บทที่ 4
ผลการดำเนินงานและอภิปรายผล

บทนี้นำเสนอผลการดำเนินงานจากการพัฒนาโมเดลสำหรับการจำแนกประเภทรูปร่างแต่ละบุคคล โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งแบ่งกระบวนการทดลองออกเป็นส่วนหลักๆ ได้แก่ การเตรียมข้อมูลที่ผ่านการปรับสมดุลด้วยวิธีดังนี้ SMOTE, Random Over Sampler (ROS), และ SMOTE Tomek จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ ทำการฝึกโมเดลและประเมินผลลัพธ์ โดยใช้เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพของโมเดล ได้แก่ ค่าความถูกต้องของโมเดลโดยพิจารณารวมทุกคลาส (Accuracy), ค่าความแม่นยำของข้อมูลโดยพิจารณาแยกทีละคลาส (Precision), ค่าความถูกต้องโดยพิจารณาแยกทีละคลาส (Recall) และค่าเฉลี่ยของค่าความแม่นยำและค่าความถูกต้อง (F1 Score) โดยเปรียบเทียบผลประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกรูปร่างแต่ละบุคคลเมื่อใช้ข้อมูลที่ปรับสมดุลด้วยวิธีการต่าง ๆ สำหรับเนื้อหาในบทนี้จะประกอบไปด้วย ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลต่างๆ และผลการพัฒนาระบบเว็บแอพพลิเคชัน

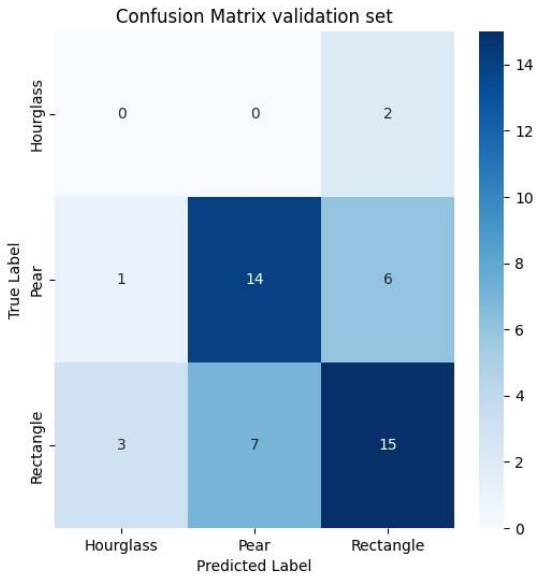
4.1 ผลลัพธ์ประสิทธิภาพของผลลัพธ์แต่ละชุดข้อมูล

ในการทดลองนี้ ได้ทำการฝึกโมเดลโดยใช้ข้อมูลทั้งหมด 4 ชุด ซึ่งประกอบด้วยชุดข้อมูลดั้งเดิม (ไม่ปรับสมดุล) และชุดข้อมูลที่ผ่านการปรับสมดุลด้วยเทคนิคต่าง ๆ ได้แก่ SMOTE, Random Over Sampler (ROS), และ SMOTE Tomek ทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ประสิทธิภาพโมเดลได้ผลลัพธ์ดังนี้

4.1.1 การฝึกโมเดลด้วยชุดข้อมูลดั้งเดิมที่ไม่ผ่านการแก้ไขปัญหาข้อมูลไม่สมดุล

ผลการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลทดสอบ (test set) โดยใช้ฟังก์ชัน model.evaluate() ได้ผลลัพธ์ค่าความสูญเสีย (Loss) 1.5057 และ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) 56.25%

ผลการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย (Confusion Matrix) เป็นตารางที่แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละคลาสในชุดข้อมูลที่ทดสอบ (test set) หรือชุดตรวจสอบ (validation set) โดยจะแสดงให้เห็นถึงการทำนายของโมเดลในรูปแบบตารางที่แยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ดังนี้



รูปที่ 4.1 ผลลัพธ์ Confusion Matrix การทำนายด้วยข้อมูลดั้งเดิม

จาก Confusion Matrix ที่แสดงในรูปจะเห็นได้ว่า

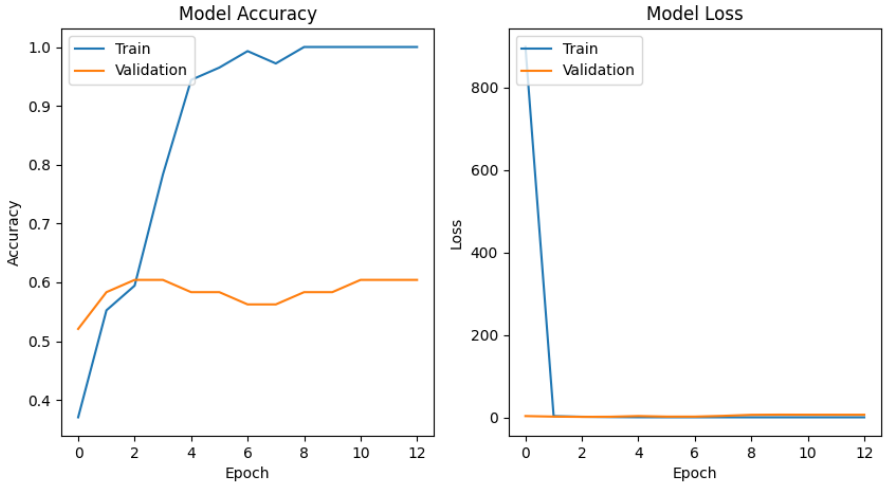
- ทายรูปร่าง Hourglass ถูกต้อง 0 คน ทายผิด 4 คน
- ทายรูปร่าง Pear ถูกต้อง 14 คน ทายผิด 7 คน
- ทายรูปร่าง Rectangle ถูกต้อง 15 คน ทายผิด 8 คน
- ไม่มีการทายผลของรูปร่าง Apple เนื่องจากคลาส Apple น้อยมากไม่สามารถทดสอบได้

ผลการประเมินผล Classification Report เป็นการให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับการทำนายของโมเดลในแต่ละคลาส โดยพิจารณาจากค่า Precision, Recall, และ F1-Score ดังนี้

ตารางที่ 4.1 แสดงผล Classification Report ของข้อมูลที่ไม่ผ่านการแก้ไขปัญหาข้อมูลไม่สมดุล

	precision	recall	f1-score	support
Hourglass	0	0	0	2
Pear	0.4482758621	0.7222222222	0.5531914894	18
Rectangle	0.65	0.4482758621	0.5306122449	29
accuracy	0.5306122449	0.5306122449	0.5306122449	0.5306122449
macro avg	0.366091954	0.3901660281	0.3612679114	49
weighted avg	0.5493666432	0.5306122449	0.5172490186	49

ผลการประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล (Learning Curve) แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดลในแต่ละช่วงการฝึกฝน (epochs) โดยมีการวัดจากค่า Accuracy และ Loss ทั้งใน Training Set และ Validation Set เพื่อประเมินการเรียนรู้ของโมเดลได้ดังนี้

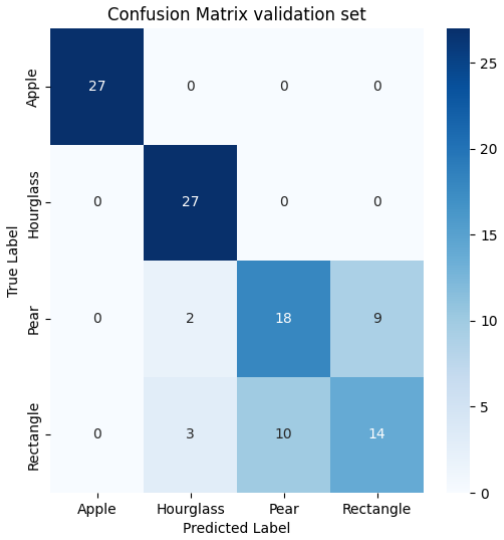


รูปที่ 4.2 แสดงผลค่า Accuracy และ Loss แต่ละช่วงฝึกด้วยข้อมูลดั้งเดิม

4.1.2 การฝึกโมเดลด้วยชุดข้อมูล Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

ผลการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลทดสอบ (test set) โดยใช้ฟังก์ชัน model.evaluate() ได้ผลลัพธ์ค่าความสูญเสีย (Loss) 0.5217 และ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) 81.82%

ผลการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย (Confusion Matrix) เป็นตารางที่แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละคลาสในชุดข้อมูลที่ทดสอบ (test set) หรือชุดตรวจสอบ (validation set) โดยจะแสดงให้เห็นถึงการทำนายของโมเดลในรูปแบบตารางที่แยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ดังนี้



รูปที่ 4.3 ผลลัพธ์ Confusion Matrix การทำนายด้วยการปรับข้อมูล SMOTE

จาก Confusion Matrix ที่แสดงในรูปจะเห็นได้ว่า

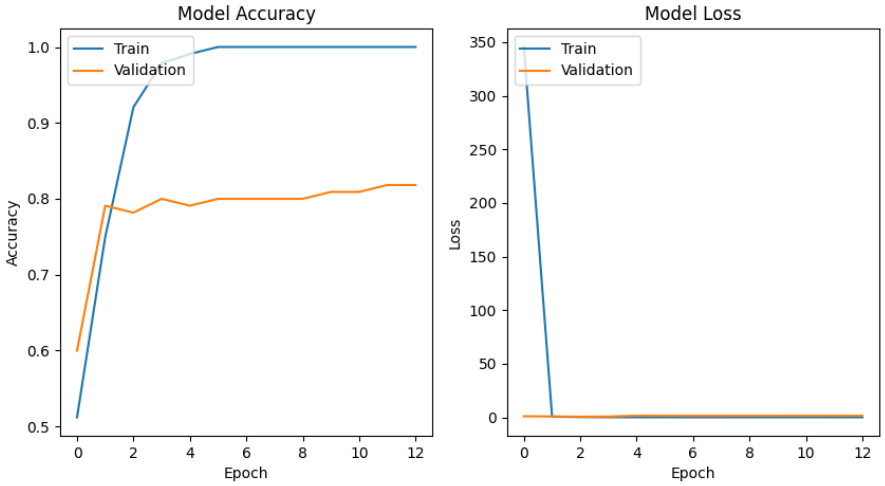
- ทายรูปร่าง Apple ถูกต้อง 27 คน ทายผิด 0 คน
- ทายรูปร่าง Hourglass ถูกต้อง 27 คน ทายผิด 5 คน
- ทายรูปร่าง Pear ถูกต้อง 18 คน ทายผิด 10 คน
- ทายรูปร่าง Rectangle ถูกต้อง 14 คน ทายผิด 9 คน

ผลการประเมินผล Classification Report เป็นการให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับการทำนายของโมเดลในแต่ละคลาส โดยพิจารณาจากค่า Precision, Recall, และ F1-Score ดังนี้

ตารางที่ 4.2 แสดงผล Classification Report ของข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค SMOTE

	precision	recall	f1-score	support
Apple	1	1	1	27
Hourglass	0.84375	1	0.9152542373	27
Pear	0.6428571429	0.6206896552	0.6315789474	29
Rectangle	0.6086956522	0.5185185185	0.56	27
accuracy	0.7818181818	0.7818181818	0.7818181818	0.7818181818
macro avg	0.7738256988	0.7848020434	0.7767082962	110

ผลการประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล (Learning Curve) แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดลในแต่ละช่วงการฝึกฝน (epochs) โดยมีการวัดจากค่า Accuracy และ Loss ทั้งใน Training Set และ Validation Set เพื่อประเมินการเรียนรู้ของโมเดลได้ดังนี้

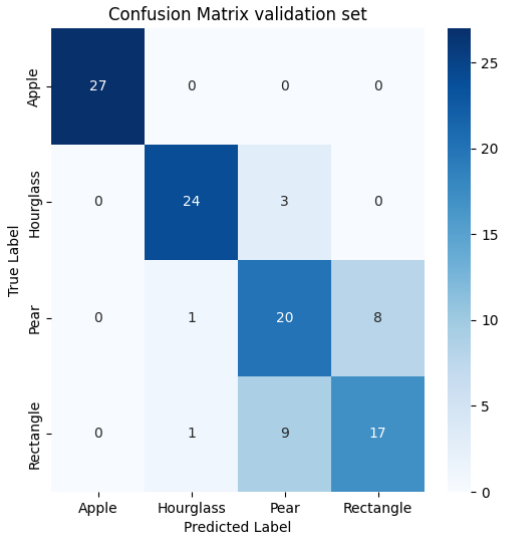


รูปที่ 4.4 แสดงผลค่า Accuracy และ Loss แต่ละช่วงฝึกด้วยการปรับข้อมูล SMOTE

4.1.3 การฝึกโมเดลด้วยชุดข้อมูล Random Over Sampler (ROS)

ผลการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลทดสอบ (test set) โดยใช้ฟังก์ชัน model.evaluate() ได้ผลลัพธ์ค่าความสูญเสีย (Loss) 1.0871 และ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) 74.55%

ผลการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย (Confusion Matrix) เป็นตารางที่แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละคลาสในชุดข้อมูลที่ทดสอบ (test set) หรือชุดตรวจสอบ (validation set) โดยจะแสดงให้เห็นถึงการทำนายของโมเดลในรูปแบบตารางที่แยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ดังนี้



รูปที่ 4.5 ผลลัพธ์ Confusion Matrix การทำนายด้วยการปรับข้อมูล ROS

จาก Confusion Matrix ที่แสดงในรูปจะเห็นได้ว่า

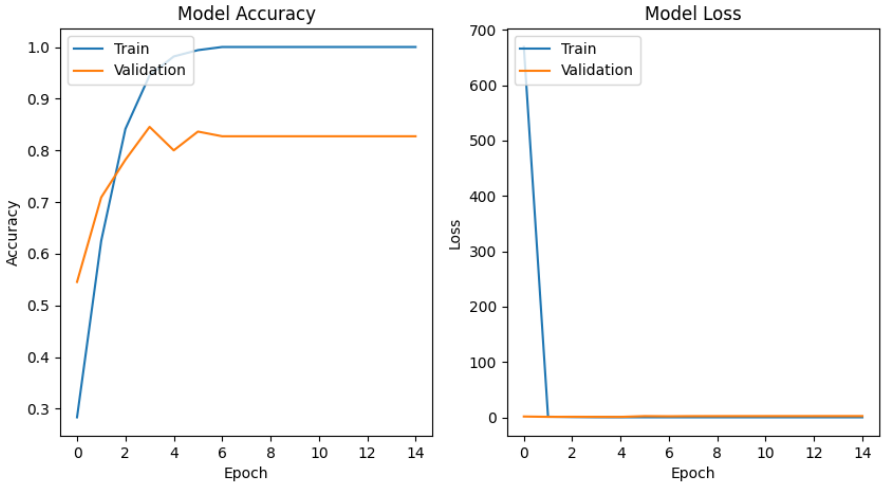
- ทายรูปร่าง Apple ถูกต้อง 27 คน ทายผิด 0 คน
- ทายรูปร่าง Hourglass ถูกต้อง 24 คน ทายผิด 2 คน
- ทายรูปร่าง Pear ถูกต้อง 20 คน ทายผิด 11 คน
- ทายรูปร่าง Rectangle ถูกต้อง 17 คน ทายผิด 8 คน

ผลการประเมินผล Classification Report เป็นการให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับการทำนายของโมเดลในแต่ละคลาส โดยพิจารณาจากค่า Precision, Recall, และ F1-Score ดังนี้

ตารางที่ 4.3 แสดงผล Classification Report ของข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค ROS

	precision	recall	f1-score	support
Apple	1	1	1	27
Hourglass	0.9230769231	0.8888888889	0.9056603774	27
Pear	0.625	0.6896551724	0.6557377049	29
Rectangle	0.68	0.6296296296	0.6538461538	27
accuracy	0.8	0.8	0.8	0.8
macro avg	0.8070192308	0.8020434227	0.803811059	110

ผลการประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล (Learning Curve) แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดลในแต่ละช่วงการฝึกฝน (epochs) โดยมีการวัดจากค่า Accuracy และ Loss ทั้งใน Training Set และ Validation Set เพื่อประเมินการเรียนรู้ของโมเดลได้ดังนี้

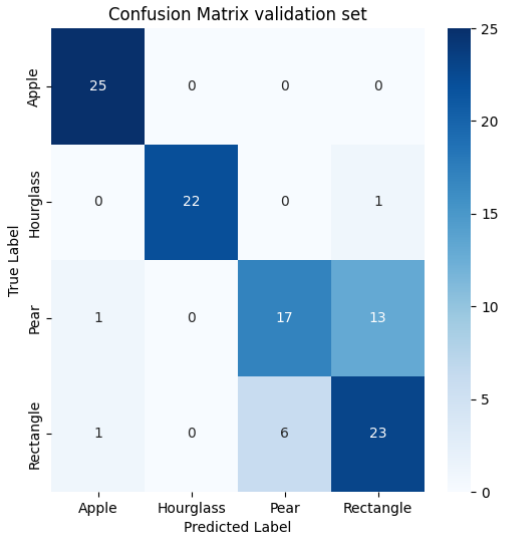


รูปที่ 4.6 แสดงผลค่า Accuracy และ Loss แต่ละช่วงฝึกด้วยการปรับข้อมูล ROS

4.1.4 การฝึกโมเดลด้วยชุดข้อมูล SMOTE Tomek

ผลการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลทดสอบ (test set) โดยใช้ฟังก์ชัน model.evaluate() ได้ผลลัพธ์ค่าความสูญเสีย (Loss) 0.6860 และ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) 75.00%

ผลการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย (Confusion Matrix) เป็นตารางที่แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละคลาสในชุดข้อมูลที่ทดสอบ (test set) หรือชุดตรวจสอบ (validation set) โดยจะแสดงให้เห็นถึงการทำนายของโมเดลในรูปแบบตารางที่แยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ดังนี้



รูปที่ 4.7 ผลลัพธ์ Confusion Matrix การทำนายด้วยการปรับข้อมูล SMOTE Tomek

จาก Confusion Matrix ที่แสดงในรูปจะเห็นได้ว่า

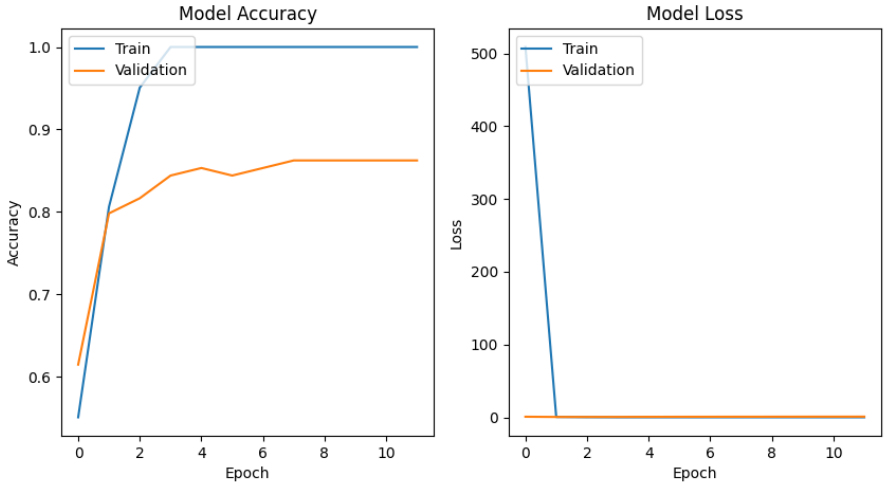
- ทายรูปร่าง Apple ถูกต้อง 25 คน ทายผิด 2 คน
- ทายรูปร่าง Hourglass ถูกต้อง 22 คน ทายผิด 0 คน
- ทายรูปร่าง Pear ถูกต้อง 17 คน ทายผิด 6 คน
- ทายรูปร่าง Rectangle ถูกต้อง 23 คน ทายผิด 14 คน

ผลการประเมินผล Classification Report เป็นการให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับการทำนายของโมเดลในแต่ละคลาส โดยพิจารณาจากค่า Precision, Recall, และ F1-Score ดังนี้

ตารางที่ 4.4 แสดงผล Classification Report ของข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค SMOTE Tomek

	precision	recall	f1-score	support
Apple	0.9259259259	1	0.9615384615	25
Hourglass	1	0.9565217391	0.9777777778	23
Pear	0.7391304348	0.5483870968	0.6296296296	31
Rectangle	0.6216216216	0.7666666667	0.6865671642	30
accuracy	0.7981651376	0.7981651376	0.7981651376	0.7981651376
macro avg	0.8216694956	0.8178938756	0.8138782583	109

ผลการประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล (Learning Curve) แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดลในแต่ละช่วงการฝึกฝน (epochs) โดยมีการวัดจากค่า Accuracy และ Loss ทั้งใน Training Set และ Validation Set เพื่อประเมินการเรียนรู้ของโมเดลได้ดังนี้



รูปที่ 4.8 แสดงผลค่า Accuracy และ Loss แต่ละช่วงฝึกด้วยการปรับข้อมูล SMOTE Tomek

4.1.5 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ประสิทธิภาพของแต่ละโมเดล

จากตารางแสดงผล Classification Report ทั้ง 4 ตาราง แสดงให้เห็นว่า ข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค SMOTE เป็นชุดข้อมูลเหมาะสมที่สุดช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโมเดลให้ดีขึ้นอย่างชัดเจน โดยเฉพาะในคลาสที่มีจำนวนน้อย เช่น รูปร่าง Apple และ Hourglass และรองลงมาคือ ข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค SMOTE Tomek ข้อมูลที่ปรับด้วยเทคนิค ROS และข้อมูลดั้งเดิมที่ไม่ได้ถูกปรับ โดยมีความแม่นยำสูงสุด (Accuracy) 81.82%, 75.00%, 74.55% และ 56.25% ตามลำดับ

ตารางที่ 4.5 เปรียบเทียบผลลัพธ์ประสิทธิภาพของโมเดลและละชุดข้อมูลที่ถูกปรับด้วยเทคนิคต่างๆ

Model ปรับข้อมูลด้วยเทคนิคต่างๆ	**Accuracy**	**Loss**	**F1-Score (Apple)**	**F1-Score (Hourglass)**	**F1-Score (Pear)**	**F1-Score (Rectangle)**
ข้อมูลดั้งเดิม	56.25%	1.51	0.00	0.00	0.55	0.53
SMOTE	81.82%	0.52	1.00	0.92	0.63	0.56
SMOTE Tomek	74.55%	1.09	0.96	0.98	0.63	0.69
ROS	75.00%	0.69	1.00	0.91	0.66	0.65

4.2 การแบ่งชุดข้อมูลในการฝึกสอนเพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดล

การแบ่งชุดข้อมูลในการฝึกสอนเป็นขั้นตอนสำคัญที่มีผลต่อการฝึกและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยทั่วไป การแบ่งชุดข้อมูลจะช่วยให้สามารถประเมินความสามารถของโมเดลในการจำแนกประเภทและทำนายข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในการศึกษาในครั้งนี้ เราจะดำเนินการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสามสัดส่วน ได้แก่ 60:40, 70:30, และ 80:20 ซึ่งหมายถึงการแบ่งข้อมูลเป็นสัดส่วนของข้อมูลสำหรับการฝึก (Training Set) และข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing Set) โดยมีรายละเอียดดังนี้

1) 60:40 หมายถึง 60% ของข้อมูลจะใช้สำหรับการฝึกโมเดล ในขณะที่ 40% จะใช้สำหรับการทดสอบ

2) 70:30 หมายถึง 70% ของข้อมูลสำหรับการฝึก และ 30% สำหรับการทดสอบ

3) 80:20 หมายถึง 80% ของข้อมูลสำหรับการฝึก และ 20% สำหรับการทดสอบ

การแบ่งชุดข้อมูลในสัดส่วนที่แตกต่างกันนี้จะช่วยให้เข้าใจถึงผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสัดส่วนข้อมูลต่อความสามารถของโมเดลในการทำนายและจำแนกประเภท โดยการประเมินผลจากชุดข้อมูลที่แบ่งออกไป จะช่วยตัดสินใจในการปรับปรุงและพัฒนาโมเดลให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ตาราง 4.6 สรุปผลลัพธ์ประสิทธิภาพของแต่ละการแบ่งชุดในการฝึกสอน

การแบ่งชุดในการฝึกสอน	**ค่า Accuracy**	**ค่า Loss**
60:40	81.82%	0.5217676162719727
70:30	74.59%	0.8156677742004595
80:20	ไม่สามารถวัดประสิทธิภาพได้เนื่อง โมเดลและbatch ที่ใช้ในการประเมินผลใหญ่เกินไป	

การแบ่งชุดข้อมูลเป็นสัดส่วน 60:40 หมายถึง การใช้ข้อมูล 60% สำหรับฝึกโมเดล และอีก 40% สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล การแบ่งข้อมูลสัดส่วนนี้จะช่วยให้โมเดลเรียนรู้ข้อมูลได้ดีและมีข้อมูลเพียงพอสำหรับการทดสอบ ผลลัพธ์ที่ได้ พบว่าโมเดลมีความแม่นยำสูง (Accuracy) และค่าความสูญเสียต่ำ (Loss) ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลสามารถทำนายผลได้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงอย่างมาก

ในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็นสัดส่วน 80:20 แม้ว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ดีในระหว่างการฝึก เช่น มีความแม่นยำสูงและค่าความสูญเสียต่ำ แต่การใช้ข้อมูลฝึกมากถึง 80% อาจทำให้โมเดลเสี่ยงต่อการเกิด Overfitting คือ โมเดลอาจเรียนรู้รายละเอียดปลีกย่อยหรือสัญญาณรบกวนใน

ข้อมูลฝึกมากเกินไป จนไม่สามารถทำนายผลได้ดีเมื่อต้องเจอกับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลลดลงในสถานการณ์จริง

ดังนั้น การแบ่งข้อมูลแบบ 60:40 จึงเป็นตัวเลือกที่เหมาะสมกว่าในกรณีนี้ เพราะช่วยลดความเสี่ยงจาก Overfitting และยังคงประสิทธิภาพในการทำนายข้อมูลใหม่ได้ดี นอกจากนี้ยังให้ข้อมูลทดสอบเพียงพอสำหรับการประเมินโมเดลได้อย่างถูกต้อง ทำให้มั่นใจได้ว่าโมเดลจะมีคุณภาพและพร้อมใช้งานในทางปฏิบัติ

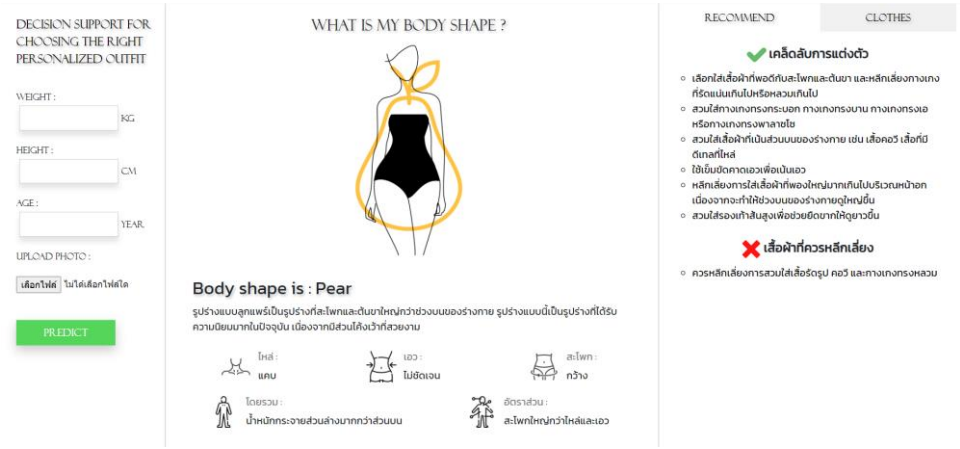
4.3 ผลการพัฒนาระบบเว็บแอพพลิเคชัน

ผลการพัฒนาและทดสอบเว็บแอพพลิเคชั่น ระบบการสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกชุดแต่ละบุคคลโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อการจำแนกรูปร่างและการให้คำแนะนำการแต่งกายที่เหมาะสมโดยมีฟังก์ชันหลักที่ทำงานได้สมบูรณ์ ได้แก่

1. ฟอร์มรับข้อมูลผู้ใช้สามารถกรอกข้อมูลส่วนตัว เช่น อายุ, น้ำหนัก, ส่วนสูง และอัปโหลดรูปภาพได้อย่างง่ายดาย

2. การประมวลผลข้อมูล ระบบสามารถรับข้อมูลจากผู้ใช้และประมวลผลผ่านโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกรูปร่างได้อย่างถูกต้อง

3. การแสดงผลลัพธ์ การจำแนกรูปร่างถูกแสดงในรูปแบบที่เข้าใจง่าย พร้อมคำแนะนำการแต่งกายที่เหมาะสม โดยข้อมูลรูปร่างของผู้ใช้ถูกนำเสนอในหน้าเว็บในรูปแบบที่ชัดเจน โดยแสดงประเภทของรูปร่าง (Apple, Pear, Hourglass, Rectangle) และลักษณะเฉพาะของแต่ละประเภท รวมถึงการแสดงภาพตัวอย่างที่ชัดเจน ระบบสามารถจัดการแสดงผลลัพธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ผู้ใช้สามารถเข้าใจได้ทันทีว่าตนเองอยู่ในกลุ่มรูปร่างใด รวมถึงคำแนะนำการแต่งกาย ระบบสามารถให้คำแนะนำการแต่งกายที่เหมาะสมกับประเภทรูปร่างได้อย่างถูกต้องดังรูปที่ 4.9 และ 4.10



รูปที่ 4.9 หน้าแสดงผลลัพธ์และคำแนะนำ

รูปที่ 4.10 หน้าแสดงผลลัพธ์และแนวทางการแต่งตัว

4.4 การอภิปรายผล

โครงงานระบบสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกเสื้อผ้าที่เหมาะสมกับรูปร่างของแต่ละบุคคล โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อจำแนกรูปร่างเป็น 4 ประเภท ได้แก่ รูปร่างทรงแอปเปิ้ล, รูปร่างทรงลูกแพร์, รูปร่างทรงนาฬิกาทราย, และรูปร่างทรงสี่เหลี่ยมผืนผ้า ข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาประกอบด้วยรูปถ่ายและข้อมูลกายภาพ เช่น น้ำหนัก ส่วนสูง และสัดส่วนร่างกายต่าง ๆ ซึ่งผลจากการพัฒนาโมเดลแสดงให้เห็นว่า Convolutional Neural Network (CNN) และ Dense Layers มีประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลภาพและข้อมูลตัวเลขได้ดีและสามารถแสดงผลข้อมูลบนเว็บบราวเซอร์ได้

การพัฒนาโมเดลเพื่อจำแนกประเภทรูปร่าง จากการเก็บข้อมูลกลุ่มตัวอย่าง พบว่าข้อมูลเกิดความไม่สมดุลจึงแก้ปัญหาด้วยการปรับสมดุลข้อมูลด้วยเทคนิค SMOTE, Random Over Sampler (ROS) และ SMOTE Tomek ทำให้โมเดลมีความแม่นยำมากขึ้น การประเมิน

ประสิทธิภาพของโมเดลด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy), ความแม่นยำ (Precision), ความถูกต้องในแต่ละคลาส (Recall) และค่า F1 Score แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถจำแนกรูปร่างทั้ง 4 ประเภทได้ดี โดยการใช้เทคนิค Oversampling แบบ SMOTE เพื่อเพิ่มความสมดุลของข้อมูล ทำให้โมเดลมีโอกาสเรียนรู้ลักษณะของรูปร่างในแต่ละประเภทได้อย่างเท่าเทียมกันและการแบ่งชุดข้อมูลเพื่อฝึกสอนและทดสอบโมเดล สัดส่วน 60:40 ดีที่สุด เนื่องจากโมเดลมีความแม่นยำสูงที่สุดและค่าความสูญเสียต่ำที่สุด ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลมีความแม่นยำมากที่สุดสามารถทำนายผลการจำแนกรูปร่างได้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงอย่างมาก

การพัฒนาระบบเว็บแอพพลิเคชัน สามารถรับข้อมูลจากผู้ใช้งาน โดยผู้ใช้สามารถอัปโหลดภาพถ่ายและกรอกข้อมูลส่วนบุคคล เช่น น้ำหนัก ส่วนสูง และอายุ ระบบจะนำข้อมูลเหล่านี้มาประมวลผลผ่านโมเดลการจำแนกรูปร่างที่พัฒนา หลังจากนั้นจะแสดงผลลัพธ์เกี่ยวกับการจำแนกรูปร่างของผู้ใช้ พร้อมทั้งให้คำแนะนำในการเลือกเสื้อผ้าที่เหมาะสมกับรูปร่างของตนผ่านหน้าเว็บแอพพลิเคชัน ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Lee et al. (2007) ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความแตกต่างของรูปร่างระหว่างผู้หญิงในแต่ละประเทศ งานวิจัยดังกล่าวเป็นแนวทางสำคัญที่ใช้ในการพัฒนาและจำแนกรูปร่างในโครงงานนี้ โดยช่วยให้โครงงานบรรลุวัตถุประสงค์ในการจำแนกรูปร่างเพื่อสนับสนุนการเลือกเสื้อผ้าที่เหมาะสมตามรูปร่างของผู้ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ