ในชุดข้อมูลภาพถ่ายมะเร็งผิวหนังจะถูกประมวลผลล่วงหน้า จากนั้นจึงทำการหาขอบเขต

ของโรค โดยใช้เทคนิคการแบ่งส่วน (Segmentation Technique) ด้วยการแยกคุณลักษณะดำเนินการแยกประเภทด้วย SVM (Support Vector Machine) ได้ผลลัพธ์ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ซึ่งทำงานได้ดีและตัวแยกประเภท Bayesian Network โดยอัลกอริทึม SVM ให้ความแม่นยำสูงสุดในการจำแนกมะเร็งผิวหนังจากเนื้อร้ายที่ไม่ร้ายแรง โดยใช้เพียงภาพผิวหนังในการตรวจหาเนื้อร้าย [11]

งานวิจัย The Impact Of Patient Clinical Information On Automated Skin Cancer Detection นำชุดข้อมูลภาพทางคลินิกที่รวบรวมโดยใช้สมาร์โฟน และข้อมูลทางคลินิกที่เกี่ยวข้องกับผู้ป่วย มาวิเคราะห์ด้วยรูปแบบการเรียนรู้เชิงลึก และนำมาซึ่งผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทั้งที่มีและไม่มีการประมวลผลภาพโดยผลลัพธ์ของการปรับปรุงข้อมูลช่วยเพิ่มความแม่นยำขึ้นประมาณ 7% เมื่อเทียบกับการใช้วิธีการปกติที่ไม่ผ่านการประมวลผลภาพใด ๆ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการประมวลผลภาพที่จะมีผลต่อประสิทธิภาพของโมเดล แต่ตัวโมเดลยังคงสร้างความสับสนให้กับรอยโรคทางผิวหนังชนิดACK ซึ่งเป็นเพียงโรคผิวหนังแต่ตัวโมเดลยังคงสร้างความสับสนให้กับ SCC และ BCC ก่อนข้างมาก[12]

งานวิจัย An Enhanced Technique Of Skin Cancer Classification Using Deep Convolutional Neural Network With Transfer Learning Models กล่าวถึงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก(DCNN) เพื่อการจำแนกประเภทที่แม่นยำระหว่างโรคมะเร็งผิวหนังและโรคทางผิวหนังโดยประเมินประสิทธิภาพการใช้งานแบบโมเดลDCNN เปรียบเทียบกับโมเดลการถ่ายโอนการเรียนรู้ ได้แก่ AlexNet, ResNet, VGG16, DenseNet, MobileNet ซึ่งใช้ได้นำไปใช้งานกับชุดข้อมูลภาพHAM10000 ที่เป็นภาพถ่ายโรคมะเร็งผิวหนังด้วยกล้อง Dermoscopy และจากผลทดสอบได้ค่าความแม่นยำสูงสุด 93.16% สำหรับการฝึกสอน 91.93% ในการทดสอบตามลำดับ ซึ่งผลลัพธ์สุดท้ายของโมเดล DCNN ที่นำเสนอปรากฏผลว่ามีความน่าเชื่อถือและแข็งแกร่งกว่าเมื่อเทียบกับโมเดลการถ่ายโอนการเรียนรู้ที่ได้กล่าวข้างต้น [13]

งานวิจัยMulti-Scale Contrast Based Skin Lesion Segmentation In Digital Images บทควมนำเสนออัลกอริทึมที่อิงตามคอนทราสต์สำหรับการแบ่งส่วนรอยโรคของผิวหนังในภาพถ่าย พิจารณาจากความคล้ายคลึงกันจากความแตกต่างตามกราฟอิสโตแกรมโดยการคำนวณความน่าจะเป็นของการ

เกิดขึ้นและการเชื่อมโยงกันเชิงพื้นที่ เพื่อการคำนวณการเชื่อมต่อพื้นหลังที่เป็นการทับซ้อนกับเส้นขอบของภาพ ซึ่งทำหน้าที่ในการลบขอบเขตพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพและการประมาณค่าContrastช่วยปรับปรุงความแม่นยำรูปแบบการให้น้ำหนักพิกเซลที่ควบคุมการมีส่วนร่วมของพิกเซลแต่ละรายการตามความเกี่ยวข้อง เพื่อจัดการกับการเปลี่ยนแปลงขนาดของรอยโรคและบางพื้นที่ในภาพได้กำหนดกระบวนการอนุมานแบบลำดับขั้นที่ปรับความโดดเด่นของรอยโรค/พื้นหลังให้เหมาะสมที่สุด อัลกอริทึมของเราเรียบง่าย มีโครงสร้างหลายขนาดและทนทานต่อภาพสิ่งประดิษฐ์ . การทดลองกับชุดข้อมูลมาตรฐาน 2 ชุดแสดงให้เห็นวิธีการของให้การแบ่งส่วนรอยโรคที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพที่ดี[14]

งานวิจัยSkin Cancer Diagnosis Using Convolutional Neural Networks for Smartphone Images: A Comparative Studyนำเสนอวิธีการสามวิธีสำหรับการจำแนกประเภท Binary (มะเร็งผิวหนังและปาน) โดยใช้ภาพจากสมาร์โฟน ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรม CNNต่างๆ ได้แก่ AlexNet, MobileNetV2 และ ResNet50 ด้วยเทคนิคการถ่ายโอนการเรียนรู้กับข้อมูลเดิมและการถ่ายโอนการเรียนรู้โดยการชุดข้อมูลเสริม วิธีการที่นำเสนอใช้กับชุดข้อมูลPAD-UFES-20 ซึ่งเป็นชุดข้อมูลภาพในสมาร์โฟน ข้อมูลเสริมได้ปรับปรุงประสิทธิภาพของแต่ละวิธีเมื่อเทียบกับประสิทธิภาพสำหรับข้อมูลต้นฉบับ ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดเกิดขึ้นได้เมื่อใช้ Alex-net กับการเรียนรู้การถ่ายโอนและการเพิ่มข้อมูล เนื่องจากได้รับความแม่นยำ 99% และ ความจำเพาะ 99.792% ในการศึกษาได้มีการใช้มะเร็งผิวหนัง 2 ชนิดในชุดข้อมูลนี้ ได้แก่Malignant Melanoma และ Melanocytic Nevus of Skin[15]

งานวิจัยAutomatic Skin Lesion Classification Based On Mid-Level Feature Learning บทควมนี้นำเสนอวิธีการเรียนรู้คุณลักษณะแบบใหม่สำหรับการจำแนกรอยโรคโดยในวิธีการแบ่งส่วนรอยโรคของผิวหนังจะดำเนินการเป็นขั้นตอนแรกเพื่อตรวจหาบริเวณที่สนใจ (ROI) ของภาพรอยโรคของผิวหนังด้วยเทคนิคการถ่ายโอนความรู้ซึ่งมีสถาปัตยกรรม ResNet และ DenseNet ผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงข้อได้เปรียบของคุณสมบัติระดับกลางMid-Level Featureและวิธีการที่นำเสนอได้รับประสิทธิภาพที่ดี ในการจำแนกโรคมะเร็งผิวหนัง [16]

งานวิจัย Fusing Fine-Tuned Deep Features For Skin Lesion Classification นำเสนอวิธีการเพื่อจำแนกรอยโรคที่

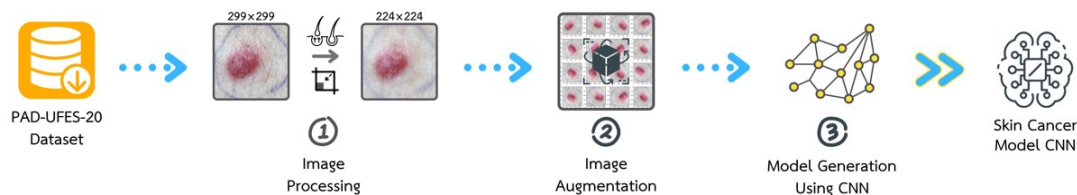
ผิวหนังจากภาพถ่ายด้วยกล้องจุลทรรศน์ ด้วยวิธีการเครือข่ายประสาทเทียม (CNNs) ที่ทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรมต่าง ๆ โดยผลการทำนายจากการประเมินภาพทดสอบ 600 ภาพของการจำแนกรอยโรคที่ผิวหนังของ ISIC 2017 ด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine Classifiers ที่ให้ผลประสิทธิภาพที่ 87.3% สำหรับการจำแนกประเภทมะเร็งผิวหนัง [17]

งานวิจัย MED-NODE: A Computer-Assisted Melanoma Diagnosis System Using Non-Dermoscopic Images ได้นำเสนอระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (สำหรับผู้เชี่ยวชาญ) ซึ่งเรียกว่า MED-NODE โดยใช้ประโยชน์จากภาพถ่ายรอยโรคที่ไม่ใช้การส่องกล้อง Dermoscopic ซึ่งระบบจะแยกส่วนที่เป็นรอยโรค

ออกโดยอัตโนมัติ ด้วยการคำนวณสีและลักษณะของผิวหนัง เนื้อหาที่นำเสนอมีความแม่นยำในการวินิจฉัยผลลัพธ์ที่ 81% และดำเนินการเทียบเคียงได้กับภาพ Dermoscopic [18]

3. การดำเนินงานวิจัย

วิธีดำเนินงานวิจัยที่นำเสนอนี้ คือ การวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (CNN) ผู้วิจัยได้กำหนดขั้นตอนการดำเนินการวิจัยไว้ 3 ขั้นตอนดังนี้ (i) การประมวลผลภาพ (Image Processing) (ii) การเพิ่มจำนวนรูปภาพ (Image Augmentation) (iii) สร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาสำหรับวิเคราะห์ภาพมะเร็งผิวหนัง ซึ่งสามารถแสดงผังแผนภาพรูปที่ 2



รูปที่ 2. แผนภาพการดำเนินงานวิจัยวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่ายโทรศัพท์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ

3.1 การประมวลผลภาพ

กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลรูปภาพที่เป็นผลให้ภาพอยู่ในคุณลักษณะที่เหมาะสมเพื่อนำไปฝึกสอนโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งการประมวลผลภาพที่นำมาใช้งานมีกระบวนการดังนี้

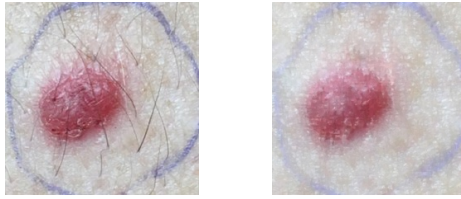
การแบ่งชุดข้อมูล จัดกลุ่มข้อมูลใหม่: จากชุดข้อมูล PAD-UFES-20 จำนวน 2,298 ภาพ ประกอบด้วยโรคทางผิวหนังทั้งหมด 6 ชนิด ผู้วิจัยจำแนกรายออกเป็น 2 กลุ่มสำหรับการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ ได้แก่

กลุ่มที่ 1 โรคมะเร็งผิวหนัง: Squamous Cell Carcinoma, Basal Cell Carcinoma, Malignant Melanoma

กลุ่มที่ 2 โรคทางผิวหนัง: Melanocytic Nevus of Skin, Seborrheic Keratosis, Actinic Keratosis

ทั้งนี้ดำเนินการแบ่งชุดข้อมูลเป็นกลุ่มละเท่า ๆ กันจำนวน 178 ภาพ เป็นชุดข้อมูลทดสอบ และจำนวน 2,000 ภาพ โดยแยกเป็นสำหรับการฝึกสอนที่ 80% (1,600 ภาพ) และชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบความถูกต้องที่ 20% (400 ภาพ)

การลบสิ่งรบกวน (Artifact Removal) ด้วยส่วนใหญ่ภาพของรอยโรคที่ผิวหนังมีองค์ประกอบที่ไม่ต้องการหรือสิ่งรบกวน (Artifact) ที่ปรากฏอยู่ในรูปเช่นเส้นผม เส้นขนเงา และฟองอากาศที่ประกอบภายในภาพเป็นต้น ซึ่งสิ่งรบกวนจะปิดบังรอยโรคบางส่วนทำให้สีของรอยโรคเปลี่ยนไปหรือขอบเขตของรอยโรคไม่ชัดเจนซึ่งทำให้ยากต่อการแบ่งส่วนของรอยโรคและให้ข้อมูลที่ผิดพลาดเกี่ยวกับลักษณะของรอยโรค ด้วยเหตุนี้อาจจะส่งผลต่อข้อมูลในสร้างโมเดลในขั้นตอนต่อไปได้ซึ่งในงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอใช้งาน Digital Hair Removal ด้วยเทคนิคการมองเห็นเทียมในการจัดองค์ประกอบที่รบกวนด้วย DigitalHairRemoval ดังนี้ (i) แปลงภาพต้นฉบับเป็นภาพโทนสีเทา (ii) ใช้การแปลง Morphological Black-Hat จากรูปภาพโทนสีเทา (iii) คำนวณความแตกต่างระหว่างภาพที่ได้กับต้นฉบับ (iv) ใช้ภาพ Binary Thresholding เพื่อเลือกเส้นขนในภาพ (v) แทนที่ Pixel ที่เหมือนกันระหว่างมาสก์ที่เลือกกับรูปภาพต้นฉบับ [19] ในการกำจัดสิ่งรบกวนดังกล่าวแสดงผลลัพธ์ได้ดังรูปที่ 3



รูปดั้งเดิม

DigitalHairRemoval

รูปที่ 3. ผลลัพธ์การลบสิ่งรบกวน DigitalHairRemoval

ปรับปรุงรูปภาพ (Image Enhancement)เป็นกระบวนการปรับปรุงข้อมูลภาพเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการวิเคราะห์ข้อมูล ด้วยการแก้ไขบางคุณลักษณะให้เหมาะสมและจำเพาะกับงานซึ่งยังคงเอกลักษณ์ที่ต้องการไว้ด้วยเทคนิควิธีการปรับขนาดภาพ (Image Scaling) กำหนดให้รูปภาพมีขนาดความกว้างความยาวคงที่ด้วยข้อมูลรูปภาพมะเร็งผิวหนัง PAD-UFES-20ที่ได้เก็บรวบรวมจากกล้องอุปกรณ์สมาร์ตโฟนชนิดต่าง ๆ ทำให้มีขนาดที่แตกต่างกันในแต่ละรูป ผู้วิจัยได้ปรับขนาดเป็น 224x224 สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรม DenseNet121, EfficientNetB7, ResNet152V2, VGG19 และสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรม Xception ปรับขนาดเป็น 299x299 เพื่อให้ข้อมูลเป็นไปในลักษณะเดียวกันกับเทคนิคการถ่ายโอนความรู้ที่จะนำมาใช้งานกับงานวิจัยนี้

3.2 เพิ่มจำนวนรูปภาพ

การเพิ่มจำนวนข้อมูลการฝึกฝนอบรมให้มากขึ้น ด้วยเหตุจำนวนชุดข้อมูลรูปภาพโรคมะเร็งผิวหนังตั้งต้นที่มีจำกัด จึงใช้เทคนิคสังเคราะห์ข้อมูลขึ้น ซึ่งกำหนดค่าตามตารางที่ 1 ดังนี้

ตารางที่ 1. การตั้งค่าการเพิ่มจำนวนรูปภาพ

การตั้งค่า (Setting)	ค่า (Value)
การบิดภาพ (Shear)	10%
การขยายภาพ (Zoom)	10%
การหมุนภาพ (Rotate)	20Degree
การเลื่อนภาพซ้ายขวา (Width Shift)	10%
การเลื่อนภาพซ้ายขวาขึ้นลง (height Shift)	10%
การกลับภาพแนวนอน (Horizontal Flip)	True
การกลับภาพแนวตั้ง (Vertical Flip)	True

ซึ่งเป็นการขยายจำนวนข้อมูลช่วยเพิ่มความหลากหลายของภาพให้แก่การฝึกอบรมโมเดล เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาการ Over Fitting ที่อาจเกิดขึ้น

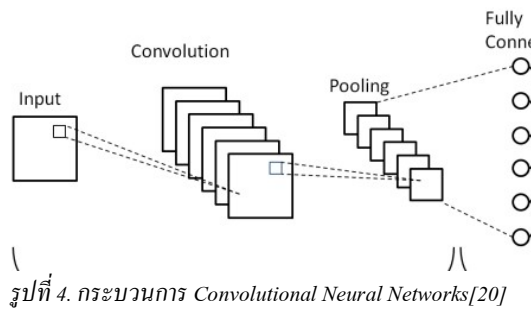
3.4 การสร้างโมเดลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ

นำรูปภาพที่ผ่านการประมวลผลภาพแล้วทั้งหมดไปเป็นข้อมูลนำเข้าเพื่อใช้ในการฝึกฝน โมเดลซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้การเรียนรู้เชิงลึกโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ จำนวน 4 สถาปัตยกรรม ได้แก่ EfficientNetB7, VGG19, Xception, และ ResNet152V2 ด้วยการใช้เทคนิคการถ่ายโอนความรู้ที่จะช่วยลดเวลาการเรียนรู้ โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก เพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดลในงานใหม่ด้วยการนำบางส่วนของโมเดลที่ผ่านการฝึกฝนมาทาสชุดข้อมูลขนาดใหญ่จาก ImageNet เรียบร้อยแล้ว มาใช้เป็นส่วนหนึ่งของโมเดลใหม่ที่จะสร้างขึ้นมานี้ งานวิจัยชิ้นนี้ร่วมกับเทคนิคการปรับแต่งนำชุดข้อมูลชุดใหม่ไปฝึกสอน โมเดลเพื่อประสิทธิภาพที่ดีขึ้น สามารถเรียนรู้จากข้อมูลที่มีปริมาณไม่มากนักได้ เมื่อเทียบกับการเรียนรู้จากศูนย์โดยใช้ Pre-Trained Weights ที่เปรียบได้ราวกับผลความรู้ที่ได้มาจากการเรียนรู้ของแบบโมเดลที่มีสถาปัตยกรรมแบบจำลองเดียวกัน ที่ถูกนำไปใช้เรียนรู้มาแล้วกับชุดข้อมูลอื่นมาช่วยในการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ต้องการจะเรียนรู้ใหม่ได้ โดยที่ตัว Pre-Trained Weights นี้ถูกเรียนรู้มา กับชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่จาก ImageNet ที่เป็นชุดข้อมูลภาพขนาดใหญ่ โดยในงานวิจัยจะทำการฝึกฝนปรับแต่งในบางส่วนของ Base Model ที่มีการยกเลิกการตรึง (Unfreeze) ขึ้นการอัปเดตน้ำหนัก (Update Weight) ร้อยละ 80 ของโครงข่ายสถาปัตยกรรมนั้น ๆ ซึ่งโมเดลที่ได้จะสามารถนำไปใช้ในการตรวจวิเคราะห์ภาพโรคมะเร็งผิวหนัง ซึ่งจะมีการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลร่วมด้วย

4. โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นศาสตร์ย่อยของการเรียนรู้ของเครื่องเป็นการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) มาซ้อนกัน หลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้จากข้อมูลตัวอย่างโดยการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพเกิดจากการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network : CNN) ซึ่งเป็นตัวแบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) ขนาดใหญ่ที่มีหลายชั้น (Layers) โดย

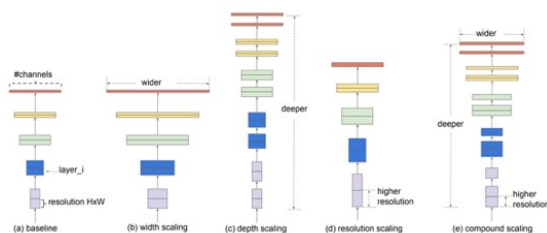
แต่ละชั้นจะเกิดการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน และสกัดค่าคุณลักษณะอัตโนมัติ แสดงดังรูปที่ 4 รวมทั้งสามารถพัฒนาให้เป็นตัวค้นแบบที่มีประสิทธิภาพและนำมาใช้งานถ่ายโอนความรู้ (Transfer Learning)



และสถาปัตยกรรมที่นำมาใช้งานในการวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่าย ร่วมกับเทคนิคถ่ายโอนความรู้คือ (i) EfficientNetB7 , (ii) Xception, (iii) DenseNet121, (iv) VGG19, และ (v) ResNet152V2 โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

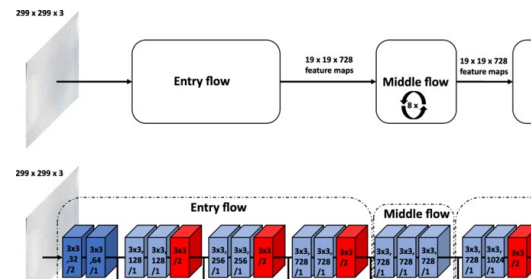
4.1 EfficientNetB7

ด้วยวิธีการหนึ่งที่จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพ(Efficiency)และค่าความแม่นยำ(Accuracy)แก่โมเดลที่สร้าง อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเรียกวิธีนี้ว่า Compound ซึ่งเป็นการเพิ่มความแม่นยำสถาปัตยกรรมโมเดลต่างๆที่บ่อยครั้งจะเพิ่มเพียงDimension อย่างใดอย่างหนึ่ง แต่ด้วยเทคนิควิธีการของ Compound Scaling นั้นจะเป็นการเพิ่มทั้ง ความกว้าง (Width), ความลึก (Depth)และความละเอียด (Resolution)ด้วยอัตราส่วนคงที่(Constant Ratio)ตัวเดียวกันโดยจากรูปที่ 5 จะแสดงให้เห็นถึงการ Scale Up ทั้ง Depth, Width และ Resolution ของโครงข่ายที่ช่วยทำให้โมเดลนั้นสามารถ Extract Feature ได้แม่นยำมากขึ้น ดังนั้น EfficientNet จึงทำCompound Scaling เพื่อเพิ่มความแม่นยำของโมเดล และ EfficientNetB7เป็นการเพิ่ม Constant Ratio ที่มากขึ้นตามลำดับเวอร์ชันของโมเดลสถาปัตยกรรม(B0 ถึง B7)



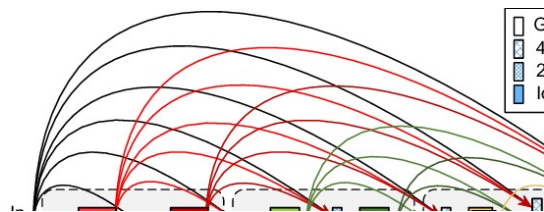
4.2 Xception

ด้วยความสามารถช่วยปรับปรุงโมเดลและสถาปัตยกรรมการเริ่มต้นด้วยสถาปัตยกรรมที่เรียบง่ายและมีความมีประสิทธิภาพเท่ากับ ResNet และ InceptionV4แต่มีการทำงานที่น้อยลงด้วยรูปแบบและรหัสง่ายกว่า โดยประกอบด้วย 36 ชั้น Convolutional สำหรับฐานสกัดค่าคุณลักษณะ และโครงสร้างเป็น 14 โมดูลดังรูปภาพที่ 6



4.3 DenseNet121

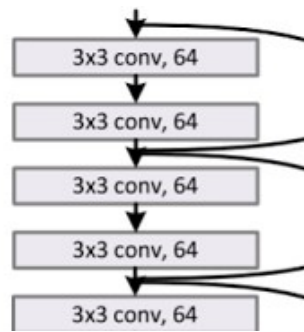
DenseNet หนึ่งในสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ(CNN) ซึ่งการทำงานของ DenseNet ได้ถูกพัฒนามาจากสถาปัตยกรรมของ ResNetการทำงานจึงมีความคล้ายคลึงกัน แตกต่างเพียงการนำส่งข้อมูลในแต่ละชั้น ResNet จะนำข้อมูลส่งออก (Output) ของชั้นก่อนหน้ามาเป็นข้อมูลนำเข้า (Input) ของชั้นถัดไป แต่การทำงานของ DenseNet หลังจากที่ได้ข้อมูลส่งออก (Output) ของชั้นนั้น จะนำข้อมูลส่งออก (Output) ไปเป็นข้อมูลนำเข้า (Input) ของชั้นในอนาคต และตัวเลขที่อยู่ด้านหลัง เช่น DenseNet121หมายถึงจำนวนของชั้นทั้งหมดของสถาปัตยกรรมแสดงดังรูปประกอบที่ 7



4.4 ResNet152V2

ResNetหรือ Deep Residual Network เป็นการแก้ปัญหาเรื่อง Vanishing Gradient ซึ่งจะเกิดขึ้นกับโครงข่ายที่มีความลึกที่ค่อนข้างมาก โดยใช้เทคนิคการออกแบบ Module ที่มีลักษณะ

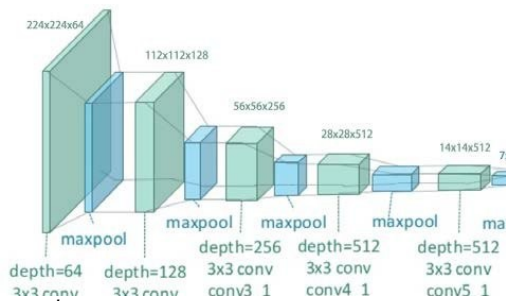
เป็นทางลัดลงในโครงข่าย ดังรูปที่ 8 ด้วยตัวโครงข่ายจะประกอบด้วยกัน 4บล็อก (Stage)จำนวน Layer มีพารามิเตอร์สำหรับการฝึกทั้งหมดจะกลายเป็นจำนวนชั้นที่ใช้เรียกชื่อเช่น ResNet152 จะหมายถึงจำนวน 152 เลเยอร์ ซึ่งจะอธิบายขนาดว่า [3, 4, 40, 3] ซึ่งคือ $(3+4+40+3)*3$ เท่ากับ150 ชั้น และมีชั้นคอนโวลูชันที่ติดกับอินพุตบวกกับชั้น Dense ที่ติดชั้นเอาต์พุต รวมอีก 2 ชั้น รวมกันทั้งหมดเท่ากับ152เลเยอร์ทั้งนี้ResNetที่นำมาใช้งานจะมีด้วยResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101 และ ResNet152 โดยในงานวิจัยชิ้นนี้ได้ใช้ ResNet152V2 มาสร้างแบบโมเดล



รูปที่ 8. โครงสร้างสถาปัตยกรรมโครงข่าย ResNet[24]

4.5 VGG19

สถาปัตยกรรม VGG หรือ Visual Geometry Groupด้วยมีสิ่งที่เป็นจุดเด่นของโมเดลVGG19คือการแทนที่ Hyperparameter จำนวนมาก ทั้งนี้เครือข่าย VGG นี้จะใช้ Multiple Convolutional Layersเน้นไปที่การออกแบบLayerโดยใช้ตัวกรองขนาด 3×3 (Filters) ในแต่ละชั้นของConvolutionsด้วยการใช้งานSame Padding และ Maxpooling2X2 Pixels, 2 Stride แบบเดียวกันตลอดทั้งโครงสร้างเพื่อแสดงถึงคุณลักษณะที่ซับซ้อนดังรูปที่ 9



รูปที่ 9. โครงสร้างสถาปัตยกรรมโครงข่าย VGG19[25]

5. ชุดข้อมูล

เก็บข้อมูลรูปภาพมะเร็งผิวหนังที่ได้รวบรวมจากกล้องอุปกรณ์สมาร์ทโฟนชนิดต่าง ๆ โดยมีฐานข้อมูลสาธารณะที่อนุญาตให้สามารถเข้าถึงได้และไม่เสียค่าบริการซึ่งมีการเผยแพร่ทั้งรูปภาพของโรคทางผิวหนังและมะเร็งผิวหนังดังนั้นจึงเป็นส่วนสำคัญต่อการนำไปสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่ายโทรศัพท์มือถือ

โดยข้อมูลสาธารณะที่กล่าวคือชุดข้อมูล PAD-UFES-20: A Skin Lesion Dataset Composed Of Patient Data And Clinical Images Collected From Smartphonesที่ได้เผยแพร่สู่สาธารณะในวันที่ 8 กรกฎาคม.ศ.2563จากสถาบัน Federal University of Espírito Santo (UFES) ณ ประเทศบราซิลถูกรวบรวมขึ้นระหว่างปีพุทธศักราช2561 ถึง2562 ซึ่งเป็นภาพรอยโรคที่ผิวหนังของผู้ป่วยจากภาพทางคลินิกที่รวบรวมด้วยอุปกรณ์สมาร์ทโฟนบนแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นสำหรับรวบรวมข้อมูลชุดนี้โดยเฉพาะ ดังรูปที่ 5ซึ่งรูปภาพที่ได้จะแสดงถึงรอยโรคที่ผิวหนังของผู้ป่วยที่อาจมีรอยโรคที่ผิวหนังอย่างน้อยหนึ่งรอย และรอยโรคที่ผิวหนังอาจมีหนึ่งภาพหรือมากกว่าทั้งนี้ในชุดข้อมูลประกอบด้วยผู้ป่วยจำนวน 1,373 คนรอยโรคบนผิวหนัง(Skin Lesion) 1,641 รูป และรูปภาพจำนวน 2,298 ภาพสำหรับการวินิจฉัยที่แตกต่างกัน 6 รายการ ได้แก่ โรคผิวหนัง 3 รายการและมะเร็งผิวหนัง 3โดยรวมทั้งหมดร้อยละ 58.4 ของรอยโรคผิวหนังผ่านการพิสูจน์ชั้นเนื้อและมีรูปภาพที่ผ่านการพิสูจน์มะเร็งผิวหนังด้วยวินิจัยชั้นเนื้อแล้วทั้งหมด[26]ดังในข้อมูลตารางที่ 2และรูปตัวอย่างของโรคแต่ละชนิดดังรูปประกอบที่ 10

ตารางที่ 2.จำนวนรูปภาพและเปอร์เซ็นต์ของการตรวจชิ้นเนื้อ

Types ofSkin Lesion	จำนวน	Biopsy	ประเภทของโรค
Basal Cell Carcinoma of skin	845	100%	โรคมะเร็งผิวหนัง
Squamous Cell Carcinoma	192	100%	
Malignant Melanoma	52	100%	
Actinic Keratosis	730	24.4%	โรคผิวหนัง
Melanocytic Nevus of Skin	244	24.6%	

Types of Skin Lesion	จำนวน	Biopsy	ประเภทของโรค
Seborrheic Keratosis	235	6.4%	
Total	2298	58.4%	



รูปที่ 10. ตัวอย่างโรคผิวหนังแต่ละประเภทจากชุดข้อมูล

ซึ่งผู้เก็บข้อมูลมีเป้าหมายที่จะสนับสนุนการวิจัยในอนาคตและการพัฒนาเครื่องมือใหม่ๆ เพื่อช่วยแพทย์ในการตรวจหา มะเร็งผิวหนัง

6. การทดลองและการประเมินผล

จากการดำเนินการตามบทวิจัยวินิจัยมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่ายโทรศัพท์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ โดยการนำทุกระบวนการของการดำเนินการวิจัยเพื่อวัดประสิทธิภาพและประเมินผลมีการนำเสนอข้อมูลดังนี้

6.1 การเตรียมความพร้อมของภาพ

จากการชุดข้อมูลภาพโรคผิวหนัง PAD-UFES-20ซึ่งมีการเตรียมความพร้อมของภาพ เพื่อจัดระเบียบและปรับปรุงคุณภาพของรูปที่จะนำมาใช้งานซึ่งเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพให้โมเดลที่สร้างขึ้น

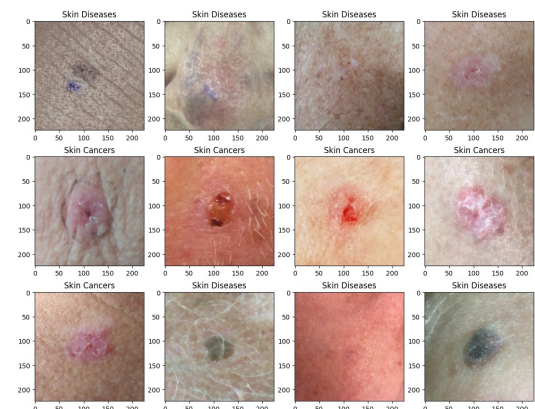
ให้สามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยในการเตรียมความพร้อมของภาพจากหัวข้อ3.1 ขั้นตอนของการประมวลผลภาพ โดยหลังจากทำทุกขั้นตอนที่ได้กล่าวปรากฏผลลัพธ์ดังนี้

การแบ่งชุดข้อมูล จัดกลุ่มประเภทโรคซึ่งโดยเริ่มต้นจะมีโรคผิวหนังจำนวน 6 ชนิด ทำการจัดแบ่งกลุ่ม เหลือโรคจำนวนสองชนิด เป็นมะเร็งผิวหนังกับไม่เป็นมะเร็งผิวหนังสำหรับการสร้างโมเดลการวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ ได้ดังรูปที่ 12และรูปที่ 13 เป็นการลบสิ่งรบกวน เช่น เส้นขน เงามและปรับขนาดภาพ

	img_name	img_id	diagnostic	type	U-Net_type
0	PAT_1516_1765_530	PAT_1516_1765_530.png	NEV	Skin Diseases	Skin Diseases
1	PAT_46_881_939	PAT_46_881_939.png	BCC	Skin Cancers	BCC
2	PAT_1545_1867_547	PAT_1545_1867_547.png	ACK	Skin Diseases	Skin Diseases
3	PAT_1989_4061_934	PAT_1989_4061_934.png	ACK	Skin Diseases	Skin Diseases
4	PAT_684_1302_588	PAT_684_1302_588.png	BCC	Skin Cancers	BCC
...	...	...	...	...	...
2293	PAT_1708_3156_175	PAT_1708_3156_175.png	ACK	Skin Diseases	Skin Diseases
2294	PAT_46_880_140	PAT_46_880_140.png	BCC	Skin Cancers	BCC
2295	PAT_1343_1217_404	PAT_1343_1217_404.png	SEK	Skin Diseases	Skin Diseases
2296	PAT_326_690_823	PAT_326_690_823.png	BCC	Skin Cancers	BCC
2297	PAT_1714_3189_989	PAT_1714_3189_989.png	SEK	Skin Diseases	Skin Diseases

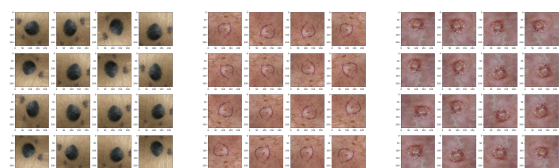
2298 rows x 5 columns

รูปที่ 12. ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการจัดกลุ่มประเภทของโรคใหม่



รูปที่ 13. ตัวอย่างภาพผ่านการลบสิ่งรบกวนและปรับขนาดภาพเป็น 224x224

ส่วนการเพิ่มจำนวนภาพที่เตรียมไว้ ผ่านกระบวนการจัดแต่งให้ได้รูปใหม่ๆ ดังในการตั้งค่าจากหัวข้อที่3.2 แสดงได้ดังรูปที่ 14



รูปที่ 14. ตัวอย่างภาพที่ผ่านการเพิ่มจำนวนภาพ

6.2 การพัฒนาโมเดลสำหรับตรวจจับมะเร็ง

การทดลองการประเมินผลการเปรียบเทียบโมเดลวินิจฉัยรูปภาพ มะเร็งผิวหนัง (มะเร็ง/ไม่ใช่มะเร็ง) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการสถาปัตยกรรมต่างๆด้วยจำนวนการเรียนรู้ของโมเดลที่ 300 รอบ แสดงดังตารางดังต่อไปนี้ (ตารางที่ 3 ถึงตารางที่ 6)

6.2.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลต่างกัน

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกมะเร็งและไม่ใช่ มะเร็งโดยใช้สถาปัตยกรรม CNN แตกต่างกันจำนวน 5 สถาปัตยกรรมดังต่อไปนี้ (i) EfficientNetB7 , (ii) Xception, (iii) DenseNet121, (iv) ResNet152V2 และ (v) VGG19 โดยการทดลองนี้กำหนดขนาด *Batch Size* ไว้ที่ 1 กำหนดการเรียนรู้ของโมเดลไว้ที่ 300 รอบ ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3. ผลการทดสอบประเมินผลด้วยโมเดล CNN ต่าง สถาปัตยกรรม ที่ Batch Size เท่ากับ 1

Architectures of CNN	Training		Validation	
	ACC	Loss	ACC	Loss
EfficientNetB7	0.5025	0.6932	0.4900	0.7001
Xception	0.7469	0.5268	0.7250	0.5540
ResNet152V2	0.7300	0.7670	0.7650	0.5900
DenseNet121	0.7150	0.6363	0.7850	0.4966
VGG19	0.6456	0.6256	0.6400	0.6167

จากตารางที่ 3 ได้ผลการทดสอบดังนี้ โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรม EfficientNetB7 มีค่าความแม่นยำ 49% มีค่าความการสูญเสียที่ 0.7001 โครงข่ายประสาทเทียม Xceptionค่าความแม่นยำ 72.5% มีค่าความการสูญเสียที่ 0.725 โครงข่ายประสาทเทียม ResNet152V2 มีค่าความแม่นยำ 76.5% มีค่าความการสูญเสียที่ 0.59 โครงข่ายประสาทเทียม DenseNet121 ค่าความแม่นยำ 78.5% มีค่าความการสูญเสียที่ 0.4966 และ โครงข่ายประสาทเทียม VGG19 ค่าความแม่นยำ 64% มีค่าความการสูญเสียที่ 0.6167

6.2.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ Batch Size ต่างกัน

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกมะเร็งและไม่ใช่ มะเร็งโดยใช้สถาปัตยกรรม CNN แบบ DenseNet121 เพื่อทดลองขนาดของ Batch Size โดยในการทดลองนี้มีการกำหนดขนาด Batch Size ที่ 1, 2, 4, 8, 16 และ 32 ตามลำดับ โดยมีการกำหนดการเรียนรู้ของโมเดลไว้ที่ 300 รอบโดยเทคนิคการถ่ายโอนความรู้กับชุดข้อมูลรูปภาพมะเร็งผิวหนังที่ไม่ผ่านกระบวนการลบสิ่งรบกวนจากรูปภาพ ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4. ผลการทดสอบประเมินผลด้วยโมเดลสถาปัตยกรรม DenseNet121 ที่ Batch Size ต่าง ๆ

Batch Size	Training		Validation	
	ACC	Loss	ACC	Loss
1	0.7150	0.6363	0.7850	0.4966
2	0.7269	0.6263	0.7575	0.5246
4	0.7419	0.5814	0.7700	0.4864
8	0.7181	0.6230	0.7375	0.6423
16	0.7000	0.7368	0.7050	0.6100
32	0.6538	0.9359	0.7175	0.7287

จากตารางที่ 4 แสดงผลประสิทธิภาพโมเดลจากการปรับเปลี่ยน Batch Size ที่ขนาด 1, 2, 4, 8, 16 และ 32 โครงสร้างสถาปัตยกรรม DenseNet121 ด้วยจำนวนการเรียนรู้ของโมเดล 300 รอบด้วยเทคนิคการถ่ายโอนความรู้กับชุดข้อมูลรูปภาพ มะเร็งผิวหนังที่ไม่ได้ผ่านการลบสิ่งรบกวนออกจากรูปภาพและด้วยผลโมเดลให้ผลประสิทธิภาพที่ดี คือโครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรม DenseNet121 มีขนาด Batch Size เท่ากับ 1 ให้ผลประสิทธิภาพที่ 78.5%

6.2.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของข้อมูลต่างชุดกัน

ตามที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 3.2 การลบสิ่งรบกวน เพื่อทดลองประสิทธิภาพของการทำนายโดยใช้ภาพต้นฉบับ และภาพที่มีการประมวลผลด้วยอัลกอริทึม DigitalHairRemoval โดยการทดลองชุดนี้ใช้โครงสร้างสถาปัตยกรรม DenseNet121 ด้วยจำนวนการ

เรียนรู้ของโมเดล 300 รอบ กำหนดขนาด Batch Size เท่ากับ 1 ซึ่งแสดงผลประสิทธิภาพดังในตารางที่ 5

ตารางที่ 5. ผลการทดสอบประเมินผลด้วยโมเดลสถาปัตยกรรม DenseNet121 ที่ Batch Size เท่ากับ 1 ผ่านการลบสิ่งรบกวน เส้นผม เส้นขน ด้วยอัลกอริทึม DigitalHairRemoval

การลบสิ่งรบกวน	Training		Validation	
	ACC	Loss	ACC	Loss
Original Image	0.7150	0.6363	0.7850	0.4966
Digital Hair Removal	0.7356	0.5597	0.7600	0.4853

ผลการทดลองตารางที่ 5 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโมเดลสถาปัตยกรรมDenseNet121ที่ Batch Size เท่ากับ 1 ที่ผ่านการลบสิ่งรบกวนสำคัญ ๆ เช่น เส้นผม เส้นขน ด้วยเทคนิค DigitalHairRemoval ส่งผลให้มีค่าความแม่นยำที่ลดลงจากเมื่อเทียบกับประสิทธิภาพโมเดล DenseNet121 ที่ขนาด Batch Size เท่ากับ 1 ในก่อนหน้าซึ่งไม่ได้ผ่านการลบสิ่งรบกวน

6.2.4 การปรับจูนถ่ายโอนความรู้ ร่วมกับเทคนิค Fine Tuning

จากตารางที่ 3 ถึง 5 สรุปได้ว่าผลการทดลองการประเมินผล การเปรียบเทียบโมเดลวินิจฉัยรูปภาพมะเร็งผิวหนัง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ ได้ให้ผลลัพธ์แก่โมเดลที่มีประสิทธิภาพดีในรูปแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม DenseNet121 ที่มี Batch Size เท่ากับ 1 ด้วยชุดข้อมูลที่ผ่านลบสิ่งรบกวนที่สำคัญ ๆ ออกจากภาพ ร่วมกับเทคนิคการถ่ายโอนความรู้ และการปรับจูนเรียนรู้กับข้อมูลชุดใหม่ โดยมีการยกเลิกการตรึงชั้นการอัปเดตน้ำหนักที่ร้อยละ 80 ของโครงข่ายสถาปัตยกรรม DenseNet121 ในการเรียนรู้เกี่ยวกับชุดข้อมูลโรคมะเร็งผิวหนัง โมเดลสามารถจะเรียนรู้และมีค่าความถูกต้องมากถึง 81.50% และมีค่าความสูญเสียที่ 0.6750ดังแสดงในตารางที่6

ตารางที่ 6. ผลการทดสอบประเมินผล ด้วยโมเดลสถาปัตยกรรม DenseNet121ที่ Batch Sizeเท่ากับ 1 ด้วยการปรับจูนการเรียนรู้ถ่ายโอนความรู้ ร่วมกับการปรับParameters

Parameters	Training		Validation	
	ACC	Loss	ACC	Loss
Original Model	0.7150	0.6363	0.7850	0.4966
Fine-Tuning	0.9725	0.0654	0.8150	0.6750

7. สรุปผลการทดลองและการอภิปราย

จากการดำเนินการตามบทวิจยการวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังจากภาพถ่ายโทรศัพท์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการในข้างต้นด้วยชุดข้อมูล PAD-UFES-20 จำนวนรูปภาพ1,600 รูป สำหรับการเรียนรู้และ400 รูปสำหรับการตรวจสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสถาปัตยกรรมDenseNet121, Xception, EfficientNetB7, ResNet152V2 และ VGG19ในการจำแนกรูปภาพมะเร็งผิวหนังด้วยเทคนิคการถ่ายทอดความรู้โมเดลร่วมกับแก้ไขปรับปรุงโมเดลหมวดหมู่ภาพที่เป็นมะเร็งผิวหนังกับไม่เป็นมะเร็งผิวหนังด้วยขนาด Batch Size ที่ต่างกันในแต่ละสถาปัตยกรรม โดยจากการทดลองความแม่นยำได้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำของโมเดลในการทำนายมีความแม่นยำมากที่สุดที่ 81.50%ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมDenseNet121ที่ขนาด Batch Size เท่ากับ 1และมีค่าความผิดพลาดของโมเดลที่ 18.5%ทั้งนี้จากการทำนายรูปภาพมีความแม่นยำค่อนข้างน้อยเนื่องด้วยจำนวนภาพที่มีอยู่อย่างจำกัดและจำนวนรูปภาพของมะเร็งผิวหนังแต่ละชนิดที่แตกต่างกันมาก ส่งผลให้โมเดลไม่สามารถเรียนรู้จากชุดข้อมูลตั้งต้นได้อย่างมีประสิทธิภาพและด้วยกระบวนการเรียนรู้เชิงลึกจะมีปัญหาเรื่องใช้ระยะเวลาในการฝึกตั้งแต่ต้นจนจบกระบวนการที่ยาวนานและมีทั้งความซับซ้อนมีตัวแปร Weight จำนวนมากในการเริ่มต้นฝึกโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ซับซ้อนตั้งแต่ต้น Weight Initialization ด้วยค่า Random ที่ต้องใช้ข้อมูล

Dataset ขนาดใหญ่และใช้พลังการประมวลผลมหาศาล ซึ่งใช้เวลานานหลายวัน หรือหลายสัปดาห์จึงได้โมเดลที่มีประสิทธิภาพ ดังนั้นเทคนิคการถ่ายโอนความรู้สามารถที่ช่วยลดเวลา การฝึกสอนโมเดลเรียนรู้เชิงลึกด้วยการนำบางส่วนจากโมเดลที่ฝึกเรียบร้อยแล้วกับงานมาใช้เป็นส่วนหนึ่งของโมเดลใหม่

สำหรับการพัฒนาต่อในอนาคตผู้วิจัยสามารถนำค้นแบบโมเดลที่ได้พัฒนาขึ้น ไปสร้างเป็นชิ้นงานแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ(Mobile Application) ที่สามารถนำไปใช้งานได้จริงในชีวิตประจำวันสำหรับการคัดกรองหรือวินิจฉัยโรคมะเร็งผิวหนังในขั้นเบื้องต้น ด้วยภาพที่ใช้ในการตรวจจับเป็นภาพจากกล้องที่มือถือทำให้ประหยัดค่าใช้จ่ายในอุปกรณ์พิเศษ และผู้ป่วยได้ผลการตรวจสอบรอยโรคที่เร็วยิ่งขึ้น เป็นผลให้ช่วยลดอัตราการเสียชีวิตของผู้ป่วยและลดภาระงานของแพทย์ รวมทั้งเป็นเครื่องมือในการช่วยคัดกรองและวินิจฉัยมะเร็งผิวหนังร่วมกับแพทย์ผิวหนังได้เป็นอย่างดี

เอกสารอ้างอิง

- [1] PuangthongKraipiboon, “มะเร็งผิวหนัง (Skin Cancer),” Haamor.com, Oct. 09, 2018. <https://haamor.com/มะเร็งผิวหนัง> (accessed Dec. 03, 2022).
- [2] MedThai, “มะเร็งผิวหนัง (Skin cancer) อาการ, สาเหตุ, การรักษา,” medthai.com, Jul. 23, 2022. <https://medthai.com/มะเร็งผิวหนัง> (accessed Dec. 03, 2022).
- [3] ThaiHealth Promotion Foundation, “คนไทยป่วยมะเร็งผิวหนัง,” thaihealth.or.th, Feb. 21, 2013. <https://www.thaihealth.or.th/คนไทยป่วยมะเร็งผิวหนัง/> (accessed Dec. 03, 2022).
- [4] Faculty of Medicine Siriraj Hospital, Mahidol University, “การรักษา มะเร็งผิวหนังด้วย Mohs SIRIRAJ ONLINE | Siriraj Hospital,” si.mahidol.ac.th, Aug. 21, 2017. https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj_online/thai_version/Health_detail.asp?id=28 (accessed Dec. 03, 2022).
- [5] Niall McCarthy, “Infographic: The Nationalities Most Susceptible To Skin Cancer,” Statista, Jul. 26, 2018. <https://www.statista.com/chart/14872/the-nationalities-most-susceptible-to-skin-cancer/> (accessed Dec. 03, 2022).
- [6] Bangkok Hospital Pattaya, “โรงพยาบาลกรุงเทพพัทยา : International Hospital in Thailand,” bangkokpattayahospital.com. <https://www.bangkokpattayahospital.com/th/> (accessed Dec. 03, 2022).
- [7] Klongthom tech, “Machine Learning กับ Deep Learning,” maggang.com, Oct. 10, 2020. <https://klongthomtech.maggang.com/machine-learning-กับ-deep-learning> (accessed Dec. 03, 2022).
- [8] KraisakKesorn, “โครงข่ายประสาทเทียมอัจฉริยะ (Artificial Neuron Network),” Jan. 2021. Accessed: Dec. 03, 2022. [Online]. Available: <https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/chapter07/Chapter07.pdf>
- [9] PradyaSin, “What is Convolution Neural Network,” medium.com, Aug. 16, 2019. <https://medium.com/@pradyasin/what-is-convolution-neural-network-bf2e525089f5> (accessed Dec. 03, 2022).
- [10] A.-R. H. Ali, J. Li, and G. Yang, “Automating the ABCD Rule for Melanoma Detection: a Survey,” IEEE Access, vol. 8, no. 19658849, pp. 83333–83346, Apr. 2020, doi: 10.1109/access.2020.2991034.
- [11] S. Mane and S. Shinde, “A Method for Melanoma Skin Cancer Detection Using Dermoscopy Images,” 2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), no. 18618066, Aug. 2018, doi: 10.1109/iccubea.2018.8697804.
- [12] A. G. C. Pacheco and R. A. Krohling, “The impact of patient clinical information on automated skin cancer detection,” Computers in Biology and Medicine, vol. 116, no. 103545, p. 103545, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.combiomed.2019.103545.

- [13] M. S. Ali, M. S. Miah, J. Haque, M. M. Rahman, and M. K. Islam, "An enhanced technique of skin cancer classification using deep convolutional neural network with transfer learning models," *Machine Learning with Applications*, vol. 5, no. 100036, p. 100036, Sep. 2021, doi:10.1016/j.mlwa.2021.100036.
- [14] I. Filali and M. Belkadi, "Multi-scale contrast based skin lesion segmentation in digital images," *Optik*, vol. 185, pp. 794–811, May 2019, doi: 10.1016/j.ijleo.2019.04.022.
- [15] S. Medhat, H. Abdel-Galil, A. E. Aboutabl, and H. Saleh, "Skin cancer diagnosis using convolutional neural networks for smartphone images: A comparative study," *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, vol. 15, no. 1, pp. 262–267, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.jrras.2022.03.008.
- [16] W. Li, A. N. Joseph Raj, T. Tjahjadi, and Z. Zhuang, "Digital hair removal by deep learning for skin lesion segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 117, no. 107994, p. 107994, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.patcog.2021.107994.
- [17] A. Mahbod, G. Schaefer, I. Ellinger, R. Ecker, A. Pitiot, and C. Wang, "Fusing fine-tuned deep features for skin lesion classification," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 71, pp. 19–29, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.compmedimag.2018.10.007.
- [18] I. Giotis, N. Molders, S. Land, M. Biehl, M. F. Jonkman, and N. Petkov, "MED-NODE: A computer-assisted melanoma diagnosis system using non-dermoscopic images," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 19, pp. 6578–6585, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.eswa.2015.04.034.
- [19] Sunny Shah, "DigitalHairRemoval," GitHub, Nov. 30, 2022. <https://github.com/sunnyshah2894/DigitalHairRemoval> (accessed Dec. 04, 2022).
- [20] SFU Professional Computer Science, "An Introduction to Convolutional Neural Network (CNN)," *medium.com*, Feb. 11, 2022. <https://medium.com/sfu-csmp/an-introduction-to-convolutional-neural-network-cnn-207cdb53db97> (accessed Dec. 03, 2022).
- [21] Sornpraram Xu, "รู้จักกับ EfficientDet หนึ่งในโมเดล Object Detection," *medium.com*, Feb. 24, 2021. <https://medium.com/super-ai-engineer/รู้จักกับ-efficientdet-หนึ่งในโมเดล-object-detection-cd0ac67f1f9b> (accessed Dec. 03, 2022).
- [22] Erik Westphal, "A Machine Learning Method for Defect Detection and Visualization in Selective Laser Sintering based on Convolutional Neural Networks," *researchgate.net*, Mar. 2021. https://www.researchgate.net/figure/Xception-CNN-architecture-for-the-detection-and-classification-of-powder-bed-defects-at_fig3_350319854 (accessed Dec. 03, 2022).
- [23] Shamim Mahbub, "DenseNet121 Model Implementation," *Medium*, Aug. 12, 2020. <https://medium.com/@shamim-mahbub230/densenet121-model-implementation-7c403c7e521b> (accessed Dec. 04, 2022).
- [24] NatthawatPhongchit, "มาทำความรู้จัก ResNet กันดีกว่า," *medium.com*, Mar. 18, 2020. <https://medium.com/@natthawatphongchit/มาทำความรู้จัก-resnet-กันดีกว่า-aec3a8c10793> (accessed Dec. 03, 2022).
- [25] Boyd BigData RPG, "เริ่มต้น Deep Learning Application ไปกับภาพวาดสไตล์ Doodle กันเถอะ !!," *medium.com*, Nov. 23, 2018. <https://medium.com/bigdataeng/เริ่มต้น-deep-learning-application-ไปกับภาพวาดสไตล์-doodle-กันเถอะ-c48561f2661b> (accessed Dec. 03, 2022).
- [26] A. G. C. Pacheco et al., "PAD-UFES-20: A skin lesion dataset composed of patient data and clinical images collected from smartphones," *Data in Brief*, vol. 32, no. 106221, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.dib.2020.106221.