



การพัฒนาระบบวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัสสำหรับคัดกรองในโรงพยาบาล

Development of Non-Contact Vital Signs Measurement System for Screening in Hospital

สุชิน ไตรรงค์จิตเหมาะ ชาตรี สีลาสม ณิชศักดิ์ ผิวจันทร์ และ อารภรณ์ พรหมกิ่ง*

Suchin Tirongjittmoah, Chatree Seelasom, Natthasak Piewjan and Arphorn Promking*

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

Department of Electrical and Electronics Engineering, Faculty of Engineering, Ubon Ratchathani University

*E-mail : arphorn.pr.58@ubu.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาต้นแบบระบบวัดชีพจร ความดันโลหิตและอุณหภูมิแบบไม่สัมผัสสำหรับการคัดกรองในโรงพยาบาลเพื่อลดความเสี่ยงในการแพร่กระจายของเชื้อโรค โดยจะใช้เซนเซอร์อินฟราเรดวัดอุณหภูมิบริเวณร่างกายและใช้กล้องเว็บแคมในการบันทึกภาพวิดีโอบริเวณหน้าผากเพื่อวิเคราะห์หาสัญญาณชีพจรด้วยเทคนิค remote Photoplethysmography (rPPG) และใช้โครงข่ายประสาทเทียมพัฒนาโมเดลทำนายความดันโลหิตจากสัญญาณชีพจรที่ได้ จากการทดลองพบว่าระบบสามารถวัดอุณหภูมิและสัญญาณชีพจรได้อย่างถูกต้องพอสมควร ในขณะที่ประสิทธิภาพของการทำนายค่าความดันโลหิตด้วยโครงข่ายประสาทเทียมยังไม่เป็นที่น่าพอใจและยังต้องปรับปรุงดีขึ้น ผลการทดลองแสดงให้เห็นความเป็นไปได้ในการพัฒนาระบบวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัสเพื่อใช้งานจริง

คำสำคัญ : ชีพจร ความดันโลหิต อุณหภูมิร่างกาย สัญญาณชีพ ไม่สัมผัส

Abstract

This research presents the development of a prototype of a non-contact heart rate, blood pressure, and body temperature measurement system for screening in a hospital to reduce the risk of disease transmission. This system is composed of an infrared sensor to measure body temperature and a webcam to capture forehead surfaces to determine heart rate by using the remote Photoplethysmography (rPPG). An artificial Neural Network was used to develop a model for blood pressure estimation. In the experiment, the accuracy of body temperature and heart rate obtained from the developed system is moderate. While the performance of the blood pressure prediction model is not satisfactory and needs to be improved. These results show the possibility to make the non-contact vital signs measurement system for practical use.

Keywords : Pulse, Blood Pressure, Body Temperature, Vital Sign, Non-Contact



บทนำ

การแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 ส่งผลกระทบต่อสุขภาพเศรษฐกิจและสังคม รวมทั้งการดำรงชีวิตของผู้คนที่ต้องสวมหน้ากากอนามัย เว้นระยะห่างระหว่างกัน ทำความสะอาดมือและลดการสัมผัสสิ่งของเพื่อลดความเสี่ยงในการติดโรค โดยเฉพาะบุคลากรทางการแพทย์ที่มีความเสี่ยงจะพบผู้ป่วยที่ติดเชื้อสูงกว่าคนทั่วไป ส่งผลให้มีความต้องการอุปกรณ์และเครื่องมือทางการแพทย์ที่สามารถลดการสัมผัสขณะดูแลรักษาผู้ป่วยในสถานพยาบาล เช่น เครื่องวัดอุณหภูมิแบบไม่สัมผัส หรืออุปกรณ์ที่ควบคุมระยะไกล เช่น หูฟังแพทย์แบบไร้สาย ซึ่งอุปกรณ์เหล่านี้มีทั้งพัฒนาขึ้นใช้เองและสินค้าที่มีจำหน่ายในท้องตลาด การลดการสัมผัสอุปกรณ์ที่ใช้ร่วมกัน นอกจากจะลดความเสี่ยงในการสัมผัสกับเชื้อโรคแล้ว ยังเป็นการลดการใช้สารเคมีและวัสดุเพื่อทำความสะอาดอุปกรณ์เหล่านั้นก่อนการใช้งานของผู้รับบริการถัดไป อีกทั้งยังเป็นการช่วยลดปริมาณขยะอีกด้วย ส่งผลให้สถานพยาบาลลดต้นทุนค่าใช้จ่ายในการจัดซื้อสารเคมีและวัสดุสิ้นเปลือง รวมถึงค่าใช้จ่ายในการจัดการขยะ นอกจากนี้ระบบแบบอัตโนมัติจะช่วยลดบุคลากรผู้ให้บริการตรวจด้วย

โดยทั่วไปการตรวจคัดกรองผู้ที่มาใช้บริการสถานพยาบาลจะทำการตรวจวัดสัญญาณชีพ (Vital signs) เช่น อุณหภูมิร่างกาย ชีพจรและความดันโลหิต เพื่อเป็นข้อมูลเบื้องต้นที่ใช้ประกอบการวินิจฉัยของแพทย์ ซึ่งการวัดอุณหภูมิร่างกายทำได้โดยใช้เทอร์โมมิเตอร์หนีบที่รักแร้หรืออมไว้ใต้ลิ้น ปัจจุบันมีอุปกรณ์วัดอุณหภูมิร่างกายแบบไม่สัมผัสโดยใช้หลักการวัดการแผ่รังสีความร้อนจากร่างกายด้วยเซนเซอร์อินฟราเรด แต่วิธีการนี้จะมีความแม่นยำน้อยกว่าการใช้เทอร์โมมิเตอร์ทั่วไป แต่ก็มีประสิทธิภาพเพียงพอสำหรับการใช้ในการคัดกรองผู้ที่มีอุณหภูมิร่างกายสูงกว่าปกติได้

ชีพจรเกิดจากการบีบตัวของหัวใจเพื่อส่งเลือดไปเลี้ยงทั่วร่างกาย ทำให้เกิดแรงดันมากระทบผนังของเส้นเลือดเป็นผลให้เส้นเลือดมีการหดและขยายตัวตามจังหวะการบีบตัวของหัวใจซึ่งจะระบุเป็นจำนวนครั้งต่อนาที (Beats per minute, BPM) การวัดชีพจรโดยทั่วไปมีหลายวิธี เช่น การใช้มือเปล่าคลำตรงบริเวณ ข้อมือ คอ ข้อพับแขน หรือใช้เครื่อง Stethoscope ในการฟังเสียงภายในร่างกาย นอกจากนี้ในปัจจุบันมีอุปกรณ์วัดชีพจรที่สามารถใช้งานได้ง่าย เช่น Smart watch ด้วยเทคนิค Photoplethysmography (PPG) ซึ่งจะใช้แหล่งกำเนิดแสงที่มีความเข้มแสงต่ำฉายไปยังร่างกาย เมื่อแสงเดินทางผ่านเนื้อเยื่อชีวภาพ แสงจะถูกดูดซึมโดยเลือดได้ดีกว่าเนื้อเยื่อรอบ ๆ ส่งผลให้ความเข้มแสงที่สะท้อนกลับมาหรือส่องผ่านไปยังตัวรับแสง (Photodetector) หรือเซนเซอร์รับแสงมีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามการไหลเวียนของเลือดสอดคล้องกับการเต้นของหัวใจ เนื่องจากแหล่งกำเนิดแสงและตัวรับแสงของการวัดด้วยวิธีนี้จะอยู่ใกล้และสัมผัสกับร่างกายเป็นการวัดแบบสัมผัสจึงเรียกการวัดสัญญาณ PPG แบบนี้ว่า contact PPG หรือ cPPG นอกจากนี้การวัดอัตราการเต้นของหัวใจด้วยเทคนิค PPG ยังสามารถใช้การวิเคราะห์ภาพวิดีโอของเนื้อเยื่อที่ดูดกลืนแสงขาว เนื่องจากองค์ประกอบสีของภาพจะเกิดการเปลี่ยนแปลงตามการเต้นของหัวใจ เมื่อวิเคราะห์แยกกระนาบสีแดง เขียว และน้ำเงิน ของภาพในแต่ละเฟรม และคำนวณหาค่าเฉลี่ยของพิกเซลของช่องสัญญาณสีเขียว ซึ่งจะเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกับอัตราการเต้นของหัวใจ (Gonzalez et al., 2018) ด้วยหลักการนี้จึงทำให้สามารถวัดอัตราการเต้นของหัวใจโดยไม่สัมผัสได้ (remote PPG, rPPG) (Gonzalez et al., 2018; Adachi et al., 2019; Guo et al., 2020) โดยทั่วไปนิยมวิเคราะห์ภาพถ่ายบริเวณหน้าผากของมนุษย์ เนื่องจากเป็นบริเวณที่มีผิวหนังที่ค่อนข้างบางในขณะที่มีความหนาแน่นของหลอดเลือดสูง อีกทั้งเป็นบริเวณที่มีการขยับหรือเปลี่ยนแปลงของรูปร่างน้อยกว่าส่วนอื่น ๆ บนใบหน้าช่วยลดผลกระทบจากการเคลื่อนไหวทำให้คุณภาพสัญญาณ rPPG ไม่ถูกลดทอน

ความดันโลหิตเป็นค่าความดันภายในหลอดเลือดแดงซึ่งเกิดจากการบีบตัวของหัวใจส่งผ่านหลอดเลือดเพื่อนำออกซิเจนไปเลี้ยงส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย สามารถวัดได้ 2 คือ ค่าความดันโลหิตช่วงบน (Systolic Blood Pressure, SBP) และค่าความดันโลหิตช่วงล่าง (Diastolic Blood Pressure, DBP) ในหน่วยมิลลิเมตรปรอท (mmHg) โดยค่า SBP เป็นความดันโลหิตขณะที่หัวใจบีบตัว และค่า DBP เป็นความดันโลหิตขณะหัวใจคลายตัว การวัดความดันโลหิตโดยทั่วไปจะการใช้เครื่องวัดความดันโลหิต

แบบสวมแขนเข้าไปในตัวเครื่องวัดความดันโลหิตหรือพันปลอกแขนบริเวณต้นแขนด้วยเครื่องวัดความดันโลหิตแบบดิจิทัล ซึ่งสามารถแสดงค่าอัตราการเต้นของหัวใจได้ด้วย แต่อย่างไรก็ตามวิธีการนี้จำเป็นต้องสัมผัสอุปกรณ์ทำให้เกิดความเสี่ยงในการแพร่เชื้อโรคได้ จึงจำเป็นต้องมีการทำความสะอาดก่อนใช้งานครั้งถัดไปทำให้เกิดค่าใช้จ่ายในส่วนนี้เพิ่มขึ้น

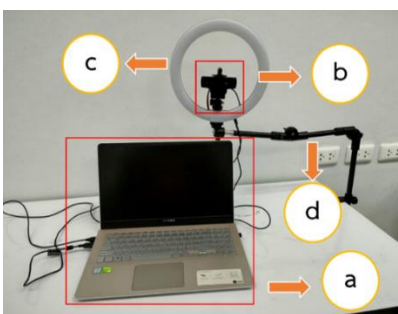
ความดันโลหิตนั้นมีความสัมพันธ์กับอัตราการเต้นของหัวใจ โดยการบีบตัวของหัวใจและการคลายตัวของหัวใจจะทำให้เกิดการไหลเวียนของเลือดในร่างกาย การที่มีความดันโลหิตเพิ่มขึ้นเป็นผลมาจากการบีบตัวของกล้ามเนื้อหัวใจที่ผลักดันเลือดไปทั่วร่างกาย ในทำนองเดียวกัน ความดันโลหิตจะลดลงเมื่อหัวใจคลายตัว โดยมีรายงานการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น ขนาดของพัลส์ (Adachi et al., 2019) และระยะระหว่างพัลส์ของชีพจร (Pulse transition time) (Guo et al., 2020) ของสัญญาณชีพจรกับความดันโลหิตด้วยโมเดลทางคณิตศาสตร์ต่าง ๆ รวมถึงการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Patil et al., 2017; Luo et al., 2019) และจากรายงานการใช้ข้อมูลสัญญาณชีพจรจากการวิเคราะห์ภาพวิดีโอ (remote PPG) ในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ในการทำนายความดันโลหิตพบว่าผลการทำนายความดันโลหิตและผลการวัดด้วยเครื่องวัดความดันโลหิตมีความสอดคล้องกัน ซึ่งวิธีดังกล่าวแสดงให้เห็นประสิทธิภาพในการวัดความดันโลหิตโดยไม่สัมผัส

จากที่กล่าวมาข้างต้นในงานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาระบบวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัสที่สามารถวัดอุณหภูมิร่างกาย อัตราการเต้นหัวใจ และความดันโลหิตในเวลาเดียวกันสำหรับการคัดกรองในโรงพยาบาลโดยใช้เซนเซอร์อินฟราเรดและกล้องเว็บแคมในการเก็บข้อมูลและทำการพัฒนาโมเดลทำนายความดันโลหิต และศึกษาประสิทธิภาพของโมเดลทำนายเมื่อทดสอบด้วยข้อมูลที่บันทึกในสถานะที่แตกต่างกัน

วิธีการวิจัย

1. ระบบวัดสัญญาณชีพ

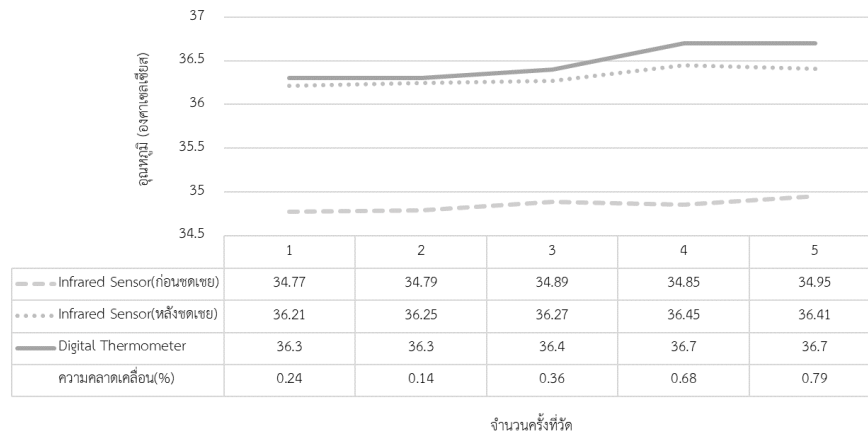
ระบบวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัสแสดงดังภาพที่ 1 ประกอบด้วย (a) คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลและแสดงผล (b) เซนเซอร์อินฟราเรด (GY-906 MLX90614ESF) และกล้องเว็บแคม (Logitech รุ่น C922) (c) แห่ล่างำเนิดแสง (APG Ring Light รุ่น 10 inch SYRL 10) (d) อุปกรณ์ยึดจับ



ภาพที่ 1 องค์ประกอบของระบบตรวจวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัส

2. การวัดอุณหภูมิร่างกาย

การวัดอุณหภูมิร่างกายด้วยเซนเซอร์อินฟราเรดจะเป็นการวัดแผ่รังสีความร้อนของร่างกายที่แผ่มาอย่างเซนเซอร์ ซึ่งในการทดลองจะทำการบันทึกอุณหภูมิที่ระยะห่างระหว่าง 30-40 เซนติเมตร บันทึกค่าด้วยบอร์ด Arduino Uno R3



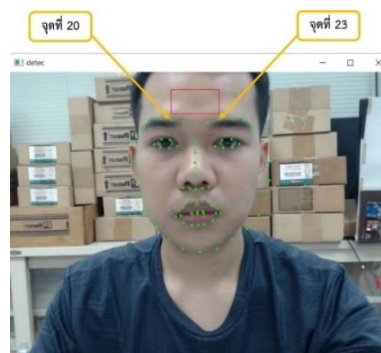
ภาพที่ 2 ผลการชดเชยค่าอุณหภูมิ

การเปรียบเทียบค่าอุณหภูมิที่ได้จากเซนเซอร์อินฟราเรดทำได้โดยบันทึกค่าอุณหภูมิบริเวณหน้าผากของอาสาสมัครและวัดอุณหภูมิด้วยเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัล (OMRON รุ่น MC-246) โดยหนีบที่รักแร้พร้อมกัน โดยทำการวัดซ้ำ 5 ครั้ง พบว่าอุณหภูมิที่วัดได้จากเซนเซอร์อินฟราเรดมีค่าต่ำกว่าจึงทำการชดเชยด้วยตัวคูณ 1.051 โดยหลังชดเชยอุณหภูมิพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงความคลาดเคลื่อนของเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัล ดังภาพที่ 2

3. การวัดสัญญาณชีพจร

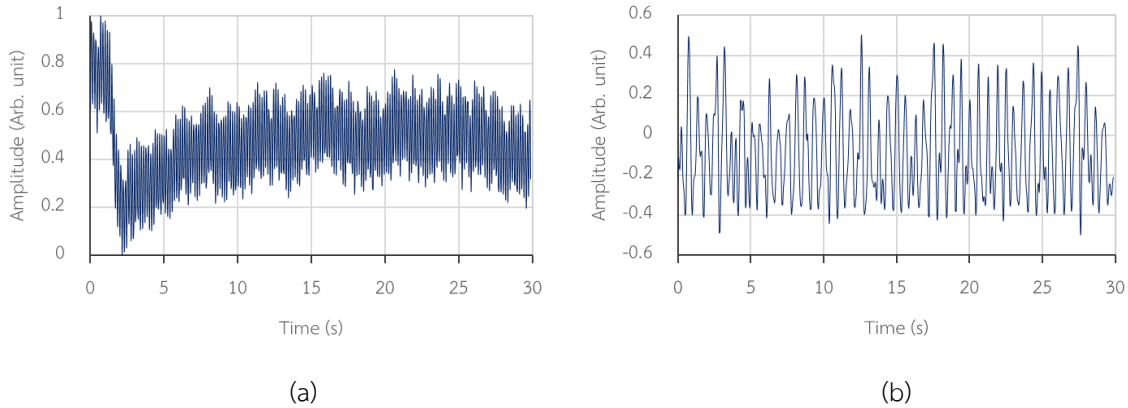
การวัดสัญญาณชีพจร rPPG ทำได้โดยบันทึกวิดีโอบริเวณใบหน้าด้วยกล้องเว็บแคม โดยกำหนดอัตราบันทึกภาพ 30 เฟรมต่อวินาที เป็นระยะเวลา 30 วินาที และทำการตรวจจับใบหน้าด้วยเทคนิค Supervised Descent Method (SDM) ซึ่งจะใช้น้ำกาก (Mask) ที่มีจำนวน 68 จุด (จุดสีเขียว) ในการระบุตำแหน่งสำคัญบนใบหน้าดังภาพที่ 3 จากนั้นกำหนดพื้นที่บริเวณหน้าผากโดยอาศัยตำแหน่งจุดที่ 20 และ 23 ของน้ำกากเพื่อสร้างกรอบสี่เหลี่ยม (สีแดง) บริเวณหน้าผากขนาด 100 x 100 พิกเซล

เมื่อได้ภาพบริเวณหน้าผากแล้วจะทำการหาค่าเฉลี่ยสีเขียวของแต่ละเฟรมจนครบทุกเฟรมแต่เนื่องจากเมื่อหัวใจบีบตัวหลอดเลือดจะมีปริมาณเลือดมากจึงมีการดูดซับแสงมากส่งผลให้แสงที่ได้กระเจิงออกมาน้อย ในขณะที่หัวใจคลายตัวหลอดเลือดจะมีเลือดน้อยทำให้มีการดูดซับแสงได้น้อยจึงทำให้แสงที่กระเจิงออกมามาก ดังนั้นเมื่อกลับเฟสของสัญญาณก็จะได้สัญญาณ rPPG



ภาพที่ 3 การตรวจจับใบหน้าและกำหนดบริเวณหน้าผาก

จากภาพที่ 4(a) จะเห็นได้ว่าสัญญาณ rPPG มีสัญญาณรบกวนมาก เนื่องจากอัตราการเต้นของหัวใจมีความถี่อยู่ในช่วงที่ 1.0-1.8 Hz จึงทำการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองสัญญาณแบบดิจิทัลแบบความถี่ผ่านแถบ (Band-pass filter) ที่มีความถี่คัตออฟที่ 0.75-4.00 Hz ตัวอย่างสัญญาณ rPPG หลังการกรองสัญญาณรบกวนแสดงดังภาพที่ 5(b) ซึ่งแสดงสัญญาณชีพจรได้ชัดเจนขึ้นเมื่อสัญญาณความถี่ต่ำและสัญญาณรบกวนความถี่สูงถูกกำจัดออกไป

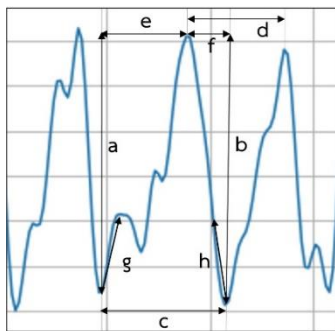


ภาพที่ 4 ตัวอย่างสัญญาณ rPPG (a) ก่อนกรองสัญญาณรบกวน (b) หลังกรองสัญญาณรบกวน

4. การทำนายความดันโลหิต

การหาความสัมพันธ์ระหว่างชีพจรกับความดันโลหิตด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Neuron Network, NN) จะใช้ไลบรารี Tensorflow & Keras ซึ่งในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ค่าลักษณะสำคัญ (Feature) ของสัญญาณ rPPG และค่าความดันโลหิตที่วัดได้จากอุปกรณ์มาตรฐาน โดยจะแบ่งการเรียนรู้ออกเป็น 2 โครงข่ายเพื่อพัฒนาโมเดลสำหรับทำนายความดันโลหิตช่วงบนและโมเดลสำหรับความดันโลหิตช่วงล่าง

การหาค่าลักษณะสำคัญของสัญญาณ rPPG แสดงดังภาพที่ 5 โดยใน 1 พัลส์จะได้ค่าลักษณะสำคัญ 8 ค่า ได้แก่ ความสูงระหว่างยอดสูงสุดกับยอดต่ำสุดก่อนหน้า (a) ความสูงระหว่างยอดสูงสุดกับยอดต่ำสุดที่ตามมา (b) ระยะระหว่างยอดต่ำสุด 2 ยอด (c) ระยะระหว่างยอดสูงสุด 2 ยอด (d) ความสูงระหว่างยอดสูงสุดกับยอดต่ำสุดขาขึ้น (e) ความสูงระหว่างยอดสูงสุดกับยอดต่ำสุดขาลง (f) การหาความชันขาขึ้น (g) และการหาความชันขาลง (h) โดยทำซ้ำ 6 พัลส์ จะได้ค่าลักษณะสำคัญจำนวน 48 ค่า เพื่อใช้เป็นตัวแทนของสัญญาณ rPPG หนึ่งสัญญาณ



ภาพที่ 5 การหาลักษณะจำเพาะของสัญญาณ

ตารางที่ 1 พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

พารามิเตอร์	จำนวนโหนด
Input Layer	48 โหนด
1 st Hidden Layer	100 โหนด
2 nd Hidden Layer	50 โหนด
Output Layer	1 โหนด



โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 โครงข่ายจะมีโครงสร้างเหมือนกันโดยมี 4 ชั้น ได้แก่ ชั้นนำเข้า (Input layer) จะมีจำนวน 1 ชั้น ชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวน 2 ชั้น และชั้นแสดงผลลัพธ์ (Output layer) จะมีจำนวน 1 ชั้น จำนวนโหนดในแต่ละชั้นแสดงดังตารางที่ 1 ซึ่งได้มาจากการทดลองเพื่อหาจำนวนที่เหมาะสมที่สุดในเบื้องต้นและใช้ ReLU (Rectified Linear Unit) activation function

ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ข้อมูล 70% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด โดยโมเดลทำนายความดันโลหิตช่วงบนจะเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่าง 48 ค่าลักษณะสำคัญกับค่าความดันโลหิตช่วงบน (SBP) ของแต่ละสัญญาณ rPPG และโมเดลทำนายความดันโลหิตช่วงล่างจะเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่าง 48 ค่าลักษณะสำคัญกับค่าความดันโลหิตช่วงล่าง (DBP) ในขณะที่ข้อมูล 30% ที่เหลือจะใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลทำนาย

5. การเก็บข้อมูลของอาสาสมัคร

ในงานวิจัยนี้ได้เก็บข้อมูลของอาสาสมัครที่มีสุขภาพดีจำนวน 15 คน อายุระหว่าง 20-55 ปี เป็นเพศชาย 7 คน เพศหญิง 8 คน โดยในการวัด 1 ครั้งจะทำการบันทึก 5 ข้อมูล ดังรายละเอียดในตารางที่ 2 ซึ่งข้อมูลที่ 3) ถึง 5) จะเป็นการวัดด้วยอุปกรณ์มาตรฐานเพื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากระบบที่พัฒนาขึ้น

ตัวอย่างการวัดข้อมูลของอาสาสมัครแสดงดังภาพที่ 6 โดยจะทำการบันทึกภาพวิดีโอด้วยกล้องเว็บแคม ค่าอุณหภูมิด้วยเซนเซอร์อินฟราเรด ค่าสัญญาณชีพจรด้วยเซนเซอร์วัดอัตราการเต้นหัวใจ ค่าความดันโลหิตด้วยเครื่องวัดความดันโลหิตและค่าอุณหภูมิร่างกายด้วยเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัลไปพร้อมกัน โดยได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบผลการวัดภายใต้สภาวะที่มีการควบคุมแสงและไม่มีแสง (Ambient light) อีกทั้งเปรียบเทียบผลกระทบบของการทำกิจกรรมที่มีต่อผลการวัด ภาพที่ 7 แสดงขั้นตอนการเก็บข้อมูลของอาสาสมัคร 1 คน โดยอาสาสมัครจะนั่งพักก่อนทำการวัด ตามลำดับดังนี้

- 1) สภาวะปกติและไม่ควบคุมแสง (สภาวะ A) จำนวน 5 ครั้ง
- 2) สภาวะปกติและควบคุมแสง (สภาวะ B) จำนวน 2 ครั้ง โดยเปิดแหล่งกำเนิดแสงที่อุณหภูมิแสง 6000 K และวัดความเข้มของแสงสว่างบริเวณใบหน้าของอาสาสมัครได้ระหว่าง 700-950 lux
- 3) อาสาสมัครทำกิจกรรมทางกาย เช่น วิ่ง หรือ เดินขึ้นลงบันได เป็นระยะเวลา 3-5 นาที จากนั้นนั่งพักประมาณ 1-3 นาที
- 4) สภาวะหลังทำกิจกรรมและไม่ควบคุมแสง (สภาวะ C) จำนวน 2 ครั้ง
- 5) สภาวะหลังทำกิจกรรมและควบคุมแสง (สภาวะ D) จำนวน 2 ครั้ง โดยเปิดแหล่งกำเนิดแสงที่อุณหภูมิแสง 6000 K และวัดความเข้มของแสงสว่างบริเวณใบหน้าของอาสาสมัครได้ระหว่าง 700-950 lux

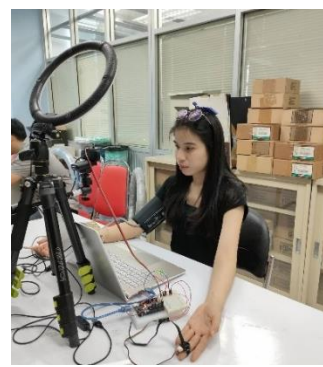
ดังนั้นจากการวัดอาสาสมัคร 1 คน จะได้ข้อมูลจำนวน 11 ชุดข้อมูล อาสาสมัครทั้งหมดจำนวน 15 คน จะมีข้อมูลทั้งหมด 165 ชุดข้อมูล โดยแบ่งข้อมูลของสภาวะ A จำนวน 52 ชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลของสภาวะ A จำนวน 23 ชุดข้อมูล และสภาวะ B C และ D สภาวะละ 30 ชุดข้อมูล เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ

ตารางที่ 2 รายละเอียดการวัดข้อมูล

ข้อมูล	รายละเอียดการวัด
ภาพวิดีโอบริเวณหน้าผาก ค่าอุณหภูมิ	ระยะห่างจากกล้องเว็บแคม 30 - 40 cm ด้วยอัตราเฟรม 30 fps ระยะเวลา 30 วินาที วัดอุณหภูมิบริเวณหน้าผากที่ระยะ 30 - 40 cm ด้วยเซนเซอร์อินฟราเรด (GY-906 MLX90614ESF) เชื่อมต่อกับบอร์ด Arduino Uno R3
สัญญาณชีพจร (cPPG)	วัดอัตราการเต้นของหัวใจที่นิ้วมือข้างซ้ายด้วยเซนเซอร์ (SKU SEN0203) เชื่อมต่อกับ บอร์ด Arduino Uno R3 อัตราสุ่ม 30 Hz
ค่าความดันโลหิตและชีพจร	วัดความดันโลหิตบริเวณแขนด้านขวาด้วยเครื่องวัดความดันโลหิตแบบดิจิทัล (OMRON รุ่น HEM-7130-L)
ค่าอุณหภูมิร่างกาย	วัดอุณหภูมิโดยการหนีบทอร์มิเตอร์ดิจิทัล (OMRON รุ่น MC-246) ที่รักแร้

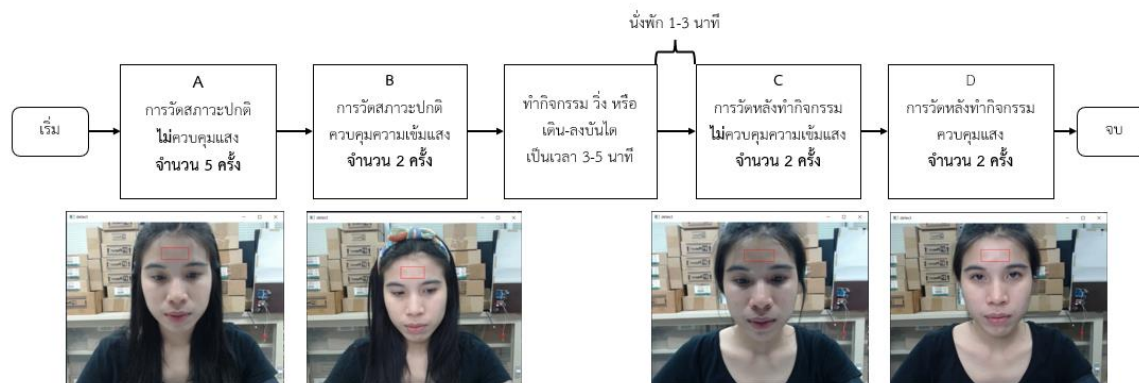


(a)



(b)

ภาพที่ 6 การเก็บข้อมูลของอาสาสมัคร (a) ตำแหน่งการวัดความดันโลหิต (b) ตำแหน่งเซนเซอร์วัดอัตราการเต้นของหัวใจ



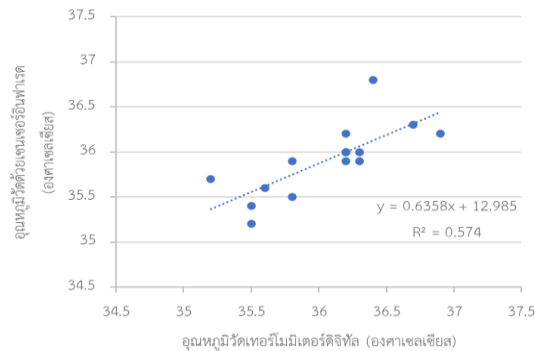
ภาพที่ 7 ตัวอย่างขั้นตอนการเก็บข้อมูลของอาสาสมัคร 1 คน



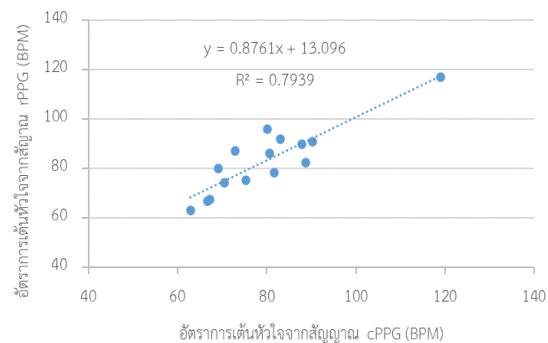
ผลการวิจัย

1. ผลการวัดอุณหภูมิ

ผลการวัดอุณหภูมิร่างกายของอาสาสมัครทั้ง 15 คน ด้วยเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัลและเซนเซอร์อินฟราเรดมีความสอดคล้องกันดังแสดงในภาพที่ 8 เมื่อวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายจะได้ค่า $R^2 = 0.574$ โดยมีร้อยละความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.79% นอกจากนี้เมื่อพิจารณาผลการวัดด้วยเซนเซอร์อินฟราเรดพบว่ามีความคลาดเคลื่อนระหว่าง ± 0.5 องศาเซลเซียส ซึ่งอยู่ในช่วงความคลาดเคลื่อนของเซนเซอร์อินฟราเรดที่ระบุโดยผู้ผลิต



ภาพที่ 8 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอุณหภูมิที่วัดด้วยเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัลและเซนเซอร์อินฟราเรด



ภาพที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างชีพจรที่ของสัญญาณ cPPG และชีพจรของสัญญาณ rPPG

2. ผลการวัดชีพจร

การคำนวณหาอัตราการเต้นของหัวใจทำได้โดยการวิเคราะห์สัญญาณชีพจรในโดเมนความถี่ด้วยการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform, FFT) ซึ่งจะทำให้การหาค่าความถี่ที่มีขนาดสูงสุดจากสเปกตรัมของสัญญาณ จากนั้นแปลงความถี่ที่มีหน่วย Hz (รอบ/วินาที) ให้เป็นค่าอัตราการเต้นของหัวใจที่มีหน่วยเป็น BPM (ครั้งต่อนาที) โดยคุณค่าความถี่ด้วย 60 และอัตราการเต้นของหัวใจของสัญญาณ cPPG ที่วัดได้จากเซนเซอร์วัดอัตราการเต้นของหัวใจก็สามารถหาได้ด้วยวิธีเดียวกันนี้

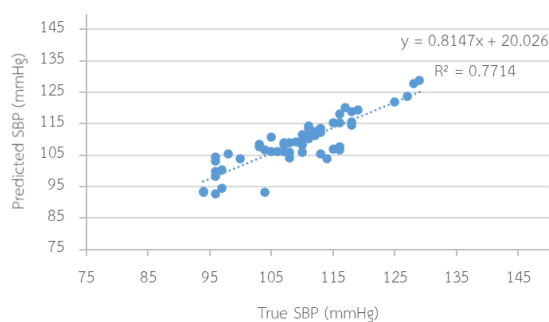
เมื่อทำการหาค่าเฉลี่ยของอัตราการเต้นหัวใจจากการวัด 5 ครั้ง (สภาวะ A) ของอาสาสมัครทั้ง 15 คน จะได้ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการเต้นหัวใจจากสัญญาณ cPPG และอัตราการเต้นหัวใจจากสัญญาณ rPPG แสดงได้ดังภาพที่ 9 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าผลการวัดทั้งสองวิธีมีความสอดคล้องกันโดยมีค่า $R^2 = 0.794$ และค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 6.22% โดยพบว่า

ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นนั้นเนื่องมาจากสัญญาณ rPPG มักจะถูกรบกวนได้ง่ายเมื่อมีการเคลื่อนไหวของร่างกายส่งผลให้เกิดจุดยอดเทียมหรือเกิดการสูญเสียข้อมูลได้

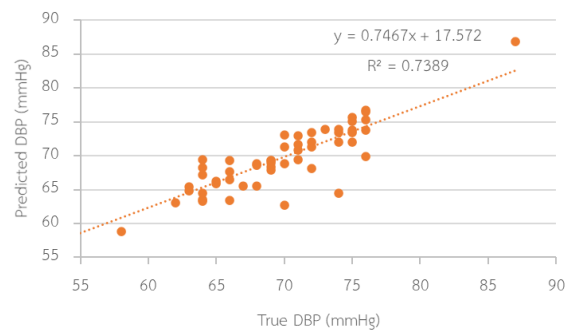
3. ผลการทำนายค่าความดันโลหิต

ผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลสภาวะ A เพื่อทำนายค่าความดันโลหิตช่วงบนและความดันโลหิตช่วงล่างแสดงดังภาพที่ 10 โดยมีค่า R^2 ของความดันโลหิตช่วงบนและความดันโลหิตช่วงล่างเท่ากับ 0.77 และ 0.74 ตามลำดับ โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error, MAE) ในการทำนายค่าความดันโลหิตช่วงบนและความดันโลหิตช่วงล่างเท่ากับ 3.37 และ 1.98 ตามลำดับ และมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error, MSE) ในการทำนายค่าความดันโลหิตช่วงบนและความดันโลหิตช่วงล่างเท่ากับ 19.52 และ 8.79 ตามลำดับ

ในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ ได้แก่ ข้อมูลของสภาวะ A จำนวน 23 ชุดข้อมูล และสภาวะ B C และ D สภาวะละ 30 ชุดข้อมูล โดยผลการทดสอบแสดงในภาพที่ 11-14 ตามลำดับ และค่า R^2 ค่า MAE และค่า MSE ของผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมของแต่ละสภาวะแสดงในตารางที่ 3

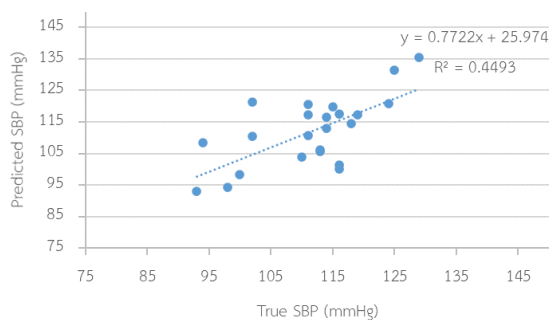


(a)

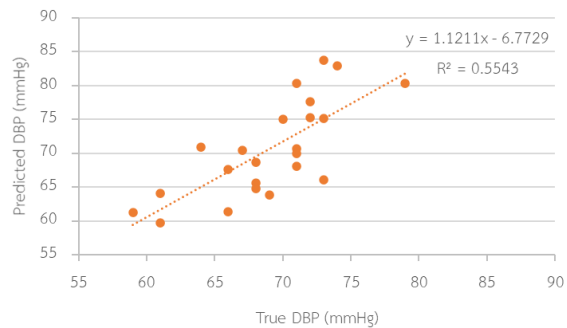


(b)

ภาพที่ 10 ผลการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม (a) ความดันโลหิตช่วงบน (b) ความดันโลหิตช่วงล่าง

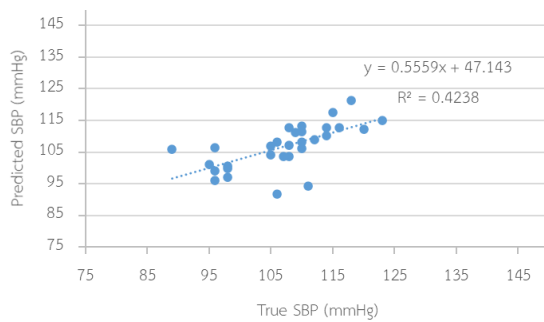


(a)

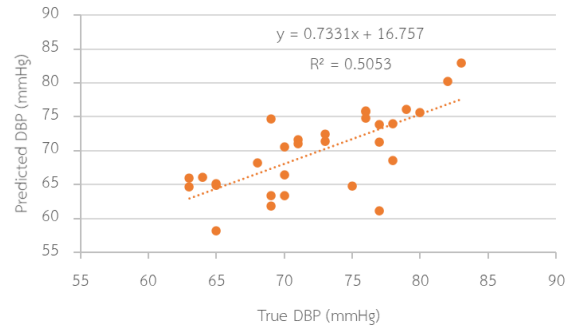


(b)

ภาพที่ 11 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลสภาวะ A (a) ความดันโลหิตช่วงบน (b) ความดันโลหิตช่วงล่าง

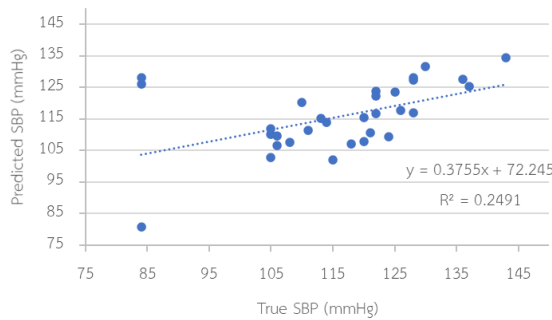


(a)

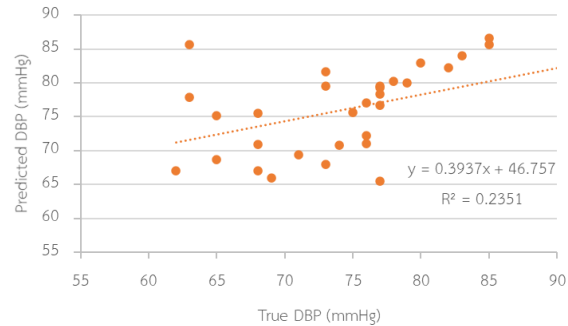


(b)

ภาพที่ 12 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลสถานะ B (a) ความดันโลหิตช่วงบน (b) ความดันโลหิตช่วงล่าง

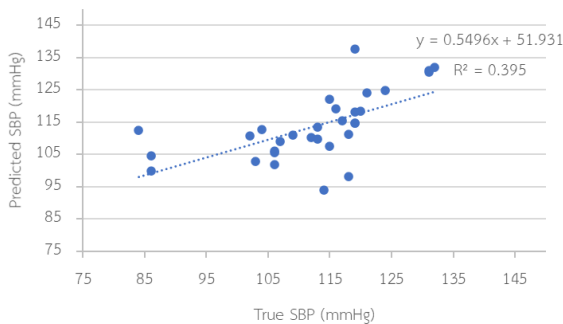


(a)

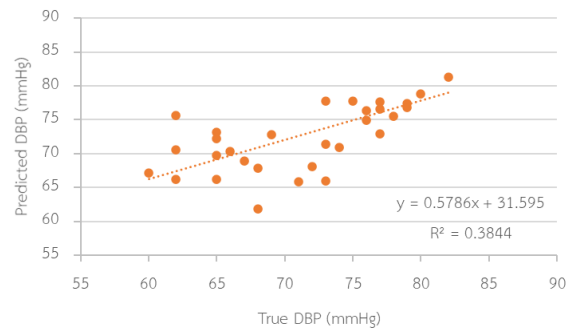


(b)

ภาพที่ 13 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลสถานะ C (a) ความดันโลหิตช่วงบน (b) ความดันโลหิตช่วงล่าง



(a)



(b)

ภาพที่ 14 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลสถานะ D (a) ความดันโลหิตช่วงบน (b) ความดันโลหิตช่วงล่าง

จากตารางที่ 3 พบว่าค่า R^2 ของสถานะ C และ D มีค่าต่ำกว่าของสถานะ A และ B ในขณะที่ค่า MAE ของทุกสถานะมีค่าใกล้เคียงกัน แต่ค่า MSE ของสถานะ C และ D มีค่าสูง เนื่องจากค่า MSE มีความอ่อนไหวต่อค่าผิดปกติ (Outlier) สูง โดยจะพบจุดผิดปกติในภาพที่ 14 และ 15 ได้อย่างชัดเจน ซึ่งจุดผิดปกติเหล่านี้อาจเกิดขึ้นได้จากการเปลี่ยนแปลงของสภาพผิวหนังของอาสาสมัครหลังการทำการกิจกรรม เช่น มีเหงื่อออก และเนื่องจากมีเวลาพักหลังกิจกรรมไม่มากพอที่ร่างกายจะเข้าสู่สภาวะปกติอาจทำให้อาสาสมัครเกิดขยับร่างกายรวมทั้งการหายใจที่แรงกว่าปกติ นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบสถานะ C และ D



พบว่าเมื่อความเข้มของแสงสว่างสูงขึ้นเช่นในสภาวะ D ส่งผลให้ผลการทดสอบดีขึ้นกว่าสภาวะ C โดยมีค่า R^2 สูงขึ้น ในขณะที่ค่า MAE และ MSE ลดลง

ตารางที่ 3 ค่า R^2 MAE และ MSE ของผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

การทดสอบ	R^2		MAE		MSE	
	SBP	DBP	SBP	DBP	SBP	DBP
สภาวะ A	0.45	0.55	6.43	3.56	66.61	21.04
สภาวะ B	0.42	0.50	4.47	3.57	39.67	26.23
สภาวะ C	0.25	0.24	7.7	4.87	165.9	54.13
สภาวะ D	0.39	0.38	5.77	4.17	89.9	30.3

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบโมเดลทำนายค่า SBP และค่า DBP จะพบว่าการทำนายค่า DBP มีค่า R^2 สูงกว่า ในขณะที่ค่า MAE และ MSE ต่ำกว่าของการทำนายค่า SBP ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากค่าความดันโลหิตช่วงล่างมีค่าระหว่าง 55-85 mmHg หรือมีช่วงค่าความดันโลหิต 30 mmHg ในขณะที่ค่าความดันโลหิตช่วงบนมีค่าระหว่าง 75-145 mmHg หรือมีช่วงค่าความดันโลหิต 70 mmHg ซึ่งกว้างกว่าช่วงความดันโลหิตช่วงล่างถึงสองเท่าส่งผลให้การทำนายค่าความดันโลหิตช่วงบนมีโอกาสที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนสูงกว่าการทำนายค่าความดันโลหิตช่วงล่าง

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาระบบวัดสัญญาณชีพแบบไม่สัมผัสเพื่อลดความเสี่ยงต่อการแพร่กระจายของเชื้อโรค โดยระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบด้วยเซนเซอร์อินฟราเรดและกล้องเว็บแคมสำหรับวัดอุณหภูมิ ชีพจร และความดันโลหิต โดยทำการวัดสัญญาณชีพในระยะ 30-40 cm ซึ่งเป็นระยะที่ผู้วัดสามารถมองเห็นจอที่แสดงใบหน้าของตนได้สะดวก จากการทดลองกับอาสาสมัคร 15 คน พบว่าผลการวัดอุณหภูมิร่างกายด้วยเซนเซอร์อินฟราเรดมีค่าสอดคล้องกับการวัดอุณหภูมิด้วยเทอร์โมมิเตอร์ดิจิทัลซึ่งสามารถวัดอุณหภูมิ โดยมีร้อยละความคลาดเคลื่อนอยู่เท่ากับ 0.79% และมีค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงที่ผู้ผลิตระบุ ในขณะที่การหาค่าชีพจรของสัญญาณ rPPG ที่ได้จากการบันทึกภาพวิดีโอบริเวณหน้าผากมีค่าใกล้เคียงกับค่าชีพจรของสัญญาณ cPPG ที่วัดด้วยเซนเซอร์วัดอัตราการเต้นของหัวใจโดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 6.22% และเมื่อใช้สัญญาณ rPPG ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายค่าความดันโลหิต ในขณะที่การทำนายค่าความดันโลหิตด้วยโครงข่ายประสาทเทียมยังต้องปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น โดยพบว่าการทำนายความดันโลหิตของสภาวะปกติโดยมีและไม่มี การควบคุมแสงให้ผลใกล้เคียงกัน ขณะที่การใช้ชุดข้อมูลสภาวะหลังทำกิจกรรมในการทดสอบจะมีความถูกต้องลดลง อาจเนื่องมาจากการเต้นของหัวใจยังมีแรงในการบีบไม่เท่ากันในขณะที่ยังคงรูปแบบของพัลส์ใกล้เคียงกัน และการที่ใบหน้ามีเหงื่อ ส่งผลต่อวิเคราะห์หาสัญญาณชีพจรจากภาพวิดีโอเช่นกัน ผลการทดลองแสดงให้เห็นแนวทางในการปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบวัด โดยอาสาสมัครต้องนั่งพักก่อนทำการวัดเช่นเดียวกับการใช้เครื่องวัดความดันโลหิตทั่วไป และการลดการขยับหรือเคลื่อนไหวขณะทำการวัดจะช่วยให้สัญญาณชีพจร rPPG มีคุณภาพสูงขึ้นและส่งผลต่อการทำนายค่าความดันโลหิต ซึ่งแนวทางในการลดผลกระทบดังกล่าวสามารถทำได้โดยการแสดงภาพหรือวิดีโอเพื่อดึงดูดความสนใจของอาสาสมัครขณะทำการวัดซึ่งจะส่งผลให้เกิดการขยับน้อยลง นอกจากนี้ยังสามารถใช้เทคนิคการประมวลผลสัญญาณ (Wang et al., 2016) และประมวลผลภาพที่ซับซ้อนขึ้นเพื่อใช้ในการหาค่าลักษณะสำคัญ (Panwar et al., 2020) จะช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบให้ดีขึ้นได้ ทั้งนี้



ยังต้องศึกษาและพัฒนาให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นและเหมาะกับลักษณะของประชากรไทยในช่วงวัยต่าง ๆ รวมถึงมีระบบที่เหมาะสมกับการใช้งานในสถานพยาบาลในประเทศ

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากกองทุนส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม (NSRF2355952)

เอกสารอ้างอิง

- Adachi, Y., Edo, Y., Ogawa, R., Tomizawa, R., Iwai, Y. and Okumura, T. (2019). Noncontact Blood Pressure Monitoring Technology using Facial Photoplethysmograms. In *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. (pp. 2411-2415.) IEEE.
- Gonzalez, V. C., Fuentes, S., Torrico, D. D. and Dunshea, F. R. (2018). Non-contact heart rate and blood pressure estimations from video analysis and machine learning modelling applied to food sensory responses: A case study for chocolate. *Sensors*, 18(6), 1802.
- Guo, M., Ni, H. and Chen, A. Q. (2020). Office BP: noninvasive continuous blood pressure monitoring based on PPT in office environment. In *Adjunct Proceedings of the 2020 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2020 ACM International Symposium on Wearable Computers*. (pp. 29-32.)
- Luo, H., Yang, D., Barszczyk, A., Vempala, N., Wei, J., Wu, S. J. and Feng, Z. P. (2019). Smartphone-based blood pressure measurement using transdermal optical imaging technology. *Circulation: Cardiovascular Imaging*, 12(8), e008857.
- Panwar, M., Gautam, A., Biswas, D. and Acharyya, A. (2020). PP-Net: A deep learning framework for PPG-based blood pressure and heart rate estimation. *IEEE Sensors Journal*, 20(17), 10000-10011.
- Patil, O. R., Gao, Y., Li, B. and Jin, Z. (2017). CamBP: A camera-based, non-contact blood pressure monitor. *The 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*. (pp. 524-529.)
- Wang, W., Den, B. A. C., Stuijk S. and De, H. G. (2016). Algorithmic principles of remote PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(7), 1479-1491.