

การประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องเพื่อตรวจจับภาพชิ้นส่วน ที่มีสนิมของโครงสร้างเหล็กอาคารโกดังสินค้า The application of machine learning to detect rust on steel structures in warehouse buildings.

ณิศวรา ศรีแก้ว^{1,*} กอปร ศรีนาวิน² และวุฒิพงษ์ กุศลคุ้ม³

^{1,2}ภาควิชาวิศวกรรมโยธา, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยขอนแก่น, ขอนแก่น

³ภาควิชาวิศวกรรมโยธา, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ, ขอนแก่น

*Corresponding author; E-mail address: korbsri@kku.ac.th

บทคัดย่อ

ปัจจุบันอุตสาหกรรมขนส่งสินค้ามีความต้องการใช้พื้นที่โกดังในแต่ละจุดสำคัญในแต่ละเมืองภายในประเทศไทย เนื่องด้วยการเข้าถึงสินค้า และความต้องการสินค้าของกลุ่มผู้ใช้บริการสูงขึ้นต่อกลุ่มธุรกิจการพาณิชย์ อิเล็กทรอนิกส์ ทำให้อาคารโกดังสินค้ามีการก่อสร้างเพิ่มขึ้นโดยรูปแบบอาคารชนิดนี้โดยส่วนมากมีเหล็กเป็นวัสดุหลักในส่วนของงานโครงสร้าง เหล็กเป็นวัสดุโครงสร้างที่สำคัญประเภทหนึ่งในอุตสาหกรรมก่อสร้าง แต่ถึงแม้จะเป็นวัสดุที่สำคัญแต่เหล็กนั้นเป็นวัสดุที่ไม่เสถียร เมื่อนำมาใช้จะเกิดการกัดกร่อนและสึกหรอ การกัดกร่อนที่มักเกิดกับเหล็กนั้นคือสนิม สนิมเป็นรูปแบบหนึ่งของการกัดกร่อนที่เกิดจากปฏิกิริยาออกซิเดชันของเหล็กเมื่อสัมผัสกับอากาศและความชื้น การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์ตรวจจับภาพชิ้นส่วนที่มีสนิมเพื่อให้การบริหารจัดการซ่อมแซมอาคารสามารถดำเนินการวางแผนได้มีประสิทธิภาพ โดยทำการเก็บข้อมูลจากภาพชิ้นส่วนที่เกิดสนิมและไม่สนิมในโครงการก่อสร้างโกดังสินค้าจำนวน 133 ภาพ ด้วยโทรศัพท์เคลื่อนที่แบบพกพา จากนั้นนำมาจำแนกปริมาณพิกเซลของสี สีแดง สีเขียว สีฟ้า และสร้างแบบจำลองเพื่อประเมินประสิทธิภาพด้วยอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองมีค่าความถูกต้องร้อยละ 70 ในการทำนายภาพที่มีสนิม ซึ่งสามารถใช้แบบจำลองเพื่อประเมินสนิมในโครงสร้างเหล็กในเบื้องต้นได้เพื่อที่จะวางแผนการบำรุงรักษาต่อไป

คำสำคัญ: สนิม, การเรียนรู้ของเครื่อง, โครงสร้างเหล็ก และการบริหารโครงการก่อสร้าง

Abstract

Nowadays, the logistics industry has a demand for warehouse floors in each key point in Thailand. Since reaching and demanding of product from service users is higher in the electronic commerce business group resulting in this type of

building in causing more warehouse buildings to be built. The majority of which use steel as the main structural material, it is one of the most important structural materials in the building industry even though it is an unstable object. When used, corrosion and wear occur. The corrosion that usually occurs with steel is rust. Rust is a form of corrosion caused by the oxidation of iron when exposed to air and moisture. This study aims to detect images of rusty parts to enable efficient planning of building repair management that collecting data from 133 pictures of rusty and non-rusty parts in a warehouse construction project by smartphones. Then, the pixel counts of red, green, and blue colors were classified and creating a model to evaluate the performance with the K-Nearest Neighbors algorithm. The results showed that the model was more than 70 percent accurate in predicting rusty images. The model can estimate preliminarily rust in steel structures in order to plan for maintenance.

Keywords: rust, machine learning, steel structure and construction management

1. บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบันอุตสาหกรรมโลจิสติกส์ มีแนวโน้มที่จะขยายตัวอย่างต่อเนื่อง ผู้ประกอบการสามารถที่จะเข้าถึงการขนส่งสินค้าได้รวดเร็วและสะดวกมากยิ่งขึ้น เนื่องจากมีความหลากหลายทางการขนส่งสินค้า ทั้งเอกชนและภาครัฐ จากสถิติกรมการขนส่งที่มียอดการจดทะเบียนรถบรรทุกด้วยการขนส่งทางบกในปีพ.ศ. 2555 ถึง พ.ศ. 2564 เพิ่มขึ้นต่อเนื่อง โดยมีจำนวนรถที่ทำการขึ้นทะเบียนทั้งหมด 898,214 คัน และ 1,201,832 คัน ตามลำดับ [6] ดังนั้นจึงส่งผลต่อความต้องการในการใช้พื้นที่โกดังเพื่อรองรับสินค้าที่มา

จากอุตสาหกรรมโลจิสติกส์ที่มากขึ้น โดยจากข้อมูลสำมะโนธุรกิจและอุตสาหกรรมในปี พ.ศ. 2565 มีจำนวนคลังสินค้าและกิจกรรมที่สนับสนุนการขนส่ง ทั้งหมดจำนวน 4,492 แห่ง [7] ตัวอย่างเช่น ธุรกิจประเภทยานยนต์ที่ต้องการสั่งซื้อยางรถยนต์จากโรงงาน ครั้งละ 1,000 เส้น เป็น 10,000 เส้นเพื่อที่จะเป็นตัวแทนในการเป็นผู้ค้าส่งจากผู้ค้าปลีกรายย่อย [5] จึงจะต้องมีการใช้พื้นที่โกดังในการเก็บสินค้าเพิ่มมากขึ้น

จากที่กล่าวมาในข้างต้น ทำให้มีการก่อสร้างโกดังสินค้าเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมาก หนึ่งในทางเลือกที่ช่วยลดต้นทุนการก่อสร้างโกดังสินค้า คือ การนำวัสดุเก่ามาใช้ซ้ำอีก ถึงแม้ว่าจะเป็นการใช้งานส่วนประกอบเหล็กกลับมาใช้ใหม่ โดยหลัก ๆ จะใช้เพื่อวัตถุประสงค์รอง และส่วนมากจะใช้ในอุตสาหกรรมและโกดังเก็บของ [8-9] เนื่องจากโครงสร้างโกดังมีเหล็กเป็นวัสดุหลักของงานโครงสร้าง เมื่อมีการนำเหล็กที่เคยใช้งานกลับมาใช้ใหม่ โดยธรรมชาติของเหล็กนั้นเมื่อผ่านการใช้งาน อาจทำให้เหล็กเกิดการเสื่อมสภาพได้ หนึ่งในสาเหตุของการเสื่อมสภาพนั้นคือ การกัดกร่อนหรือสนิม [10]

สนิมเป็นรูปแบบหนึ่งของการกัดกร่อน เกิดจากปฏิกิริยาออกซิเดชันของเหล็กเมื่อสัมผัสกับอากาศและความชื้น ดังนั้น แม้ว่ามีการกัดกร่อนจะส่งผลต่อวัสดุต่าง ๆ กัน แต่สนิมก็จำกัดเฉพาะเหล็กและโลหะผสมเหล็กเท่านั้น สนิมจะปรากฏเป็นสีแดงหรือน้ำตาลอมส้ม ผลกระทบที่สำคัญของการเกิดสนิมคือจะทำให้พื้นผิวของวัสดุเหล็กอ่อนนุ่มกว่ามันหลุดลอกและสลายตัว อาจทำให้กระบวนการสึกกร่อนแย่ลงและเร็วขึ้นได้ [1]

การเรียนรู้ของเครื่อง คือ กระบวนการวิธีในการเรียนรู้ รูปแบบที่ซับซ้อนจากข้อมูลที่มีอยู่ และใช้รูปแบบเหล่านี้เพื่อทำการคาดการณ์หรือทำนายกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน สำหรับระบบการเรียนรู้ของเครื่องในการจะสอนให้เรียนรู้ ต้องมีบางสิ่งที่ให้รู้ ซึ่งก็คือ “ข้อมูล” จากนั้นตามด้วยค่าเอาต์พุตเมื่อป้อน “ชุดข้อมูล” เหล่านี้เข้าไปมากเพียงพอ ระบบการเรียนรู้ของเครื่อง จะทำการเรียนรู้หาความสัมพันธ์และเมื่อเรากรอกคุณสมบัติอื่น ๆ ระบบก็จะสามารถคาดคะเนได้ [12]

จากที่กล่าวมาข้างต้นดังนั้นผู้วิจัย จึงทำการศึกษาค้นคว้าการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) มาประยุกต์ใช้ในการคัดแยกสนิม เพื่อประมวลผลภาพถ่ายชิ้นส่วนโครงสร้างเหล็กที่มีสนิมและไม่มีสนิม

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อประเมินศักยภาพของแบบจำลองในการคัดแยกภาพสนิมของชิ้นส่วนโครงสร้างเหล็ก

2. การศึกษาที่เกี่ยวข้อง

2.1 สนิมและงานก่อสร้าง

กระบวนการควบคุมคุณภาพ (Quality Control) เป็นกระบวนการติดตามและบันทึกผลลัพธ์ของการดำเนินกิจกรรมด้านคุณภาพ เพื่อที่จะประเมินผลการปฏิบัติงาน และให้คำแนะนำการเปลี่ยนแปลงแก้ไขที่จำเป็น [42] สนิมเป็นรูปแบบหนึ่งของการกัดกร่อน (Corrosion) เกิดจากปฏิกิริยาออกซิเดชันของเหล็กเมื่อสัมผัสกับอากาศและความชื้น [1] รูปแบบของ

สนิมที่คุ้นเคยที่สุดคือ การเคลือบสีแดงที่ก่อตัวเป็นเกล็ดบนเหล็กและเหล็กกล้า (Fe_2O_3) หรือที่เรียกกันว่าสนิมผิว (Rust) [2] และการกัดกร่อนแบบ สนิมขุม (Pitting Corrosion) เป็นการกัดกร่อนแบบเป็นจุดหรือแบบสนิมขุมเป็นการกัดกร่อนเฉพาะที่เป็นอันตรายมาก ส่งผลให้ผิวหน้าเป็นรูเล็ก ๆ หรือเป็นรูทะลุตลอดเนื้อวัสดุ [41] ซึ่งสนิมแต่ละสีที่แตกต่างกันสะท้อนถึงองค์ประกอบทางเคมีที่ต่างกันของสนิม เช่น สีแดง สีเหลือง และสีน้ำตาล [39-40] แสดงดังต่อไปนี้

- 1) สนิมสีแดง (ปริมาณออกซิเจนสูง+น้ำสูง) เกิดจากการที่โลหะเกิดปฏิกิริยากับน้ำ (ปฏิกิริยาออกซิเดชัน) เหล็กจะสูญเสียอิเล็กตรอนและไปรวมตัวกับออกซิเจน เกิดเป็นเหล็กออกไซด์ที่มีสีแดง ซึ่งจะเกาะอยู่บนผิวของโลหะ สนิมสีแดงมีการกัดกร่อนสม่ำเสมอและเป็นสนิมที่อ่อนตัวมาก จึงสามารถหลุดออกง่ายกว่าสนิมชนิดอื่น ๆ
- 2) สนิมสีเหลือง (ปริมาณความชื้นสูง) เกิดจากเหล็กออกไซด์ที่สามารถละลายได้ (Solvated Rust) เป็นผลทำให้เกิดสนิมสีเหลือง สามารถพบเจอบริเวณที่มีน้ำเค็ม
- 3) สนิมสีน้ำตาล (ปริมาณออกซิเจน+ความชื้นต่ำ) บริเวณที่มีออกซิเจนสูงและมีความชื้นต่ำ จะทำให้เกิดสนิมสีน้ำตาลเป็นสนิมแห้งกว่าสนิมที่กล่าวมาทั้งหมด มีลักษณะเป็นเปลือกสีน้ำตาลแดงบนพื้นผิวของโลหะ บางครั้งปรากฏเป็นจุดไม่สม่ำเสมอ หรือเกิดเฉพาะที่อาจเป็นเพราะผลของการปนเปื้อนของผิวโลหะที่มาจากการบวนการผลิต
- 4) สนิมสีดำ (ออกซิเจนถูกจำกัด) สนิมจากเหล็กที่มีออกซิเจนและความชื้นต่ำ ซึ่งเป็นผลมาจากการออกซิเดชันในสภาพแวดล้อมที่มีออกซิเจนต่ำจึงเกิดเป็นคราบดำ ส่วนใหญ่พื้นที่ที่เกิดมักมีสิ่งปกคลุมเอาไว้ สนิมชนิดนี้เป็นสนิมที่มีความเสถียรมากและแพร่กระจายได้ช้ากว่าสนิมชนิดอื่น ๆ

ปัญหาสำคัญอย่างหนึ่งของการสูญเสียความสามารถในการรับกำลังของโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็กคือ การเกิดปฏิกิริยาทางเคมีเมื่อเหล็กเสริมเกิดสนิมจะเกิดอาการบวมและดันให้คอนกรีตที่ผิวหลุดร่อน [3] โครงสร้างอาคารหรือโครงสร้างสาธารณะในปัจจุบัน เช่น สะพานลอย โกดังสินค้า ถนน สะพาน เสาไฟฟ้าแรงสูง ใช้เหล็กเป็นโครงสร้างต่าง ๆ แต่มีแนวโน้มที่จะเกิดสนิมได้ง่าย เมื่อสัมผัสกับออกซิเจน สนิมเหล่านี้ทำให้วัสดุสึกกร่อน ซึ่งอาจนำไปสู่การเสื่อมสภาพของวัสดุในภายหลัง ดังนั้นการตรวจพบสนิมแต่เนิ่น ๆ จึงมีความสำคัญก่อนที่จะไปถึงส่วนที่สึกกว่าของวัสดุ และทำให้เกิดความเสียหายเพิ่มเติมนำไปสู่ความล้มเหลวของโครงสร้าง [4]

2.2 การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เครื่องในงานก่อสร้าง

การพัฒนาหรือเขียนโปรแกรมแบบปกติทั่วไป มีวิธีการคือ ผู้พัฒนาโปรแกรมเมอร์จะเป็นผู้กำหนดวิธีการคำนวณประมวลผล (Algorithm) กำหนดการทำงาน (Logic) ทั้งหมด ส่วน Machine learning เป็นกระบวนการที่แตกต่างออกไป คือ เป็นการนำข้อมูลมาสอนให้คอมพิวเตอร์

(Machine) เรียนรู้แล้วสร้างส่วนที่เป็นเหมือนกับมันสมองขึ้น เหมือนกับให้เรียนรู้ตัวเองและสามารถคิดได้เอง

อัลกอริทึม (Algorithm) เป็นวิธีหรือขั้นตอนกระบวนการคิดคำนวณทางคณิตศาสตร์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมา ในศาสตร์ Machine Learning จะมีอัลกอริทึมอยู่เป็นจำนวนมาก [12]

จากการศึกษาที่ผ่านมา วิศวกรภาคสนามได้ถ่ายภาพและเก็บภาพจากไซต์งานก่อสร้างทุกวัน และรูปเหล่านี้ทำหน้าที่เป็นการบันทึกของโครงการอย่างไรก็ตามข้อมูลเหล่านี้ยังถูกบันทึกอยู่ในคอมพิวเตอร์แบบไม่เป็นระเบียบเพราะการจัดระเบียบเป็นกระบวนการที่ใช้เวลานาน จึงประยุกต์ใช้อัลกอริทึม เพื่อจำแนกภาพถ่ายก่อสร้างตามประเภทงานโดยอัตโนมัติ [13]

และยังมีการนำอากาศยานไร้คนขับมาประยุกต์ใช้กับการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดข้อผิดพลาดในการทำงานในไซต์ก่อสร้าง ช่วยให้ผลผลิตภาพ ความปลอดภัยในงานก่อสร้าง และความคืบหน้าของงานเพิ่มขึ้น [14] โดยที่ผ่านมามีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในงานก่อสร้างมากมาย ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 สรุปอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการก่อสร้างอาคาร [38]

| การใช้ประโยชน์ | อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องจักร | อ้างอิง |
|-----------------------------------|-------------------------------------|---------|
| การวิเคราะห์ต้นทุน | SVM | [22] |
| | Fast messy genetic (fmGA) and SVM | [23] |
| | Linear Regression, ANN and SVM | [24] |
| การทำนายราคาบ้าน | Non-mating genetic | [25] |
| การตรวจจับวัสดุก่อสร้าง | CNN | [26-28] |
| เอกสารการก่อสร้าง | Photogrammetry | [29-31] |
| การตรวจจับข้อบกพร่องในการก่อสร้าง | CNN | [32-34] |
| การสร้างแบบจำลองข้อมูลอาคาร | SVM | [35] |
| | PCA, Maxium Likelihood Estimation | [36] |
| การจัดการขยะ | PCA, CNN | [37] |

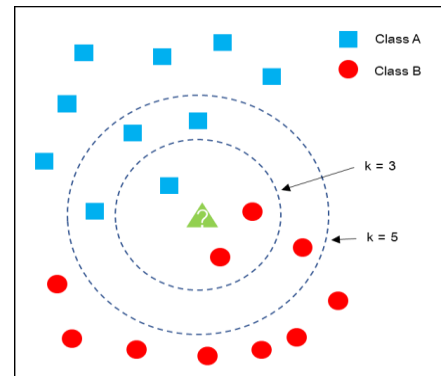
2.3 ภาพถ่ายและประมวลผลภาพถ่าย

การประมวลผลภาพถ่าย เป็นการใช้กรรมวิธีต่าง ๆ ในการประมวลผล ปัจจุบันการประมวลผลภาพแบบภาพดิจิทัลได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก เนื่องจากมีความสะดวก นำไปประยุกต์ได้อย่างแพร่หลายมีความสามารถในการประมวลที่รวดเร็วและแม่นยำ [16] ได้มีการประมวลภาพถ่ายความละเอียดสูง 20 ภาพในแต่ละครั้ง เพื่อวิเคราะห์หาอัตราการใช้พื้นที่จอร์จในชวงวันหยุดและวันธรรมดา จากสถิติที่ได้ทำให้สามารถสร้างกลยุทธ์ในการจัดการพื้นที่จอร์จของเมืองได้ เมื่อใช้การประมวลผล

ภาพและวิธีการวิเคราะห์ที่เหมาะสม จะสามารถวิเคราะห์สถานะความแออัดของถนนและที่จอดรถได้โดยอัตโนมัติ [15]

2.4 KNN ในการวิจัยการจัดการก่อสร้าง

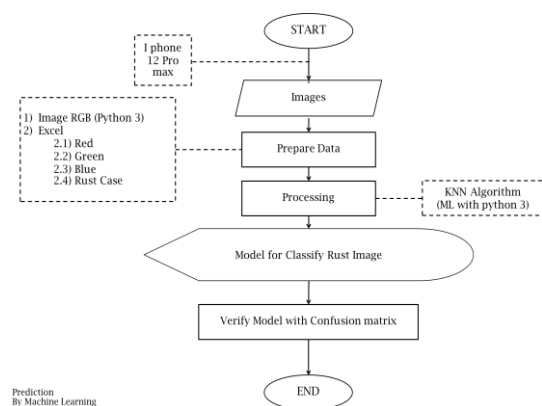
แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด เป็นวิธีการที่ไม่ต้องการพารามิเตอร์หรือแบบจำลองใด ๆ นอกจากนี้ยังเป็นอัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่องที่ง่ายที่สุดอีกด้วย จากรูป 1 หลักการคือ จากค่า k ที่กำหนด ข้อมูลใหม่ในพื้นที่ที่อยู่ใกล้กลุ่มใดมากที่สุด ข้อมูลใหม่จะถูกจัดว่าเป็นกลุ่มข้อมูลนั้น [18] การทำนายการถดถอยนักวิชาการหลายคนประสบความสำเร็จในการนำแบบจำลองมาทำนายการไหลของจราจรในระยะสั้น [17]



รูปที่ 1 K-Nearest Neighbor

3. ขั้นตอนการศึกษาดำเนินการวิจัย

ในการศึกษานี้มีกระบวนการทั้งหมด 5 ขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 การเก็บข้อมูลภาพถ่าย

การศึกษาในครั้งนี้ เก็บข้อมูลจำนวน 133 ภาพ เป็นภาพที่มีสนิมจำนวน 71 ภาพ และไม่มีสนิม 62 ภาพ โดยเก็บข้อมูลด้วยสมาร์ตโฟนที่มีคุณสมบัติดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 คุณสมบัติเฉพาะของสมาร์ตโฟน

| | |
|-------------|---|
| อุปกรณ์ | โทรศัพท์เคลื่อนที่แบบพกพา |
| ประเภท | Smart Phone |
| ความละเอียด | 12 MP |
| รายละเอียด | มีทั้งหมด 3 กล้อง - อัลตราไวด์ รูรับแสงขนาด $f/2.4$ และมุมมอง 120 องศา - ไวด์ รูรับแสงขนาด $f/1.8$ - เทเลโฟโต้ รูรับแสงขนาด $f/2.0$ ระบบป้องกันภาพสั่นไหวแบบออปติคัล (ไวด์และเทเลโฟโต้) ชุดเลนส์ 5 ชั้น (อัลตราไวด์) และชุดเลนส์ 6 ชั้น (ไวด์และเทเลโฟโต้) บันทึกภาพถ่ายและ Live Photos ด้วยขอบเขตสีกว้าง แนบข้อมูลพิกัดตำแหน่งในภาพถ่าย รูปแบบไฟล์ภาพที่บันทึก : HEIF และ JPEG |

3.2 การจัดเตรียมข้อมูล

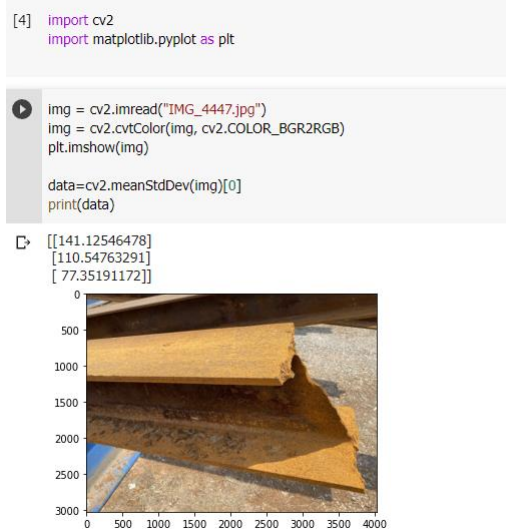
ข้อมูลที่ถูกเก็บจากภาคสนาม จะถูกนำมาจำแนกปริมาณพิกเซลของสีทั้งสามสีได้แก่ สีแดง สีเขียว สีฟ้า โดยทำการจำแนกด้วย Python 3 ผ่านแพลตฟอร์ม Google Collaboratory ดังแสดงในรูปที่ 3

```
[4] import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

img = cv2.imread("IMG_4447.jpg")
img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(img)

data=cv2.meanStdDev(img)[0]
print(data)

[[141.12546478]
 [110.54763291]
 [ 77.35191172]]
```



รูปที่ 3 ตัวอย่างแบบจำลองที่ใช้ในการจำแนกภาพ

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

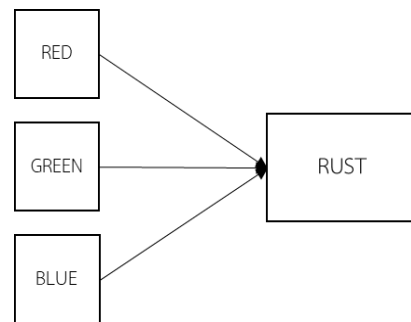
การเรียนรู้ของเครื่อง มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ โดยใช้อัลกอริทึม (Algorithm) ที่มีความหลากหลายในการเรียนรู้หลาย ๆ ครั้ง จากข้อมูลเพื่อให้ได้ความเหมาะสมที่สุด โดยหลักการทำงานของ Machine Learning มีดังต่อไปนี้

- 1) การเรียนรู้จากข้อมูล ผู้ใช้ Machine Learning จึงต้องเตรียมข้อมูลที่มีคุณภาพและมีปริมาณเพียงพอ เพื่อให้ Machine Learning เรียนรู้ได้ผลที่ดี

- 2) หลักการเขียนโปรแกรม ซึ่งปัจจุบันนิยมใช้ภาษา Python เป็นภาษาหลักในการทำ Machine Learning ดังนั้นควรมีความรู้ความเข้าใจหลักการเขียนโปรแกรม Python เพื่อการสร้างและคำนวณตัวแปร และโครงสร้างข้อมูลแต่ละประเภท
- 3) เขียนโค้ดเพื่อแปลงสมการคณิตศาสตร์ให้กลายเป็น อัลกอริทึม (Algorithm) โดยจะต้องเลือกใช้อัลกอริทึมที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งผู้วิจัยได้เลือกใช้อัลกอริทึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (k-Nearest Neighbors) เพื่อสร้างแบบจำลองในการประมวลผลภาพถ่ายที่เกิดสนิม

3.4 แบบจำลองเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด

แบบจำลองเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor ; KNN) มีการทำงานของอัลกอริทึมดังรูปที่ 4 โดยภาพที่มีสีสนิมจะถูกคัดแยกจากปริมาณพิกเซล สีแดง สีเขียว สีน้ำเงิน



รูปที่ 4 ระบบสีที่ใช้ในการคัดแยกสนิม

K-Nearest Neighbor เป็นอัลกอริทึม สามารถใช้กับลักษณะ Classification และ Regression ได้ หลักการทำงานคือการเทียบหาชุดข้อมูลจุดใหม่ ถ้าอยู่ใกล้กับจุดใดจะจัดว่าเป็นกลุ่มนั้น (ชื่อ Nearest Neighbor หมายถึงจัดให้เข้ากับกลุ่มเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดซึ่งค่า k เป็นตัวกำหนดว่าจะเทียบหาจุดเพื่อนบ้านกี่จุด) [12] โดยขั้นตอนการหาระยะที่ใกล้ที่สุดด้วยสมการ Euclidean Distance [19] ดังสมการ (1)

$$d(x_i, y_i) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,k} - y_{i,k})^2} \quad (1)$$

โดย $d(x_i, y_i)$ คือ ระยะห่างระหว่าง ตัวอย่าง x_i และ ตัวอย่าง y_i

$x_{i,k}$ คือคุณสมบัติตัวที่ k ของตัวอย่าง x_i

3.5 ตรวจสอบความถูกต้องแบบจำลอง

แบบจำลองในแต่ละแบบมีวัตถุประสงค์และค่าเป้าหมายที่แตกต่างกัน ดังนั้นในแต่ละครั้งที่มีการสร้างแบบจำลอง จึงต้องมีการประเมินว่าผลลัพธ์ที่ได้มีความแม่นยำมากน้อยเพียงใด โดยใช้ตาราง Confusion Matrix ดังรูปที่ 5

| | | | |
|--------|--------------|---------------------|---------------------|
| | | Prediction | |
| | | Negative (0) | Positive (1) |
| Actual | Negative (0) | True Negative (TN) | False Positive (FP) |
| | Positive (1) | False Negative (FN) | True Positive (TP) |

รูปที่ 5 ตาราง Confusion Matrix ของระบบ Classification แบบ 2 Class

จากรูปที่ 5 มีความหมายแต่ละช่องดังต่อไปนี้

True Positive (TP) หมายถึง ผลทำนายถูกต้อง สำหรับผลในทางบวก คือ มีสนิม แล้วทำนายว่า มีสนิม

False Negative (FN) หมายถึง ผลทำนายผิด สำหรับผลในทางลบ คือ มีสนิม แล้วทำนายว่า ไม่มีสนิม

True Negative (TN) หมายถึง ผลทำนายถูกต้อง สำหรับผลในทางลบ คือ ไม่มีสนิม แล้วทำนายว่า ไม่มีสนิม

False Positive (FP) หมายถึง ผลทำนายผิด สำหรับผลในทางลบ คือ ไม่มีสนิม แล้วทำนายว่า มีสนิม

เมื่อทำการ Classification แล้วจากนั้นสามารถคำนวณหาค่า Precision เพื่อแสดงจำนวนที่ทำนายได้ถูกต้อง [20] ดังสมการ (2)

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

4. ผลการศึกษา และอภิปรายผล

ผลลัพธ์ในการศึกษาครั้งนี้ แบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ 1) ข้อมูลทั่วไป 2) ผลแบบจำลอง KNN และ 3) ผลการวิเคราะห์ Confusion Matrix

1) ข้อมูลทั่วไป

การศึกษาในครั้งนี้ เก็บภาพสนิมที่เกิดขึ้นในเหล็กชนิดต่าง ๆ ได้แก่ เหล็กข้ออ้อย เหล็กกลม เหล็กกล่องรูปพรรณ และเหล็ก W ซึ่งเมื่อเหล็กเหล่านี้ผ่านการใช้งานจะทำให้ปฏิกิริยากับอากาศและความชื้น เกิดเป็นสนิมสีแดง (ปริมาณออกซิเจนสูง+น้ำสูง) เกิดจากการที่โลหะเกิดปฏิกิริยากับน้ำ (ปฏิกิริยาออกซิเดชัน) เหล็กจะสูญเสียอิเล็กตรอน และไปรวมตัวกับออกซิเจน เกิดเป็นเหล็กออกไซด์ที่มีสีแดง ซึ่งจะเกาะอยู่บนผิวของโลหะ สนิมสีแดงมีการกัดกร่อนสม่ำเสมอและเป็นสนิมที่อ่อนตัวมาก จึงสามารถหลุดออกง่ายกว่าสนิมชนิดอื่น ๆ

2) ผลแบบจำลอง KNN

แบบจำลอง KNN มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพถ่ายที่มีสนิมและไม่มีสนิม ที่ร้อยละ 70.37 ดังแสดงในรูปที่ 6

`metrics.accuracy_score(y_test, predicted)`

`0.7037037037037037`

รูปที่ 6 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากการศึกษาที่ผ่านมาได้มีการจำแนกพระเครื่องชนิดนี้เอง โดยใช้อัลกอริทึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดซึ่งมีประสิทธิภาพการทำนายที่ร้อยละ 68.77 [21]

3) ผลการวิเคราะห์ Confusion Matrix

จากผลการตรวจสอบ KNN ด้วย Confusion Matrix พบว่ากรณีที่มีสนิมมีค่าประสิทธิภาพที่ร้อยละ 70 ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์ Confusion Matrix

| | precision | recall | F1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 1 | 0.7 | 1 | 0.83 | 19 |
| 2 | 0 | | | 8 |
| accuracy | | | 0.7 | 27 |
| Macro avg | 0.35 | 0.5 | 0.41 | 27 |
| Weighted avg | 0.5 | 0.7 | 0.58 | 27 |

5. บทสรุป

การทดลองนี้ผู้วิจัยนำเสนอการจำแนกภาพถ่ายจากโทรศัพท์เคลื่อนที่แบบพกพา ของชิ้นส่วนโครงสร้างเหล็กโกดังสินค้า โดยการเรียนรู้ของเครื่องจักรผ่านอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียง (k-Nearest Neighbor) เพื่อจำแนกภาพถ่ายที่มีสนิมและไม่มีสนิม โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ การสร้างแบบจำลองในการจำแนกภาพถ่ายที่มีสนิมและไม่มีสนิม และการประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง จากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพถ่ายร้อยละ 70 และแบบจำลองมีความแม่นยำร้อยละ 70 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ผ่านมาในอดีตถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้และมีร้อยละความถูกต้องของแบบจำลองมากกว่า [21]

ทั้งนี้การทดลองมีข้อสังเกตคือ หากอุปกรณ์ในการเก็บภาพมีความละเอียดของพิกเซลมากขึ้น จะส่งผลต่อความแม่นยำในการเรียนรู้ของเครื่องจักรมากยิ่งขึ้น นอกจากนี้ผู้วิจัยยังมีแนวคิดในการนำแบบจำลองไปพัฒนาต่อยอดในการจำแนกการเกิดสนิมในเสาไฟฟ้าแรงสูงโดยใช้อากาศยานไร้คนขับเป็นอุปกรณ์ในการเก็บข้อมูล เพื่อสร้างแบบจำลองในการตรวจสอบการเกิดสนิมที่ส่งผลต่อการใช้งานของเสาไฟฟ้าแรงสูงต่อไป

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยขอขอบคุณ สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น และโครงการก่อสร้างอาคารโกดังสินค้าที่ได้ให้โอกาสและความอนุเคราะห์ใน

การจัดทำและศึกษาเพื่อพัฒนาระบบการบริหารต้นทุนให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] NCH Asia, (2020), *All rights reserved. Cleaning Water. Conserving Energy. Maintaining Equipment*, from <https://www.nchasia.com/th-th/nch-insights/industry-news/corrosion-vs-rust-%E2%80%93-how-different-are-they+>.
- [2] Elvers, B. (1991). *Ullmann's encyclopedia of industrial chemistry* (Vol. 17, pp. 363-376). Hoboken, NJ: Verlag Chemie.
- [3] อานนท์ วงษ์ แก้ว. การ ประเมิน กำลัง รับ แรง ตัด และ ความ เหนียว ของ คาน คอนกรีตเสริมเหล็ก ที่ เหล็ก เสริม เกิด สนิม.
- [4] Diaz, J. A. I., Ligeralde, M. I., Jose, J. A. C., & Bandala, A. A. (2017, November). Rust detection using image processing via Matlab. In *TENCON 2017-2017 IEEE Region 10 Conference* (pp. 1327-1331). IEEE.
- [5] ศุภกร รัตน์ บวร, & ธาร ชู ตา พันธุ์ นิ กุล. (2015). การ พิจารณา ทาง เลือก ใน การ เพิ่ม พื้นที่ จัด เก็บ สิ้นค้า โดยใช้ หลักการ ทาง เศรษฐศาสตร์ วิศวกรรม. *UBU Engineering Journal*, 8(2), 48-61.
- [6] สำนักงานสถิติแห่งชาติ, (2564), *15 สถิติการขนส่งและโลจิสติกส์*, <http://statbbi.nso.go.th/staticreport/Page/sector/th/15.aspx>.
- [7] สำนักงานสถิติแห่งชาติ, (2565), *จำนวนรถที่จดทะเบียน จำแนกตาม ประเภท รายภาคและจังหวัด ณ วันที่ 31 ธันวาคม 2555-2564*, <http://statbbi.nso.go.th/staticreport/Page/sector/th/15.aspx>.
- [8] Dunant, C. F., Drewniok, M. P., Sansom, M., Corbey, S., Cullen, J. M., & Allwood, J. M. (2018). Options to make steel reuse profitable: An analysis of cost and risk distribution across the UK construction value chain. *Journal of Cleaner Production*, 183, 102-111.
- [9] Gorgolewski, M., Straka, V., Edmonds, J., & Sergio, C. (2006). Facilitating greater reuse and recycling of structural steel in the construction and demolition process. *Ryerson University. Can. Inst. Steel Construct.*
- [10] บัญญัติ วาริ นทร์ ไท ล. *การ ประเมิน ความ เสี่ยง และ การ เสื่อม สภาพ ของ อาคาร ที่พักอาศัย คอนกรีตเสริมเหล็ก ใน เขต ชุมชน* (Doctoral dissertation, มหาวิทยาลัย เทคโนโลยี ราช มงคล ธัญบุรี. คณะ วิศวกรรมศาสตร์. ภาค วิชา วิศวกรรม โยธา).
- [11] (Designing Machine Learning Systems, 2565)
- [12] กอบเกียรติ สระอุบล (2563). *เรียนรู้ Data Science และ AI : Machine Learning ด้วย Python*. หสม มีเดีย เนทเวิร์ค.
- [13] Gil, D., Lee, G., & Jeon, K. (2018). Classification of images from construction sites using a deep-learning algorithm. In *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction* (Vol. 35, pp. 1-6). IAARC Publications.
- [14] Won, D., Park, M. W., & Chi, S. (2018, December). Construction resource localization based on UAV-RFID platform using machine learning algorithm. In *2018 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (pp. 1086-1090). IEEE.
- [15] Kujawski, A., & Nürnberg, M. (2023). Analysis of the Potential Use of Unmanned Aerial Vehicles and Image Processing Methods to Support Road and Parking Space Management in Urban Transport. *Sustainability*, 15(4), 3285.
- [16] สม พิณิจ เหมือน ทอง, วินัย เขาวรรณ วิวัฒน์, โกวิท บุญรอด, หริ ส ประสาน ฉ่ำ, & ชนิษฐา ชัย บร รติ ช ฐ. (2022). การ พัฒนา แอป พลิก เค ชั้น ประมวล ภาพถ่าย วีดีโอ เพื่อ ใช้ วัด ความเร็ว การ ไหล ผิวน้ำ. *การประชุม วิศวกรรม โยธา แห่ง ชาติ ครั้งที่ 27*, 27(1), WRE02-1.
- [17] Zuo, W., Zhang, D., and Wang, K. (2008). "On kernel difference-weighted k-nearest neighbor classification." *Pattern Anal. Appl.*, 11(3-4), 247-257.
- [18] Yu, B., Song, X., Guan, F., Yang, Z., & Yao, B. (2016). k-Nearest neighbor model for multiple-time-step prediction of short-term traffic condition. *Journal of Transportation Engineering*, 142(6), 04016018.
- [19] Daniel, T. (2005). Larose. *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*. ISBN 0-471-66657-2. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 233.
- [20] ณัฐ กิจ เจน การ. (2020). การ พัฒนา แบบ จำลอง ใน การ ตรวจสอบ ข้อความ ภาษา ไทย ที่ เป็นการ กลั่นแกล้ง ทาง โซเชียล โดยใช้ วิธี ซัพพอร์ต เวกเตอร์ แมชชีน. *วารสาร วิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และ นวัตกรรม*, 1(1), 24-34.
- [21] อนุชิต ละเอียด คำ, & พิศ ญ คุ มี ชัย. (2020). การ พัฒนา ระบบ คัด แยก พระเครื่อง ชนิด เนื้อ ผง โดยการ ใช้ เมตริกซ์ ของ ระดับ สี เทา ที่ เกิด ขึ้น ร่วม กัน และการ แปลง เวก เล็ ต และ ใช้ โครง ข่าย ประสาท เทียม จำแนก. *วารสาร วิชาการ โรงเรียน นาย เรือ ด่าน วิทยาศาสตร์ และ เทคโนโลยี*, 3(1), 9-20.
- [22] Tian, J., Gao, M., & Zhou, S. (2009, December). The Research of Building Logistics Cost Forecast Based on

- Regression Support Vector Machine. In *2009 International Conference on Computational Intelligence and Security* (Vol. 1, pp. 648-652). IEEE.
- [23] Cheng, M. Y., Peng, H. S., Wu, Y. W., & Chen, T. L. (2010). Estimate at completion for construction projects using evolutionary support vector machine inference model. *Automation in Construction*, *19*(5), 619-629.
- [24] Kim, G. H., Shin, J. M., Kim, S., & Shin, Y. (2013). Comparison of school building construction costs estimation methods using regression analysis, neural network, and support vector machine.
- [25] Rafiei, M. H., & Adeli, H. (2016). A novel machine learning model for estimation of sale prices of real estate units. *Journal of Construction Engineering and Management*, *142*(2), 04015066.
- [26] Brilakis, I. K., & Soibelman, L. (2008). Shape-based retrieval of construction site photographs. *Journal of Computing in Civil Engineering*, *22*(1), 14-20.
- [27] Zhu, Z., & Brilakis, I. (2010). Parameter optimization for automated concrete detection in image data. *Automation in Construction*, *19*(7), 944-953.
- [28] El-Omari, S., & Mosehli, O. (2008). Integrating 3D laser scanning and photogrammetry for progress measurement of construction work. *Automation in construction*, *18*(1), 1-9.
- [29] Kim, G. H., Shin, J. M., Kim, S., & Shin, Y. (2013). Comparison of school building construction costs estimation methods using regression analysis, neural network, and support vector machine.
- [30] Arias, P., Ordóñez, C., Lorenzo, H., Herraiz, J., & Armesto, J. (2007). Low-cost documentation of traditional agro-industrial buildings by close-range photogrammetry. *Building and environment*, *42*(4), 1817-1827.
- [31] Akinci, B., Boukamp, F., Gordon, C., Huber, D., Lyons, C., & Park, K. (2006). A formalism for utilization of sensor systems and integrated project models for active construction quality control. *Automation in construction*, *15*(2), 124-138.
- [32] Zhu, Z., & Brilakis, I. (2010). Machine vision-based concrete surface quality assessment. *Journal of Construction Engineering and Management*, *136*(2), 210-218.
- [33] Brown, M., & Lowe, D. G. (2007). Automatic panoramic image stitching using invariant features. *International journal of computer vision*, *74*, 59-73.
- [34] Xiong, X., Adan, A., Akinci, B., & Huber, D. (2013). Automatic creation of semantically rich 3D building models from laser scanner data. *Automation in construction*, *31*, 325-337.
- [35] El-Omari, S., & Mosehli, O. (2008). Integrating 3D laser scanning and photogrammetry for progress measurement of construction work. *Automation in construction*, *18*(1), 1-9.
- [36] Rusu, R. B., Marton, Z. C., Blodow, N., Dolha, M., & Beetz, M. (2008). Towards 3D point cloud based object maps for household environments. *Robotics and Autonomous Systems*, *56*(11), 927-941.
- [37] Kuritcyn, P., Anding, K., Linß, E., & Latyev, S. M. (2015, February). Increasing the safety in recycling of construction and demolition waste by using supervised machine learning. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 588, No. 1, p. 012035). IOP Publishing.
- [38] Hong, T., Wang, Z., Luo, X., & Zhang, W. (2020). State-of-the-art on research and applications of machine learning in the building life cycle. *Energy and Buildings*, *212*, 109831.
- [39] Holleman, A. F., Wiberg, E., & Wiberg, N. (2001). *Inorganic chemistry*. Academic Press.
- [40] Holze, R. (2017). Waldman J: Rust—The longest war: Simon & Schuster, New York, 2015,(ISBN: 978-1-4516-9159-7) XII+ 289 p., 26.95 USD.
- [41] Supengcum, R., & Thongrak, N. (2015). A development of pineapple fibrous leaf sieving equipment.
- [42] PMI Association *Thailand Chapter*. (2014). *PMBOK GUIDE-Fifth Edition Translated by PMI Association Thailand Chapter*. 5th ed. Bangkok. Project Management Institute.