บทที่ 4

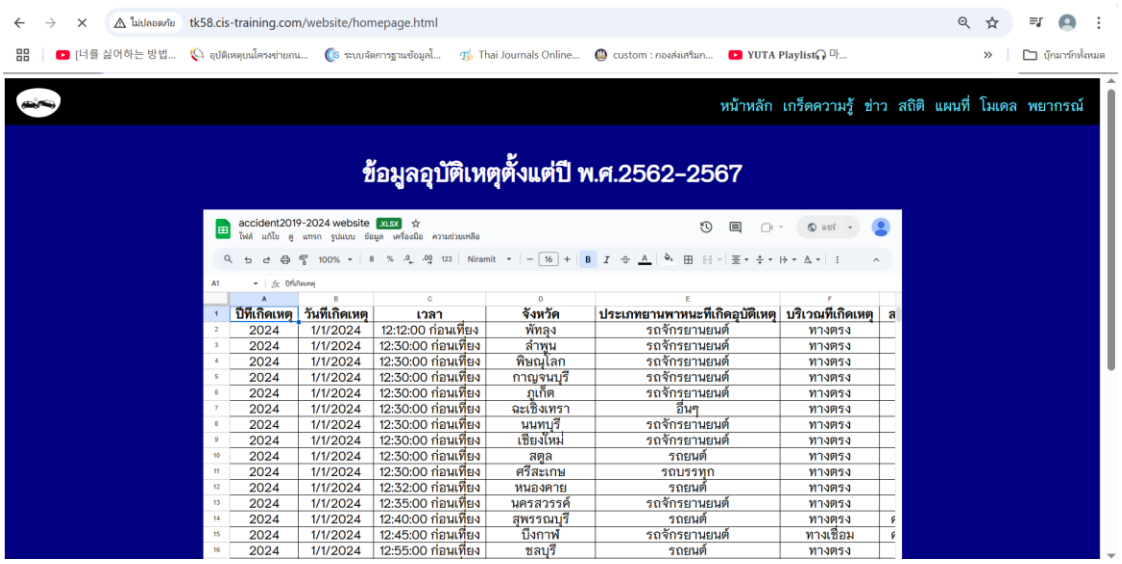
ผลการดำเนินงาน

ผลการดำเนินงาน จากการวิเคราะห์จากอุบัติเหตุบนท้องถนนประจำปี 2562-2567 เพื่อใช้สำหรับเผยแพร่ข้อมูลบนเว็บไซต์ มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนและเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูล สำหรับเผยแพร่บนเว็บไซต์ เพื่อให้ได้เว็บไซต์ที่รวมแหล่งความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับข้อมูล และแสดงกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลที่สามารถนำไปใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผล โดยผู้จัดทำโครงงานได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูล และนำเทคโนโลยีสารสนเทศเข้าช่วยในการเสนอข้อมูล ทำให้มีความสะดวกเร็วและสามารถใช้งานได้จริงจนสำเร็จลุล่วงตามเป้าหมาย

4.1 ผลการดำเนินงาน

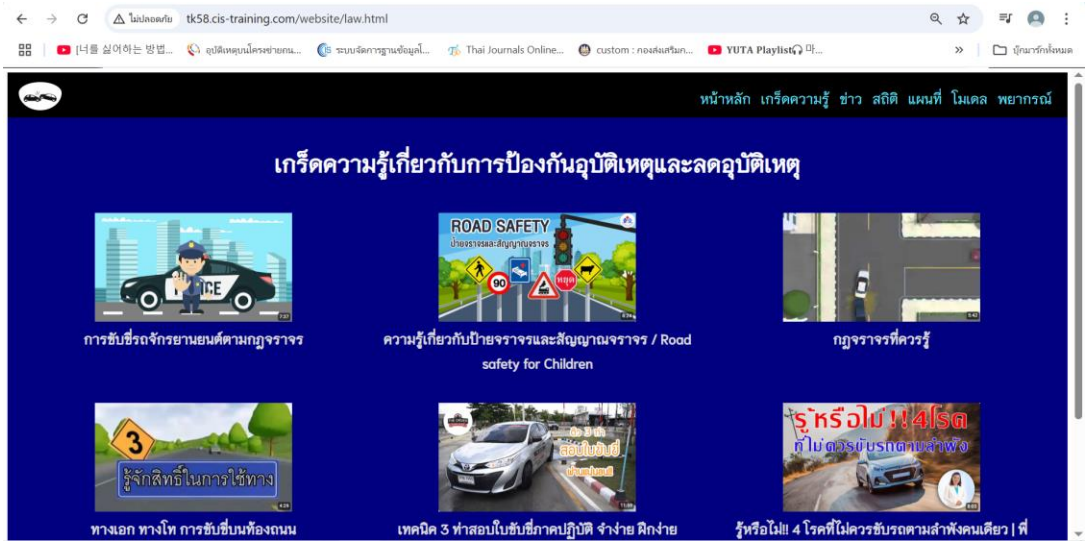
การจัดทำโครงงานเรื่อง การวิเคราะห์ข้อมูลผู้บาดเจ็บและเสียชีวิตจากอุบัติเหตุบนท้องถนนประจำปี 2562-2567 เพื่อใช้สำหรับเผยแพร่ข้อมูลบนเว็บไซต์ ในครั้งนี้พบว่าการจำแนกข้อมูลออกเป็นประเภทต่าง ๆ ช่วยให้เกิดความเข้าใจต่อข้อมูล และสิ่งที่ต้องการทราบอย่างแท้จริง คณะผู้จัดทำได้ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลในการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนและเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูล ดังนี้ (1) เทคนิคที่ใช้วิเคราะห์ปัจจัยการเกิดอุบัติเหตุ ได้แก่ เทคนิค Chi-Square, เทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) และ เทคนิค Information Gain และ (2) เทคนิคการจำแนกข้อมูล ได้แก่ เทคนิค Decision Tree, เทคนิค Random Forest, เทคนิค Voting , เทคนิค Naïve Bayes, เทคนิค Gradient Boosting และเทคนิค Deep Learning และนำเสนอข้อมูลสารสนเทศแบบ Visualization เผยแพร่ข้อมูลสารสนเทศนี้บน Web browser ให้กับผู้ใช้งาน ซึ่งทำให้เข้าใจได้อย่างสะดวกรวดเร็วยิ่งขึ้น รวมถึงมีความถูกต้องลดความซ้ำซ้อนจากข้อมูลที่มีจำนวนมากมหาศาล เพิ่มประสิทธิภาพให้กับการศึกษา

ค้นคว้าและทันต่อเวลา คณะผู้จัดทำจึงได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูล และจัดทำเว็บไซต์ตามวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้ และมีผลการดำเนินงาน ดังนี้



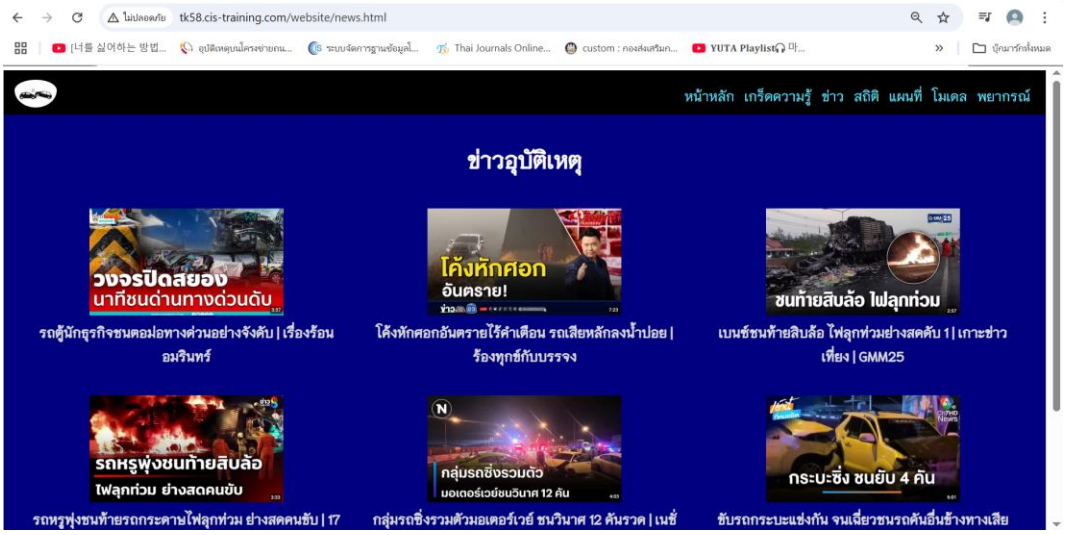
ภาพที่ 4.1 หน้าแรกของเว็บไซต์ เข้าสู่เว็บไซต์การวิเคราะห์ข้อมูลอุบัติเหตุ

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแสดงข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุตั้งแต่ปี 2562 – 2567 ในรูปแบบไฟล์ Excel



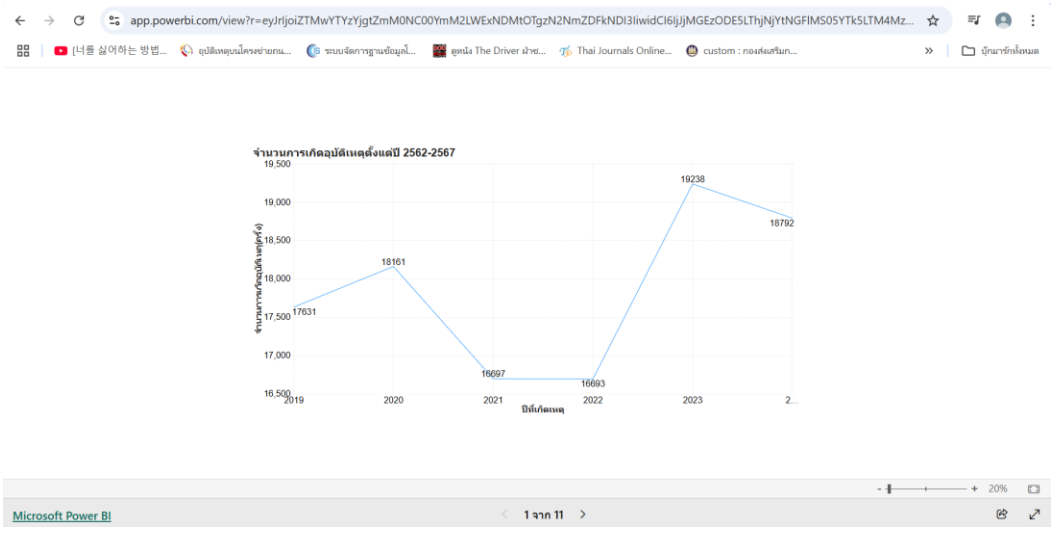
ภาพที่ 4.2 เมนูเกร็ดความรู้แสดงข้อมูลเกร็ดความรู้เกี่ยวกับการป้องกันอุบัติเหตุและลดอุบัติเหตุ

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแสดงข้อมูลเกร็ดความรู้เกี่ยวกับการป้องกันอุบัติเหตุและลดอุบัติเหตุ โดยผู้ใช้งานทั่วไปสามารถอ่านข้อมูลเพิ่มเติมได้



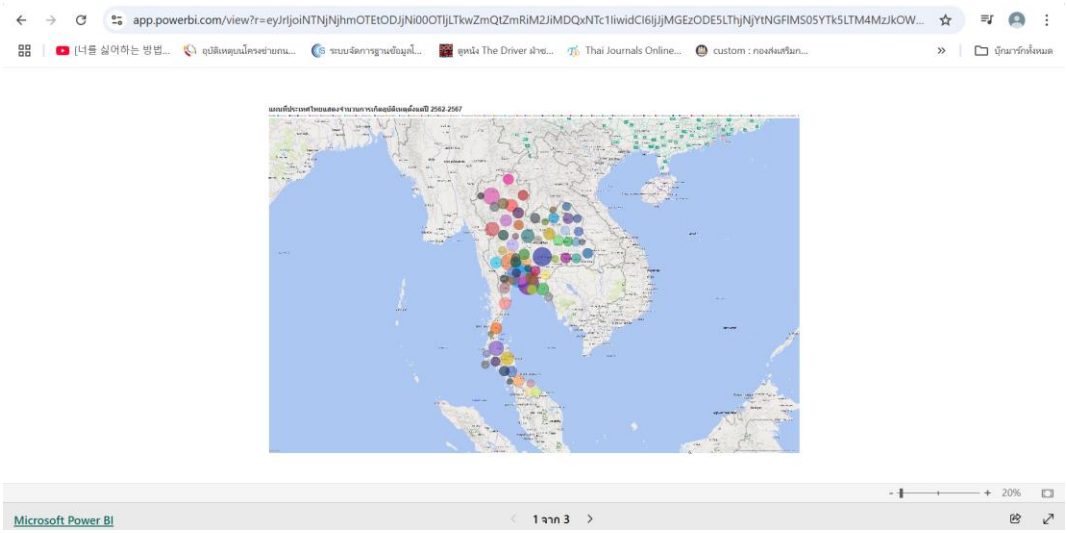
ภาพที่ 4.3 เมนูข่าวแสดงข้อมูลข่าวอุบัติเหตุต่าง ๆ

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแสดงข่าวอุบัติเหตุต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นในประเทศไทยโดยสามารถคลิกเข้าไปอ่านข้อมูลเพิ่มเติมได้



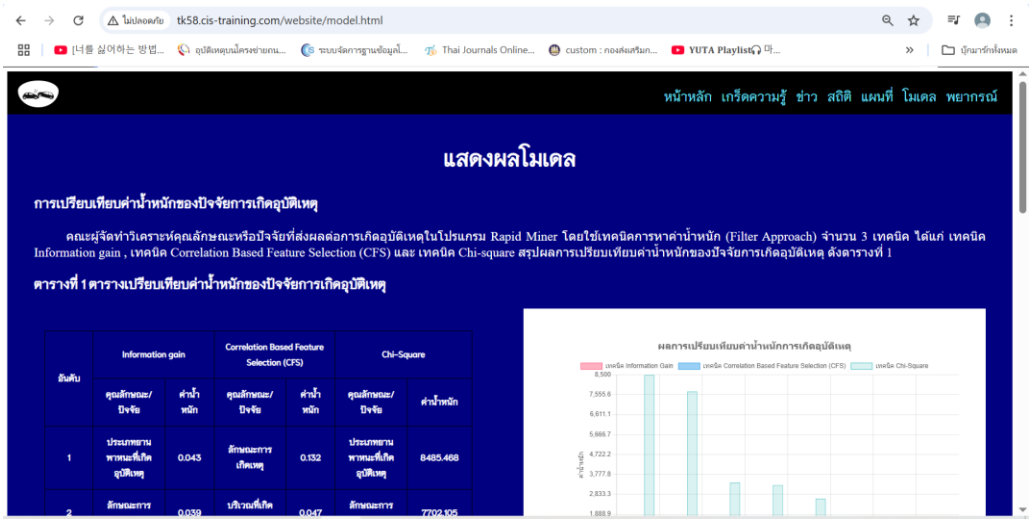
ภาพที่ 4.4 เมนูสถิติแสดงข้อมูลสถิติการเกิดอุบัติเหตุ

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแสดงข้อมูลสถิติการเกิดอุบัติเหตุในรูปแดชบอร์ด ผู้ใช้งานทั่วไปสามารถดูข้อมูลจากตัวกรองได้



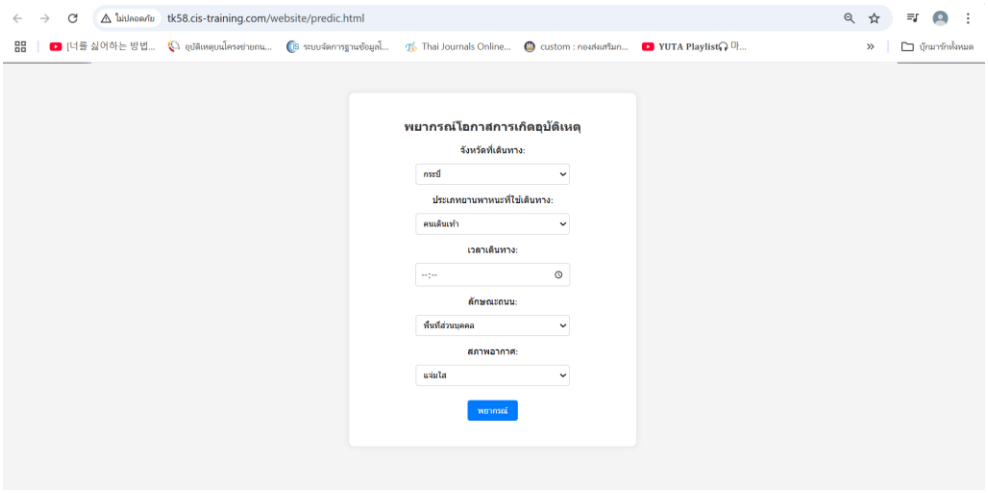
ภาพที่ 4.5 เมนูแผนที่แสดงข้อมูลจุดที่เกิดอุบัติเหตุ

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแสดงข้อมูลแผนที่ในรูปแบบแผนที่ประเทศไทย นอกจากแสดงเส้นทางประเทศไทยแล้ว ยังแสดงจำนวนการเกิดอุบัติเหตุ,จำนวนผู้บาดเจ็บและผู้เสียชีวิตแต่ละจังหวัด



ภาพที่ 4.6 เมนูโมเดลแสดงข้อมูลการเปรียบเทียบค่าน้ำหนักปัจจัยการเกิดอุบัติเหตุและแสดงข้อมูลเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดล

คำอธิบายการใช้งาน : เป็นหน้าแบบฟอร์มให้ผู้ใช้งานกรอกข้อมูลการเดินทางเพื่อพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุ



ภาพที่ 4.7 เมนูพยากรณ์แสดงแบบฟอร์มกรอกข้อมูลเพื่อพยากรณ์การเกิดอุบัติเหตุ

4.2 สรุปผลการวิเคราะห์ข้อมูล

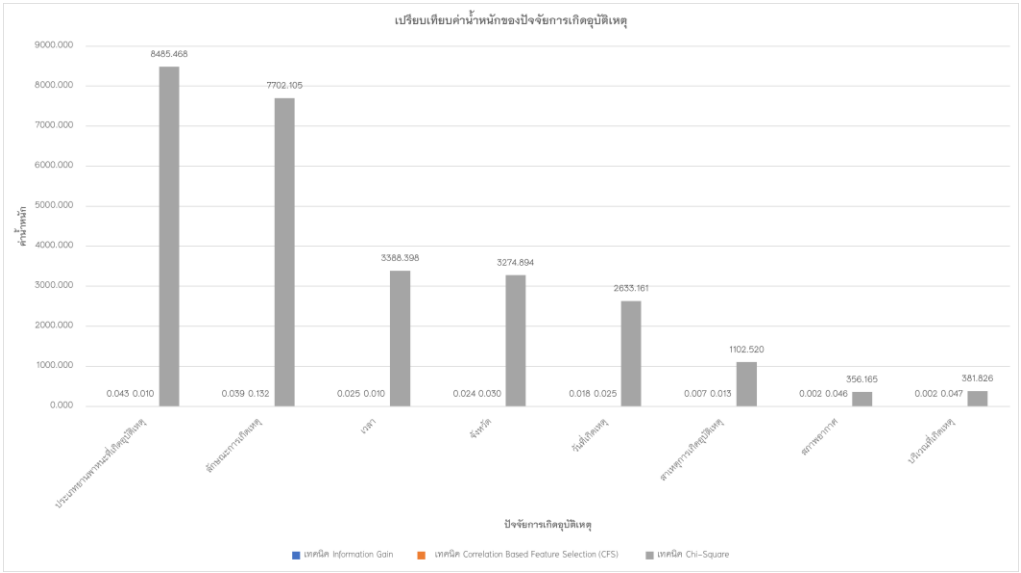
โครงงานนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนโดยใช้เทคนิคจำนวน 3 เทคนิค คือ 1) เทคนิค Chi-Square 2) เทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) และ 3) เทคนิค Information Gain และเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคจำนวน 6 เทคนิค คือ 1) เทคนิค Decision Tree 2) เทคนิค Random Forest 3) เทคนิค Voting 4)เทคนิค Naïve Bayes 5) เทคนิค Gradient Boosting และ 6) เทคนิค Deep Learning ได้ผลสรุปการวิเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

4.2.1 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดอุบัติเหตุ

จากการใช้เทคนิคการคัดเลือกคุณลักษณะในการคำนวณหาค่าน้ำหนัก (Filter Approach) จำนวน 3 เทคนิค คือ 1) เทคนิค Chi-Square 2) เทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) และ 3) เทคนิค Information Gain สามารถสรุปผลได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ตารางเปรียบเทียบความสำคัญของข้อมูลของแต่ละเทคนิค

อันดับ	เทคนิค Information Gain		เทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS)		เทคนิค Chi-Square	
	คุณลักษณะ/ปัจจัย	ค่าน้ำหนัก	คุณลักษณะ/ปัจจัย	ค่าน้ำหนัก	คุณลักษณะ/ปัจจัย	ค่าน้ำหนัก
1	ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ	0.043	ลักษณะการเกิดเหตุ	0.132	ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ	8485.468
2	ลักษณะการเกิดเหตุ	0.039	บริเวณที่เกิดเหตุ	0.047	ลักษณะการเกิดเหตุ	7702.105
3	เวลา	0.025	สภาพอากาศ	0.046	เวลา	3388.398
4	จังหวัด	0.024	จังหวัด	0.030	จังหวัด	3274.894
5	วันที่เกิดเหตุ	0.018	วันที่เกิดเหตุ	0.025	วันที่เกิดเหตุ	2633.161
6	สาเหตุการเกิดอุบัติเหตุ	0.007	สาเหตุการเกิดอุบัติเหตุ	0.013	สาเหตุการเกิดอุบัติเหตุ	1102.520
7	สภาพอากาศ	0.002	เวลา	0.010	บริเวณที่เกิดเหตุ	381.826
8	บริเวณที่เกิดเหตุ	0.002	ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ	0.010	สภาพอากาศ	356.165



ภาพที่ 4.8 กราฟแท่งเปรียบเทียบความสำคัญของข้อมูลของแต่ละเทคนิค

จากตารางที่ 4.1 ความสำคัญของข้อมูลของแต่ละเทคนิคให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกัน ปัจจัยการเกิดอุบัติเหตุมากที่สุด 3 อันดับแรกโดยวัดจากค่าน้ำหนักสูงสุดของแต่ละเทคนิคการคัดเลือกคุณลักษณะ ได้แก่ อันดับที่ 1 ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ จากเทคนิค Information Gain และ เทคนิค Chi-Square ส่วนอันดับที่ 1 ในเทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) คือ

ลักษณะการเกิดเหตุ อันดับที่ 2 ลักษณะการเกิดเหตุจากเทคนิค Information Gain และ เทคนิค Chi-Square ส่วนอันดับที่ 2 ในเทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) คือ บริเวณที่เกิดเหตุ และ อันดับที่ 3 เวลา จากเทคนิค Information Gain และเทคนิค Chi-Square ส่วนอันดับที่ 3 ในเทคนิค Correlation Based Feature Selection (CFS) คือ สภาพอากาศ

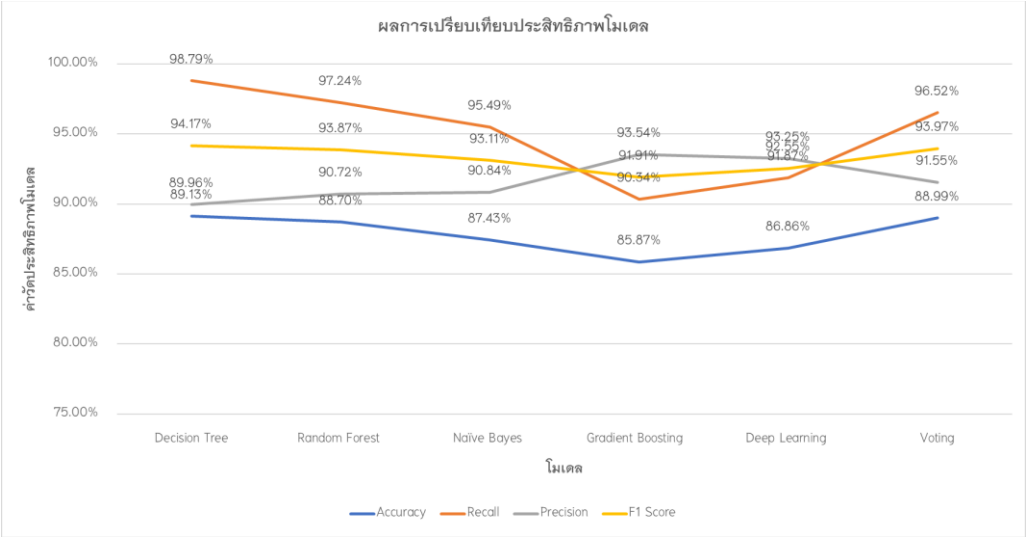
4.2.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูล

สรุปผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคจำนวน 6 เทคนิค คือ 1) เทคนิค Decision Tree 2) เทคนิค Random Forest 3) เทคนิค Voting 4) เทคนิค Naïve Bayes 5) เทคนิค Gradient Boosting และ 6) เทคนิค Deep Learning โดยคำนวณค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย), ค่า Recall (ค่าความสามารถของโมเดลในการค้นหาข้อมูลกลุ่มที่สนใจได้ถูกต้อง), ค่า Precision (ค่าความแม่นยำของการทำนายกลุ่มที่สนใจ) และค่า F1 Score (ค่าเฉลี่ยปรับถ่วงน้ำหนักระหว่าง Precision และ Recall เพื่อประเมินโมเดล) คณะผู้จัดทำได้ทำการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดล โดยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยไม่ปรับค่าพารามิเตอร์ใดๆและหลังปรับค่าพารามิเตอร์ คือ ค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า), ค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น), ค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) และ ค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ได้ผลสรุปดังนี้

1) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคจำนวน 6 เทคนิค โดยไม่ปรับค่าพารามิเตอร์ใดๆ ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลดังตารางที่ 4.2 และภาพที่ 4.8

ตารางที่ 4.2 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยไม่ปรับค่าพารามิเตอร์ใดๆ

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.13%	98.79%	89.96%	94.17%
Random Forest	88.70%	97.24%	90.72%	93.87%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	90.34%	93.54%	91.91%
Deep Learning	86.86%	91.87%	93.25%	92.55%
Voting	88.99%	96.52%	91.55%	93.97%



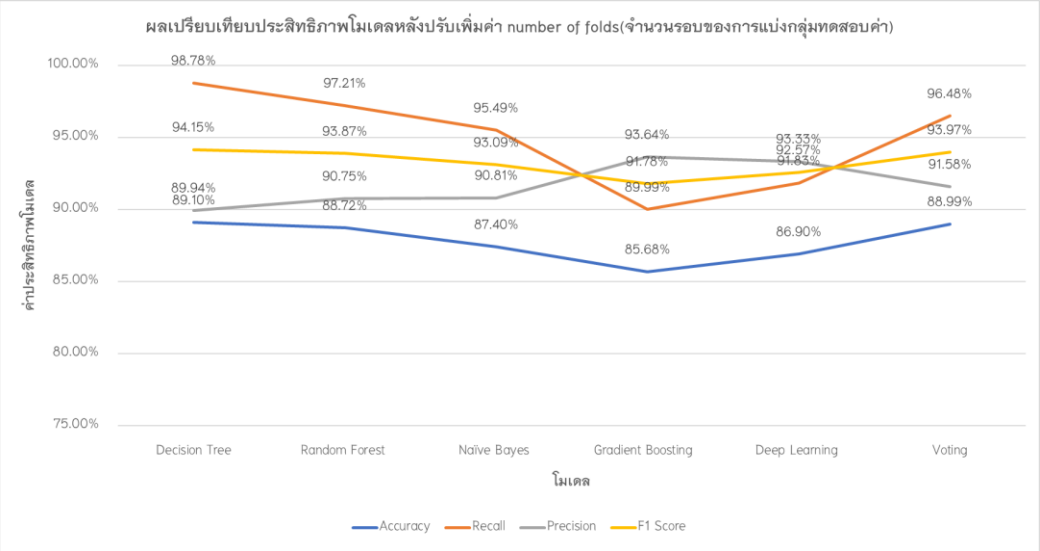
ภาพที่ 4.9 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดล

จากตารางที่ 4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่า โมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.13%

2) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลหลังปรับเฉพาะค่า number of folds (จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)ของทุกโมเดล โดยค่าเริ่มต้น number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) เท่ากับ 10 ได้ปรับเพิ่มค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) จาก 10 เป็น 15 ทั้งหมดและปรับลดค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) จาก 10 เป็น 5 ทั้งหมด ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลดังตารางที่ 4.3 และตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.3 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับเพิ่มค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.10%	98.78%	89.94%	94.15%
Random Forest	88.72%	97.21%	90.75%	93.87%
Naïve Bayes	87.40%	95.49%	90.81%	93.09%
Gradient Boosting	85.68%	89.99%	93.64%	91.78%
Deep Learning	86.90%	91.83%	93.33%	92.57%
Voting	88.99%	96.48%	91.58%	93.97%

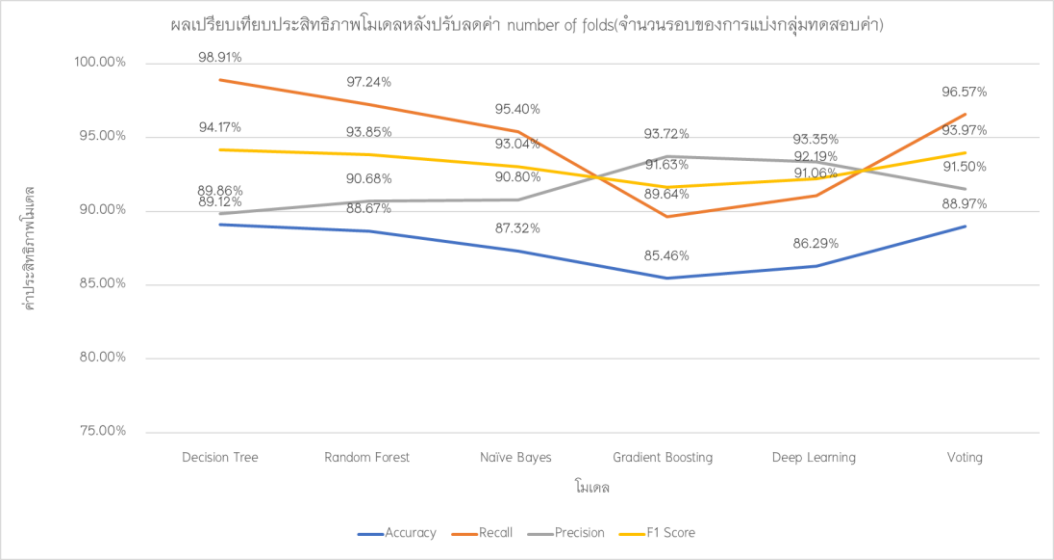


ภาพที่ 4.10 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับเพิ่มค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

จากตารางที่ 4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิคหลังปรับเพิ่มค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) พบว่าโมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.10%

ตารางที่ 4.4 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับลดค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.12%	98.91%	89.86%	94.17%
Random Forest	88.67%	97.24%	90.68%	93.85%
Naïve Bayes	87.32%	95.40%	90.80%	93.04%
Gradient Boosting	85.46%	89.64%	93.72%	91.63%
Deep Learning	86.29%	91.06%	93.35%	92.19%
Voting	88.97%	96.57%	91.50%	93.97%



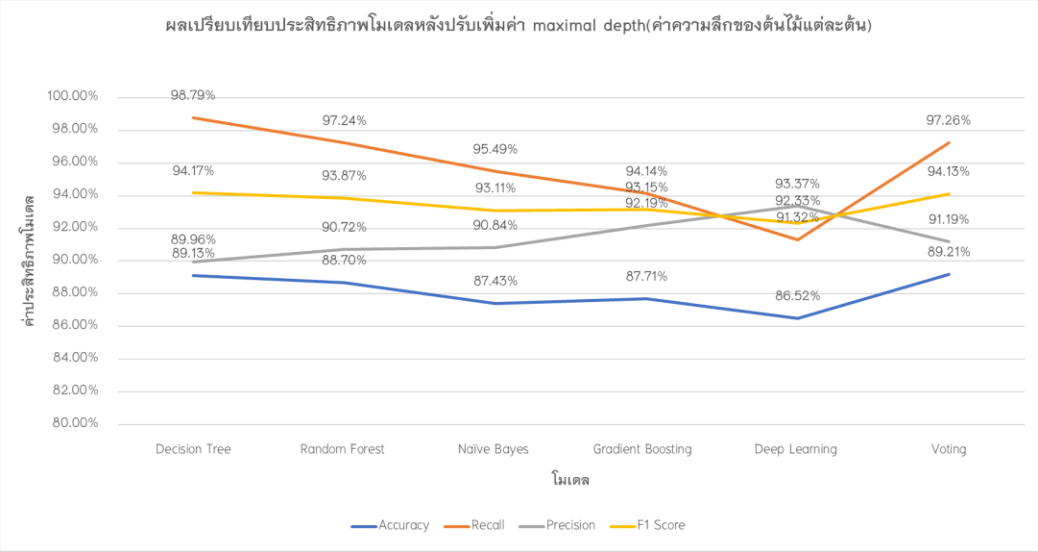
ภาพที่ 4.11 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับลดค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

จากตารางที่ 4.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่าโมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.12%,

3) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลหลังปรับเฉพาะค่า maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) ของโมเดล Decision Tree, Random Forest และ Gradient Boosting โดยค่าเริ่มต้น maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) ในโมเดล Decision Tree และ Random Forest เท่ากับ 10 แต่ในโมเดล Gradient Boosting มีค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) เริ่มต้นเท่ากับ 5 ได้ปรับเพิ่มค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) ในโมเดล Decision Tree และ Random Forest จาก 10 เป็น 15 และในโมเดล Gradient Boosting จาก 5 เป็น 10 และปรับลดค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) ในโมเดล Decision Tree และ Random Forest จาก 10 เป็น 5 และในโมเดล Gradient Boosting จาก 5 เป็น 2 ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลดังตารางที่ 4.5 และ ตาราง 4.6

ตารางที่ 4.5 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับเพิ่มค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.13%	98.79%	89.96%	94.17%
Random Forest	88.70%	97.24%	90.72%	93.87%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	87.71%	94.14%	92.19%	93.15%
Deep Learning	86.52%	91.32%	93.37%	92.33%
Voting	89.21%	97.26%	91.19%	94.13%

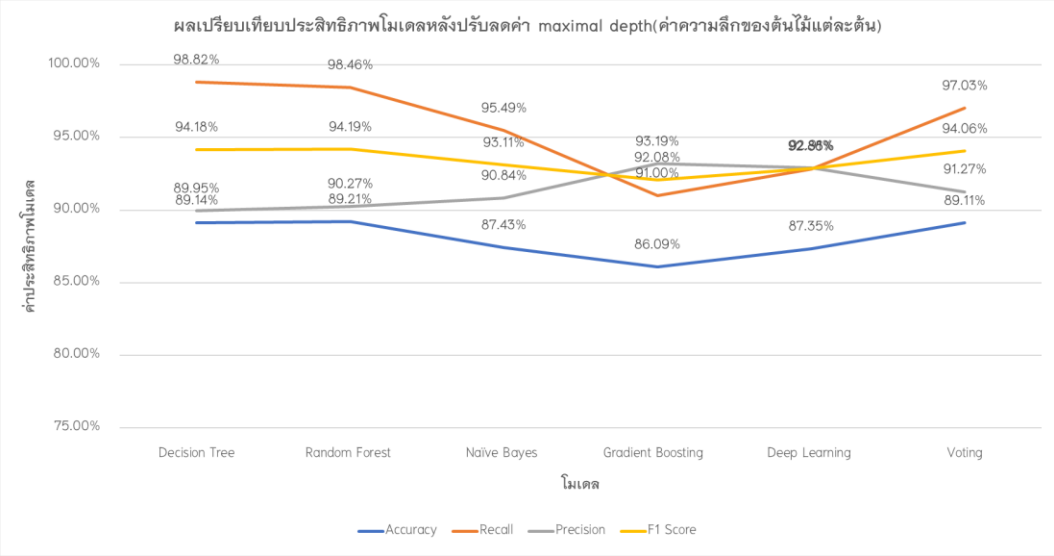


ภาพที่ 4.12 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับเพิ่มค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

จากตารางที่ 4.5 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่าโมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Voting เท่ากับ 89.21%

ตารางที่ 4.6 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับลดค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.14%	98.82%	89.95%	94.18%
Random Forest	89.21%	98.46%	90.27%	94.19%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	86.09%	91.00%	93.19%	92.08%
Deep Learning	87.35%	92.85%	92.91%	92.88%
Voting	89.11%	97.03%	91.27%	94.06%



ภาพที่ 4.13 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับลดค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

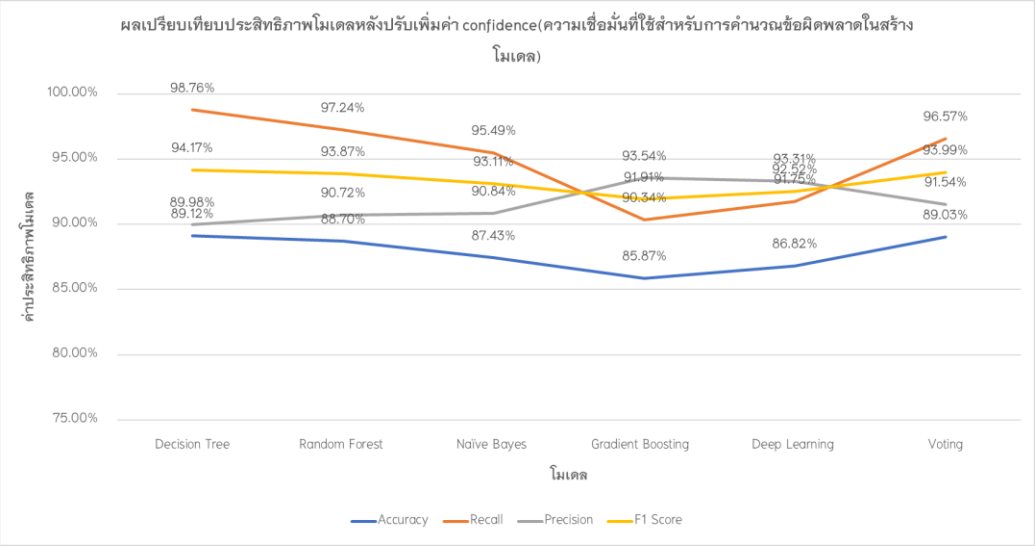
จากตารางที่ 4.6 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคจำนวน 6 เทคนิค พบว่าโมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Random Forest เท่ากับ 89.21%

4) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลหลังปรับเฉพาะค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) ของโมเดล Decision Tree โดยค่าเริ่มต้น confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) เท่ากับ 0.1 ได้ปรับเพิ่มค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) ในโมเดล Decision Tree จาก 0.1 เป็น 0.5 และปรับลดค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณ

ข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)ในโมเดล Decision Tree จาก 0.1 เป็น 0.05 ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลดังตารางที่ 4.7 และ ตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.7 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับเพิ่มค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.12%	98.76%	89.98%	94.17%
Random Forest	88.70%	97.24%	90.72%	93.87%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	90.34%	93.54%	91.91%
Deep Learning	86.82%	91.75%	93.31%	92.52%
Voting	89.03%	96.57%	91.54%	93.99%

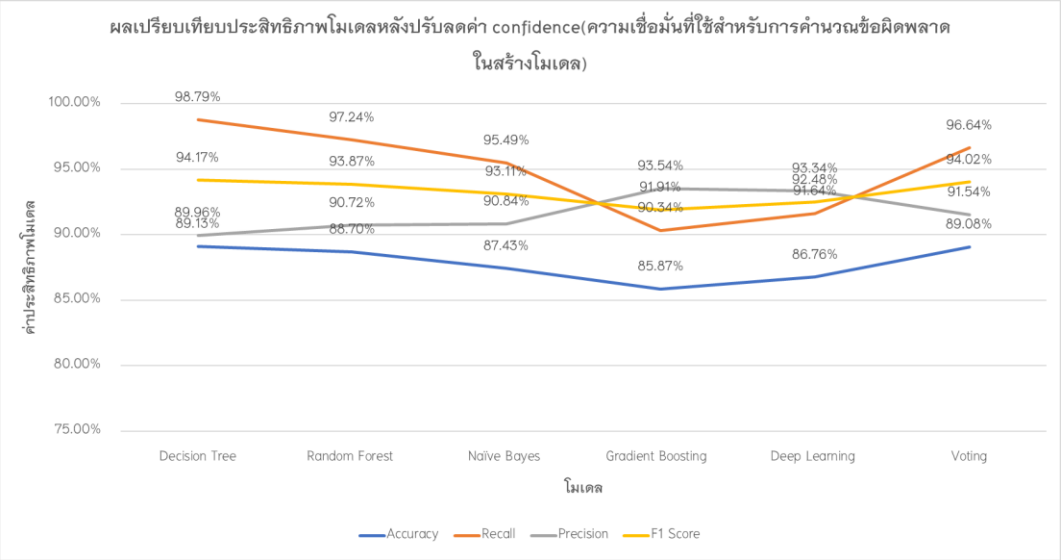


ภาพที่ 4.14 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับเพิ่มค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

จากตารางที่ 4.7 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคจำนวน 6 เทคนิค พบว่า โมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.12% และโมเดลที่มีค่า F1 Score (ค่าเฉลี่ยปรับถ่วงน้ำหนักระหว่าง Precision และ Recall เพื่อประเมินโมเดล) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 94.17%

ตารางที่ 4.8 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับลดค่าพารามิเตอร์เฉพาะค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.13%	98.79%	89.96%	94.17%
Random Forest	88.70%	97.24%	90.72%	93.87%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	90.34%	93.54%	91.91%
Deep Learning	86.76%	91.64%	93.34%	92.48%
Voting	89.08%	96.64%	91.54%	94.02%



ภาพที่ 4.15 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับลดค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

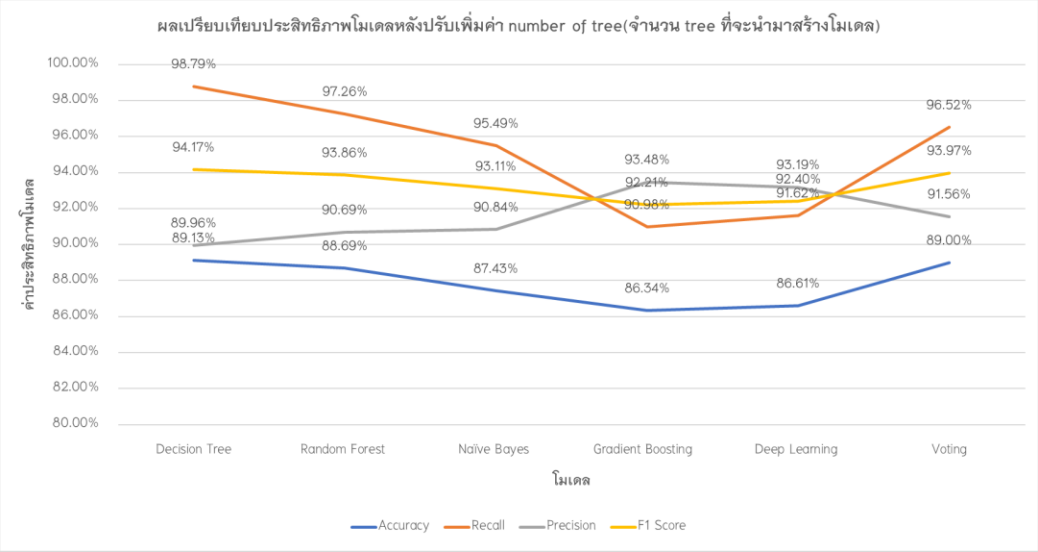
จากตารางที่ 4.8 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่า โมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.13%, โมเดลที่มีค่า Recall (ค่าความสามารถของโมเดลในการค้นหาข้อมูลกลุ่มที่สนใจได้ถูกต้อง) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 98.79%

5) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลหลังปรับเฉพาะค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ในโมเดล Random Forest และ โมเดล Gradient Boosting โดยค่าเริ่มต้น number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ในโมเดล Random Forest เท่ากับ 100 แต่ในโมเดล Gradient Boosting มีค่าเริ่มต้นเท่ากับ 50 ได้ปรับเพิ่มค่า number of

tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ในโมเดล Random Forest จาก 100 เป็น 150 และในโมเดล Gradient Boosting จาก 50 เป็น 100 และ ปรับลดค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ในโมเดล Random Forest จาก 100 เป็น 50 และในโมเดล Gradient Boosting จาก 50 เป็น 20 ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยโดยปรับเพิ่มค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.13%	98.79%	89.96%	94.17%
Random Forest	88.69%	97.26%	90.69%	93.86%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	86.34%	90.98%	93.48%	92.21%
Deep Learning	86.61%	91.62%	93.19%	92.40%
Voting	89.00%	96.52%	91.56%	93.97%

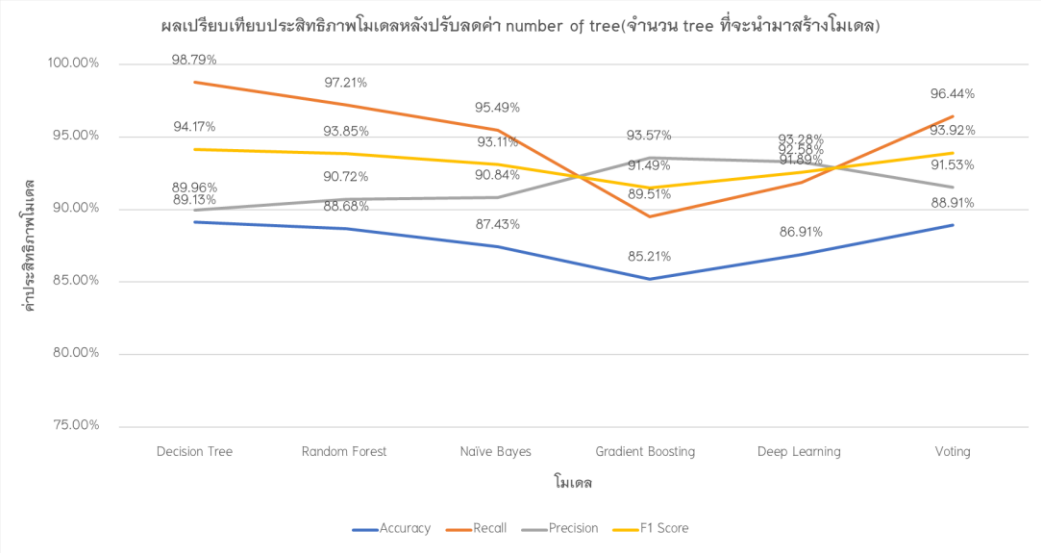


ภาพที่ 4.16 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับเพิ่มค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

จากตารางที่ 4.9 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่า โมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.13% ,โมเดลที่มีค่า Recall (ค่าความสามารถของโมเดลในการค้นหาข้อมูลกลุ่มที่สนใจได้ถูกต้อง) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 98.79%

ตารางที่ 4.10 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลโดยปรับลดค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
Decision Tree	89.13%	98.79%	89.96%	94.17%
Random Forest	88.68%	97.21%	90.72%	93.85%
Naïve Bayes	87.43%	95.49%	90.84%	93.11%
Gradient Boosting	85.21%	89.51%	93.57%	91.49%
Deep Learning	86.91%	91.89%	93.28%	92.58%
Voting	88.91%	96.44%	91.53%	93.92%



ภาพที่ 4.17 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลปรับลดค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

จากตารางที่ 4.10 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค จำนวน 6 เทคนิค พบว่าโมเดลที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) มากที่สุด คือ Decision Tree เท่ากับ 89.13%

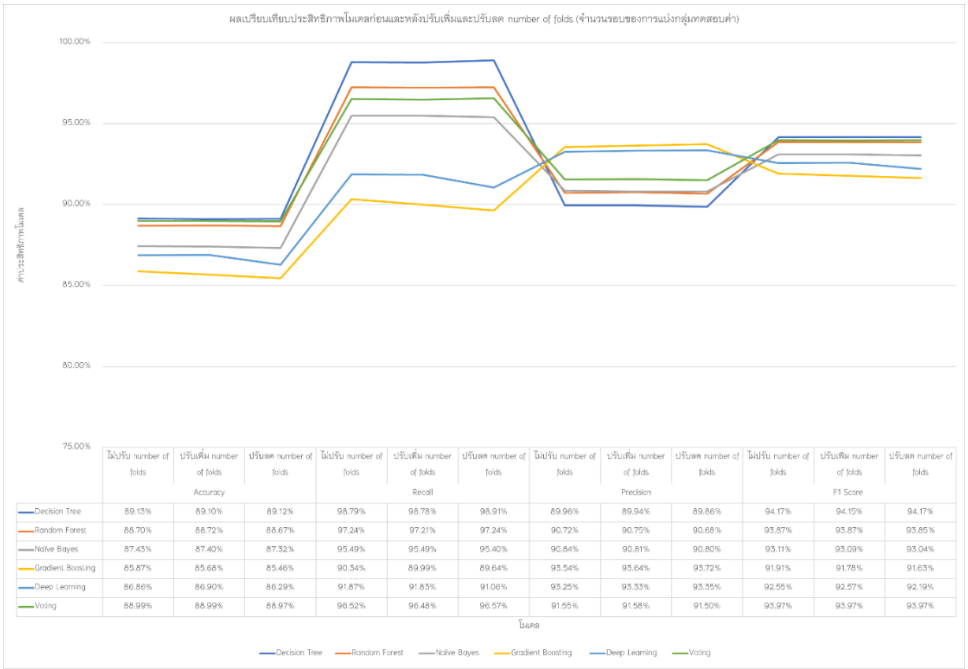
เมื่อได้ผลประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลโดยไม่ปรับค่าพารามิเตอร์ใดๆและหลังปรับค่าพารามิเตอร์ คือ ค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า), ค่า maximal depth(ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น), ค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) และ ค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) แล้ว นำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดล ได้ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพค่า Accuracy(ค่า

ความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย), ค่า Recall (ค่าความสามารถของโมเดลในการค้นหาข้อมูลกลุ่มที่สนใจได้ถูกต้อง) ,ค่า Precision (ค่าความแม่นยำของการทำนายกลุ่มที่สนใจ) และค่า F1 Score (ค่าเฉลี่ยปรับถ่วงน้ำหนักระหว่าง Precision และ Recall เพื่อประเมินโมเดล) ของแต่ละโมเดล ดังนี้

1) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of folds (จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) ได้ผลดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

Model	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
	ไม่ปรับ number of folds	ปรับเพิ่ม number of folds	ปรับลด number of folds	ไม่ปรับ number of folds	ปรับเพิ่ม number of folds	ปรับลด number of folds	ไม่ปรับ number of folds	ปรับเพิ่ม number of folds	ปรับลด number of folds	ไม่ปรับ number of folds	ปรับเพิ่ม number of folds	ปรับลด number of folds
Decision Tree	89.13%	89.10%	89.12%	98.79%	98.78%	98.91%	89.96%	89.94%	89.86%	94.17%	94.15%	94.17%
Random Forest	88.70%	88.72%	88.67%	97.24%	97.21%	97.24%	90.72%	90.75%	90.68%	93.87%	93.87%	93.85%
Naïve Bayes	87.43%	87.40%	87.32%	95.49%	95.49%	95.40%	90.84%	90.81%	90.80%	93.11%	93.09%	93.04%
Gradient Boosting	85.87%	85.68%	85.46%	90.34%	89.99%	89.64%	93.54%	93.64%	93.72%	91.91%	91.78%	91.63%
Deep Learning	86.86%	86.90%	86.29%	91.87%	91.83%	91.06%	93.25%	93.33%	93.35%	92.55%	92.57%	92.19%
Voting	88.99%	88.99%	88.97%	96.52%	96.48%	96.57%	91.55%	91.58%	91.50%	93.97%	93.97%	93.97%



ภาพที่ 4.18 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า)

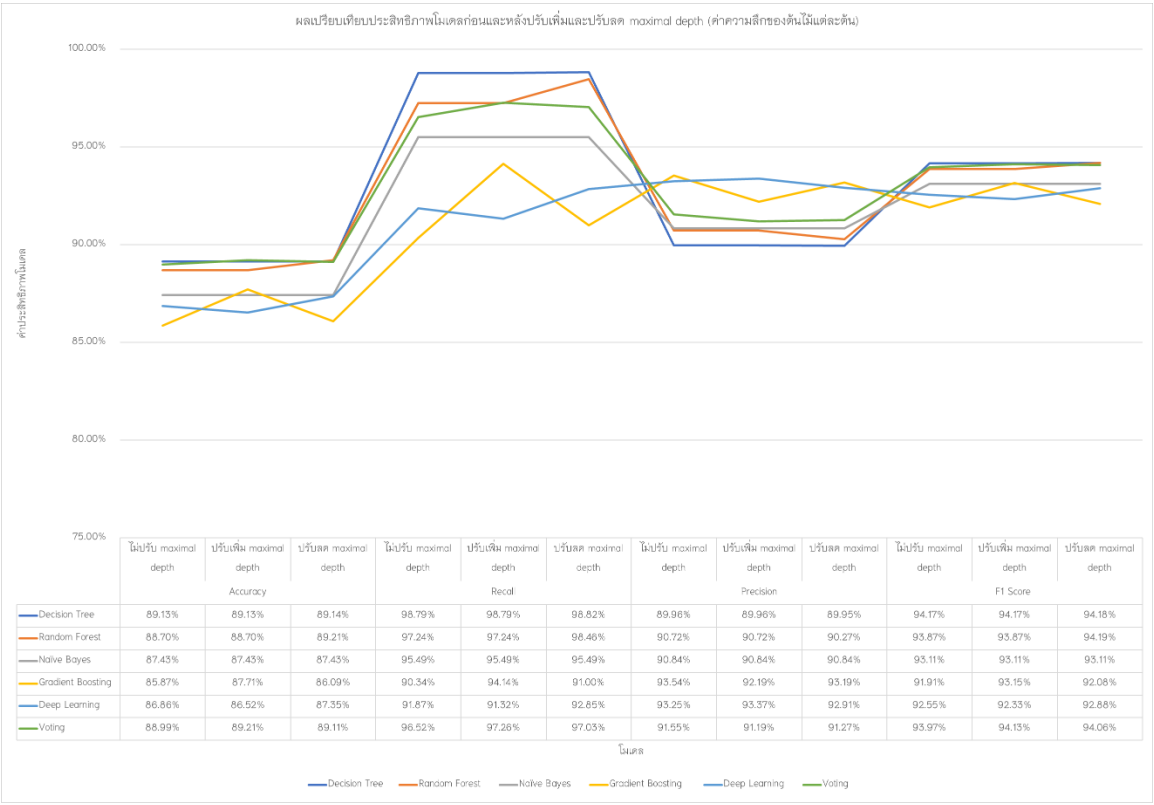
จากตารางที่ 4.11 ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับเพิ่มเฉพาะค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) พบว่า มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Random Forest และ Deep Learning เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Decision Tree , Naïve Bayes และ Gradient Boosting เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Voting

ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับลดเฉพาะค่า number of folds(จำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่า) พบว่า มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Decision Tree , Random Forest ,Naïve Bayes ,Gradient Boosting , Deep Learning และ Voting

2) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) ได้ผลดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

Model	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth
Decision Tree	89.13%	89.13%	89.14%	98.79%	98.79%	98.82%	89.96%	89.96%	89.95%	94.17%	94.17%	94.18%
Random Forest	88.70%	88.70%	89.21%	97.24%	97.24%	98.46%	90.72%	90.72%	90.27%	93.87%	93.87%	94.19%
Naïve Bayes	87.43%	87.43%	87.43%	95.49%	95.49%	95.49%	90.84%	90.84%	90.84%	93.11%	93.11%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	87.71%	86.09%	90.34%	94.14%	91.00%	93.54%	92.19%	93.19%	91.91%	93.15%	92.08%
Deep Learning	86.86%	86.52%	87.35%	91.87%	91.32%	92.85%	93.25%	93.37%	92.91%	92.55%	92.33%	92.88%
Voting	88.99%	89.21%	89.11%	96.52%	97.26%	97.03%	91.55%	91.19%	91.27%	93.97%	94.13%	94.06%



	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth	ไม่ปรับ maximal depth	ปรับเพิ่ม maximal depth	ปรับลด maximal depth
	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
Decision Tree	89.13%	89.13%	89.14%	98.79%	98.79%	98.82%	89.98%	89.98%	89.95%	94.17%	94.17%	94.18%
Random Forest	88.70%	88.70%	89.21%	97.24%	97.24%	98.46%	90.72%	90.72%	90.27%	93.87%	93.87%	94.19%
Naïve Bayes	87.43%	87.43%	87.43%	95.49%	95.49%	95.49%	90.84%	90.84%	90.84%	93.11%	93.11%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	87.71%	86.09%	90.34%	94.14%	91.00%	93.54%	92.19%	93.19%	91.91%	93.15%	92.08%
Deep Learning	86.86%	86.52%	87.35%	91.87%	91.32%	92.85%	93.25%	93.37%	92.91%	92.55%	92.33%	92.88%
Voting	88.99%	89.21%	89.11%	96.52%	97.26%	97.03%	91.55%	91.19%	91.27%	93.97%	94.13%	94.06%

ภาพที่ 4.19 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น)

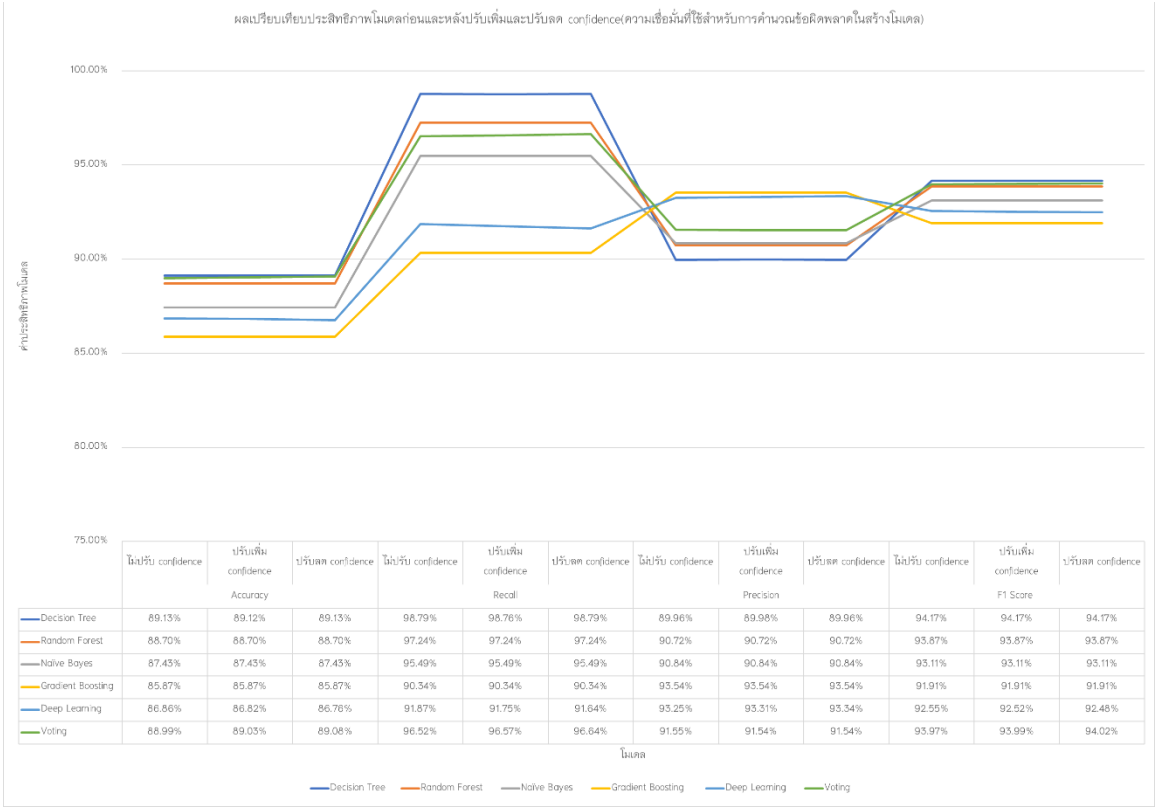
จากตารางที่ 4.12 ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับเพิ่มเฉพาะค่า maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) พบว่า มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Gradient Boosting และ Voting เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Deep Learning เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Decision Tree , Random Forest และ Naïve Bayes

ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับลดเฉพาะค่า maximal depth (ค่าความลึกของต้นไม้แต่ละต้น) พบว่ามีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Decision Tree , Random Forest , Gradient Boosting , Deep Learning และ Voting เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Naïve Bayes

3) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) ได้ผลดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

Model	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
	ไม่ปรับ confidence	ปรับเพิ่ม confidence	ปรับลด confidence	ไม่ปรับ confidence	ปรับเพิ่ม confidence	ปรับลด confidence	ไม่ปรับ confidence	ปรับเพิ่ม confidence	ปรับลด confidence	ไม่ปรับ confidence	ปรับเพิ่ม confidence	ปรับลด confidence
Decision Tree	89.13%	89.12%	89.13%	98.79%	98.76%	98.79%	89.96%	89.98%	89.96%	94.17%	94.17%	94.17%
Random Forest	88.70%	88.70%	88.70%	97.24%	97.24%	97.24%	90.72%	90.72%	90.72%	93.87%	93.87%	93.87%
Naïve Bayes	87.43%	87.43%	87.43%	95.49%	95.49%	95.49%	90.84%	90.84%	90.84%	93.11%	93.11%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	85.87%	85.87%	90.34%	90.34%	90.34%	93.54%	93.54%	93.54%	91.91%	91.91%	91.91%
Deep Learning	86.86%	86.82%	86.76%	91.87%	91.75%	91.64%	93.25%	93.31%	93.34%	92.55%	92.52%	92.48%
Voting	88.99%	89.03%	89.08%	96.52%	96.57%	96.64%	91.55%	91.54%	91.54%	93.97%	93.99%	94.02%



ภาพที่ 4.20 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล)

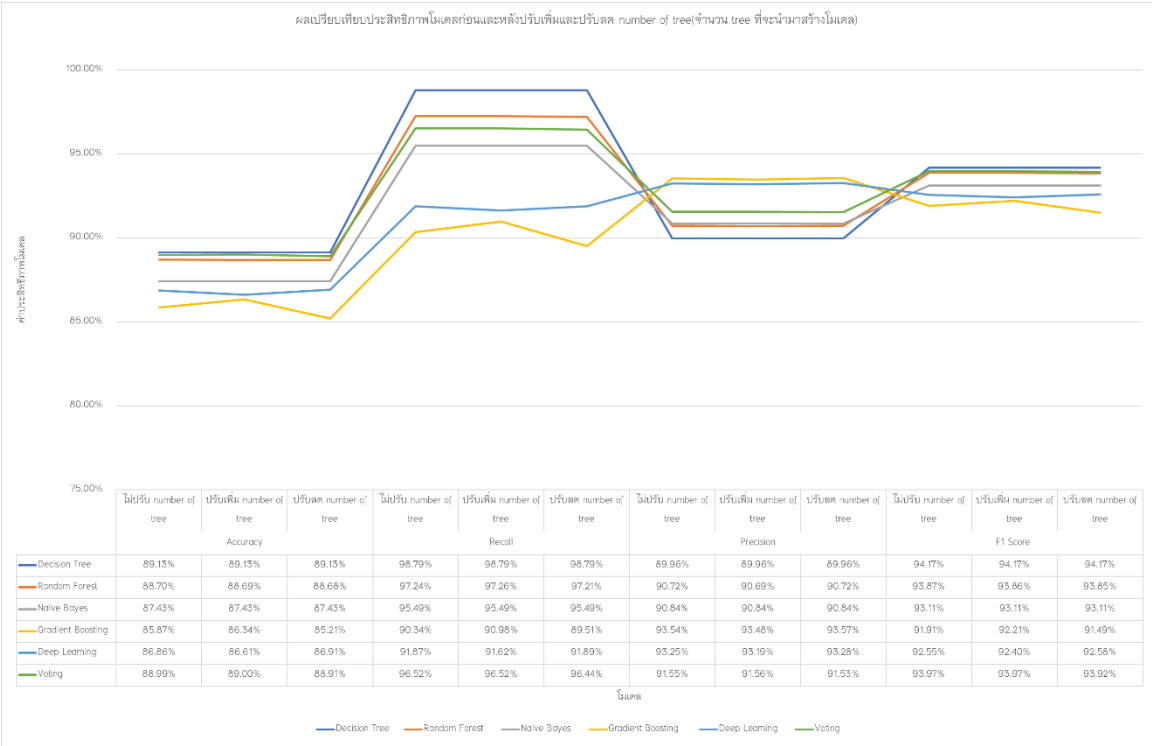
จากตารางที่ 4.13 ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดลเมื่อปรับเพิ่มเฉพาะค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) พบว่ามีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Decision Tree ,Deep Learning และ Voting เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Random Forest , Naïve Bayes และ Gradient Boosting

ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับลดเฉพาะค่า confidence(ความเชื่อมั่นที่ใช้สำหรับการคำนวณข้อผิดพลาดในสร้างโมเดล) พบว่า มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Voting เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Deep Learning เทคนิคที่มีผลทำให้มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Decision Tree ,Random Forest , Naïve Bayes และ Gradient Boosting

4) ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) ได้ผลดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

Model	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree
Decision Tree	89.13%	89.13%	89.13%	98.79%	98.79%	98.79%	89.96%	89.96%	89.96%	94.17%	94.17%	94.17%
Random Forest	88.70%	88.69%	88.68%	97.24%	97.26%	97.21%	90.72%	90.69%	90.72%	93.87%	93.86%	93.85%
Naïve Bayes	87.43%	87.43%	87.43%	95.49%	95.49%	95.49%	90.84%	90.84%	90.84%	93.11%	93.11%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	86.34%	85.21%	90.34%	90.98%	89.51%	93.54%	93.48%	93.57%	91.91%	92.21%	91.49%
Deep Learning	86.86%	86.61%	86.91%	91.87%	91.62%	91.89%	93.25%	93.19%	93.28%	92.55%	92.40%	92.58%
Voting	88.99%	89.00%	88.91%	96.52%	96.52%	96.44%	91.55%	91.56%	91.53%	93.97%	93.97%	93.92%



	Accuracy			Recall			Precision			F1 Score		
	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree	ไม่ปรับ number of tree	ปรับเพิ่ม number of tree	ปรับลด number of tree
Decision Tree	89.13%	89.13%	89.13%	98.79%	98.79%	98.79%	89.96%	89.96%	89.96%	94.17%	94.17%	94.17%
Random Forest	88.70%	88.69%	88.68%	97.24%	97.26%	97.21%	90.72%	90.69%	90.72%	93.87%	93.86%	93.85%
Naïve Bayes	87.43%	87.43%	87.43%	95.49%	95.49%	95.49%	90.84%	90.84%	90.84%	93.11%	93.11%	93.11%
Gradient Boosting	85.87%	86.34%	85.21%	90.34%	90.98%	89.51%	93.54%	93.48%	93.57%	91.91%	92.21%	91.49%
Deep Learning	86.86%	86.61%	86.91%	91.87%	91.62%	91.89%	93.25%	93.19%	93.28%	92.55%	92.40%	92.58%
Voting	88.99%	89.00%	88.91%	96.52%	96.52%	96.44%	91.55%	91.56%	91.53%	93.97%	93.97%	93.92%

ภาพที่ 4.21 กราฟเส้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลก่อนและหลังปรับเพิ่มและปรับลด number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล)

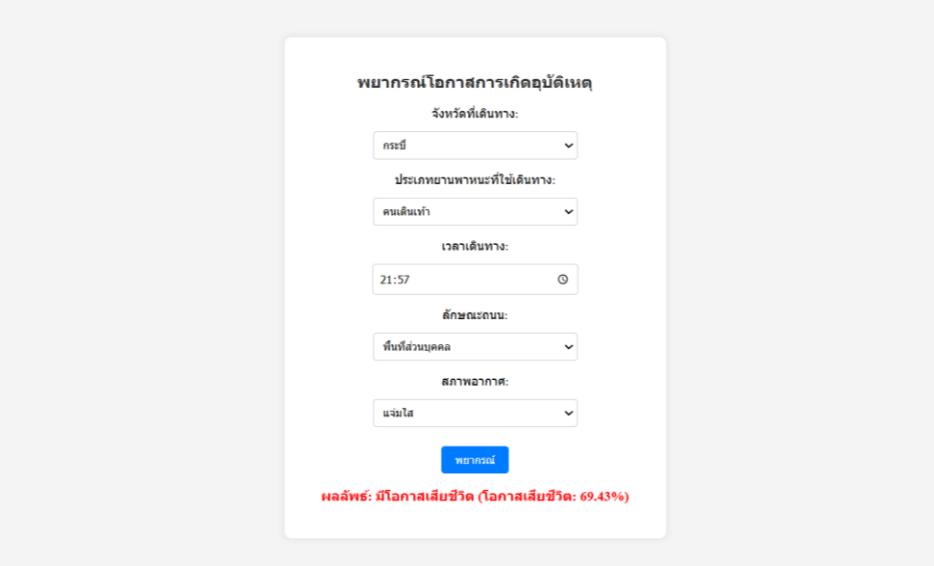
จากตารางที่ 4.14 ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับเพิ่มเฉพาะค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Gradient Boosting และ Voting เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Random Forest และ Deep Learning เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Decision Tree และ Naïve Bayes

ผลประเมินประสิทธิภาพโมเดล เมื่อปรับลดเฉพาะค่า number of tree(จำนวน tree ที่จะนำมาสร้างโมเดล) มีผลทำให้เทคนิคที่มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เพิ่มขึ้น ได้แก่ Deep Learning เทคนิคที่มีผลทำให้ค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) ลดลง ได้แก่ Random Forest , Gradient Boosting และ Voting เทคนิคที่ผลทำให้มีค่า Accuracy(ค่าความถูกต้องทั้งหมดของการทำนาย) เท่าเดิม ได้แก่ Decision Tree และ Naïve Bayes

4.3 ผลพยากรณ์ข้อมูล

กฎ Decision Tree ทั้งหมดที่เขียนได้นำมาพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุว่า “มีโอกาสเสียชีวิต” หรือ “ไม่มีโอกาสเสียชีวิต” ได้ผลพยากรณ์ ดังนี้

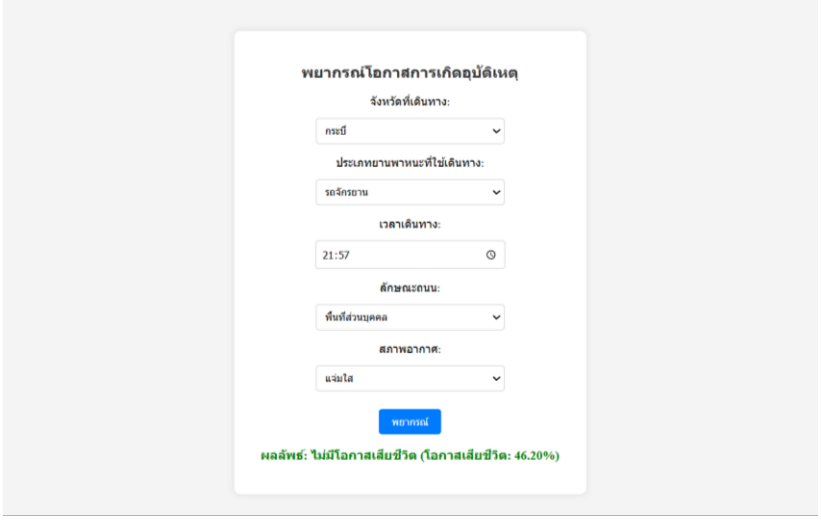
1.จากกฎข้อที่ 1 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = คนเดินเท้า THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.22 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 1

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 1 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทคนเดินเท้ามีโอกาสเสียชีวิตและมีโอกาสเสียชีวิตสูงถึง 69.43%

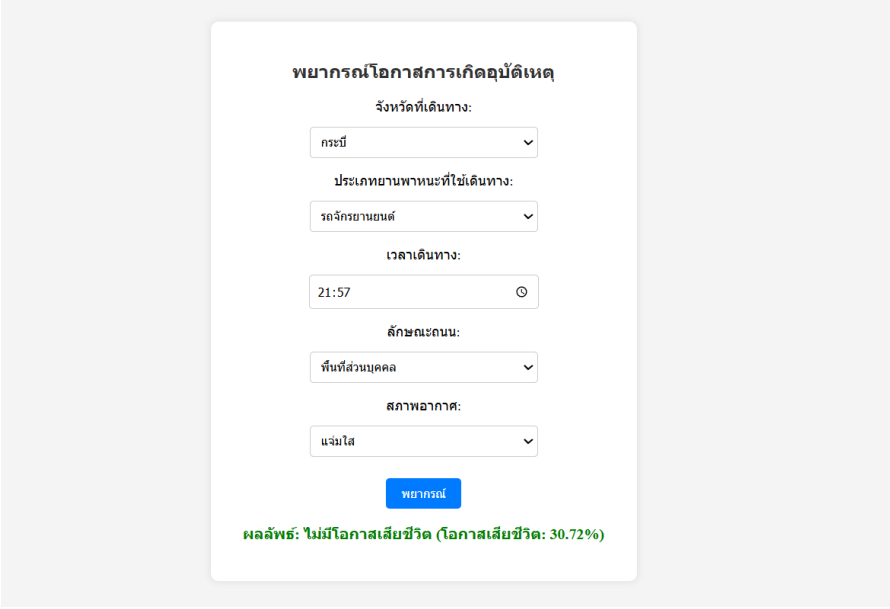
2.จากกฎข้อที่ 2 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถจักรยาน THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.23 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 2

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 2 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถจักรยานไม่มีโอกาสเสียชีวิต

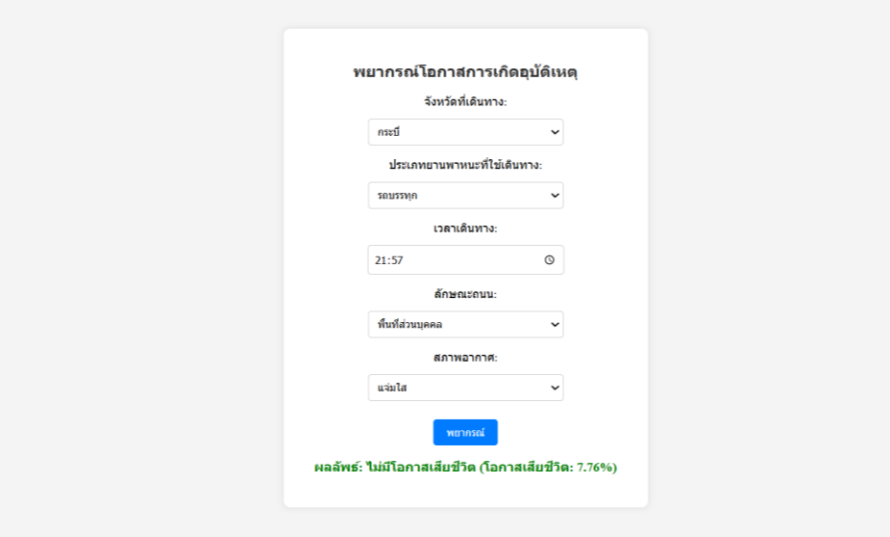
3.จากกฎข้อที่ 3 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถจักรยานยนต์ THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.24 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 3

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 3 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถจักรยานยนต์ไม่มีโอกาสเสียชีวิต

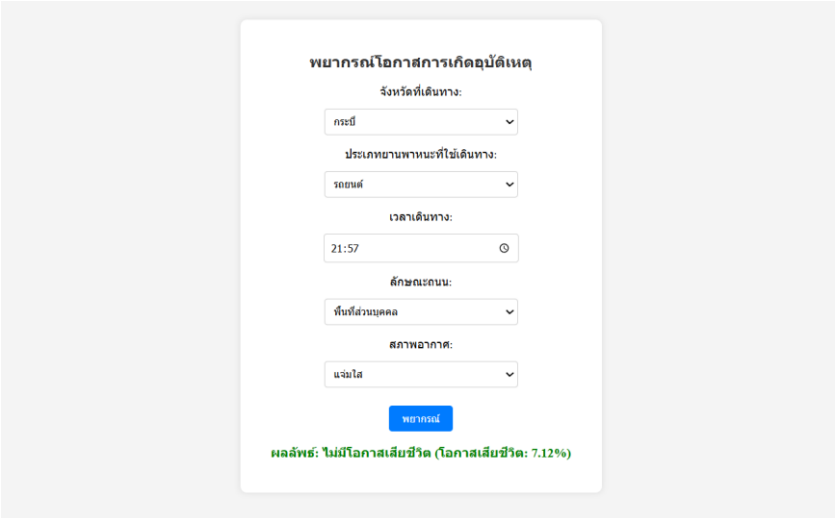
4.จากกฎข้อที่ 4 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถบรรทุก THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.25 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 4

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 4 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถบรรทุกไม่มีโอกาสเสียชีวิต

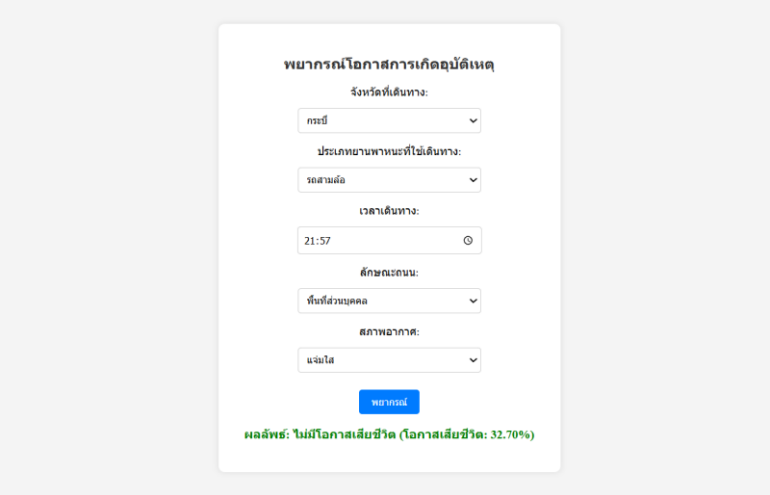
5.จากกฎข้อที่ 5 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถยนต์ THEN จำนวนผู้เสียชีวิต =ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.26 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 5

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 5 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถยนต์ไม่มีโอกาสเสียชีวิต

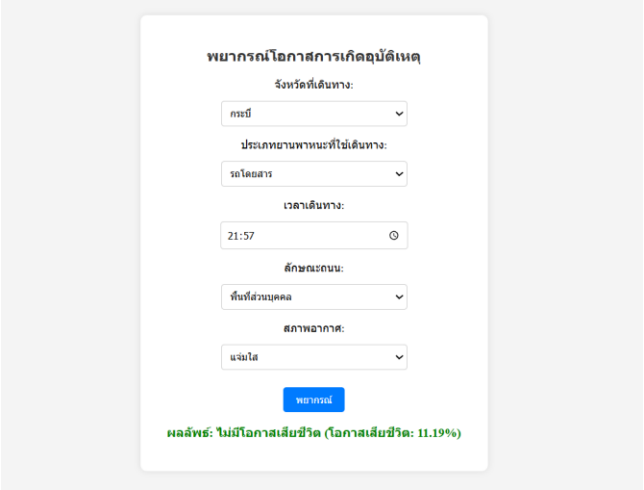
6.จากกฎข้อที่ 6 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถสามล้อ THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.27 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 6

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 6 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถสามล้อไม่มีโอกาสเสียชีวิต

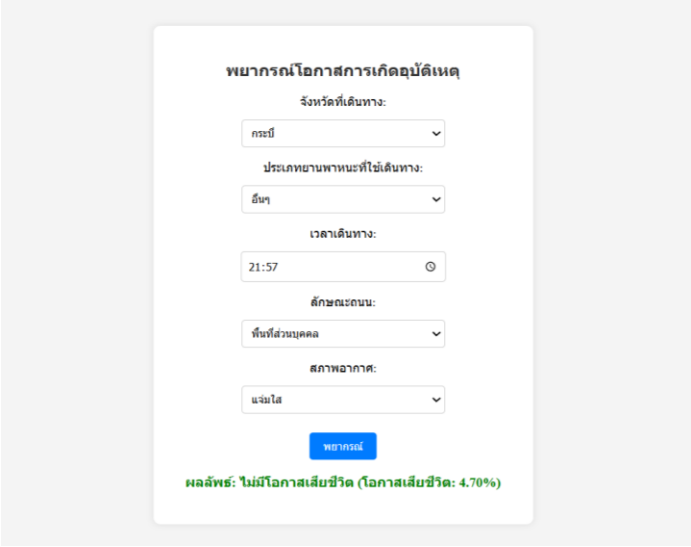
7.จากกฎข้อที่ 7 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = รถโดยสาร THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.28 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 7

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 7 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทรถโดยสารไม่มีโอกาสเสียชีวิต

8.จากกฎข้อที่ 8 IF ประเภทยานพาหนะที่เกิดอุบัติเหตุ = อื่นๆ THEN จำนวนผู้เสียชีวิต = ไม่มีผู้เสียชีวิต ได้ผลพยากรณ์ว่า ไม่มีโอกาสเสียชีวิต



ภาพที่ 4.29 แสดงผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 8

ผลพยากรณ์โอกาสการเกิดอุบัติเหตุของกฎ Decision Tree ข้อที่ 8 พบว่า หากเดินทางด้วยยานพาหนะประเภทอื่นๆไม่มีโอกาสเสียชีวิต

4.4 บทสรุป

จากผลการดำเนินงานโครงงานในข้างต้นทั้งหมดนี้ คณะผู้จัดทำได้นำข้อมูลจากการวิเคราะห์ข้อมูลและการแสดงผลแบบ visualization ต่างๆ โดยใช้โปรแกรม Power BI มาเผยแพร่ให้กับบุคคลภายนอกหรือกลุ่มผู้ใช้ข้อมูลได้รับรู้ในรูปแบบของเว็บไซต์ที่จะเป็นแหล่งความรู้ต่างๆ ในเรื่องของอุบัติเหตุรวมถึงนำเสนอปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดอุบัติเหตุและผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบการจำแนกข้อมูลสำหรับผู้ใช้ทั่วไปที่ต้องการตัวอย่างในการศึกษาค้นคว้า เพื่อสามารถนำข้อมูลไปวิเคราะห์ต่อได้