

การคัดแยกความสุกสตรอเบอร์รี่ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

Strawberry Ripeness Classification by Support Vector Machine

เทอดศักดิ์ เงินมูล^{1*} พิเชษฐ เหมยคำ² วิโรจน์ ปงลังกา³ และ วิวัฒน์ ทิพจร⁴

Therdsak Ngermoon^{1*}, Pichet Moeikham², Wirot Ponglanka³ and Wiwat Tippachon⁴

^{1*,2,3,4}สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

*Corresponding author: allarm@rmutl.ac.th

E-mail: moei76@hotmail.com², wirot.po@gmail.com³, wiwat@rmutl.ac.th⁴

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) จำแนกความสุกของผลสตรอเบอร์รี่เป็น 3 กลุ่ม คือ สุกมาก สุกและเริ่มสุก ภาพผลสตรอเบอร์รี่ถ่ายด้วยกล้องความละเอียดต่ำขนาด 640 × 480 พิกเซล การสกัดคุณลักษณะเด่นความสุกสตรอเบอร์รี่ได้จากกราฟฮิสโตแกรมของแบบจำลองสี HSV ใช้ข้อมูลสตรอเบอร์รี่จำนวน 150 ผล สำหรับการสอน SVM ให้เกิดการรู้จำ และอีกจำนวน 75 ผล ในการทดสอบการคัดแยก ผลการทดสอบ พบว่า ระบบคัดแยกความสุกผลสตรอเบอร์รี่ด้วย SVM ที่ออกแบบมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.3% ดังนั้นระบบการคัดแยกที่นำเสนอนี้ จึงเหมาะสมต่อการพัฒนาไปใช้ในการเกษตรกรรมได้

คำสำคัญ: การคัดแยกสตรอเบอร์รี่, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, ฮิสโตแกรมแบบจำลองสี HSV

Abstract

This article presents strawberry ripeness classification by support vector machine (SVM). Three groups strawberry including over ripeness, ripeness and un-ripeness are determined. Strawberry image is captured using low-resolution camera of 640 x 480 pixels. The histogram graph of HSV color model is used for feature extraction. To train the SVM, 150 strawberry samples are employed and 75 samples are used for testing. The result shows that the average accuracy of the SVM prediction of 97.3% is achieved. Therefore, this proposed system is suitable to use and develop for agriculture.

Keywords: ripeness strawberry classification, support vector machine, HSV Color Model Histogram

1. บทนำ

สตรอเบอร์รี่เป็นผลไม้ที่มีรสหวานอมเปรี้ยวและมีกลิ่นหอม จึงเป็นที่นิยมบริโภคสด และนำไปแปรรูปเป็นเครื่องสำอางหรือผลิตภัณฑ์อื่น ๆ [1] ในการเก็บผลสตรอเบอร์รี่ โดยทั่วไปจะเก็บผลสตรอเบอร์รี่ที่สุกแล้ว โดยจะมีสีแดงหรือมีสีแดงร้อยละ 75 เป็นสตรอเบอร์รี่ที่สุกสามารถนำไปบริโภคได้ [2] และหากมีความสุกจัดผลสตรอเบอร์รี่จะมีสีแดงคล้ำ ในงานวิจัยนี้ ได้กำหนดระดับความสุกของสตรอเบอร์รี่เป็นสามกลุ่ม คือ สุกมาก มีสีแดงคล้ำ สุกมีสีแดงสด และเริ่มสุกจะมีสีขาว โดยให้เกษตรกรผู้

ปลูกสตรอเบอร์รี่เป็นผู้คัดเลือกให้ในเบื้องต้น เนื่องจากสตรอเบอร์รี่ขำง่าย ผลสตรอเบอร์รี่ที่มีความสุกมาก จะไม่สามารถขนส่งไปได้ไกล การคัดแยกผลสตรอเบอร์รี่ตามระดับความสุกจึงมีความสำคัญ ซึ่งต้องมีความรวดเร็ว ถูกต้อง และทันต่อเวลา การคัดแยกจากการใช้สายตามีข้อจำกัด เนื่องจากความเมื่อยล้าและใช้เวลานาน

ได้มีการออกแบบระบบคัดแยกความสุกของผลไม้ด้วยการประมวลผลภาพดิจิทัล เช่น เครื่องคัดแยกพริกหวานอัตโนมัติ ใช้การนับสีจากพิกเซล (Pixel) ของภาพ [3] ระบบคัดแยกถูก

พลับใช้เทคนิคการตัดแยกแบบ quadratic discriminant analysis (QDA) กับ linear discriminant analysis (LDA) [4] ส่วนการตัดแยกผลสตรอเบอร์รี่ด้วยการประมวลผลภาพนั้น มีหลายวิธี เช่น ใช้วิธี SVM [5, 6], Discriminant Analysis (DA) [7] และ k-means [8] ซึ่งผลการออกแบบการตัดแยกจะพบว่า ในงานวิจัย [5-6] ได้ใช้กล้องบันทึกภาพสีแบบหลายช่วงคลื่น หรือ Hyperspectral camera และ Multispectral camera ซึ่งเป็นกล้องคุณภาพสูง และมีราคาแพง จึงไม่เหมาะสำหรับนำมาติดตั้งใช้งานให้กับงานเกษตรกรรม ส่วนค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการตัดแยกสตรอเบอร์รี่ที่ใช้วิธี SVM ใน [5] นั้นต่ำกว่าร้อยละ 95 ส่วนในงานวิจัย[6] ค่าความถูกต้องของระบบตัดแยกที่ใช้วิธี SVM มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 100 แต่ใช้กล้องที่มีความละเอียดสูงมากและราคาแพง ในงานวิจัย [7] ค่าความถูกต้องเฉลี่ยของระบบตัดแยกโดยการใช้วิธี DA มีค่าต่ำกว่าร้อยละ 90 งานวิจัย [8] ใช้วิธีตัดแยกสตรอเบอร์รี่ด้วยวิธีการแบบ k-means ได้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 88.8 จะเห็นได้ว่า จากงานวิจัยที่กล่าวมา ยังไม่มีการนำเทคนิคการตัดแยกความสุกของผลสตรอเบอร์รี่แบบ SVM ที่ใช้การสกัดคุณลักษณะเด่นจากกราฟฮิสโตแกรมของจำลองสี HSV

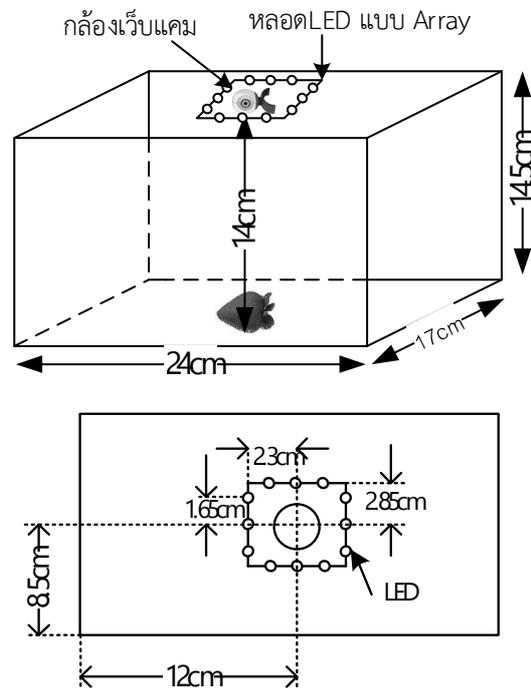
ในบทความวิจัยนี้จึงได้นำเสนอ การตัดแยกความสุกของผลสตรอเบอร์รี่ด้วย SVM สกัดคุณลักษณะเด่นจากฮิสโตแกรมของแบบจำลองสี HSV เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการสอนและทดสอบให้กับ SVM ถ่ายผลสตรอเบอร์รี่ด้วยกล้องเว็บแคมที่มีความละเอียด 640× 480 พิกเซล และกล้องมีราคาไม่แพงขั้นตอนการออกแบบ และผลการทดสอบการตัดแยกมีดังต่อไปนี้

2. การออกแบบระบบการตัดแยก

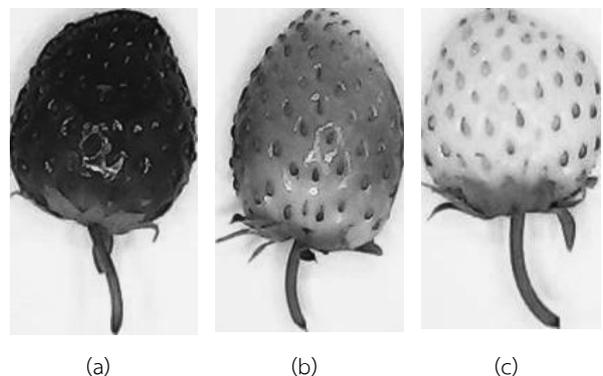
2.1 การบันทึกภาพสตรอเบอร์รี่

ภาพสีสำหรับงานวิจัยนี้ ใช้กล้องเว็บแคม OKER รุ่น 088 มีความละเอียด ขนาดกว้าง 640 พิกเซล สูง 480 พิกเซล ในการบันทึกภาพสตรอเบอร์รี่ โดยวางผลสตรอเบอร์รี่ในกล่องควบคุมแสงสว่างขนาดกว้าง 24 cm ยาว 17 cm สูง 14.5 cm โดยติดตั้งหลอดแอลอีดีแบบอาร์เรย์จำนวน 12 ดวง เพื่อให้มีความสว่างในการบันทึกภาพ ทำการปรับค่าความสว่างอยู่ที่ 1270 - 1280 Lux [9] ความสูงระหว่างกล้องบันทึกภาพกับพื้นที่วางสตรอเบอร์รี่เท่ากับ 14 cm แสดงได้ดังรูปที่ 1 ผลสตรอเบอร์รี่ที่ใช้ในการวิจัยนี้เป็นพันธุ์พระราชทาน 80 [2] ใช้ภาพกลุ่มตัวอย่างสตรอเบอร์รี่จำนวน 150 ลูก โดยคัดเลือกสตรอเบอร์รี่ที่มีความสุก 3 ระดับ คือ สุกมาก สุก และเริ่มสุก ดังรูปที่ 2 ในการระบบ

SVM ให้เกิดการรู้จำ ซึ่งให้ผลการจำแนกเป็นสามกลุ่ม คือ สุกมาก สุก และเริ่มสุก และภาพผลสตรอเบอร์รี่อีก 75 ลูก จะถูกใช้ในการทดสอบการตัดแยก



รูปที่ 1 โครงสร้างของกล่องควบคุมแสงที่ใช้บันทึกภาพสตรอเบอร์รี่



รูปที่ 2 รูปสตรอเบอร์รี่ a)สุกมาก b)สุก c)เริ่มสุก

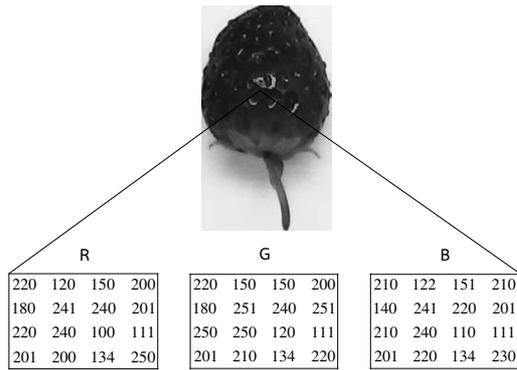
2.2 ภาพสี (color image)

ภาพสี RGB (image) ของผลสตรอเบอร์รี่แต่ละพิกเซล (Pixel) มีส่วนประกอบของเวกเตอร์แทนสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) โดยแต่ละสีมีค่าความเข้มแสง 0-255 ช่วง ดังนั้นแต่ละพิกเซลสามารถแสดงสีได้ทั้งหมด 16,777,216 สี และแต่ละพิกเซลมีขนาด 24 บิต ดังรูปที่ 3

2.3 แบบจำลองสี HSV (HSV Color Model)

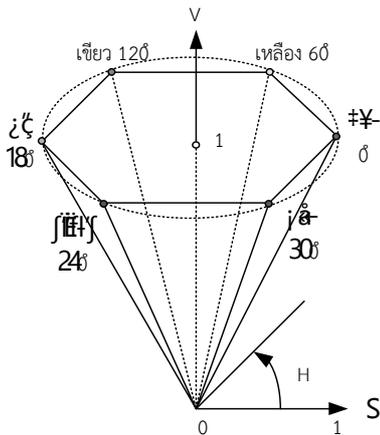
แบบจำลองสี HSV อักษร H หมายถึง Hue หรือค่าองศาของสีต่าง ๆ เช่น แดง เหลือง เขียวน้ำเงิน หรือ ม่วง เป็นต้น

โดยจะมีค่าแตกต่างออกไปตามความถี่ของแสง ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 0-360 องศา



รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพสีของสตรอเบอร์รี่

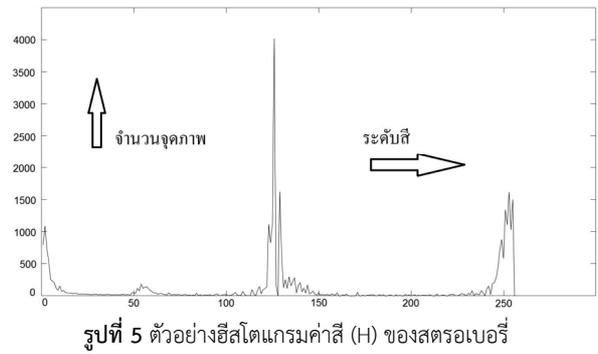
อักษร S หมายถึง Saturation หรือความอิ่มตัวของสี นั้น ๆ เช่น สีแดง และสีชมพูก็คือสีแดงเพียงแต่สีชมพูมีความอิ่มตัวน้อยกว่า มีค่าตั้งแต่ 0-1 ส่วนอักษร V หมายถึง Value หรือค่าความสว่าง โดยที่ค่า Value ต่ำสุด หมายถึง สีดำ ไม่ว่าจะมียี่หรือความอิ่มตัวของสีเท่าใด ส่วนค่าความสว่างสูงสุดหมายถึง สีขาว ความสัมพันธ์ของ HSV ทั้งสามค่า ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 แบบจำลองสีแบบ HSV

2.4 ฮิสโตแกรม (Histogram)

แบบจำลอง HSV ที่ได้ ถูกนำไปทำให้อยู่ในรูปกราฟฮิสโตแกรมทั้งสามค่า ในที่นี้จะแสดงค่า H เพียงค่าเดียว การทำฮิสโตแกรมเป็นกราฟแสดงความถี่หรือจำนวนจุดภาพที่ระดับค่าสีแต่ละค่าโดยแกนนอนแทนระดับค่าสี ส่วนแกนตั้งแทนจำนวนจุดภาพที่ระดับค่าสีนั้น ๆ ซึ่งจะเป็นลักษณะเฉพาะของภาพในลักษณะของการวัดการแจกแจงของสีในภาพ โดยพิจารณาได้จากรูปที่ 5



รูปที่ 5 ตัวอย่างฮิสโตแกรมค่าสี (H) ของสตรอเบอร์รี่

สำหรับภาพสี RGB ขนาด 24 บิตต่อจุดภาพแต่ละ Channel คือ แดง เขียวและน้ำเงิน นั้นจะมีค่าความสว่าง 8 บิต หรือ 256 ระดับโดยมีค่าตั้งแต่ 0-255 ดังนั้นจุดภาพแต่ละจุดจึงสามารถแสดงสีได้มากถึง 16.7 ล้านสี ในการคำนวณค่าฮิสโตแกรมสีภาพแต่ละภาพจะถูกควอนไทซ์สีภายในภาพเพื่อลดมิติของเวกเตอร์และลดความซับซ้อนในการคำนวณลงโดยการแบ่งกลุ่มสีออกเป็น M ถังสี (Bins) ซึ่งส่วนใหญ่นิยมใช้ 32, 64 หรือ 256 ถังสีเนื่องจากการแยกแยะความแตกต่างของระดับค่าสีของสายตามนุษย์มีความละเอียดไม่มากนัก กำหนดให้ภาพแต่ละภาพคือ ภาพ I มีขนาด $n_1 \times n_2$ จุดภาพและ H_{c_i} แทนจำนวนจุดภาพที่มีสี c_i ของภาพ I โดยในงานวิจัยนี้จะแบ่งกลุ่มสีเพื่อใช้ในการสกัดคุณลักษณะเด่นออกเป็นทั้งหมด 256 สี คือ $M=256$ และ c_i จะมีสีทั้งหมดตามค่าของ M ซึ่งคำนวณฮิสโตแกรมสีได้ดังสมการที่ 1

$$h_{c_i}(I) = \frac{H_{c_i}}{n_1 \times n_2} \quad (1)$$

โดยที่ $h_{c_i}(I)$ คือ ฮิสโตแกรมของสี c_i ของภาพ I

n_1 คือความกว้างของภาพ

n_2 คือความยาวของภาพ

การหารด้วย $n_1 \times n_2$ หรือจำนวนจุดภาพทั้งหมดภายในภาพ มีวัตถุประสงค์เพื่อทำให้ค่าฮิสโตแกรมสีเป็นบรรทัดฐานหรือเรียกว่าการทำนอร์มัลไลเซชันฮิสโตแกรม (Normalization Histogram) เพื่อให้สามารถนำฮิสโตแกรมสีของภาพซึ่งมีขนาดแตกต่างกันมาเปรียบเทียบกันได้

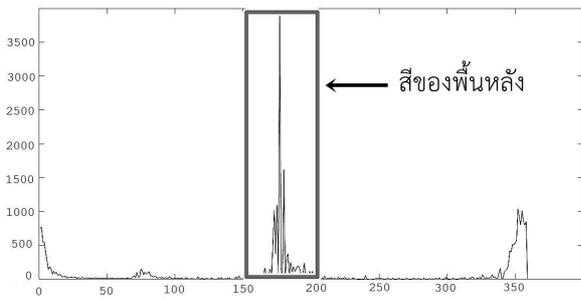
2.5 การสกัดคุณลักษณะเด่น (Feature extraction)

คุณลักษณะเด่นของสตรอเบอร์รี่จะถูกสกัดจากกราฟของฮิสโตแกรมของค่าสี ในแบบจำลองสี HSV โดยจำแนกความสูง

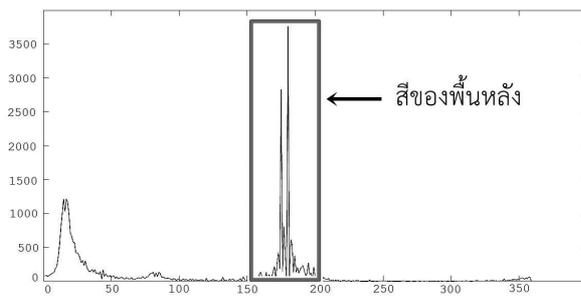
ของสตรอบอรี่ 3 ระดับ คือสุกมาก สุก และเริ่มสุก ซึ่งจะมีระดับความเข้ม 256 ระดับ คือ 0-255 จึงจำเป็นต้องปรับฮิสโตแกรมเพื่อให้เห็นฮิสโตแกรมที่อยู่ในรูปแบบของค่าสี 360 ระดับ คือช่วง 0-359 ดังในรูปที่ 6 (a) (b) และ (c) คือ ฮิสโตแกรม H ของสตรอบอรี่ชนิดสุกมาก สุก และเริ่มสุก ตามลำดับ จากฮิสโตแกรมจะสรุปค่าองศาที่สัมพันธ์กับระดับความสุกของผลสตรอบอรี่ ดังตารางที่ 1 ส่วนค่าองศาในช่วง 150-200 เป็นค่าองศาที่ของพื้นหลัง โดยจะไม่ตัดสีของพื้นหลังออกเมื่อนำไปสกัดคุณลักษณะเด่น

ตารางที่ 1 ค่าองศา (H) สตรอบอรี่ทั้งสามระดับ

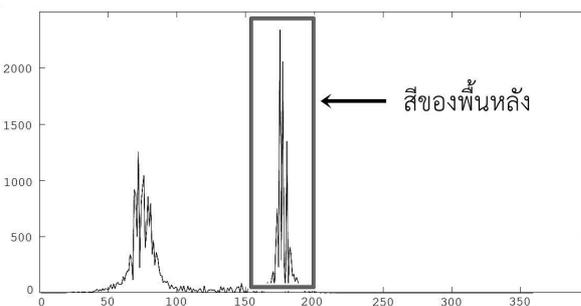
ระดับความสุก	องศา
สุกมาก	0-10 และ 340-359
สุก	5-50
เริ่มสุก	50-100



(a) ฮิสโตแกรมของค่าสี (H) ของสตรอบอรี่สุกมาก



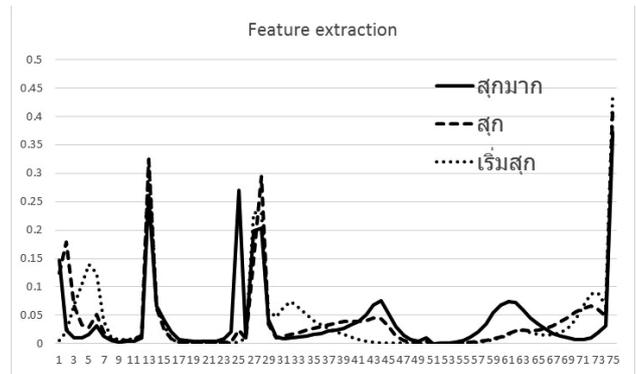
(b) ฮิสโตแกรมของค่าสี (H) ของสตรอบอรี่สุก



(c) ฮิสโตแกรมของค่าสี (H) ของสตรอบอรี่เริ่มสุก

รูปที่ 6 ฮิสโตแกรมของค่าสี (H) ของสตรอบอรี่ที่ความสุกทั้งสามระดับ

ฮิสโตแกรมของแบบจำลองสี H S และ V ถูกนำไปสกัดคุณลักษณะเด่น โดยแบ่งเป็น 25 ช่วง แล้วหาผลรวมของฮิสโตแกรมในแต่ละช่วง จะได้จำนวนคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 75 จุด ดังแสดงในรูปที่ 7 และนำข้อมูลคุณลักษณะเด่นทั้งหมดจัดให้อยู่ในรูปแบบเมตริกข้อมูล จะได้พื้นที่ข้อมูลนำเข้า (Feature Space) ดังในรูปที่ 8 ซึ่งเมตริกข้อมูลนี้จะเป็นข้อมูลด้านขาเข้าสำหรับสอนระบบ SVM ต่อไป



รูปที่ 7 คุณลักษณะเด่น 75 จุด

	H ₁	H ₂	...	H ₂₅	S ₁	...	S ₂₅	V ₁	...	V ₂₅
Sb ₁	H _{1,1}	H _{1,2}	...	H _{1,25}	S _{1,1}	...	S _{1,25}	V _{1,1}	...	V _{1,25}
Sb ₂	H _{2,1}	H _{2,2}	...	H _{2,25}	S _{2,1}	...	S _{2,25}	V _{2,1}	...	V _{2,25}
...
Sb _N	H _{N,1}	H _{N,2}	...	H _{N,25}	S _{N,1}	...	S _{N,25}	V _{N,1}	...	V _{N,25}

รูปที่ 8 พื้นที่ข้อมูลนำเข้า (Feature Space)

จากรูปที่ 8 Sb₁-Sb_N คือ สตรอบอรี่ลูกที่ 1 จนถึงลูกที่ N โดย N จะเท่ากับจำนวนของผลสตรอบอรี่ที่ใช้ในการสอน (Train) ระบบ SVM ในงานวิจัยนี้ใช้ทั้งหมด 150 ลูก

2.6 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) [10]

SVM เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ซึ่งสามารถจำแนกหรือตัดสินใจในการจำแนกข้อมูลที่มีมิติของข้อมูลสูงให้เป็นสองส่วนดังแสดงในรูปที่ 9 ก่อนที่จะใช้ SVM เพื่อจำแนกข้อมูล ต้องทำการสอน (Train) ให้เกิดการรู้จำข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่ต้องการจำแนก จากนั้นจึงนำข้อมูลที่ต้องการจำแนกป้อนเข้าเพื่อให้ SVM คัดแยกกลุ่มข้อมูลออกมา โครงสร้างข้อมูลสำหรับสอนหรือป้อนเข้า และผลลัพธ์ด้านออกของ SVM ที่จะทำให้ระบบเกิดการรู้จำ ดังสมการที่ 2

$$(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n) \text{ เมื่อ } x \in R^m, y \in \{+1, -1\} \quad (2)$$

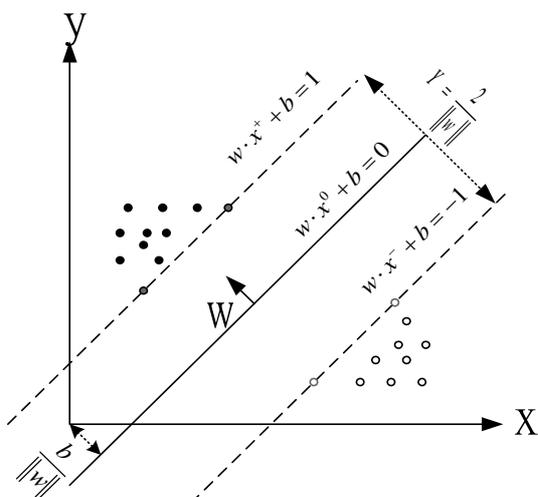
เมื่อ $(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)$ เป็นคุณลักษณะเด่นสำหรับใช้ในการสอน n คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่าง m คือ จำนวนมิติข้อมูลด้านเข้า และ y คือ ผลลัพธ์มีค่า $+1$ หรือ -1 ดังนั้นข้อมูลจะถูกจำแนกดังเป็นสองกลุ่มดังสมการที่ 3

$$(w \cdot x) + b > 0 \text{ ถ้า } y_i = +1$$

$$\text{และ } (w \cdot x) + b < 0 \text{ ถ้า } y_i = -1 \quad (3)$$

เมื่อ w คือ ค่าน้ำหนัก และ b คือค่า bias โดยมีเส้นแบ่งหรือระนาบตัดสินใจที่คำนวณได้จากสมการที่ 4 เวกเตอร์ของข้อมูลที่ถูกรบกวนเข้าสู่ระบบการสอน เพื่อให้ระบบเรียนรู้แทนด้วยสมการ และข้อมูลทั้งสองด้านแบ่งเป็นบวกและลบ สถานะของข้อมูลจึงแทนด้วย y ซึ่งมีสองค่า คือ $y = 1$ และ $y = -1$ นั้น แต่ยังไม่สามารถตัดสินไม่ได้ว่าเส้นแบ่งใดจึงจะดีที่สุด วิธีการหาเส้นแบ่งที่ดีที่สุดคือการเพ่งขอบให้กับเส้นแบ่งทั้ง 2 ข้าง ทำให้ได้เส้นขอบ (Margin) ใหม่ที่จะถือเป็นขอบของข้อมูลแต่ละฝั่งอีกด้วย เส้นขอบที่เป็นเส้นแบ่งนั้นจะเป็นเส้นที่สัมผัสกับค่าข้อมูลใน feature space ที่ใกล้ที่สุด เส้นขอบทั้ง 2 เส้นถูกแทนด้วยสมการ $w \cdot x^+ + b \geq y \geq 1$ ถ้าอยู่ด้าน $y = 1$ และ $w \cdot x^- + b \leq y \leq -1$ ถ้า $y = -1$ หากเส้นขอบของเส้นแบ่งใด ๆ ที่มีความกว้างมากที่สุด แสดงว่าข้อมูลทั้ง 2 ชุดมีการแยกกันชัดเจน ดังนั้นเส้นแบ่งที่มีขอบกว้างที่สุดจึงเป็นเส้นแบ่งที่ดีที่สุด เราสามารถหาความกว้างของเส้นขอบ (maximization of margin) Y [11] ได้จากสมการที่ 5 ค่าของ w [11] และ b [11] หาได้จาก สมการที่ 6 และ สมการที่ 7 ตามลำดับ

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (4)$$



รูปที่ 9 Support vector machine

$$Y = \frac{2}{\|w\|} \quad (5)$$

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (6)$$

เมื่อ α คือสัมประสิทธิ์คั้งที่ $\alpha_i \geq 0; i = 1, 2, 3, \dots, N$

$$b = -\frac{\max_{y_i=-1}(w \cdot x_i) + \min_{y_i=1}(w \cdot x_i)}{2} \quad (7)$$

ก) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหนึ่งต่อหนึ่ง (One-vs-one support vector machine) [10]

การสอนระบบ SVM เพื่อให้มีความสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลได้นั้น ใช้วิธีการทำมัลติคลาส (Multi-Class) [12] โดยจำแนกเป็นจำนวน M คลาส และเปรียบเทียบค่า discriminant function ระหว่างคลาสกับคลาส ทั้งหมดจำนวน $M(M-1)/2$ คลาส โดยคลาสที่มีค่า discriminant function มากกว่าจะถูกเลือกเป็นผลลัพธ์ และคลาสที่มีจำนวนการถูกเลือกมากที่สุดจะเป็นผลลัพธ์ของการจำแนกประเภท ในกรณีมีคลาสผลลัพธ์มากกว่า 1 คลาส จะพิจารณาผลรวมของค่าสัมประสิทธิ์ของ discriminant function ที่มากกว่าผลลัพธ์ y ซึ่งพิจารณาได้จากสมการที่ 8 เช่น ในการระบุคลาสของชุดข้อมูล x จากการเปรียบเทียบค่า discriminant function ในระบบ SVM จะใช้วิธีการ max-wins สำหรับคู่คลาส k และ m (class (k, m)) หากค่าที่ได้เป็นบวก จะหมายถึง class k ได้รับการเลือก แต่หากเป็นลบหมายถึง class m ได้รับการเลือก

$$y = \begin{cases} +1 & \text{if } c = k \\ -1 & \text{if } c = m \end{cases} \quad (8)$$

ข) ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) [13]

ในกรณีการคัดแยกข้อมูลโดยใช้ระนาบที่ไม่เป็นเส้นตรง SVM อาศัยหลักการแปลงข้อมูลพื้นที่ที่ข้อมูลนำเข้า (Input Space) ให้เป็นพื้นที่คุณลักษณะ (Feature Space) ที่มีมิติสูงขึ้น โดยผ่านฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function : Φ) และสร้างระนาบซึ่งแบ่งข้อมูลสองกลุ่มได้ดีที่สุดทำให้เกิดเป็นขอบเขตของการตัดสินใจ (Decision Surface) แบบไม่เชิงเส้นในพื้นที่ข้อมูลนำเข้า

ฟังก์ชันเคอร์เนล $K(X_i, X_j)$ เป็นฟังก์ชันที่แก้ปัญหาภายใต้เงื่อนไขของ Mercer [14] ซึ่งมีค่าเท่ากับการคูณกันของสองเวกเตอร์ x_i, x_j ในพื้นที่คุณลักษณะ $\Phi_{(x_i)}$ และ $\Phi_{(x_j)}$

$$K(x_i, x_j) = \Phi_{(x_i)} \cdot \Phi_{(x_j)} \quad (9)$$

โดยที่ Φ คือ ฟังก์ชันการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Projection Function) ซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนลหลายตัวได้ถูกนำมาใช้กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เช่น ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ เกาเซียนเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian Radial Basis Function) ดังสมการที่ (10)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

โดย σ คือ ค่า kernel scale

3. ผลการดำเนินงานและการทดสอบ

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาและออกแบบการคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่ โดยใช้วิธีการแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และใช้ตัวอย่างสตรอเบอร์รี่ จากบ้านน้ำจ้ำ ตำบลโป่งผา อำเภอแม่สาย จังหวัดเชียงราย ซึ่งได้ผลการวิจัยดังต่อไปนี้

3.1 การสอน SVM

การออกแบบการคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่ด้วย SVM นี้ ใช้กลุ่มตัวอย่างผลสตรอเบอร์รี่ที่มีความสุก 3 ระดับ คือ สุกมาก, สุก และเริ่มสุก ชนิดละ 50 ผล ในการสอนให้ SVM ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน kernel function แบบ Radial Basis Function (RBF) ตั้งค่า multiclass method แบบ one-vs-one โดยทำการทดลองปรับค่า kernel scale automatic ผลการทดลองพบว่าค่า kernel scale เท่ากับ 8.7 ให้ค่าความถูกต้องได้ดีที่สุด คือ ได้ค่าผลความถูกต้องของการคัดแยกของสตรอเบอร์รี่ชนิดสุกมากเท่ากับร้อยละ 100 ชนิดสุกปานกลางเท่ากับร้อยละ 98 และชนิดเริ่มสุกเท่ากับร้อยละ 98 ค่าความถูกต้องในการสอนเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 98.7 ตามรูปที่ 10

True Class	Red Black	100%		
	Red Fresh		98%	2%
	Red White		2%	98%
		Red Black	Red Fresh	Red White
		Predict Class		

รูปที่ 10 Confusion matrix ของผลการสอนของระบบ

3.2 ผลการทดสอบการคัดแยก

หลังจากที่ SVM เกิดการรู้จำแล้ว จึงได้ทำการทดสอบการคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่ ด้วยการนำข้อมูลสตรอเบอร์รี่ 3 กลุ่ม คือ สุกมาก สุก และเริ่มสุก กลุ่มละ 25 ลูก มาทำการทดสอบ ผลการทดสอบ พบว่า ได้ค่าความถูกต้องของกลุ่มผลสุกมากเท่ากับร้อยละ 100 ค่าความถูกต้องของผลสุกปานกลางเท่ากับร้อยละ 96 และ ค่าความถูกต้องของผลเริ่มสุกเท่ากับร้อยละ 96 และค่าความถูกต้องเฉลี่ยทั้งหมดในการคัดแยกทั้งสามกลุ่มเท่ากับร้อยละ 97.33 ผลการคัดแยกดังกล่าวสามารถแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่

กลุ่มที่	สุกมาก	สุก	เริ่มสุก	Accuracy
สุกมาก	25	0	0	100%
สุก	1	24	0	96%
เริ่มสุก	0	1	24	96%
Average				97.33%

4. สรุปผล

บทความนี้นำเสนอ ระบบการคัดแยกความสุกของสตรอเบอร์รี่ ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) แบ่งความสุกของสตรอเบอร์รี่เป็นสามระดับ คือ สุกมาก สุก และเริ่มสุก โดยพิจารณาจากค่าองศาสีที่อยู่ในช่วง 0-10 กับ 340-359, 5-50 และ 50-100 องศา ตามลำดับ ถ่ายภาพผลสตรอเบอร์รี่ด้วยกล้องกล้องเว็บแคมที่ความละเอียดต่ำขนาด 640× 480 พิกเซล และกล้องมีราคาไม่สูงมาก สกัคคุณลักษณะเด่นความสุกของสตรอเบอร์รี่จากกราฟฮีสโตแกรมของแบบจำลองสี HSV แล้วจึงนำไปสอนให้ระบบคัดแยก SVM ผลการทดสอบพบว่า

ระบบคัดแยกความสุกสตรอเบอรี่ มีความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 97.3 ระบบการคัดแยกที่ออกแบบและนำเสนอมี มีต้นทุนที่ไม่สูง จึงมีความเหมาะสมที่จะสามารถพัฒนาไปใช้ในการเกษตรได้เป็นอย่างดี

5.กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ คุณกรองกาญจน์ บุนพุมิตร เกษตรกรผู้ปลูก สตรอเบอรี่ บ้านน้ำจ้ำ ตำบลโป่งผา อำเภอแม่สาย จังหวัด เชียงราย ที่ช่วยอำนวยความสะดวกในการเก็บข้อมูลและคัด แยกสตรอเบอรี่ที่ใช้ในการทำวิจัย และขอขอบคุณ ดร.อนุสรณ์ ยอดใจเพชร สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงราย ที่กรุณาให้ คำปรึกษาตลอดการทำวิจัย

6.เอกสารอ้างอิง

- [1] Narongchai Pipattanawong, Wet Techa, Benjarach Thongyeun and Savitri Tiwong.(2010). Strawberry Pharachatan 80. Kasetsart Extension Journal. Issue 56. Vol. 1 October 2010 - January 2011.
- [2] Kongkrit Inthasan. strawberry. Technical Documents. Kanchanaburi Highland Agricultural Extension Center.
- [3] Natthaphong Chalermtamrong, Narongchai Phocharoen and Parichat Sermwuthisarn.(2013). Automatic Sweet Pepper Separator. Thesis Faculty of Engineering, Kasetsart University Kamphaeng Saen.
- [4] Vahid Mohammadi, Kamran Kheiralipour and Mahdi Ghasemi-Varnamkhasi. (2015) . Detecting maturity of persimmon fruit based on image processing technique. Scientia Horticulturae 184. 123–128.
- [5] Chu zhang, Chentong Guo, Fei Liu, Wenwen Kong, Yong He and Binggan Lou. (2016). Hyperspectral imaging analysis for ripeness evaluation of strawberry with support vector machine. Journal of Food Engineering 179.11-18.
- [6] Liu C, Liu W, Lu X, Ma F, Chen W, Yang J and Zheng L. (2014) . Application of Multispectral Imaging to Determine Quality Attributes and Ripeness Stage in Strawberry Fruit. PLoS ONE 9 (2) : e87818 . doi:10.1371/journal.pone.0087818.
- [7] Gamal ElMasry, Ning Wang, Adel ElSayed and Michael Ngadi. (2007). Hyperspectral imaging for nondestructive

determination of some quality attributes for strawberry. Journal of Food Engineering 81. 98–107.

- [8] Xu Liming and Zhao Yanchao. (2010). Automated strawberry grading system based on image processing. Computers and Electronics in Agriculture 71S. S32–S39.
- [9] Xu Liming and Zhang Tiezhong. (2007). Influence of light intensity on extracted colour feature values of different maturity in strawberry. New Zealand Journal of Agricultural Research. Vol. 50: 559-565.
- [10] Pornpon Thamrongrat. (2009). Web Page Classification Using Feature Reduction and Multi-Class SVM. Thesis Computer Science Prince of Songkla University.
- [11] Chira Kaewsuan. (2006). Image Orientation Detection and Correction Using Support Vector Machine. Thesis Computer Technology. King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok.
- [12] Knerr, S., Personnaz, L., and Dreyfus, G. (1990). Single-layer learning revisited: A stepwise procedure for building and training neural network. Neurocomputing: Algorithms, Architectures and Applications, NATO ASI, Berlin: Springer-Verlag.
- [13] Paingruthai Nusawat. (2013). Battery discharge rate prediction model for mobile phone using data mining. Thesis Computer and Information Science. Silpakorn University.
- [14] Courant, R., Hilbert, D. (1937). Methods of mathematical physics. New York: Interscience Publishers, INC.

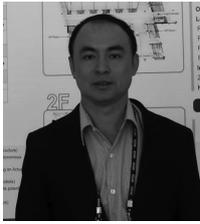
7.ประวัติ



เทอดศักดิ์ เงินมูล สำเร็จการศึกษาปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ปี พ.ศ. 2545 ปัจจุบันกำลังศึกษาต่อระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา



ดร.พิเชษฐ เหมยคำ อาจารย์ประจำหลักสูตรวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏวชิรเวศน์ เชียงราย งานวิจัยที่สนใจได้แก่ วิศวกรรมสายอากาศ การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล



ผศ.ดร.วิโรจน์ ปงลังกา อาจารย์ประจำ
หลักสูตรวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สาขา
วิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยราชภัฏวชิรเวศน์ เชียงราย
งานวิจัยที่สนใจได้แก่ ระบบควบคุม
คอมพิวเตอร์วิชั่น การประมวลผลภาพ
ดิจิทัล



ผศ.ดร.วิวัฒน์ ทิพจร อาจารย์ประจำ
หลักสูตรวิศวกรรมไฟฟ้า สาขา
วิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยราชภัฏวชิรเวศน์ เชียงราย
งานวิจัยที่สนใจได้แก่ การประยุกต์ใช้
วิธีการขั้นตอนขบวนการเพื่อแก้ปัญหาใน
ระบบไฟฟ้า