

## การค้นหทิศทางการหมุนของวัตถุด้วยการสะสมข้อมูลจากทรานซฟอร์มโดเมน

### The Determination Of Rotational Object Using Discriminant Feature Trace Transform Domain

ณัฐพงษ์ จันทร์แดง<sup>1</sup> สุรัชย์ อภิกตฤกุล<sup>2</sup> คงณัฐ รัตนรังสรรค์<sup>3</sup> กนกสม ชูดีโสวรรณ<sup>4</sup> และ จิราวุธ สุวัชรกุลธร<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>สถาบันนวัตกรรมมหานคร คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร [jnattapo, surachai, kongnat, kanoksom, jirawut,]@mut.ac.th

#### บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้แสดงวิธีการปรับปรุงอัลกอริทึมสำหรับการค้นหทิศทางการหมุนของวัตถุด้วยการพยากรณ์ทิศทางการหมุนด้วยข้อมูลที่ถูกระบุจากทรานซฟอร์มโดเมน โดยข้อมูลภาพที่ถูกฝึกสอนด้วยแมชชีนเลิร์นนิงจะไม่ได้ถูกนำมาเรียนรู้โดยตรง แต่จะถูกนำไปผ่านการแปลงข้อมูลภาพจากอัลกอริทึมทรานซฟอร์ม ผลลัพธ์จากอัลกอริทึมดังกล่าวนี้จะให้คำตอบอยู่ในรูปแบบข้อมูลภาพ 2 มิติ ซึ่งต้องนำไปผ่านขั้นตอนของการลดปริมาณข้อมูลด้วยอัลกอริทึม DFTF ให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลแบบ 1 มิติ แล้วจึงนำผลลัพธ์ในลักษณะ 1 มิตินี้มาผ่านกระบวนการฝึกสอนด้วยแมชชีนเลิร์นนิง โดยจากการทดลองพบว่าระบบที่ถูกนำเสนอมี 3 อัลกอริทึมจากแมชชีนเลิร์นนิงที่มีความแม่นยำจากการทดสอบมากที่สุดจากฐานข้อมูลที่ถูกลดขนาดลงในบทความ โดยมีอัลกอริทึมดังนี้คือ นาอิวเบย์ แรนดอมฟอเรส และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งแต่ละอัลกอริทึมมีความแม่นยำในการทดลองสูงที่สุดอยู่ที่ 98.99% 95.63% และ 93.23% ตามลำดับ

**คำสำคัญ:** ทรานซฟอร์มโดเมน, แมชชีนเลิร์นนิง, การสะสมข้อมูล

#### Abstract

This paper describes how to enhance the algorithm for determining the orientation of an object by predicting the orientation based on trace transform domain data. The image data trained by machine learning are transformed by the trace transform algorithm rather than being explicitly learned. The output of the trace transform algorithm is 2D data, which is then reduced to 1D data via the DFTF process. The 1D data is then further processed by machine learning. In the experiment, it was determined that the proposed system has three machine learning algorithms with the highest test accuracy from the database of water bottles and various produce databases. The accuracy of the following algorithms, Naïve Bay, Random Forest, and Support Vector Machine, is 98.99%, 95.63%, and 93.2%, respectively.

**Keywords:** Trace Transform, Machine Learning, Discriminant Feature

#### 1. บทนำ

แนวทางในการวิเคราะห์ภาพตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน มีการพัฒนาแนวทางมาอย่างแพร่หลายจากนักวิจัยทั่วโลก โดยที่นักวิจัยทุกคน

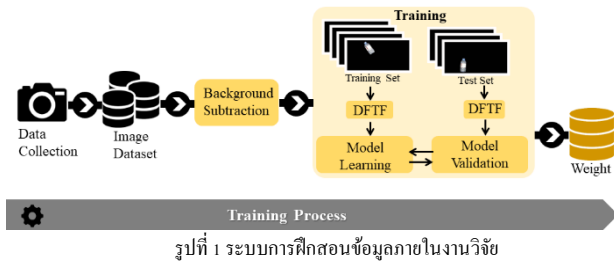
ต่างก็มีเป้าหมายในการวิเคราะห์ภาพที่แตกต่างกันไป และเกิดขึ้นมาอย่างมากมายต่อเนื่องมาจนถึงปัจจุบัน โดยมุมมองของการวิเคราะห์ภาพที่ได้รับความนิยมสนใจในการพัฒนาอย่างต่อเนื่องนั้น เกิดมาจากเหตุที่ว่าภาพเป็นข้อมูลสำคัญอย่างหนึ่งที่มนุษย์มองเห็น และนำมาใช้เพื่อการพิจารณาเพื่อดำรงชีวิต และตัดสินใจ ดังนั้นแนวทางในการนำภาพมาใช้วิเคราะห์เพื่อทำให้เกิดระบบการพิจารณาภาพสำหรับการแก้ไขปัญหาต่างๆจึงเกิดขึ้นอย่างมากมายจนถึงปัจจุบัน อาทิเช่น การวิเคราะห์ภาพเพื่อการค้นหาวัตถุ การวิเคราะห์ภาพเพื่อการรู้จำ การวิเคราะห์ภาพเพื่อการปรับแต่งให้ภาพมีความสมบูรณ์เพิ่มขึ้น การวิเคราะห์ภาพเพื่อนำไปใช้ทางการแพทย์ การวิเคราะห์ภาพเพื่อนำไปใช้ในโรงงานอุตสาหกรรม และการวิเคราะห์ภาพจากภาพถ่ายดาวเทียม เป็นต้น ซึ่งเมื่อนำภาพมาวิเคราะห์แล้ว นักวิจัยทั้งหลายต่างพบว่า พื้นฐานปัญหาของภาพที่มักจะพบได้ทั่วไปนั้นมีลักษณะต่างๆดังเช่น สัญญาณรบกวนของภาพ ความไม่ชัดเจนของข้อมูลภาพ การเปลี่ยนตำแหน่งของวัตถุภายในภาพ และการหมุนของวัตถุภายในภาพ เป็นต้น ซึ่งแนวทางการแก้ปัญหภาพในลักษณะที่กล่าวมาที่ถูกลำดับมาวิจัย และสร้างอัลกอริทึมมารองรับเพื่อแก้ปัญหาอย่างเช่น อัลกอริทึม Radon Transform [1] และ Trace Transform [2] ที่นิยมนำมาสร้างข้อมูลสำหรับการรู้จำภาพ และมีความคงทนต่อปัญหาพื้นฐานของภาพ

ปัญญาประดิษฐ์เป็นอีกหนึ่งวิธีการที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายเช่นเดียวกัน เนื่องจากในปัจจุบัน เทคโนโลยีที่เกิดขึ้นสามารถนำมาสร้างการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อน เพื่อแก้ปัญหภาพในภาพได้เช่นเดียวกัน ดังนั้นจึงเกิดแนวทางการผสมผสานอัลกอริทึมสำหรับการวิเคราะห์ภาพมาวิเคราะห์ข้อมูลภาพร่วมกับปัญญาประดิษฐ์อย่างแพร่หลายโดยลักษณะงานวิจัยจะเป็นการปรับปรุงเพื่อพัฒนาแนวทางการวิเคราะห์ภาพในลักษณะเดิมเช่น การปรับปรุงความละเอียดของภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ [3] การค้นหาวัตถุภายในภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ [4] เป็นต้น

แนวทางการวิจัยในบทความฉบับนี้เป็นการพัฒนาต่อของการทำงานจากงานวิจัย [5] ที่มีเป้าหมายเพื่อพยากรณ์การหมุนของวัตถุภายในภาพ โดยนำแมชชีนเลิร์นนิงมาช่วยเหลือในการพิจารณาข้อมูล ดังนั้นฐานข้อมูลที่ถูกนำมาทดลองนั้น จะถูกอ้างอิงจากฐานข้อมูลกลุ่มเดียวกันเพื่อนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมต่างๆที่สามารถนำมาใช้งานได้โดยบุคคลทั่วไป ซึ่งระบบการทำงานของอัลกอริทึมที่นำเสนอ นั้น จะกล่าวถึงตามลำดับในหัวข้อต่อไป

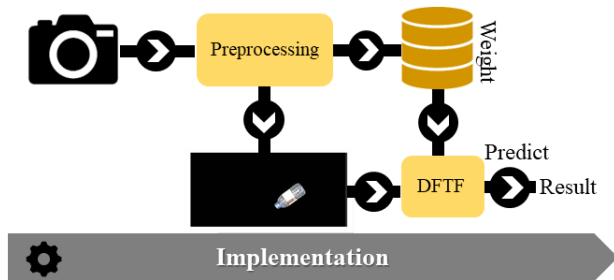
2. แนวคิดและทฤษฎี

2.1 ภาพรวมระบบการทำงาน



รูปที่ 1 ระบบการฝึกสอนข้อมูลภายในงานวิจัย

จากรูปที่ 1 กระบวนการฝึกอบรม เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการกำหนดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ให้กับอัลกอริทึมแมชชีนเลิร์นนิง โดยเริ่มต้นจากกระบวนการนำภาพวัตถุจากฐานข้อมูลมาผ่านกระบวนการเพื่อจัดการข้อมูลภาพเบื้องต้น และใช้อัลกอริทึมเทรซทรานฟอรั่มเพื่อสร้างผลลัพธ์ในเทรซทรานฟอรั่มโดเมน จากนั้นนำภาพผลลัพธ์ที่ได้ไปลดทอนข้อมูลให้อยู่ในรูป 1 มิติด้วยอัลกอริทึม DFTF และนำข้อมูล 1 มิตินี้มาเรียนรู้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิงในขั้นตอนสุดท้าย จึงจะได้ค่าน้ำหนักสำหรับการเรียนรู้เพื่อนำไปใช้งานต่อไป



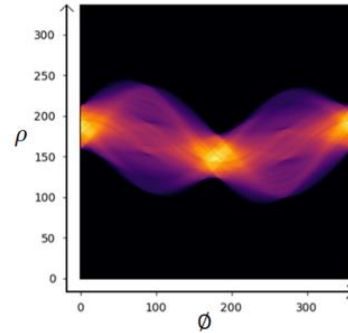
รูปที่ 2 วิธีการนำค่าน้ำหนักไปใช้งาน

จากรูปที่ 2 วิธีการการนำไปใช้งานเป็นขั้นตอนของการนำค่าน้ำหนักที่สร้างขึ้นไปใช้งานกับข้อมูลภาพใหม่ หรือกลุ่มข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ซึ่งมีขั้นตอนการจัดการข้อมูลภาพในรูปแบบเดียวกับขั้นตอนการฝึกสอน นั่นคือการแปลงภาพผ่านเทรซทรานฟอรั่มและแปลงผลลัพธ์จากอัลกอริทึมดังกล่าวให้เป็นข้อมูล 1 มิติ ก่อนนำไปพยากรณ์คำตอบด้วยค่าน้ำหนักที่สร้างขึ้น โดยเฉพาะสำหรับการพยากรณ์การหมุนของวัตถุ กำหนดให้มีความคลาดเคลื่อนรวมกันไม่เกิน 10 องศา ทั้งทิศทางตามเข็มนาฬิกาและทวนเข็มนาฬิกา

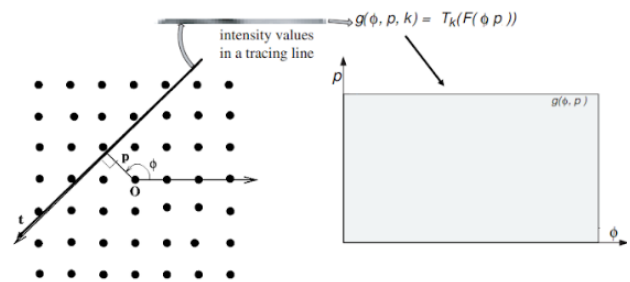
2.2 เทรซทรานฟอรั่ม

การทำงานของเทรซทรานฟอรั่ม คือการแปลงภาพให้เข้าสู่โดเมนรูปแบบคลื่นลักษณะหนึ่งดังรูปที่ 3 ซึ่งมีประโยชน์สำหรับการนำผลลัพธ์ของอัลกอริทึม ไปจำแนกลักษณะหรือรู้จำวัตถุ จุดเด่นของอัลกอริทึมดังกล่าวนี้คือมีความทนทานต่อวัตถุภายในภาพที่เกิดการเปลี่ยนแปลงในลักษณะการหมุน การเปลี่ยนตำแหน่ง และการเปลี่ยนแปลงของขนาดวัตถุ

อัลกอริทึมเทรซทรานฟอรั่มจะประมวลผลโดยนำพารามิเตอร์สามชนิดมาทำงานร่วมกันเพื่อเลือกข้อมูลสำหรับใช้คำนวณด้วยฟังก์ชันการคำนวณมาตรฐานของเทรซทรานฟอรั่ม โดยพารามิเตอร์เหล่านี้ประกอบไปด้วย พารามิเตอร์  $\theta$   $\rho$  และ  $t$  แสดงได้ดังรูปที่ 4 และสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 1



รูปที่ 3 ผลลัพธ์อัลกอริทึมจากเทรซทรานฟอรั่ม



รูปที่ 4 การทำงานของเทรซทรานฟอรั่ม [6]

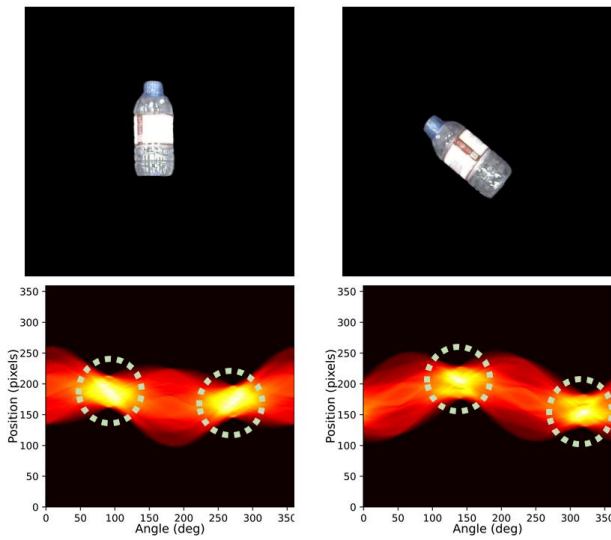
$$g(\theta, \rho, k) = T_k(F(\theta, \rho)) \tag{1}$$

เมื่อ  $\theta$  จะทำการควบคุมทิศทางการหมุนจากแกนกลางของจุดอ้างอิงเพื่อดึงข้อมูล โดยการทำงานในแต่ละครั้งจะทำการปรับทิศทางการหมุนตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา และ  $\rho$  คือระยะห่างที่นับระยะในระบบพิกเซล (Pixel) ที่วัดจากตำแหน่งใดๆ ไปตั้งฉากกับจุดอ้างอิง โดยที่ระยะของ  $\rho$  มีค่ามากหรือน้อยจะขึ้นอยู่กับขนาดของภาพ และเมื่อพารามิเตอร์ทั้งสองชนิดถูกกำหนดแล้ว จะสามารถดึงข้อมูลออกมาในลักษณะของสายข้อมูลซึ่งจะถูกเรียกว่าเทรซซิงไลน์ ( $t$ ) โดยที่ข้อมูลใน  $t$  นี้จะถูกนำไปผ่านสมการซึ่งถูกเลือกโดยผู้ใช้งานว่าจะเลือกใช้อัลกอริทึมใดจากลำดับ ( $k$ )

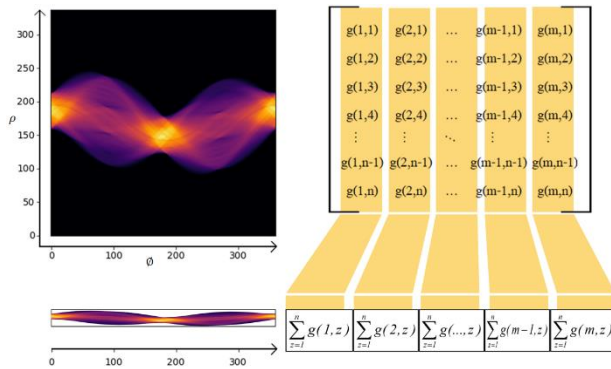
ลักษณะของผลลัพธ์จากเทรซทรานฟอรั่มนี้เมื่อสังเกตจะพบว่ามิลักษณะเป็น 2 มิติโดยอ้างอิงจากแกน  $\theta$  และ  $\rho$  ซึ่งพบว่าข้อมูลมีปริมาณมากขึ้นไปสำหรับนำไปฝึกสอนด้วยกระบวนการแมชชีนเลิร์นนิง ดังนั้นการนำเสนอในบทความจึงนำเสนอวิธีการเพื่อลดปริมาณข้อมูลเพื่อให้มีความเหมาะสมกับการนำไปฝึกสอนให้กับกระบวนการแมชชีนเลิร์นนิง โดยเป็นการลดมิติของข้อมูล โดยวิธีการ DFTF อีกทั้งยังคงรักษาคุณสมบัติของการพยากรณ์ทิศทางการหมุนของวัตถุภายในภาพได้ โดยจะแสดงได้ดังหัวข้อถัดไป

2.3 การสะสมพีเจอร์จากผลลัพธ์ทรานซฟอรมโดเมน

การสะสมคุณลักษณะเด่นจากทรานซฟอรมโดเมน (Discriminant Feature Trace Transform : DFTF) [7] เป็นการแปลงข้อมูลภาพจากสองมิติให้สามารถนำไปเข้าสู่กระบวนการสร้างโมเดลได้ โดยเมื่อสังเกตจากผลลัพธ์จากทรานซฟอรมโดเมนที่อยู่ในมุมมองภาพที่เป็นแกนตัดกันระหว่างระยะทางจากจุดศูนย์กลางที่มีระยะทางเปลี่ยนแปลงไปตามขนาดของภาพจะพบว่ายิ่งภาพมีขนาดใหญ่ ค่าในแกน  $\rho$  ยิ่งมากขึ้น และทิศทางการหมุนของทรานซฟอรมโดเมนที่มีระยะตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา ที่อยู่ในแกน  $\theta$  ซึ่งถ้าสังเกตจะพบว่าค่าในแกน  $\theta$  นี้ไม่ว่าภาพจะมีขนาดใหญ่เท่าใดขนาดของแกน  $\theta$  จะยังคงเท่าเดิมเนื่องจากการสร้างผลลัพธ์ในทรานซฟอรมโดเมนยังคงหมุนในทิศทางเท่ากันทุกภาพดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 การเปรียบเทียบผลลัพธ์จากอัลกอริทึมทรานซฟอรมโดเมน



รูปที่ 6 มุมมองการทำงานของ DFTF

วิธีการแปลงข้อมูลภาพจาก 2 มิติ เป็น 1 มิติจากข้อมูลในทรานซฟอรมโดเมนดังรูปที่ 6 ซึ่งจะพิจารณาข้อมูลเป็นในลักษณะเมทริกซ์และทำการหาผลรวมจากข้อมูลในแต่ละคอลัมน์ โดยจะสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2

$$x_{i,j} = \sum_{z=1}^n g_j(i,z) \tag{2}$$

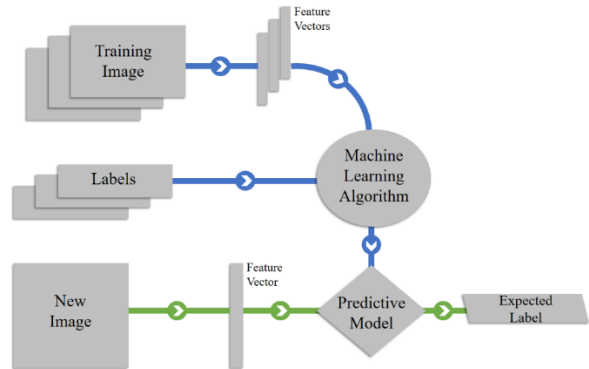
ซึ่งทำการเพิ่มตัวกำหนดลำดับของข้อมูลภาพลำดับที่  $j$  เพื่อกำหนดให้รู้ว่าข้อมูลจาก  $g_i(i,z)$  มาจากตำแหน่งที่คอลัมน์และภาพใด โดยเมื่อทำการแปลงข้อมูลครบทุกภาพจะได้ลักษณะกลุ่มข้อมูลที่นำไปสร้างโมเดลจะแสดงได้ดังตารางที่ 1 ซึ่งเป็นกลุ่มข้อมูลในลักษณะตารางของข้อมูลทุกภาพที่ถูกแปลงข้อมูลเพื่อให้พร้อมสำหรับการนำไปสร้างโมเดลต่อไป โดยกำหนดให้  $X_i$  แทนข้อมูลพีเจอร์ในแต่ละหลักซึ่งจะมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 360 พีเจอร์ซึ่งแต่ละแถวของการเก็บข้อมูลนี้จะมีการกำหนดค่าตอบของแต่ละแถวแทนค่าตอบแบบการจัดกลุ่ม โดยจะแทนแต่ละกลุ่มด้วย  $c$

ตารางที่ 1 ลักษณะข้อมูลก่อนนำเข้าสู่แมชชีนเลิร์นนิง

$X_1$	$X_2$	$X_3$	...	$X_{360}$	$C$
$x_{1,1}$	$x_{2,1}$	$x_{3,1}$	...	$x_{m,1}$	$c_1$
$x_{1,2}$	$x_{2,2}$	$x_{3,2}$	...	$x_{m,2}$	$c_2$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,k}$	$x_{2,k}$	$x_{3,k}$	...	$x_{m,k}$	$c_k$

2.4 แมชชีนเลิร์นนิง

แมชชีนเลิร์นนิงเป็นกลุ่มหนึ่งของเทคนิคในด้านปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้สถิติ คณิตศาสตร์ และการเรียนรู้จากข้อมูลในการสร้างโมเดลและสอนคอมพิวเตอร์เพื่อให้เกิดความสามารถในการเข้าใจและทำนายผลลัพธ์ด้วยตัวเอง โดยไม่ต้องระบุชุดเงื่อนไขการทำงานของโปรแกรมอย่างละเอียด แต่ให้มีการปรับตัวให้เกิดความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์หรือการแก้ไขปัญหาที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับข้อมูลที่เคยเห็นมาก่อน

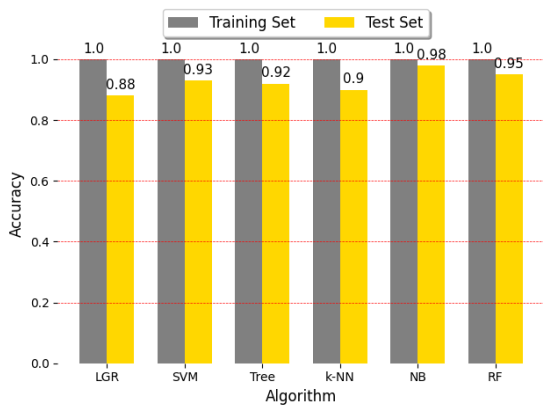


รูปที่ 7 รูปแบบการทำงานของแมชชีนเลิร์นนิงแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน

ดังนั้นจากกระบวนการก่อนหน้าเมื่อได้กลุ่มข้อมูลในรูปแบบตารางและพร้อมสำหรับการนำไปสร้างโมเดลสำหรับการพยากรณ์หมุนของวัตถุ จะมีขั้นตอนดังรูปที่ 7 ซึ่งเป็นการเรียนรู้ของแมชชีนเลิร์นนิงรูปแบบหนึ่งที่เรียกว่าการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยจะใช้ข้อมูลจากผู้ใช้งานมาเรียนรู้โดยอ้างอิงกับคำตอบที่กำกับไว้ เพื่อให้ระบบได้ทำการสร้างค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับการพยากรณ์คำตอบ

### 3. ผลการทดลอง

ลักษณะของการพยากรณ์ค่าตอบภายในบทความทำการทดลองเลือกมาทดสอบจะตั้งอยู่บนพื้นฐานของการพยากรณ์ค่าตอบในลักษณะของการจำแนกกลุ่ม ดังนั้นอัลกอริทึมจากแมชชีนเลิร์นนิงที่นำมาทดสอบจะประกอบไปด้วยอัลกอริทึมดังต่อไปนี้ LGR (Logistic Regression) SVM (Support Vector Machine) Tree (Decision Tree) k-NN (k-Nearest Neighbors) NB (Naïve Bayes) และ RF (Random Forest) โดยวิธีการทดลองจะทำการกำหนดให้ผลลัพธ์จากการทำงานมีค่าการพยากรณ์ค่าตอบอยู่ในช่วง 0-180 องศา ซึ่งจากการทดลองพบว่าความแม่นยำจากการฝึกสอนข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลขวดน้ำ ทุกอัลกอริทึมมีความแม่นยำอยู่ที่ 100 % และเมื่อนำไปพยากรณ์กลุ่มข้อมูลจริงพบว่าอัลกอริทึมที่ดีที่สุดได้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงที่สุดคือ NB โดยมีความแม่นยำอยู่ที่ 98 % และอัลกอริทึม LGR มีความแม่นยำต่ำที่สุดอยู่ที่ 88 % ตามลำดับ ดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ความแม่นยำจากการฝึกสอนและพยากรณ์ค่าตอบด้วยแมชชีนเลิร์นนิง

ตารางที่ 2 การวัดประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละอัลกอริทึม

Algorithm	TF Function	AI Method	Accuracy
DFTF	2	SVM	0.932
	1	RF	0.956
	8	NB	0.989
OpenCV [8]	-	-	0.682
Deep Learning	-	YOLOv8s	0.752
	-	YOLO (Rbbox) [9]	0.981

เมื่อนำอัลกอริทึมที่ถูกนำเสนอมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่นๆ จะแสดงได้ดังตารางที่ 2 ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์กับอัลกอริทึมพื้นฐานจาก OpenCV และการเรียนรู้เชิงลึก โดยจะพบว่า อัลกอริทึม DFTF ที่นำเสนอมีความแม่นยำสูงที่สุดอยู่ที่ 98.9% โดยใช้ฟังก์ชันของทรานซอร์มลำดับที่ 8 และเรียนรู้ข้อมูลด้วยอัลกอริทึม NB ในขณะที่อัลกอริทึมพื้นฐานจากไลบรารี OpenCV มีความแม่นยำจากการทดลองอยู่ที่ 68.2% และเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกจะพบว่ามีความแม่นยำใกล้เคียงกับวิธีที่นำเสนอ โดยอยู่ที่ 98.1%

### 4. สรุป

ในบทความฉบับนี้ได้ทดลองนำอัลกอริทึม DFTF มาใช้งานเพื่อทดสอบการพยากรณ์ทิศทางการหมุนของวัตถุภายในภาพ โดยจากการทดลอง สังเกตได้ว่าความแม่นยำของอัลกอริทึม DFTF และเรียนรู้เชิงลึกแบบ YOLO นั้นมีความใกล้เคียงกัน โดยมีความแม่นยำจากทั้งสองวิธีมากกว่า 98% ในขณะที่การเลือกใช้อัลกอริทึมจากไลบรารีพื้นฐาน OpenCV นั้นจะมีความแม่นยำอยู่ที่เพียง 68% เมื่อนำมาใช้กับฐานข้อมูลที่นำมาทดสอบภายในบทความ

#### เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Matz, "Orientation Detection of Lines in Binary Images Using the Radon Transform," *International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 716-719, 2019.
- [2] N. Jundang, "Development of Trace Transform using Machine Learning for reducing the tracing line calculation," *2022 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, Khon Kaen, Thailand, pp. 1-4, 2022.
- [3] H. Mittal, V. Rai, S. Sonawane and S. Mhatre, "Image Resolution Enhancer using Deep Learning," *International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAIC)*, Salem, India, pp. 578-586, 2022.
- [4] C. Tang, Y. Feng, X. Yang, C. Zheng and Y. Zhou, "The Object Detection Based on Deep Learning," *International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, Changsha, China, pp. 723-728, 2017.
- [5] N. Jundang, and S. Sitjongsatoporn, "Discriminant Feature Trace Transform for Predictive Object Rotation," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, Vol.16, No.1, 2023.
- [6] A. Kadyrov and M. Petrou, "The Trace transform and its applications," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 8, pp. 811-828, Aug. 2001.
- [7] N. Jundang and S. Sitjongsatoporn, "Reinforced Deep Learning By Discriminant Feature Trace Transform," *International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, Krabi, Thailand, pp. 373-376, 2023.
- [8] OpenCV. Open Source Computer Vision Library. 2015.
- [9] Z. Wang, L. Shen, B. Li, J. Yang, F. Yang, K. Yuan C. Fang and Y. Fanwang, "Real-Time Rotated Object Detection Using Angle Decoupling," *China Automation Congress (CAC)*, Beijing, China, pp. 2772-2778, 2021.