

สำหรับเจ้าหน้าที่
วันที่รับเอกสาร/...../.....
ผู้รับเอกสาร

สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สวทช.)
National Science and Technology Development Agency

แบบรายงานความก้าวหน้า
สำหรับผู้ได้รับทุน โครงการพัฒนาศักยภาพบุคลากร STEM (Science, Technology Engineering, and Mathematics)
เพื่อการวิจัยและพัฒนาสำหรับภาคอุตสาหกรรม

ชื่อ นายนันทิพัฒน์ นามสกุล พลบดี เลขที่สัญญาทุน SCA-C0-2560-5202-TH
ชั้นปีที่ 1 สาขา วิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร
เบอร์โทรศัพท์ที่สามารถติดต่อได้ 0860278298 อีเมล omliler_man@hotmail.com
ชื่อโครงการวิจัยย่อยของนักศึกษา การจำแนกชนิดของเนื้อเยื่อแผลเรื้อรังแบบอัตโนมัติด้วยวิธีการเรียนรู้แบบลึก
(Automatic Classification of Chronic Wound Tissues by Deep Learning)
ระยะเวลาดำเนินการโครงการของนักศึกษา 1 ปี - เดือน (01/08/2017 - 30/04/2019)
ชื่อ-นามสกุลอาจารย์ที่ปรึกษา อาจารย์ ภิญโญ แท้ประสาธสิทธิ
ชื่อบริษัท/ภาคอุตสาหกรรมที่เข้าร่วมโครงการ บริษัท มูฟพลัส จำกัด
รายงานความก้าวหน้าครั้งที่ 3 ระหว่างเดือน มีนาคม – พฤษภาคม

1. ให้นักศึกษาระบุหลักการและเหตุผลของการทำวิจัย/โครงการวิจัย

บาดแผลเรื้อรังเป็นแผลที่ไม่สามารถรักษาได้ภายในเวลาซึ่งก่อให้เกิดผลกระทบร้ายแรงต่อผู้ป่วยส่วนมากมักจะต้องเดินทางเข้าพบแพทย์บ่อยขึ้น จากสาเหตุนี้ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายในการรักษาสูงขึ้นอีกด้วย และลักษณะของบาดแผลเรื้อรังไม่เป็นที่น่ามองเท่าไรนัก ทำให้ผู้ป่วยต้องแยกตัวออกจากสังคมมากและเสี่ยงต่อการเกิดสภาพอะซีมิส

การที่ผู้ป่วยมักจะต้องเดินทางเข้าพบแพทย์บ่อยขึ้นอาจเกิดจากคุณภาพในการรักษาของแพทย์มีคุณภาพที่ต่ำกว่ามาตรฐาน ในปัจจุบันการประเมินบาดแผลเรื้อรังยังคงใช้เทคนิคการประเมินด้วยตัวแพทย์ เพื่อระบุและอธิบายรูปทรง, พื้นผิว, ความลึก รวมไปถึงลักษณะความรุนแรงทางชีววิทยาของเนื้อเยื่อผิวหนังในแต่ละชั้นของแผล หลังจากนั้นแพทย์จะเลือกยาในการรักษา ซึ่งเทคนิคที่กล่าวมานี้ยังขาดความแม่นยำต้อง

จึงต้องอาศัยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญถึงจะสามารถประเมินบาดแผลได้อย่างแม่นยำมากขึ้น เมื่อรวมเข้ากับปัจจัยหลายอย่างที่มีผลต่อการหายของแผลทำให้การคาดคะเนระยะเวลาหายของแผลก็ทำได้ยากขึ้นด้วย

วิธีการหนึ่งที่จะช่วยแก้ปัญหาดังกล่าวข้างต้นคือการสร้างตัวแบบการรู้จำชนิดเนื้อเยื่อแผลจะนำไปสู่ระบบสำหรับการตรวจวัดขนาดและประเมินสภาพแผล ทำให้ได้ข้อมูลสำหรับไปเทียบเคียงกับคู่มือการรักษาสากล ซึ่งระบุยาและวิธีการที่เหมาะสมกับแผลที่กำลังรักษาอยู่ได้โดยสะดวก งานในส่วนนี้จะช่วยให้แพทย์ที่ประสบการณ์ยังน้อยเลือกยาและวิธีการได้สอดคล้องกับมาตรฐานมากขึ้นและเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ

2. ที่มาของปัญหาของการทำวิจัย/โครงการวิจัย

บาดแผลเรื้อรัง (Chronic Wound) หมายถึง บาดแผลที่ไม่สามารถรักษาหายได้ตามลำดับและทันเวลาภายในระยะเวลา 4-6 สัปดาห์ การรักษาตัวของแผลที่ล่าช้าอาจมีสาเหตุเนื่องจากปัจจัยด้านผู้ป่วยแผลหรือสิ่งแวดล้อม เป็นปัญหาที่พบบ่อยในผู้สูงอายุ ผู้ป่วยโรคเบาหวาน ผู้ป่วยอัมพาตที่มีปัญหาเกี่ยวกับการเคลื่อนไหว และมักพบเป็นภาวะแทรกซ้อนในผู้ป่วยที่ต้องนอนโรงพยาบาล สาเหตุของการเกิดแผลเรื้อรังมาจากการที่เนื้อเยื่อแผลมีเลือดมาเลี้ยงไม่เพียงพอ การกดทับหลอดเลือด หลอดเลือดอักเสบ หรือมีการอักเสบของเส้นประสาทรับรู้ความรู้สึกจึงทำให้แผลไม่ได้รับการดูแลอย่างถูกต้อง บาดแผลเรื้อรังแบ่งได้เป็นสามประเภท ได้แก่ แผลเรื้อรังจากโรคเบาหวาน (Diabetic ulcers) แผลกดทับ (Pressure ulcers) และแผลเรื้อรังจากภาวะหลอดเลือดตีบ (Venous and arterial ulcers)

บาดแผลเรื้อรังเป็นปัญหาที่ส่งผลกระทบในหลายด้าน สำหรับผู้ป่วยบาดแผลเรื้อรังจะสร้างความเจ็บปวด ความบอบช้ำต่อสภาพร่างกายและจิตใจ ด้านเศรษฐกิจนั้นโรงพยาบาลต้องเสียค่าใช้จ่ายในการรักษาผู้ป่วยสูงขึ้นถึง 2 เท่า ผู้ป่วยต้องรักษาในโรงพยาบาลนานกว่าปกติ 3 – 5 เท่า ทำให้อัตราการครองเตียง (Bed Occupancy Rate) มีระยะเวลานานขึ้น นอกจากนี้ในด้านการพยาบาล การเกิดบาดแผลเรื้อรังในผู้ป่วยแสดงถึงคุณภาพการรักษาพยาบาลที่ไม่ได้มาตรฐาน และแผลกดทับเป็นหนึ่งในบาดแผลเรื้อรังที่ได้ถูกกำหนดให้เป็นตัวชี้วัดคุณภาพตัวหนึ่งของระบบการรับรองคุณภาพของการรักษาพยาบาล นอกจากนี้การเกิดบาดแผลเรื้อรังทำให้ผู้ป่วยต้องเดินทางมายังสถานพยาบาลเพื่อตรวจรักษาเป็นระยะๆ สร้างความยากลำบากแก่ผู้ป่วยที่อาศัยในพื้นที่ห่างไกลจากสถานพยาบาล เช่น กรณีที่ผู้ป่วยเป็นผู้สูงอายุที่อาศัยในพื้นที่ห่างไกลและมีบาดแผลเรื้อรังที่บริเวณเท้า ในกรณีนี้เป็นไปไม่ได้เลยที่ผู้ป่วยจะสามารถเดินทางมารักษายังสถานพยาบาลได้ด้วยตนเอง

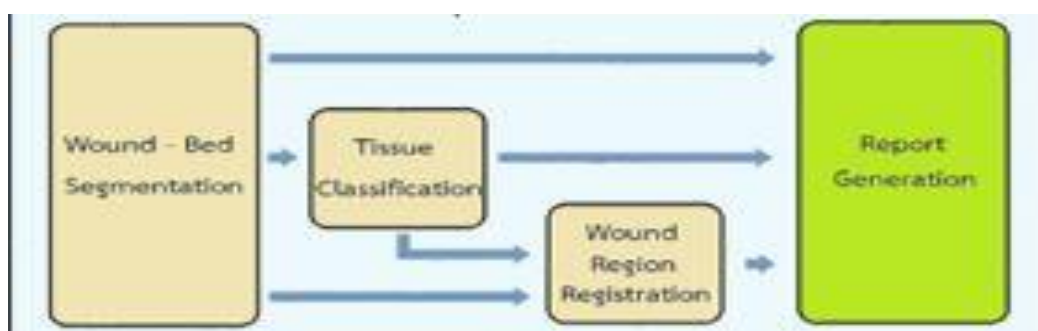
ระบบการแพทย์ทางไกลจึงเป็นทางเลือกที่ ในด้านของแพทย์นั้นบาดแผลเรื้อรังสร้างความยากลำบากให้กับแพทย์ในการติดตามอาการและสถานะการหายของแผล จากข้อมูลที่รวบรวมโดยสำนักนโยบายและยุทธศาสตร์กระทรวงสาธารณสุขในปี 2558 พบว่าประเทศไทยมีอัตราส่วนของแพทย์ต่อจำนวนประชากรอยู่ที่ 3.9 คนต่อประชากร 10,000 คน ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ต่ำเมื่อเทียบกับประเทศอื่นในประชาคมอาเซียน ทำให้แพทย์ในไทยมีเคสที่ต้องรับผิดชอบดูแลมากกว่าแพทย์ในประเทศอื่นๆ จึงเป็นเรื่องยากที่แพทย์จะจดจำสถานะอาการของบาดแผลในผู้ป่วยที่มีบาดแผลเรื้อรังได้อย่างทั่วถึง

3. วัตถุประสงค์ของการทำวิจัย/โครงการวิจัย

- 1.1 พัฒนารูปแบบข้อมูลภาพบาดแผลที่ให้รายละเอียดเกี่ยวกับชนิดของเนื้อเยื่อแผล (ปัจจุบันยังไม่มีฐานข้อมูล
สาธารณะของภาพบาดแผลที่ระบุชนิดของเนื้อเยื่อแผล)
- 1.2 สร้างตัวแบบการเรียนรู้แบบลึก (deep learning model) ที่มีความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเนื้อ
เยื่อในแผล (wound bed)
- 1.3 เพื่อสรุปสัดส่วนของเนื้อเยื่อแผลภายในภาพ อันจะสามารถใช้เป็นข้อมูลในการเลือกยาและวิธีการรักษา
เหมาะสมได้

4. รายละเอียดของวิจัย/โครงการวิจัย พร้อมทั้งแนบข้อมูลเชิงวิทยาศาสตร์ กราฟ/ตาราง หรือ ภาพประกอบ(ถ้ามี)

งานวิจัยนี้คือ ตัวแบบการรู้จำชนิดเนื้อเยื่อแผลจะนำไปสู่ระบบสำหรับการตรวจวัดขนาดและ
ประเมินสภาพแผล โดยที่ขอบเขตของงานอยู่ที่การสร้างตัวแบบการรู้จำชนิดเนื้อเยื่อเพื่อให้แพทย์นำไปใช้ใ
นการรักษาผู้ป่วยที่มีโรคบาดแผลเรื้อรัง



โดยที่งานวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักๆ คือ Wound-Bed Segmentation และ Tissue Classification ซึ่งทั้งสองขั้นตอนนี้มีวิธีการที่คล้ายกันแต่มีส่วนที่แตกต่างกันคือผลลัพธ์

Wound – Bed Segmentation เป็นการแบ่งสร้างแบบจำลองสำหรับการแบ่งระหว่างพื้นที่แผล กับพื้นที่ที่ไม่ใช่บาดแผล จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้เป็นการแบ่งส่วนที่เป็นบาดแผลออกมาเพื่อที่จะนำพื้นที่ บาดแผลไปวิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไป

Tissue Classification เป็นการสร้างแบบจำลองเพื่อรู้จำเนื้อเยื่อภายในบาดแผลเพื่อให้รู้ว่าในพื้นที่ บาดแผลมีเนื้อเยื่อชนิดใดประกอบบ้าง (เนื้อเยื่อที่สมานแล้ว, หนอง, เนื้อเยื่อที่ตายแล้ว) เพื่อช่วยให้แพทย์ สามารถประเมินบาดแผลได้แม่นยำตามมาตรฐานสากล

5. แผนงานวิจัย

แผนงานวิจัย	ครั้งที่ 1 (พ.ศ. 2560			ครั้งที่ 2 (พ.ศ. 2561)			ครั้งที่ 3 (พ.ศ. 2561)			ครั้งที่ 4 (พ.ศ. 2561)		
	กย.	ตค.	พย.	ธค.	มค.	กพ.	มีค.	เม. ย	พค.	มิย.	กค.	สค.
เชื่อมต่อระบบคลาวด์สำหรับ การเรียนรู้แบบลึก	↔ ←-→											
เชื่อมต่อระบบคลาวด์สำหรับ ฐานข้อมูลเวชระเบียนจำลอง	↔ ←-→											
ทำการระบุพื้นที่ในภาพ บาดแผลโดยผู้เชี่ยวชาญ	↔ ←-→					↔ ←-→						
ฝึกเครื่องให้รู้จำชนิดเนื้อเยื่อใน พื้นที่แผล		←-----→ ←-----→										
ทดสอบวิธีการกับตัวอย่างภาพ เพิ่มเติมจากกล้องและสภาพ แสงที่แตกต่างไปจากเดิม							↔					
ประเมินสมรรถนะของต้นแบบ ทั้ง ทางด้านความแม่นยำและ การปรับปรุง ประสิทธิภาพของ สถานพยาบาล									↔			
รายงานสรุปผล												↔

↔ แผนงานวิจัยทั้งโครงการที่วางไว้

←-----→ ผลงานวิจัยที่ดำเนินจนถึงปัจจุบัน

6. ผลงานอื่นๆ (ผลงานที่เกิดขึ้นในช่วงรายงานนี้ พร้อมแนบสำเนาผลงาน) (ถ้ามี)

6.1 บทความวิจัย

Rashmi Mukherjee, Dhiraj Dhane Manohar, Dev Kumar Das, Arun Achar, Analava Mitra, Chandan Chakraborty. “Automated Tissue Classification Framework for

Reproducible Chronic Wound Assessment”. BioMed Research International, Volume 2014 (2014), Article ID 851582, 9 pages

Mihai-Sorin Badea, Constantin Vertan, Corneliu Florea, Laura Florea, Silviu Bădoiu. “Severe burns assessment by joint color-thermal imagery and ensemble methods”. e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom), 2016 IEEE 18th International Conference on

Rohin Moza, J. Michael. DiMaio, Jose Melendez “Deep-Tissue Dynamic Monitoring of Decubitus Ulcers: Wound Care and Assessment”. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine (Volume: 29, Issue: 2, March-April 2010)

6.2 ผลงานวิจัย/วิชาการอื่นๆ

"Chronic Wounds," Wound Healing Institute Australia, [Online]. Available: <https://www.whia.com.au/what-is-a-wound/chronic-wounds/>. [Accessed 1 5 2017].

"Chronic wound," 3 4 2017. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Chronic_wound#Classification. [Accessed 1 5 2017].

7. งานสำเร็จตามแผนงานที่วางไว้หรือไม่ หรือล่าช้าปัญหามีอุปสรรคอะไรบ้าง แก้ไขหรือปรับแก้แผนงานอย่างไรบ้าง

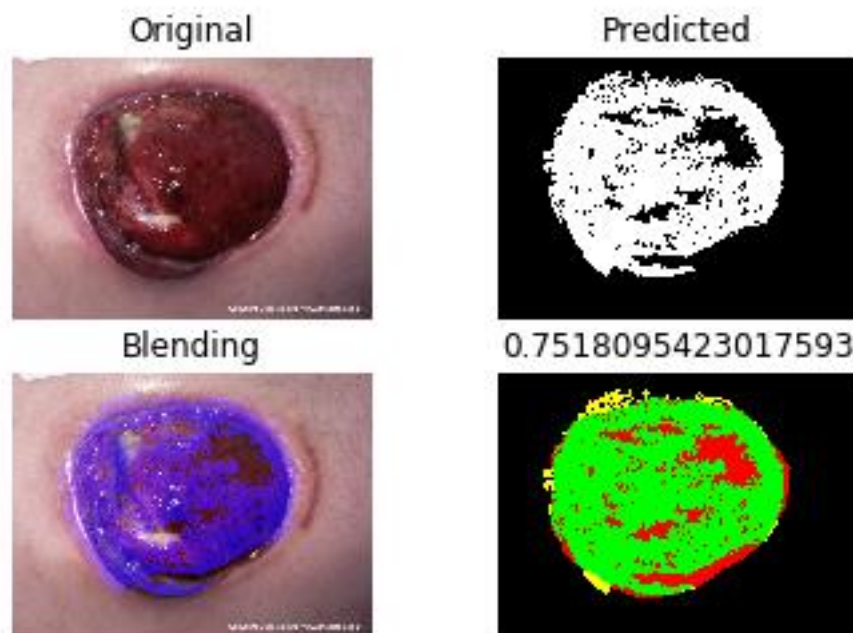
7.1 ผลลัพธ์จากรายงานความคืบหน้าครั้งที่ 2

จากการทดลองของรายงานความคืบหน้าครั้งที่ 2 สามารถสรุปผลการทดลองได้ในตารางที่ 7.1

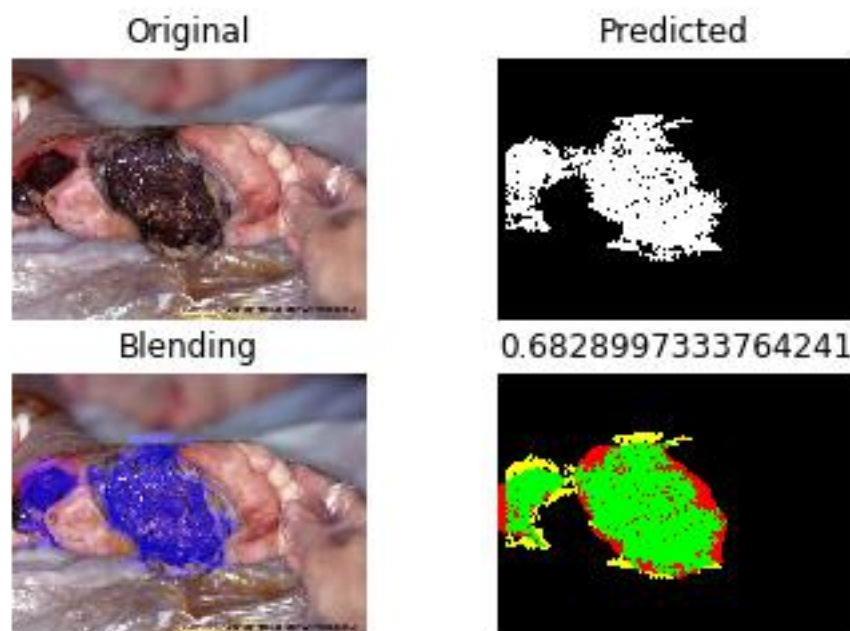
ตาราง 7.1 แสดงการทดลองในแต่ละครั้งและจำนวนภาพในแต่ละการทดลอง

ครั้งที่	จำนวนภาพ	IoU
1	จำนวนรูปภาพ 30 รูป	14.05 %
2	จำนวนรูปภาพ 180 รูป	47.05 %
3	จำนวนรูปภาพ 360 รูป (นำภาพ 180 รูป ไปขยายโดยการ convert สีจาก (Color-Image Data Augmentation by Estimation of Color-Mapping Parameter among Multiple Camera in Various Lighting Conditions)	28.63 %
4	จำนวนรูปภาพ 1440 รูป (นำภาพ 180 รูป ไปขยายโดยการหมุนภาพอีก 8 ทิศทาง	48.83 %

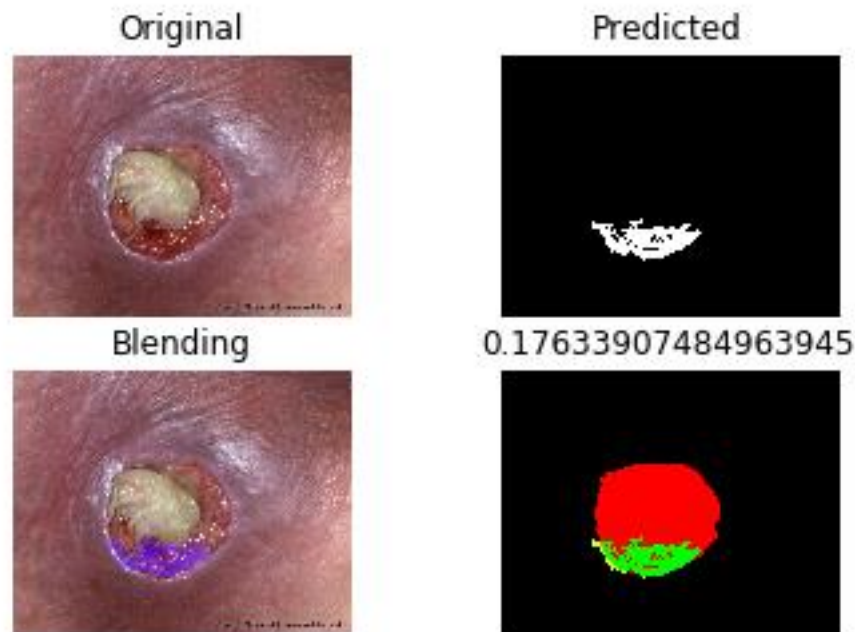
จากผลการทดลองที่ผ่านมาสังเกตได้ว่าภาพบางภาพของบาดแผลเรื้อรังมีการทำนายของตัวแบบฝึกฝน (prediction of model) ที่มีความแม่นยำที่ดีมาก แต่ภาพบางภาพของบาดแผลเรื้อรังก็มีการทำนายของตัวแบบฝึกฝนที่มีความแม่นยำต่ำดังรูปต่อไปนี้



รูปที่ 7.1 มีค่า IoU 75.18 % ถือว่าเป็นภาพที่มีความแม่นยำที่ดี (พอรับได้)



รูปที่ 7.2 มีค่า IoU 68.28 % ถือว่าเป็นภาพที่มีความแม่นยำปานกลาง



รูปที่ 7.3 มีค่า IoU 17.63 % ถือว่าเป็นภาพที่มีความแม่นยำต่ำ

จากการสังเกตนี้ทางผู้วิจัยเล็งเห็นว่าภาพของบาดแผลเรื้อรังชนิด granulation มีแนวโน้มว่าผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบฝึกฝนมีความแม่นยำเป็นไปในทิศทางที่ค่อนข้างดี ส่วนภาพของบาดแผลเรื้อรังชนิด necrosis มีแนวโน้มว่าผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบฝึกฝนมีความแม่นยำปานกลาง และส่วนภาพของบาดแผลเรื้อรังชนิด slough มีแนวโน้มว่าผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบฝึกฝนมีความแม่นยำต่ำ ดังนั้นผู้วิจัยจึงคิดการทดลองเพื่อทดสอบว่าชนิดของบาดแผลเรื้อรังมีผลต่อความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์ของตัวแบบฝึกฝนหรือไม่

7.2 การทดลองว่าประเภทของบาดแผลเรื้อรังมีผลต่อการทำนาย

ผู้วิจัยได้แบ่งการทดลองนี้ออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่การเปรียบเทียบความแม่นยำของผลลัพธ์โดยแยกชุดภาพทดสอบของบาดแผลเรื้อรัง และการฝึกตัวแบบฝึกฝนด้วยการแยกประเภทของภาพแผลเรื้อรัง

ส่วนแรก : การเปรียบเทียบความแม่นยำของผลลัพธ์โดยแยกชุดภาพทดสอบของบาดแผลเรื้อรัง

ส่วนแรกนั้นจะนำตัวแบบฝึกฝนที่ฝึกด้วยภาพทั้งหมด 180 ภาพ มาทำนายเพื่อหาความแม่นยำกับชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังโดยที่จะแบ่งชุดทดสอบของภาพบาดแผลเรื้อรังออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่กลุ่มที่ 1 คือชุด

ทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังแบบรวม กลุ่มที่ 2 คือชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด granulation เท่านั้น กลุ่มที่ 3 คือชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด slough เท่านั้น กลุ่มที่ 4 คือชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด necrosis เท่านั้น

ตาราง 7.2 ประสิทธิภาพของการฝึกตัวแบบฝึกฝนโดยใช้จำนวนภาพ 180 ภาพ

ชุดทดสอบภาพ	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังแบบรวม	50.31	47.61	32.28
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด granulation	44.28	63.31	42.68
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด slough	62.11	32.60	22.49
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด necrosis	50.58	51.66	31.85

จากตารางที่ 7.2 ทำให้สามารถตอบการสังเกตในตอนแรกได้ว่าการทำนายของตัวแบบฝึกฝนกับภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด granulation ได้ผลลัพธ์ของความแม่นยำที่ดี (ดีที่สุดใน 3 กลุ่ม) ส่วนการทำนายของตัวแบบฝึกฝนกับภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด necrosis ได้ผลลัพธ์ของความแม่นยำปานกลาง และส่วนทำนายของตัวแบบฝึกฝนกับภาพบาดแผลเรื้อรังชนิด slough ได้ผลลัพธ์ของความแม่นยำต่ำ แล้วจากตารางที่ 7.2 ยังแสดงให้เห็นอีกว่าการทำนายของตัวแบบฝึกฝนกับภาพบาดแผลเรื้อรังแบบรวมมีความแม่นยำที่ไม่ค่อยดีนักเกิดจากการทำนายของตัวแบบฝึกฝนกับภาพบาดแผลเรื้อรังมีชนิด necrosis และ slough มีผลลัพธ์ของความแม่นยำที่ต่ำจึงทำให้ตัวแบบฝึกฝนมีประสิทธิภาพของการทำนายลดลง

ส่วนที่สอง : การฝึกตัวแบบฝึกฝนด้วยการแยกประเภทของภาพแผลเรื้อรัง

การทดลองส่วนแรกนั้นทำให้ผู้วิจัยพบว่าประเภทของบาดแผลเรื้อรังมีผลต่อความแม่นยำของตัวแบบฝึกฝน ดังนั้นในการทดลองนี้ทางผู้วิจัยจึงคิดวิธีการฝึกของตัวแบบฝึกฝนใหม่ โดยที่จะแบ่งชุดข้อมูลการฝึกออกเป็น 3 ชุดตามประเภทของแผลเรื้อรังที่กล่าวไว้ในตอนต้น และเมื่อแบ่งชุดข้อมูลการฝึกออกเป็น 3 ชุด ทำให้ตัวแบบฝึกฝนก็มี 3 ตัว ด้วยเช่นกัน

ในการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบทั้ง 3 ชุด นั้นตัวแบบฝึกฝนของแต่ละตัวจะทดสอบกับชุดทดสอบ ภาพบาดแผลเรื้อรังชนิดเดียวกับชุดภาพข้อมูลการฝึก สามารถดูประสิทธิภาพได้ในตารางที่ 7.3

ตาราง 7.3 ประสิทธิภาพของตัวแบบฝึกฝนที่แยกชุดข้อมูลการฝึก

ตัวแบบฝึกฝน	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Granulation	92.44	77.18	67.65
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Slough	48.59	61.52	34.16
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Necrosis	61.29	75.57	48.69
		Average	50.33

จากตารางที่ 7.2 สังเกตตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Granulation มีผลลัพธ์ของการทำนายที่ดีมาก ตรงกันข้ามกับตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Slough ที่มีผลลัพธ์ของความแม่นยำเป็นครึ่งหนึ่งตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Granulation ทำให้ตัวแบบฝึกฝนที่ผ่านมากมีความยำต่ำ

การที่ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Slough มีผลลัพธ์ของความแม่นยำที่ต่ำอาจจะมี 2 สาเหตุ สาเหตุแรกคือจำนวนภาพที่ใช้ในการฝึกตัวแบบฝึกฝนมีจำนวนน้อยทำให้ตัวอย่างในการฝึกของตัวแบบฝึกฝนยังไม่มีพอที่จะนำมาใช้งาน และอีกสาเหตุหนึ่งมาจากสีผสมของเนื้อบาดแผลเรื้อรังของชนิด slough มีสีเหลืองซึ่งคล้ายกับสีของผิวหนังมนุษย์ทำให้อาจจะส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนายภาพผลลัพธ์ของตัวแบบฝึกฝน

เมื่อพูดถึงเรื่องของภาพบาดแผลเรื้อรังจากรายงานความคืบหน้าครั้งที่ 2 ก็มีการใช้ augment data เพื่อเพิ่มจำนวนรูปภาพด้วยวิธีการ convert สีเหมือนกัน แต่ยังไม่ได้พิสูจน์ว่าการ convert สีมีผลต่อการทำนายผลลัพธ์ของตัวแบบฝึกฝนหรือไม่ (มีเพียงแต่ผลลัพธ์การทำนายผลของตัวแบบฝึกฝน)

7.3 การทดลองการ convert สีของภาพมีผลต่อการทำนาย

โดยปกติแล้วการฝึกของตัวแบบฝึกฝนจะใช้จำนวนข้อมูลของชุดข้อมูลการฝึกแค่ 180 ภาพ ซึ่งเมื่อเทียบการวิจัยอื่นแล้วถือว่าน้อยมาก และเมื่อเปรียบเทียบในด้านของผลลัพธ์กับการวิจัยอื่นๆ ถือว่าใกล้เคียงกันแสดงให้เห็นได้ว่าวิธีการฝึกของตัวแบบฝึกฝนของทางผู้วิจัยได้ผลลัพธ์ค่อนข้างดีขาดก็แต่จำนวนภาพในการฝึกยังน้อยเกินไป

ทางผู้วิจัยจึงหาวิธีการเพิ่มจำนวนรูปภาพ (augment data) ด้วยวิธีการ convert สีของภาพบาดแผลเรื้อรัง ซึ่งการ convert สีของภาพบาดแผลเรื้อรังนั้นทางผู้วิจัยได้ใช้งานวิจัยของ นายชนะชัย พุทธิรักษา ในการ convert สีของภาพบาดแผลเรื้อรัง ทำให้จำนวนข้อมูลของชุดข้อมูลการฝึกจาก 180 ภาพ กลายเป็น 360 ภาพ



รูปที่ 7.5 ภาพบาดแผลเรื้อรังที่ยังไม่ได้ convert สี



รูปที่ 7.4 ภาพบาดแผลเรื้อรังที่ convert สีแล้ว

หลังจากที่ convert สีของภาพบาดแผลเรื้อรังแล้วก็จำนวนชุดข้อมูลการฝึก (360 ภาพ) ไปฝึกตามการทดลองที่ 7.2 สามารถดูประสิทธิภาพของการทดลองได้ที่ตาราง 7.4 และ 7.5

ตาราง 7.4 ประสิทธิภาพของการฝึกด้วยแบบฝึกฝนโดยใช้จำนวนภาพ 180 ภาพ

ชุดทดสอบภาพ	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังแบบรวม	58.23	63.61	42.19
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดเรื้อรังชนิด granulation	67.07	88.05	59.74
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดเรื้อรังชนิด slough	44.21	41.27	22.04
ชุดทดสอบภาพบาดแผลเรื้อรังที่มีแค่ภาพบาดเรื้อรังชนิด necrosis	63.49	68.53	45.88

ตาราง 7.5 ประสิทธิภาพของตัวแบบฝึกฝนที่แยกชุดข้อมูลการฝึก หลังจากที่ทำภาพการฝึกถูก augment data แล้ว

ตัวแบบฝึกฝน	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Granulation	92.56	81.01	72.08
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Slough	65.64	53.95	40.40
ตัวแบบฝึกฝนกับชุดข้อมูลการฝึกชนิด Necrosis	79.28	70.05	53.52
		Average	55.53

จะเห็นได้ว่าการทดลองที่ 3 ในตารางที่ 7.4 และ 7.5 มีผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบการฝึกฝนที่ดีกว่าการทดลองที่ 2 ในตารางที่ 7.2 และ 7.3 ทำให้ทางผู้วิจัยพบว่าสีของภาพบาดแผลเรื้อรังมีผลต่อการทำนายภาพบาดแผลเรื้อรัง

จากการทดลองที่ 3 ถึงแม้ว่าจะมีประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่ดีกว่าการทดลองที่ 2 แต่ก็ยังไม่ใช้ประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่น่าพอใจเท่าไร ทางผู้วิจัยจึงออกแบบวิธีการทดลองใหม่โดยการทดลองนี้ทางผู้วิจัยใช้การฝึกตัวแบบฝึกฝนด้วยวิธีการของ U-net (Convolution Networks for Biomedical Image Segmentation) ซึ่งทำให้ทางผู้วิจัยต้องออกแบบการทดลองใหม่ทั้งหมด

7.4 การฝึกตัวแบบฝึกฝนด้วย U-net

ทางผู้วิจัยได้ศึกษาหาวิธีการอื่นๆ ในการฝึกของตัวแบบฝึกฝนแต่ทางผู้วิจัยได้เลือกใช้ U-net เพราะจะได้รับ การยินยอมเป็นจำนวนมากในเรื่องของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) และยังเป็นการเรียนรู้แบบ supervised ซึ่งเหมาะสมสำหรับงานวิจัยนี้ และในงานวิจัยอื่นๆ ที่ใช้ U-net มีประสิทธิภาพของผลลัพธ์เป็นที่น่าสนใจมากเหมาะ สำหรับการนำตัวแบบฝึกฝนไปใช้งานได้จริง

เริ่มต้นด้วยคำนวณหาค่าต่างๆ ขนาดของภาพทั้งหมดที่มี (180 ภาพ) เพื่อหาค่าที่จะนำไปสู่การ resize ที่เหมาะสมสำหรับการใช้ U-net ในการฝึกของตัวแบบฝึกฝน

```
height : max => 560, min => 347, average => 408.52, sd => 41.18, median => 401.00
width : max => 560, min => 358, average => 553.96, sd => 31.44, median => 560.00
```

รูปที่ 7.6 ผลลัพธ์การคำนวณค่าต่างๆ จากขนาดภาพจากภาพทั้งหมด (180 ภาพ)

จากภาพที่ 7.6 ทำให้เราสามารถ resize ภาพ ให้เป็น 256 x 256 ได้ เพราะว่าภาพทั้งหมดมีขนาดที่ใหญ่กว่า 256 x 256 ทั้งหมด

จากนั้นทางผู้วิจัยต้องดึง featured และ label ออกจากรูปภาพให้โดยที่ featured จะดึงค่าพิกเซล (RGB) ออกจากภาพสีของภาพบาดแผลเรื้อรังในทุกพิกเซล โดยที่ค่า channel ชนิดเดียวกันของแต่ละพิกเซลจะอยู่ด้วยกัน เช่น ค่าพิกเซลในจุด 0, 0 จะมี channel อยู่ 3 ค่าคือ RGB แล้วในการดึงค่า featured นี้จะนำ channel R ของพิกัด 0, 0 มาต่อกับ channel R ของพิกัด 0, 1 และพิกเซลถัดไปเรื่อยๆ จนหมดภาพ และต่อด้วย channel G และ channel B ตามลำดับ ส่วน label จะไปดึงค่าพิกเซลออกจากภาพขาวดำของภาพบาดแผลเรื้อรังในทุกพิกเซล และนำ featured และ label ไปฝึกกับ U-net

โดยที่การฝึกจะแบ่งชุดข้อมูลของการฝึกออกเป็น 5 ชุด (5 k-fold cross validation) และมีการแบ่งจำนวนรอบของการฝึกออกเป็น 4 แบบคือ แบบที่ 1 มีจำนวนรอบในการฝึก 100 รอบ, แบบที่ 2 มีจำนวนรอบในการฝึก 200 รอบ, แบบที่ 3 มีจำนวนรอบในการฝึก 300 รอบ และแบบที่ 4 มีจำนวนรอบในการฝึก 500 รอบ โดยจำนวนภาพทั้งหมดที่ใช้ยังเป็นภาพจำนวน 180 ภาพ ดังเดิมที่ยังไม่ได้ใช้ภาพที่ convert สีภาพ สามารถดูประสิทธิภาพได้จากตารางที่ 7.6, 7.7 7.8 และ 7.9

ตาราง 7.6 ประสิทธิภาพของการฝึก U-net จำนวน 100 รอบ

Cross Validation	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
K-fold 1	91.12	62.12	62.32
K-fold 2	89.87	62.58	62.92
K-fold 3	91.39	62.40	61.75
K-fold 4	90.08	64.34	62.72
K-fold 5	93.92	56.64	59.48

ตาราง 7.7 ประสิทธิภาพของการฝึก U-net จำนวน 200 รอบ

Cross Validation	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
K-fold 1	89.23	67.25	66.29
K-fold 2	91.19	66.17	65.58
K-fold 3	93.14	64.53	64.75
K-fold 4	92.20	63.28	64.24
K-fold 5	92.58	91.87	63.59

ตาราง 7.8 ประสิทธิภาพของการฝึก U-net จำนวน 300 รอบ

Cross Validation	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
K-fold 1	91.46	64.04	65.43
K-fold 2	93.21	63.84	65.74
K-fold 3	84.38	61.31	63.22
K-fold 4	93.00	63.08	64.51
K-fold 5	92.80	60.13	62.55

ตาราง 7.9 ประสิทธิภาพของการฝึก U-net จำนวน 500 รอบ

Cross Validation	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)
K-fold 1	92.98	60.28	63.54
K-fold 2	90.04	67.98	66.41
K-fold 3	93.59	64.08	65.61
K-fold 4	82.11	66.51	65.60
K-fold 5	92.52	61.21	63.20

จากการทดลองที่ 7.4 ทำให้พบว่าการฝึกของตัวแบบฝึกฝนด้วย U-net มีประสิทธิภาพที่แม่นยำเฉลี่ยดีขึ้นกว่าการทดลองที่ผ่านมา และสังเกตได้ว่า k-fold ที่ 2 เป็นชุดที่มีประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่ดีที่สุดโดยใช้ค่า IoU เป็นตัวตัดสิน ดังนั้นในอนาคตจะนำวิธีการฝึกด้วย U-net มาทดลองกับชุดข้อมูลการฝึกฝนตามประเภทของบาดแผลเรื้อรังและชุดสอดที่แยกตามประเภทบาดแผลเรื้อรังเหมือนในการทดลองการที่ 7.2 และ 7.3 ที่ผ่านมา

อุปสรรคสำหรับการรายงานความคืบหน้าครั้งนี้คือเมื่อจำนวนรูปภาพเริ่มเยอะขึ้นทำให้พื้นที่การจัดเก็บข้อมูลเต็มต้องมีการจัดการข้อมูลบ่อยครั้ง และพารามิเตอร์ที่ส่งผลต่อการเรียนรู้มีมากทำให้ต้องมีการทดสอบหลายครั้งต่อการทดลองเพื่อหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการทดลองนั้น งานวิจัยได้ดำเนินการไปแล้วประมาณ 75 % ของงานวิจัย/โครงการทั้งหมดที่เสนอไว้

ลงชื่อ _____

(_____)

นักศึกษา

วันที่ / /

ความคิดเห็นของอาจารย์ที่ปรึกษา (อาจารย์ที่ปรึกษาเป็นผู้กรอกในส่วนนี้)

ผลการศึกษาของผู้ได้รับทุนเป็นอย่างไรงานวิจัยนี้มีความก้าวหน้าเป็นที่น่าสนใจหรือไม่ อย่างไรนักศึกษาสามารถ

ดำเนินการวิจัยให้ได้ผลตามที่เสนอไว้หรือไม่หรือพ้นกำหนดเวลา หรือความเห็นอื่นๆ

.....

.....

.....

.....

.....

ผลการทำวิจัยของนักศึกษาผู้นี้อยู่ในระดับ ☐ ดีมาก ☐ ดี ☐ พอใช้ ☐ ควรปรับปรุง

การประมาณผลความก้าวหน้า ☐ สมควรสนับสนุนทุนต่อไปได้ ☐ สมควรระงับทุน

ลงชื่อ _____
(_____)

อาจารย์ที่ปรึกษา/อาจารย์ผู้ดูแลนักศึกษา

วันที่ / /

ความคิดเห็นของนักวิจัย สวทช. (นักวิจัย สวทช. เป็นผู้กรอกในส่วนนี้ (ถ้ามี))

ผลการศึกษาของผู้ได้รับทุนเป็นอย่างไรงานวิจัยนี้มีความก้าวหน้าเป็นที่น่าพอใจหรือไม่ อย่างไรนักศึกษาสามารถดำเนินการวิจัยให้ได้ผลตามที่เสนอไว้หรือไม่หรือพ้นกำหนดเวลา หรือความเห็นอื่นๆ

.....

.....

.....

.....

.....

ผลการทำวิจัยของนักศึกษาผู้นี้อยู่ในระดับ ☐ ดีมาก ☐ ดี ☐ พอใช้ ☐ ควรปรับปรุง

การประมาณผลความก้าวหน้า ☐ สมควรสนับสนุนทุนต่อไปได้ ☐ สมควรระงับทุน

ลงชื่อ _____
(_____)

นักวิจัย สวทช.

วันที่ / /

ความคิดเห็นของภาคอุตสาหกรรม (บริษัทเป็นผู้กรอกในส่วนนี้)

ผลการศึกษาของผู้ได้รับทุนเป็นอย่างไรงานวิจัยนี้มีความก้าวหน้าเป็นที่น่าสนใจหรือไม่ อย่างไรนักศึกษาสามารถ
ดำเนินการวิจัยให้ได้ผลตามที่เสนอไว้หรือไม่หรือพ้นกำหนดเวลา หรือความเห็นอื่นๆ

.....

.....

.....

.....

.....

ผลการทำวิจัยของนักศึกษาผู้นี้อยู่ในระดับ ☐ ดีมาก ☐ ดี ☐ พอใช้ ☐ ควรปรับปรุง

การประมาณผลความก้าวหน้า ☐ สมควรสนับสนุนทุนต่อไปได้ ☐ สมควรระงับทุน

ลงชื่อ _____
(_____)

ผู้ประสานงานบริษัท

วันที่ / /