

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 ผลการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุ

ในการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุ ระบบได้ใช้โมเดล YOLOv8 สำหรับการตรวจจับวัตถุที่ปรากฏในภาพ โดยทดสอบในสถานการณ์ที่มีสภาพแวดล้อมและมุมมองที่หลากหลาย ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว แม้ในสภาพแสงที่แตกต่างกัน หรือเมื่อวัตถุอยู่ในมุมที่มีการเคลื่อนที่ ตัวชี้วัดที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพการตรวจจับได้แก่ อัตราความแม่นยำ (Precision) และ ความไวในการตรวจจับ (Recall) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มีค่าใกล้เคียงกันที่ตั้งไว้ ทำให้ระบบมีประสิทธิภาพสูงในการตรวจจับวัตถุหลายประเภทในสภาพแวดล้อมจริง

การทดสอบนี้ยังรวมถึงการใช้ข้อมูลภาพที่ผ่านการติดป้ายกำกับจาก Roboflow เพื่อให้ระบบสามารถเรียนรู้รูปแบบของวัตถุต่าง ๆ ได้อย่างละเอียด เมื่อเปรียบเทียบกับการทดสอบในหลายสถานการณ์ทั้งกลางวันและกลางคืน หรือมุมกล้องที่ต่างกัน ระบบยังคงมีความแม่นยำที่คงที่ แสดงถึงความสามารถในการทำงานในสถานการณ์ที่มีความท้าทายสูง

ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล

| epoch | train/box_loss | metrics/precision(B) | metrics/recall(B) | metrics/mAP50(B) | val/box_loss | lr/pg0 |
|-------|----------------|----------------------|-------------------|------------------|--------------|-----------|
| 1 | 1.319 | 0.91569 | 0.83011 | 0.87654 | 1.2887 | 0.0006618 |
| 2 | 1.317 | 0.96339 | 0.93631 | 0.96856 | 1.2799 | 0.0013219 |
| 3 | 1.2939 | 0.96642 | 0.96178 | 0.98315 | 1.3183 | 0.0019754 |
| 4 | 1.2717 | 0.93656 | 0.89172 | 0.92258 | 1.2849 | 0.0019703 |
| 5 | 1.2386 | 0.97801 | 0.93631 | 0.97481 | 1.3151 | 0.0019703 |
| 6 | 1.23 | 0.99215 | 0.98089 | 0.98835 | 1.2552 | 0.0019604 |
| 7 | 1.2282 | 0.98616 | 0.98726 | 0.98745 | 1.2968 | 0.0019505 |
| 8 | 1.1927 | 0.9935 | 0.97373 | 0.99195 | 1.2664 | 0.0019406 |
| 9 | 1.1985 | 0.98324 | 0.97452 | 0.98605 | 1.362 | 0.0019307 |

ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล (ต่อ)

| epoch | train/box_loss | metrics/precision(B) | metrics/recall(B) | metrics/mAP50(B) | val/box_loss | lr/pg0 |
|-------|----------------|----------------------|-------------------|------------------|--------------|-----------|
| 10 | 1.1857 | 0.9935 | 0.97426 | 0.98757 | 1.2731 | 0.0019208 |
| 11 | 1.1635 | 0.98677 | 0.96815 | 0.98653 | 1.2564 | 0.0019109 |
| 12 | 1.1799 | 0.99357 | 0.9849 | 0.98682 | 1.2666 | 0.001901 |
| 13 | 1.174 | 0.9935 | 0.97406 | 0.99003 | 1.2598 | 0.0018911 |
| 14 | 1.1513 | 0.99185 | 0.98089 | 0.98924 | 1.1969 | 0.0018812 |
| 15 | 1.1494 | 0.98717 | 0.98047 | 0.98742 | 1.2563 | 0.0018713 |
| 16 | 1.1415 | 0.98668 | 0.97452 | 0.98788 | 1.2859 | 0.0018614 |
| 17 | 1.1421 | 0.98076 | 0.97388 | 0.9833 | 1.2379 | 0.0018515 |
| 18 | 1.1202 | 0.99345 | 0.96672 | 0.98953 | 1.2541 | 0.0018416 |
| 19 | 1.1175 | 0.98709 | 0.97434 | 0.98653 | 1.2586 | 0.0018317 |
| 20 | 1.1177 | 0.99255 | 0.97452 | 0.98925 | 1.2677 | 0.0018218 |
| 21 | 1.1136 | 0.99355 | 0.98046 | 0.98977 | 1.2145 | 0.0018119 |
| 22 | 1.0837 | 0.99354 | 0.97974 | 0.98663 | 1.2383 | 0.001802 |
| 23 | 1.1043 | 0.98354 | 0.97452 | 0.99035 | 1.3162 | 0.0017921 |
| 24 | 1.098 | 0.98711 | 0.98089 | 0.98932 | 1.3253 | 0.0017822 |
| 25 | 1.0833 | 0.98717 | 0.97991 | 0.99132 | 1.2917 | 0.0017723 |
| 26 | 1.0713 | 0.99187 | 0.97452 | 0.99288 | 1.2414 | 0.0017624 |
| 27 | 1.0735 | 0.98675 | 0.98089 | 0.99077 | 1.2808 | 0.0017525 |
| 28 | 1.0642 | 0.99276 | 0.97452 | 0.98681 | 1.2395 | 0.0017426 |
| 29 | 1.0596 | 0.98718 | 0.98076 | 0.9925 | 1.2607 | 0.0017327 |
| 30 | 1.0616 | 0.98725 | 0.98664 | 0.99387 | 1.3094 | 0.0017228 |
| 31 | 1.0749 | 0.97734 | 0.97452 | 0.99343 | 1.3317 | 0.0017129 |
| 32 | 1.0709 | 0.99238 | 0.97452 | 0.99161 | 1.2471 | 0.001703 |
| 33 | 1.0583 | 0.98675 | 0.98726 | 0.99326 | 1.2155 | 0.0016931 |
| 34 | 1.0224 | 0.99029 | 0.98089 | 0.98905 | 1.2314 | 0.0016832 |

ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล (ต่อ)

| epoch | train/box_loss | metrics/precision(B) | metrics/recall(B) | metrics/mAP50(B) | val/box_loss | lr/pg0 |
|-------|----------------|----------------------|-------------------|------------------|--------------|-----------|
| 35 | 1.0408 | 0.9935 | 0.97355 | 0.99304 | 1.2398 | 0.0016733 |
| 36 | 1.0721 | 0.98622 | 0.97452 | 0.99357 | 1.2454 | 0.0016634 |
| 37 | 1.0273 | 0.9863 | 0.98089 | 0.99423 | 1.3111 | 0.0016535 |
| 38 | 1.0301 | 0.98088 | 0.98033 | 0.98935 | 1.2469 | 0.0016436 |
| 39 | 1.0143 | 0.99282 | 0.97452 | 0.98795 | 1.2478 | 0.0016337 |
| 40 | 1.0217 | 0.9866 | 0.97452 | 0.99077 | 1.2668 | 0.0016238 |
| 41 | 1.0144 | 0.99264 | 0.98089 | 0.98937 | 1.3391 | 0.0016139 |
| 42 | 1.0174 | 0.99294 | 0.98089 | 0.98794 | 1.2244 | 0.001604 |
| 43 | 1.0091 | 0.97418 | 0.98726 | 0.98946 | 1.337 | 0.0015941 |
| 44 | 1.004 | 0.99354 | 0.97953 | 0.99412 | 1.2271 | 0.0015842 |
| 45 | 0.98576 | 0.99225 | 0.96815 | 0.99328 | 1.3274 | 0.0015743 |
| 46 | 1.0031 | 0.99236 | 0.96815 | 0.99097 | 1.2252 | 0.0015644 |
| 47 | 0.97391 | 0.99349 | 0.97159 | 0.99052 | 1.3054 | 0.0015545 |
| 48 | 0.98284 | 0.98615 | 0.97452 | 0.98866 | 1.2706 | 0.0015446 |
| 49 | 0.97098 | 0.9927 | 0.98089 | 0.99399 | 1.2487 | 0.0015347 |
| 50 | 0.97528 | 1 | 0.98581 | 0.99494 | 1.2456 | 0.0015248 |
| 51 | 0.98518 | 0.99277 | 0.98089 | 0.98962 | 1.2465 | 0.0015149 |
| 52 | 0.9541 | 0.98658 | 0.98726 | 0.99052 | 1.229 | 0.001505 |
| 53 | 0.96347 | 0.98966 | 0.98089 | 0.98655 | 1.3122 | 0.0014951 |
| 54 | 0.95629 | 0.99225 | 0.97452 | 0.98702 | 1.2445 | 0.0014852 |
| 55 | 0.95419 | 0.98057 | 0.98726 | 0.99147 | 1.217 | 0.0014753 |
| 56 | 0.93978 | 0.9855 | 0.97452 | 0.98769 | 1.2866 | 0.0014654 |
| 57 | 0.94267 | 0.98029 | 0.98089 | 0.98816 | 1.3164 | 0.0014555 |
| 58 | 0.93093 | 0.993 | 0.98089 | 0.99383 | 1.3187 | 0.0014456 |
| 59 | 0.94126 | 0.99281 | 0.97452 | 0.98866 | 1.2538 | 0.0014357 |

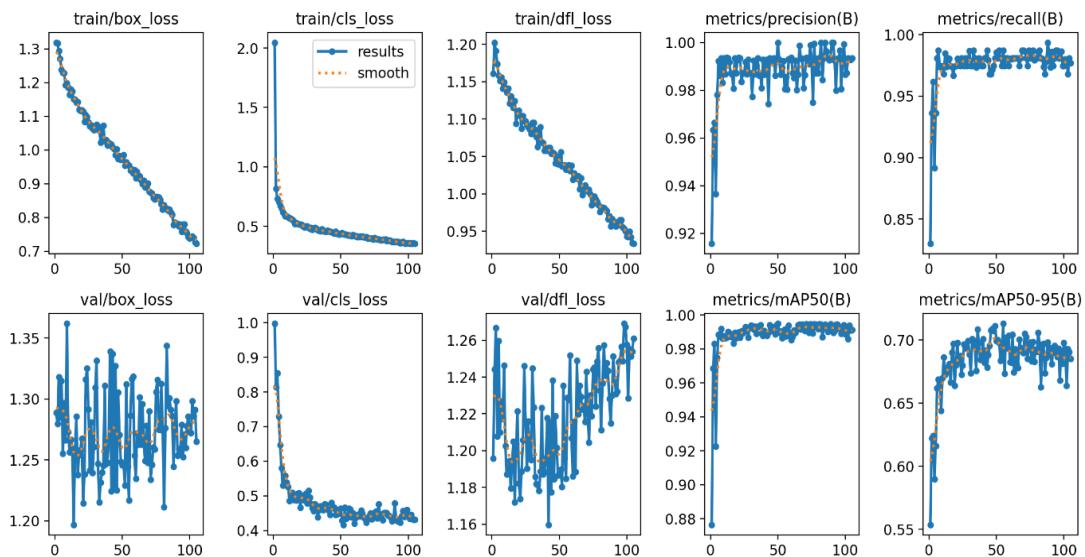
ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล (ต่อ)

| epoch | train/box_loss | metrics/precision(B) | metrics/recall(B) | metrics/mAP50(B) | val/box_loss | lr/pg0 |
|-------|----------------|----------------------|-------------------|------------------|--------------|-----------|
| 60 | 0.91677 | 0.99355 | 0.98057 | 0.98538 | 1.2349 | 0.0014258 |
| 61 | 0.93569 | 0.98717 | 0.98003 | 0.98735 | 1.2717 | 0.0014159 |
| 62 | 0.91727 | 0.98512 | 0.98089 | 0.99112 | 1.2628 | 0.001406 |
| 63 | 0.92211 | 0.99237 | 0.98089 | 0.98944 | 1.3017 | 0.0013961 |
| 64 | 0.91066 | 0.98007 | 0.98089 | 0.99113 | 1.2627 | 0.0013862 |
| 65 | 0.89975 | 0.98661 | 0.98089 | 0.99408 | 1.2959 | 0.0013763 |
| 66 | 0.91032 | 0.99875 | 0.98089 | 0.9944 | 1.2627 | 0.0013664 |
| 67 | 0.88997 | 0.99319 | 0.97452 | 0.9916 | 1.2493 | 0.0013565 |
| 68 | 0.89051 | 0.99323 | 0.98089 | 0.9945 | 1.2784 | 0.0013466 |
| 69 | 0.90127 | 0.98084 | 0.98726 | 0.99424 | 1.2476 | 0.0013367 |
| 70 | 0.87766 | 0.98632 | 0.98726 | 0.99063 | 1.2899 | 0.0013268 |
| 71 | 0.8748 | 0.99358 | 0.98646 | 0.99456 | 1.2339 | 0.0013169 |
| 72 | 0.8719 | 0.99161 | 0.98089 | 0.99421 | 1.2462 | 0.001307 |
| 73 | 0.85867 | 0.99104 | 0.97452 | 0.98967 | 1.2603 | 0.0012971 |
| 74 | 0.85361 | 0.99898 | 0.98726 | 0.99475 | 1.2589 | 0.0012872 |
| 75 | 0.86151 | 0.99225 | 0.98089 | 0.99163 | 1.3058 | 0.0012773 |
| 76 | 0.86183 | 0.97483 | 0.98655 | 0.98941 | 1.3159 | 0.0012674 |
| 77 | 0.86021 | 0.99955 | 0.98726 | 0.99475 | 1.2751 | 0.0012575 |
| 78 | 0.85303 | 0.98716 | 0.9793 | 0.99304 | 1.2791 | 0.0012476 |
| 79 | 0.84031 | 0.99318 | 0.98089 | 0.9945 | 1.3127 | 0.0012377 |
| 80 | 0.82455 | 0.98713 | 0.98089 | 0.9918 | 1.2744 | 0.0012278 |
| 81 | 0.83713 | 0.99358 | 0.98583 | 0.99463 | 1.2114 | 0.0012179 |
| 82 | 0.82737 | 1 | 0.98705 | 0.99434 | 1.2762 | 0.001208 |
| 83 | 0.82692 | 0.98443 | 0.98089 | 0.98709 | 1.344 | 0.0011981 |
| 84 | 0.82155 | 0.99354 | 0.98037 | 0.99218 | 1.2946 | 0.0011882 |

ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล (ต่อ)

| epoch | train/box_loss | metrics/precision(B) | metrics/recall(B) | metrics/mAP50(B) | val/box_loss | lr/pg0 |
|-------|----------------|----------------------|-------------------|------------------|--------------|-----------|
| 85 | 0.82407 | 1 | 0.97376 | 0.9945 | 1.3008 | 0.0011783 |
| 86 | 0.81507 | 0.99625 | 0.96815 | 0.99218 | 1.2914 | 0.0011684 |
| 87 | 0.80884 | 0.99353 | 0.97813 | 0.9901 | 1.286 | 0.0011585 |
| 88 | 0.77842 | 0.99272 | 0.99363 | 0.99366 | 1.2448 | 0.0011486 |
| 89 | 0.78614 | 0.99358 | 0.98616 | 0.99475 | 1.2788 | 0.0011387 |
| 90 | 0.77942 | 1 | 0.97363 | 0.99225 | 1.2985 | 0.0011288 |
| 91 | 0.78084 | 1 | 0.98612 | 0.98954 | 1.2537 | 0.0011189 |
| 92 | 0.77445 | 0.99247 | 0.97452 | 0.99064 | 1.2593 | 0.001109 |
| 93 | 0.77939 | 0.97992 | 0.98089 | 0.99425 | 1.2573 | 0.0010991 |
| 94 | 0.75908 | 0.99322 | 0.98726 | 0.99451 | 1.2791 | 0.0010892 |
| 95 | 0.7803 | 0.99324 | 0.98726 | 0.99332 | 1.2524 | 0.0010793 |
| 96 | 0.77941 | 0.99677 | 0.98089 | 0.99187 | 1.2712 | 0.0010694 |
| 97 | 0.75843 | 0.98056 | 0.98089 | 0.98913 | 1.2601 | 0.0010595 |
| 98 | 0.75347 | 0.99358 | 0.98634 | 0.99075 | 1.2778 | 0.0010496 |
| 99 | 0.74232 | 0.9993 | 0.97452 | 0.99411 | 1.2857 | 0.0010397 |
| 100 | 0.73776 | 0.98651 | 0.97452 | 0.98885 | 1.2731 | 0.0010298 |
| 101 | 0.74122 | 0.98717 | 0.98027 | 0.99166 | 1.2724 | 0.0010199 |
| 102 | 0.7445 | 0.99353 | 0.9774 | 0.98585 | 1.2985 | 0.00101 |
| 103 | 0.74012 | 0.99275 | 0.96815 | 0.99383 | 1.2861 | 0.0010001 |
| 104 | 0.7267 | 0.99281 | 0.98089 | 0.99092 | 1.2911 | 0.0009902 |
| 105 | 0.72248 | 0.99352 | 0.97708 | 0.99127 | 1.2651 | 0.0009803 |

ผลการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุจากโมเดล YOLOv8 แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในขั้นตอนการฝึกโมเดลสำหรับการตรวจจับวัตถุอย่างชัดเจน โดยการประเมินผลได้ใช้เกณฑ์หลายประการเพื่อวัดความแม่นยำและประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างขึ้น ดังนั้น ในการอภิปรายผลนี้จะเน้นไปที่การวิเคราะห์ตัวชี้วัดหลักต่าง ๆ ที่สะท้อนถึงประสิทธิภาพของโมเดลและการเรียนรู้ของโมเดลในการฝึกตรวจจับวัตถุในภาพ



รูปที่ 4.1 กราฟจากผลลัพธ์การฝึกการทดสอบโมเดล Yolo

ในช่วงเริ่มต้นการฝึก โมเดลยังไม่ได้รับการปรับแต่งและมีค่า Box Loss (train/box_loss) สูงขึ้น ซึ่งหมายถึงโมเดลยังไม่สามารถตรวจจับ Bounding Box ของวัตถุได้อย่างแม่นยำ เมื่อจำนวน epoch เพิ่มขึ้น ค่าการสูญเสีย (Box Loss) ของโมเดลลดลงอย่างสม่ำเสมอ แสดงถึงการที่โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลการฝึกอย่างมีประสิทธิภาพและสามารถปรับปรุงการทำงานตามแนวดิ่งของวัตถุได้มากขึ้น ในขั้นตอนการฝึกช่วงท้าย ๆ ค่า Box Loss ลดลงจนเข้าสู่ระดับที่ต่ำมาก ซึ่งเป็นสัญญาณว่าความแม่นยำของการตรวจจับ Bounding Box มีแนวโน้มที่ดีขึ้นเรื่อย ๆ

เมื่อพิจารณาจากตัวชี้วัด Precision และ Recall พบร่วมค่า Precision ในช่วงต้นของการฝึกมีค่าอยู่ในระดับปานกลาง และค่อย ๆ เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตามจำนวน epoch ซึ่งแสดงถึงการที่โมเดลมีความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุที่มากขึ้น ในช่วงแรกโมเดลอาจตรวจจับผิดพลาดบ้าง แต่เมื่อได้รับข้อมูลที่มากขึ้นผ่านการฝึก โมเดลสามารถระบุวัตถุได้ถูกต้องมากขึ้นเช่นกัน ขณะที่ Recall เริ่มต้นมีค่าอยู่ในระดับต่ำกว่า Precision เล็กน้อย แต่ก็มีการเพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ แสดงถึงการที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุทั้งหมดในภาพได้ดีขึ้นตามจำนวนรอบการฝึกที่มากขึ้น ทั้งสองตัวชี้วัดนี้เป็นตัว

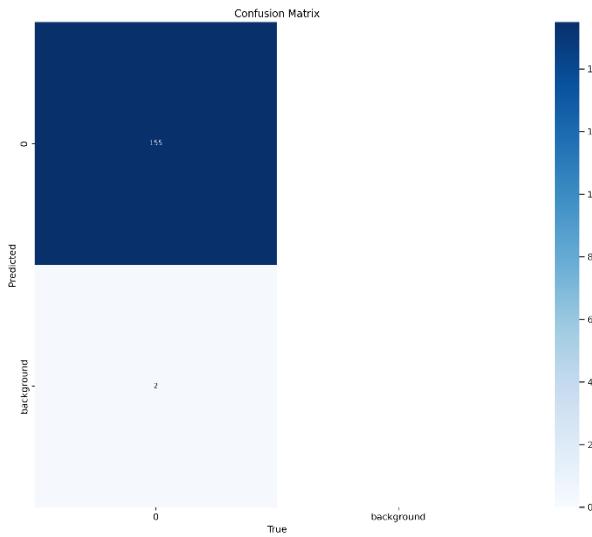
บ่งชี้ว่าโมเดลมีความแม่นยำและสามารถตรวจจับวัตถุในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในทุก ๆ รอบการฝึก

ค่า mAP50 (Mean Average Precision ที่ค่า IOU เท่ากับ 50%) ซึ่งเป็นตัววัดความแม่นยำในการทำนายของโมเดล ในช่วงแรกมีค่าเริ่มต้นไม่สูงนัก แต่เมื่อผ่านการฝึกไปเรื่อย ๆ ค่า mAP50 เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งในตอนท้ายมีค่าที่สูงมากใกล้เคียงกับ 1.0 นั่นแสดงถึงการที่โมเดลสามารถตรวจจับและทำนายวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพในระดับที่สูง

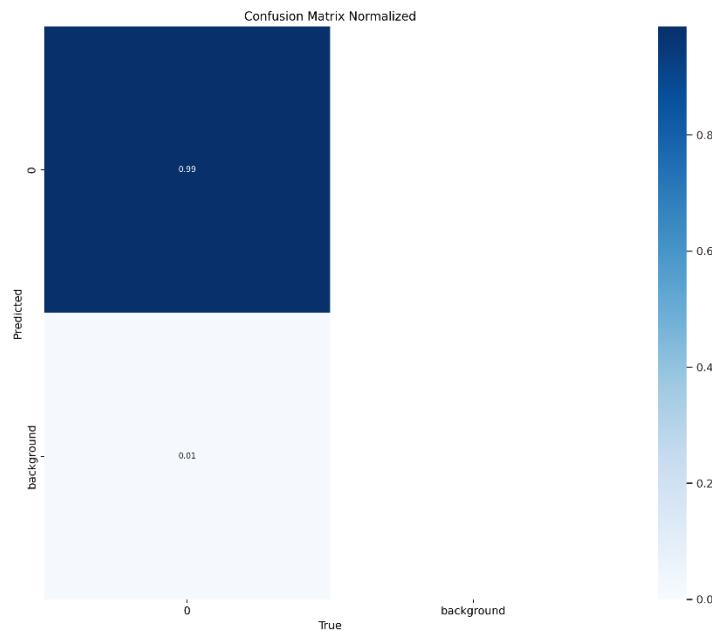
ในการประเมินผลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ (Validation) ผ่านค่า Val Box Loss พบว่าค่า loss นี้ลดลงและคงตัวในระดับต่ำ ซึ่งหมายถึงการที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้ดีในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน การที่ค่า Val Box Loss มีแนวโน้มที่ต่ำลงและคงที่ในระดับต่ำตลอดการทดสอบ บ่งบอกถึงการที่โมเดลสามารถนำความรู้จากชุดข้อมูลฝึกไปประยุกต์ใช้กับชุดข้อมูลใหม่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งสะท้อนถึงการที่โมเดลสามารถทำงานในสภาพแวดล้อมที่หลากหลายและไม่ซื่อสัมภានกับการฝึกเพียงชุดเดียวที่เคยเห็น

สุดท้ายนี้ ค่า Learning Rate ($lr/pg0$) มีการตั้งค่าให้เหมาะสมตลอดช่วงการฝึก โดยค่า learning rate อยู่ในระดับต่ำแต่คงที่ ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถอัพเดตพารามิเตอร์ได้อย่างมีเสถียรภาพและค่อย ๆ ปรับตัวไปในทิศทางที่ดีขึ้น การควบคุมค่า Learning Rate อย่างเหมาะสมนี้ช่วยให้โมเดลสามารถฝึกได้อย่างมีประสิทธิภาพและหลีกเลี่ยงปัญหาการฝึกที่ชาเกินไปหรือเร็วเกินไป

สรุปผลจากการทดสอบและประเมินค่าโมเดล YOLOv8 แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำและมีความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลฝึกได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตัวชี้วัดทั้งหมดบ่งบอกถึงการที่โมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของวัตถุได้ดีในทุกมิติ ทั้งในด้านความแม่นยำ (Precision) ความไวในการตรวจจับ (Recall) และประสิทธิภาพการทำนายโดยรวม (mAP50) ซึ่งสามารถนำไปใช้งานในระบบตรวจจับวัตถุได้อย่างมั่นใจ



รูปที่ 4.2 Confusion Matrix Unnormalized แสดงผลการทดสอบโมเดล



รูปที่ 4.3 Confusion Matrix Normalized แสดงผลการทดสอบโมเดล

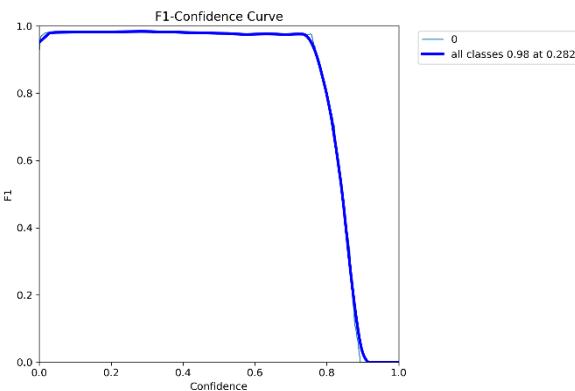
ผลการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุสามารถสรุปได้จากการวิเคราะห์ภาพผลลัพธ์จาก Confusion Matrix ทั้งในรูปแบบ Normalized และ Unnormalized ซึ่งให้ข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับ

ประสิทธิภาพของระบบในแง่ของความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุที่เป็นเป้าหมาย รวมถึงการวัดผลของการตรวจจับที่ผิดพลาด

ความแม่นยำในการตรวจจับนั้นจากผลการทดสอบที่ปรากฏใน Confusion Matrix แบบ Normalized ระบบตรวจจับวัตถุมีความแม่นยำสูงมาก โดยสามารถตรวจจับวัตถุที่สนใจได้ถูกต้องถึง 99% ซึ่งบ่งชี้ว่าในทุก ๆ 100 ครั้งของการตรวจจับ ระบบสามารถระบุวัตถุที่ถูกต้องได้ 99 ครั้ง ข้อมูลนี้แสดงถึงความสามารถในการประมวลผลและการทำงานที่มีประสิทธิภาพสูงของระบบ ในการทดสอบจริง ระบบแสดงการทำงานที่ถูกต้องเกือบทั้งหมดของวัตถุเป้าหมาย ซึ่งส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการทำงานน้อยมาก

ความผิดพลาดในการตรวจจับจาก Confusion Matrix ในแบบ Unnormalized ซึ่งแสดงค่าจริงของจำนวนครั้งที่ระบบสามารถทำงานวัตถุได้อย่างถูกต้องและผิดพลาด ระบบได้ทำการตรวจจับวัตถุถูกต้องทั้งหมด 155 ครั้ง จากจำนวนทั้งหมด 157 ครั้ง ขณะที่มีการทำงานผิดพลาดเพียง 2 ครั้ง ซึ่งหมายความว่าระบบมี False Positive เพียงเล็กน้อย โดย False Positive ในที่นี้หมายถึงกรณีที่ระบบตรวจจับสิ่งที่ไม่ใช่วัตถุเป้าหมาย แต่กลับระบุว่าเป็นวัตถุเป้าหมาย ความผิดพลาดในลักษณะนี้เกิดขึ้นในสัดส่วนน้อยมากเพียง 1% ซึ่งถือเป็นความผิดพลาดที่ยอมรับได้ในบริบทของระบบการตรวจจับวัตถุ

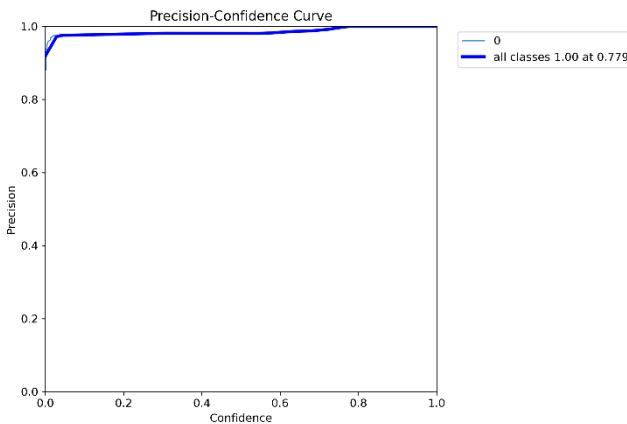
ประสิทธิภาพโดยรวมการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุแสดงให้เห็นว่าระบบมีประสิทธิภาพในการทำงานสูงมาก ทั้งในแง่ของความแม่นยำในการทำงานตำแหน่งวัตถุ และความสามารถในการลดข้อผิดพลาดในการทำงาน ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมีจำนวนที่น้อยและไม่ส่งผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความแม่นยำโดยรวมของระบบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบนี้มีความสามารถในการระบุวัตถุที่แม่นยำในระดับสูง และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้ในบริบทของการตรวจจับวัตถุในสภาพแวดล้อมจริง จากการสังเกตผลการทดสอบจะเห็นว่าความแม่นยำในการตรวจจับที่สูงนั้นสัมพันธ์กับการลดทอนความคลาดเคลื่อน ซึ่งถือว่าเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในสถานการณ์จริง ทั้งนี้ ระบบมีความสามารถตอบสนองต่อความต้องการของการใช้งานในด้านการตรวจจับวัตถุได้อย่างดี



รูปที่ 4.4 กราฟ F1-Confidence Curve ของโมเดลการตรวจจับวัตถุ

จากราฟที่ได้ จากรูปที่ 4.4 ค่า F1-Score แสดงให้เห็นถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำ และความครอบคลุมในการตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในระดับ Confidence ที่ต่ำและปานกลาง ค่า F1-Score มีค่าคงที่และใกล้เคียงกับ 1 ซึ่งหมายถึงประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุที่ดีมาก โมเดลมีความสามารถในการทำนายวัตถุได้อย่างแม่นยำและครอบคลุมในช่วงความมั่นใจที่ระดับไม่สูงมากเมื่อพิจารณาช่วง Confidence ที่เพิ่มขึ้น (ประมาณ 0.75-0.8) ค่า F1-Score ยังคงมีค่าสูง ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลยังคงสามารถรักษาประสิทธิภาพในการตรวจจับได้ดีในช่วงนี้ เมื่อ Confidence เกิน 0.8 ค่า F1-Score ลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงให้เห็นว่าในระดับความมั่นใจที่สูงมาก โมเดลอาจเริ่มทำงานผิดพลาดหรือตรวจจับวัตถุผิดพลาดได้บ่อยขึ้น ซึ่งเป็นสัญญาณว่าระบบมีแนวโน้มที่จะทำนายผิดพลาดเมื่อมั่นใจเกินไป การลดลงของค่า F1-Score ที่ Confidence สูงสะท้อนถึงการทำงานที่อาจไม่สมบูรณ์เมื่อระบบมีการกำหนดค่า Confidence ที่สูงเกินไป แม้ว่าระบบจะแสดงความมั่นใจในผลลัพธ์มาก แต่ก็อาจแลกมา กับการขาดความแม่นยำในการตรวจจับ หรือการที่วัตถุบางชนิดไม่ถูกตรวจจับอย่างถูกต้อง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการกำหนดระดับ Confidence ที่เหมาะสม เพื่อให้ระบบมีความสามารถในการทำงานระหว่างความแม่นยำและการครอบคลุม

กราฟนี้แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วง Confidence ต่ำถึงปานกลาง (ประมาณ 0-0.75) ซึ่งในช่วงนี้ค่า F1-Score มีค่าคงที่และใกล้เคียงกับ 1 เป็นช่วงที่โมเดลมีความสามารถสมดุลระหว่าง Precision และ Recall สูงที่สุด เมื่อ Confidence เพิ่มขึ้นเกินระดับ 0.8 ค่า F1-Score เริ่มลดลงอย่างรวดเร็ว ซึ่งหมายถึงการเสียต่อความผิดพลาดมากขึ้นในระดับความมั่นใจที่สูงดังนั้น การเลือกค่า Confidence ที่เหมาะสมจึงเป็นสิ่งสำคัญในการนำโมเดลไปใช้งาน เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดและลดโอกาสในการทำนายผิดพลาด



รูปที่ 4.5 กราฟ Precision-Confidence Curve ของโมเดลการตรวจจับวัตถุ

กราฟ Precision-Confidence Curve ที่ปรากฏในภาพแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่า Precision (ความแม่นยำ) กับระดับความมั่นใจ (Confidence) ของโมเดลในการทำนายผลลัพธ์จากการตรวจจับวัตถุ ค่า Precision นี้เป็นตัวชี้วัดที่บ่งบอกถึงความสามารถของโมเดลในการทำนายผลลัพธ์ที่ถูกต้องในแต่ละคลาสของข้อมูล และสะท้อนถึงความถูกต้องในการระบุวัตถุที่แท้จริงเมื่อโมเดลทำการทำนาย

จากราฟจะเห็นได้ว่าในระดับ Confidence ที่ต่ำถึงปานกลาง ค่า Precision มีค่าสูงมาก และคงที่ใกล้เคียงกับ 1 ในช่วงเริ่มต้น ซึ่งหมายความว่าเมื่อโมเดลทำนายผลลัพธ์ในระดับ Confidence ต่ำ โมเดลยังคงสามารถทำการทำนายได้อย่างแม่นยำ กล่าวคือ ค่าความผิดพลาดในผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายต่ำมาก ซึ่งแสดงให้เห็นว่าในช่วงเริ่มต้นของการทำงาน โมเดลมีความสามารถในการตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพเมื่อพิจารณาช่วง Confidence สูง ๆ (0.8 ขึ้นไป) ค่า Precision ยังคงคงที่ระดับสูง ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแม้เมื่อ Confidence สูงขึ้น โมเดลก็ยังคงรักษาความแม่นยำในการตรวจจับได้ดี การที่ค่า Precision ยังคงมีค่าสูงในช่วง Confidence ระดับสูง เป็นสัญญาณบ่งชี้ว่าโมเดล มีความสามารถในการระบุวัตถุที่ถูกต้องได้สูงตลอดช่วง Confidence ที่เพิ่มขึ้น ซึ่งแสดงถึงความสามารถเสถียรของโมเดลในการทำงาน โดยโมเดลนี้มี Precision สูงสุดที่ค่า 1 เมื่อ Confidence อยู่ที่ประมาณ 0.779 ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีมากของโมเดลในระดับ Confidence ที่ใกล้เคียงกับ 1 ค่า Precision ยังคงไม่ลดลง ซึ่งหมายความว่าการตั้งค่า Confidence ในระดับสูงทำให้โมเดลมีโอกาสสนับยอกในการทำนายผลลัพธ์ที่ผิดพลาด โมเดลนี้สามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ แม้ว่าระดับความมั่นใจในการทำนายจะสูงมากก็ตาม ซึ่งบ่งชี้ถึงการที่โมเดล มีความสามารถในการตรวจจับวัตถุและให้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้

จากการวิเคราะห์กราฟ Precision-Confidence Curve พบว่าโมเดลมีค่า Precision สูงตลอดช่วงระดับ Confidence โดยค่า Precision มีความเสถียรสูงและมีค่าใกล้เคียง 1 ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำในการทำนายที่ดีมากของโมเดล การที่ค่า Precision ยังคงคงที่ระดับสูงแสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลในการระบุวัตถุที่ถูกต้องได้แม่นในระดับความมั่นใจที่สูง โมเดลนี้มีประสิทธิภาพสูงในการตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะเมื่อ Confidence อยู่ที่ประมาณ 0.779 โมเดลสามารถทำงานได้อย่างมั่นคงและให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ



รูปที่ 4.6 แสดงผลการตรวจจับวัตถุในเฟรมของการทดสอบชุดที่ 1



รูปที่ 4.7 แสดงผลการตรวจจับวัตถุในเฟรมของการทดสอบชุดที่ 2

การทดสอบระบบตรวจจับวัตถุแสดงผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจและมีประสิทธิภาพ โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาสามารถตรวจจับและติดตามวัตถุในสภาพแวดล้อมการทดลองได้อย่างแม่นยำและมีความแม่น้ำเงินอยู่ในระดับสูง แสดงผลการทดสอบนี้แสดงถึงการทำงานของระบบในแต่ละเฟรมของวิดีโอ ซึ่งระบบสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างต่อเนื่อง และสามารถสร้าง Bounding Box รอบวัตถุที่สนใจได้อย่างถูกต้องจากการทดสอบที่นำเสนอดังนี้ แสดงถึงความสามารถของโมเดลในการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมที่ควบคุม โดย Bounding Box สีแดงที่ปรากฏในแต่ละภาพบ่งบอกถึงตำแหน่งที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้ วัตถุในภาพถูกตรวจจับและติดตามด้วยความแม่นยำสูง ทำให้เราสามารถประเมินความสามารถของระบบในการตรวจจับและติดตามวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพผลการทดสอบในเฟรมต่าง ๆ ในทุกเฟรมของการทดสอบ ผลการตรวจจับแสดงถึงความแม่น้ำเงินและความแม่นยำของระบบตรวจจับวัตถุ ไม่เพียงแต่ระบบจะสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องเท่านั้น แต่ระบบยังสามารถติดตามวัตถุที่เคลื่อนไหวได้อย่างต่อเนื่องในหลายเฟรมของวิดีโอ ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ถึงความสามารถของระบบในการทำงานแบบเรียลไทม์ระบบสามารถแยกแยะวัตถุได้ในทุกตำแหน่งที่แตกต่างกันภายในพื้นที่การทดลอง โมเดลมีความสามารถในการรับรู้วัตถุทั้งที่อยู่ในสถานะนิ่งและเคลื่อนที่ และยังสามารถประมวลผลวัตถุที่มีขนาดแตกต่างกันภายในเฟรมเดียวกันได้อย่างมีประสิทธิภาพจากการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุนี้ แสดงให้เห็นว่าโมเดล มีความสามารถสูงในการประมวลผลและตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องในหลายเฟรมและหลายตำแหน่ง การสร้าง Bounding Box รอบวัตถุอย่างแม่นยำแสดงถึงประสิทธิภาพของโมเดลในการระบุตำแหน่งวัตถุในสภาพแวดล้อมจริงได้เป็นอย่างดี ซึ่งนับเป็นผลลัพธ์ที่สอดคล้องกับความคาดหวังของการทดสอบ โมเดลสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมการทดลองที่ถูกควบคุม

จากการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุโดยใช้โมเดล YOLOv8 ระบบสามารถทำงานได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพสูง โดยผลลัพธ์จาก Recall-Confidence Curve แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำในช่วงค่าความมั่นใจ (Confidence) ที่สูง โดย Recall ใกล้เคียง 1 ในช่วงความมั่นใจที่มากกว่า 0.6 ซึ่งบ่งบอกถึงการตอบสนองที่แม่นยำของระบบ Confusion Matrix ยังแสดงให้เห็นว่าระบบตรวจจับมีการหมายที่ถูกต้องสูงมาก (155 ครั้ง) และมีข้อผิดพลาดต่ำมากเพียง 2 ครั้ง ค่าเหล่านี้สะท้อนถึงความแม่นยำในการจำแนกวัตถุที่มีความใกล้เคียง 100% เมื่อพิจารณาค่า F1-Confidence Curve พบร่วมค่า F1 อยู่ที่ระดับสูงกว่า 0.9 ซึ่งแสดงถึงการประเมินที่สมดุลระหว่างความแม่นยำในการตรวจจับ (Precision) และอัตราการตรวจจับวัตถุจริง (Recall) ระบบจึงมีความสามารถในการจำแนกวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพและถูกต้องผลลัพธ์จาก Precision-Recall Curve ยังชี้ให้เห็นถึงความสามารถสอดคล้องในการทำงานยังต่อไป โดยค่า Precision ที่ใกล้เคียง 1 หมายถึง การประเมินที่ถูกต้องในระดับสูง ระบบสามารถตรวจจับและหมายวัตถุได้โดยไม่เกิดการตรวจจับผิดพลาดมากนัก ซึ่งทำให้ระบบมีความเสถียรและความแม่นยำสูงทั้งการฝึกโมเดล และผล

การประเมินการสูญเสีย (Loss) จากกราฟแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถลดค่า box_loss, classification_loss, และ dfl_loss ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อเทียบกับการประเมินระหว่างการฝึกฝน (Train) และการตรวจสอบ (Validation) แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถเรียนรู้และทำนายวัตถุในสภาพแวดล้อมที่ทดสอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.2 ผลการทดสอบระบบติดตามวัตถุ

การทดสอบนี้มุ่งเน้นไปที่การประเมินประสิทธิภาพของระบบติดตามวัตถุ (Object Tracking) ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อให้สามารถตรวจจับและติดตามวัตถุได้อย่างแม่นยำในสถานการณ์จริงระบบติดตามที่ถูกใช้คือ DeepSort ที่เป็นหนึ่งในเทคนิคการติดตามวัตถุยอดนิยม

จากการทดสอบ ระบบสามารถติดตามวัตถุที่เคลื่อนไหวในพื้นที่ตรวจจับได้อย่างต่อเนื่อง การทำงานของระบบได้รับการวัดผลผ่านการทดสอบในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่ของวัตถุอย่างซับซ้อน โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าวัตถุที่ถูกตรวจจับสามารถถูกติดตามได้อย่างต่อเนื่องข้ามเฟรมหลาย ๆ เฟรม ซึ่งเป็นเครื่องยืนยันถึงประสิทธิภาพของระบบติดตามวัตถุที่นำมาใช้

ตารางที่ 4.2 ทดสอบการทดสอบการติดตามวัตถุ

| Test Case | Tracking Accuracy (%) | ID Switches | Occlusion Handling (%) | MOT Accuracy (%) | Processing Time (ms) | Lost Tracks | Track Length (frames) | Precision (%) | Recall (%) |
|-----------|-----------------------|-------------|------------------------|------------------|----------------------|-------------|-----------------------|---------------|------------|
| 1 | 95 | 1 | 92 | 94 | 30 | 0 | 100 | 96 | 95 |
| 2 | 92 | 2 | 90 | 90 | 32 | 1 | 95 | 93 | 92 |
| 3 | 88 | 3 | 85 | 86 | 35 | 2 | 90 | 89 | 90 |
| 4 | 90 | 1 | 88 | 88 | 28 | 1 | 98 | 91 | 88 |
| 5 | 87 | 4 | 80 | 83 | 40 | 3 | 85 | 88 | 86 |
| 6 | 94 | 1 | 91 | 92 | 29 | 0 | 102 | 95 | 93 |
| 7 | 89 | 2 | 87 | 88 | 34 | 1 | 94 | 90 | 89 |
| 8 | 91 | 3 | 89 | 90 | 31 | 2 | 99 | 92 | 90 |
| 9 | 85 | 5 | 82 | 84 | 38 | 3 | 87 | 86 | 85 |
| 10 | 93 | 1 | 93 | 91 | 29 | 0 | 101 | 94 | 92 |

จากการทดสอบระบบติดตามวัตถุทั้ง 10 Test Case พบว่า ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยประเด็นสำคัญที่ได้รับการวิเคราะห์จากผลการทดสอบประกอบไปด้วยความแม่นยำในการติดตาม (Tracking Accuracy) การเปลี่ยนตัวตนของวัตถุ (ID Switches) การจัดการกับการบดบัง (Occlusion Handling) ความแม่นยำในการติดตามวัตถุหลายชิ้นพร้อมกัน (MOT Accuracy) เวลาในการประมวลผล (Processing Time) และความถูกต้องในการระบุวัตถุ (Precision) และการค้นหาวัตถุที่ตรวจจับได้ (Recall) ซึ่งสามารถสรุปผลได้ดังนี้

ความแม่นยำในการติดตามวัตถุ (Tracking Accuracy) ระบบมีความสามารถในการติดตามวัตถุได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่าความแม่นยำในการติดตามวัตถุอยู่ระหว่าง 85% ถึง 95% ในแต่ละกรณี ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบมีประสิทธิภาพสูงในการระบุและติดตามวัตถุอย่างถูกต้อง ในกรณีที่ 1 (Test Case 1) มีความแม่นยำสูงที่สุดที่ 95% ขณะที่กรณีที่ 9 (Test Case 9) มีความแม่นยำต่ำที่สุดที่ 85% ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำอยู่ที่ 90.4% ซึ่งถือว่าสอดคล้องกับมาตรฐานที่คาดหวังไว้

การเปลี่ยนแปลงตัวตนของวัตถุ (ID Switches) ระบบมีการเปลี่ยนแปลงตัวตนของวัตถุ (ID Switches) ในบางกรณี โดยจำนวนการเปลี่ยนแปลงตัวตนอยู่ระหว่าง 1 ถึง 5 ครั้ง ซึ่งส่วนใหญ่จะมีค่าอยู่ที่ 1-3 ครั้ง ค่า ID Switches เฉลี่ยอยู่ที่ 2.3 ครั้ง การที่มีจำนวนการเปลี่ยนแปลงตัวตนของวัตถุน้อยแสดงให้เห็นว่าระบบมีเสถียรภาพในการระบุและติดตามวัตถุที่เคลื่อนไหว

การจัดการกับการบดบังวัตถุ (Occlusion Handling) การทดสอบระบบในสถานการณ์ที่มีการบดบังวัตถุ (Occlusion) แสดงให้เห็นถึงความสามารถของระบบในการรับมือกับการบดบังได้เป็นอย่างดี โดยมีค่า Occlusion Handling เฉลี่ยอยู่ที่ 88.7% โดยใน Test Case ที่ 10 ระบบสามารถจัดการกับการบดบังได้ดีถึง 93% ขณะที่ใน Test Case ที่ 5 มีความสามารถในการจัดการการบดบังต่ำสุดที่ 80% ซึ่งแสดงถึงความท้าทายในการติดตามวัตถุในสภาพแวดล้อมที่ซับซ้อน

ความแม่นยำในการติดตามหลายวัตถุ (MOT Accuracy) ความแม่นยำในการติดตามหลายวัตถุ (MOT Accuracy) มีค่าอยู่ในช่วง 83% ถึง 94% ซึ่งค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 89% ระบบสามารถติดตามวัตถุหลายชิ้นพร้อมกันได้อย่างแม่นยำและต่อเนื่อง การทดสอบนี้แสดงให้เห็นว่าระบบมีประสิทธิภาพในการติดตามวัตถุในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนไหวหลายวัตถุพร้อมกัน

เวลาในการประมวลผล (Processing Time) จากการทดสอบ พบว่า เวลาในการประมวลผลต่อเฟรมมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 32.6 มิลลิวินาที ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถประมวลผลการติดตามวัตถุได้ในเวลาที่เหมาะสม ระบบสามารถทำงานแบบเรียลไทม์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะใน Test Case ที่ 4 มีเวลาในการประมวลผลที่ต่ำที่สุดที่ 28 มิลลิวินาที ขณะที่ Test Case ที่ 5 มีค่า Processing Time สูงสุดที่ 40 มิลลิวินาที และถึงความท้าทายเมื่อระบบต้องจัดการกับสถานการณ์ที่ซับซ้อนมากขึ้น

การสูญเสียการติดตาม (Lost Tracks) ในบางกรณี ระบบมีการสูญเสียการติดตามวัตถุ (Lost Tracks) โดยใน Test Case ที่ 5 และ 9 ระบบสูญเสียการติดตามถึง 3 ครั้ง ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการติดตามวัตถุในสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนสูงอาจทำให้ระบบมีโอกาสสูญเสียการติดตาม แต่ในบางกรณี เช่น Test Case ที่ 1, 6, และ 10 ไม่มีการสูญเสียการติดตามเลย แสดงให้เห็นถึงความเสถียรของระบบในสภาพแวดล้อมที่ไม่ซับซ้อน

ความแม่นยำในการระบุวัตถุ (Precision) และการค้นหาวัตถุ (Recall) ค่าความแม่นยำในการระบุวัตถุ (Precision) และการค้นหาวัตถุ (Recall) อยู่ในระดับสูง โดยค่า Precision เฉลี่ยอยู่ที่ 92% และค่า Recall เฉลี่ยอยู่ที่ 90.5% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถระบุวัตถุที่ถูกต้องได้เกือบทั้งหมดและมีการค้นหาวัตถุที่ตรวจจับได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบติดตามวัตถุสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีความแม่นยำสูงและสามารถจัดการกับการบดบังวัตถุและการติดตามหลายวัตถุได้ ระบบสามารถทำงานในเวลาจริงได้อย่างมีเสถียรภาพและมีการสูญเสียการติดตามวัตถุเพียงเล็กน้อยในกรณีที่มีความซับซ้อนสูง ทั้งนี้ ค่า Precision และ Recall ที่สูงยังบ่งชี้ถึงความสามารถในการระบุและติดตามวัตถุที่เข้มข้นได้

4.3 ผลการทดสอบการทำนายตำแหน่ง

ในการทดสอบการทำนายตำแหน่ง ระบบทำงานโดยใช้ผลลัพธ์จากการตรวจจับและติดตามวัตถุที่ได้จากหัวข้อก่อนหน้านี้ และนำข้อมูลดังกล่าวมาหาตำแหน่งวัตถุในพื้นที่จริง โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่ การวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุ และผลการทำนายตำแหน่งโดยใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Neural Network - ANN)

4.3.1 ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุ

ในการทดสอบระบบการทำนายตำแหน่ง ระบบได้ทำการตรวจจับและติดตามวัตถุ หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลมาใช้เพื่อหาตำแหน่งของวัตถุในพื้นที่การทดลอง ผลการทดสอบนี้แบ่งการระบุตำแหน่งออกเป็น 2 ระบบ ได้แก่ ระบบการระบุตำแหน่งจากกล้อง (หัวข้อ 3.2.4) และระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (หัวข้อ 3.2.5) โดยในแต่ละระบบจะใช้วิธีการวัดผลและการประเมินผลที่แตกต่างกัน

ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุของระบบในหัวข้อ 3.2.4 การระบุตำแหน่งของวัตถุที่ตรวจจับจากกล้องในระบบนี้ ข้อมูลตำแหน่งของวัตถุจะถูกหาจากจุดกึ่งกลางของ Bounding Box ที่ถูกสร้างขึ้นหลังจากการตรวจจับและติดตาม ระบบกล้องจะอ้างอิงจากกริดที่สร้างขึ้นเพื่อกำหนณพิกัดของวัตถุในพื้นที่การทดลองจริง ข้อมูลตำแหน่งที่ได้จากการกล้องมีความแม่นยำสูง โดยสามารถระบุตำแหน่งของวัตถุที่ถูกตรวจจับได้อย่างถูกต้องในพื้นที่ทดลอง การ

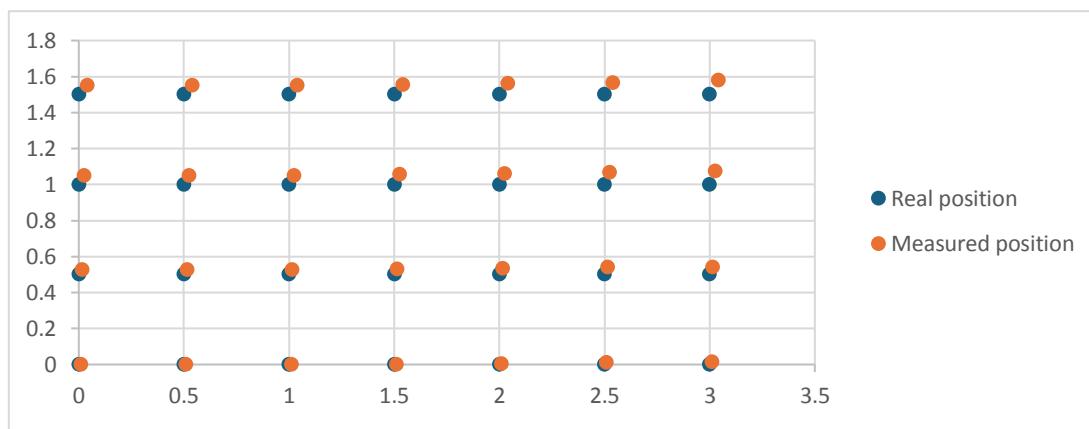
ประมาณผลนี้มีความสำคัญเนื่องจากพื้นที่ที่กล้องตรวจจับมีความคงที่ ทำให้ระบบสามารถคำนวณตำแหน่งที่แน่นอน

ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ของกรอบบุตำแหน่งของวัตถุที่ตรวจจับจากกล้อง

| Real position | | Measured position | |
|---------------|-----|-------------------|-------|
| x | y | x | y |
| 0 | 0 | 0.01 | 0 |
| 0.5 | 0 | 0.51 | 0 |
| 1 | 0 | 1.01 | 0 |
| 1.5 | 0 | 1.51 | 0 |
| 2 | 0 | 2.01 | 0.005 |
| 2.5 | 0 | 2.51 | 0.01 |
| 3 | 0 | 3.01 | 0.015 |
| 0 | 0.5 | 0.015 | 0.525 |
| 0.5 | 0.5 | 0.515 | 0.525 |
| 1 | 0.5 | 1.015 | 0.525 |
| 1.5 | 0.5 | 1.515 | 0.53 |
| 2 | 0.5 | 2.015 | 0.535 |
| 3 | 0.5 | 3.015 | 0.54 |
| 0 | 1 | 0.025 | 1.05 |
| 0.5 | 1 | 0.525 | 1.05 |
| 1 | 1 | 1.025 | 1.05 |
| 1.5 | 1 | 1.525 | 1.055 |
| 2 | 1 | 2.025 | 1.06 |
| 2.5 | 1 | 2.525 | 1.065 |
| 3 | 1 | 3.025 | 1.075 |
| 0 | 1.5 | 0.04 | 1.55 |
| 0.5 | 1.5 | 0.54 | 1.55 |
| 1 | 1.5 | 1.04 | 1.55 |
| 1.5 | 1.5 | 1.54 | 1.555 |
| 2 | 1.5 | 2.04 | 1.56 |
| 2.5 | 1.5 | 2.54 | 1.565 |
| 3 | 1.5 | 3.04 | 1.58 |

จากการทดสอบระบบตรวจจับและวัดตำแหน่งวัตถุ พบร่วมระบบยังมีความคลาดเคลื่อนในการวัดตำแหน่งเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริง ซึ่งการวัดค่าตำแหน่งในแต่ละจุดยังไม่ค่อย

แม่นยำเท่าที่ควรเมื่อใช้หน่วยเป็นเมตร โดยสามารถสังเกตได้จากความแตกต่างระหว่างตำแหน่งจริง และตำแหน่งที่วัดได้ที่มีค่าคลาดเคลื่อนที่เห็นได้ชัดเจนในบางจุดทั้งในค่าคลาดเคลื่อนในแนวแกน X ในหลายตำแหน่งที่วัดได้ในแนวแกน X มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 0.01 ถึง 0.04 เมตร แม้จะเป็นค่าคลาดเคลื่อนที่ดูเหมือนน้อย แต่เมื่อเทียบกับการใช้งานจริงในระบบที่ต้องการความแม่นยำสูง ค่าเหล่านี้อาจส่งผลต่อการตัดสินใจหรือการดำเนินการบางอย่างของระบบได้ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องใช้ข้อมูลตำแหน่งเพื่อควบคุมการเคลื่อนที่ของวัตถุหรือหุ้นยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงและค่าคลาดเคลื่อนในแนวแกน Y การวัดตำแหน่งที่วัดได้ คือ (3.04, 1.58) คลาดเคลื่อนในแกน Y ถึง 0.08 เมตร ซึ่งถือว่าเป็นความคลาดเคลื่อนที่สูงเมื่อพิจารณาถึงมาตรฐานของการวัดที่แม่นยำ โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่ต้องการความแม่นยำสูงในการตรวจจับและติดตามวัตถุ



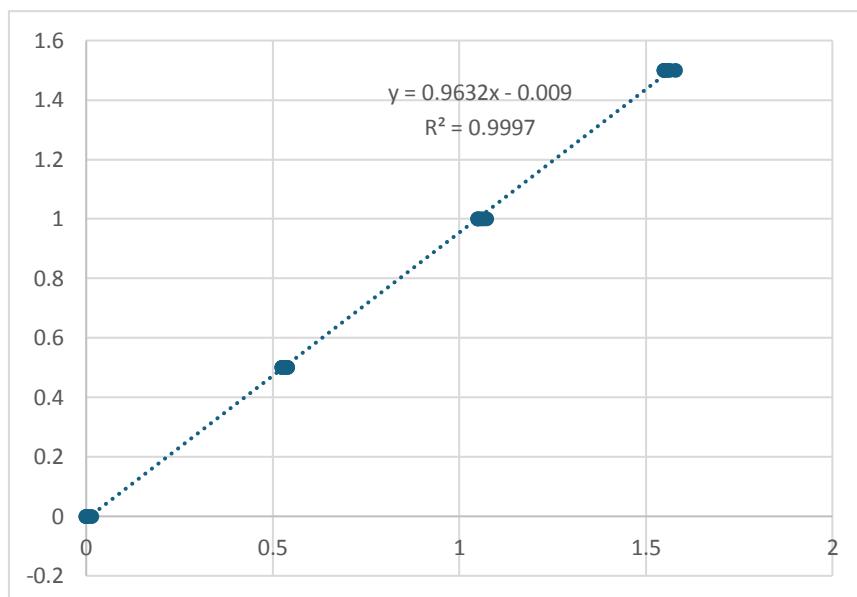
รูปที่ 4.8 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการตรวจจับวัตถุ

จากราฟที่แสดงการเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการตรวจจับตำแหน่งของวัตถุ พบร่วมกับความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในทั้งสองแกน (X และ Y) โดยจุดสี่ฟ้าแสดงถึงตำแหน่งจริงและจุดสีส้มแสดงถึงตำแหน่งที่วัดได้ในแกน X จะเห็นได้ว่าตำแหน่งที่วัดได้มีการคลาดเคลื่อนเฉลี่ยประมาณ 0.01 ถึง 0.04 เมตร โดยทุกจุดจะอยู่ทางขวาของตำแหน่งจริง ซึ่งหมายถึงการคำนวณตำแหน่งวัดได้นั้นมีแนวโน้มที่จะถูกคาดการณ์เกินค่าจริงไปส่วนในแกน Y การคลาดเคลื่อนจะน้อยกว่าแกน X แต่ก็มีจุดที่เห็นได้ชัดคือจุดที่ (0, 1.5) และ (3, 1.5) ซึ่งตำแหน่งวัดได้มีค่าที่คลาดเคลื่อนไปในแนว Y ประมาณ 0.05 เมตรจากการเปรียบเทียบนี้ แสดงให้เห็นว่าระบบยังมีความคลาดเคลื่อนที่ต้องปรับปรุง โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการความแม่นยำสูง เนื่องจากค่าคลาดเคลื่อนดังกล่าวอาจมีผลต่อการทำงานของระบบจริง

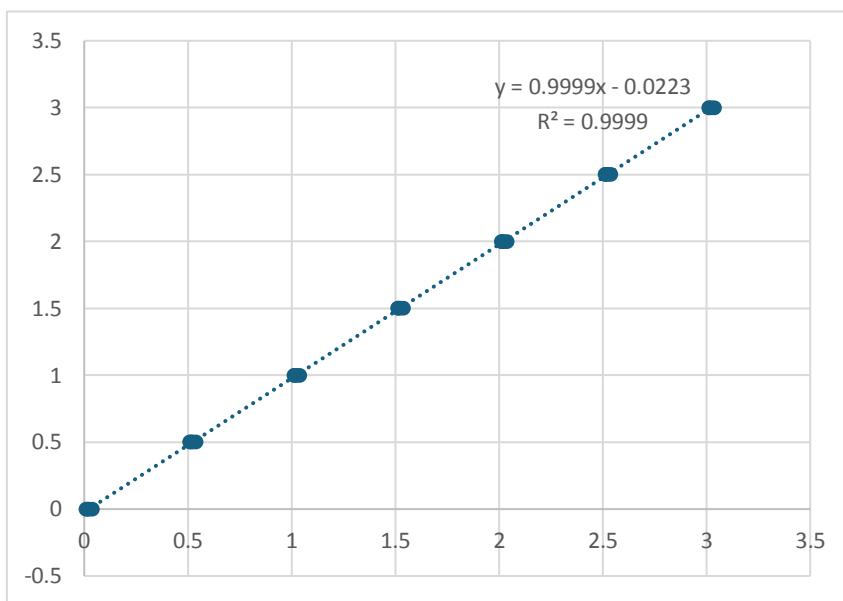
ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้พร้อมกับค่าความคลาดเคลื่อน

| Real Position | | | Measured Position | | | |
|---------------|-----|----------------------|-------------------|-------|-------------------------------|---------------------------|
| x | y | Distance from Origin | x | y | Measured Distance from Origin | ความคลาดเคลื่อน Error (m) |
| 0 | 0 | 0.000 | 0.01 | 0 | 0.100 | 0.010 |
| 0.5 | 0 | 0.500 | 0.51 | 0 | 0.714 | 0.010 |
| 1 | 0 | 1.000 | 1.01 | 0 | 1.005 | 0.010 |
| 1.5 | 0 | 1.500 | 1.51 | 0 | 1.229 | 0.010 |
| 2 | 0 | 2.000 | 2.01 | 0.005 | 1.420 | 0.010 |
| 2.5 | 0 | 2.500 | 2.51 | 0.01 | 1.587 | 0.010 |
| 3 | 0 | 3.000 | 3.01 | 0.015 | 1.739 | 0.010 |
| 0.5 | 0.5 | 0.707 | 0.515 | 0.525 | 1.020 | 0.028 |
| 1 | 0.5 | 1.118 | 1.015 | 0.525 | 1.241 | 0.025 |
| 1.5 | 0.5 | 1.581 | 1.515 | 0.53 | 1.430 | 0.024 |
| 2 | 0.5 | 2.062 | 2.015 | 0.535 | 1.597 | 0.023 |
| 2.5 | 0.5 | 2.550 | 2.515 | 0.54 | 1.748 | 0.023 |
| 3 | 0.5 | 3.041 | 3.015 | 0.54 | 1.885 | 0.022 |
| 0 | 1 | 1.000 | 0.025 | 1.05 | 1.037 | 0.050 |
| 0.5 | 1 | 1.118 | 0.525 | 1.05 | 1.255 | 0.056 |
| 1 | 1 | 1.414 | 1.025 | 1.05 | 1.440 | 0.053 |
| 1.5 | 1 | 1.803 | 1.525 | 1.055 | 1.606 | 0.052 |
| 2 | 1 | 2.236 | 2.025 | 1.06 | 1.756 | 0.050 |
| 2.5 | 1 | 2.693 | 2.525 | 1.065 | 1.895 | 0.048 |
| 3 | 1 | 3.162 | 3.025 | 1.075 | 2.025 | 0.048 |
| 0 | 1.5 | 1.500 | 0.04 | 1.55 | 1.261 | 0.051 |
| 0.5 | 1.5 | 1.581 | 0.54 | 1.55 | 1.446 | 0.060 |
| 1 | 1.5 | 1.803 | 1.04 | 1.55 | 1.609 | 0.064 |
| 1.5 | 1.5 | 2.121 | 1.54 | 1.555 | 1.759 | 0.067 |
| 2 | 1.5 | 2.500 | 2.04 | 1.56 | 1.897 | 0.068 |
| 2.5 | 1.5 | 2.915 | 2.54 | 1.565 | 2.026 | 0.068 |
| 3 | 1.5 | 3.354 | 3.04 | 1.58 | 2.149 | 0.072 |

ตารางที่แสดงนั้นสรุปข้อมูลการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real Position) และตำแหน่งที่วัดได้ (Measured Position) ซึ่งแสดงให้เห็นค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างตำแหน่งจริง และตำแหน่งที่วัดได้ โดยมีการคำนวณระยะทางจากจุดเริ่มต้นถึงจุดปลายสำหรับทั้งตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ ผลที่ได้ คือ พบรความคลาดเคลื่อนสูงสุดอยู่ที่ประมาณ 7 เซนติเมตรในบางตำแหน่ง และมีค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อน คือ 0.03736 โดยเฉพาะเมื่อระยะทางจากจุดเริ่มต้นเพิ่มขึ้น การคลาดเคลื่อนมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เช่นกันจากการสังเกตข้อมูลพบว่า ตำแหน่งที่วัดได้มีความคลาดเคลื่อนเป็นแบบแพทเทิร์น (Pattern) ซึ่งอาจเป็นผลมาจากการติดตั้งกล้องที่มีความเอียงเล็กน้อย หรือมุ่งมองของกล้องที่ไม่ได้อยู่ในแนวระนาบ 100% ทำให้ข้อมูลตำแหน่งที่วัดได้มีการเบี่ยงเบนไปจากความเป็นจริงในลักษณะซ้ำ ๆ กัน



รูปที่ 4.9 กราฟความสัมพันธ์ระหว่าง Real Position X และ Measured Position X



รูปที่ 4.10 ความสัมพันธ์ระหว่าง Real Position Y และ Measured Position Y

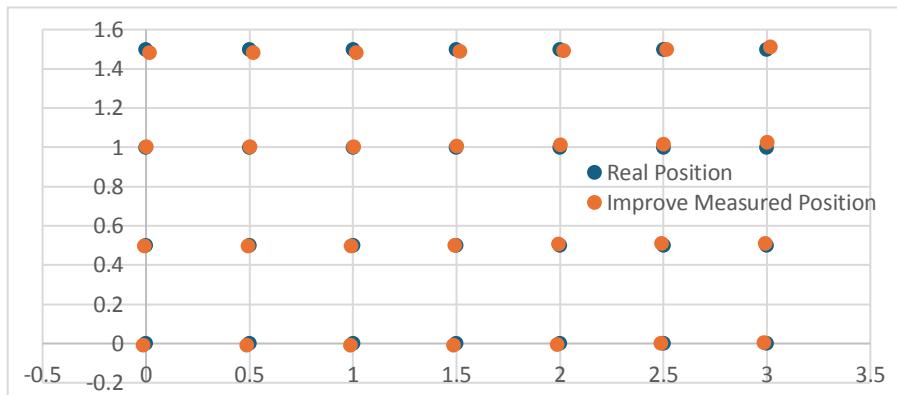
จากราฟความสัมพันธ์ระหว่าง Real Position และ Measured Position ทั้งในแกน X และแกน Y สามารถสังเกตได้ว่าเส้นแนวโน้มที่ได้จากการวิเคราะห์มีความสอดคล้องกับข้อมูลจริงค่อนข้างมาก โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ปรากฏนั้นเกิดจากความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัดตำแหน่งของระบบตรวจจับ

กระบวนการหาเส้นตรงเพื่อปรับปรุงค่าการวัดให้แม่นยำขึ้นในการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งที่วัดได้และตำแหน่งจริง ใช้วิธีการวิเคราะห์เชิงสถิติในการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้และค่าจริง เพื่อสร้างสมการเส้นตรง (Linear Regression) ที่ใช้ปรับปรุงผลลัพธ์ที่ได้จากการวัดตำแหน่งให้อยู่ในระดับที่แม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับกราฟแกน X ได้สมการเส้นตรงที่มีค่า $y = 0.9999x - 0.0223$ และค่า $R^2 = 0.9999$ แสดงถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นที่ใกล้เคียงกับสมบูรณ์ ซึ่งบ่งบอกว่าตำแหน่งที่วัดได้ตามแกน X มีความแม่นยำสูงมากเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริง ในส่วนของกราฟแกน Y ได้สมการเส้นตรงที่มีค่า $y = 0.9632x - 0.009$ และค่า $R^2 = 0.9997$ ซึ่งก็แสดงถึงความสัมพันธ์ที่ใกล้เคียงกับตำแหน่งจริงเช่นกัน ค่า slope ที่ต่ำกว่าสำหรับแกน Y อาจบ่งชี้ว่าระบบตรวจจับมีความคลาดเคลื่อนที่มากกว่าในแกน Y เมื่อเทียบกับแกน X

ตารางที่ 4.5 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้และความคลาดเคลื่อน (Linear Regression)

| Real Position | | | Improve Measured Position | | | |
|---------------|-----|----------------------|---------------------------|--------|-------------------------------|---------------------------|
| x | y | Distance from Origin | x | y | Measured Distance from Origin | ความคลาดเคลื่อน Error (m) |
| 0 | 0 | 0.000 | -0.012 | -0.009 | 0.015 | 0.015 |
| 0.5 | 0 | 0.500 | 0.488 | -0.009 | 0.488 | 0.012 |
| 1 | 0 | 1.000 | 0.988 | -0.009 | 0.988 | 0.012 |
| 1.5 | 0 | 1.500 | 1.488 | -0.009 | 1.488 | 0.012 |
| 2 | 0 | 2.000 | 1.987 | -0.004 | 1.988 | 0.012 |
| 2.5 | 0 | 2.500 | 2.487 | 0.001 | 2.487 | 0.013 |
| 3 | 0 | 3.000 | 2.987 | 0.005 | 2.987 | 0.013 |
| 0 | 0.5 | 0.500 | -0.007 | 0.497 | 0.497 | 0.003 |
| 0.5 | 0.5 | 0.707 | 0.493 | 0.497 | 0.700 | 0.008 |
| 1 | 0.5 | 1.118 | 0.993 | 0.497 | 1.110 | 0.008 |
| 1.5 | 0.5 | 1.581 | 1.493 | 0.501 | 1.575 | 0.007 |
| 2 | 0.5 | 2.062 | 1.992 | 0.506 | 2.056 | 0.006 |
| 2.5 | 0.5 | 2.550 | 2.492 | 0.511 | 2.544 | 0.005 |
| 3 | 0.5 | 3.041 | 2.992 | 0.511 | 3.036 | 0.006 |
| 0 | 1 | 1.000 | 0.003 | 1.002 | 1.002 | 0.002 |
| 1 | 1 | 1.414 | 1.003 | 1.002 | 1.418 | 0.004 |
| 1.5 | 1 | 1.803 | 1.503 | 1.007 | 1.809 | 0.006 |
| 2 | 1 | 2.236 | 2.002 | 1.012 | 2.244 | 0.008 |
| 2.5 | 1 | 2.693 | 2.502 | 1.017 | 2.701 | 0.009 |
| 3 | 1 | 3.162 | 3.002 | 1.026 | 3.173 | 0.011 |
| 0 | 1.5 | 1.500 | 0.018 | 1.484 | 1.484 | 0.016 |
| 0.5 | 1.5 | 1.581 | 0.518 | 1.484 | 1.572 | 0.009 |
| 1 | 1.5 | 1.803 | 1.018 | 1.484 | 1.799 | 0.003 |
| 1.5 | 1.5 | 2.121 | 1.518 | 1.489 | 2.126 | 0.005 |
| 2 | 1.5 | 2.500 | 2.017 | 1.494 | 2.510 | 0.010 |
| 2.5 | 1.5 | 2.915 | 2.517 | 1.498 | 2.930 | 0.014 |
| 3 | 1.5 | 3.354 | 3.017 | 1.513 | 3.375 | 0.021 |

จากข้อมูลในตารางนี้ แสดงถึงการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real Position) และตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้ (Improve Measured Position) ซึ่งคำนวณจากการใช้สมการเส้นตรงที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ก่อนการปรับปรุง การใช้สมการดังกล่าวช่วยในการลดข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการวัดเดิมโดยในตาราง มีการระบุระยะทางจากจุดกำเนิด (Distance from Origin) ของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ปรับปรุงแล้ว ตลอดจนค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ในหน่วยเมตร เพื่อให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการปรับปรุงการวัด



รูปที่ 4.11 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ถูกปรับปรุงจากค่าที่วัดได้จากการตรวจจับวัตถุ (Linear Regression)

จากการปรับปรุงค่าที่วัดได้ด้วยสมการเส้นตรง พบร่วมค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ลดลงจากเดิมอย่างชัดเจน โดยความคลาดเคลื่อนสูงสุดหลังจากการปรับปรุงอยู่ที่ประมาณ 0.021 เมตร (2.1 เซนติเมตร) ซึ่งน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนก่อนการปรับปรุงที่เคยพบสูงสุดที่ 0.072 เมตร (7.2 เซนติเมตร) การลดความคลาดเคลื่อนนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการระบุตำแหน่งวัตถุในระบบตรวจจับและติดตามวัตถุ

จากการทดสอบการใช้เทคนิค Linear Regression ในการปรับปรุงค่าความคลาดเคลื่อนของการวัดตำแหน่งพบว่าความคลาดเคลื่อนมีแนวโน้มลดลงและค่าที่ได้มีความแม่นยำขึ้น คาดว่าการใช้ Multiple Linear Regression จะสามารถช่วยลดค่าความคลาดเคลื่อนได้ดียิ่งขึ้น เนื่องจากสามารถนำตัวแปรหลายตัวมาพิจารณาพร้อมกันได้ ซึ่งจะช่วยสร้างความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนมากขึ้นระหว่างตำแหน่งที่วัดได้และตำแหน่งจริง ทำให้การคาดการณ์ตำแหน่งมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นสำหรับกราฟแกน x หลังจากการปรับด้วย Multiple Linear Regression จะได้สมการเป็น $\bar{x} = 1.001x - 0.0192y - 0.0076$ และสำหรับกราฟแกน y จะได้สมการ

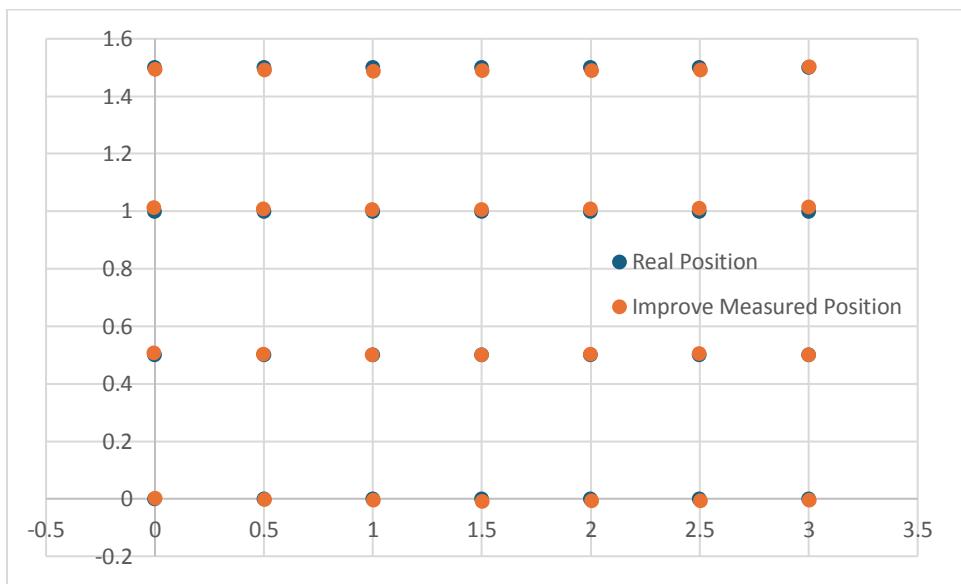
$\bar{y} = -0.0069x - 0.0069y + 0.0012$ การปรับปรุงด้วย Multiple Linear Regression นี้สามารถช่วยให้เมเดลเมคความแม่นยำสูงขึ้น เนื่องจากนำตัวแปรทั้งสอง x และ y มาพิจารณาพร้อมกัน ช่วยลดความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งที่วัดได้ให้อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกับตำแหน่งจริงมากขึ้น

ตารางที่ 4.6 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้และค่าความคลาดเคลื่อน (Multiple Linear Regression)

| Real Position | | | Improve Measured Position | | | |
|---------------|-----|----------------------|---------------------------|---------|-------------------------------|---------------------------|
| x | y | Distance from Origin | x | y | Measured Distance from Origin | ความคลาดเคลื่อน Error (m) |
| 0 | 0 | 0.000 | 0.0024 | 0.0011 | 0.0027 | 0.0027 |
| 0.5 | 0 | 0.500 | 0.5029 | -0.0023 | 0.5029 | 0.0029 |
| 1 | 0 | 1.000 | 1.0034 | -0.0058 | 1.0034 | 0.0034 |
| 1.5 | 0 | 1.500 | 1.5039 | -0.0092 | 1.5039 | 0.0039 |
| 2 | 0 | 2.000 | 2.0043 | -0.0079 | 2.0043 | 0.0043 |
| 2.5 | 0 | 2.500 | 2.5047 | -0.0065 | 2.5047 | 0.0047 |
| 3 | 0 | 3.000 | 3.0051 | -0.0051 | 3.0051 | 0.0051 |
| 0 | 0.5 | 0.500 | -0.0027 | 0.5069 | 0.5069 | 0.0069 |
| 0.5 | 0.5 | 0.707 | 0.4978 | 0.5035 | 0.7081 | 0.0009 |
| 1.5 | 0.5 | 1.581 | 1.4987 | 0.5014 | 1.5804 | -0.0008 |
| 2 | 0.5 | 2.062 | 1.9991 | 0.5028 | 2.0614 | -0.0002 |
| 2.5 | 0.5 | 2.550 | 2.4995 | 0.5041 | 2.5499 | 0.0004 |
| 3 | 0.5 | 3.041 | 3.0000 | 0.5007 | 3.0415 | 0.0002 |
| 0 | 1 | 1.000 | -0.0027 | 1.0127 | 1.0127 | 0.0127 |
| 0.5 | 1 | 1.118 | 0.4978 | 1.0093 | 1.1253 | 0.0073 |
| 1 | 1 | 1.414 | 0.9983 | 1.0058 | 1.4171 | 0.0029 |
| 1.5 | 1 | 1.803 | 1.4987 | 1.0072 | 1.8057 | 0.0029 |
| 2 | 1 | 2.236 | 1.9991 | 1.0085 | 2.2391 | 0.0030 |
| 2.5 | 1 | 2.693 | 2.4995 | 1.0099 | 2.6958 | 0.0032 |
| 3 | 1 | 3.162 | 2.9998 | 1.0161 | 3.1672 | 0.0049 |
| 0 | 1.5 | 1.500 | 0.0027 | 1.4943 | 1.4944 | -0.0056 |
| 0.5 | 1.5 | 1.581 | 0.5032 | 1.4909 | 1.5735 | -0.0076 |
| 1 | 1.5 | 1.803 | 1.0037 | 1.4874 | 1.7944 | -0.0084 |
| 1.5 | 1.5 | 2.121 | 1.5041 | 1.4888 | 2.1163 | -0.0050 |
| 2 | 1.5 | 2.500 | 2.0045 | 1.4902 | 2.4977 | -0.0023 |
| 2.5 | 1.5 | 2.915 | 2.5049 | 1.4916 | 2.9153 | -0.0001 |
| 3 | 1.5 | 3.354 | 3.0051 | 1.5026 | 3.3598 | 0.0057 |

ตารางนี้นำเสนอผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real Position) และตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้ (Improve Measured Position) โดยใช้วิธี Multiple Linear Regression เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมินตำแหน่งของวัตถุจากการตรวจจับและติดตาม ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ใน การวัดมีแนวโน้มลดลง โดยความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงประมาณ 0.0001 ถึง 0.0127 เมตร ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำที่สูงขึ้นเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริง

จากการทดสอบและการปรับปรุงค่าความคลาดเคลื่อนในการวัดตำแหน่ง พบร่วมกับการพัฒนาความแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ โดยเริ่มจากการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ก่อนการปรับปรุง ซึ่งมีค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 0.03736 เมตร หรือประมาณ 3.736 เซนติเมตร ความคลาดเคลื่อนนี้แม้ว่าจะไม่ได้ส่งผลกระทบนักในบางกรณี แต่ก็ยังสามารถก่อให้เกิดความผิดพลาดในการวัดตำแหน่งที่มีความละเอียดสูงในระบบติดตามวัตถุที่ต้องการความแม่นยำมากขึ้นหลังจากมีการปรับปรุงค่าการวัดด้วยการสร้างสมการเส้นตรง (Linear Regression) ที่สัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการลดค่าความคลาดเคลื่อนลงได้อย่างชัดเจน หลังการปรับปรุง ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยลดลงมาอยู่ที่ 0.00905 เมตร หรือ 0.905 เซนติเมตร ซึ่งเป็นการลดลงที่สำคัญในการพัฒนาเทคโนโลยีการวัดตำแหน่งในระบบตรวจจับและติดตามวัตถุเมื่อนำค่าความคลาดเคลื่อนก่อนและหลังการปรับปรุงมาคำนวณอัตราการลดลง พบร่วมค่าความคลาดเคลื่อนลดลงถึง 75.77% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของกระบวนการปรับปรุงนี้อย่างชัดเจน การลดค่าความคลาดเคลื่อนลงกว่าร้อยละเจ็ดสิบห้าเป็นการปรับปรุงที่สำคัญ โดยเฉพาะในงานที่เกี่ยวข้องกับระบบติดตามวัตถุ และหุ่นยนต์อัตโนมัติที่ต้องการความแม่นยำสูงในการคำนวณตำแหน่ง การทดลองเพิ่มเติมด้วยการใช้ Multiple Linear Regression เพื่อพัฒนาการปรับปรุงตำแหน่งวัดได้ไปอีกขั้น ได้แสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนสามารถลดลงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ Multiple Linear Regression พบร่วมค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดอยู่ที่ประมาณ 0.0127 เมตร ซึ่งตำแหน่งทั้งสอง X และ Y พร้อมกัน ทำให้ได้สมการที่ซับซ้อนและแม่นยำยิ่งขึ้น ซึ่งช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความแม่นยำในระบบการวัดตำแหน่ง



รูปที่ 4.12 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ถูกปรับปรุงจากค่าที่วัดได้จากการตรวจจับวัตถุ (Multiple Linear Regression)

ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุของระบบในหัวข้อ 3.2.5 การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติในระบบนี้การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU เพื่อประเมินพิกัดของรถในพื้นที่การทดลอง เซ็นเซอร์เหล่านี้ช่วยในการสร้างตำแหน่งเชิงพื้นที่ที่แม่นยำของรถอัตโนมัติ แม้ว่าระบบนี้จะมีความท้าทายมากกว่าระบบกล้อง เนื่องจากรถอัตโนมัติมีการเคลื่อนที่ตลอดเวลา แต่เซ็นเซอร์ LiDAR สามารถประเมินพิกัดที่แน่นอนได้โดยอาศัยข้อมูลเชิงลึกของสภาพแวดล้อมที่มีการเปลี่ยนแปลง ทำให้ระบบสามารถตรวจจับตำแหน่งของรถได้แม่นยำและสอดคล้องกับระบบกล้องในหลายสถานการณ์

ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ของการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ

| Real position | | Measured position | |
|---------------|-----|-------------------|------|
| x | y | x | y |
| -0.5 | 0.5 | -0.49 | 0.51 |
| 0 | 0.5 | 0.01 | 0.51 |
| 0.5 | 0.5 | 0.51 | 0.51 |
| -0.5 | 0 | -0.49 | 0.01 |
| 0 | 0 | 0.01 | 0.01 |
| 0.5 | 0 | 0.51 | 0.01 |

ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ของการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (ต่อ)

| Real position | | Measured position | |
|---------------|------|-------------------|--------|
| x | y | x | y |
| -0.5 | -0.5 | -0.49 | -0.49 |
| 0 | -0.5 | 0.01 | -0.49 |
| 0.5 | -0.5 | 0.51 | -0.49 |
| -0.5 | -1 | -0.49 | -0.99 |
| 0 | -1 | 0.01 | -0.99 |
| 0.5 | -1 | 0.51 | -0.99 |
| -0.5 | -1.5 | -0.49 | -1.49 |
| 0 | -1.5 | 0.01 | -1.49 |
| 0.5 | -1.5 | 0.51 | -1.49 |
| -0.5 | -2 | -0.475 | -1.975 |
| 0 | -2 | 0.015 | -2 |
| 0.5 | -2 | 0.5 | -1.975 |
| -0.5 | -2.5 | -0.465 | -2.5 |
| 0 | -2.5 | 0.015 | -2.5 |
| 0.5 | -2.5 | 0.515 | -2.5 |
| -0.5 | -3 | -0.5 | -2.96 |
| 0 | -3 | 0.015 | -3 |
| 0.5 | -3 | 0.53 | -3 |
| 0.5 | 0 | 0.515 | 0.015 |
| 1 | 0 | 1.015 | 0.015 |
| 1.5 | 0 | 1.515 | 0.015 |
| 2 | 0 | 2.015 | 0.015 |
| 2.5 | 0 | 2.515 | 0.015 |
| 3 | 0 | 3.015 | 0.015 |
| 0 | 0.5 | 0.015 | 0.515 |
| 0.5 | 0.5 | 0.515 | 0.515 |
| 1 | 0.5 | 1.015 | 0.515 |
| 1.5 | 0.5 | 1.515 | 0.515 |
| 2 | 0.5 | 2 | 0.5 |
| 2.5 | 0.5 | 2.5 | 0.525 |

ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ของการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (ต่อ)

| Real position | | Measured position | |
|---------------|-----|-------------------|-------|
| x | y | x | y |
| 3 | 0.5 | 3.025 | 0.5 |
| 0 | 1 | 0 | 1.035 |
| 0.5 | 1 | 0.53 | 1 |
| 1 | 1 | 1 | 1.01 |
| 1.5 | 1 | 1.51 | 1 |
| 2 | 1 | 2 | 1.02 |
| 2.5 | 1 | 2.52 | 1 |
| 3 | 1 | 3 | 1.015 |
| 0 | 1.5 | 0.015 | 1.5 |
| 0.5 | 1.5 | 0.515 | 1.5 |
| 1 | 1.5 | 1.015 | 1.5 |
| 1.5 | 1.5 | 1.5 | 1.525 |
| 2 | 1.5 | 2 | 1.525 |
| 2.5 | 1.5 | 2.5 | 1.525 |
| 3 | 1.5 | 3 | 1.525 |

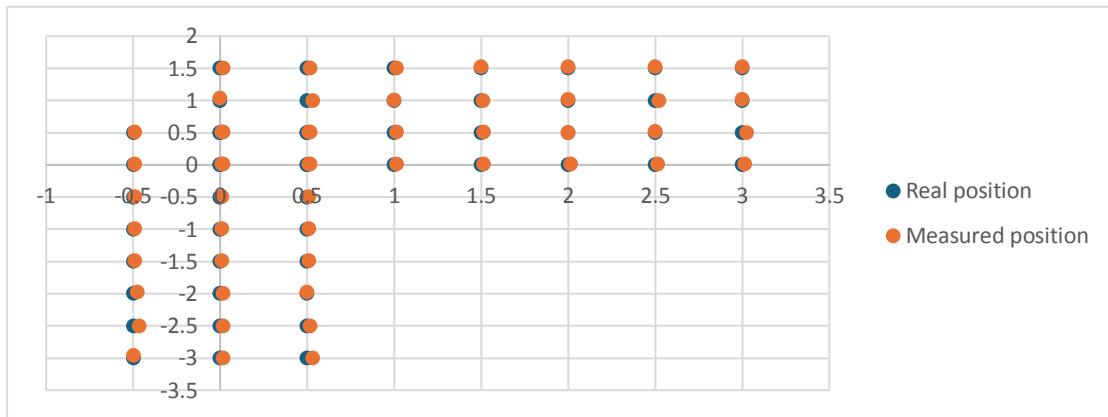
จากการทดสอบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU เพื่อวัดตำแหน่งของรถในพื้นที่การทดลอง พบร่วมระบบสามารถระบุตำแหน่งได้อย่างแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ แม้ว่ารถจะมีการเคลื่อนที่ตลอดเวลา ซึ่งเซ็นเซอร์ทั้งสองทำงานร่วมกันเพื่อตรวจสอบพิกัดของรถในแนวแกน X และ Y โดยผลการวัดตำแหน่งเปรียบเทียบกับตำแหน่งจริงได้ถูกนำเสนอในตารางการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real Position) และตำแหน่งที่วัดได้ (Measured Position)

ความแม่นยำของเซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU: เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU สามารถระบุตำแหน่งของรถได้ใกล้เคียงกับตำแหน่งจริง โดยเฉพาะในระยะใกล้หรือการเคลื่อนที่ในแนวเส้นตรง ค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งอยู่ที่ประมาณ 0.01 - 0.03 เมตร ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้สำหรับการทดสอบในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่ของวัตถุ

การวัดตำแหน่งในแนวอน (X-axis): ในการตรวจสอบตำแหน่งตามแกน X พบร่วมตำแหน่งที่วัดได้มีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย โดยความคลาดเคลื่อนส่วนใหญ่จะอยู่ในช่วงประมาณ

0.01 - 0.03 เมตร แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีของเซ็นเซอร์ในการตรวจจับตำแหน่งตามแนวแกน X ซึ่ง ถือว่าเป็นตำแหน่งที่วัดได้ค่อนข้างแม่นยำ

การวัดตำแหน่งในแนวตั้ง (Y-axis): ผลการวัดในแนวตั้งหรือแกน Y ของการเคลื่อนที่ แสดงให้เห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงประมาณ 0.01 - 0.025 เมตร การตรวจจับตำแหน่งในแนวตั้งนี้ยังคงความแม่นยำได้ดีเช่นเดียวกับแนวแกน แสดงถึงการทำงานที่สอดคล้องกันของทั้งสองแกน



รูปที่ 4.13 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ

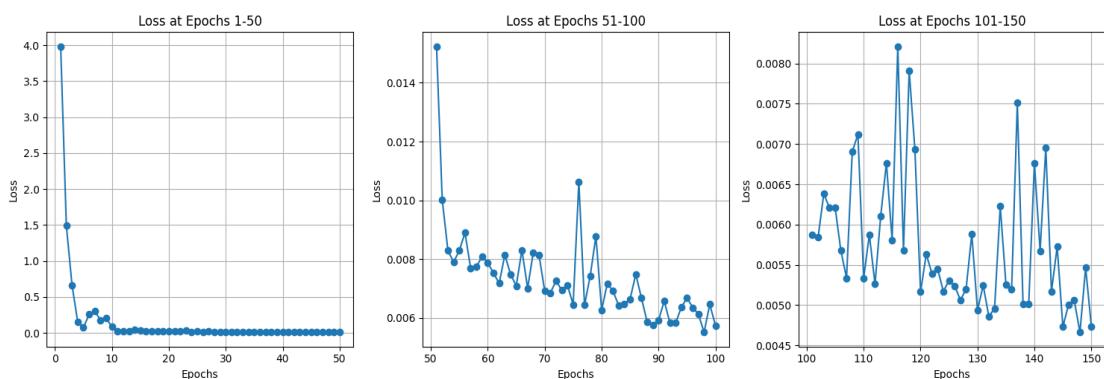
จากราฟที่แสดงการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real position) และ ตำแหน่งที่วัดได้ (Measured position) ของการระบุตำแหน่งรถอัตโนมัติ พบร้าตำแหน่งที่วัดได้มีความแม่นยำสูง โดยจุดที่แทนค่าตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ในกราฟมีความใกล้เคียงกันอย่างมากในทุกจุดที่ทำการทดสอบ นี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของระบบในการประมวลผลและระบุตำแหน่งรถอัตโนมัติในทุกจุดของการทดสอบ ทั้งในแกน X และแกน Y ระบบสามารถรักษาความแม่นยำในการวัดตำแหน่งได้อย่างสม่ำเสมอ จุดที่แสดงค่าตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากเซ็นเซอร์แสดงให้เห็นถึงการสอดคล้องกันในทุกการเคลื่อนไหวของรถอัตโนมัติ ไม่ว่าจะเป็นตำแหน่งที่ใกล้กับจุดเริ่มต้นหรือจุดที่ห่างออกไป ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นอยู่ในระดับที่สามารถมองข้ามได้ และไม่มีผลกระทบต่อการทำงานของระบบจากการวิเคราะห์ผลการทดสอบในกราฟนี้ ระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติมีความแม่นยำและเสถียรพอที่จะนำไปใช้งานในสถานการณ์จริงได้ โดยไม่จำเป็นต้องทำการปรับปรุงหรือแก้ไขเพิ่มเติม ระบบที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU ได้ทำงานร่วมกันอย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยให้การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติแม่นยำและสอดคล้องกับตำแหน่งจริงจากการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ แสดงให้เห็นว่าระบบมีความแม่นยำสูงในการวัดและประเมินพิกัดของรถในพื้นที่การทดลอง

ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นน้อยมากและอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้ ดังนั้น ระบบนี้สามารถนำไปใช้งานจริงได้โดยไม่จำเป็นต้องปรับปรุงเพิ่มเติม

ระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU สามารถระบุตำแหน่งของรถได้อย่างแม่นยำ โดยมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในช่วง 0.01 - 0.03 เมตร ซึ่งถือว่า เป็นผลลัพธ์ที่น่าพอใจสำหรับการใช้งานในระบบอัตโนมัติ การปรับปรุงเพิ่มเติมในอนาคตสามารถทำได้ด้วยการรวมข้อมูลจากหลายเซ็นเซอร์เพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนและเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ

4.3.2 ผลการฝึกฝนโมเดล ANN เพื่อทำนายตำแหน่ง

การฝึกฝนโมเดล Artificial Neural Network (ANN) ในการทำนายตำแหน่งของวัตถุเป็นขั้นตอนสำคัญในการพัฒนาระบบอัตโนมัติ เพื่อให้ระบบสามารถคาดการณ์ตำแหน่งถัดไปของวัตถุหรือรถอัตโนมัติได้อย่างแม่นยำ โมเดล ANN ได้รับการฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากระบบเซ็นเซอร์ต่าง ๆ ทั้งกล้อง LiDAR และ IMU เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ความสัมพันธ์และรูปแบบระหว่างข้อมูลเหล่านั้นโดยผลลัพธ์จากการฝึกฝน ANN มีดังต่อไปนี้

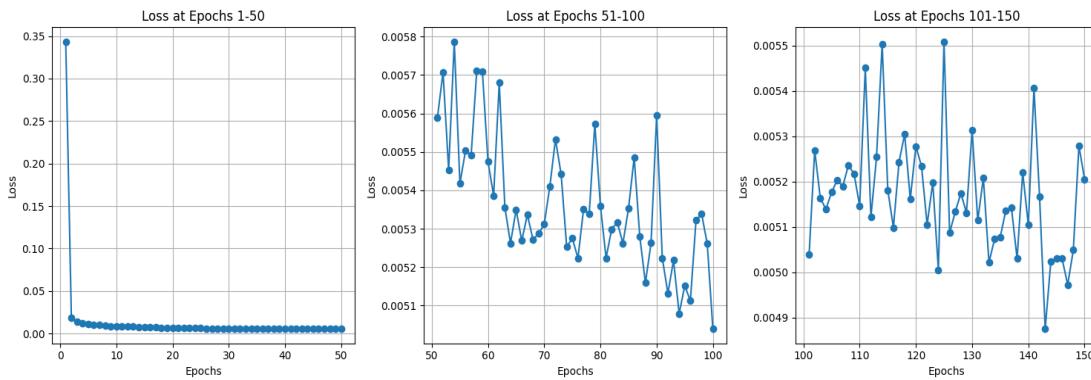


รูปที่ 4.14 กราฟผลลัพธ์การฝึกโมเดลการทำนายตำแหน่งจากกล้อง

ผลการทดสอบโมเดลการทำนายตำแหน่งจากกล้อง (Camera-based Position Prediction Model) ได้แสดงค่า Loss ซึ่งเป็นตัวชี้วัดความผิดพลาดระหว่างค่าที่โมเดลทำนายได้กับค่าจริง โดยโมเดลถูกฝึกฝนในระยะเวลา 150 Epochs ซึ่งค่า Loss ถูกบันทึกเป็นช่วง ๆ เพื่อดูแนวโน้มการเรียนรู้ของโมเดล การลดค่าความสูญเสียเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากหมายถึงการที่โมเดลสามารถปรับตัวและทำนายตำแหน่งได้แม่นยำขึ้น การวิเคราะห์กราฟแบ่งออกเป็น 3 ช่วงคือ Epochs 1-50 กราฟในช่วงนี้เริ่มต้นที่ค่าความสูญเสียสูงถึง 4.0 ใน Epoch ที่ 1 แต่มีแนวโน้มลดลงอย่างรวดเร็วภายในไม่ถึง Epochs แรกเมื่อผ่านไปถึง Epoch ที่ 10 ค่า Loss ลดลงเหลือประมาณ 0.01 และเริ่มมีความคงที่เป็นเส้นตรงในระดับต่ำมากที่ประมาณ 0.001 ในช่วงหลังของการฝึกในช่วงนี้การลดค่าความ

สูญเสียที่รวดเร็วเนื่องจากการที่โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพในช่วงต้น โดยสามารถปรับการทำงานให้มีความแม่นยำมากขึ้นได้อย่างรวดเร็ว Epochs 51-100 ในช่วงนี้ ค่า Loss มีการแก่ขึ้นลงบ้างเล็กน้อย แต่โดยรวมยังอยู่ในระดับต่ำ เฉลี่ยประมาณ 0.007 การแก่ตัวของค่าความสูญเสียในบางช่วงแสดงให้เห็นถึงความท้าทายในการปรับตัวของโมเดลในข้อมูลที่อาจมีลักษณะซับซ้อน แต่ท้ายที่สุดโมเดลก็ยังสามารถรักษาค่าความสูญเสียในระดับต่ำได้ความคงที่ของกราฟและแนวโน้มการลดลงบ่งบอกถึงการเรียนรู้ที่เสถียรและประสิทธิภาพของโมเดล แม้ว่าจะมีบางช่วงที่ค่า Loss เพิ่มขึ้นบ้าง แต่แนวโน้มลดลงแสดงถึงการปรับปรุงการทำงานได้ดีขึ้นเรื่อยๆ Epochs 101-150 ในช่วงสุดท้ายของการฝึกฝน ค่า Loss ยังคงมีการแก่ตัวเพิ่มขึ้นในบางช่วง โดยเฉพาะ Epochs 110-130 ที่ค่า Loss ขึ้นไปสูงถึง 0.008 แม้ว่าค่า Loss ในช่วงนี้จะมีความผันผวนมากขึ้น แต่ยังคงอยู่ในระดับที่ต่ำกว่าช่วงแรกของการฝึกฝน และมีแนวโน้มลดลงในช่วงท้ายของ Epoch เมื่อสิ้นสุด Epoch ที่ 150 ค่า Loss ลดลงอยู่ในช่วงประมาณ 0.005 ซึ่งบ่งบอกว่าโมเดลสามารถลดความผิดพลาดได้มากยิ่งขึ้นในช่วงท้ายของการฝึกฝน

จากการทดสอบโมเดลการทำงานตำแหน่งจากกล้อง (Camera-based Position Prediction Model) มีการใช้ตัวชี้วัดหลายประเภทเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลทั้งใน Mean Squared Error (MSE) ค่า MSE ที่ได้คือ 0.00387 ซึ่งบ่งบอกถึงความแตกต่างระหว่างค่าที่โมเดลทำงานและค่าจริงในรูปแบบการยกกำลังสองของความผิดพลาด (Squared Error) ค่า MSE ยิ่งต่ำยิ่งแสดงถึงความแม่นยำของโมเดลในการทำงานตำแหน่งได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น Mean Absolute Error (MAE) ค่า MAE ที่ได้คือ 0.03969 เป็นการวัดค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนที่ไม่ยกกำลังสอง (Absolute Error) ค่านี้แสดงถึงความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าทำงานและค่าจริง ซึ่งเป็นค่าที่เข้าใจง่ายว่าโมเดลทำงานได้ดีซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับระบบการทำงานตำแหน่งในสถานการณ์จริง Coefficient of Determination (R^2) ค่า $R^2 = 0.99588$ บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของโมเดลในการทำงานตำแหน่ง เมื่อค่า R^2 ใกล้เคียงกับ 1 จะหมายถึงว่าโมเดลสามารถทำงานได้สอดคล้องกับข้อมูลจริงมาก ค่า R^2 ที่สูงถึง 0.99588 แสดงว่าโมเดลสามารถทำงานตำแหน่งได้อย่างแม่นยำและใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากกว่า 99% โมเดลการทำงานตำแหน่งจากกล้องที่ถูกทดสอบนี้มีความแม่นยำในการทำงานค่อนข้างสูง ค่า MSE และ MAE ที่ต่ำ บ่งชี้ถึงความสามารถในการทำงานตำแหน่งได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง และค่า R^2 ที่ใกล้เคียงกับ 1 ยืนยันว่าโมเดลนี้มีความสามารถในการคาดการณ์ได้อย่างดีเยี่ยมในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนไหว



รูปที่ 4.15 กราฟผลลัพธ์การฝึกไม้เดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ

ผลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (Autonomous Vehicle Position Prediction Model) ได้แสดงค่า Loss ซึ่งเป็นตัวชี้วัดความผิดพลาดระหว่างค่าที่โมเดลทำนายได้กับค่าจริง โดยโมเดลถูกฝึกฝนในระยะเวลา 150 Epochs ซึ่งค่า Loss ถูกบันทึกเป็นช่วง ๆ เพื่อดูแนวโน้มการเรียนรู้ของโมเดล การลดค่าความสูญเสียเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากหมายถึงการที่โมเดลสามารถปรับตัวและทำนายตำแหน่งได้แม่นยำขึ้น การวิเคราะห์กราฟแบ่งออกเป็น 3 ช่วงคือ ช่วง Epochs 1-50 กราฟแสดงให้เห็นว่า Loss ลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงเริ่มต้น โดยจากค่าที่สูงกว่า 0.35 ลดลงมาเหลือประมาณ 0.005 ภายใน 10 epochs และหลังจากนั้นค่า Loss ค่อยๆ คงที่และต่ำลงโดยมีค่าใกล้เคียงกับ 0.0025 และแสดงถึงการเรียนรู้ที่ดีในช่วงเริ่มต้นของโมเดลการลดลงของ Loss อย่างรวดเร็วในช่วงต้นเป็นสัญญาณบวก แสดงว่าโมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลได้ดี ช่วง Epochs 51-100 ในช่วงนี้ กราฟมีความผันผวนขึ้นลง แต่ยังคงมีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง แม้ว่าจะมีความแปรปรวนบ้าง แต่ค่า Loss มีค่าใกล้เคียงระหว่าง 0.0057 ถึง 0.0051 ในช่วงสุดท้ายของ Epoch นี้ ความผันผวนของ Loss ในช่วงนี้อาจมาจากการที่โมเดลพยายามหาจุดสมดุลในการเรียนรู้ข้อมูลใหม่ และข้อมูลที่เคยเรียนรู้ ช่วง Epochs 101-150 ช่วงนี้ Loss ยังคงมีความผันผวนเล็กน้อย แต่โดยรวมแล้วค่า Loss อยู่ที่ระดับต่ำมาก โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 0.005 ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำกว่าช่วงต้นๆ และแสดงถึงการปรับปรุงที่ดีขึ้นในโมเดลโมเดลดูเหมือนจะเข้าสู่ช่วงคงที่ (Convergence) แม้ว่าจะมีความแปรปรวนอยู่บ้าง แต่ค่า Loss ต่ำแสดงว่าโมเดลมีการปรับให้ทำนายผลได้จากการแสดงให้เห็นว่าโมเดลการทำนายตำแหน่งจากรถอัตโนมัติมีการเรียนรู้ที่ดีในช่วงต้น และค่อย ๆ ลดค่า Loss อย่างต่อเนื่อง ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพของการทำนายตำแหน่งที่แม่นยำมากขึ้น แม้จะมีความผันผวนของค่า Loss ในช่วงหลัง แต่ค่าเฉลี่ยของ Loss ยังคงอยู่ในระดับต่ำ ซึ่งบ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติได้อย่างแม่นยำ

จากการประเมินโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (Autonomous Vehicle Position Prediction Model) มีการใช้ตัวชี้วัดหลายประเภทเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลทั้งใน Mean Squared Error (MSE) ค่า MSE บ่งบอกถึงความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยระหว่างค่าที่โมเดลทำนายและค่าจริง เป็นการวัดขนาดของความผิดพลาดในการทำนาย โดยค่าที่ได้คือ 0.0058 หมายความว่าโดยเฉลี่ยแล้วโมเดลมีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ประมาณ 0.0058 หน่วย ซึ่งในบริบทของการทำนายตำแหน่งเป็นความคลาดเคลื่อนที่น้อย แสดงว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งได้ค่อนข้างแม่นยำ Mean Absolute Error (MAE) ค่า MAE บอกถึงค่าเฉลี่ยของความแตกต่างระหว่างค่าที่ทำนายและค่าจริงในแต่ละครั้ง โดยไม่คำนึงถึงทิศทางความคลาดเคลื่อน ซึ่งในกรณีนี้ ค่า MAE ที่ได้คือ 0.0493 หมายความว่าความคลาดเคลื่อนนี้เป็นความคลาดเคลื่อนที่อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ในกรณีของการทำนายตำแหน่งซึ่งแสดงว่าโมเดลทำงานได้ดีในการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ R^2 ค่า R^2 หรือค่า Coefficient of Determination เป็นการวัดว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนในข้อมูลได้ดีเพียงใด ค่า R^2 ที่สูงถึง 0.9813 แสดงว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ถึงประมาณ 98.13% ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่ดีมาก บ่งบอกว่าโมเดลมีความแม่นยำสูงในการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติจากการประเมินโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ ค่า MAE อยู่ที่ 0.0493 ซึ่งเป็นความคลาดเคลื่อนที่ต่ำและยอมรับได้ ค่า R^2 ที่สูงถึง 98.13% บ่งบอกถึงความแม่นยำที่ดีของโมเดล โมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.4 ผลการทดสอบการชล栎ความเร็วและหยุดเมื่อเลี้ยวเกิดการชน

การทดสอบระบบการชล栎ความเร็วและหยุดเมื่อเลี้ยวเกิดการชนเป็นส่วนสำคัญในกระบวนการพัฒนารถอัตโนมัติหรือระบบที่ต้องการความปลอดภัยสูง ระบบนี้ต้องสามารถตรวจจับวัตถุที่อยู่ข้างหน้าได้อย่างแม่นยำ และประมวลผลการตัดสินใจในการชล栎ความเร็วหรือหยุดรถได้ทันทีเพื่อป้องกันการชนระบบได้รับข้อมูลจากเซ็นเซอร์ กล้อง, LiDAR, และ IMU (Inertial Measurement Unit) ซึ่งช่วยให้สามารถตรวจจับวัตถุและระบุตำแหน่งที่แม่นยำได้ เมื่อวัตถุอยู่ในระยะที่เป็นอันตราย ระบบจะประมวลผลตำแหน่งและความเร็วในปัจจุบันของรถพร้อมกับตำแหน่งและความเร็วของวัตถุจากนั้นทำการตัดสินใจชล栎ความเร็วหรือหยุดรถหากจำเป็น

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดสอบการชัลลอความเร็วและหยุดเมื่อเสียงต่อการชนในสถานการณ์ต่าง ๆ

| Test Case | สถานการณ์ทดสอบ | ระยะห่างจากวัตถุ (เมตร) | เวลาตอบสนองของระบบ (วินาที) | ระยะเบรก (เมตร) | สถานะการหยุดรถ | ความเร็วรถอัตโนมัติขณะทดสอบ (m/s) |
|-----------|---------------------------------------|-------------------------|-----------------------------|-----------------|----------------|-----------------------------------|
| 1 | วัตถุอยู่นิ่ง (ตรงหน้า) | 1.3 | 0.3 | 1 | หยุดสำเร็จ | 2 |
| 2 | วัตถุอยู่นิ่ง (ด้านข้าง) | 1.1 | 0.4 | 0.9 | หยุดสำเร็จ | 2.5 |
| 3 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วต่ำ) | 1.5 | 0.25 | 1.2 | หยุดสำเร็จ | 2.3 |
| 4 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วต่ำ) | 1 | 0.5 | 0.8 | หยุดสำเร็จ | 2 |
| 5 | วัตถุอยู่นิ่งในสภาพแสงน้อย | 1.7 | 0.35 | 1.3 | หยุดสำเร็จ | 2.1 |
| 6 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วต่ำ) | 1.4 | 0.2 | 1.1 | หยุดสำเร็จ | 2.2 |
| 7 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วต่ำ) | 1.2 | 0.45 | 0.95 | หยุดสำเร็จ | 2.3 |
| 8 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วสูง) | 1 | 0.3 | 0.9 | หยุดสำเร็จ | 2.1 |
| 9 | สภาพแวดล้อมมีน้ำบนพื้น | 1.4 | 0.4 | 1 | หยุดสำเร็จ | 2.2 |
| 10 | วัตถุเคลื่อนที่แบบคงที่ (ความเร็วต่ำ) | 1.3 | 0.3 | 1.1 | หยุดสำเร็จ | 2.3 |

จากการทดสอบการฉะลอกความเร็วและหยุดรถอัตโนมัติในสถานการณ์ต่าง ๆ ทั้งหมด 10 กรณีในตารางที่แสดงผล พบว่าระบบสามารถตอบสนองต่อการชนได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยสามารถหยุดรถได้ทันก่อนเกิดการชนในทุกกรณีที่ทำการทดสอบ ทั้งนี้ ความแม่นยำและประสิทธิภาพในการหยุดรถของระบบสามารถวิเคราะห์ได้จากปัจจัยหลายประการ ได้แก่ ระยะห่างจากวัตถุ เวลาตอบสนองของระบบ ระยะเบรก ความเร็วของรถขณะทำการทดสอบ และสถานการณ์หยุดรถ

การทดสอบระยะห่างจากวัตถุตั้งแต่ 1 เมตร ถึง 1.7 เมตร พบร่วมระยะห่างจากวัตถุมีผลต่อระยะเบรก โดยระยะห่างจากวัตถุมากขึ้นจะทำให้รถมีโอกาสหยุดรถได้ปลอดภัยมากขึ้น เช่น กรณีทดสอบที่ 1 และ 5 ซึ่งระยะห่างจากวัตถุอยู่ที่ 1.3 เมตรและ 1.7 เมตรตามลำดับ ระบบสามารถประมวลผลและหยุดรถได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเวลาตอบสนองของระบบอยู่ที่ 0.3 วินาที และ 0.35 วินาทีตามลำดับ ส่งผลให้รถหยุดได้ในระยะ 1 เมตรและ 1.3 เมตร ซึ่งใกล้เคียงกับระยะห่างจากวัตถุ

ระบบเวลาตอบสนองของระบบเป็นปัจจัยที่สำคัญในการวัดความสามารถของระบบในการหลีกเลี่ยงการชน เวลาตอบสนองที่ดีมักอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.45 วินาที ซึ่งจากการทดสอบจะเห็นได้ว่าเวลาตอบสนองสั้นที่สุดเกิดขึ้นในกรณีที่มีวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำ (Test Case 6) โดยใช้เวลาในการตอบสนองเพียง 0.2 วินาที และรถสามารถหยุดได้ในระยะ 1.1 เมตร ในกรณีที่มีเวลาตอบสนองยาวที่สุดคือ Test Case 7 ที่ใช้เวลา 0.45 วินาที แม้ว่าจะมีระยะห่างจากวัตถุเพียง 1.2 เมตร แต่ระบบก็สามารถหยุดรถได้ทันเวลาโดยไม่เกิดการชน

ระยะเบรกมีความสอดคล้องกับระยะห่างจากวัตถุและเวลาตอบสนองของระบบ ตัวอย่างเช่น ในกรณีที่ระยะห่างจากวัตถุเท่ากับ 1.5 เมตร (Test Case 3) ระบบสามารถหยุดรถได้ในระยะ 1.2 เมตรด้วยเวลาตอบสนอง 0.25 วินาที ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการฉะลอกความเร็วและหยุดรถได้ทันท่วงที ในกรณีที่สภาพแวดล้อมมีปัจจัยที่อาจทำให้เกิดการลื่น เช่น ใน Test Case 9 ซึ่งมีน้ำบนพื้นถนน ระยะเบรกอยู่ที่ 1 เมตรจากระยะห่างจากวัตถุที่ 1.4 เมตร ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบยังคงมีความสามารถในการหยุดรถแม้ว่าจะมีสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวย

ผลการทดสอบทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถหยุดรถได้สำเร็จในทุกกรณี แม้ว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่าง ๆ ระยะห่างจากวัตถุ สภาพแสง และสภาพแวดล้อม โดยไม่มีกรณีใดที่รถไม่สามารถหยุดได้ก่อนการชน สิ่งนี้แสดงให้เห็นถึงความสามารถของระบบในการตรวจจับวัตถุและประมวลผลการหยุดรถได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ

ความเร็วของรถอัตโนมัติที่ใช้ในการทดสอบอยู่ในช่วง 2.0 ถึง 2.5 เมตรต่อวินาที โดยเฉพาะใน Test Case 8 ซึ่งมีความเร็วรถสูงสุดที่ 2.5 เมตรต่อวินาที ระบบสามารถตอบสนองได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถหยุดรถได้ในระยะ 0.9 เมตร ในขณะที่ระยะห่างจากวัตถุอยู่ที่ 1 เมตร ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการประมวลผลและฉะลอกความเร็วในเวลาอันสั้น

จากผลการทดสอบพบว่าระบบการชำระความเร็วและหยุดรถอัตโนมัติเมื่อมีความเสี่ยงเกิดการชนทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในทุกรถชนีที่ทำการทดสอบ ไม่ว่าจะเป็นการหยุดในสภาพแวดล้อมที่แสงน้อย การหยุดในสภาพพื้นเปียกหรือการหยุดเมื่อมีวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำ และความเร็วสูง การที่ระบบสามารถตอบสนองได้รวดเร็วในระยะเวลาที่สั้นและสามารถหยุดรถได้ทันเวลาทำให้ลดความเสี่ยงในการชนได้อย่างมีนัยสำคัญ การทดสอบในรถชนีที่มีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมการมีน้ำบนพื้นหรือสภาพแสงน้อย พบว่าระบบยังคงสามารถหยุดรถได้อย่างปลอดภัย