

## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

การศึกษาและวิจัยในครั้งนี้เป็นการจำแนกใบพืชโดยใช้คุณลักษณะรูปทรงและพื้นผิวของใบพืชด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยมีวัตถุประสงค์หลัก 2 ข้อ ดังต่อไปนี้

1. เพื่อนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแต่ละขั้นตอนมาหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกใบพืชโดยใช้คุณลักษณะรูปทรงและพื้นผิวของใบพืช
2. เพื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกใบพืชระหว่างขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมกับขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด

ผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 เพื่อนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแต่ละขั้นตอนมาหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกใบพืชโดยใช้คุณลักษณะรูปทรงและพื้นผิวของใบพืช

ผลการศึกษาเพื่อตอบวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 ผู้วิจัยได้ใช้โมเดลขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและทำการแยกข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน 70 เปอร์เซ็นต์สำหรับสร้างโมเดล และ 30 เปอร์เซ็นต์ (เดช ธรรมศิริ และ พยุง มีสัจ, 2554) สำหรับใช้ในการทดสอบโมเดลและทำการทดลองโดยการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ค่าพารามิเตอร์ของแต่ละขั้นตอน

ประชากรเริ่มต้น (Pop-Size)	50, 70, 100, 150
จำนวนรอบ (Loop)	30, 50, 100
ความน่าจะเป็นในการข้ามสายพันธ์ (Probabilities of crossover : Pc)	0.5, 0.7, 0.9
ความน่าจะเป็นในการกลายพันธ์ (Probabilities of mutation : Pm)	0.01, 0.03, 0.05, 0.07

ขั้นตอนสำหรับการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ มีดังนี้

1. ประชากรเริ่มต้น (Pop - Size) กำหนด เริ่มจาก 50 , 70 , 100 และ 150 การกำหนดมากหรือน้อย ควรกำหนดให้เหมาะสมกับขนาดของปัญหา ในงานวิจัยแต่ละงานอาจมีการปรับค่าที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์การนำไปใช้

2. จำนวนรอบ (Loop) การกำหนดจำนวนรอบจบการทำงานมีความสำคัญต่อค่าคำตอบ และเวลาการประมวลผลถ้ากำหนดจำนวนรอบไว้ต่ำอาจจะได้คำตอบที่ไม่ดีนัก แต่ถ้ากำหนดรอบในการจบการทำงานสูงจะมีผลทำให้ระยะเวลาในการประมวลผลใช้เวลานาน ดังนั้น ในการกำหนดรอบในการจบการทำงานจึงควรพิจารณาจากขนาดและความซับซ้อนของปัญหา

3. ความน่าจะเป็นในการข้ามสายพันธุ์ (Probabilities of crossover:  $P_c$ ) การกำหนดค่า  $P_c$  มากก็จะมีโอกาสที่จะได้คำตอบที่ดีที่สุดได้

4. ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Probabilities of Mutation:  $P_m$ ) การกำหนดค่า  $P_m$  จะมีค่าตรงข้ามกับ  $P_c$  ส่วนใหญ่การปรับค่า  $P_m$  จะไม่สูงมากเพื่อให้ได้คำตอบที่เหมาะสม

ขั้นตอนการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม มีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการแบ่งกลุ่มพารามิเตอร์ออกเป็น 3 กลุ่ม คือ 30, 50 และ 100 โดยกำหนดให้ กลุ่มที่ 1 จำนวนรอบ = 30 กลุ่มที่ 2 จำนวนรอบ = 50 และกลุ่มที่ 3 จำนวนรอบ = 100 แต่ละกลุ่มมี 12 รูปแบบ รวมทั้งหมด 36 รูปแบบ สำหรับใช้ในการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

2. กำหนด Pop-size เริ่มจาก 50 , 70 และ 100

3. กำหนดค่าปรับค่าพารามิเตอร์ค่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Probability of mutation:  $P_m$ ) 0.01 , 0.03 , 0.05 และ 0.07

4. กำหนดค่าความน่าจะเป็นในการสลับสายพันธุ์ (Probabilities of crossover:  $P_c$ ) 0.5 , 0.7 และ 0.9

5. วัดประสิทธิภาพ ค่าความถูกต้อง (accuracy) ค่าความครบถ้วน (recall) ค่าความแม่นยำ (precision) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (f-measure)

**จากผลการทดลองตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 1.** เพื่อนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแต่ละขั้นตอน มาหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกใบพืชโดยใช้คุณลักษณะรูปทรงและพื้นผิวของใบพืช

จากผลการทดลองทั้งหมด 36 รูปแบบ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกใบพืช โดยพิจารณาจากค่าที่ดีที่สุดจากค่าความถูกต้อง ค่าความครบถ้วนที่ดีที่สุด ค่าความแม่นยำที่ดีที่สุด และค่า f-measure ที่ดีที่สุด ซึ่งผู้วิจัยได้พิจารณาการวัดประสิทธิภาพที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรก จากตัววัดต่างๆ มีรายละเอียดดังนี้

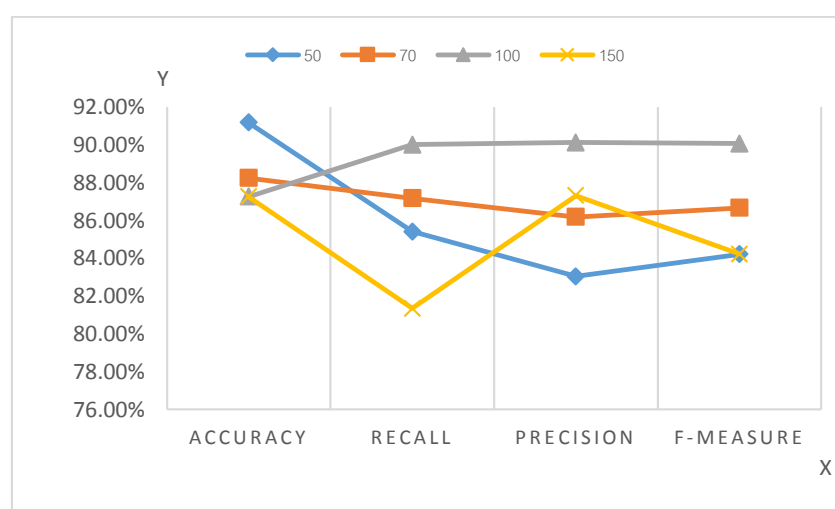
#### ค่าความถูกต้อง (accuracy)

ผลการทดลองเมื่อพิจารณาจากค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดจากผลการทดลองทั้งหมด 36 รูปแบบ ที่มีค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรก ซึ่งผลการทดลองมีดังนี้

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $loop = 100$   $Pm = 0.03$   $Pc = 0.9$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความถูกต้องลำดับที่หนึ่ง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.03	0.9	91.18%	85.41%	83.04%	84.21%
70				88.24%	87.17%	86.18%	86.67%
100				87.25%	90.00%	90.12%	90.06%
150				87.25%	81.35%	87.31%	84.22%



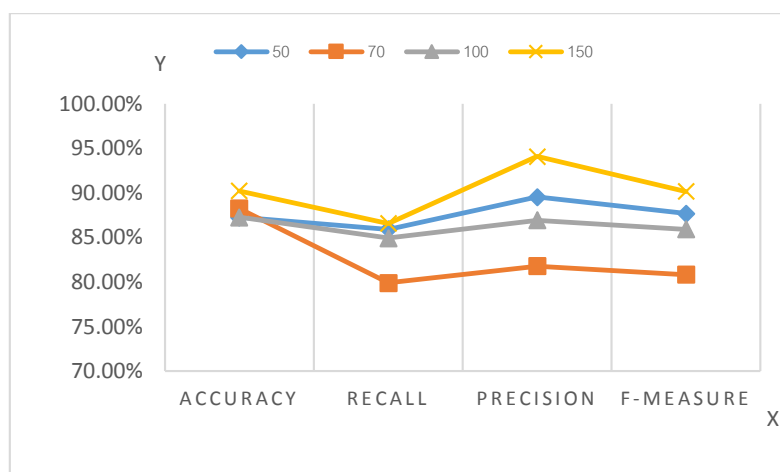
ภาพที่ 4.1 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $loop=100$   $Pm=0.03$   $Pc = 0.9$

จากภาพที่ 4.1 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดลำดับที่หนึ่ง ได้ผลค่าความถูกต้อง = 91.18% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 50  $loop = 100$   $Pm = 0.03$  และ  $Pc = 0.9$

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $loop = 100$   $Pm = 0.05$   $Pc = 0.7$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองพิจารณาค่าความถูกต้องลำดับที่สอง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.05	0.7	87.25%	85.89%	89.51%	87.66%
70				88.24%	79.89%	81.77%	80.82%
100				87.25%	84.90%	86.93%	85.90%
150				90.22%	86.57%	94.06%	90.16%



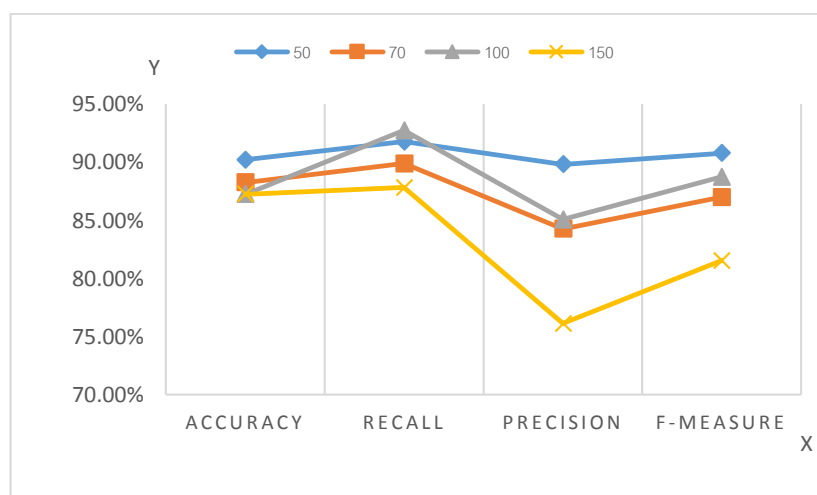
ภาพที่ 4.2 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.05$   $P_c=0.7$

จากภาพที่ 4.2 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดลำดับที่สอง 90.22% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $\text{Pop-Size} = 150$   $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.05$  และ  $P_c = 0.7$

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.07$   $P_c = 0.9$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า  $\text{Pop-Size}$  โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน  $\text{Pop-Size}$  ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความถูกต้องลำดับที่สาม

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.07	0.9	90.20%	91.76%	89.81%	90.77%
70				88.24%	89.88%	84.26%	86.98%
100				87.25%	92.71%	85.06%	88.72%
150				87.25%	87.81%	76.11%	81.54%



ภาพที่ 4.3 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.07$   $P_c=0.9$

จากภาพที่ 4.3 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดลำดับที่สาม 90.20% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 50 loop = 100 Pm = 0.07 และ Pc = 0.9

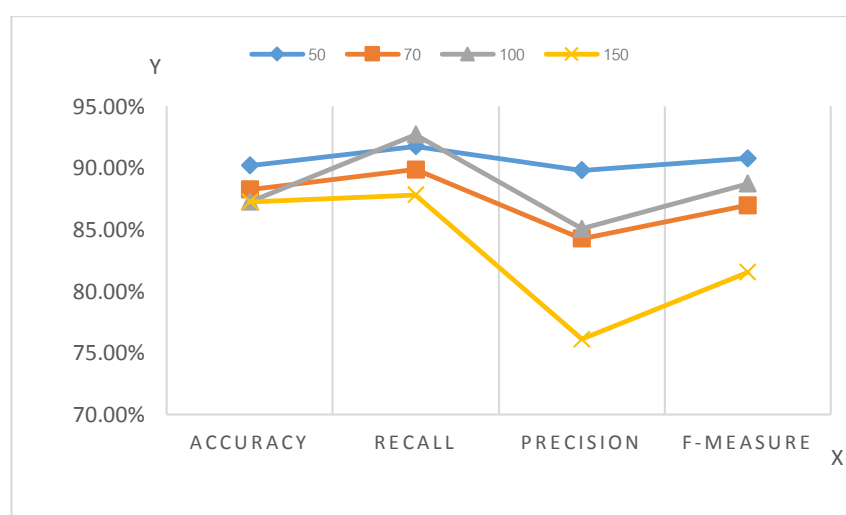
#### ค่าความครบถ้วน (Recall)

ผลการทดลองเมื่อพิจารณาจากค่าความครบถ้วนที่ดีที่สุดจากผลการทดลองทั้งหมด 36 รูปแบบ ที่มีค่าความครบถ้วนที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรก ซึ่งผลการทดลองมีดังนี้

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.07 Pc = 0.9 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความครบถ้วนลำดับที่หนึ่ง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.07	0.9	90.20%	91.76%	89.81%	90.77%
70				88.24%	89.88%	84.26%	86.98%
100				87.25%	<b>92.71%</b>	85.06%	88.72%
150				87.25%	87.81%	76.11%	81.54%



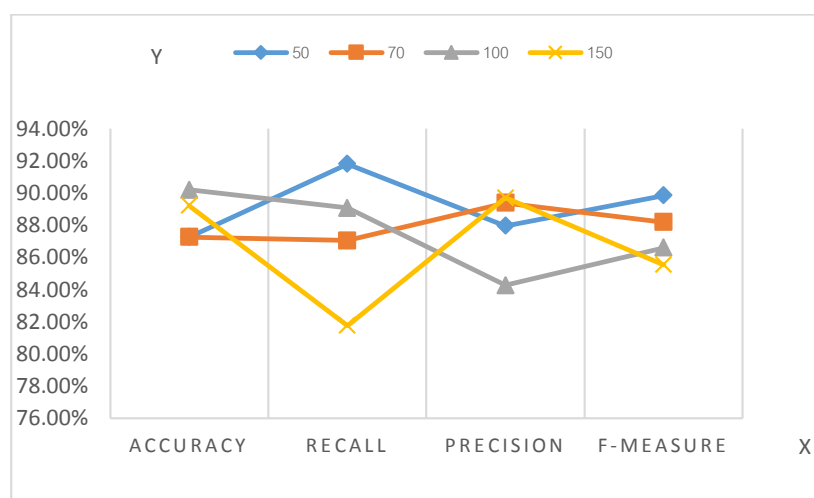
ภาพที่ 4.4 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์ loop=100 Pm=0.07 Pc = 0.9

จากภาพที่ 4.4 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความครบถ้วนที่ดีที่สุดลำดับที่หนึ่ง 92.71% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 100 loop = 100 Pm = 0.07 และ Pc = 0.9

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.01 Pc = 0.7 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความครบถ้วนลำดับที่สอง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.01	0.7	87.25%	<b>91.80%</b>	87.96%	89.84%
70				87.25%	87.04%	89.38%	88.19%
100				90.20%	89.06%	84.25%	86.59%
150				89.22%	81.76%	89.69%	85.54%



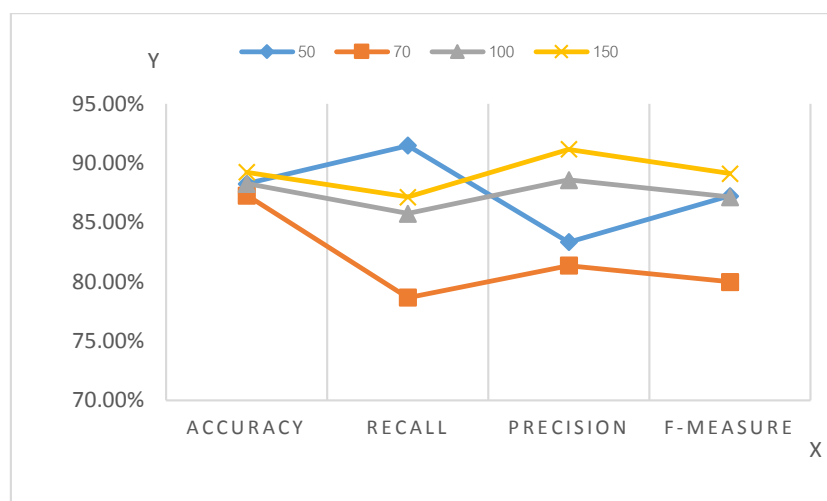
ภาพที่ 4.5 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์ loop=100 Pm=0.01 Pc = 0.7

จากภาพที่ 4.5 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความครบถ้วนลำดับที่สอง 91.80% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 50 loop = 100 Pm = 0.01 และ Pc = 0.7

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.03 Pc = 0.7 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความครบถ้วนลำดับที่สาม

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.03	0.7	88.24%	<b>91.46%</b>	83.33%	87.21%
70				87.25%	78.65%	81.34%	79.97%
100				88.24%	85.73%	88.56%	87.12%
150				89.22%	87.12%	91.15%	89.10%



ภาพที่ 4.6 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $loop=100$   $Pm=0.03$   $Pc = 0.7$

จากภาพที่ 4.6 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความครบถ้วนที่ดีที่สุดลำดับที่สาม 91.46% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $Pop-Size = 50$   $loop = 100$   $Pm = 0.03$  และ  $Pc = 0.7$

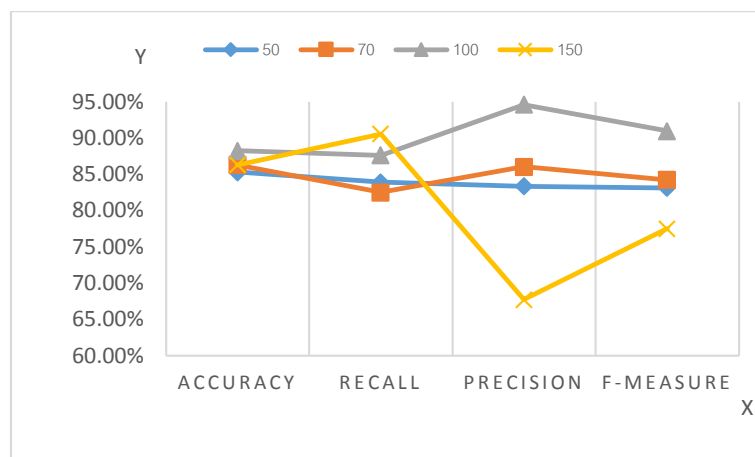
#### ค่าความแม่นยำ (Precision)

ผลการทดลองเมื่อพิจารณาจากค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดจากผลการทดลองทั้งหมด 36 รูปแบบ ที่มีค่าความแม่นยำที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรก ซึ่งผลการทดลองมีดังนี้

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $loop = 100$   $Pm = 0.07$   $Pc = 0.5$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า  $Pop-Size$  โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน  $Pop-Size$  ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองพิจารณาค่าความแม่นยำลำดับที่หนึ่ง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.07	0.5	85.29%	83.89%	83.35%	83.12%
70				86.27%	82.50%	86.02%	84.22%
100				88.24%	87.60%	94.58%	90.96%
150				86.27%	90.54%	67.71%	77.48%



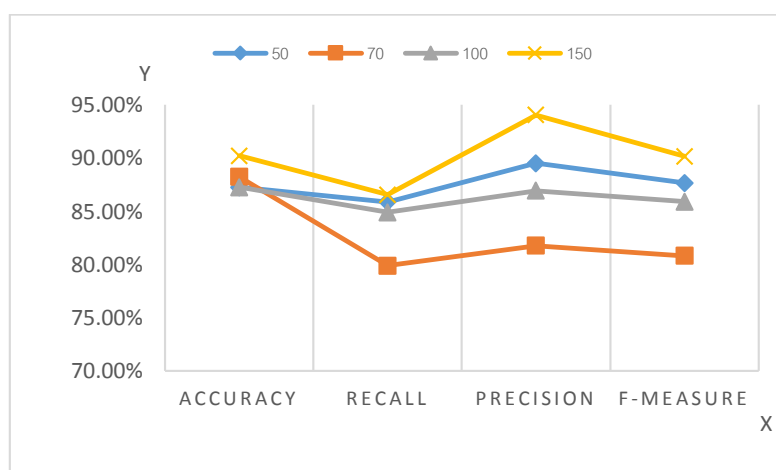
ภาพที่ 4.7 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.07$   $P_c=0.5$

จากภาพที่ 4.7 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดลำดับที่หนึ่ง 94.58% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $\text{Pop-Size} = 100$   $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.07$  และ  $P_c = 0.5$

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.05$   $P_c = 0.7$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า  $\text{Pop-Size}$  โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน  $\text{Pop-Size}$  ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความแม่นยำลำดับที่สอง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.05	0.7	87.25%	85.89%	89.51%	87.66%
70				88.24%	79.89%	81.77%	80.82%
100				87.25%	84.90%	86.93%	85.90%
150				90.22%	86.57%	94.06%	90.16%



ภาพที่ 4.8 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.05$   $P_c=0.7$

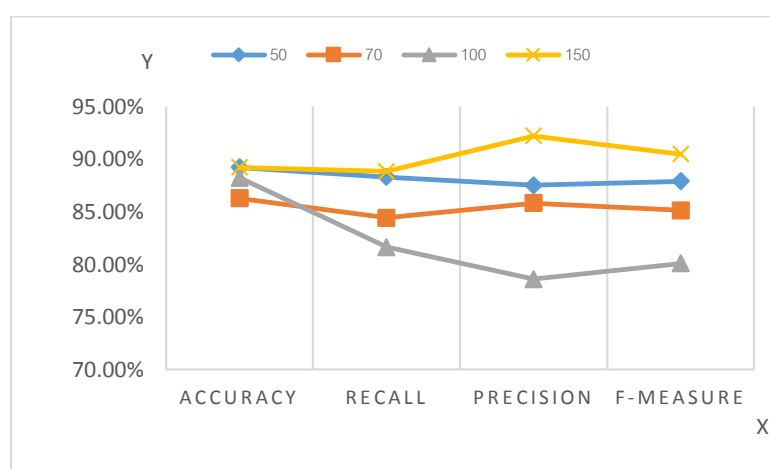


จากภาพที่ 4.8 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดลำดับที่สอง 94.06% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 150 loop = 100 Pm = 0.05 และ Pc = 0.7

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.01 Pc = 0.5 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองพิจารณาจากค่าความแม่นยำลำดับที่สาม

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.01	0.5	89.22%	88.30%	87.53%	87.91%
70				86.27%	84.44%	85.83%	85.13%
100				88.24%	81.65%	78.61%	80.10%
150				89.22%	88.83%	92.22%	90.49%



ภาพที่ 4.9 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์ loop=100 Pm=0.01 Pc = 0.5

จากภาพที่ 4.9 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดลำดับที่สาม 92.22% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 150 loop = 100 Pm = 0.01 และ Pc = 0.5

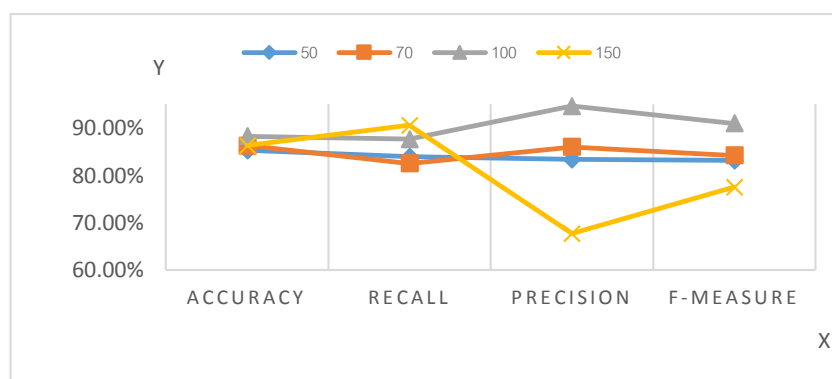
#### ค่า F-measure

ผลการทดลองเมื่อพิจารณาจากค่า f-measure ที่ดีที่สุดจากการทดลองทั้งหมด 36 รูปแบบ ที่มีค่า f-measure ที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรก ซึ่งผลการทดลองมีดังนี้

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.07 Pc = 0.5 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองพิจารณาจากค่า f-measure ลำดับที่หนึ่ง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.07	0.5	85.29%	83.89%	83.35%	83.12%
70				86.27%	82.50%	86.02%	84.22%
100				88.24%	87.60%	94.58%	90.96%
150				86.27%	90.54%	67.71%	77.48%



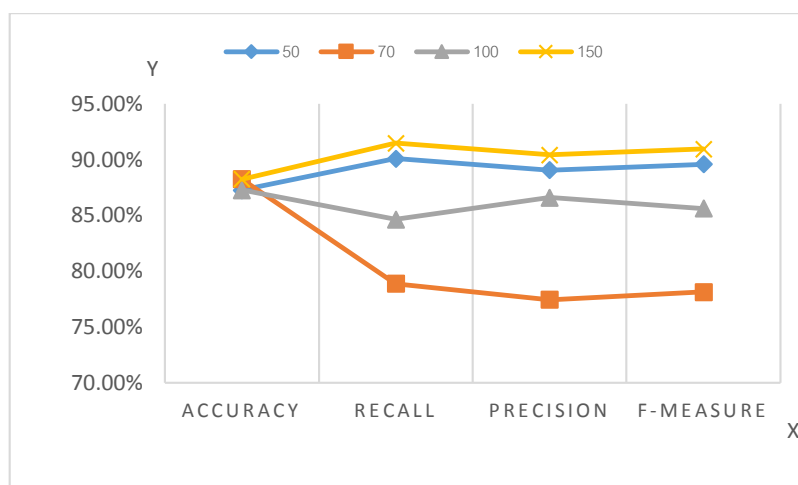
ภาพที่ 4.10 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์ loop=100 Pm=0.07 Pc = 0.5

จากภาพที่ 4.10 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความ f-measure ที่ดีที่สุดลำดับที่หนึ่ง 90.96% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 100 loop = 100 Pm = 0.07 และ Pc = 0.5

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า loop = 100 Pm = 0.05 Pc = 0.5 และทำการปรับเปลี่ยนค่า Pop-Size โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน Pop-Size ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองพิจารณาจากค่า f-measure ลำดับที่สอง

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.05	0.5	87.25%	90.08%	89.05%	89.56%
70				88.24%	78.88%	77.44%	78.13%
100				87.25%	84.63%	86.59%	85.60%
150				88.24%	91.46%	90.40%	90.93%



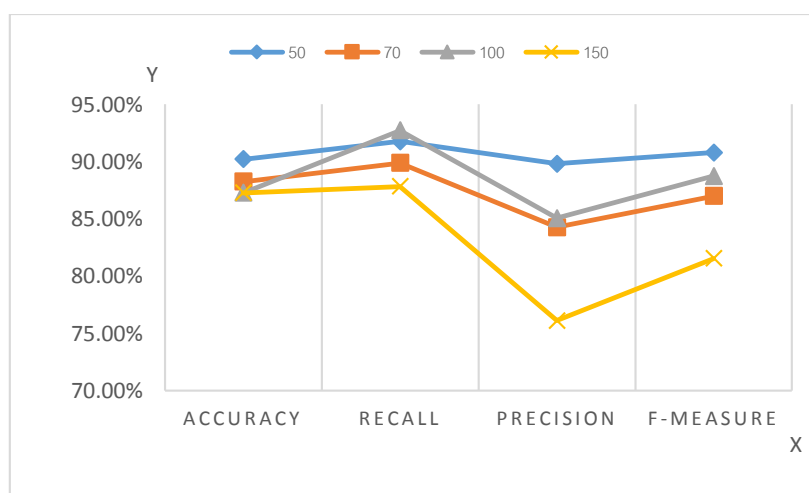
ภาพที่ 4.11 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.01$   $P_c=0.5$

จากภาพที่ 4.11 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความ f-measure ที่ดีที่สุดลำดับที่สอง 90.93% เมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $\text{Pop-Size} = 150$   $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.05$  และ  $P_c = 0.5$

ทำการทดลองโดยกำหนดค่า  $\text{loop} = 100$   $P_m = 0.07$   $P_c = 0.9$  และทำการปรับเปลี่ยนค่า  $\text{Pop-Size}$  โดยเริ่มจาก 50 70 100 และ 150 ตามลำดับ จนครบจำนวน  $\text{Pop-Size}$  ดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ผลการทดลองพิจารณาจากค่า f-measure ลำดับที่สาม

Pop-Size	Loop	Pm	Pc	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
50	100	0.07	0.9	90.20%	91.76%	89.81%	90.77%
70				88.24%	89.88%	84.26%	86.98%
100				87.25%	92.71%	85.06%	88.72%
150				87.25%	87.81%	76.11%	81.54%



ภาพที่ 4.12 กราฟแสดงผลการปรับค่าพารามิเตอร์  $\text{loop}=100$   $P_m=0.07$   $P_c=0.9$

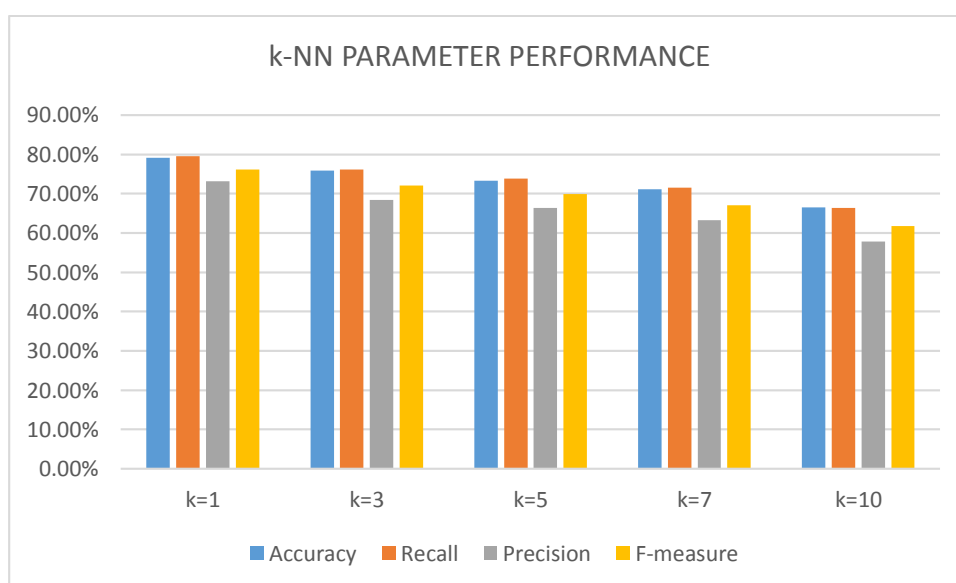
จากภาพที่ 4.12 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความ f-measure ที่ดีที่สุดลำดับที่สาม 90.77%  
เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ Pop-Size = 50 loop = 100 Pm = 0.07 และ Pc = 0.9

**ผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 2.** เพื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกใบพืชระหว่างขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมกับขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด

ผลการศึกษาเพื่อตอบวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 ผู้วิจัยได้ทำการทดลองโดยใช้ขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุดในการจำแนกใบพืชและทำการแยกข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน 70 เปอร์เซนต์สำหรับสร้างโมเดล และ 30 เปอร์เซนต์สำหรับใช้ในการทดสอบโมเดลและทำการทดลองโดยการกำหนดค่าพารามิเตอร์ k=1, k=3, k=5, k=7 และ k=10 ตามลำดับ ซึ่งได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.14

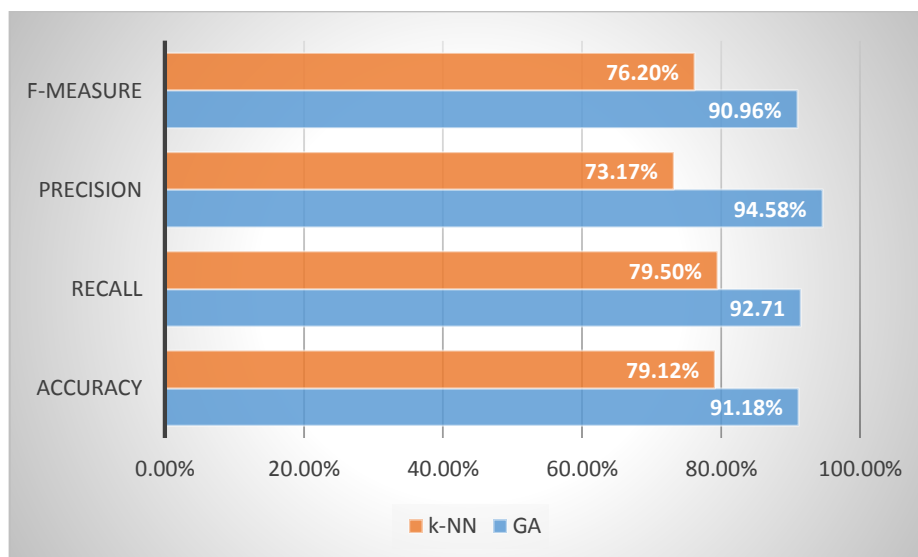
**ตารางที่ 4.14** ผลการทดลองการจำแนกใบพืชด้วยขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด

k-NN	Performance			
Parameter	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
k=1	79.12%	79.50%	73.17%	76.20%
k=3	75.88%	76.17%	68.38%	72.06%
k=5	73.24%	73.83%	66.33%	69.88%
k=7	71.18%	71.50%	63.20%	67.09%
k=10	66.47%	66.33%	57.85%	61.80%



**ภาพที่ 4.13** เปรียบเทียบผลการทดลองการจำแนกใบพืชด้วยขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด

ในการจำแนกใบพืชโดยใช้ขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด ผลการทดลองพบว่าเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์  $k$  มีค่าเท่ากับ 1 ผลลัพธ์ค่าความถูกต้อง 79.12% ค่าความครบถ้วน 79.50% ค่าความแม่นยำ 73.17% และค่า f-measure 76.20% สามารถจำแนกใบพืชได้ดีที่สุด



ภาพที่ 4.14 เปรียบเทียบผลการทดลองระหว่าง GA กับ k-NN

จากภาพที่ 4.14 เมื่อนำผลการทดลองการจำแนกใบพืชด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ที่มีมีค่าความถูกต้อง 91.18% ค่าความครบถ้วน 92.71% ค่าความแม่นยำ 94.58% และค่า f-measure 90.96% มาเปรียบเทียบกับผลการทดลองการจำแนกใบพืชด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด พบว่าค่าความถูกต้อง ค่าความครบถ้วน ค่าความแม่นยำ และค่า f-measure ของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม มีค่ามากกว่าขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกใบพืชมากกว่าขั้นตอนวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด โดยมีค่าความถูกต้องมากกว่า 12.06% ค่าความครบถ้วนมากกว่า 13.21% ค่าความแม่นยำมากกว่า 21.41% และค่า f-measure 14.76%