

การจำแนกเครื่องมือวัดโดยการประยุกต์ใช้เทนเซอร์โฟลว์

CLASSIFICATION OF INSTRUMENT BY TENSORFLOW APPLICATION



สาขาวิชาวิศวกรรมการวัดคุม

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2562

KMITL-2019-EN-M-060-087

การจำแนกเครื่องมือวัดโดยการประยุกต์ใช้เทนเซอร์โฟลว์

CLASSIFICATION OF INSTRUMENT BY TENSORFLOW APPLICATION

จุธาทิพย์ สกุลเพชร

JUTHATHIP SAKULPECH

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมการวัดคุม

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2562

KMITL-2019-EN-M-060-087

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# CLASSIFICATION OF INSTRUMENT BY TENSORFLOW APPLICATION

JUTHATHIP SAKULPECH



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF ENGINEERING IN INSTRUMENTATION ENGINEERING

FACULTY OF ENGINEERING

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
KING MOGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

KMITL-2019-EN-M-060-087



COPYRIGHT 2019

FACULTY OF ENGINEERING

KING MOGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกเครื่องมือวัดโดยการประยุกต์ใช้เทนเซอร์โฟลว์
นักศึกษา	นางสาวจุฑาทิพย์ สกุลเพชร
รหัสประจำตัว	57601213
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมการวัดคุม
พ.ศ.	2562
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ. ดร.ทวีพล ชื้อสัตย์

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด ด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยการใช้งานผ่านเทนเซอร์โฟลว์แอปพลิเคชันบนมือถือ ซึ่งสามารถระบุชื่อของเครื่องมือวัดที่ต้องการทราบข้อมูลก่อนการสั่งซื้อ การซ่อมบำรุง หรือการเปลี่ยนใหม่ เมื่อเกิดชำรุดเสียหายในกรณีฉุกเฉิน โดยเป็นการจับภาพเครื่องมือวัดผ่านแอปพลิเคชันมือถือ เพื่อนำมาประมวลผล และแสดงข้อมูลเฉพาะทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดเหล่านั้นขึ้นมา วิธีการนี้เป็นการเพิ่มความสะดวก และรวดเร็วในการค้นหาชื่อ และข้อมูลเฉพาะของเครื่องมือวัด เพื่อนำข้อมูลไปใช้ในกรณีเร่งด่วนได้ เป็นการลดความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจากการเสียหายของอุปกรณ์ในสายการผลิต โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาใช้ในการจำแนกเครื่องมือวัดอุณหภูมิ เครื่องมือวัดระดับ และเครื่องมือวัดแรงดัน รวม 10 ชนิด เพื่อทำการแสดงผลการจำแนกโดยแสดงชื่ออุปกรณ์ดังกล่าวผ่านเทนเซอร์โฟลว์แอปพลิเคชัน ซึ่งผลจากการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้สำหรับการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด มีค่าความแม่นยำเฉลี่ยอยู่ที่ 83% และยังสามารถแสดงเอกสารแนบข้อมูลเฉพาะทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดที่ต้องการจำแนก โดยการจับภาพผ่านเทนเซอร์โฟลว์แอปพลิเคชันบนมือถือ โดยจากการทดลองผ่านแอปพลิเคชันนั้น จะมีแสงสว่าง และระยะเวลาการจับภาพเข้ามามีผลต่อการจำแนก แต่ยังสามารถแสดงผลชื่อเครื่องมือวัดได้ถูกต้องโดยเป็นสัดส่วนที่มากที่สุดของผลการทำนาย ซึ่งถือเป็นการค้นหาข้อมูลที่รวดเร็ว และง่ายสำหรับผู้ใช้งาน มีความแม่นยำเมื่อเทียบกับสายตามนุษย์ อีกทั้งยังสามารถนำโมเดลนี้ไม่พัฒนาต่อไปยังการควบคุมคลังสินค้าได้อีกด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

<b>Thesis Title</b>	CLASSIFICATION OF INSTRUMENT BY TENSORFLOW APPLICATION
<b>Student</b>	Ms. Juthathip Sakulpech
<b>Student ID.</b>	57601213
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Program</b>	Instrumentation Engineering
<b>Year</b>	2019
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Taweepol Suesut

### ABSTRACT

This thesis represents classification of instruments by convolutional neural network method via TensorFlow application on mobile phone. This method can specific name of instruments which are wanted to know before order, maintenance or repair when it occurs emergency case by using image processing on mobile application. After that mobile application will be show the specific technical information of them. This method is comfortable and quick to know the specific name of instruments and technical information details for checking process to maintain or repair in urgent case of machine breakdown. So, this method can reduce risk of machine damage. The experimental of instruments classification consists of a total of 10 types are temperature instruments, level instruments and pressure instrument by convolutional neural network method for show the name and technical information. From the result, the accuracy of classification is 83%. This method also can specific the correct attachment of technical information by TensorFlow application on mobile phone. The brightness and distance have any impact when using application. However, the name of instrument and technical information details can be showed the maximum predict ratio of each instrument correctly. This thesis is quick and easy for user. Also increase the accuracy when comparison with manual approach by sight. In additional this thesis can be developed for control instrument stock in the warehouse.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.ทวีพล ชื้อสตัย อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่มอบความรู้และคำแนะนำที่ดี คอยติดตามสอบถามความก้าวหน้าอย่างสม่ำเสมอ และยังมีโอกาสในการศึกษาและเรียนรู้สำหรับการจัดทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณคณาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุมทุกท่าน สำหรับความรู้ที่มอบให้ และขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุม สำหรับการเอื้อเฟื้อสถานที่ในการจัดทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณครอบครัว เพื่อน พี่ และน้องที่ให้คำปรึกษา ให้คำแนะนำ ให้แนวทางการดำเนินงาน ให้ความรู้และกำลังใจในผ่านพ้นปัญหาและอุปสรรคทั้งหลาย

สุดท้ายนี้สำหรับคุณประโยชน์อันเกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้เขียนขอมอบให้แก่ครอบครัว คณาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน ให้จงพบเจอแต่ความสำเร็จตลอดไป

จุฑาทิพย์ สกกุลเพชร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์.....	2
1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์.....	3
1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	3
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	4
1.6 รายละเอียดของวิทยานิพนธ์.....	4
1.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	7
2.1.1 Input layer.....	8
2.1.2 Hidden layer.....	8
2.1.3 Output layer.....	8
2.2 ฟังก์ชันการถ่ายโอน.....	10
2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล.....	11
2.3.1 ชั้นคอนโวลูชันนอล.....	12
2.3.2 ชั้นพูลลิง.....	13
2.3.3 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ.....	13
2.4 อัตราการเรียนรู้.....	14
2.5 การสูญเสีย.....	15
2.5.1 Gradient Descent Method.....	16
2.5.2 Cross-Entropy.....	18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.6 การเรียนรู้ของเครื่อง.....	18
2.6.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน.....	19
2.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน.....	20
2.7 TensorFlow.....	20
2.7.1 TensorBoard.....	20
2.7.2 TensorFlow Lite.....	21
2.8 MobileNet.....	21
2.9 Confusion Matrix.....	22
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน.....	24
3.1 อุปกรณ์ที่ใช้สำหรับการทำการทดลอง.....	24
3.1.1 รูปภาพเครื่องมือวัดสำหรับการประมวลผลภาพ.....	24
3.1.2 อุปกรณ์สำหรับการประมวลผลภาพ.....	27
3.2 การออกแบบการทดลองและโปรแกรมเบื้องต้น.....	28
3.2.1 การออกแบบการทดลอง.....	28
3.2.2 การออกแบบโปรแกรมเบื้องต้น.....	28
3.2.2.1 การประมวลผลภาพเพื่อทำการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด.....	29
3.2.2.2 การสร้างแอปพลิเคชันเพื่อติดตั้งลงบนโทรศัพท์มือถือ.....	30
3.2.3 การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนรูปภาพ.....	31
3.3 ขั้นตอนการทดลอง.....	32
3.3.1 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด.....	32
3.3.2 การทดสอบความแม่นยำของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด.....	32
3.3.3 การทดสอบความแม่นยำของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด.....	33
บทที่ 4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	34
4.1 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด.....	34
4.2 การแสดงผลรูปภาพทดสอบการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัด.....	39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ห้ามเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2.2 เครื่องมือวัดระดับ.....	39
4.2.3 เครื่องมือวัดแรงดัน.....	41
4.3 การทดสอบการทดสอบค่าความแม่นยำของโมเดลด้วย Confusion Matrix.....	41
4.4 การระบุชื่อและแสดงข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิค.....	43
4.4.1 แอปพลิเคชันสำหรับการจำแนก.....	43
4.4.2 การแสดงผลการเอกสารแนบทางด้านเทคนิค.....	43
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	47
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	47
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	47
เอกสารอ้างอิง.....	49
ภาคผนวก.....	51
ประวัติผู้เขียน.....	56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ฟังก์ชันการถ่ายโอนและสมการของฟังก์ชัน.....	11
3.1 ค่าความแม่นยำของโมเดล MobileNet เมื่อเทียบกับการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ แตกต่างกัน.....	30
4.1 ประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 1000.....	35
4.2 ประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 500.....	36
4.3 ค่าความแม่นยำแบบตาราง Confusion Matrix ของโมเดล ด้วยรูปภาพทดสอบ.....	42
4.4 การคำนวณค่าความแม่นยำของเครื่องมือวัดแต่ละชนิด.....	42



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	โครงสร้างของเพอร์เซ็ปตรอน.....	7
2.2	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก.....	9
2.3	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล.....	12
2.4	การคอนโวลูชันนอลข้อมูลนำเข้าด้วยตัวกรองเคอร์เนล.....	12
2.5	วิธีการพูลลิงด้วยค่าเฉลี่ย และค่าสูงสุด.....	13
2.6	การปรับอัตราการเรียนรู้ที่น้อยเกินไป.....	14
2.7	การปรับอัตราการเรียนรู้ที่มากเกินไป.....	15
2.8	การปรับอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม.....	15
2.9	กราฟแสดงรูปแบบการสูญเสีย.....	16
2.10	การเปรียบเทียบการเขียนโปรแกรมแบบเก่ากับการเรียนรู้ของเครื่อง.....	19
2.11	แผนภาพสถาปัตยกรรมของ TensorFlow Lite.....	21
2.12	รูปแบบตาราง Confusion Matrix.....	22
3.1	เครื่องมือวัดอุณหภูมิ.....	24
3.2	เครื่องมือวัดระดับ.....	25
3.3	เครื่องมือวัดแรงดัน.....	26
3.4	คอมพิวเตอร์ Lenovo-IdeaPad-Yoga-13.....	27
3.5	โทรศัพท์มือถือ Samsung Galaxy S4.....	28
4.1	กราฟค่าความแม่นยำเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 1000.....	37
4.2	กราฟค่าความแม่นยำเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 500.....	37
4.3	กราฟแสดงค่าความสูญเสียเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 1000.....	38
4.4	กราฟแสดงค่าความสูญเสียเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 500.....	38
4.5	ผลการจำแนกเครื่องมือวัดอุณหภูมิ.....	39
4.6	ผลการจำแนกเครื่องมือวัดระดับ.....	40
4.7	ผลการจำแนกเครื่องมือวัดแรงดัน.....	41
4.8	แอปพลิเคชันสำหรับติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ.....	43
4.9	ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FTL51 พร้อมเอกสารแนบ.....	44
4.10	ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FMU30 พร้อมเอกสารแนบ.....	44
4.11	ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัดที่แสดงผลมากกว่า 1 ชื่อ พร้อมเอกสารแนบ.....	45
4.12	ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FTL31 พร้อมเอกสารแนบ.....	45
4.13	ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FMR10 พร้อมเอกสารแนบ.....	46

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญ

เนื่องจากอุตสาหกรรมการผลิตสินค้าหรืออุปกรณ์ต่างๆ ในปัจจุบัน ส่วนใหญ่เป็นโรงงานผลิตที่มีการทำงานต่อเนื่อง และในหลายโรงงานทำงานและเดินเครื่องจักรเพื่อการผลิตตลอด 24 ชั่วโมง เพื่อผลิตสินค้าให้ได้ตามจำนวนที่มีการวางแผนไว้ และให้ตรงตามความต้องการของลูกค้าในระยะเวลาที่กำหนด หากเป็นช่วงที่มีการเร่งกำลังการผลิต ซึ่งเป็นช่วงที่ลูกค้าต้องการสินค้าจำนวนมากขึ้น ผู้ผลิตจะต้องทำการเร่งกำลังเครื่องจักร ให้สามารถผลิตสินค้าได้อย่างเพียงพอต่อความต้องการนั้น หากเครื่องจักร ชิ้นส่วน อุปกรณ์ เครื่องมือวัด หรืออะไหล่ต่างๆ ที่กำลังเดินเครื่องจักรอยู่นั้น เกิดการชำรุด เสียหาย หรืออ่อนกำลังลง อาจมีผลให้ต้องหยุดการใช้งานเครื่องจักรนั้นทันที เพื่อทำการซ่อมแซมให้กลับมาใช้งานได้ ตามปกติ โดยพนักงานซ่อมบำรุงจะต้องทำการเปลี่ยนอุปกรณ์ที่เกิดการชำรุด เสียหายเหล่านั้น ให้กลับมาใช้งานได้อย่างรวดเร็วที่สุด เพื่อป้องกันการความเสี่ยงที่จะเกิดกับเครื่องจักร และเพื่อให้สามารถกลับมาผลิตสินค้าได้ทันตามกำหนด โดยในการเปลี่ยนชิ้นส่วนอุปกรณ์ เครื่องมือวัด หรืออะไหล่ต่างๆ พนักงานซ่อมบำรุง และพนักงานจัดซื้อจัดหาชิ้นส่วนเหล่านั้น จะต้องทราบชื่ออุปกรณ์ และข้อมูลเฉพาะต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นหมายเลขเครื่องมือวัด (Serial Number) หรือหมายเลขรุ่นชิ้นส่วน (Part Number) เพื่อนำไปค้นหาข้อมูลจากฐานข้อมูลภายใน หรือข้อมูลสาธารณะต่างๆ เพื่อหาอุปกรณ์ตัวใหม่มาเปลี่ยนทดแทน หรือหาข้อมูลทางด้านเทคนิคและเอกสารต่างๆ เพื่อทำการศึกษาก่อนการแก้ไขซ่อมแซมแก้ไข ซึ่งขั้นตอนนี้ควรจะต้องดำเนินการด้วยความถูกต้อง รวดเร็ว และสามารถแก้ไขให้ทันเวลา ก่อนที่จะเกิดความเสียหายเพิ่มขึ้นต่อกระบวนการผลิต

ที่ผ่านมาได้มีโอกาสศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกประเภทของรูปภาพ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) ของ Luca Bondi [1] ซึ่งเป็นการนำเสนอขั้นตอนแรกในการระบุจากกล้องต่างรุ่นกันด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยเป็นการนำเสนอความเป็นไปได้ของการนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาการระบุของกล้องถ่ายรูป และ Johnnes A., [2] ได้นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจับภาพด้วยโทรศัพท์มือถือเพื่อการจำแนกการติดโรคของพืชในป่า ซึ่ง

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นการจำแนกโรคที่เกิดกับพืชได้ทันทีจากการพบสิ่งผิดปกติบริเวณใบของต้นไม้ และทำการถ่ายภาพผ่านโทรศัพท์มือถือ เพื่อประมวลผลว่าเกิดโรคอะไรกับต้นไม้นั้น

จากการศึกษาหลักการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) และงานวิจัยข้างต้นนั้น ทำให้เกิดแนวทางการประยุกต์ใช้วิธีดังกล่าวเพื่อช่วยอำนวยความสะดวก และรวดเร็วในการหาฐานข้อมูลเพื่อหาอุปกรณ์ตัวใหม่มาเปลี่ยนทดแทน หรือหาเอกสารทางด้านเทคนิคสำหรับการแก้ไขซ่อมแซมเครื่องมือวัด ในกรณีเครื่องจักร ชิ้นส่วนอุปกรณ์ เครื่องมือวัด หรืออะไหล่ต่างๆ เกิดการชำรุดเสียหายฉุกเฉิน

เครื่องมือวัดในอุตสาหกรรมเป็นหนึ่งในอุปกรณ์ที่มีความสำคัญสำหรับอุตสาหกรรมการผลิต เป็นอุปกรณ์ที่คอยควบคุม แสดงผล และแจ้งเตือนสถานะการทำงานต่างๆ ดังนั้นจึงเลือกเครื่องมือวัดเป็นอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับการทดลองในงานวิจัยนี้ โดยทำการจำแนกและระบุชื่อของเครื่องมือวัด พร้อมทั้งแสดงเอกสารแนบข้อมูลทางด้านเทคนิค ซึ่งวิธีการนี้ทำให้การค้นหารายละเอียดข้อมูลของเครื่องมือวัดได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว โดยการถ่ายภาพเครื่องมือวัดจากแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำวิธีการจำแนกภาพด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาประยุกต์ใช้ สำหรับการจำแนกเครื่องมือวัดที่ติดตั้งอยู่ในโรงงานอุตสาหกรรม ที่สามารถจับภาพด้วยโทรศัพท์มือถือได้ เพื่อลดระยะเวลาในการค้นหาข้อมูล และเพื่อการซ่อมแซม หรือบำรุงรักษาอุปกรณ์ดังกล่าว

## 1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

1.2.1 เพื่อศึกษาการจำแนกประเภทของรูปภาพ ด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน สำหรับนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัดในอุตสาหกรรมการผลิต

1.2.2 นำวิธีการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัดมาประยุกต์ใช้บนโทรศัพท์มือถือ เพื่อความสะดวก และรวดเร็วในการค้นหาข้อมูลทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดนั้นๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

1.3.1 รูปภาพอุปกรณ์เครื่องมือวัด 3 ประเภท รวม 10 ชนิด โดยแบ่งเป็นเครื่องมือวัดอุณหภูมิ 2 ชนิด เครื่องมือวัดแรงดัน 1 ชนิด และเครื่องมือวัดระดับ 7 ชนิด

1.3.2 โปรแกรม Anaconda2 สำหรับการประมวลผลเขียนด้วยภาษา Python เพื่อการสร้างโมเดลการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัด

1.3.3 โปรแกรม Android Studio 3.3 สำหรับใช้ในการสร้างแอปพลิเคชัน เพื่อทำการติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ Samsung Galaxy S4

1.3.4 ข้อมูลทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดอุณหภูมิ เครื่องมือวัดระดับ และเครื่องมือวัดความดัน ยี่ห้อ Endress + Hauser

1.3.5 ระยะห่างระหว่างกล้องจากโทรศัพท์มือถือและรูปภาพ 30 เซนติเมตร

### 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1.4.1 ทำการศึกษาเทคนิคการจำแนกรูปภาพ ด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล สำหรับการระบุชนิดของวัตถุ การใช้งานภาษา Python และศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคดังกล่าวบนโทรศัพท์มือถือ ด้วยโปรแกรม Android Studio

1.4.2 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง รวบรวมข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการประยุกต์ และพัฒนาสำหรับการจำแนก และระบุชนิดของวัตถุ

1.4.3 เก็บข้อมูลการใช้งานอุปกรณ์ต่างๆ ในโรงงานอุตสาหกรรม เพื่อเลือกอุปกรณ์เครื่องมือวัด หรืออะไหล่ที่จะใช้สำหรับการจำแนกและระบุชื่อ รวมถึงข้อมูลเฉพาะทางด้านเทคนิคของอุปกรณ์นั้นๆ

1.4.4 เก็บภาพสำหรับการประยุกต์ใช้โมเดลการจำแนกเครื่องมือวัดที่ต้องการ เพื่อการฝึกสอน และทดสอบการทำงานของโมเดล

1.4.5 ทำการออกแบบโปรแกรมการจำแนกวัตถุ และระบุชื่อของอุปกรณ์ที่ต้องการทราบข้อมูล โดยประยุกต์ใช้เทคนิคฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Learning) และออกแบบโมเดลด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล

1.4.6 ออกแบบโปรแกรมให้สามารถแสดงผลการระบุชื่อ และเอกสารแนบ ด้วยแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ ด้วยโปรแกรม Android Studio 3.3 โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีฟลอร์

1.4.7 ดำเนินการทดลองตามขั้นตอนการทดลอง

1.4.8 วิเคราะห์และสรุปผลการทดลอง

## 1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

1.5.1 การนำเทคนิควิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มาประยุกต์ใช้เพื่อความสะดวก และรวดเร็วในการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัด

1.5.2 สะดวกต่อการค้นหาข้อมูลทางด้านเทคนิคสำหรับอุปกรณ์เครื่องมือวัดที่ต้องการทราบ

## 1.6 รายละเอียดของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วยเนื้อหาสำหรับการวิจัยทั้งหมด 5 บท โดยมีรายละเอียดดังนี้

บทที่ 1 บทนำ ประกอบด้วยที่มาและความสำคัญ วัตถุประสงค์ของงานวิจัย ขอบเขตของงานวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย ประโยชน์ที่ได้รับ รายละเอียดของวิทยานิพนธ์ และการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วยทฤษฎีสำหรับการประกอบงานวิจัย และหลักการที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การใช้เทคนิค Transfer Learning สถาปัตยกรรม MobileNet การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล และไลบรารี TensorFlow ที่ใช้สำหรับการสร้างแอปพลิเคชัน

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย ประกอบด้วยอุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง การออกแบบวิธีการทดลอง และโปรแกรมเบื้องต้น ซึ่งมีทั้งในส่วนของการจำแนกเครื่องมือวัด ส่วนของแอปพลิเคชันการแสดงผล และขั้นตอนการทดลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง ประกอบด้วยผลการทดลอง 3 ส่วน คือ การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด การทดสอบความแม่นยำของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด และการทดสอบการแสดงผลข้อมูลผ่านโทรศัพท์มือถือ

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ ประกอบด้วยสรุปผลการทดลองและแนวทางการประยุกต์ใช้เพื่อการพัฒนา และต่อยอดงานวิจัย

## 1.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Luca Bondi (2017) [1] ซึ่งเป็นการนำเสนอขั้นตอนแรกในการระบุรูปจากกล้องถ่ายรูปต่างรุ่นกัน ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งเป็นการนำเสนอความเป็นไปได้ของการนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการแก้ปัญหาทางด้านลิขสิทธิ์ แก้ปัญหาการระบุรุ่นของกล้องถ่ายรูป โดยงานวิจัยนี้ทำการตรวจสอบรูปภาพ เพื่อระบุรุ่นและยี่ห้อกล้องที่ใช้ในการจับภาพ โดยใช้เทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการจับภาพลักษณะเฉพาะของกล้องแต่ละรุ่น และใช้เทคนิค Support Vector Machine สำหรับการจำแนก เพื่อเป็นการแก้ไขปัญหาการจำแนกรุ่นของกล้องถ่ายรูป และสามารถช่วยนักวิเคราะห์ในการชี้ให้เห็นถึงการทำผิดกฎหมายของการละเมิดลิขสิทธิ์รูปภาพ

Johnnes A. (2017) [2] ได้นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจับภาพด้วยโทรศัพท์มือถือเพื่อการจำแนกการติดโรคของพืชในป่า ซึ่งเป็นการจำแนกโรคที่เกิดกับพืชได้ทันทีจากการพบสิ่งผิดปกติบริเวณใบ และทำการถ่ายภาพผ่านโทรศัพท์มือถือ เพื่อประมวลผลว่าเกิดโรคอะไรกับต้นไม้ต้นนี้ โดยทำงานวิจัยนี้เป็นการนำงานวิจัยเดิมซึ่งใช้เทคนิควิธี Residual Neural Network มาปรับปรุงให้การทำงานมีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

Keiron O'Shea (2015) [12] ผู้จัดทำได้นำเสนอแนวทางการทำงาน แนวคิดพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน อธิบายขั้นตอนการทำงาน และตัวกรองข้อมูลที่จำเป็นในการสร้างโมเดลจากสถาปัตยกรรมนี้ รวมถึงรายละเอียดวิธีการจัดโครงสร้างที่ดีที่สุด เพื่อให้ได้ซึ่งกลไกการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเป็นส่วนพื้นฐานของการจำแนกรูปภาพ ซึ่งมีสถาปัตยกรรมที่แม่นยำและเรียบง่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Alfredo Canziani, Adam Paszke, Eugenio Culurciello. (2017) [18] เป็นการวิเคราะห์โมเดลโครงข่ายเชิงลึกสำหรับการใช้งานจริง โดยเป็นการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเชิงลึกที่ส่งไปยัง ImageNet ซึ่งแต่ละโมเดลนั้น จะถูกออกแบบมาให้มีความแตกต่างกัน ทั้งในส่วนของประสิทธิภาพในการทำงาน ความแม่นยำ หน่วยความจำ และพารามิเตอร์ต่างๆ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นถึงปัจจัย ข้อจำกัด และความซับซ้อนต่างๆ ซึ่งเป้าหมายของงานวิจัยนี้ คือ การเพิ่มประสิทธิภาพของทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดใน การปรับใช้จริง ซึ่งนำเราไปสู่การสร้าง ENet หรือ Efficient-Network สำหรับ ImageNet

Andrew G. Howard (2017) [19] นำเสนอสถาปัตยกรรม MobileNet ซึ่งเป็นสถาปัตยกรรมที่ออกแบบสำหรับแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ โดยแนะนำเกี่ยวกับการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับ MobileNet จากนั้นจึงแสดงผลให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความแม่นยำของ MobileNets ในแอปพลิเคชันที่หลากหลาย และกรณีการใช้งานรวมถึงการตรวจจับวัตถุ การจำแนกวัตถุ และคุณลักษณะของใบหน้า

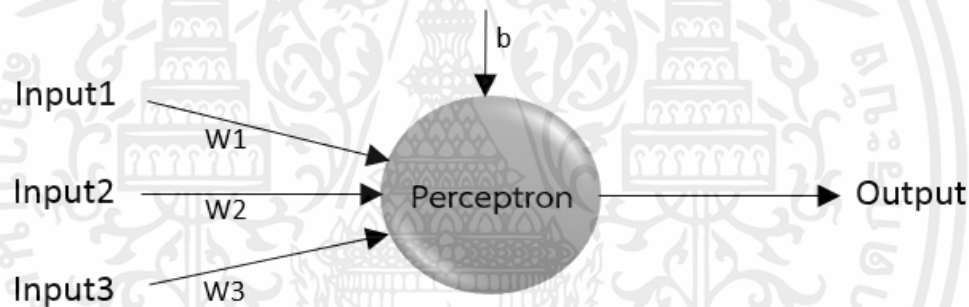
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทจริงของมนุษย์ ที่จำลองกระบวนการเรียนรู้ของมนุษย์ โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่งแบบจำลองแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะมีเซลล์ประสาทเชื่อมต่อถึงกัน แบบจำลองดังกล่าวนี้ จะสามารถปรับตั้งค่าตัวเองให้เข้ากับชุดข้อมูลที่ได้เรียนรู้เข้าไปได้ มีการทำงานพื้นฐานที่ง่ายไม่ซับซ้อน หน่วยพื้นฐานที่เล็กที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม เรียกว่า เพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) โดยมีโครงสร้างดังรูปที่ 2.1 ซึ่งเป็นการจำลองการทำงานของเซลล์แต่ละเซลล์ในสมองมนุษย์ และมีฟังก์ชันการทำงานตามสมการที่ 2.1



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของเพอร์เซ็ปตรอน

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (w_i x_i + b) \quad (2.1)$$

โดย  $w$  แทนค่าน้ำหนัก  
 $b$  แทนค่าความเอนเอียงของข้อมูล  
 $n$  แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

เมื่อเพอร์เซ็ปตรอนเกิดกระบวนการเรียนรู้ จึงได้มีการปรับค่าน้ำหนักให้เป็นไปในทางที่จะทำให้คำตอบเข้าใกล้ค่าที่ควรจะเป็น ดังสมการที่ 2.2 และ 2.3

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i \quad (2.2)$$

$$\Delta w_i = \alpha(\hat{y} - y)x_i \quad (2.3)$$

โดย	$x$	แทนค่าน้ำหนัก
	$\alpha$	แทนอัตราการเรียนรู้
	$\hat{y}$	แทนข้อมูลส่งออกที่ทำนายได้
	$y$	แทนข้อมูลส่งออกจริง

โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วย 3 ส่วน (รูปที่ 2.2) โดยแต่ละส่วนจะมีหน้าที่แตกต่างกัน ดังนี้ [3]

### 2.1.1 Input layer

เป็นชั้นที่ทำการเตรียมชุดข้อมูล และทำหน้าที่ส่งข้อมูลนำเข้าไปใช้เป็นปัจจัยในการสร้างโมเดล และส่งข้อมูลนำเข้าไปยัง Hidden layer ด้วยเซลล์ประสาท

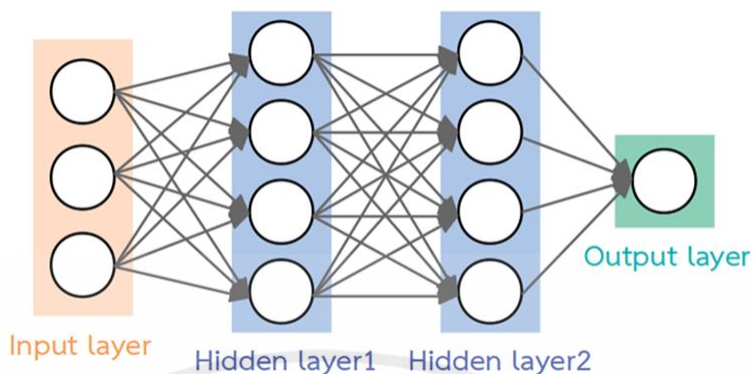
### 2.1.2 Hidden layer

เป็นชั้นที่อยู่ตรงกลางระหว่าง Input layer และ Output layer ซึ่งจะเป็นชั้นของการเรียนรู้ และคำนวณข้อมูล เพื่อให้ได้ผลของโมเดลที่มีประสิทธิภาพ ซึ่ง Hidden layer จะมีกี่ชั้นก็ได้ และเมื่อมีหลายๆ Hidden layer จึงเรียกว่า การเรียนรู้เชิงลึก และสิ่งสำคัญอีกอย่างหนึ่งของ Hidden layer คือ ทุกเพอร์เซ็ปตรอนจะต้องประกอบไปด้วยฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear Function)

### 2.1.3 Output layer

จะเป็นชั้นที่รวบรวมผลลัพธ์เพื่อนำส่งข้อมูลออก กล่าวคือเป็นส่วนที่นำข้อมูลที่ได้จากการคำนวณ และประมวลผลใน Hidden layer ทั้งหมด ส่งเป็นข้อมูลสุดท้ายออกไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

โครงข่ายประสาทเทียม มีทั้งแบบที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ซึ่งจะมีความเรียบง่ายไม่ซับซ้อน และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งมีการเพิ่ม Hidden layer เข้าไป จะสามารถประมวลผลได้ดีสำหรับงานที่มีความซับซ้อน โดยมีขั้นตอนการส่งค่าโครงข่ายประสาทเทียม ดังนี้

- โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network)

เป็นการประมวลผล และส่งข้อมูลไปในทิศทางเดียวกันอย่างมีลำดับ มีเพอร์เซ็ปตรอนของชั้นติดกันเชื่อมถึงกัน ในขณะที่เพอร์เซ็ปตรอนในชั้นเดียวกันจะไม่เชื่อมถึงกัน ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้านี้ เป็นการนำข้อมูลนำเข้าของเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นปัจจุบัน มาจากข้อมูลส่งออกของเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นก่อนหน้า โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2.4 และ 2.5

$$z_i^j = \sum_{k=1}^n w_{ik}^j x_k^{j-1} + b_i^j \quad (2.4)$$

$$x_i^j = g(y_i^j) \quad (2.5)$$

โดย  $x_k^{j-1}$  แทนข้อมูลส่งออกของเพอร์เซ็ปตรอน  $k$  ในชั้นก่อนหน้า  
 $w_{ik}^j$  แทนค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างเพอร์เซ็ปตรอน  $i$  ชั้นที่  $j$  กับเพอร์เซ็ปตรอนที่  $k$  ชั้นที่  $j-1$   
 $n$  แทนจำนวนเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นที่  $j-1$   
 $g$  แทนฟังก์ชันการถ่ายโอน หรือฟังก์ชันการกระตุ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ซึ่งเป็นวิธีที่มีความแม่นยำ และมีประสิทธิภาพสำหรับการจำแนก เป็นส่วนที่มีความสำคัญ โดยจะช่วยลดความผิดพลาดของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการเรียนรู้โดยการหาค่าความคลาดเคลื่อนของเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นก่อนหน้า เป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่คำนวณได้กับค่าจริงที่ตั้งไว้ ดังสมการ 2.6

$$\delta_j^l = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} = \frac{\partial J}{\partial a_j^l} \frac{\partial a_j^l}{\partial z_j^l} = \frac{\partial J}{\partial a_j^l} g'(z_j^l) \quad (2.6)$$

โดย  $\delta_j^l$  แทนค่าความคลาดเคลื่อนตัวที่  $j$  ในชั้นที่  $l$   
 $J$  แทน Loss Function หรือฟังก์ชันต้นทุน  
 $z$  แทนค่าที่คำนวณได้ก่อนจะผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอน  $g$

ซึ่ง  $\frac{\partial J}{\partial a_j^l}$  จะบ่งบอกถึงความเร็วในการเปลี่ยนแปลง Loss Function โดยในลำดับสุดท้ายสามารถคำนวณได้โดยตรงจาก Loss Function ที่ใช้ และสามารถทำการหาค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละชั้นหรือชั้นก่อนหน้าได้จากสมการ 2.7 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนเทียบกับน้ำหนัก และค่าความเอนเอียงของข้อมูลได้จากสมการที่ 2.8 และ 2.9

$$\frac{\partial J}{\partial a_j^l} = \sum_{k=1}^m \frac{\partial J}{\partial a_k^{l+1}} \frac{\partial a_k^{l+1}}{\partial a_j^l} = \sum_{k=1}^m \delta_k^{l+1} w_{kj}^{l+1} \quad (2.7)$$

โดย  $m$  แทนจำนวนเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นที่  $l + 1$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{jk}^l} = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} \frac{\partial z_j^l}{\partial w_{jk}^l} = \delta_j^l a_k^{l-1} \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_j^l} = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} \frac{\partial z_j^l}{\partial b_j^l} = \delta_j^l \quad (2.9)$$

## 2.2 ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function)

จะประกอบไปด้วยหลากหลายฟังก์ชัน อาทิเช่น ฟังก์ชันทั้งที่เป็นเชิงเส้น (Linear function) และไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear Function) เป็นต้น ซึ่งสถาปัตยกรรมที่มีความแตกต่างกัน ก็จะถูกนำไปไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประยุกต์ใช้ฟังก์ชันที่ต่างกันไป โดยมีฟังก์ชันที่นิยม และช่วยให้สามารถแก้ปัญหาได้หลายหลายมากขึ้น สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

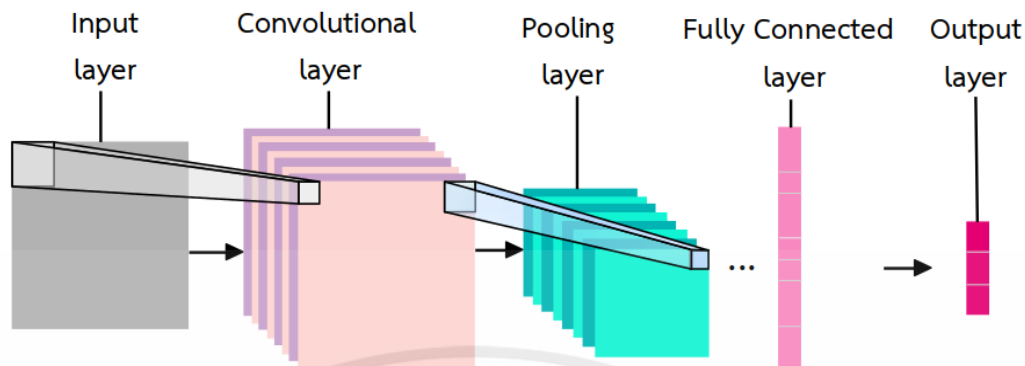
ตารางที่ 2.1 ฟังก์ชันการถ่ายโอนและสมการของฟังก์ชัน

ฟังก์ชัน	ค่าผลลัพธ์	สมการของฟังก์ชัน
Sigmoid Function	0 ถึง 1	$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (2.10)
Hyperbolic Tangent Function	-1 ถึง 1	$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ (2.11)
Softmax Function	0 ถึง 1	$f(x)_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^k e^{x_i}}$ (2.12)
Rectified Linear Unit Function (ReLU)	$+$ หรือ 0	$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x < 0 \\ x, & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$ (2.13)
Exponential Linear Unit Function (ELU)	$(-\alpha, \infty)$	$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1), & \text{if } x < 0 \\ x, & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$ (2.14)

## 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล (Convolutional Neural Network)

สำหรับเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล (รูปที่ 2.3) คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นคอนโวลูชันนอลเพิ่มเข้ามา สำหรับทำการกรองข้อมูลที่ได้จากข้อมูลนำเข้า โดยการสร้างสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล สามารถแบ่งได้เป็น 3 องค์ประกอบหลัก [4] ดังนี้

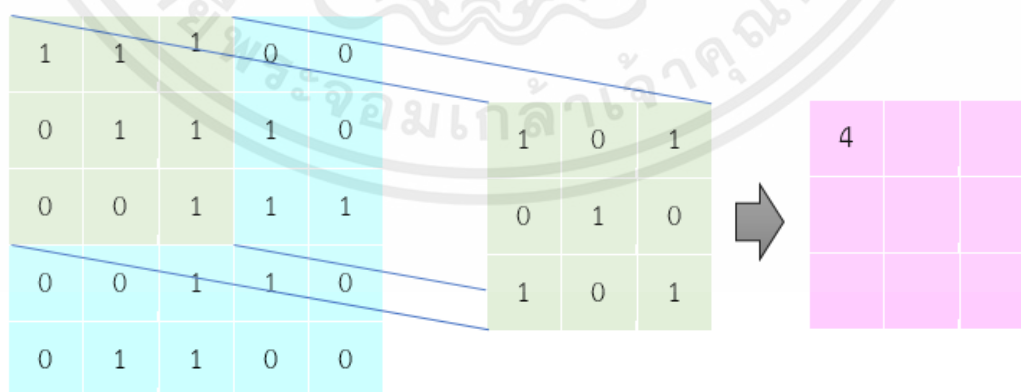
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล

### 2.3.1 ชั้นคอนโวลูชันนอล (Convolutional Layer)

สำหรับชั้นนี้จะประกอบไปด้วยตัวกรองจำนวนหนึ่ง ทำหน้าที่ในกรองข้อมูล และสกัดคุณลักษณะเพื่อแยกองค์ประกอบสำคัญของกลุ่มข้อมูลนำเข้า ซึ่งประกอบด้วยตัวกรองเคอร์เนลซึ่งถูกกำหนดโดยการสุ่มในขั้นตอนการเรียนรู้เริ่มต้น หลังจากนั้นจะถูกปรับค่าจากกระบวนการเรียนรู้โดยกรแพร่กระจายแบบย้อนกลับ จำนวนของตัวกรองเคอร์เนลจะเท่ากับผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นคอนโวลูชันนอล โดยมีกระบวนการสกัดคุณลักษณะ หรือที่เรียกว่า Feature Extraction แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานได้ ซึ่งแนวคิดนี้ใช้หลักการเดียวกันกับคอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial Convolution) ในการทำงานด้าน Image Processing ในส่วนของการคำนวณนี้จะช่วยดึงคุณลักษณะที่ใช้ในการเรียนรู้และจำแนกวัตถุออกมา เพื่อหาคุณลักษณะทางพื้นที่ และนำไปสร้างเป็น Feature Map สำหรับการสร้างคุณลักษณะ เพื่อนำไปใช้สำหรับการจำแนกวัตถุต่อไป ตัวอย่างการคอนโวลูชันนอลข้อมูลนำเข้าด้วยตัวกรองเคอร์เนล เพื่อนำไปสร้าง Feature Map แสดงดังรูปที่ 2.4



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ สงวนลิขสิทธิ์ การใช้งานเพื่อการศึกษานับแต่ให้มาไป Feature Map

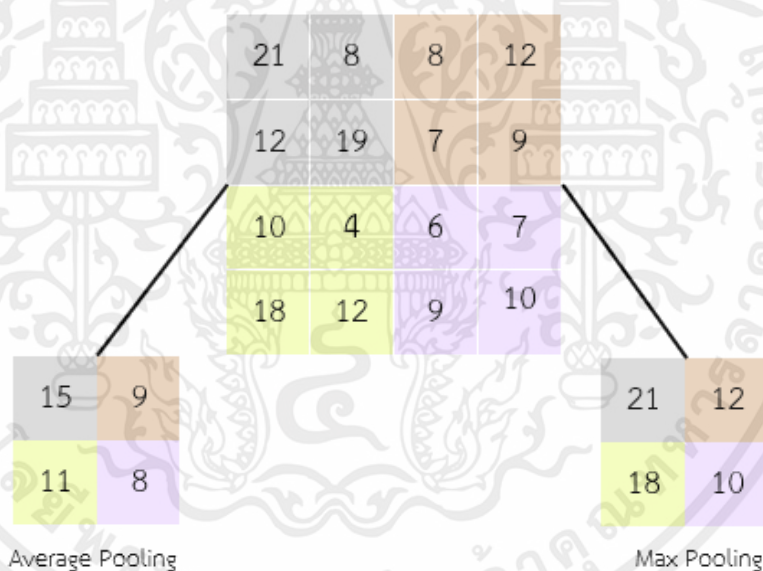
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงชื่อเอกสารฉบับนี้ที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.4 การคอนโวลูชันนอลข้อมูลนำเข้าด้วยตัวกรองเคอร์เนล

การ Stride และ Padding เป็นการกำหนดการเลื่อนตัวกรองในการคำนวณหาคุณลักษณะของวัตถุ โดยการกำหนดว่าจะเลื่อนตัวกรองไปด้วย Step เท่าไรด้วยการกำหนด Stride ซึ่งหากกำหนดการ Stride น้อย การคำนวณจะมีพื้นที่ทับซ้อนน้อยขึ้น แต่จะทำให้ได้ผลลัพธ์ของคุณลักษณะที่เล็กลง ส่วนการ Padding เป็นการเติมพื้นที่รอบๆ ข้อมูลนำเข้า โดยอาจเติมเป็นค่า 0 หรือค่าต่างๆ เข้าไป เพื่อให้คุณลักษณะของวัตถุเมื่อทำการคอนโวลูชันนอลแล้วนั้น ยังคงมีขนาดเท่ากับข้อมูลนำเข้า

### 2.3.2 ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer)

ชั้นนี้จะเป็นชั้นที่ต่อจากชั้นคอนโวลูชันนอล เป็นการทำการลดขนาดของข้อมูลนำเข้าที่ได้จากการคอนโวลูชันนอล หรือเป็นการย่อรูปแบบหนึ่ง โดยที่ข้อมูลนำเข้ายังคงมีรายละเอียดครบถ้วน เช่นเดิม สำหรับชั้นพูลลิ่งมีไว้เพื่อให้โครงข่ายไม่ต้องมีจำนวนเซลล์ประสาทมากนัก จึงช่วยทำให้การคำนวณและประมวลผลรวดเร็วขึ้น ซึ่งวิธีที่นิยมในการพูลลิ่งของข้อมูลมี 2 วิธี คือ การพูลลิ่งด้วยค่าเฉลี่ย (Average Pooling) และการพูลลิ่งด้วยค่าสูงสุด (Max Pooling) [5]



รูปที่ 2.5 วิธีการพูลลิ่งด้วยค่าเฉลี่ย และค่าสูงสุด

### 2.3.3 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer)

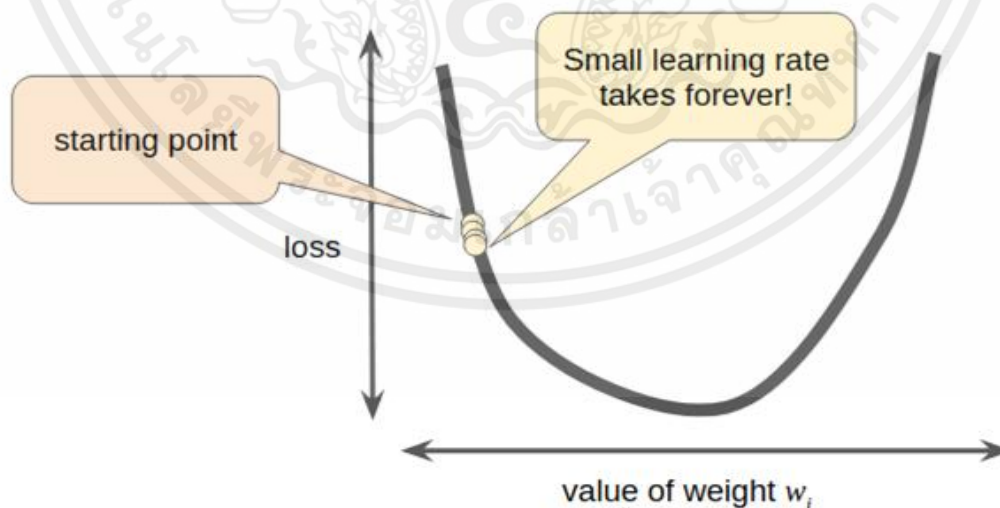
ขั้นสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนอล คือการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ ซึ่งหลังจากชั้นนี้แล้ว ชุดข้อมูลจะถูกส่งไปยัง Output layer โดยชั้นนี้จะเป็นชั้นสำหรับการเรียนรู้ และการจำแนกวัตถุ ซึ่งผลลัพธ์ในชั้นนี้จะเป็นกลุ่มของข้อมูลที่ได้ทำการประมวลผลตามจำนวนของ Class ที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับใช้ในวงจำกัดเท่านั้น มิฉะนั้นผู้ใดที่นำข้อมูลไปเผยแพร่โดยไม่ผ่านการที่ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

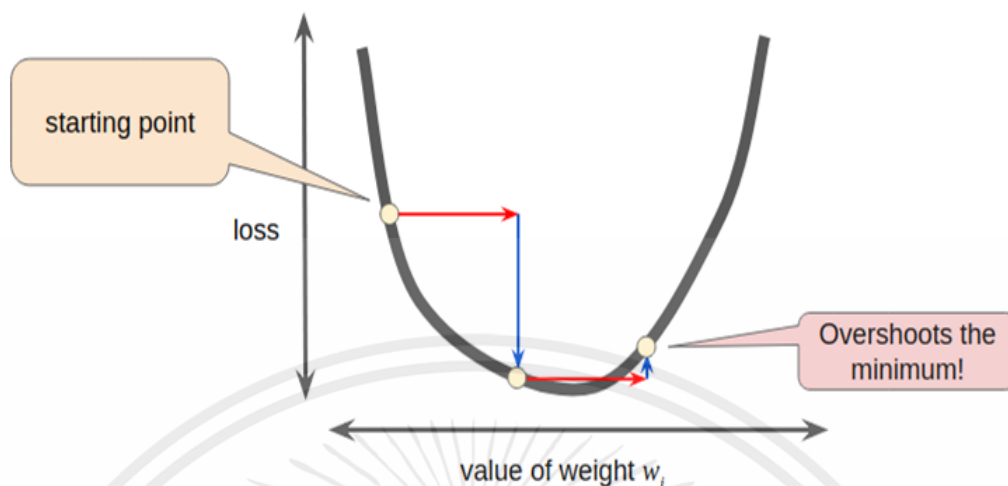
ต้องการจำแนก โดยนำคุณลักษณะสำคัญที่ได้จากขั้นก่อนหน้า มาทำการสร้างเป็นโมเดลสำหรับการจำแนกประเภทของวัตถุ

## 2.4 อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

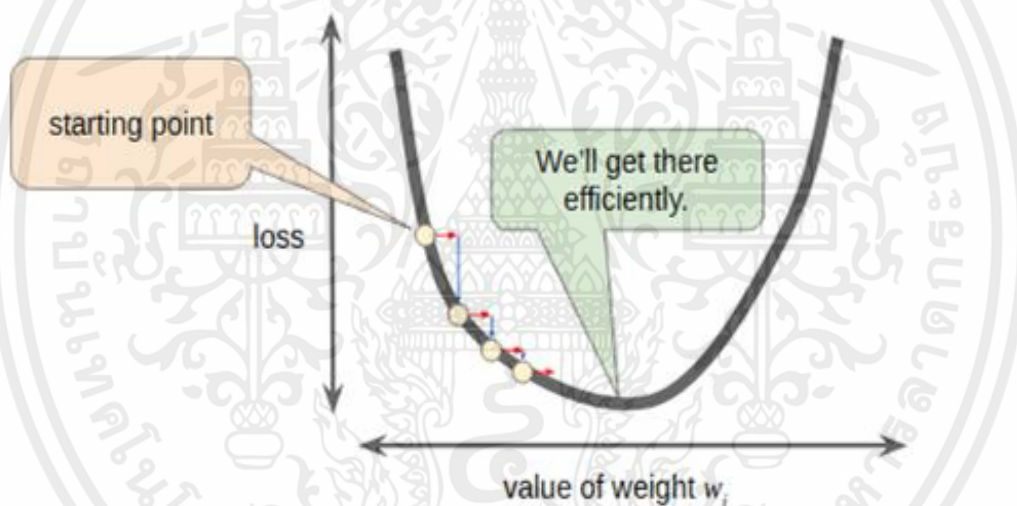
Learning Rate หรือ Step Size เป็นไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับระดับความเร็วของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นตัวควบคุมการปรับแต่งอัลกอริทึมการเรียนรู้ ด้วยกลไกการเรียนรู้ เป็นขั้นตอนการนำ Gradient Descent ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้หาจุดต่ำสุด หรือสูงสุดของฟังก์ชัน มาทำการประมวลผลโดยการคูณกันซึ่งได้ค่าออกมาเป็น อัตราการเรียนรู้ เพื่อที่จะนำข้อมูลการประมวลผลนี้ไปใช้เป็นข้อมูลถัดไป โดยเป็นการประมวลผลข้อมูลจากข้อมูลจากจุดก่อนหน้า [7] ซึ่งการปรับค่าอัตราการเรียนรู้นั้น ค่อนข้างมีความสำคัญสำหรับการเรียนรู้และฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากหากปรับค่าอัตราการเรียนรู้น้อยเกินไป (รูปที่ 2.6) อาจส่งผลให้กระบวนการฝึกสอนใช้เวลานานและอาจเกิดการติดขัดได้ โดย Gradient Descent จะใช้เวลาค่อนข้างนานกว่าที่โมเดลจะปรับลงมาถึงจุดต่ำสุดของฟังก์ชันการสูญเสีย ในทางกลับกันหากปรับค่าอัตราการเรียนรู้นั้นมากเกินไป (รูปที่ 2.7) อาจส่งผลให้เกิดกระบวนการเรียนรู้เร็วเกินไป ซึ่งทำให้กระบวนการฝึกสอนไม่เสถียรได้ และมีโอกาสที่จะเกิดปัญหา Overshoot คืออาจมีผลทำให้โมเดล จะไม่สามารถเดินทางไปที่จุดต่ำสุดได้เลย [6] และสุดท้ายเป็นการปรับค่าอัตราการเรียนรู้นี้ให้มีขนาดเหมาะสม (รูปที่ 2.8) ค่าอัตราการเรียนรู้นี้ปกติจะเป็นค่าที่อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็นการควบคุมค่าที่ใช้ทำการปรับน้ำหนักของเครือข่ายด้วยการคำนึงถึงฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) ที่เปลี่ยนแปลงไป เพื่อนำมาปรับอัตราการเรียนรู้นี้ให้มีขนาดเหมาะสม [8]



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่ควรเผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
รูปที่ 2.6 การปรับอัตราการเรียนรู้น้อยเกินไป [7]  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 การปรับอัตราการเรียนรู้ที่มากเกินไป [7]

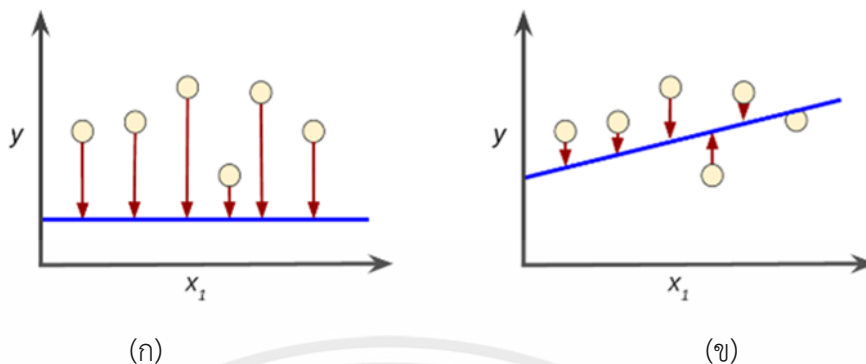


รูปที่ 2.8 การปรับอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม [7]

## 2.5 ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss function)

ฟังก์ชันการสูญเสีย คือผลเสียของการคาดการณ์หรือทำนายข้อมูลที่ไม่ดี โดยการสูญเสียคือจำนวนที่ระบุว่า การคาดการณ์ข้อมูลของโมเดลนั้นไม่ดีเพียงใด (รูปที่ 2.9) ถ้าการคาดการณ์ของโมเดลนั้นถูกต้องสมบูรณ์ การสูญเสียก็จะเป็นศูนย์ เป้าหมายของการฝึกสอนของโมเดลคือการหาชุดน้ำหนักที่มีค่าเฉลี่ยของการสูญเสียน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.9 (ก) กราฟแสดงรูปแบบการสูญเสียมาก (ข) กราฟแสดงรูปแบบการสูญเสียที่มีค่าน้อย [7]

ลูกศรสีแดง คือค่าการสูญเสีย และเส้นสีน้ำเงิน คือค่าการทำนาย ซึ่งจะเห็นได้ว่า หากลูกศรสีแดง ยิ่งมีความสั้นลง จะหมายถึงการทำนายที่มีแนวโน้มดีขึ้น และทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นเช่นกัน

การปรับน้ำหนักเพื่อลดค่าผลลัพธ์ของฟังก์ชันการสูญเสีย ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับทำการวัดความผิดพลาดของการทำนายที่นิยมใช้กันนั้น คือการวัดค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.15

$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (2.15)$$

โดย	$J$	แทน Loss Function
	$n$	แทนจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการเรียนรู้
	$\hat{y}$	แทนผลลัพธ์ที่ทำนายได้
	$y$	แทนผลลัพธ์จริงที่ต้องการ

### 2.5.1 Gradient Descent Method

Gradient Descent คือ อัลกอริทึมยอดนิยมสำหรับการปรับปรุ้ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมโยงโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการลดค่าความสูญเสียที่จะเกิดขึ้นให้มีค่าน้อยที่สุด กล่าวคือเป็นการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันการสูญเสีย ซึ่งแนวคิดของอัลกอริทึมนี้ คือ การปรับค่าความชันให้อยู่ในจุดต่ำสุดของกราฟ โดยที่กราฟความชันขึ้นตรงต่อตัวแปรปรับค่าได้ ซึ่งวิธีที่ได้รับความนิยมมีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 - Stochastic Gradient Descent (SGD) วิธีมีการนำค่าน้ำหนักของชั้นก่อนหน้ามา  
 ไม่ว่าจะคิดค่าทั้งสิ้น อีกทั้งทำให้ค่าปรับปรุงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำมาใช้  
 คำนวณ และทำการปรับค่าน้ำหนัก ตามสมการที่ 2.16

$$w_t = w_{t-1} - \alpha \frac{\partial J_t}{\partial w} \quad (2.16)$$

โดย  $w$  แทนน้ำหนักที่ต้องการจะปรับค่า  
 $\alpha$  แทนอัตราการเรียนรู้  
 $\frac{\partial J}{\partial w}$  แทนเกรเดียนของ Loss Function เทียบกับ  $w$

การจัดทำให้การเรียนรู้เข้าสู่ทางที่ดีขึ้นนั้น จะมีเพียงค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับห้การปรับปรุงค่าน้ำหนักในช่วงเวลานั้นๆ เพียงเท่านั้น แต่จะไม่ใช่ทั้งหมดของกระบวนการ ดังนั้นเราจึงนำสมการโมเมนต์สมการที่ 2.17 และ 2.18 เข้ามาช่วยแก้ไขปัญหาดังกล่าว

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \alpha \frac{\partial J_t}{\partial w} \quad (2.17)$$

$$w_t = w_{t-1} - v_t \quad (2.18)$$

โดย  $v$  แทนค่าความเร็ว โดยมีการปรับค่าพร้อม  $w$   
 $\gamma$  แทนค่าสัมประสิทธิ์ของโมเมนต์

- Adaptive Gradient Descent (AdaGrad) สำหรับวิธีการนี้ ในเบื้องต้นจะมีการกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับการปรับอัตราการเรียนรู้ด้วยตัวเอง จากนั้นจะนำค่าเกรเดียนในลำดับขั้นก่อนหน้ามาใช้ ดังสมการที่ 2.19 และ 2.20

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w} \quad (2.19)$$

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\sum_{k=1}^t g_k^2}} g_t \quad (2.20)$$

โดย  $g_t$  แทนเกรเดียนที่เวลา  $t$

- RMSProp วิธีการนี้ จะทำการปรับค่าเกรเดียนในปัจจุบัน จากการเรียนรู้ก่อนหน้า นำไปปรับปรุงอัตราการเรียนรู้ จากการคำนวณความคาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ดังสมการที่ 2.21 ถึง 2.23

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w} \quad (2.21)$$

$$\text{MeanSquare}_t = \gamma \text{MeanSquare}_{t-1} + (1 - \gamma) g_t^2 \quad (2.22)$$

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\text{MeanSquare}_t}} g_t \quad (2.23)$$

โดย  $\gamma$  แทนอัตราการใช้เกรเดียนในการเรียนรู้ในอดีต นิยมกำหนดให้เป็น 0.9

## 2.5.2 Cross-Entropy

ฟังก์ชันการสูญเสียที่ให้ภาพรวมของกระบวนการเรียนรู้ที่กำลังดำเนินไป สำหรับการจำแนกวัตถุ โดยค่าการสูญเสียจะถูกแสดงด้วย Cross-Entropy หรือ ค่าการสูญเสียโดยวัดประสิทธิภาพของโมเดล ที่ผลลัพธ์จะเป็นค่าความน่าจะเป็นระหว่าง 0 ถึง 1 [9] ซึ่งวัดจากค่าการแจกแจงความแตกต่างหรือการกระจายตัวของข้อมูล เป็นฟังก์ชันการสูญเสียที่ให้ภาพรวมของกระบวนการเรียนรู้ที่กำลังทำการทดสอบ ฟังก์ชันการสูญเสียจะมีค่าสูงขึ้นเมื่อมีความแตกต่างกันของข้อมูลมาก และหากข้อมูลมีความใกล้เคียงหรือเหมือนกัน ค่าฟังก์ชันการสูญเสียก็จะมีค่าลดลง ซึ่งแบบจำลองที่ถูกต้องสมบูรณ์จะต้องมีข้อมูลบันทึกการสูญเสียเป็น 0 [10] โดยฟังก์ชันการสูญเสียสามารถนิยามได้ดังสมการ 2.24

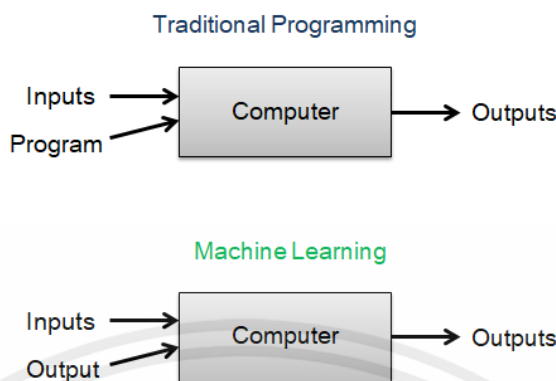
$$\text{Entropy}(s) = \sum_{i=1}^n -P_i \log_2 P_i \quad (2.24)$$

โดย  $s$  คือความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ จากทั้งหมด  $n$  เหตุการณ์

## 2.6 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

เป็นการเรียนรู้ด้วยตัวเองของเครื่องคอมพิวเตอร์ เพื่อให้มีความสามารถในการเรียนรู้ โดยไม่ต้องตั้งโปรแกรมอย่างชัดเจน เป็นการเรียนรู้ข้อมูลและประมวลผลได้เองจากข้อมูลที่เป็นผลของการเรียนรู้ก่อนหน้า เพื่อนำมาเป็นข้อมูลนำเข้าของการเรียนรู้ถัดไป สำหรับการสร้างโมเดลใหม่ ซึ่งแตกต่างจากการเรียนรู้ในรูปแบบเดิม [11] โดยปกติแล้วแนวคิดการเขียนโปรแกรม คือการนำข้อมูลนำเข้าใส่เข้าไป แล้วมีการเขียนโปรแกรมเพื่อแก้ไขปัญหาที่ให้ออกมาเป็นข้อมูลส่งออก ส่วน Machine Learning คือการนำข้อมูลนำเข้าใส่เข้าไป และทำการสอนระบบว่า ข้อมูลแบบไหนถูกหรือข้อมูลแบบไหนผิด หลังจากนั้นคอมพิวเตอร์จะสร้างโมเดลที่จะใช้สำหรับการทำนายออกมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ยกเว้นกรณีที่มีเหตุผลขออนุญาต และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 การเปรียบเทียบการเขียนโปรแกรมแบบเก่ากับการเรียนรู้ของเครื่อง

ในการเรียนรู้ของเครื่องสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักๆ คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

### 2.6.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

เป็นการเรียนรู้ที่มีข้อมูลนำเข้า โดยข้อมูลในส่วนนี้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอน และส่วนที่รับกลับมาเพื่อปรับปรุง (Feedback) โดยนำกลับมาประมวลผลเพื่อทำให้สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเอง เป้าหมายของการฝึกสอนรูปแบบนี้ คือการลดข้อผิดพลาดของการสร้างโมเดลใหม่ ซึ่งหากมีข้อมูลนำเข้าและข้อมูลส่งออกที่มีความสัมพันธ์กัน และมีความหลากหลาย จะทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพ และมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนี้ สามารถแบ่งย่อยได้อีก 2 ประเภท คือการจำแนกประเภทของข้อมูล หรือวัตถุ (Classification) และการประมาณค่าข้อมูล (Regression) [12]

- การจำแนกข้อมูล (Classification) เป็นการสร้างแบบจำลองหรือสร้างโมเดลสำหรับการทำนายผลข้อมูล ซึ่งเป็นการจัดการข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่กำหนดไว้ เพื่อแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่าง Class หรือ กลุ่มของข้อมูล และเพื่อจำแนกว่าข้อมูลนี้ควรจัดอยู่ใน Class ไต โดยจะขึ้นอยู่กับการประมวลผลของข้อมูลฝึกสอน (Training Data) และนำข้อมูลฝึกสอนที่ทราบแล้วว่าอยู่ในกลุ่มใด ไปเปรียบเทียบกับการเรียนรู้ของแบบจำลองด้วยข้อมูลทดสอบ (Test Data) [13] สามารถนำแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาทำนายข้อมูลในอนาคต และผลลัพธ์ที่ได้ของการจำแนกข้อมูลถูกต้องแม่นยำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนรู้ที่พิจารณาข้อมูลเป็นหลัก มีการประมวลผลที่แตกต่างกันไปตามชุดข้อมูลที่ฝึกสอนในแต่ละครั้ง โดยไม่มีการระบุผลลัพธ์ที่ต้องการไว้ก่อน ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้วิธีการนี้สำหรับการแบ่งกลุ่มการเรียนรู้ สามารถแบ่งย่อยได้เป็น 2 ประเภท คือเทคนิคการค้นหากฎความสัมพันธ์ (Association Rule) และ การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Clustering) [12]

## 2.7 TensorFlow

เป็นเทคโนโลยีสำหรับการสร้าง Artificial Intelligence (AI) ด้วยการเรียนรู้เชิงลึก และเป็นไลบรารีที่พัฒนาโดย Google ซึ่งมีการเปิดให้ใช้อย่างอิสระเพื่อนักวิจัยและนักพัฒนา สำหรับการใช้งานด้านการเรียนรู้ของเครื่อง นักวิจัยและนักพัฒนาสามารถรันการทำงานของ TensorFlow ได้ทันทีที่เรียกใช้งานจาก Python สำหรับ TensorFlow ที่มีการเปิดให้ใช้งาน ช่วยให้การวิจัยสามารถเริ่มต้นการเรียนรู้เชิงลึกได้อย่างรวดเร็วและมีการใช้งานง่ายมากขึ้น กลายเป็นทางเลือกที่ได้รับความนิยมสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก และการพัฒนาแอปพลิเคชัน มีการคำนวณในเชิงตัวเลขโดยใช้การแสดงความสัมพันธ์แบบกราฟ ซึ่งเป็นการทำงานเชื่อมระหว่างกันระหว่าง โหนด (Node) ซึ่งแทนการคำนวณทางคณิตศาสตร์ และเส้นเชื่อม (Edges) แทนข้อมูลอาเรย์แบบหลายมิติ (เมทริกซ์) และยังมี TensorBoard ที่เป็นเครื่องมือที่ช่วยให้สามารถจำลองการประมวลผลกระบวนการเรียนรู้การทำงานของ TensorFlow ทำให้นักวิจัยและนักพัฒนาได้เห็นภาพโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม และกระบวนการทำงานของ TensorFlow ได้ [14] นอกจากนี้ TensorFlow ยังมีชุดเครื่องมือการแสดงผลข้อมูลด้วยภาพที่ช่วยให้สามารถทำความเข้าใจ แก้ไข และปรับเปลี่ยนแอปพลิเคชันให้เหมาะสมกับลักษณะงานต่างๆ ได้อย่างง่าย โดยมีเครื่องมือทางคณิตศาสตร์อำนวยความสะดวกให้กับโมเดลที่มีขนาดเล็ก ซึ่งเหมาะสมสำหรับ Android Mobile

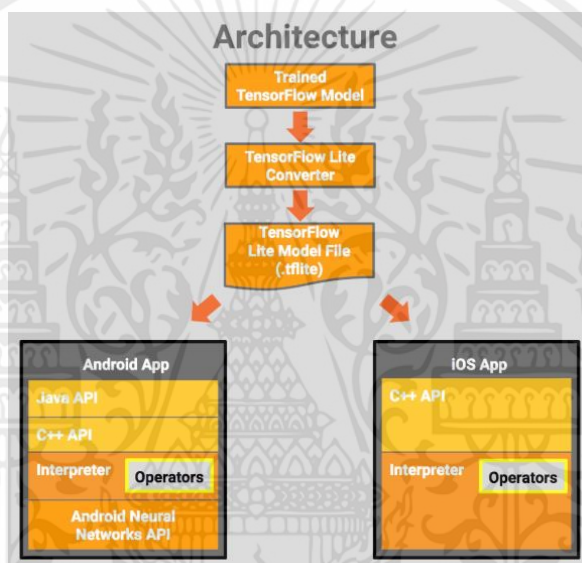
### 2.7.1 TensorBoard

สำหรับ TensorBoard นี้ มีการพัฒนามาเพื่อที่จะจำลองการทำงานของกระบวนการเรียนรู้ของโมเดล TensorFlow อีกทั้งยังเป็นตัวแสดงผลการเรียนรู้ การคำนวณ และการประมวลผลการทำงาน โดยในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น อาจมีความซับซ้อน และทำให้เกิดความสับสนได้ ดังนั้นเพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจ การแก้ปัญหา และการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล ทาง Google จึงได้พัฒนาชุดเครื่องมือ TensorBoard ขึ้นมาให้สามารถใช้ TensorBoard เพื่อแสดงผลการเรียนรู้ และการสร้างภาพกราฟการทำงานของโมเดล TensorFlow ที่สร้างขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.7.2 TensorFlow Lite

เป็นชุดเครื่องมือที่จะช่วยให้นักพัฒนาและนักวิจัยใช้งานโมเดล TensorFlow บนอุปกรณ์มือถือ หรืออุปกรณ์พกพาที่มีทรัพยากรจำกัด สำหรับการประมวลผลการเรียนรู้เชิงลึก โดยหลักการคือ การแปลงโมเดลที่ได้จาก TensorFlow ให้มีขนาดเล็กลง ถึงแม้จะทำให้ค่าความแม่นยำลดลงไป แต่ก็ได้ไฟล์ที่มีขนาดเล็ก ประมวลผลได้รวดเร็ว และยังสามารถใช้ฮาร์ดแวร์ในการช่วยประมวลผลหลังจากแปลงโมเดลมาเป็น TensorFlow Lite แล้ว จะสามารถใช้งานได้โดยการเรียกข้อมูลในรูปแบบการใช้งานแอปพลิเคชัน โดย TensorFlow Lite สามารถนำไปใช้ได้หลากหลายอุปกรณ์ ทั้ง Android และ iOS [15]



รูปที่ 2.11 แผนภาพสถาปัตยกรรมของ TensorFlow Lite [16]

สถาปัตยกรรม TensorFlow Lite จะเป็นการรับข้อมูลโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้มาแล้วจาก TensorFlow โดยมี TensorFlow Lite Converter รับหน้าที่ในการแปลงโมเดลให้มีขนาดเล็กลง ให้เป็นโมเดลในรูปแบบไฟล์ TensorFlow Lite และทำการปรับโมเดลให้มีขนาดที่เหมาะสม จากนั้นทำการสร้างแอปพลิเคชันเพื่อใช้งานบนโทรศัพท์มือถือ ด้วย TensorFlow Lite Model File จากนั้นโมเดลก็จะถูกเรียกใช้บนโทรศัพท์มือถือ

## 2.8 MobileNet

เป็นสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณ ซึ่งทำการออกแบบมาโดยเฉพาะสำหรับอุปกรณ์พกพาที่มีความสามารถในการคำนวณที่จำกัด และ

สามารถรองรับสำหรับการใช้งานที่แตกต่างกัน เช่น การตรวจจับวัตถุ และการจำแนกวัตถุ [17] ซึ่งเป็นโมเดลที่ถูกพัฒนาขึ้นมาโดย Google และยังเป็นสถาปัตยกรรมที่มีขนาดเล็ก ใช้ทรัพยากรไม่มากนัก ถึงแม้ประสิทธิภาพอาจไม่สูงเท่าโมเดลอื่นๆ [18] แต่ประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล MobileNet ก็อยู่ในเกณฑ์ที่สามารถยอมรับได้ และสามารถจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัตถุได้อย่างถูกต้อง โดยมี Weight ของโมเดลมาจากฐานข้อมูล ImageNet ที่รวบรวมภาพจำนวนมากไว้ภายใน โมเดล MobileNet นี้ [19]

## 2.9 Confusion Matrix

คือ ตารางสรุปจำนวนข้อมูลที่แสดงผลการจำแนกทั้งที่ถูกต้อง และไม่ถูกต้อง การแสดงผลลัพธ์ที่ได้ประเมินมาจากค่าการทำนาย เทียบกับผลลัพธ์จริงที่ถูกต้อง ซึ่งแสดงผลเป็นตารางแบบจัตุรัสที่มีชุดค่าทำนายและค่าจริง ที่แตกต่างกัน (รูปที่ 2.12) โดยมีจำนวนแถวเท่ากับจำนวนคอลัมน์ ซึ่งเท่ากับจำนวนวัตถุที่ต้องการจำแนก ซึ่งสามารถนำข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้จากในตาราง มาใช้ในการคำนวณประสิทธิภาพของการจำแนกและการทำนายแบบจำลอง ด้วยวิธีการหาค่าความแม่นยำ [20] ดังนี้

True Positive (TP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่าจริง และผลคือถูกต้องจริง

True Negative (TN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่าไม่จริง และผลคือไม่จริง

False Positive (FP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่าจริง และผลคือไม่จริง

False Negative (FN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่าไม่จริง และผลคือถูกต้องจริง

		Actual Values	
		Positive	Negative
Predicted Values	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

รูปที่ 2.12 รูปแบบตาราง Confusion Matrix

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ตีพิมพ์ข้อมูลของตาราง Confusion Matrix โดยทั่วไป จะมีตัววัดที่นิยมใช้กันในงานวิจัยและการทำงานต่างๆ อยู่ 3 ค่า ดังนี้ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Precision คือ ค่าความน่าจะเป็น หรืออัตราส่วนการพยากรณ์ถูกต้อง ในกลุ่มที่สนใจ ซึ่งเป็นค่าที่  
ว่าโปรแกรมทำนายข้อมูลว่าจริงถูกต้องเท่าไร ดังสมการที่ 2.25

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (2.25)$$

Recall คือ ค่าความน่าจะเป็นหรืออัตราส่วนการพยากรณ์ถูกต้องในกลุ่มอื่นๆ ซึ่งเป็นค่าที่บอกว่า  
โปรแกรมทำนายข้อมูลได้ว่าจริง เป็นอัตราส่วนเท่าไรของข้อมูลจริงทั้งหมด ดังสมการที่ 2.26

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (2.26)$$

Accuracy คือ การวัดประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองโดยรวม ซึ่งเป็นค่าที่บอกว่า  
โปรแกรมสามารถทำนายข้อมูลได้แม่นยำขนาดไหน ดังสมการที่ 2.27

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2.27)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 3

### วิธีการดำเนินงาน

ในบทนี้จะกล่าวถึงการจัดเตรียมชุดข้อมูลรูปภาพอุปกรณ์เครื่องมือวัด โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของการประมวลผลการจำแนกและระบุชื่ออุปกรณ์ตามการฝึกสอนข้อมูล รวมถึงวิธีการทดลองความถูกต้องของการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด และในส่วนของ การจัดเตรียมข้อมูลการสร้างแอปพลิเคชันสำหรับโทรศัพท์มือถือ เพื่อทำการแสดงผลข้อมูลชื่ออุปกรณ์เครื่องมือวัดและเอกสารแนบข้อมูลทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดดังกล่าว

#### 3.1 อุปกรณ์ที่ใช้สำหรับการทำการทดลอง

##### 3.1.1 รูปภาพเครื่องมือวัดสำหรับการประมวลผลภาพ

อุปกรณ์รูปภาพเครื่องมือวัดที่ใช้ในการจำแนกสำหรับงานวิจัยนี้เป็นเครื่องมือวัดยี่ห้อ Endress + Hauser ทั้งที่มีลักษณะภายนอกต่างกัน และมีความคล้ายคลึงกัน รวม 10 ชนิด โดยแบ่งเป็นเครื่องมือวัดอุณหภูมิ 2 ชนิด (รูปที่ 3.1) เครื่องมือวัดระดับ 7 ชนิด (รูปที่ 3.2) และ เครื่องมือวัดแรงดัน 1 ชนิด (รูปที่ 3.3)



(ก)



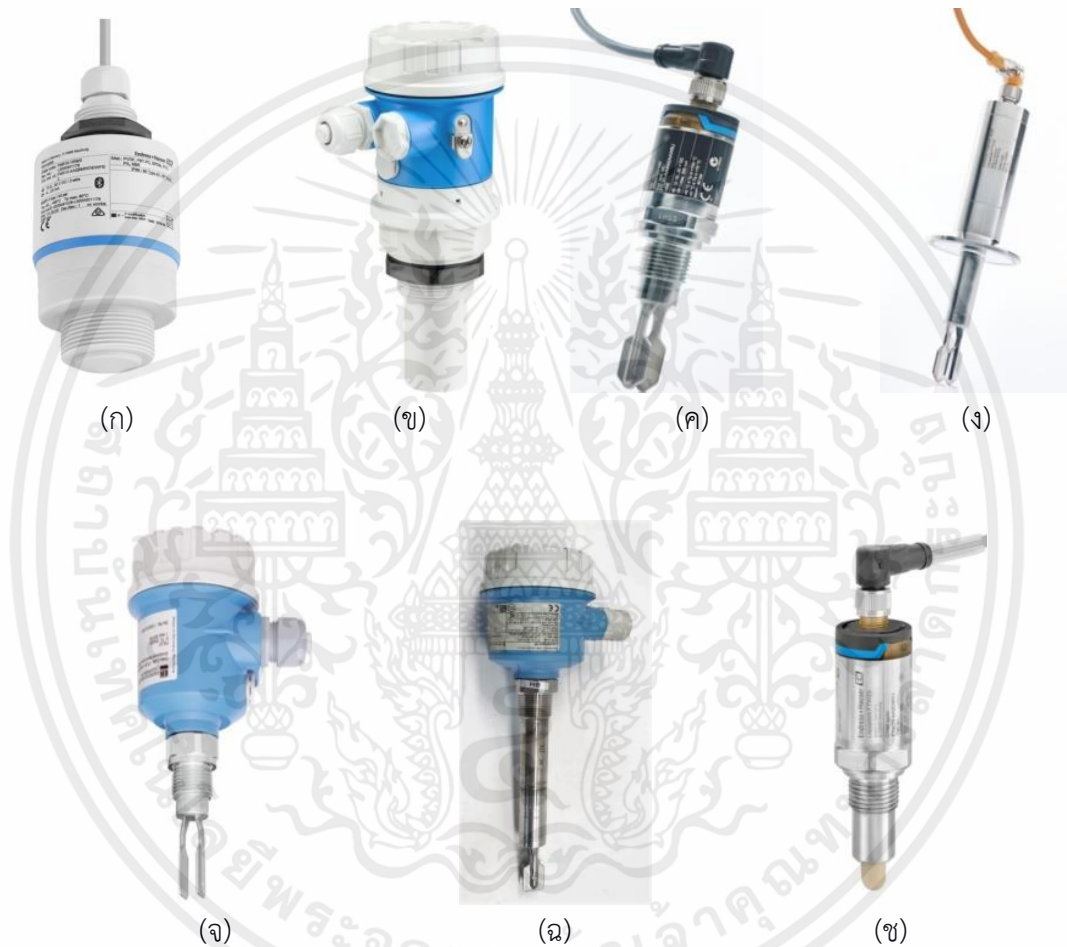
(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ รูปที่ 3.1 เครื่องมือวัดอุณหภูมิ TMR31 (ก) TMR35 (ข) ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เครื่องมือวัดอุณหภูมิ

TMR31 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดอุณหภูมิการใช้งานทั่วไป

TMR35 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดอุณหภูมิการ สำหรับกระบวนการที่ต้องการ  
ความสะอาด และสุขอนามัยสูง



รูปที่ 3.2 เครื่องมือวัดระดับ FMR10 (ก) FMU30 (ข) FTL31 (ค) FTL33 (ง) FTL50 (จ) FTL51 (ฉ)  
FTW23 (ช)

- เครื่องมือวัดระดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวน FMR10 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับของเหลว โดยอุปกรณ์ชนิดนี้เหมาะ  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีก สำหรับติดตั้งบริเวณ ในถังเก็บน้ำ, อ่างเปิด และระบบปั้มน้ำ ใ้ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

FMU30 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับของเหลวและของแข็งที่มีลักษณะหยาบ โดยอุปกรณ์ชนิดนี้จะไม่เห็นหน้าสัมผัสกับวัตถุ

FTL31 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับแบบจุดสำหรับของเหลว โดยอุปกรณ์ชนิดนี้เหมาะสำหรับติดตั้งในแทงก์น้ำ และท่อ

FTL33 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับแบบจุดสำหรับของเหลวทุกประเภท โดยอุปกรณ์ชนิดนี้เหมาะสำหรับติดตั้งในแทงก์น้ำขนาดใหญ่ และในกระบวนการรวมระหว่างท่อและถังและถัง และยังใช้สำหรับกระบวนการที่ต้องการความสะอาด และสุขอนามัยสูง

FTL50 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับแบบจุดสำหรับของเหลวทุกประเภท มีการออกแบบที่กะทัดรัด สำหรับกระบวนการวัดขนาดเล็ก

FTL51 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับแบบจุดสำหรับของเหลวทุกประเภท โดยอุปกรณ์ชนิดนี้เหมาะสำหรับติดตั้งในถังที่มีขนาดสูงได้

FTW23 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดระดับแบบจุดสำหรับของเหลวในอุตสาหกรรมอาหาร เครื่องดื่ม และของเหลวที่มีส่วนผสมของแอลกอฮอล์ น้ำมัน หรือผลิตภัณฑ์ที่เป็นผง โดยอุปกรณ์ชนิดนี้เหมาะสำหรับติดตั้งในกระบวนการรวมระหว่างท่อและถัง



รูปที่ 3.3 เครื่องมือวัดแรงดัน PMP23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เครื่องมือวัดแรงดัน

PMP23 เป็นการใช้งานสำหรับการวัดแรงดัน สำหรับการวัดค่าแรงดันสัมบูรณ์ ของ ก๊าซ ไอรระเหย ของเหลว และฝุ่นละออง และยังใช้สำหรับกระบวนการที่ต้องการความ สะอาด และสุขอนามัยสูง

### 3.1.2 อุปกรณ์สำหรับการประมวลผลภาพ

คอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับการทดลองนี้ คือ Lenovo-IdeaPad-Yoga-13 CPU intel core i7 2.4 GHz RAM 3.7 GB GPU Intel HD Graphics 4000 (รูปที่ 3.4) ซึ่งใช้สำหรับการประมวลผลการ จำแนกเครื่องมือวัด การทดสอบความถูกต้องของโมเดล และโปรแกรมที่ใช้ในการสร้างแอปพลิเคชัน Android Studio 3.3 สำหรับการติดตั้งลงบนโทรศัพท์มือถือ



รูปที่ 3.4 คอมพิวเตอร์ Lenovo-IdeaPad-Yoga-13

โทรศัพท์มือถือที่ใช้สำหรับการทดลองนี้ คือ Samsung Galaxy S4 GT-I9500 Android 5.0.1

(รูปที่ 3.5) ใช้สำหรับการติดตั้งแอปพลิเคชัน เพื่อทำการประมวลผลภาพ และจำแนกอุปกรณ์เครื่องมือ

วัด รวมถึงการแสดงผลเอกสารแนบข้อมูลทางด้านเทคนิค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.5 โทรศัพท์มือถือ Samsung Galaxy S4

## 3.2 การออกแบบการทดลองและโปรแกรมเบื้องต้น

### 3.2.1 การออกแบบการทดลอง

กำหนดภาพวัตถุที่ต้องการประมวลผล โดยทำการเลือกวัตถุซึ่งเป็นเครื่องมือวัดในอุตสาหกรรม 3 ประเภท จำนวน 10 ชนิด เพื่อเก็บรูปภาพของแต่ละชนิดที่มีความแตกต่างกัน โดยนำรูปภาพเหล่านั้นมาทำการสร้างโมเดลเพื่อการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด จากนั้นจึงนำโมเดลที่ผ่านการฝึกสอน และทดสอบให้สามารถประมวลผลได้อย่างถูกต้อง ไปสร้างแอปพลิเคชันเพื่อติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ สำหรับการแสดงผลการจำแนกและระบุชื่อของเครื่องมือวัด รวมถึงการแสดงผลเอกสารแนบข้อมูลทางด้านเทคนิค สำหรับการจับภาพเครื่องมือวัดที่ต้องการจำแนก เพื่อทำการระบุชื่อ โดยการทดลองนั้นจะต้องมีระยะห่างการจับภาพระหว่างโทรศัพท์ และภาพเครื่องมือวัดเป็นระยะ 30 เซนติเมตร

### 3.2.2 การออกแบบโปรแกรมเบื้องต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารในการออกแบบโปรแกรมสำหรับการทดลองนี้ แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การประมวลผลภาพ ไม่ว่าจะเป็นการจับภาพ เพื่อทำการจำแนกและระบุชื่อของเครื่องมือวัด และการสร้างแอปพลิเคชันในการติดตั้งลงบน

โทรศัพท์มือถือสำหรับจับภาพ เพื่อทำการแสดงผลการระบุชื่อของเครื่องมือวัด และเอกสารแนบข้อมูลด้านเทคนิค

### 3.2.2.1 การประมวลผลภาพเพื่อทำการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด

การสร้างโมเดลเพื่อทำการจำแนกและระบุชื่อของเครื่องมือวัด เป็นการนำวิธีการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มาใช้ในการประมวลผลร่วมกับวิธีการ Transfer learning ซึ่งการจำแนกรูปภาพนั้น เป็นหนึ่งในการทดลองที่นักวิจัยและนักพัฒนาให้ความสนใจกันอย่างแพร่หลาย ดังนั้นจึงมีโมเดลที่เปิดอย่างอิสระ ซึ่งทำให้สามารถนำไปใช้ในการต่อยอดและพัฒนา โดยทำให้ลดระยะเวลาการเขียนโมเดลขึ้นใหม่ได้ การทดลองนี้ได้ทำการสร้างโมเดล โดยการนำโมเดลที่เปิดอย่างอิสระนี้มาประยุกต์ใช้ สำหรับการทดลองนี้เขียนด้วยภาษา Python เนื่องจากเป็นภาษาที่มีไลบรารีที่เปิดอย่างอิสระ และมีประสิทธิภาพในการทำงาน โดยเขียนบนโปรแกรม Anaconda2 ที่มีรวบรวมไลบรารีของภาษา Python ไว้ เพื่อทำการจำแนกและระบุชื่อของเครื่องมือวัด สำหรับโมเดลที่นำมาประยุกต์ใช้ในการทดลองนี้ คือ MobileNet ซึ่งเป็นโมเดลที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อการใช้งานสำหรับโทรศัพท์มือถือ โดย Google และยังเป็นสถาปัตยกรรมที่มีขนาดเล็ก ใช้ทรัพยากรไม่มากนัก ถึงแม้ประสิทธิภาพอาจไม่สูงเท่าโมเดลอื่นๆ [17] แต่ประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล MobileNet ก็อยู่ในเกณฑ์ที่สามารถยอมรับได้ และสามารถจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัดได้อย่างถูกต้อง โดยมี Weight ของโมเดลมาจากฐานข้อมูล ImageNet ที่รวบรวมภาพจำนวนมากไว้ภายใน โมเดล MobileNet นี้ จะต้องกำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ 2 ค่าด้วยกัน สำหรับการทดลองนี้ได้กำหนดความละเอียดของรูปภาพที่ขนาด 224 พิกเซล และ ตัวควบคุมแต่ละชั้นของโมเดล MobileNet 0.5 ซึ่งค่าที่กำหนดดังกล่าวให้ผลที่มีประสิทธิภาพสำหรับการจำแนกวัตถุ เมื่อเทียบกับการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่แตกต่างกันดังตารางที่ 3.1 [18] โดยผลของการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน ถูกแสดงด้วยค่าความแม่นยำของโมเดลเป็นค่าเฉลี่ย Mean AP (Mean Average Precision)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ตารางที่ 3.1** ค่าความแม่นยำของโมเดล MobileNet เมื่อเทียบกับการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน

Width Multiplier / Resolution	Mean AP	Million Parameters
1.0 MobileNet-224	88.7%	3.2
0.5 MobileNet-224	88.1%	0.8
0.25 MobileNet-224	87.2%	0.2
1.0 MobileNet-128	88.1%	3.2
0.5 MobileNet-128	87.7%	0.8
0.25 MobileNet-128	86.4%	0.2
Baseline	86.9%	7.5

นอกจากนี้ยังมีอีกหนึ่งพารามิเตอร์ที่เป็นตัวควบคุม และกำหนดความแม่นยำในการเรียนรู้ ที่เรียกว่า Learning rate หรือ อัตราการเรียนรู้ ซึ่งเป็นตัวที่จะทำให้ทราบว่าโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่เรานำมาทำการทดลองนั้น จะมีการเรียนรู้ปัญหาได้เร็วหรือช้าเพียงใด เป็นการปรับแต่งในอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยกลไกการเรียนรู้ โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 หากมีการปรับ ค่าสูงจะมีอัตราการเรียนรู้ที่รวดเร็ว ใช้ระยะเวลาในการฝึกสอนน้อย แต่หากปรับอัตราการเรียนรู้ให้มิต่ำลง ถึงแม้ว่าจะใช้ระยะเวลาในการฝึกสอนที่นานกว่า แต่ก็เป็นการเพิ่มความแม่นยำ และทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งการทดลองนี้ได้มีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.01

### 3.2.2.2 การสร้างแอปพลิเคชันเพื่อติดตั้งลงบนโทรศัพท์มือถือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารเนื่องจากระบบปฏิบัติการ Android เป็นระบบที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย และมีความหลากหลายทั้งด้านตัวเครื่องและยี่ห้อของโทรศัพท์มือถือ ดังนั้นการทดลองนี้ จึงเลือกประยุกต์ใช้การจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัดให้แสดงผลด้วยระบบปฏิบัติการ Android ซึ่งการสร้างแอปพลิเคชัน

สำหรับโทรศัพท์มือถือนั้น เป็นการปรับประยุกต์ใช้ข้อมูลจากการปรับแก้โค้ดอิสระบนโปรแกรม AndroidStudio3.3 โดยไลบรารีที่ใช้สำหรับการสร้างแอปพลิเคชัน คือ TensorFlow ซึ่งเป็นไลบรารีที่มีเปิดอย่างแพร่หลาย และเป็นที่ยอมรับสำหรับนักวิจัยและนักพัฒนา เนื่องจากมี TensorBoard ที่เป็นเครื่องมือที่ช่วยให้สามารถจำลองการประมวลผลกระบวนการเรียนรู้การทำงานของ TensorFlow ทำให้นักวิจัยและนักพัฒนาได้เห็นภาพโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม และกระบวนการทำงานของ Tensorflow ได้ แต่เนื่องจาก TensorFlow ไม่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อให้ใช้งานบนโทรศัพท์มือถือ และทรัพยากรในมือถือก็มีอย่างจำกัด ดังนั้นจึงต้องทำการแปลงโมเดล TensorFlow ให้มีขนาดเล็กลงและสามารถประมวลผลบนโทรศัพท์มือถือได้โดย TensorFlow Lite และทำการสร้างโปรเจกต์บน Android Studio เพื่อสร้างแอปพลิเคชันจากไลบรารีที่เปิดอย่างอิสระ จากนั้นทำการเก็บข้อมูลเอกสารแนวทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดทั้ง 10 ชนิด ไว้ในส่วนของการจำแนกรูปภาพ เพื่อทำการเรียกข้อมูลเอกสารแนวทางด้านเทคนิคนี้ขึ้นมา และทำการตีกรอบ เพื่อกำหนดขอบเขตการจับภาพหน้าจอโทรศัพท์มือถือ เมื่อมีการใช้กล้องจับภาพและประมวลผลการจำแนกเพื่อระบุชื่อของเครื่องมือวัด หลังจากการติดตั้งแอปพลิเคชันลงบนโทรศัพท์มือถือ

### 3.2.3 การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนรูปภาพ

รูปภาพเครื่องมือวัดที่ใช้ในการจำแนกสำหรับงานวิจัยนี้ เป็นเครื่องมือวัดในอุตสาหกรรมยี่ห้อ Endress + Hauser ซึ่งเป็นเครื่องมือวัดในอุตสาหกรรมการผลิตต่างๆ ที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลาย และเป็นที่ยอมรับ เนื่องจากมีหลากหลายประเภทเครื่องมือวัดให้เลือกใช้ตามลักษณะงานได้อย่างเหมาะสม โดยการทดลองนี้ได้ทำการเตรียมรูปภาพเครื่องมือวัด 3 ประเภท ทั้งที่มีลักษณะภายนอกต่างกัน และมีความคล้ายคลึงกัน รวม 10 ชนิด โดยแบ่งเป็นเครื่องมือวัดอุณหภูมิ 2 ชนิด เครื่องมือวัดแรงดัน 1 ชนิด และเครื่องมือวัดระดับ 7 ชนิด โดยนำรูปภาพที่มีรูปแบบแตกต่างกันมาจำนวน 1,010 รูป สำหรับใช้เป็นข้อมูลการฝึกสอน 1,000 รูป และสำหรับการเป็นข้อมูลทดสอบความถูกต้อง 10 รูป โดยขั้นตอนแรก คือ การปรับลดขนาดรูปภาพให้ได้ขนาดที่เหมาะสมเพื่อลดระยะเวลาในการประมวลผล และกำหนดจำนวนรอบในการฝึกสอน ซึ่งจะมีผลต่อค่าความแม่นยำของโมเดล และระยะเวลาในการสร้างโมเดล สำหรับการทดลองการนี้จะปรับค่า รอบการเรียนรู้เท่ากับ 1000 รอบ และ 500 รอบ เพื่อทำการเปรียบเทียบ และเลือกค่าที่เหมาะสมสำหรับการทดสอบโมเดล ซึ่งรอบการเรียนรู้ที่เลือกจะเป็นการปรับค่าที่ได้ผลการทำนายที่ถูกต้องและแม่นยำ อีกทั้งประหยัดทรัพยากรในการประมวลผล

เมื่อเทียบกับผลค่าความแม่นยำ และ Cross Entropy ที่ได้จากการปรับรอบการเรียนรู้ โดยทำการฝึกสอนรูปภาพทั้งหมดเข้าไป เพื่อให้สามารถประมวลผลได้ว่ารูปเครื่องมือวัดที่กำลังถูกจับภาพนั้น แต่ละชนิดมีชื่อว่าอะไร เพื่อทำการสร้างโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัดต่อไป

### 3.3 ขั้นตอนการทดลอง

สำหรับการทดลองนี้มีทั้งในส่วนของการนำโมเดลที่ได้จากการจำแนกรูปภาพมาทำการทดสอบประสิทธิภาพ และการหาค่าความแม่นยำในการระบุชื่อของเครื่องมือวัด จากนั้นนำข้อมูลเอาต์พุต graph (.pb) และ labels (.txt) ที่ใช้เรียกสิ่งที่จำแนกออกมาจากโมเดลฝึกสอน มาทำการแปลงข้อมูลด้วย TensorFlow Lite เพื่อสร้างแอปพลิเคชันที่สามารถทำงานร่วมกับโทรศัพท์มือถือ ในการจับภาพเพื่อแสดงผลข้อมูล และในส่วนของการทดสอบการแสดงผลการระบุชื่อ รวมถึงการแสดงผลข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดที่กำลังจับภาพผ่านโทรศัพท์มือถือ

#### 3.3.1 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด

ทำการฝึกสอนเครื่องมือวัดทั้ง 10 ชนิดให้สามารถระบุชื่อได้ด้วยวิธีคอนโวลูชันนอลนิรอรอลเน็ตเวิร์คเพื่อสร้างโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด โดยนำรูปภาพเครื่องมือวัดมาชนิดละ 100 รูป รวม 1,000 รูป สำหรับเป็นข้อมูลการฝึกสอนการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัด และทำการปรับค่าตัวแปร Learning rate ที่ 0.01 และ Learning Step ที่ 1000 เพื่อดูประสิทธิภาพของโมเดลด้วยวิธี Cross-Entropy จากนั้นทำการปรับ Learning Step ที่ 500 เพื่อทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลที่ Learning Step ต่างกัน

#### 3.3.2 การทดสอบความแม่นยำของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด

ทำการเตรียมรูปภาพเครื่องมือวัดเพื่อใช้สำหรับทดสอบโมเดลที่ได้ฝึกสอนไว้แล้วมาชนิดละ 1 รูป รวม 10 รูป เพื่อนำมาทำการทำนายการจำแนก และระบุชื่อของเครื่องมือวัด โดยกำหนดตัวแปรอัตราการเรียนรู้ ที่ 0.01 และ รอบการเรียนรู้ เท่ากับ 500 เพื่อทำการหาค่าความแม่นยำของโมเดลด้วยวิธี Confusion Matrix

### 3.3.3 การทดสอบการแสดงผลข้อมูลผ่านโทรศัพท์มือถือ

สร้างแอปพลิเคชันโดยนำข้อมูลเอาต์พุต graph (.pb) และ labels (.txt) ที่ได้จากการการสร้างโมเดลการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัด จากนั้นทดลองโดยนำรูปภาพเครื่องมือวัดมาชนิดละ 1 รูป รวม 10 รูป มาทำการจับภาพผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ โดยมีระยะระหว่างรูปภาพและโทรศัพท์มือถือ 30 เซนติเมตร โดยให้รูปที่ต้องการประมวลผลอยู่ในบริเวณกรอบสี่เหลี่ยมที่ได้กำหนดไว้บนหน้าจอโทรศัพท์มือถือ เพื่อดูผลการแสดงผลข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิค



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

### ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

สำหรับผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลองของการจำแนกเครื่องมือวัด ที่ต้องการระบุชื่อและแสดงข้อมูลทางด้านเทคนิคในบทนี้ จะประกอบไปด้วย 3 ส่วน คือ ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกเครื่องมือวัด โดยการปรับค่าตัวแปรจำนวนรอบการฝึกสอนที่ต่างกัน ผลการทดสอบค่าความแม่นยำของโมเดลด้วยรูปภาพทดสอบ โดยวิธี Confusion Matrix และผลการแสดงข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิคเมื่อทำการจับภาพผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ

#### 4.1 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลสำหรับการจำแนกเครื่องมือวัด

การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล สำหรับการจำแนกเครื่องมือวัดด้วยวิธีการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และการประมวลผลร่วมกับวิธีการ Transfer learning เพื่อทำการระบุชื่อเครื่องมือวัดนั้น สามารถทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลได้เป็นค่าความสูญเสีย หรือ Cross-Entropy ซึ่งทำการปรับค่าตัวแปรอัตราการเรียนรู้ที่ 0.01 และ รอบการเรียนรู้ ที่ 1000 ซึ่งจะเห็นได้ว่ารอบการเรียนรู้ที่ 70 ค่าความแม่นยำของการฝึกสอน และค่าความแม่นยำของการทดสอบการทำงานของโมเดลนั้น มีค่าเท่ากับ 100% และมีค่าความสูญเสียของการทดสอบโมเดลในรอบการเรียนรู้ที่ 999 ซึ่งเป็นรอบสุดท้ายเท่ากับ 0.003616 จากนั้นทำการปรับลด Learning Step ที่ 500 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และความสามารถในการจำแนกเครื่องมือวัดของโมเดลเมื่อมีการปรับค่า Learning Step ที่ต่างกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 1000

จำนวนรอบการ เรียนรู้	Step	Train Accuracy	Validation Accuracy	Cross Entropy
	0	23%	10%	3.185404
	70	100%	100%	0.024073
	140	100%	100%	0.017654
	210	100%	100%	0.010739
	280	100%	100%	0.009868
	350	100%	100%	0.009273
	420	100%	100%	0.007828
1000	490	100%	100%	0.007237
	560	100%	100%	0.004540
	630	100%	100%	0.005336
	700	100%	100%	0.004899
	770	100%	100%	0.004637
	840	100%	100%	0.002895
	910	100%	100%	0.003373
	999	100%	100%	0.003616

ตารางประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 1000 คือตารางที่มีการปรับรอบการเรียนรู้ที่ 1000 รอบ โดยเริ่มแสดงผลรอบที่ 0 - 999 สำหรับการประมวลผลการเรียนรู้ และแสดงผลการทำนาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

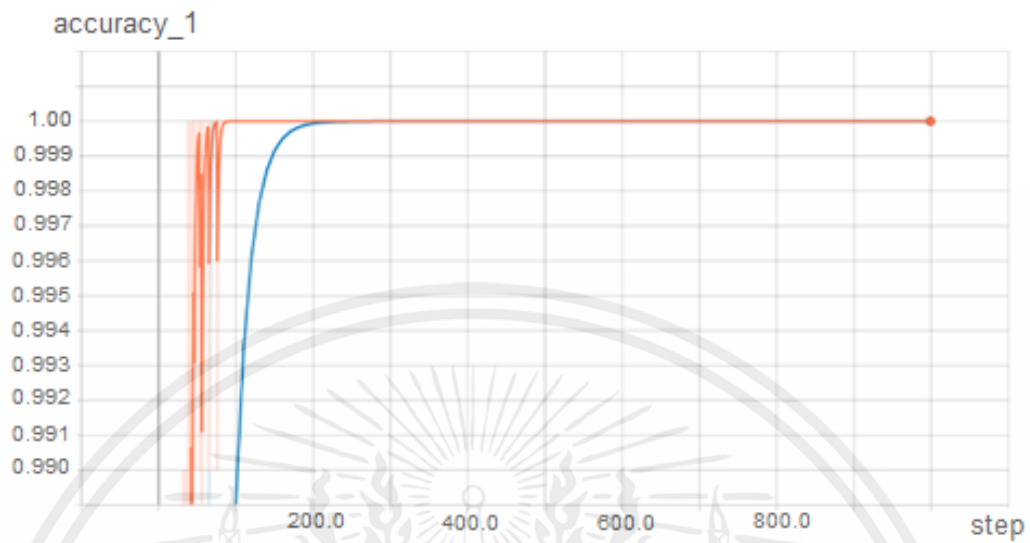
ตารางที่ 4.2 ประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 500

จำนวนรอบการ เรียนรู้	Step	Train Accuracy	Validation Accuracy	Cross Entropy
500	0	29%	14%	3.116760
	70	100%	100%	0.024504
	140	100%	100%	0.013583
	210	100%	100%	0.011599
	280	100%	100%	0.008313
	350	100%	100%	0.006833
	420	100%	100%	0.006898
	499	100%	100%	0.006548

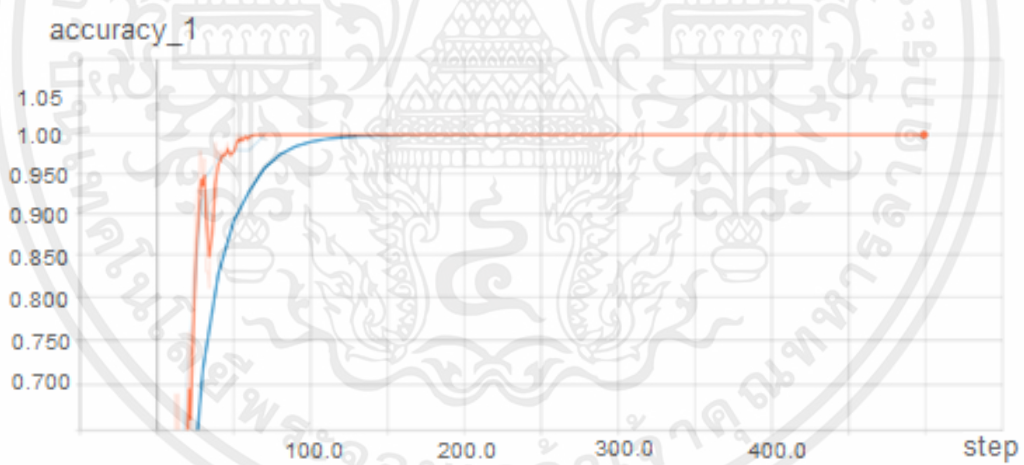
ตารางประสิทธิภาพของโมเดลที่รอบการเรียนรู้ 500 คือตารางที่มีการปรับรอบการเรียนรู้ที่ 500 รอบ โดยเริ่มแสดงผลรอบที่ 0 - 499 สำหรับการประมวลผลการเรียนรู้ และแสดงผลการทำนาย

จากตารางที่ 4.1 พบว่ารอบการเรียนรู้ 1000 จะมีค่าความแม่นยำของการฝึกสอน และค่าความแม่นยำของการทดสอบการทำงานของโมเดลเท่ากับ 100% ที่รอบการเรียนรู้ที่ 70 เช่นเดียวกับ การปรับค่า Learning Step 500 (ตาราง 4.2) และมีค่าความสูญเสียของการทดสอบโมเดลในรอบ การเรียนสุดท้ายเท่ากับของ Learning Step 1000 เท่ากับ 0.003616 และมีค่าความสูญเสียของการ ทดสอบโมเดลในรอบการเรียนรู้สุดท้ายเท่ากับของ Learning Step 500 เท่ากับ 0.006548 ซึ่งเมื่อ Learning Step ถูกปรับค่าให้ค่าน้อยลง มีผลทำให้ค่าความสูญเสียเพิ่มขึ้น ซึ่งจากกราฟแสดง รูปที่ 4.1 พบว่าโมเดลเริ่มมีประสิทธิภาพคงที่ตั้งแต่รอบการเรียนรู้ที่ 70 และการปรับลดค่า Learning Step ลง มาที่ 500 จะมีค่าความสูญเสียแตกต่างจากการตั้งค่ารอบการเรียนรู้ที่ 1000 เพียง 0.0029 เป็นการ ประหยัดทรัพยากรในการประมวลผลการทำงานของโมเดล และยังลดระยะเวลาในการทำการ ประมวลผลให้เร็วขึ้น ซึ่งทั้งการปรับ การปรับลดค่า Learning Step 1000 และ 500 ได้ผลของการ ทำนายและการจำแนกที่ตรงกัน ต่างกันเพียงค่าความสูญเสียเล็กน้อย ดังนั้นสำหรับการทดสอบค่า ความแม่นยำ และการแสดงผลการระบุชื่อเครื่องมือวัดผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ จึงเลือกการ

ปรับค่า Learning rate ที่ 0.01 และ Learning Step ที่ 500 โดยผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่ Learning Step 1000 และ 500



รูปที่ 4.1 กราฟค่าความแม่นยำเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 1000

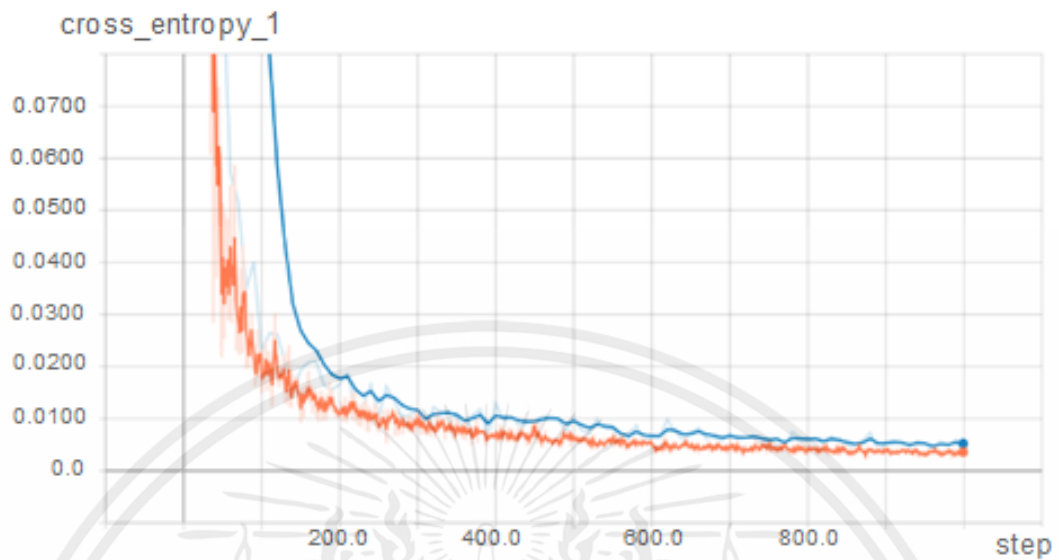


รูปที่ 4.2 กราฟค่าความแม่นยำเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 500

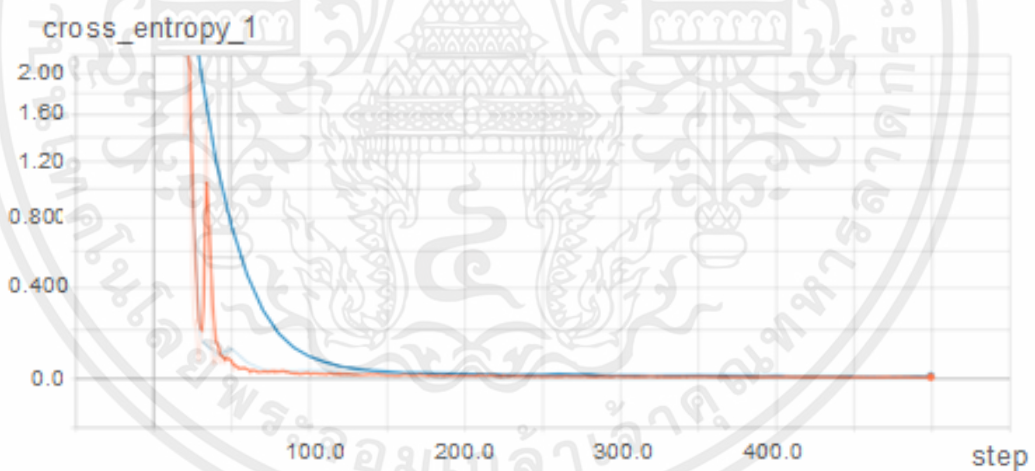
กราฟแสดงค่าความแม่นยำของโมเดลโดยเส้นสีส้ม คือ ค่าความแม่นยำของโมเดลจากข้อมูล

ฝึกสอน และ เส้นสีฟ้า คือค่าความแม่นยำของโมเดลจากข้อมูลทดสอบ หากมองจากกราฟโมเดลเริ่มมีประสิทธิภาพคงที่แน่นอนที่ รอบการเรียนรู้ที่ 200 นั้นหมายความว่า การเลือกปรับค่ารอบการเรียนรู้ที่ 500 ก็เพียงพอแล้วสำหรับการทำงานของโมเดลนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้วยประการ  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงค่าความสูญเสียเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 1000



รูปที่ 4.4 กราฟแสดงค่าความสูญเสียเมื่อปรับรอบการเรียนรู้ที่ 500

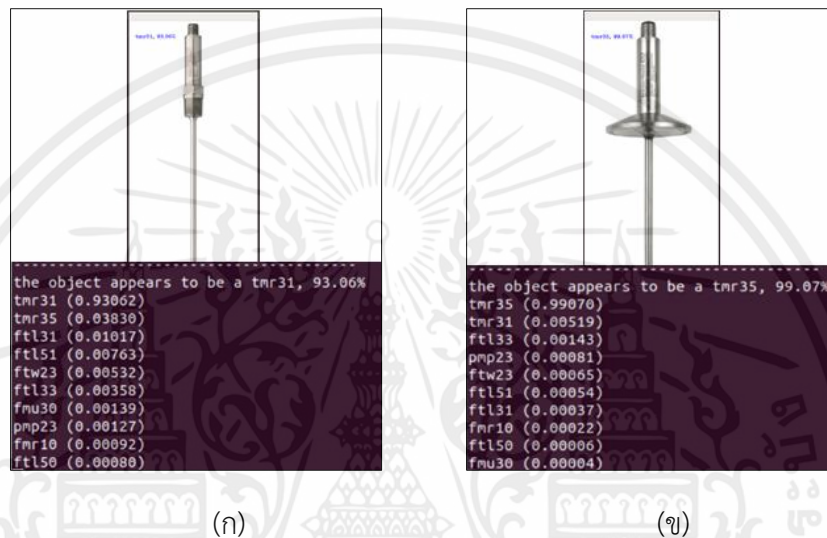
กราฟแสดงค่าความสูญเสียของโมเดลโดยเส้นสีส้ม คือ ค่าความความสูญเสียของโมเดลจากข้อมูลฝึกสอน และ เส้นสีฟ้า คือค่าความสูญเสียของโมเดลจากข้อมูลทดสอบ และจากกราฟจะยืนยันได้ว่า ที่รอบการเรียนรู้เพิ่มขึ้น ค่าความสูญเสียจะยิ่งลดลง

## 4.2 การแสดงผลรูปภาพทดสอบการจำแนก และระบุชื่อเครื่องมือวัด

### 4.2.1 เครื่องมือวัดอุณหภูมิ

เครื่องมือวัดอุณหภูมิ TMR31 แสดงค่าการทำนาย 0.93062

เครื่องมือวัดอุณหภูมิ TMR35 แสดงค่าการทำนาย 0.999070



รูปที่ 4.5 ผลการจำแนกเครื่องมือวัดอุณหภูมิ TMR31 (ก) TMR35 (ข)

### 4.2.2 เครื่องมือวัดระดับ

เครื่องมือวัดระดับ FMR10 แสดงค่าการทำนาย 0.90271

เครื่องมือวัดระดับ FMU30 แสดงค่าการทำนาย 0.86188

เครื่องมือวัดระดับ FTL31 แสดงค่าการทำนาย 0.86176

เครื่องมือวัดระดับ FTL33 แสดงค่าการทำนาย 0.71806

เครื่องมือวัดระดับ FTL50 แสดงค่าการทำนาย 0.68207

เครื่องมือวัดระดับ FTL51 แสดงค่าการทำนาย 0.76895

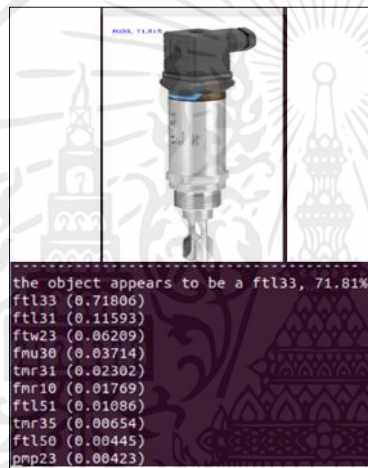
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งเครื่องมือวัดระดับ FTW23 แสดงค่าการทำนาย 0.66072 ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



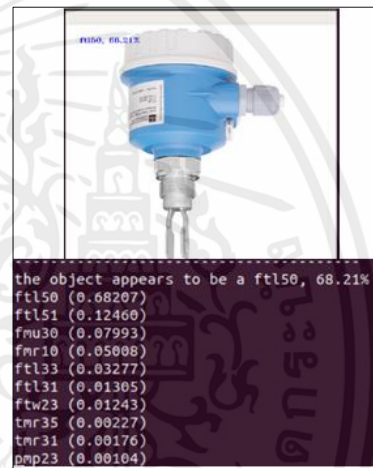
(ก)

(ข)

(ค)



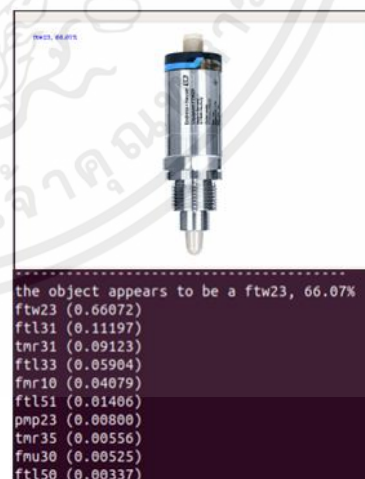
(ง)



(จ)



(ฉ)



(ช)

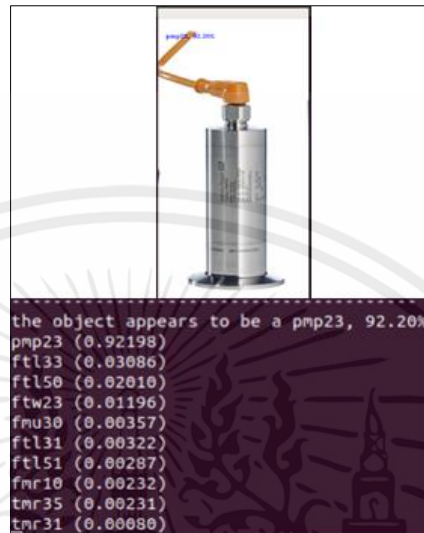
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ (ฉ) เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้ (ช) ใช้อื่นๆ

รูปที่ 4.6 ผลการจำแนกเครื่องมือวัดระดับ FMR10 (ก) FMU30 (ข) FTL31 (ค) FTL33 (ง) FTL50

(จ) FTL51 (ฉ) FTW23 (ช)

### 4.2.3 เครื่องมือวัดแรงดัน

เครื่องมือวัดระดับ PMP23 แสดงค่าการทำนาย 0.92198



รูปที่ 4.7 ผลการจำแนกเครื่องมือวัดแรงดัน PMP23

### 4.3 การทดสอบการทดสอบค่าความแม่นยำของโมเดลด้วย Confusion Matrix

นำรูปภาพของเครื่องมือวัดที่มีความแตกต่างจากภาพที่ได้ทำการฝึกสอนไปของแต่ละชนิดมา ชนิดละ 1 รูป เพื่อใช้สำหรับการทดสอบความแม่นยำของโมเดล โดยปรับค่าตัวแปร Learning rate ที่ 0.01 และ Learning Step ที่ 500 รอบ ซึ่งค่าความแม่นยำของแต่ละชุดรูปภาพที่นำมาทดสอบ สามารถแสดงเป็นค่าความแม่นยำแบบตาราง Confusion Matrix และจะเห็นว่าผลของการทำนายผลการจำแนกเครื่องมือวัด ตารางที่ 4.3 และตารางที่ 4.4 คือตารางแสดงค่าความแม่นยำของเครื่องมือวัดแต่ละชนิด ซึ่งแสดงให้เห็นถึงค่าความแม่นยำในการจำแนกเครื่องมือวัดของแต่ละชนิด โดยบางชนิดมีรูปร่างลักษณะแต่ละมุมมองใกล้เคียงกับเครื่องมือวัดหลายชนิด จึงเป็นผลทำให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกเครื่องมือวัดน้อยกว่าเครื่องมือวัดชนิดอื่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 ค่าความแม่นยำแบบตาราง Confusion Matrix ของโมเดล ด้วยรูปภาพทดสอบ

	FMR10	FMU30	FTL31	FTL33	FTL50	FTL51	FTW23	PMP23	TMR31	TMR35
FMR10	<b>0.90271</b>	0.00995	0.00417	0.01769	0.05008	0.0161	0.04079	0.00232	0.00092	0.00022
FMU30	0.00261	<b>0.86188</b>	0.00198	0.03714	0.07993	0.00808	0.00525	0.00357	0.00139	0.00004
FTL31	0.01508	0.01046	<b>0.86178</b>	0.11593	0.01305	0.00972	0.11197	0.00322	0.01017	0.00037
FTL33	0.01908	0.01917	0.02514	<b>0.71806</b>	0.03277	0.06492	0.05904	0.03086	0.00358	0.00143
FTL50	0.00395	0.05611	0.00819	0.00445	<b>0.68207</b>	0.07742	0.00337	0.0201	0.0008	0.00006
FTL51	0.00525	0.01342	0.02319	0.01086	0.1246	<b>0.76895</b>	0.01406	0.00287	0.00763	0.00054
FTW23	0.03322	0.02498	0.04423	0.06209	0.01243	0.01388	<b>0.66072</b>	0.01196	0.00532	0.00065
PMP23	0.00178	0.00295	0.00215	0.00423	0.00104	0.01216	0.008	<b>0.92198</b>	0.00127	0.00081
TMR31	0.01443	0.00036	0.02406	0.02302	0.00176	0.01415	0.09123	0.0008	<b>0.93062</b>	0.00519
TMR35	0.00191	0.00072	0.00512	0.00654	0.00227	0.01463	0.00556	0.00231	0.0383	<b>0.9907</b>

ตารางที่ 4.4 การคำนวณค่าความแม่นยำของเครื่องมือวัดแต่ละชนิด

ชนิดของเครื่องมือวัด	ผลคะแนนการ ทำนายที่ถูกต้อง	คะแนนรวมทั้งหมด ของการทำนาย	ค่าความ แม่นยำ	เปอร์เซ็นต์ความ แม่นยำ
FMR10	0.90271	1.04495	0.863878654	86%
FMU30	0.86188	1.00187	0.860271293	86%
FTL31	0.86178	1.15175	0.748235294	75%
FTL33	0.71806	0.97405	0.737190083	74%
FTL50	0.68207	0.85652	0.796326998	80%
FTL51	0.76895	0.97137	0.791613906	79%
FTW23	0.66072	0.86948	0.75990247	76%
PMP23	0.92198	0.95637	0.964041114	96%
TMR31	0.93062	1.10562	0.841717769	84%
TMR35	0.9907	1.06806	0.927569612	93%
เปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของโมเดล				<b>83%</b>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.4 การระบุชื่อและแสดงข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิค

การแสดงผลเอกสารแนบ ที่ทำการเก็บข้อมูลไว้ โดยการรับข้อมูลการจำแนกของเครื่องมือวัด และทำการเรียกเอกสารแนบที่มีชื่อตรงตามเครื่องมือวัดชนิดนั้นขึ้นมาแสดง ผ่านแอปพลิเคชัน โทรศัพท์มือถือ

##### 4.4.1 แอปพลิเคชันสำหรับการจำแนก

TF Classify คือชื่อแอปพลิเคชันที่ติดตั้งเพื่อจำแนกเครื่องมือวัด



รูปที่ 4.8 แอปพลิเคชันสำหรับติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ

##### 4.4.2 การแสดงผลการเอกสารแนบทางด้านเทคนิค

เมื่อนำโทรศัพท์จับภาพเครื่องมือวัด หน้าจอจะระบุชื่อ และรุ่นของเครื่องมือวัดขึ้นมา พร้อมทั้งผลของการทำนาย กรณีที่ผลของการจำแนก ระบุเพียงชื่อเดียว (รูปที่ 4.9 – 4.11) สามารถดูข้อมูลทางด้านเทคนิคโดยการกดหน้าจอโทรศัพท์มือถือบนคำว่า TECHNICAL INFORMATION จากนั้นเอกสารจะแสดงออกมาเป็นไฟล์ PDF และกรณีที่ผลของการจำแนก ระบุชื่อพร้อมรุ่นแสดงมากกว่า 1 ชื่อ (รูปที่ 4.12 - 4.13) เราจะสามารถดูข้อมูลเพิ่มเติมได้เฉพาะชื่อที่มีผลการทำนายมากที่สุดเท่านั้น โดยสามารถดูข้อมูลทางด้านเทคนิคโดยการกดหน้าจอโทรศัพท์มือถือบนคำว่า TECHNICAL INFORMATION จากนั้นเอกสารจะแสดงออกมาเป็นไฟล์ PDF

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.9 ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FTL51 พร้อมเอกสารแนบ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
รูปที่ 4.10 ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FMU30 พร้อมเอกสารแนบ

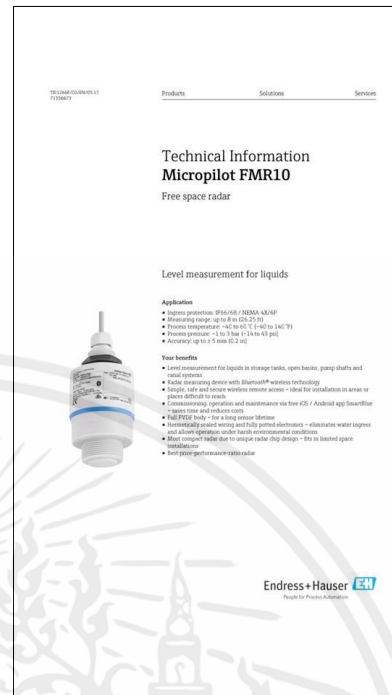


รูปที่ 4.11 ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด TMR31 พร้อมเอกสารแนบ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้เผยแพร่ข้อมูลใดๆโดยไม่ได้รับอนุญาตอย่างจริงจังจากเอกสารชุดครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.12 ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FTL31 พร้อมเอกสารแนบ



รูปที่ 4.13 ผลการระบุชื่อเครื่องมือวัด FMR10 พร้อมเอกสารแนบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 5.1 สรุปผลการวิจัย

สำหรับงานวิจัยนี้เป็นการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัดด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ ให้สามารถระบุชื่อเครื่องมือวัดที่ต้องการทราบชื่อพร้อมแสดงข้อมูลเอกสารแนบทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดนั้นๆ ในขณะที่จับภาพด้วยแอปพลิเคชันดังกล่าว ในส่วนของการสร้างโมเดลเพื่อทำนายและจำแนกเครื่องมือวัด เป็นการประยุกต์ใช้ข้อมูลจากไลบรารีที่เปิดอย่างอิสระ ที่ได้มีนักวิจัยและนักพัฒนาทำการสืบค้นและทดลองไว้ โดยนำข้อมูลโมเดลเหล่านั้น มาทำการเรียนรู้และฝึกสอนใหม่ ด้วยวัตถุที่แตกต่างซึ่งนั่นคือ เครื่องมือวัด โดยทำการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลด้วยการหาค่าความผิดพลาดจากชุดรูปภาพสำหรับการฝึกสอนโมเดล โดยทำการทดสอบที่รอบการเรียนรู้ 1000 และลดจำนวนลงมาเหลือรอบการเรียนรู้ที่ 500 ซึ่งมีค่าความผิดพลาด หรือ Cross-Entropy ของการทดสอบโมเดลที่ 0.006548 และแตกต่างจากการตั้งค่ารอบการเรียนรู้ที่ 1000 ไม่มากนัก สำหรับการป้อนค่าตัวแปรรอบการเรียนรู้ที่ 500 และผลการทดสอบความแม่นยำในการทำนายผลการจำแนกและระบุเครื่องมือวัดจากชุดรูปภาพทดสอบ ได้ผลลัพธ์ความแม่นยำจากการใช้วิธี Confusion Matrix ซึ่งได้ค่าความแม่นยำของการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลนี้ คือ 83% และในส่วนของการแสดงผลการระบุชื่อ และการแสดงเอกสารแนบทางด้านเทคนิคผ่านแอปพลิเคชันมือถือ เมื่อนำโทรศัพท์จับไปยังภาพเครื่องมือวัดนั้น สามารถแสดงผลได้ถูกต้องตามการจำแนกเครื่องมือวัดทุกชนิด

### 5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการทดลองการสร้างโมเดลเพื่อการทำนายจำแนกเครื่องมือวัดนั้น ยังคงมีค่าความผิดพลาดและค่าความแม่นยำที่ไม่ได้มีค่าสูงมากนัก เนื่องมาจากการจำแนกด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน จะต้องอาศัยข้อมูลการเรียนรู้จากการฝึกสอนและทดสอบเพื่อนำไปปรับปรุงการประมวลผล และประสิทธิภาพของโมเดล โดยหากต้องการลดค่าความผิดพลาด และเพิ่มค่าความแม่นยำในการทำนายและจำแนกวัตถุนั้น สามารถทำได้โดยการเพิ่มข้อมูลรูปภาพสำหรับฝึกสอนให้มีจำนวนเพิ่มมากขึ้น ยังมีรูปภาพสำหรับเรียนรู้มากเท่าใด ค่าความแม่นยำก็จะยิ่งสูงขึ้นด้วย สำหรับงานวิจัยนี้อาจยังมีความหลากหลายของรูปภาพไม่มากนัก และในส่วนของการถ่ายภาพจากแอปพลิเคชัน

ชั้นมือถือสำหรับการจำแนกและระบุชื่อเครื่องมือวัดที่ต้องการ อาจเกิดความคาดเคลื่อนจากสภาพแวดล้อมต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นความสามารถในการรับภาพของโทรศัพท์มือถือที่แตกต่างกัน แสงจากภายนอก หรือแสงสะท้อนตัววัตถุ ความนิ่งของมือผู้จับภาพ หรือแม้กระทั่งระยะของการจับภาพที่แตกต่างกันเพียงเล็กน้อย ก็สามารถเป็นผลให้เกิดค่าความคาดเคลื่อนได้ แต่หากสามารถควบคุมการจับภาพและการใช้แอปพลิเคชันให้มีประสิทธิภาพได้ดียิ่งขึ้น งานวิจัยนี้จะสามารถต่อยอดไปยังการถึงการตรวจสอบวัตถุ ชิ้นส่วนเครื่องจักร อุปกรณ์เครื่องจักร หรืออะไหล่เครื่องจักร ให้แสดงผลการซ่อมบำรุงประจำปี หรือนำไปสู่การควบคุมคลังสินค้าสำหรับการเก็บอุปกรณ์เครื่องจักร และเครื่องมือวัดเหล่านี้ได้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Luca, Bondi. 2015. “**First Step Toward Camera Model Identification with Convolutional Neural Networks.**” IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS. Vol. 14 No. 8: 259 – 263
- [2] Johnnes, A. 2018. “**Deep Convolutional Neural Networks for mobile capture device-based crop disease classification in the wild**”, Computers and Electronics in Agriculture.
- [3] Stanford University. **Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.** [Online]. Available: <http://cs231n.github.io/neural-networks-1/>
- [4] Stanford University. **CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.** [Online]. Available: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#overview>
- [5] Arden Dertat. **Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks.** [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>
- [6] Jason Brownlee. **Understand the Impact of Learning Rate on Model Performance With Deep Learning Neural Networks.** [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/understand-the-dynamics-of-learning-rate-on-deep-learning-neural-networks/>
- [7] J. Clerk, Maxwell. 2018. **Reducing Loss: Learning Rate.** [Online]. Available: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/reducing-loss/learning-rate>
- [8] Tianmei Guo, Jiwen Dong, Henjian Li and Yunxing. 2017. “**Simple Convolutional Neural Network on Image Classification.**” IEEE 2nd International on Big Data Analysis
- [9] GitHub. **Loss Functions.** [Online]. Available: [https://ml-cheatsheet.readthedocs.io/en/latest/loss\\_functions.html](https://ml-cheatsheet.readthedocs.io/en/latest/loss_functions.html)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีเทคนิคแบบสงวนเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [10] ดร. เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดิ์ดา. 2557. **An Introduction to Data Mining Techniques การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคดาต้า ไมน์นิ่ง เบื้องต้น**. พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพฯ. เอเชีย ดิจิตอลการพิมพ์
- [11] Bernard Marr. 2016. **What Is The Difference Between Artificial Intelligence And Machine Learning?** [Online]. Available: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2016/12/06/what-is-the-difference-between-artificial-intelligence-and-machine-learning/#47f633b12742>
- [12] Keiron O'Sheab and Ryan Nash, "An Introduction to Convolutional Neural Networks", arXiv:1511.08458v2 [cs.NE] 2 Dec 2015
- [13] ดร. โกเมศ อัมพวัน. 2016. **Data mining—การทำเหมืองข้อมูล**. [Online]. Available: <https://staff.informatics.buu.ac.th/~komate/886464/%5b6%5d-Classification.pdf>
- [14] Jared Duke. 2018. **TensorFlow**. [Online]. Available: <https://github.com/tensorflow/tensorflow>
- [15] Google Developers Site. 2018. **TensorFlow Lite guide**. [Online]. Available: <https://www.tensorflow.org/lite/guide>
- [16] TensorFlow team. 2017. **Announcing TensorFlow Lite**. [Online]. Available: <https://developers.googleblog.com/2017/11/announcing-tensorflow-lite.html>
- [17] Mostafa Gamal . 2018. **MobileNet**. [Online]. Available: <https://github.com/MG2033/MobileNet>
- [18] Alfredo Canziani, Adam Paszke, Eugenio Culurciello. 2017. **An Analysis of Deep Neural Network Models for Practical Application**. arXiv:1605.07678v4
- [19] Andrew G. Howard, Menglong Zhu, Bo Chen, Dmitry Kalenichenko, Weijun Wang, Tobias Weyand, Marco Andreetto, Hartwig Adam. 2017. **MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications**. arXiv:1704.04861v1.
- [20] Sarang Narkhede. 2018. **Understanding Confusion Matrix**. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์คสำหรับจำแนกเครื่องมือวัดผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR INSTRUMENTS CLASSIFICATION BY MOBILE APPLICATION

จุฑาทิพย์ สกุลเพ็ชร<sup>1</sup> และ ทวีพล ช่อสัดย<sup>1</sup>

<sup>1</sup>สาขาวิชาวิศวกรรมการวัดคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร โทรศัพท์ 089-494-1329 E-mail: s.juthathip@outlook.com

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการจำแนกชนิดของเครื่องมือวัดในอุตสาหกรรมด้วยวิธีคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์คผ่านแอปพลิเคชันมือถือ โดยสามารถจำแนกชื่อของเครื่องมือวัดที่ต้องการตรวจสอบ ซ่อมบำรุง หรือเปลี่ยนใหม่เมื่อเกิดชำรุดเสียหายในสายการผลิต โดยการนำภาพถ่ายจากแอปพลิเคชันมือถือมาประมวลผล หลังจากนั้นแอปพลิเคชันมือถือจะแสดงข้อมูลเฉพาะของเครื่องมือวัดเหล่านั้นขึ้นมา วิธีการนี้เป็นการเพิ่มความสะดวก และรวดเร็วในการนำข้อมูลเฉพาะของอุปกรณ์เครื่องมือวัดเหล่านั้นไปใช้ในการตรวจสอบและนำข้อมูลทางด้านเทคนิคของเครื่องมือวัดนั้นไปทำการซ่อมบำรุง หรือเปลี่ยนใหม่ได้อย่างถูกต้อง ตรงตามมาตรฐานที่กำหนด ซึ่งผลจากการทดลองการจำแนกเครื่องมือวัดผ่านแอปพลิเคชันมือถือของบทความนี้ มีค่าความแม่นยำในการจำแนก 100% แต่มีสัดส่วนที่คำนวณได้แตกต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะความยากง่ายของรูปที่นำไปใช้ในการเรียนรู้และทดสอบ

คำสำคัญ: การจำแนกเครื่องมือวัด, คอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค

### Abstract

This paper is presented classification of instruments for the industry via mobile application by convolutional neural network method. This method can classify specific name of instruments which are wanted to maintain or repair by using image on mobile application processing. After that mobile application will be show the specific data information and details of them. This method is comfortable and quick to get the specific data information and details for checking process to maintain or repair correctly with precise standard. From the result, the accuracy of classification via mobile application is 100%. However percentage of prediction by

calculated may be different depending on feature of each instrument type were used to train and test.

Keywords: classification, instruments, convolutional neural network

### 1. บทนำ

เนื่องจากอุตสาหกรรมการผลิตสินค้าในปัจจุบัน จะต้องทำการผลิตสินค้าให้ตรงตามจำนวนที่ลูกค้าต้องการและในระยะเวลาที่กำหนด ในช่วงที่ลูกค้าต้องการสินค้าจำนวนมาก ผู้ผลิตจะต้องทำการผลิตสินค้าให้เพียงพอต่อการขาย ดังนั้นในโรงงานอุตสาหกรรมจึงมีความจำเป็นที่จะต้องเดินเครื่องจักรยาวนานกว่าปกติ มีผลทำให้เครื่องมือวัดต่างๆอาจเกิดการชำรุดเสียหายได้โดยง่าย พนักงานซ่อมบำรุงจะต้องทำการเปลี่ยนอุปกรณ์เหล่านั้นให้กลับมามีใช้งานให้ได้รวดเร็วที่สุด เพื่อป้องกันการเสียหายที่จะเกิดกับเครื่องจักร โดยผู้ใช้งานจะต้องทราบชื่อของเครื่องมือวัด หมายเลขเครื่องมือวัด (Serial Number) หรือหมายเลขรุ่นชิ้นส่วน (Part Number) เพื่อนำไปค้นหาข้อมูลจากฐานข้อมูลภายใน หรือเอกสารต่างๆ ซึ่งหากเกิดเหตุการณ์ฉุกเฉินขณะที่สายการผลิตกำลังทำงานอยู่ อาจทำให้เกิดความล่าช้าและเกิดความเสียหายตามมาได้

ที่ผ่านมาได้มีโอกาสศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกประเภทของรูปภาพด้วยวิธีคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Convolutional Neural Network) ของ Luca Bondi [1] ซึ่งเป็นการนำเสนอขั้นตอนแรกๆที่เกี่ยวกับจำแนกรูปจากกล้องด้วยคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค และ Johnnes A., [2] ได้นำเสนอคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์คเชิงลึกสำหรับการจับภาพด้วยโทรศัพท์มือถือเพื่อการจำแนกการติดโรคของพืชในป่า ซึ่งเป็นการจำแนกโรคที่เกิดกับพืชได้ทันทีจากการพบสิ่งผิดปกติบริเวณใบ และทำการถ่ายภาพผ่านโทรศัพท์มือถือ เพื่อประมวลผลว่าเกิดโรคอะไรกับต้นไม้ต้นนี้

จากการศึกษาหลักการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยวิธีคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Convolutional Neural Network) และงานวิจัยข้างต้นนั้น ทำให้เกิดแนวทางการประยุกต์ใช้วิธีดังกล่าวเพื่อช่วยอำนวยความสะดวก

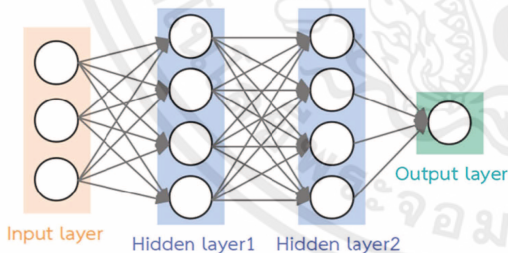
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สะดวก และรวดเร็วในการซ่อมแซม หรือเปลี่ยนอุปกรณ์เครื่องมือวัดเมื่อเกิดเหตุการณ์ฉุกเฉิน โดยทำการจำแนกชื่อของเครื่องมือวัด และแสดงข้อมูลเฉพาะทางด้านเทคนิค วิธีการนี้ทำให้การค้นหารายละเอียดของอะไหล่ง่ายขึ้น โดยผ่านการนำภาพถ่ายรูปเครื่องมือวัดจากแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ (Mobile Application) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำวิธีการจำแนกภาพด้วยการคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์คมาประยุกต์ใช้ เพื่อการจำแนกเครื่องมือวัดที่ติดตั้งอยู่ในสายการผลิต เพื่อลดระยะเวลาในการตรวจสอบ ซ่อมแซม หรือบำรุงรักษาอุปกรณ์ดังกล่าว และทำให้เกิดการทำงานที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

**2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง**

**2.1 คอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Convolutional Neural Network)**

คอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค เป็นนิวรอลเน็ตเวิร์คเชิงลึกรูปแบบหนึ่ง โดยนิวรอลเน็ตเวิร์คหรือโครงข่ายประสาทเทียมคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทจริงของมนุษย์ ซึ่งแบบจำลองแต่ละโครงข่ายประสาทนั้น จะมีเซลล์ประสาทเชื่อมต่อกัน แบบจำลองดังกล่าวนี้จะสามารถปรับตั้งค่าตัวเองให้เข้ากับชุดข้อมูลที่ได้เรียนรู้เข้าไปได้ มีการทำงานพื้นฐานที่ง่ายไม่ซับซ้อน นิวรอลเน็ตเวิร์คจะประกอบไปด้วย 3 ส่วนคือ ส่วนแรก Input Layer ซึ่งเป็นการเตรียมข้อมูล และทำหน้าที่ส่งข้อมูลเข้าไป เขายังชั้น Hidden Layer ชั้นแรกด้วย นิวรอล ส่วนถัดมาคือ Hidden Layer จะเป็นชั้นที่อยู่ระหว่าง Input Layer และ Output Layer ซึ่งจะเป็นชั้นของการเรียนรู้ และคำนวณข้อมูล ซึ่งเมื่อมีหลายๆ Hidden Layer จึงเรียกว่าการเรียนรู้เชิงลึก และส่วนสุดท้ายคือ Output Layer จะเป็นส่วนรวบรวมผลลัพธ์เพื่อนำส่งข้อมูลออก กล่าวคือเป็นส่วนที่นำข้อมูลที่ได้จากการคำนวณใน Hidden Layer ส่งเป็นข้อมูลสุดท้ายออกไป



รูปที่ 1 โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์คเชิงลึก

แต่สำหรับคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค จะเป็นนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้ชั้นคอนโวลูชันนอลสำหรับการกรองข้อมูลที่ได้จากข้อมูลนำเข้า ซึ่งการสร้าง

สถาปัตยกรรมคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค จะสามารถแบ่งได้เป็น 3 องค์ประกอบหลัก [3] ดังนี้

**2.1.1 ชั้นคอนโวลูชันนอล (Convolutional Layer)**

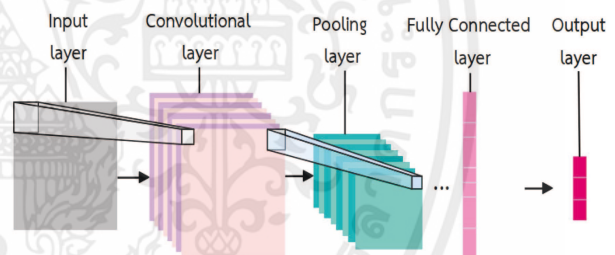
สำหรับชั้นนี้จะประกอบไปด้วยตัวกรองจำนวนหนึ่ง ซึ่งจะทำหน้าที่ในการดึงลักษณะของกลุ่มข้อมูลนำเข้า จากการพิจารณาเพียงพิกเซลบริเวณรอบพิกเซลที่สนใจ

**2.1.2 ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer)**

ชั้นนี้จะเป็นชั้นที่ต่อจากชั้นคอนโวลูชันนอล เป็นการทำการลดขนาดของข้อมูลนำเข้าที่ได้จากการคอนโวลูชันนอล ในขณะที่ข้อมูลนำเข้ายังคงมีรายละเอียดครบถ้วนเช่นเดิม สำหรับชั้นพูลลิ่งมีไว้เพื่อให้เน็ตเวิร์คไม่ต้องมีจำนวนนิวรอลมากนัก จึงช่วยทำให้การคำนวณและประมวลผลรวดเร็วขึ้น

**2.1.3 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer)**

ในขั้นสุดท้ายของคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์คจะเป็นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ ซึ่งหลังจากขั้นนี้แล้ว ชุดข้อมูลจะถูกส่งไปยัง Output Layer จำนวนของผลลัพธ์ในชั้นนี้จะเป็นกลุ่มของข้อมูลที่ทำการประมวลผล และจำแนกข้อมูลเป็นที่เรียบร้อยแล้ว



รูปที่ 2 โครงสร้างของคอนโวลูชันนอลนิวรอลเน็ตเวิร์ค

**2.2 อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)**

เป็นที่ทราบกันว่า Gradient Vector นั้นมีทั้งทิศทาง และขนาด ซึ่งขั้นตอนการนำ Gradient Descent มาทำการประมวลผลโดยการคูณกันซึ่งเรียกว่า Learning Rate (หรือบางครั้งเรียกว่า Step Size) เพื่อที่จะนำข้อมูลการประมวลผลนี้ไปใช้เป็นข้อมูลถัดไป โดยเป็นการประมวลผลจากจุดก่อนหน้า [4] โดยมีไฮเปอร์พารามิเตอร์ ซึ่งเป็นปุ่มควบคุมที่โปรแกรมเมอร์ปรับแต่งในอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยกลไกการเรียนรู้ กลไกการเรียนรู้ส่วนใหญ่ใช้เวลาในการปรับ Learning Rate ให้มาก หากต้องเลือก Learning Rate ที่เล็กเกินไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเรียนรู้จะใช้เวลานาน ในทางตรงกันข้ามหากปรับ Learning Rate ให้มีขนาดใหญ่เกินไป จุดต่อๆ ไปของ Learning Rate จะตั้งกลับอย่างต่อเนื่อง ในช่วงล่างของกราฟเปรียบเสมือนกับการทดลองกลศาสตร์ควอนตัมซึ่งเกิดการผิดพลาดอย่างร้ายแรง และเกิดการ Overshoot ได้ และสุดท้ายเป็นการปรับ Learning Rate ให้มีขนาดเหมาะสม ซึ่งเป็นการทำการควบคุมจำนวนที่ใช้ทำการปรับน้ำหนักของเครือข่ายด้วยการคำนึงถึง Loss Function ที่เปลี่ยนแปลงไป มาปรับ Learning Rate ให้มีขนาดเหมาะสม โดยหากทราบว่า loss function มีขนาดเล็กไป เราสามารถลองใช้ Learning Rate ที่มีขนาดใหญ่ขึ้นได้ ซึ่งจะชดเชย Gradient ขนาดเล็กและส่งผลให้ขนาด Learning Rate ใหญ่ขึ้น [5]

### 2.3 การสูญเสีย (Loss function)

การสูญเสีย คือ ผลเสียของการคาดการณ์หรือทำนายข้อมูลที่ผิด โดยการสูญเสียคือจำนวนที่ระบุว่าค่าการคาดการณ์ข้อมูลของแบบจำลองนั้นไม่ดีเพียงใด ถ้าการคาดการณ์ของแบบจำลองนั้นถูกต้องสมบูรณ์ การสูญเสียก็จะเป็นศูนย์ เป้าหมายของการฝึกแบบจำลองข้อมูลนั้นคือ การหาชุดน้ำหนักและ Biases ที่มีค่าการเฉลี่ยของการสูญเสียน้อย

### 2.4 Cross-Entropy

คือการวัดค่าความสูญเสีย หรือความแตกต่างของการแจกแจงความน่าจะเป็น โดยวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกข้อมูล โดยผลลัพธ์ควรเป็นค่าความน่าจะเป็นระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งวิธีการที่ใช้ก็คือ การค่อยๆ วัดความต่างของการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูลที่แท้จริง กับการแจกแจงความน่าจะเป็นของโมเดลที่ได้ทำการสอน แล้วพยายามทำการปรับค่าให้มีความแตกต่างกันน้อยที่สุด

Cross-Entropy เพิ่มขึ้นเนื่องจากความน่าจะเป็นที่คาดการณ์ไว้แตกต่างจากที่ระบุจริง ดังนั้นการทำนายความน่าจะเป็นไปได้ของชุดข้อมูล .012 เมื่อ Label ที่มองเห็นได้จริงเป็น 1 จะเป็นค่าที่ไม่ดี และส่งผลให้ค่าการสูญเสียสูงแบบจำลองที่ถูกต้องสมบูรณ์จะต้องมีข้อมูลบันทึกการสูญเสียเป็น 0

### 3. วิธีดำเนินการวิจัย

#### 3.1 เก็บชุดข้อมูลรูปภาพเครื่องมือวัดที่ต้องการจำแนก

เครื่องมือวัดที่ใช้ในการจำแนกสำหรับงานวิจัยนี้เป็นเครื่องมือวัดยี่ห้อ Endress and Hauser ซึ่งแบ่งออกเป็น 10 ชนิด ทำการเก็บข้อมูลรูปภาพเครื่องมือวัดแต่ละชนิด ชนิดละ 100 รูป สำหรับเพื่อไปทำการใช้วิธีคอนโวลูชันนิวรอลเน็ตเวิร์ค ในการจำแนกเครื่องมือที่ติดตั้งในสายการผลิต

#### 3.2 การจำแนกรูปภาพ

ทำการจำแนกรูปภาพทั้ง 10 ชนิด ด้วยวิธีคอนโวลูชันนิวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งกระบวนการแรกทางระบบจะทำการลดขนาดรูปภาพให้ได้ขนาดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการสอนคือ 224 x 224 Pixels และกำหนด Learning Step สำหรับการสอนรูปทั้งหมด เท่ากับ 500 Step โดยทำการสอนรูปภาพทั้งหมดเข้าไป เพื่อให้สามารถประมวลผลได้ว่ารูปถ่ายของเครื่องมือวัดแต่ละชนิดนั้นมีชื่ออะไร ซึ่งการประมวลผลดังกล่าวคือการประมวลผลบน Terminal ในระบบปฏิบัติการ Linux

### 3.3 สร้างแอปพลิเคชันสำหรับแสดงข้อมูล

นำข้อมูล Binary ที่ได้จากการจำแนกรูปภาพไปทำการสร้างข้อมูลเฉพาะบน Mobile Application เพื่อให้สามารถทำการแสดงเอกสารแนบไปยังฐานข้อมูลเฉพาะสำหรับโทรศัพท์มือถือ เมื่อติดตั้งแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือเรียบร้อยแล้ว จะสามารถเชื่อมต่อไปยังเอกสารข้อมูลเฉพาะของเครื่องมือวัดที่กำลังทำการถ่ายรูปอยู่ได้ทันที ทำการทดสอบการจำแนกชนิดของเครื่องมือวัดจากรูปภาพ โดยทำการทดสอบรูปภาพจำนวน 30 รูปแบ่งเป็นชนิดละ 3 รูป เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของการจำแนกเครื่องมือวัด

### 4. ผลการวิจัย

#### 4.1 ผลการดำเนินการวิจัยจำแนกเครื่องมือวัด

เป็นการแสดงผลเปอร์เซ็นต์การทำนายชื่อเครื่องมือวัด (Instrument Name) เมื่อผ่านการประมวลผลด้วยวิธีคอนโวลูชันนิวรอลเน็ตเวิร์ค โดยนำรูปภาพเครื่องมือวัดจำนวน 30 รูป ซึ่งแบ่งเป็นชนิดละ 3 รูป ตามประเภทที่แตกต่างกัน ทั้ง 10 ชนิด โดยการกำหนดให้หน้าจอแสดงผลชื่อเครื่องมือวัด (Instrument Name) ที่ได้เปอร์เซ็นต์การทำนายสูงสุดแสดงขึ้นมา และพบว่าหน้าจอแสดงผลสามารถแสดงชื่อของเครื่องมือวัด (Instrument Name) จากทั้ง 10 ชนิดได้อย่างถูกต้องทั้งหมด โดยมีเปอร์เซ็นต์สูงสุดของแต่ละประเภทในแต่ละรูปดังนี้

ตารางที่ 1 ผลการทำนายการจำแนกเครื่องมือวัด

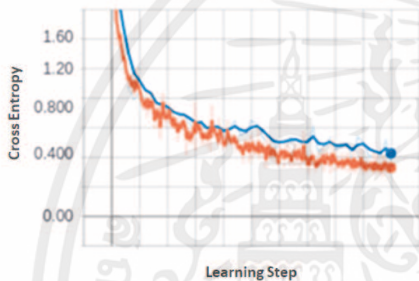
Instrument Name	Predict Photo 1	Predict Photo 2	Predict Photo 3
1. TMR35	99.07%	97.53%	98.19%
2. PMP23	92.20%	80.88%	59.60%
3. FMR10	90.27%	86.78%	33.96%
4. TMR31	81.00%	46.09%	93.06%
5. FTW23	59.25%	66.07%	64.45%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Instrument Name	Predict Photo 1	Predict Photo 2	Predict Photo 3
6. FTL31	59.96%	55.32%	86.18%
7. FTL33	45.88%	71.81%	54.25%
8. FMU30	86.19%	86.61%	47.92%
9. FTL50	42.88%	54.08%	68.21%
10. FTL51	76.90%	36.21%	58.90%

**4.2 ผลการคำนวณ Cross-Entropy**

จากผลการดำเนินการวิจัยพบว่า Cross-Entropy สำหรับการ Train ที่ Learning Step 0 มีค่าเท่ากับ 2.23 และ Cross-Entropy ที่ Learning Step 499 มีค่าเท่ากับ 0.28



รูปที่ 3 ผลการคำนวณ Cross-Entropy

**5. สรุปผลการวิจัย**

บทความนี้นำเสนอการนำคอนโวลูชันนอลเน็ตเวิร์คมาใช้ในการจำแนกเครื่องมือวัดที่ติดตั้งในสายการผลิต ผ่านแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ ซึ่งทำให้การรับทราบข้อมูลเป็นไปด้วยความสะดวกและรวดเร็วขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองดังกล่าวพบว่า แอปพลิเคชันการจำแนกภาพและแสดงข้อมูลของเครื่องมือวัดที่ทำการถ่ายภาพอยู่นั้น สามารถแสดงชื่อ และข้อมูลเอกสารเฉพาะของเครื่องมือวัด ซึ่งคิดเป็นค่าความแม่นยำของการดำเนินการวิจัยที่ได้นั้นเป็น 100% และค่า Cross-Entropy จะมีค่าลดลงเมื่อมี Learning Step ที่เพิ่มขึ้น ถึงแม้ว่าค่า Cross-Entropy จะไม่ได้เท่ากับ 0 ซึ่งเป็นค่าที่ดีที่สุด แต่ก็อยู่ในช่วงที่มีการสูญเสียไม่มากและยอมรับได้ ผู้จัดทำมีความคาดหวังว่าในอนาคต หากการจำแนกเครื่องมือวัดมีความหลากหลายยิ่งขึ้น และสามารถปรับปรุงให้ค่า Cross-Entropy ดีขึ้นได้แล้วนั้น ข้อมูลดังกล่าวจะสามารถไปทำการประมวลผลต่อยอด โดยเชื่อมต่อไปยังระบบการจัดเก็บสินค้า เพื่อทำการตรวจสอบ และนับจำนวนสินค้าคงเหลือในคลังจัดเก็บสินค้าของโรงงานได้ต่อไป

**6. กิตติกรรมประกาศ**

ขอขอบคุณ รศ.ดร.ทวีพล ชื้อสัตย์ สำหรับการให้โอกาส ให้คำแนะนำ และคำปรึกษาสำหรับการจัดทำวิจัยฉบับนี้ ขอขอบคุณอาจารย์และเจ้าหน้าที่ ภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุม สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุกท่าน ตลอดจนเพื่อนร่วมชั้นเรียนที่คอยช่วยเหลือและสนับสนุนการทำวิจัยในครั้งนี้

**เอกสารอ้างอิง**

- [1] Luca Bondi "First Step Toward Camera Model Identification with Convolutional Neural Networks", the Journal of Latex Class Files, Vol. 14, No. 8, August 2015, 259 - 263
- [2] Johnnes A. "Deep Convolutional Neural Networks for mobile capture device-based crop disease classification in the wild", Computers and Electronics in Agriculture, 2018
- [3] Justin Johnson. and Andrej Karpathy. (2016). CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition [Online], Available: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#overview>, 2018
- [4] J. Clerk Maxwell. (2018). Reducing Loss: Learning Rate [Online], Available: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/reducing-loss/learning-rate>, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp. 68-73., 2018
- [5] Tianmei Guo, Jiwen Dong, Henjian Li and Yunxing "Simple Convolutional Neural Network on Image Classification", IEEE 2nd International on Big Data Analysis, 2017

**ประวัติผู้เขียนบทความ**

นางสาวจุฑาทิพย์ สกุลเพ็ชร กำลังศึกษา วศ.ม.(วิศวกรรมการวัดคุม) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
 รศ.ดร.ทวีพล ชื้อสัตย์ วศ.บ.(วิศวกรรมการวัดคุม) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2538  
 วศ.ม.(วิศวกรรมไฟฟ้า) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2541  
 วศ.ด.(Mont-Institute for Automation) University of Leoben, Austria, 2551

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นางสาวจุฑาทิพย์ สกุลเพ็ชร  
 วัน เดือน ปี เกิด 19 กุมภาพันธ์ 2532  
 ที่อยู่ 411/41 ต.โนนคลองบางปลากด อ.พระสมุทรเจดีย์ จ.สมุทรปราการ  
 10290

### ประวัติการศึกษา

ระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด  
 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี  
 ความเชี่ยวชาญ เครื่องมือวัดในอุตสาหกรรม และการจำแนกวัตถุด้วยวิธีโครงข่ายประสาท  
 เทียมแบบคอนโวลูชันนอล



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้