โครงการการศึกษาความรอบรู้เฉพาะเรื่อง (Senior Project)

เรื่อง

โปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย

นางสาวศุภิสรา ภิสัชเพ็ญ
ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4/1

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของกิจกรรมพัฒนาผู้เรียน
โรงเรียนสาธิตแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ศูนย์วิจัยและพัฒนาการศึกษา
ปีการศึกษา 2566

ศุภิสรา ภิสัชเพ็ญ (2566) : โครงการการศึกษาความรอบรู้เฉพาะเรื่อง
เรื่อง โปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย
โรงเรียนสาธิตแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ศูนย์วิจัยและพัฒนาการศึกษา
อาจารย์ที่ปรึกษา : อาจารย์ลัดดาวัลย์ สุวรรณโชติ
ผู้เชี่ยวชาญ : นายศุภฤกษ์ ภิสัชเพ็ญ
ผู้ปกครอง : นางรุ่งรัตน์ ภิสัชเพ็ญ

บทคัดย่อ

โครงการการศึกษาความรอบรู้เฉพาะเรื่อง เรื่อง โปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย มีวัตถุประสงค์เพื่อจัดทำโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย เนื่องจากเด็กที่บกพร่องทางการได้ยินหรือหูหนวกมักมีปัญหาเรื่องของการอ่านหนังสือ ผู้วิจัยจึงคิดโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทยภายใต้แอปพลิเคชัน ชื่อ Learning hand language by doing เพื่อสร้างโปรแกรมแปลภาษามือให้เป็นพยัญชนะไทย เพื่อเด็กหูหนวกได้เข้าใจและเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น และสามารถทำสัญลักษณ์ด้วยมืออย่างถูกต้อง โดยการนำเทคโนโลยี AI (Artificial Intelligence) เข้ามาใช้ทำให้การเรียนรู้น่าสนใจขึ้น โดยโปรแกรมแสดงท่าทางภาษามือแบบเรียลไทม์

ผลการศึกษาพบว่า โปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย สามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น และใช้งานได้จริงตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ และจากการสำรวจความพึงพอใจของผู้ใช้งานโปรแกรม ด้วยวิธีการเก็บข้อมูลและวิเคราะห์ผลทางสถิติเป็นร้อยละ ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้ระบบจำนวน 12 คน ของโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์ เป็นอาจารย์ 2 คน และเป็นนักเรียนระดับประถมศึกษาตอนต้น 10 คน พบว่า ในด้านความพึงพอใจโดยรวมของระบบโดยรวมอยู่ในเกณฑ์ระดับพึงพอใจมาก มีค่าร้อยละความพึงพอใจในทุกด้านอยู่ที่ 83.80 เห็นได้ว่าโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย สามารถใช้เป็นช่องทางสำหรับสื่อการสอนเด็กที่บกพร่องทางการได้ยินให้มีพัฒนาการที่ดีด้านการเรียนรู้ ช่วยให้เด็กหูหนวกได้เรียนรู้ได้ในระดับเดียวกันกับเด็กปกติทั่วไป

สารบัญ

	หน้า
หลักการและเหตุผล	1
วัตถุประสงค์	2
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
ขอบเขตของการศึกษา	2
นิยามศัพท์	3
แนวคิดที่ใช้ในการศึกษา	3
การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง	4
ขั้นตอนการพัฒนานวัตกรรม	8
ขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน	8
การทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม	12
การทดสอบโปรแกรมกับผู้ใช้งานจริง	13
การประเมินความพึงพอใจผู้ใช้งานโปรแกรมด้วยวิธีการทางสถิติ	14
สรุปผลการศึกษา	18
สะท้อนความคิด	19
บรรณานุกรม	20
ภาคผนวก	22

หลักการและเหตุผล

เด็กที่บกพร่องทางการได้ยินหรือหูหนวกมักมีปัญหาเรื่องของการอ่านหนังสือ ผู้วิจัยจึงคิดโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย ภายใต้แอปพลิเคชัน ชื่อ learning hand language by doing ซึ่งสามารถแปลงภาษามือให้เป็นพยัญชนะเพื่อเด็กหูหนวกได้เข้าใจและเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น และสามารถทำสัญลักษณ์ด้วยมืออย่างถูกต้อง

เนื่องจากภาษามือเป็นวิธีการสื่อสารที่สำคัญสำหรับผู้ที่มีปัญหาการได้ยิน และภาษามือมีความหลากหลายมากถึง 7000 ภาษามือ ซึ่งมีการแปรผันในท่าทาง และตำแหน่งของมือ (Adeyanju et.al. 2021) ซึ่งในแต่ละประเทศหรือแถบภูมิภาคของภายในประเทศก็อาจมีภาษามือเป็นของตนเองพร้อมกับคำศัพท์และไวยากรณ์ที่เฉพาะเจาะจง เช่น ภาษามืออเมริกัน (ASL) ใช้ในสหรัฐอเมริกา, ภาษามืออังกฤษ (BSL) ใช้ในสหราชอาณาจักร, ภาษามือไทย (TSL) ใช้ในประเทศไทย เป็นต้น การใช้ภาษามือทุกภาษามักประกอบด้วยโครงสร้างหลัก ๆ ที่ประกอบด้วยรูปร่างของมือที่เฉพาะเจาะจง การเคลื่อนไหว ตำแหน่ง และทิศทางที่ส่งความหมายของคำ ดังนั้น การพัฒนาทักษะทางการเรียนรู้ภาษามือถือเป็นปัจจัยที่สำคัญสำหรับความสำเร็จทางการศึกษาของนักเรียนที่มีปัญหาทางการได้ยิน (William. 2012) เพราะเด็กที่บกพร่องทางการได้ยินจะมีความยากลำบากในการอ่านและเขียน จึงส่งผลกระทบต่อกระบวนการพัฒนาทักษะการเรียนรู้คำสำหรับเด็กที่บกพร่องทางการได้ยิน (Sarchet et al. 2014) และด้วยโครงสร้างภาษามือไทยมีความเฉพาะเจาะจง ความสามารถในการสะกดด้วยนิ้วมือได้ถูกต้องและรวดเร็วจะมีผลอย่างมากต่อความเข้าใจในการอ่านและเขียนของเด็กที่บกพร่องทางการได้ยิน

ผู้วิจัยเลือกโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์ เป็นโรงเรียนกรณีศึกษา เนื่องจากโรงเรียนเศรษฐเสถียร เป็นโรงเรียนสอนคนหูหนวกแห่งแรกในประเทศไทย สังกัดกระทรวงศึกษาธิการ ซึ่งในปัจจุบันมีการเรียนการสอนการใช้นิ้วมือบูรณาการกับภาษามือในระดับประถมศึกษาสำหรับเด็กอายุระหว่าง 6 ถึง 10 ปี วิธีการสอนสะกดนิ้วในปัจจุบันสอนโดย ครูจะสาธิตการเคลื่อนไหวของมือให้นักเรียนสังเกต จากนั้นจึงนำเสนอรูปภาพตัวอักษรที่สอดคล้องกันให้นักเรียนดู กระบวนการนี้ทำซ้ำแล้วซ้ำอีกจนกว่านักเรียนจะจำได้ เนื่องจากนักเรียนจำเป็นต้องฝึกฝนและแสดงท่าทางภาษามือที่สะกดด้วยนิ้วบ่อยๆ ครูจึงต้องประเมินท่าทางดังกล่าวจนกว่าจะถูกต้อง ส่งผลให้มีเวลาฝึกฝนที่จำกัดสำหรับนักเรียนแต่ละคน จึงส่งผลต่อประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของนักเรียน ดังนั้น เพื่อส่งเสริมความสามารถของนักเรียนในการเรียนรู้และฝึกฝนการสะกดคำด้วยนิ้วมือที่แม่นยำ เพื่อเป็นการวางรากฐานสำหรับการสะกด การอ่าน และการเขียนในระดับชั้นที่สูงขึ้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อจัดทำซอฟต์แวร์ที่ขับเคลื่อนด้วย AI แบบเรียลไทม์ซึ่งออกแบบมาเพื่อดึงดูดใจผู้เรียน เพื่อใช้เป็นสื่อการเรียนการสอนและการฝึกหัดในการ

สะกดคำด้วยนิ้ว เป้าหมายคือเพื่ออำนวยความสะดวกในการเรียนรู้ที่แม่นยำและมีการท่องจำที่สนุกสนาน โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มความสนใจและความเต็มใจที่จะเรียนรู้ของนักเรียน ในอนาคตโปรแกรมนี้สามารถพัฒนาต่อเป็นโปรแกรมฝึกสะกดคำสำหรับเด็กที่บกพร่องทางการได้ยิน

วัตถุประสงค์

1. เพื่อสร้างโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย
2. เพื่อให้เด็กที่บกพร่องทางการได้ยินได้เข้าใจและเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น และสามารถทำสัญลักษณ์ด้วยมืออย่างถูกต้อง
3. เพื่อสร้างเสริมประสบการณ์การเรียนรู้สำหรับเด็กที่มีปัญหาทางด้านการได้ยิน โดยการนำเทคโนโลยี AI (Artificial Intelligence) เข้ามาใช้ทำให้การเรียนรู้น่าสนใจขึ้น

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ช่วยให้เด็กมีพัฒนาการที่ดีด้านการเรียนรู้ เทคโนโลยีทางด้าน AI จะสร้างแรงผลักดันให้กับกลุ่มคนหูหนวก ช่วยให้เด็กหูหนวกได้เรียนรู้ได้ในระดับเดียวกันกับเด็กปกติทั่วไป ที่
2. อนาคตสามารถสร้างบัตรคำแสดงบทสนทนาที่พบบ่อย เพื่อใช้ในการสื่อสารระหว่างคนหูหนวกกับคนทั่วไปได้ง่ายขึ้น
3. สามารถพัฒนาต่อเป็นโปรแกรมฝึกสะกดคำสำหรับเด็กที่บกพร่องทางการได้ยิน ส่งเสริมการเรียนรู้ที่เท่าเทียมกับเด็กทั่วไป
4. เปิดโอกาสให้คนทั่วไปฝึกการเคลื่อนไหวภาษามือให้ถูกต้อง

ขอบเขตการศึกษา

1. อาจารย์ จำนวน 2 คน และนักเรียนระดับชั้นประถมศึกษาตอนต้น จำนวน 10 คน ของโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์
2. กลุ่มผู้ใช้นวัตกรรม คือ เด็กระดับชั้นประถมศึกษาที่บกพร่องทางการได้ยิน และ อาจารย์ผู้สอนภาษามือ

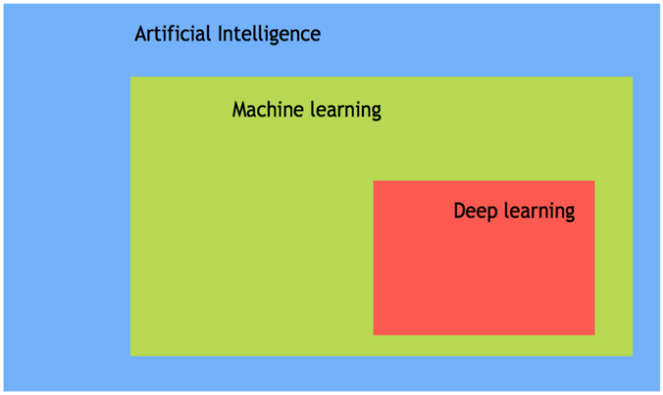
นิยามศัพท์เฉพาะ

ปัญญาประดิษฐ์ (AI : Artificial Intelligence) หมายถึง ระบบประมวลผลของคอมพิวเตอร์ หุ่นยนต์ เครื่องจักร หรืออุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่าง ๆ ที่มีการวิเคราะห์เชิงลึกคล้ายความฉลาดของมนุษย์ และสามารถคำนวณวิเคราะห์ข้อมูล ก่อให้เกิดผลลัพธ์ที่เป็นการกระทำหรือเลือกตัดสินใจได้

แนวคิดที่ใช้ในการศึกษา

ปัญญาประดิษฐ์ (AI : Artificial Intelligence) คือ เทคโนโลยีที่สามารถประมวลผลข้อมูลอย่างรวดเร็ว และมีประสิทธิภาพสูง โดยใช้กระบวนการเรียนรู้จากข้อมูล (Machine Learning) เพื่อสร้างโมเดลที่สามารถทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลต้นฉบับได้อย่างแม่นยำ โดยใช้วิธีการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ และสถิติเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ซึ่ง AI มีอัลกอริทึมในการประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ และหาข้อสรุปได้ในเวลาอันสั้น และสามารถดึงข้อมูลที่เกี่ยวข้องซึ่งจำเป็นสำหรับการวิเคราะห์ได้อย่างรวดเร็ว ทำให้ในปัจจุบันได้มีการนำ AI มาใช้ในอุตสาหกรรมจำนวนมาก โดยปัญญาประดิษฐ์เป็นเทคโนโลยีที่ล้ำสมัยที่สามารถรับมือกับปัญหาที่ซับซ้อนเกินกว่าที่มนุษย์จะสามารถรับมือ โดยชนิดของ AI แบ่งออกเป็น 3 แบบ ได้แก่ (สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย, 2566: ออนไลน์)

1) ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence)
2) การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning)
3) การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)



รูปที่ 1 ชนิดของ AI

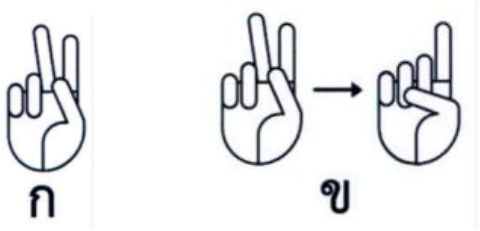
Machine Learning เป็นศาสตร์ของการศึกษา วิธีการคิด (algorithm) ที่ใช้ในการเรียนรู้ (learn) จากตัวอย่าง (example) และ ประสบการณ์ (experience) โดยมีพื้นฐานมาจากหลักการที่เชื่อว่า ทุกสิ่งอย่างมีรูปแบบหรือแบบแผน (pattern) ที่สามารถบ่งบอกความเป็นไปของสิ่งนั้นๆ ซึ่งเราสามารถที่จะนำแบบแผนนี้ มาประยุกต์ใช้เพื่อทำการทำนายถึงความเป็นไปในอนาคตได้ โดย Machine learning เป็นเพียงซับเซ็ตของ AI ที่จะเจาะจงไปที่การฝึกฝน (train) เครื่องจักร (machine) โดย machine ก็จะพยายามหารูปแบบ (pattern) ต่างๆของข้อมูล (input data) ที่ถูกใส่เข้ามาเพื่อในการ train จึงไม่จำเป็นต้องเขียนโปรแกรมหรือสร้างโมเดลขึ้นมาเอง สิ่งที่ต้องทำคือให้ข้อมูลหรือตัวอย่างกับตัว machine เพราะว่า machine จะพยายามสร้างโมเดลที่ใช้วิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลที่ได้จากการ train โดยตัวของมันเอง (สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย, 2566: ออนไลน์)

Deep Learning เป็นซับเซตของ Machine Learning โดย Deep Learning หมายถึงการที่เครื่องจักร(machine) ใช้หลายๆเลเยอร์ (layer) ที่แตกต่างกัน ในการทำความเข้าใจหรือเรียนรู้ข้อมูล โดยความซับซ้อนของโมเดลก็แปรผันตามจำนวนของเลเยอร์ ยกตัวอย่างเช่น บริษัทกูเกิล ใช้ LeNet model ในการวิเคราะห์และทำความเข้าใจภาพ (Image recognition) โดยมีการใช้เลเยอร์ทั้งหมด 22 เลเยอร์ โดยใน Deep learning, จะมีเฟสของการเรียนรู้ (learning phase) ที่ถูกสร้างขึ้นโดย Neural Network ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็นสถาปัตยกรรมของเลเยอร์ ที่แต่ละเลเยอร์ซ้อนทับกันอยู่ (stack) (สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย, 2566: ออนไลน์)

การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

สำหรับภาษามือภาษาไทยคุณหญิงกมลา ไกรฤกษ์ ได้ออกแบบในปี พ.ศ. 2496 ได้ออกแบบสะกดตัวอักษร พยัญชนะในภาษาไทยมีจำนวน 44 ตัวอักษร สำหรับแบบสะกดนิ้วมือไทยไม่มีตัวอักษร "ฆ" และ "ค" เนื่องจากคนหูหนวกพบเห็นตัวอักษร 2 ตัวนี้ในการอ่านการเขียนน้อยมากจึงไม่มีท่ามือดังกล่าว ดังนั้นแบบสะกดตัวอักษรจึงมีจำนวน 42 ท่าทาง (จิรวรรธ ตุ้มศรี. 2561) แบบสะกดตัวอักษรแสดงดังรูปที่ 2

รูปที่ 2 แบบสะกดตัวอักษร



รูปที่ 3 แบบสะกดตัวอักษร ก และ ข

จากรูปที่ 3 จะเห็นว่าภาษามือตัวอักษร "ก" ภาษาไทยมีการเคลื่อนไหว 1 จังหวะ แต่ ตัวอักษร "ข" ภาษาไทยมีการเคลื่อนไหว 2 จังหวะ ซึ่งในจังหวะแรกเกิดจากภาษามือตัวอักษร "ก" ส่วนจังหวะที่ 2 เกิดจากภาษามือตัวเลข" 1 " ภาษาอเมริกัน เมื่อมาผสมเข้าด้วยกัน จึงได้เป็นภาษามือตัวอักษร "ข" ที่มี2 จังหวะ ดังนั้นปัญหาที่พบการเขียนและสะกดคำของเด็กที่บกพร่องทางการได้ยิน คือการใช้เวลาในการเรียนรู้การสะกดพยัชนะไทยด้วยภาษามือ (จิรวรรธ ตุ้มศรี. 2561)

ปัญหาที่พบการเขียนและสะกดคำ มักมีความผิดพลาดเนื่องจากเด็กเล็กต้องจดจำหลายท่าทางสะกด โดยคนที่ผ่านการเรียนในโรงเรียนการศึกษาพิเศษ เช่น โรงเรียนเศรษฐเสถียร โรงเรียนโสตศึกษา จะเขียนอ่านได้ใกล้เคียงคนปกติ อย่างไรก็ตามปัญหาด้านการเขียนคำสะกดในเด็กเล็กก็ยังคงมีอยู่ เนื่องจากระบบภาษามือของไทยได้พัฒนามาจากระบบภาษามือแบบอเมริกัน ซึ่งทำให้เวลาเขียนอ่านภาษาไทยเกิดการแปลกลับกันกับภาษามือที่ใช้ในการสนทนา จึงทำให้เกิดปัญหาด้านการเขียนคำสะกด

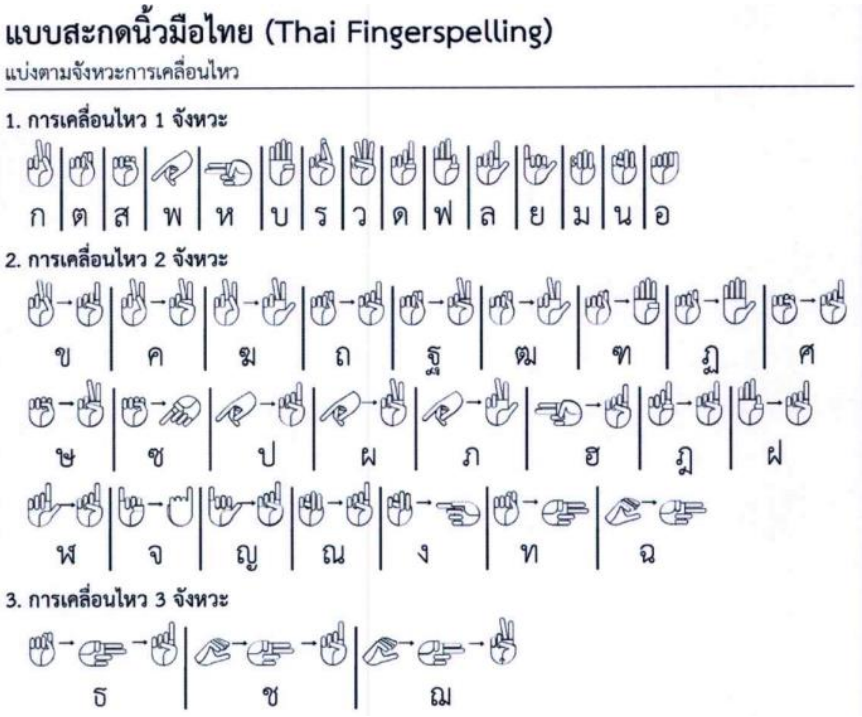
ตามมา เช่น ฉันกินข้าว อาจเขียนเป็น ข้าวฉันกิน ส่วนคนที่ไม่เคยเรียนหนังสือจากโรงเรียนการศึกษาพิเศษเลย ก็จะเป็นภาษามือแบบธรรมชาติ แต่จะเขียนอ่านไม่ได้ โดยข้อเท็จจริงเกี่ยวกับภาษามือ (ภัทรณัฏฐ์ ศรีบุญเรือง และคณะ. 2565) มีดังนี้

- ภาษามือมีหลายภาษา แตกต่างกัน
- ภาษามือมีประวัติความเป็นมาที่แตกต่างจากภาษาพูด
- ภาษามือมีแบบแผน มีท่าเฉพาะ
- ภาษามือกเหมือนภาษาทั่วไป สามารถสร้างคำใหม่ได้ในพื้นฐานของไวยากรณ์และวัฒนธรรมของกาย

Gupta (2566: ออนไลน์) ได้สร้างโปรแกรมแปลภาษามือแบบอเมริกัน (ASL) ด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดยการใช้ภาษา Python สร้างโปรแกรมแปลภาษามือเป็นคำง่ายๆ 6คำ ซึ่งปัจจุบันโปรแกรมนี้อยู่ในช่วงกำลังพัฒนาให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ภัทรณัฏฐ์ ศรีบุญเรือง และคณะ (2565) สร้างโปรแกรมโปรแกรมแปลภาษามือเป็นข้อความและเสียงพูดจำนวน 20 คำ ด้วยภาษา Python แต่ไม่สามารถใช้ท่าที่ซับซ้อนได้

จิรวรรธ ตุ้มศรี (2561) พัฒนาโปรแกรมแปลภาษามือเป็นตัวอักษรไทย โดยใช้ออโตมาตาแบบจำกัด ด้วยการใช้อุปกรณ์ลีพโมชั่นใช้แสงอินฟราเรดตรวจจับนิ้วมือ และเขียนด้วยภาษา Java ควบคุมการทำงานคู่กับคอมพิวเตอร์ในระยะที่จำกัด ทำให้วัตถุต้องอยู่ใกล้ในระยะ 600 มิลลิเมตรและอยู่ในที่มีแสงสว่างเพียงพอ



รูปที่ 4 แบบสะกดนิ้วมือไทยแบ่งตามจังหวะการเคลื่อนไหว (จิรวรรธ ตุ้มศรี. 2561)

จิรสิน อัมพรชัยประทีป และคณะ (2566: ออนไลน์) พัฒนาโปรแกรม Microsoft Visual Studio 2010 แปลภาษามือโดยใช้คินเน็คท์ ทดสอบกับภาษามือตัวอย่างที่เป็นคำนามและคำกริยาจำนวน 9 คำ

นายศักดา ดีแสง และคณะ (2566: ออนไลน์) นำเทคโนโลยีระบบสมองกลฝังตัวมาออกแบบถุงมือช่วยสื่อสารสำหรับผู้พิการทางกรได้ยิน โดยเขียนโปรแกรมควบคุมการทำงานผ่านบอร์ด Arduino UNO โดยใช้ภาษา C ในการเขียนโปรแกรมมีการนำเอาเซนเซอร์ยืดหยุ่นและไจโร มาวิเคราะห์ท่าทางของภาษามือและมีลำโพงแปลเป็นเสียงออกมา เพื่อช่วยให้ผู้พิการทางการได้ยินสามารถสื่อสารกับบุคคลทั่วไปในสังคมและสามารถแปลท่าได้ 5 ท่า คือ สวัสดี ขอบคุณ สบายดีไหม ช่วยด้วย และสบายดีไหม มีการต่อวงจรเป็นอุปกรณ์ต้นแบบ ยังไม่สะดวกในการพกพา

สถาบันพัฒนาแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ (2566: ออนไลน์) สร้างพจนานุกรมภาษามือไทยฉบับสื่อพกพานี้ ให้บริการแก่สังคม ลักษณะเป็นวีดีโอสอนภาษามือและเป็นคลังคำศัพท์

จากงานวิจัยที่ผ่านมาจะเห็นได้ว่า การพัฒนาโปรแกรมแปลภาษามือเริ่มมีอย่างต่อเนื่อง แต่มีขีดจำกัดด้านจำนวนคำ หรืออุปกรณ์ที่ใช้ ผู้วิจัยจึงสร้างโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย ภายใต้แอพพลิเคชั่นชื่อ “Software Application Learning Hand Language by Doing” ที่เขียนด้วยภาษา

Python โดยใช้เพียงคอมพิวเตอร์ที่มีกล้อง web cam เป็นเครื่องมือช่วยสร้างโปรแกรมแปลภาษาแบบเรียลไทม์ ซึ่งผลงานที่ได้จะช่วยเสริมประสบการณ์การเรียนรู้สำหรับเด็กที่มีปัญหาทางด้านการได้ยิน โดยการนำเทคโนโลยี AI (Artificial Intelligence) เข้ามาใช้ทำให้การเรียนรู้น่าสนใจขึ้น สนุกมากขึ้น โดยความถูกต้องครบถ้วนของภาษามือ ตัวอักษรภาษาไทยจำนวน 42 ตัวอักษร และโปรแกรมสามารถนำไปพัฒนาเป็นโปรแกรมที่สามารถนำไปใช้ในการสื่อสารระหว่างผู้ที่มีลักษณะบกพร่องทางการได้ยินหรือสื่อความหมายกับบุคคลทั่วไปต่อไปได้ พร้อมทั้งยังเปิดโอกาสให้ บุคคลทั่วไปสามารถเรียนรู้และเข้าถึงภาษามือได้ง่ายยิ่งขึ้น นอกจากนี้ยังเป็นการพัฒนาการฝึกการเคลื่อนไหวของภาษามือที่ถูกต้องอีกด้วย

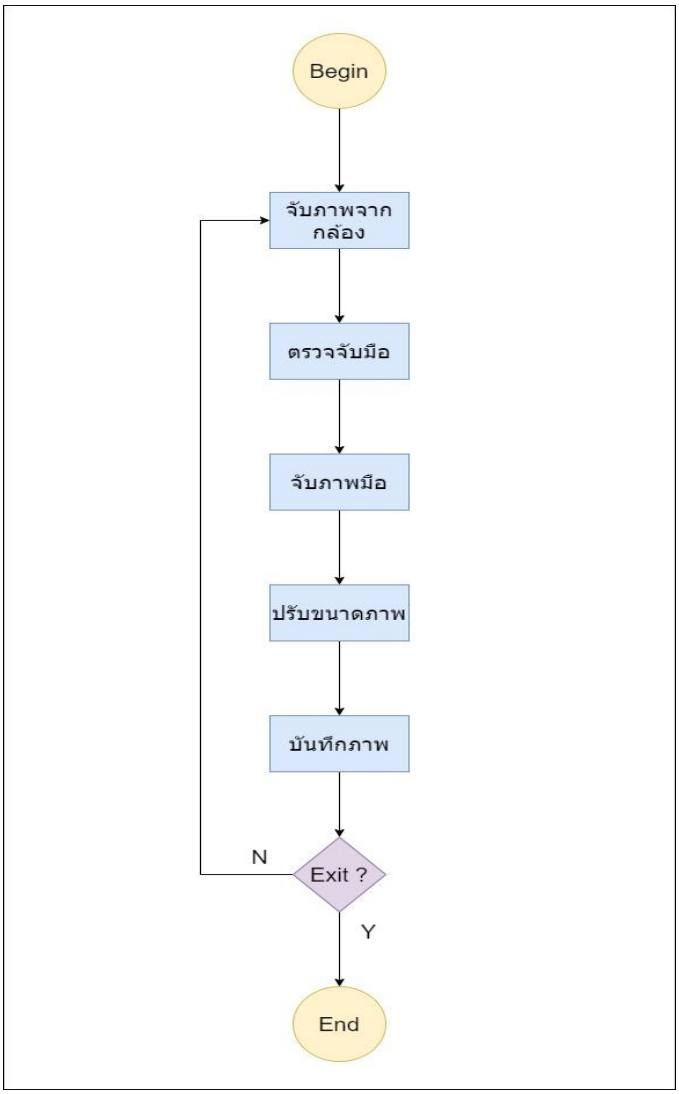
ขั้นตอนการพัฒนานวัตกรรม

อุปกรณ์ คอมพิวเตอร์ที่มีระบบปฏิบัติการ Window 10 ,CPU 1.6 GHz ,Memory 4GBขึ้นไป พร้อม กล้องวีดีโอ และคอมพิวเตอร์ที่ลงโปรแกรมภาษา Python

ขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน

ภาพรวมของระบบสามารถอธิบายการทำงานได้ดังนี้ ระบบจะเริ่มจากขั้นตอนการใช้กล้องจับภาพท่าทางของผู้ใช้งาน โดยใช้ hand detection ทางหน้าจอ และจากภาพมือที่ได้ดูว่ามีลักษณะการพลอตจุดและเส้นจำนวน 21จุด ว่าคล้ายคลึงแม่แบบไหน ลักษณะการเคลื่อนไหวมือมีกี่จังหวะ จากนั้นจับภาพหน้าจอด้วยเทคนิค image processing หลังจากนั้นแสดงคำที่ตรงกับโมเดลขึ้นมานำเสนอที่หน้าจอ และตรวจสอบเงื่อนไขของคำพูดว่าตรงกับบัตรคำตัวอักษรใด (สกุล.jpg)ให้นำบัตรคำมาแสดงในอีกหน้าต่างหนึ่ง

ขั้นตอนที่ 1: เขียนโปรแกรมด้วยภาษา python เพื่อเตรียมภาพสัญญลักษณ์มือเพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

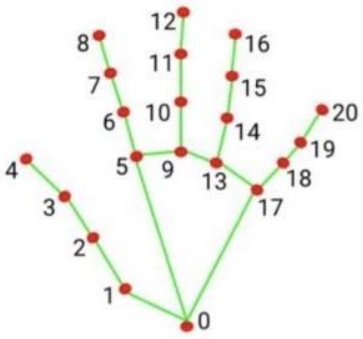


รูปที่ 5 flowchart Chart ของขั้นตอนที่ 1

โดยโปรแกรมจะตรวจจับมือขวา โดยใช้ library CV2 (เกี่ยวกับจับภาพ เปลี่ยนขนาดภาพ) และ library HandDetector (เกี่ยวกับหาตำแหน่งมือ) เป็นหลักในการเตรียมภาพสัญญลักษณ์มือเพื่อสร้างโมเดล

กล้องกล้องวีดีโอ จะdetect มือโดยการกำหนดจุด (Landmark) เพื่อหาค่าฟีเจอร์ที่สำคัญของภาษามือ ด้วย HandDetector จะแสดงตำแหน่งของจุด พิกัดแกน x, y และ z บนมือ โดยมีตำแหน่งทั้งหมด 21 จุดต่อมือ 1 ข้าง ในที่นี้ผู้วิจัยใช้มือขวาเพื่อกำหนดจุด จากนั้นจะครอบเฉพาะภาพมือออกมาบันทึกภาพหน้าจอด้วยเทคนิค image processing

แล้วโปรแกรมปรับขนาดภาพให้ได้ขนาดขนาด 300*300 pixels โดยย่อภาพตามสัดส่วนให้มีความกว้างหรือความยาวของภาพ 300 pixels จากนั้นบันทึกเก็บไว้ โดยการเก็บภาพจะทำภาพในสัญลักษณ์เดิมในการถ่ายภาพใกล้ไกล เพื่อให้ได้ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องที่หลากหลาย

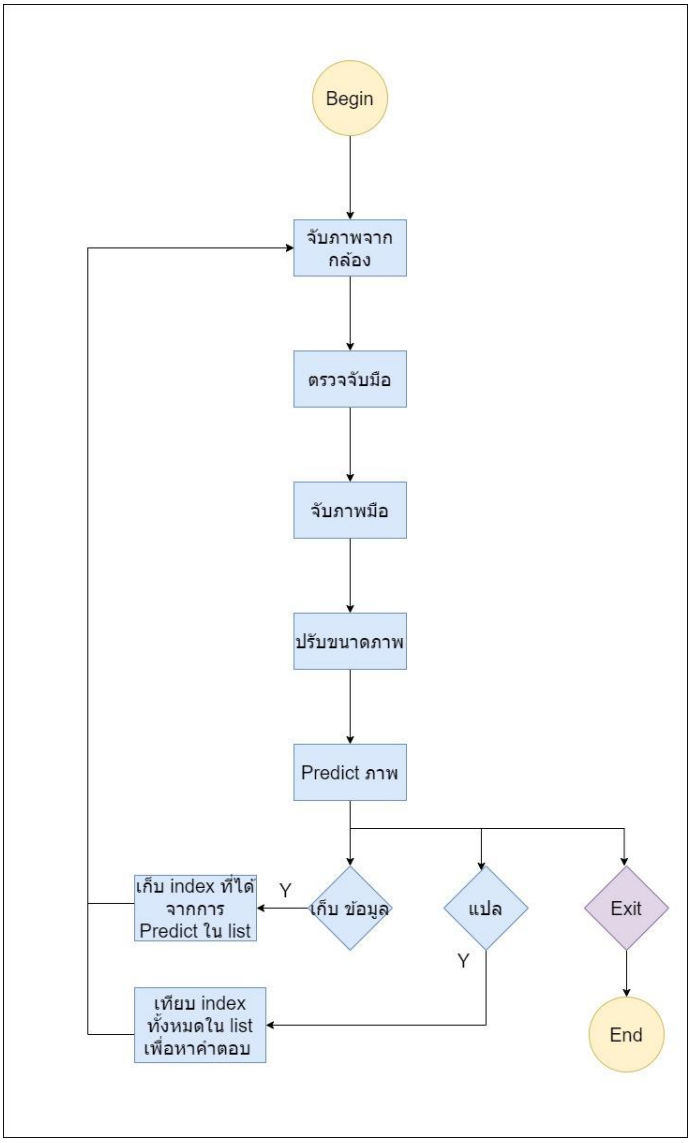


0. Wrist	11. Middle Finger DIP
1. Thumb CMC	12. Middle Finger TIP
2. Thumb MCP	13. Ring Finger MCP
3. Thumb IP	14. Ring Finger PIP
4. Thumb TIP	15. Ring Finger DIP
5. Index Finger MCP	16. Ring Finger TIP
6. Index Finger PIP	17. Pinky MCP
7. Index Finger DIP	18. Pinky PIP
8. Index Finger TIP	19. Pinky DIP
9. Middle finger MCP	20. Pinky TIP
10. Middle Finger PIP	

รูปที่ 6 กำหนดจุด 21 จุด บนมือข้างขวา

ขั้นตอนที่ 2: สร้างโมเดลของสัญลักษณ์มือด้วยเทคนิค image processing โดยใช้ teachable machine ของ google ด้วยการอัฟโหลดไฟล์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 ขึ้นไปที่ teachable machine ในที่นี้ผู้วิจัยใช้ภาพอย่างน้อย 300 ภาพเพื่อเพียงพอให้โมเดลทำงานได้ จากนั้นdownload model ที่ได้ เป็นชนิดKeras.h5

ขั้นตอนที่ 3: การทำนายภาพ โดยใช้ library CV2, library Classifier (เกี่ยวกับใช้งานโมเดล Keras.h5) และ library HandDetector ด้วยการจับภาพจากหน้าจอด้วย hand detection



รูปที่ 7 flowchart Chart ของขั้นตอนที่ 3

***ขั้นตอนที่* 3.1** ใช้กล้องกล้องวีดีโอ จะdetect มือ เพื่อหาค่าฟีเจอร์ที่สำคัญของภาษา จากนั้น โปรแกรมจะนำภาพที่ได้มาจัดขนาด 300*300 pixels โดยย่อภาพตามสัดส่วนให้มีความกว้าง หรือความยาวของภาพ 300 pixels จากนั้น library Classifier จะวิเคราะห์ลักษณะของภาพมือที่ได้โดยการพลอตจุดและเส้นจำนวน 21จุด ว่าคล้ายคลึงแม่แบบไหนแล้วทำนายภาพแบบเรียลไทม์ แล้วส่งค่ามาบนภาพมือว่าเป็นสัญญลักษณ์มืออะไร ขณะเดียวกันโปรแกรมจะทำการบันทึกภาพมือ เพื่อดูว่ามือนั้นมีกี่จังหวะ

• การเคลื่อนไหวมือมี 1 จังหวะ: ก ด ต น บ พ ฟ ม ย ร ล ว ส ห อ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

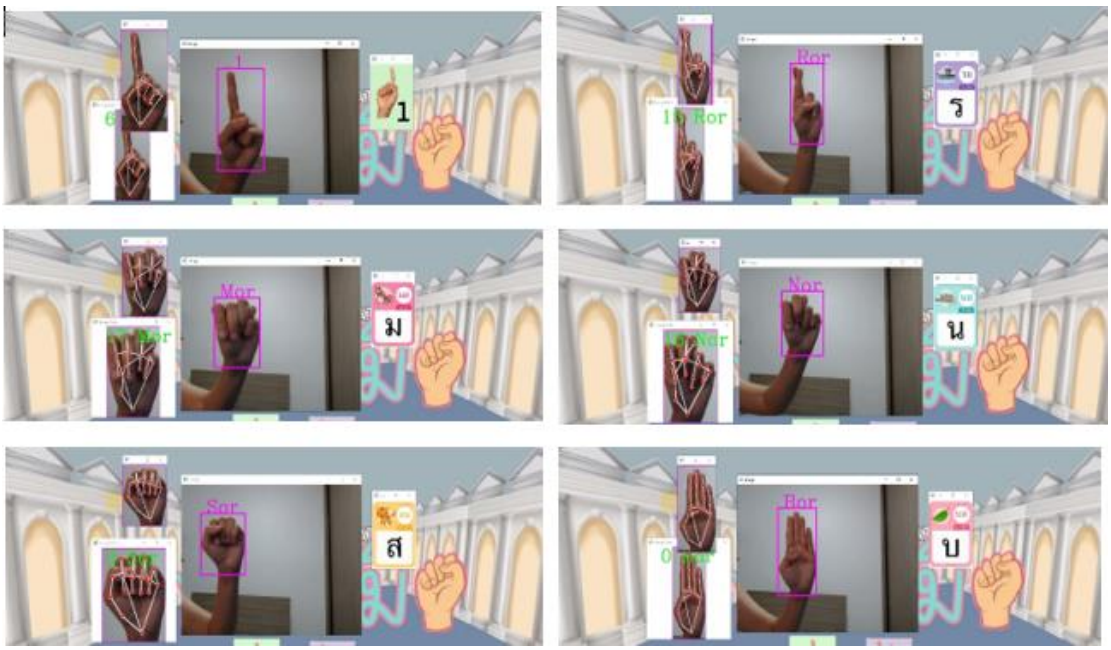
• การเคลื่อนไหวมือมี 2 จังหวะ: ข ค ฆ ง จ ฉ ช ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ถ ท ป ผ ฝ ภ ศ ษ ฬ ฮ

• การเคลื่อนไหวมือมี 3 จังหวะ: ช ฌ ธ

***ขั้นตอนที่* 3.2** นำภาพที่ได้จากการบันทึกภาพจังหวะมือ มาตรวจสอบเงื่อนไขของพยัญชนะไทย ว่าตรงกับบัตรคำตัวอักษรใด จากนั้นนำบัตรคำแสดงในอีกหน้าต่าง

การทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม

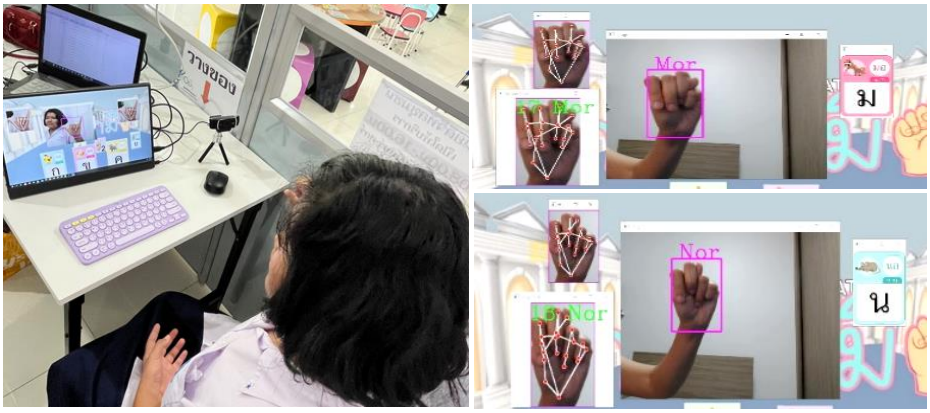
การทดสอบนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ฝึกอบรมบนชุดข้อมูลทดสอบ เพื่อทำการประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรม ในขั้นตอนนี้ โมเดลที่ฝึกอบรมที่มีชื่อว่า Keras.h5 จะนำข้อมูลที่มาจากชุดข้อมูลอื่นที่เกี่ยวข้องกับภาพท่ามือที่มีการทำงานโดยบุคคลเดียวกันมาทำนายที่เป็นตัวอักษรพยัญชนะ การทดสอบจะถูกดำเนินการกับทุกตัวอักษรพยัญชนะ แต่ละตัวที่ทำซ้ำ 10 ครั้ง โดยใช้มุมและระยะทางที่แตกต่างกันจากกล้องเว็บแคม จากนั้น จะบันทึกสถานการณ์ที่รูปการ์ดพยัญชนะถูกจับคู่ถูกต้องกับท่ามือและ คำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยสำหรับทุกตัวอักษรพยัญชนะ ได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 79.50



รูปที่ 8 ภาพตัวอย่างการทดลองความแม่นยำ

การทดสอบโปรแกรมกับผู้ใช้งานจริง

ขั้นตอนนี้เรียกว่าการนำเสนอโปรแกรม กระบวนการประกอบไปด้วยขั้นตอนเดียวกับที่กล่าวถึงในขั้นตอนการทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม แต่ในขั้นตอนนี้ เป็นการทำโดยผู้ใช้จริง เนื่องจากผู้ใช้จริงมีขนาดมือที่แตกต่างกัน, ความเสถียรของท่ามือ ซึ่งอาจมีผลต่อความแม่นยำของโปรแกรม ผู้วิจับจึงทดสอบโปรแกรมกับผู้ใช้จริง คือนักเรียนที่มีปัญหาเรื่องการได้ยินที่ศึกษาในชั้นประถมศึกษา และครูจากโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์ เพื่อให้ได้ผลการประเมินที่สามารถยืนยันว่าโปรแกรมทำงานตามที่เราออกแบบไว้ ดังนั้นในตัวโปรแกรมจึงมีการสร้าง GUI (Graphic User Interface) ซึ่งทำให้ผู้ใช้งานจริงสามารถใช้งานโปรแกรมได้ง่ายขึ้นและได้ประสบการณ์การใช้งานที่น่าสนใจ การใช้โปรแกรมนี้ต้องใช้คอมพิวเตอร์พร้อมคีย์บอร์ดหนึ่งเครื่อง การติดตั้งอุปกรณ์และรูปภาพมือ (ข้อมูลนำเข้า) และการ์ดฟลาชการ์ด (ผลลัพธ์) ที่แสดงบนหน้าจอแสดงในรูปที่ 9(ก) และภาพที่ 9(ข) ตามลำดับ



(ก) อุปกรณ์ (ข) หน้าต่าง Input และ หน้าต่างOutput

รูปที่ 9 การออกแบบ GUI (Graphic User Interface)

การทำงานของโปรแกรมเริ่มจาก กล้องเว็บแคมจับภาพมือของผู้ใช้งานแบบอัตโนมัติ ผู้ใช้จะบันทึกภาพโดยกดปุ่ม "s" บนคีย์บอร์ดเพื่อส่งภาพเข้าสู่โปรแกรม และสิ้นสุดการทำงานของโปรแกรมโดยกดปุ่ม "a" บนคีย์บอร์ด จากนั้นโปรแกรมจะแสดงบัตรคำที่เป็นผลลัพธ์บนหน้าจอ สำหรับภามือที่มีท่าทางหลายตำแหน่ง ผู้ใช้จะกดปุ่ม "s" สำหรับแต่ละท่าทาง และกดปุ่ม "a" เมื่อทำเสร็จทุกท่าทาง

การประเมินความพึงพอใจผู้ใช้งานโปรแกรมด้วยวิธีการทางสถิติ

จากการสร้างซอฟต์แวร์แปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย ทดสอบโปรแกรมเพื่อให้ใช้งานได้จริง โดยใช้กรณีศึกษาโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์ จังหวัดกรุงเทพมหานคร เป็นเด็กชายและหญิง อายุระหว่าง 7-10 ปี สัญชาติไทย เชื้อชาติไทย เป็นเด็กหูหนวกมาแต่กำเนิด ไม่มีความพิการอื่นแทรกซ้อน จำนวน 10 คน และ อาจารย์ จำนวน 2 คน การประเมินความพึงพอใจผู้ใช้งานโปรแกรม

รูปที่ 10 ภาพการทดลองใช้งานจริง (ภาพได้ขออนุญาตผู้ทดลองเพื่อเผยแพร่แล้ว)

หัวข้อวัตถุประสงค์ที่ประเมินประสิทธิภาพของระบบ 8 ด้านคือ

1. โปรแกรมใช้งานง่าย
2. ความถูกต้อง แม่นยำของเทคโนโลยี
3. ขนาดของข้อความ ตัวอักษรของเนื้อหาที่นำเสนอ
4. ความน่าสนใจในการใช้งาน มีความแปลกใหม่สร้างความดึงดูดใจ
5. ความน่าสนใจด้านองค์ประกอบหน้าจอ รูปภาพ
6. ความรวดเร็วในการตอบสนองของระบบ

7. โปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น
8. มีภาพประกอบสร้างความเข้าใจ

การประเมิน ความพึงพอใจด้านด้านประสิทธิภาพของระบบ โดยใช้หลักเกณฑ์ 5 ระดับแทน 5 ความหมาย ได้แก่ พึงพอใจมากที่สุด พึงพอใจมาก พึงพอใจปานกลาง พึงพอใจน้อย และ ต้องปรับปรุง ส่วนเกณฑ์การแปลความหมายเพื่อจัดระดับคะแนนมีดังนี้

คะแนน 1 หมายถึง ต้องปรับปรุง ไม่ช่วยแก้ปัญหาตามหัวข้อวัตถุประสงค์

คะแนน 2 หมายถึง พึงพอใจน้อย แต่ช่วยแก้ปัญหาตามหัวข้อวัตถุประสงค์ได้บ้าง

คะแนน 3 หมายถึง พึงพอใจพอใช้ ช่วยแก้ปัญหาตามหัวข้อวัตถุประสงค์ได้

คะแนน 4 หมายถึง พึงพอใจมาก ช่วยเป็นสื่อการสอนเป็นอย่างดี ช่วยแก้ปัญหาตามวัตถุประสงค์ได้เป็นอย่างดี

คะแนน 5 หมายถึง พึงพอใจมากที่สุด ช่วยเป็นสื่อการสอนเป็นอย่างดีมาก ช่วยแก้ปัญหาตามวัตถุประสงค์ได้เป็นอย่างดีมาก

เกณฑ์การแปลความหมายเพื่อจัดระดับคะแนนเฉลี่ยในช่วงคะแนนต่าง ๆ ได้ใช้ ความหมายดังนี้

คะแนนเฉลี่ย 0.50 – 1.49 หมายถึง ต้องปรับปรุง

คะแนนเฉลี่ย 1.50 – 2.49 หมายถึง พึงพอใจน้อย

คะแนนเฉลี่ย 2.50 – 3.49 หมายถึง พึงพอใจปานกลาง

คะแนนเฉลี่ย 3.50 – 4.49 หมายถึง พึงพอใจมาก

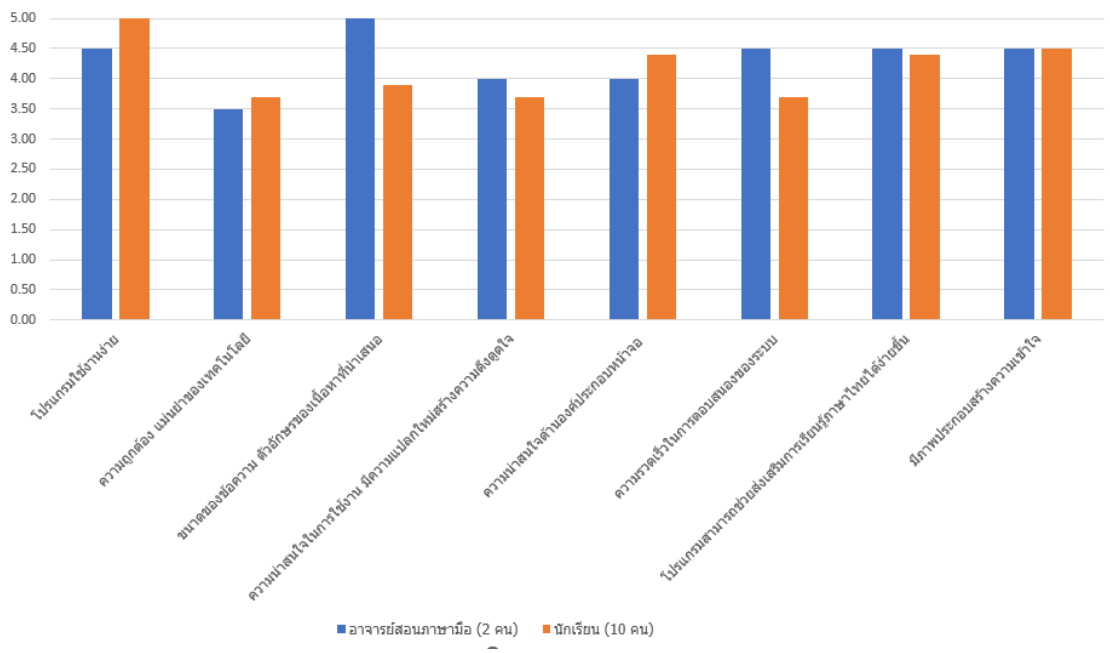
คะแนนเฉลี่ย 4.50 – 5.00 หมายถึง พึงพอใจมากที่สุด

ผลการศึกษาความพึงพอใจของเด็กที่มีความบกพร่องทางการได้ยินโดยภาพรวมมีความพึงพอใจอยู่ในระดับมาก (X = 4.19) เมื่อพิจารณาเป็นรายข้อ พบว่า ผู้ใช้งานพบว่าโปรแกรมใช้งานง่ายความพึงพอใจสูงที่สุดเป็นอันดับแรก โดยมีความพึงพอใจอยู่ในระดับมากที่สุด (X = 4.92) รองลงมา คือ มีภาพประกอบสร้างความเข้าใจมีความพึงพอใจอยู่ในระดับมากที่สุด (X = 4.5) และโปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้มีความพึงพอใจอยู่ในระดับมาก (X = 4.5)

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยเกี่ยวกับความพึงพอใจจากผู้ตอบแบบสอบถามในแต่ละด้าน

หัวข้อที่ประเมิน	โปรแกรมใช้งานง่าย	ความถูกต้อง แม่นยำของเทคโนโลยี	ขนาดของข้อความ ตัวอักษรของเนื้อหาที่นำเสนอ	ความน่าสนใจในการใช้งาน มีความแปลกใหม่สร้างความดึงดูดใจ	ความน่าสนใจด้านองค์ประกอบหน้าจอ	ความรวดเร็วในการตอบสนองของระบบ	โปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น	มีภาพประกอบสร้างความเข้าใจ	เฉลี่ยรวม
อาจารย์สอนภาษามือ (2 คน)	4.50	3.50	5.00	4.00	4.00	4.50	4.50	4.50	
นักเรียน (10 คน)	5.00	3.70	3.90	3.70	4.40	3.70	4.40	4.50	
เฉลี่ยแต่ละด้าน	4.92	3.67	4.08	3.75	4.33	3.83	4.42	4.50	4.19

รูปที่ 11 กราฟใยแมงมุมแสดงค่าเฉลี่ยความพึงพอใจด้านการใช้งานโปรแกรมในแต่ละด้าน



รูปที่ 12 กราฟแท่งค่าเฉลี่ยความพึงพอใจด้านการใช้งานโปรแกรมในแต่ละด้านแยกตามประเภทผู้ใช้

ผลการประเมินความพึงพอใจต่อระบบสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 1 สรุปว่าความพึงพอใจด้านโปรแกรมใช้งานง่ายมีค่าเฉลี่ยเป็น 4.92 หมายถึง พึงพอใจมากที่สุด

ความพึงพอใจด้านความถูกต้อง แม่นยำของเทคโนโลยีมีค่าเฉลี่ยเป็น 3.67 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านขนาดของข้อความ ตัวอักษรของเนื้อหาที่นำเสนอมีค่าเฉลี่ยเป็น 4.08 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านความน่าสนใจในการใช้งาน มีความแปลกใหม่สร้างความดึงดูดใจ มีค่าเฉลี่ยเป็น 3.75 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านความน่าสนใจด้านองค์ประกอบหน้าจอ มีค่าเฉลี่ยเป็น 4.33 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านความรวดเร็วในการตอบสนองของระบบมีค่าเฉลี่ยเป็น 3.83 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านโปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้นมีค่าเฉลี่ยเป็น 4.42 หมายถึง พึงพอใจมาก ความพึงพอใจด้านมีภาพประกอบสร้างความเข้าใจมีค่าเฉลี่ยเป็น 4.50 หมายถึง พึงพอใจมากเกือบมากที่สุด

ซึ่งโดยรวมค่าเฉลี่ยความพึงพอใจในทุกด้านอยู่ที่ 4.19 หมายถึง พึงพอใจมาก ซึ่งคิดเป็นร้อละ 83.80 จากผลผลการประเมินความพึงพอใจต่อระบบแสดงว่าโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทยสามารถสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้นและใช้งานได้จริง

สรุปผลการศึกษา

ผลการศึกษาพบว่า โปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทย สามารถสามารถสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้นและใช้งานได้จริงตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ และจากสำรวจความพึงพอใจของผู้ใช้งานโปรแกรม ด้วยวิธีการเก็บข้อมูลและวิเคราะห์ผลทางสถิติเป็นร้อยละ ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้ระบบจำนวน 12 คน คือ อาจารย์ และนักเรียนของโรงเรียนเศรษฐเสถียร ในพระราชูปถัมภ์ พบว่าในด้านความพึงพอใจโดยรวมของระบบโดยรวมอยู่ในเกณฑ์ระดับพึงพอใจมาก โดยมีเปอร์เซ็นต์ความพึงพอใจในทุกด้านอยู่ที่ร้อยละ 83.80 เห็นได้ว่าโปรแกรมแปลภาษามือเป็นพยัญชนะไทยสามารถใช้เป็นช่องทางสำหรับสื่อการสอนเด็กที่บกพร่องทางการได้ยินให้มีพัฒนาการที่ดีด้านการเรียนรู้เทคโนโลยีทางด้าน AI จะสร้างแรงผลักดันให้กับกลุ่มคนหูหนวก ช่วยให้เด็กหูหนวกได้เรียนรู้ได้ในระดับเดียวกันกับเด็กปกติทั่วไป ปัญหาด้านการเรียนรู้การสะกดคำของเด็กที่บกพร่องทางการได้ยินก็จะลดลง

สะท้อนความคิด

สิ่งที่ได้เรียนรู้จากการศึกษา

1. ได้เรียนรู้วิธีการสร้างโปรแกรมด้วยภาษา Python และเรียนรู้ library CV2 (เกี่ยวกับจับภาพ เปลี่ยนขนาดภาพ) และ library HandDetector เกี่ยวกับหาตำแหน่งมือ
2. ได้เรียนรู้วิธีการวิเคราะห์และสรุปข้อมูลทางสถิติ

ปัญหาหรืออุปสรรค

1. การฝึกโมเดล ต้องใช้เวลาค่อนข้างนาน เนื่องจากภาษามือบางท่ามีความคล้ายคลึงกันกัน
2. การใช้กล้องจากคอมพิวเตอร์ถ่ายภาพมือ ความคมชัดจะน้อยกว่าการใช้กล้องเว็บแคม
3. ผู้ทดลองใช้โปรแกรม มีอายุน้อยและมีความบกพร่องทางการได้ยิน การประมินผลทางสถิติจึงต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญด้านภาษามือ อธิบายขั้นตอนการทดสอบและการทำแบบประเมิน

แนวทางการแก้ไขปัญหาหรืออุปสรรค

1. เพื่อให้โปรแกรมมีความแม่นยำมากขึ้น จำเป็นต้องถ่ายภาพมือจำนวนมาก อย่างน้อย 300 ภาพ ต่อหนึ่งชุดพยัญชนะ เพื่อใช้เป็นฐานข้อมูล dataset
2. โปรแกรมจะมีความแม่นยำมากกว่านี้ ผู้วิจัยจึงใช้กล้องเว็บแคมในการถ่ายภาพมือเพื่อสร้างภาพที่คมชัดให้กับ ฐานข้อมูล dataset
3. ขอความอนุเคราะห์โรงเรียนกรณีศึกษา จัดหาผู้เชี่ยวชาญด้านภาษามือ เพื่ออธิบายขั้นตอนการทดสอบและการทำแบบประเมิน

ข้อเสนอแนะ

1. ปรับปรุงโปรแกรมให้มีความสวยงาม น่าใช้งานมากขึ้น

บรรณานุกรม

จิรวรรธ ตุ้มศรี. 2561. วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิทยาศาสตร์ สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

จิรสิน อัมพรชัยประทีป และคณะ. ระบบแปลภาษามือโดยใช้คินเน็คท์. (online). https://research.rmutt.ac.th/2015/10/09/ระบบแปลภาษามือโดยใช้คิ/, 10 กันยายน 2566.

ฐานข้อมูลภาษามือไทย. (online). https://www.th-sl.com/?openExternalBrowser=1, 10 กันยายน 2566.

ภัทรณัฏฐ์ ศรีบุญเรือง และคณะ. 2565. วารสารวิชาการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม. มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา. ปีที่ 10 ฉบับที่ 2.

ภาพอ้างอิงจาก บัตรคำพยัญชนะไทย ก-ฮ. ห้องเรียนครูน้ำ. สื่อการสอนประถมศึกษา.

ศักดา ดีแสง และคณะ โรงเรียนศึกษาสงเคราะห์ธวัชบุรี จังหวัดร้อยเอ็ด. (online). https://www.princess-it-foundation.org/project/wp-content/uploads/2020//08/รวมถุงมือ.pdf, 10 กันยายน 2566.

สถาบันพัฒนาแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ สร้างพจนานุกรมภาษามือไทยฉบับสื่อพกพา. (online). https://www3.rdi.ku.ac.th/?p=14871, 10 กันยายน 2566.

สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย. (online). https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/whatisai/, 10 กันยายน 2566.

Adeyanju, I.A., Bello O.O., and Adegboye, M.A. 2021. Machine learning methods for sign language recognition: A critical review and analysis. Intelligent Systems with Applications. 12. 36-42.

Gupta. (online). https://www.smartsme.co.th/content/246551, 10 กันยายน 2566.

Murtaza Hassan. 2022. Easy Hand Sign Detection | American Sign Language ASL | Computer Vision. (online). https://www.youtube.com/watch?v=wa2ARoUUdU8, 1 สิงหาคม 2566.

Sarchet, T., Marschark, M., Borgna, G., Convertino, C., Sapere, P., and Dirmyer, R. 2014. Vocabulary Knowledge of Deaf and Hearing Postsecondary Students. Journal of Post-secondary Education and Disability. 27. 161-178.

William, C. 2012. Promoting Vocabulary Learning in Young Children Who Are Deaf and Hard of Hearing: Translating Research into Practice. American Annals of the Deaf. 156. 501-508.

ภาคผนวก

1. **QR Code แสดงคลิปวีดีโอสาธิตการทำงาน**

2. **ตัวอย่างแบบสอบถาม**

ส่วนที่ 1 ข้อมูลทั่วไป

◯ นักเรียน

◯ อาจารย์สอนภาษามือ/ผู้เชี่ยวชาญด้านภาษามือ

ส่วนที่ 2 ประเมินความพึงพอใจการใช้งานโปรแกรม

หัวข้อวัตถุประสงค์	**มากที่สุด**	**มาก**	**ปานกลาง**	**น้อย**	**ต้องปรับปรุง**
โปรแกรมใช้งานง่าย					
ความถูกต้อง แม่นยำของเทคโนโลยี					
ขนาดของข้อความ ตัวอักษรของเนื้อหาที่นำเสนอ					
ความน่าสนใจในการใช้งาน มีความแปลกใหม่สร้างความดึงดูดใจ					
ความน่าสนใจด้านองค์ประกอบหน้าจอ					
ความรวดเร็วในการตอบสนองของระบบ					
โปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น					
มีภาพประกอบสร้างความเข้าใจ					

ส่วนที่ 3 ข้อเสนอแนะ

_____

3. งานนำเสนอ TSU INVENTOR AWARD 2023

หัวข้อที่ประเมิน	โปรแกรมใช้งานง่าย	ความถูกต้อง แม่นยำของเทคโนโลยี	ขนาดของข้อความ ตัวอักษรของเนื้อหาที่นำเสนอ	ความน่าสนใจในการใช้งาน มีความแปลกใหม่ สร้างความตื่นตาตื่นใจ	ความน่าสนใจด้านองค์ประกอบหน้าจอ	ความรวดเร็วในการตอบสนองของระบบ	โปรแกรมสามารถช่วยส่งเสริมการเรียนรู้ภาษาไทยได้ง่ายขึ้น	มีการพัฒนาต่อยอดสร้างความเข้าใจ
อาจารย์สอนภาษามือ (2 คน)	4.50	3.50	3.00	4.00	4.00	4.50	4.50	4.50
นักเรียน (10 คน)	5.00	3.70	3.90	3.70	4.40	3.70	4.40	4.50
เฉลี่ยแต่ละด้าน	4.92	3.67	4.08	3.75	4.33	3.83	4.42	4.50

4. งานวิจัยได้รับคัดเลือกตีพิมพ์ในวารสารนานาชาติ Communications in Computer and Information Sciences (CCIS) series published by Springer

Paper ID : 3693

Paper Title : A Software for Learning Thai Finger Spelling Sign Language into Thai Consonants with Machine Learning

The Program Committee of the 2023 International Conference on Technology in Education (ICTE 2023) is pleased to inform you that your paper has been accepted to ICTE 2023, which will be held at Kasetsart University, Bangkok, Thailand, on 19 to 21 December 2023. Your paper is also selected for inclusion as a chapter in an edited volume in Communications in Computer and Information Sciences (CCIS) series published by Springer.

Please note the conditions of acceptance of your paper at ICTE 2023 and publication of your paper in the edited volume in CCIS, as follows:

1. You must complete your registration for ICTE 2023 with payment by 30 September 2023, and make presentation at the conference. Online registration will open starting from 18 September 2023. Please visit the conference website (http://ihlsociety.org/ICTE2023) for information nearer the date.

2. Your camera-ready paper must be prepared in both Microsoft Words and PDF, in strict accordance with the guidelines (https://ihlsociety.org/ICTE2023/submission.html). You must address the reviewers' comments in the earlier review(s), which are shown at the end of this email. You must also ensure that you have written entirely original works, and if you have used the works of others, this must be appropriately cited or quoted.

3. Please send your camera-ready paper in both Microsoft Words and PDF and a completed and signed "licence to publish" form to us via e-mail to icte2023@hkmu.edu.hk with the subject title "CCIS camera-ready submission ID XXXX" (where XXXX is your submission ID) by 30 September 2023. A blank "licence to publish" form is enclosed.

Should you have any questions, please feel free to contact us at icte2023@hkmu.edu.hk. We look forwards to meeting with you at the Conference.

Best regards.

ICTE 2023 Secretariat

A Software for Learning Thai Finger Spelling Sign Language into Thai Consonants with Machine Learning

Supisara Pisuchpen[1], Chansiri Singhtaun[2*], and Laddawan Suwannachote[3]

[1,3] Kasetsart University Laboratory School Center for Educational Research and Development, Faculty of Education, Kasetsart University

[2*]Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University

50 Ngamwongwan Road, Lat Yao, Chatuchak, Bangkok 10900

supisara.pis@gmail.com, chansiri.s@ku.ac.th, Laddawan.s@kus.ac.th

Abstract. Children with hearing impairment or deafness often face difficulties in spelling and reading. This research aims to develop a program that translates Thai fingerspelling sign language into Thai consonants. The objective is to use this program as a teaching tool to help children with hearing impairment understand and learn the Thai language more easily. The program created is a utilization of Artificial Intelligence (AI) techniques, where the program captures real-time hand gesture images in fingerspelling sign language and then translates the results into Thai consonants. It enables them to accurately create hand signs and makes the learning process more engaging and interesting. The program development begins with Hand Detection algorithm, which involves detecting the positions of 21 landmarks on the hand after using image processing techniques. After that, the hand gesture images for all the Thai consonants are captured and saved to be used as ground truth datasets. Next, the ground truth datasets are fed into the machine learning process to create a trained model. This enables the program to match the hand gesture images accurately with the correct consonant flashcards, using Google's Teachable Machine. The results of testing the program revealed that the program has an average accuracy of 79.50%. The program was deployed with 12 users, consisting of 2 teachers and 10 elementary school students from Setsatian School for the Deaf under the Royal Patronage of His Royal Highness Crown Prince Maha Vajiralongkorn. After conducting the user satisfaction survey and applying statistical analysis methods, the results revealed an overall satisfaction rating of "very satisfactory," scoring 83.80% across all aspects. The program developed can be used as a teaching aid for children with hearing impairments to facilitate their learning and academic progress.

Keywords: artificial intelligence, hand detection, machine learning, student engagement, student satisfaction

1 Introduction

Sign language is an essential means of communication for hearing-impaired people. It is a fundamental and effective way of sharing thoughts, feelings, and opinions. However, sign language is not universal, with the diversity of over 7000 sign languages with variability in motion position, hand shape, and position of body parts (Adeyanju et.al, 2021). Each country and even regions within countries may have their own sign language with unique vocabulary and grammar. For example, American Sign Language (ASL) is used in the United States, British Sign Language (BSL) is used in the United Kingdom, Auslan is used in Australia, Thai Sign Language (TSL) is used in Thailand, and so on. Any sign language usually has two schemes: sign and fingerspelling schemes (Nakjai and Katanyukul, 2019). Signs in sign languages are composed of specific handshapes, movements, locations, and orientations that convey words, phrases, and concepts. Signs are the core components of sign languages and are used for everyday communication. Fingerspelling involves manually spelling out the letters of a word using specific handshapes or finger positions that correspond to individual letters of the written or spoken

language. This is especially useful for spelling out words that might not have a corresponding sign or for conveying proper nouns, names of people, places, technical terms, and unfamiliar words that may not have established signs in the language. Additionally, the use of fingerspelling can also aid in enhancing vocabulary and literacy development for individuals with hearing impairments (Alawad and Musyoka, 2018), thereby increasing opportunities for inclusive learning alongside their hearing peers.

The academic success of deaf students relies on their ability to read and comprehend the meaning of a text. Thus, the development of literacy skills is considered a critical factor in deaf students' academic success. Difficulty in reading and writing among deaf students adversely affects their learning processes, indicating the importance of literacy skill development for deaf students (William, 2012). Sarchet et al. (2014) investigated reading ability and specific language skills of deaf students in third through seventh grade. The results revealed that knowledge of specific ASL structures, including fingerspelling, correlates with reading achievement. In their study, children who scored better on reading tests were competent in associative skills, such as the ability to write down words that were fingerspelled to them as well as the ability to translate initialized signs. Looking specifically at performance on the fingerspelling tasks, fingerspelling ability significantly correlated with reading comprehension.

Setsatian School for the Deaf under the Royal Patronage of His Royal Highness Crown Prince Maha Vajiralongkorn is the first school for the deaf in Thailand. It is a government school under the Department of Empowerment of Persons with Disabilities, Ministry of Education. Currently, there is teaching and learning of fingerspelling integrated with sign language at the elementary school level, which is for children aged between 6 and 10 years old. The current teaching method for fingerspelling involves the teacher demonstrating hand movements for students to observe, and then presenting images of corresponding letters for students to look at. This process is repeated over and over until the students memorize it and can establish the correct mapping between fingerspelling postures and printed letters. Since students need to practice and perform fingerspelling sign language gestures frequently, teachers are required to assess the gestures until they are accurate. This results in limited practice time for each individual student and consequently hinders the effectiveness of learning. The school aims to promote students' ability to learn and practice accurate fingerspelling, laying a foundation for spelling, reading, and writing at higher grade levels. The purpose of this research is to introduce real-time AI-driven software tailored to engage learners, for use as instructional and training materials in Fingerspelling. The goal is to facilitate accurate learning and enjoyable memorization, aiming to enhance students' interest and willingness to learn. By hypothesizing that integrating software could significantly boost learning enthusiasm, the research aspires to amplify students' engagement in the learning process. The remainder of the paper is organized as follows; Section 2 provides the review of related studies. Section 3 presents the methodology to develop the program and program usability assessment. Section 4 the results of the program, program accuracy and user satisfaction scores are presented. The conclusions are presented in Section 5.

2 Related Studies

British, American, Russian, Arabic, French, Chinese, and Japanese sign languages rely mainly on still postures (either in a one-hand or two-hand scheme) with only a few exceptions for movement signing. On the contrary, TFSL uses single-hand fingerspelling with an extension using movement and multi-posture signings for the consonants and a two-hand scheme for the vowels and intonation marks. Thai Fingerspelling sign language (TFSL) was developed in 1953 by Lady Kamala Kraireuk, who adapted the ASL fingerspelling system to suit the Thai language's

phonological and linguistic characteristics. It is developed to represent 42 consonants, 4 intonation marks and 20 vowels. Noted that there are 44 consonants in Thai language. Two consonants do not have the TFSL because they are not commonly used in everyday life. This research focuses on 42 Thai consonants because it is a significant basic lesson for the children. The TFSL for 42 Thai consonants can be categorized into 3 groups based on the number of postures or the number of hand movements: single-posture, two-posture, and three-posture. The diagram of the postures representing the consonants are shown in Fig. 1.

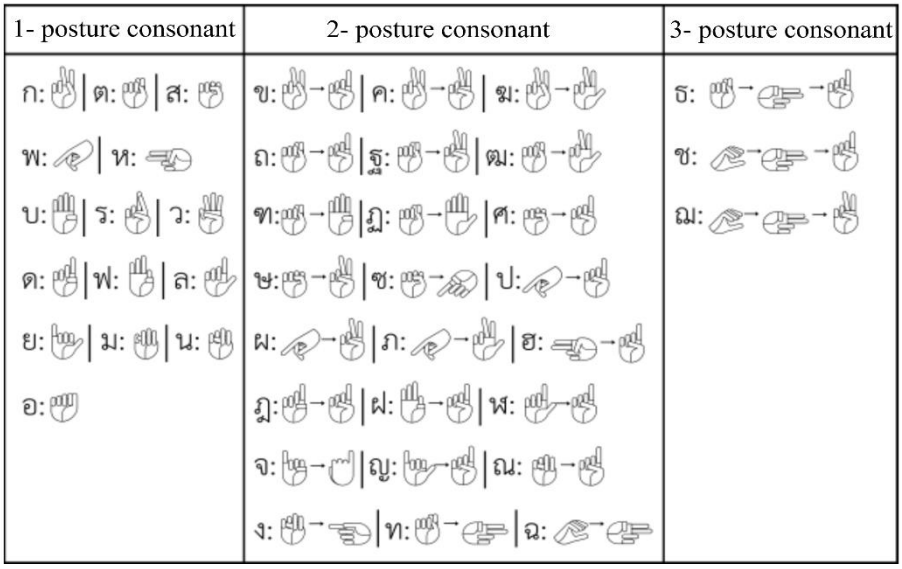


Fig. 1. TFSL for consonants diagram (adapted from Tumsri and Kimpan, 2017).

A one-posture consonant means the consonant can be represented using a single posture or movement. A two-posture consonant and a three-posture consonant mean that these consonants require two and three postures, respectively, to represent them. In Thai consonants, there are 15 one-posture consonants, 24 two-posture consonants, and 3 three-posture consonants. These consonants are produced through single use or by combining 25 different postures (Nakjai and Katanyukul, 2019).

Learning and understanding sign language is a complex matter due to the variety of gestures and communication styles, making communication between regular individuals and those with hearing impairments challenging. Hence, there are numerous research works that attempt to develop technologies to facilitate easier communication between regular individuals and those with hearing impairments. Recent advancements in AI have created opportunities for research groups to incorporate AI into sign language recognitions (SLR). There are various ways to apply AI in sign interpreting operations. More recently, further attention has been directed toward intelligent-based SLR systems, as they are now being applied in numerous applications. These applications include robotics, interpreting services, real-time multi-person recognition systems, games, virtual reality environments, natural language communications, online hand tracking for human communication in desktop environments, and human-computer interaction.

Vision-based SLR techniques here later (VSLR), which is an application of intelligent based SLR systems, are used to develop programs to translate sign language to letters or words. There are research works that apply VSLR techniques to various countries' sign languages especially

ASL. The application of these techniques to Thai sign language is more limited. And, using VSLR techniques for TFSL is more complex compared to other languages due to the presence of many multi-posture consonants. For example, research studies by Saengsri et al. (2012), Nakjai and Katanyukul (2019, 2021), and Pariwat and Seresangtakul (2021). The primary applications of VSLR techniques with TFSL are for communication between hearing individuals and those with hearing impairments. There is very little research that uses VSLR to be used as teaching and learning materials.

VSLR techniques can be categorized into five stages: image acquisition, image pre-processing, image segmentation, feature extraction, and classification. Adeyanju et.al (2021) describes stages of VSLR as follows. Image acquisition is the first stage in SLR that can be acquired through self-created or available public datasets. Researchers have used different devices including a camera or webcam, data glove, Kinect, and leap motion controller. Among these devices, a camera or webcam is the most widely used by many researchers because it provides better and natural human-computer interaction without additional devices, unlike data glove based. Data glove has proven to be more accurate in data acquisition but very costly and inconvenient for the users. Kinect is wildly used and effective. It provides both color video and depth video stream simultaneously, however it is expensive. The leap motion controller is a low-cost device with better accuracy than Kinect, but it can operate in a limited range.

The second stage is preprocessing to eliminate unwanted noise and enhance the quality of the image. This can be accomplished by resizing, color conversion, removing noise, or a combination of techniques from the original image. Image preprocessing techniques can be classified into image enhancements and image restoration.

The third stage is image segmentation. In this stage, the regions of interest in the images are segmented and extracted from the entire image. There are two basic approaches used for segmentation: contextual and non-contextual segmentation. Contextual segmentation employs the relationships between the image features, such as edges, similar intensities, and spatial proximity. A non-contextual segmentation ignores spatial relationships between image features, but group pixels based on global attribute value (Shama et al., 2021). There are various techniques in segmentation such as Thresholding, Edge detection, Region based, Clustering based, and Artificial neural network (ANN)-based segmentation techniques. ANN-based segmentation techniques are currently famous because they do not require a complex program to work, and they are less prone to noise. However, computational time in training is higher than other techniques. The background of the image also affects the quality of segmentation. In this research area, backgrounds are divided into 2 types: simple backgrounds and complex background. The simple background entails the use of a single color such as green, blue, or white. This can help hand segmentation work more easily, and the system can recognize accuracy at a high level. However, it is not practical due to the complexity of the backgrounds in real-life situations.

The fourth stage is features extraction, which transforms the input image region into feature vectors for recognition. It aims at finding the most distinctive features in the acquired image. The output is the compact feature vector, which is extracted by removing an irrelevant part to increase learning accuracy. The features extracted output supports the classification stage by checking for features that can effectively be distinguished between classes and help achieve high recognition

accuracy. The features extraction techniques are used as hand detection algorithms in VSLR. There are several approaches and algorithms used for hand detection: Histogram of Oriented Gradients (HOG), Convolutional Neural Networks (CNNs), YOLO (You Only Look Once), MediaPipe Hands. MediaPipe Hands, developed by Google, is particularly notable for its ability to robustly detect and track human hands in images and videos, making it a valuable tool for applications ranging from gesture recognition and sign language interpretation to augmented reality and human-computer interaction. It employs a deep learning model trained on a large dataset of annotated hand images. This model can detect hands in a variety of poses and orientations, making it adaptable to different scenarios and user movements. One of the standout features of MediaPipe Hands is its suitability for real-time scenarios. It leverages a combination of machine learning and computer vision techniques to achieve impressive performance without sacrificing speed. This is essential for applications where quick and accurate hand tracking is crucial. Furthermore, MediaPipe Hands not only identifies the presence of hands but also provides detailed information about hand landmarks – key points on the hand's surface – which can be used to infer gestures and movements.

The last stage is classification. After the pre-processing, segmentation, and extraction of features from the images have been completed, it is necessary to use a predictor algorithm to help give valuable meaning to the extracted features. Machines are trained to learn and machine learning improves their performance to match the features of the new sign image with the stored features in the database for recognition of the given sign language. Machine learning is a subfield of computer science, and it is also classified as an AI method (Voyant et al., 2017). The artificial intelligent techniques used for sign language recognition include supervised or unsupervised. Supervised machine learning took in a set of known training data and used it to infer a function from labelled training.

data, whereas unsupervised machine learning is used to draw inferences from datasets with input data with no labelled response. Google’s Teachable Machine is a web-based tool developed by Google that allows users to easily create and train custom machine learning models without requiring extensive coding or machine learning expertise. It's designed to help individuals understand the basics of machine learning through hands-on experience. Google’s Teachable Machine primarily uses supervised machine learning. Users provide labeled examples to train the model, and the model learns to associate patterns in the data with specific classes or labels. With Google's Teachable Machine, users can train models to recognize patterns in different types of data, such as images, sounds, or gestures. The process usually involves providing the tool with labeled examples of data, allowing the model to learn the associations between input data and corresponding output categories.

3 Research Methodology

The research methodology is composed of 6 main steps as follows.

3.1 Program Development Concept

The process of developing the functional part of the program consists of three phases: the training phase, the testing phase, and the prediction phase. The flow diagram of functional part of the developed program is illustrated in Fig. 2.

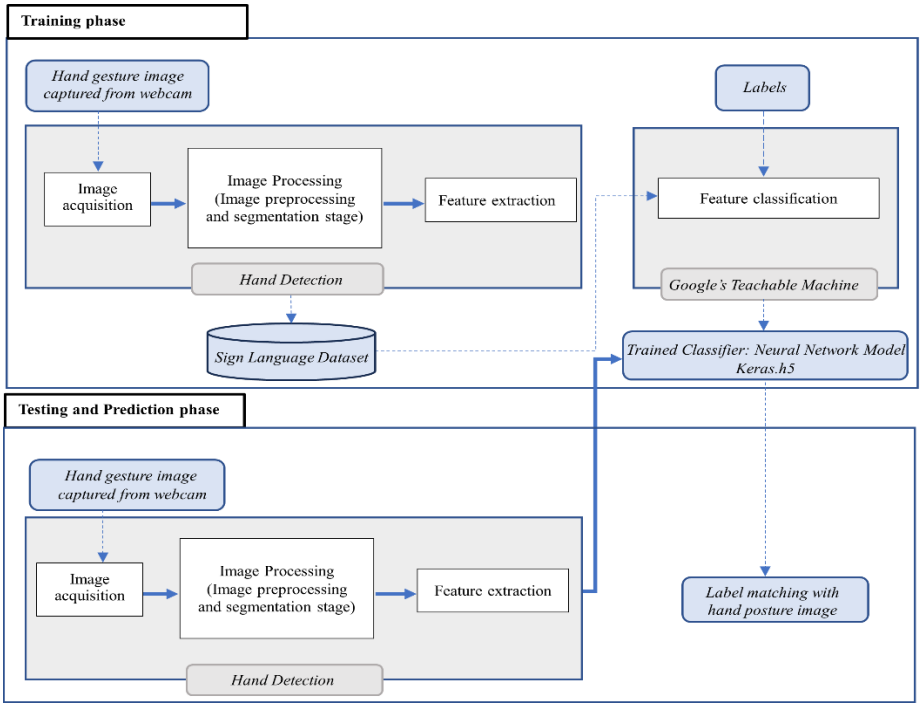


Fig. 2. Program Flow diagram.

In the training phase, a trained classifier named Keras.h5 is created. It is a neural network model capable of recognizing hand gesture images associated with Labels. The trained model is then tested with another set of hand gesture images to evaluate the accuracy of model before program deployment. Finally, the program is tested by the actual users, which is the prediction phase to evaluate the performance of the trained neural network model.

3.2 Training Phase of Program Development

The training phase follows 5 stages of VSLR techniques mentioned in the second session. In this research, the TFSL image dataset is a self-created dataset. Thus, the process starts with creating

the dataset. After that, this dataset is used to train neural network model to create the trained classifier or trained neural network model. Therefore, there are two parts in this phase as follows.

3.2.1 Data collection for sign language dataset starts with capturing the hand gesture image of all 42 TFSL using webcam. Three individuals are used to perform the hand gesture of these consonants with different angle and distance referred from the webcam. There are 300 images, 500 images, and 800 images created for each one-posture consonant, two-posture consonant, and three-posture consonant respectively. Hand detection process is created using OpenCV and CVZone library of Murtaza (2022), which use MediaPipe Hands library. The process starts with using computer vision to detect a hand from an input image and keeps focus on the hand's movement and orientation. OpenCV is used to perform operations associated with computer vision. After that MediaPipe Hands library is used to perform the actual hand detection and tracking on input images. Using MediaPipe Hands, 21 landmarks according to hand and finger joints as shown in Fig. 3 are extracted. These landmarks are embedded in the hand posture image.

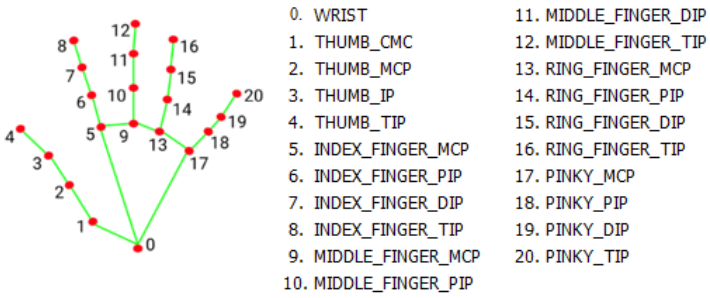


Fig. 3. Hand Landmarks from MediaPipe Hands and their indices.

3.2.2 Creation of trained model The dataset of hand posture images and landmarks obtained from the previous section is put into Google's Teachable machine. Google's Teachable Machine primarily uses a technique called transfer learning along with pre-trained neural network architectures to create machine learning models for image and audio classification tasks. Transfer learning involves taking a pre-trained model that has been trained on a large dataset and adapting it for a specific task with a smaller dataset. In this research, it is employed to create machine learning models for image classification from the TFSL dataset. The output obtained from this step is a trained model, which will be used as a trained classifier in the next phase, called Keras.h5.

3.3 Testing Phase of Program Development

The testing phase is to evaluate the trained model on the validation set to assess its performance. In this phase, the trained model named Keras.h5 will take features from another hand posture

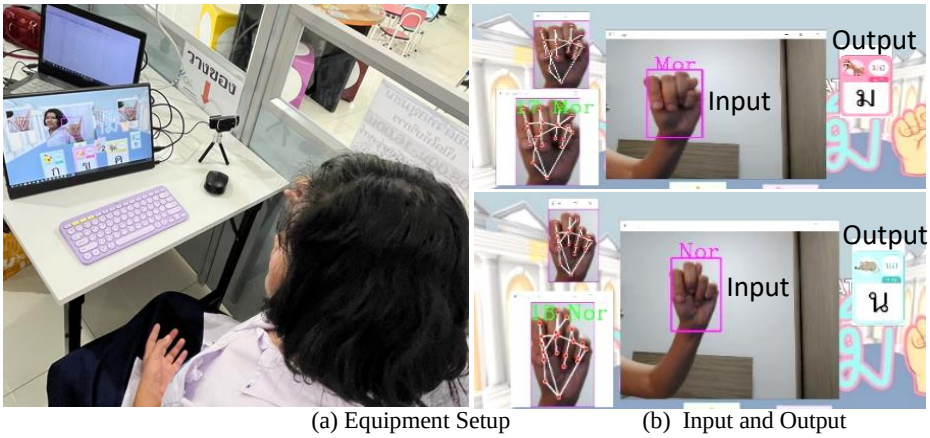
image dataset performing by the same individuals through the same process as in the data collection steps. After that, it yields predicted labels, which are consonants. The testing will be conducted with every consonant, each repeated 10 times, utilizing various angles and distances from the webcam. Subsequently, instances where the consonant card images are correctly matched to the TFSL gestures are recorded. The average percentage of accuracy for all consonants is then calculated.

3.4 Prediction Phase of Program Development

This phase is also referred to as program deployment. The process is composed of the same steps as mentioned in the testing phase but in this phase, it is done by the actual users. The actual users in this research are the hearing-impaired students who study in elementary grade and teachers from Setsatian School. The actual users have various sizes of hand, TFSL skills and stability of hand gesture, concentrations. These factors may affect the accuracy of the programs.

3.5 Graphic User Interface (GUI) Design

After completing the testing phase of program development, we can ensure that the program functions correctly according to our design. The program will then be used to create a GUI, enabling real users to easily use it, and providing an engaging user experience. One computer, one monitor, and one keyboard are required when using the program. The equipment setup, the hand image (input) and flashcard (output) displayed on the monitor are shown in Fig. 4(a) and Fig. 4(b) respectively.



(a) Equipment Setup (b) Input and Output

Fig. 4. GUI design (a) Equipment Setup (b) Input and Output.

To use the program, the user performs TFSL in front of webcam. The user captures the image by pressing “s” button on keyboard to send the image into the program and ends the program by pressing “a” button on keyboard. Then, the program shows the flashcard corresponding to the TFSL on monitor. For multi-posture TFSL, the user press “s” button for each posture and press “a” button when finish all of postures.

3.6 Software Usability Assessment

After program deployment, the developed software usability is assessed. The evaluation is divided into 3 aspects: Aspect 1 represents the program's functionality, Aspect 2 pertains to the GUI, and Aspect 3 relates to the program's benefits. These are used to create 8 assessment topics in the questionnaire rating scale 1-5, as shown in Table 1. The rating scores are defined as indicated in Table 2. Criteria are also established to interpret the meaning of the average assessment scores obtained from participants evaluating program usage in each topic. The criteria are in Table 2.

Table 1. Topics of each aspect in the questionnaire.

Aspect 1	**Aspect 2**		**Aspect 3**
1. Precision	3. Ease of use	6. Text and image	8. Program benefits
2. Response time	4. The interestingness in usage, featuring novelty and captivating engagement	size on the screen 7. Displaying the results through flashcards to enhance comprehension	in enhancing Thai consonant learning
	5. Interestingness of display screen components		

Table 2. Score Interpretation.

Score Level	1	2	3	4	5
Range of Average Score	1.00 - 1.49	1.50- 2.49	2.50-3.49	3.50-4.49	4.50-5.00
Meaning	need improvement	somewhat satisfied	moderately satisfied	very satisfied	extremely satisfied

The experiment participants totaled 12 individuals, consisting of male and female schoolchildren, with 10 individuals aged between 6 and10 years. All participants were of Thai nationality and ethnicity, born with normal hearing, without any other disabilities, and were

studying at the elementary level of the case study school. This age and educational level were chosen as they were currently learning Thai consonants according to the school curriculum. The teaching staff involved in the experiment comprised 2 teachers responsible for this class. In the program deployment phase, as shown in Fig. 5, the researcher will explain and demonstrate the program to non-hearing-impaired teachers. Subsequently, the teachers will convey the usage methods to students using sign language, along with demonstrating program usage. Afterward, the teachers will initiate the software usage trial, followed by the students. Participants in the trial will perform TFSL posture for every consonant twice and observe the flashcards of the letters displayed on the screen by the program.

Fig. 5. Demonstration of program usage and program deployment test.

In the evaluation phase, the researcher explained the objectives and meanings of each topic in the questionnaire to the teachers in detail. The teachers then translated and conveyed this information to the students participating in the software usage experiment using sign language. The translation was done topic by topic. Once the students completed the evaluation for one topic, the next topic was translated and conducted in the same manner until all 8 topics were completed.

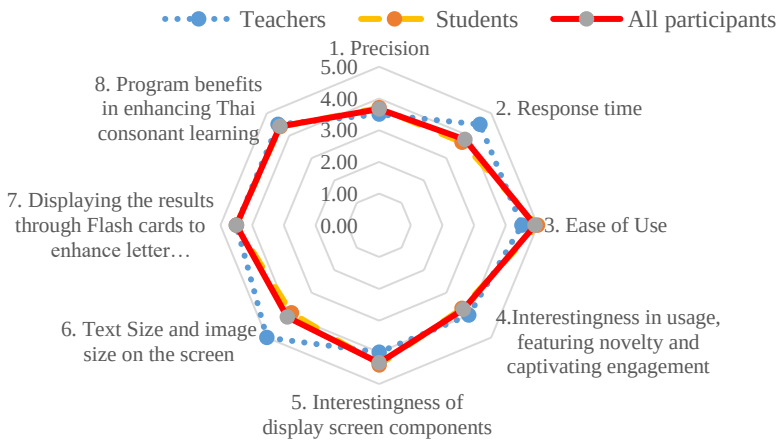
4 Results and Discussion

The accuracy of the trained model reported by Google's Teachable Machine is 100%. However, when tested in the testing phase, it was found that the average accuracy for all consonants decreased to 79.50%. This drop can be attributed to the use of still images for training the model, while real-time motion images were employed for the testing phase. Regarding the satisfaction assessment of the program usage, the results, obtained from 12 real user participants, are presented in Table 3 and visually represented in Fig. 6. From Table 3, overall average score of all assessment topics is 4.19, indicating that users are highly satisfied. When considering satisfaction in each aspect of the program, it was found that the average scores for functionality, GUI, and benefits of the program are 3.75, 4.32, and 4.42 respectively. These scores exceed 3.50 for all aspects, indicating that the users are very satisfied in all aspects. In terms of the functionality of the program, the assessment received the lowest scores, particularly in precision topic. Students gave an average score of 3.70, while teachers gave an average score of 3.50. The precision of the program when displaying the results has the lowest score, which could potentially be influenced by hand stability, hand size, and unfamiliarity with the program. The display will continuously change according to the user's hand movements until the hand comes to a stop. This

causes users, especially students, to take longer time to press the answer submission button and consequently results in low scores in the assessment of response time. In the GUI aspect, it was found that both students and teachers are very and extremely satisfied, indicating that the program is user-friendly, engaging, and captivating for learners. The visual components are appealing, and the presentation of consonants in the form of flashcards makes it easier for students to comprehend. In this regard, there is an additional recommendation that suggests the desire for larger image sizes of the flashcards.

Table 3. Average assessment score.

Aspect	Aspect 1		Aspect 2					Aspect 3
Topic	1	2	3	4	5	6	7	8
Teachers								
(2 persons)	3.50	4.50	4.50	4.00	4.00	5.00	4.50	4.50



Students								
(10 persons)	3.70	3.70	5.00	3.70	4.40	3.90	4.50	4.40
	3.67	3.83	4.92	3.75	4.33	4.08	4.50	4.42
All participants								
	3.75		4.32					4.42

Fig. 6. Radar chart of average assessment score.

The program benefit aspect obtained the highest average score of 4.42, it indicates that overall users are highly satisfied with using the program to derive benefits in learning the Thai consonants. When looking at user groups, the student group provides an average score of 4.40, signifying they are very satisfied to use the program to enhance their TFSL skill. Meanwhile, it can be observed that teachers exhibit extreme satisfaction in utilizing the program for beneficial

purposes, scoring up to 4.50. Teachers also provided additional comments that the program seems to be very beneficial in encouraging children to become more interested in learning consonants and can be used as a teaching aid to help children better understand Thai consonants.

5. Conclusion

According to the experimental results, the developed software can be effectively implemented through the designed functions. It can accurately capture students' hand gestures and translate them into corresponding flashcard images. Additionally, when assessing the practical usage with actual users, who are students encompassing all aspects including program functionality, GUI usage, and benefits, it was found that the satisfaction level was very high across all dimensions. The overall average score of satisfaction is 4.19 or 83.8%. The program for translating TFSL into Thai consonants can serve as an educational tool for children with hearing impairments, contributing to improved learning outcomes.

Acknowledgement

We would like to thank the school director of Setsatian School for granting permission for the research team to collect data, as well as the teachers and students of Setsatian School who dedicated their time to participate in the software testing and provided valuable suggestions.

References

Adeyanju, I.A., Bello O.O., and Adegboye, M.A. (2021). Machine learning methods for sign language recognition: A critical review and analysis. Intelligent Systems with Applications, 12, Article 200056 (36 pages).

Alawad, H. and Musyoka, M. (2018). Examining the Effectiveness of Fingerspelling in Improving the Vocabulary and Literacy Skills of Deaf Students. *Creative Education*, 9, 456-468.

Murtaza Hassan. (2022). Easy Hand Sign Detection | American Sign Language ASL | Computer Vision. *https://www.youtube.com/watch?v=wa2ARoUUdU8*

Nakjai, P., Katanyukul, T. (2019). Hand Sign Recognition for Thai Finger Spelling: an Application of Convolution Neural Network. *J Sign Process Syst*. 91, 131–146.

Nakjai, P. and Katanyukul, T. (2021). Automatic Thai Finger Spelling Transcription. *Walailak Journal of Science and Technology*, 18(13), Article 11233 (19 pages).

Pariwat, T. and Seresangtakul, P. (2021). Multi-Stroke Thai Finger-Spelling Sign Language Recognition System with Deep Learning. *Symmetry*. 13(2):262.

Saengsri, S., Niennattrakul, V., and Ratanamahatana, C. (2012). TFRS: Thai finger-spelling sign language recognition system. *2012 Second International Conference on Digital Information and Communication Technology and it's Applications (DICTAP)*, 457-462.

Sarchet, T., Marschark, M., Borgna, G., Convertino, C., Sapere, P., and Dirmyer, R. (2014). Vocabulary Knowledge of Deaf and Hearing Postsecondary Students. *Journal of Post-secondary Education and Disability*, 27, 161-178.

Sharma, A, Badal, T., Gupta, A., Gupta, A., and Anand, A (2021). An intelligent sign communication machine for people impaired with hearing and speaking abilities. *Communications in Computer and Information Science*, 1367, 75–86.

Tumsri, J. and Kimpan, W. (2017). Thai Sign Language Translation Using Leap Motion Controller. *Proceedings of the International Multi-Conference of Engineers and Computer Scientists*,1, 46-51.

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., and Fouilloy, A. (2017). Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569–582.

William, C. (2012). Promoting Vocabulary Learning in Young Children Who Are Deaf and Hard of Hearing: Translating Research into Practice. *American Annals of the Deaf*, 156, 501-508.