

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 ผลการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุ

ในการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุ ระบบได้ใช้โมเดล YOLOv8 สำหรับการตรวจจับวัตถุที่ปรากฏในภาพ โดยทดสอบในสถานการณ์ที่มีสภาพแวดล้อมและมุมมองที่หลากหลาย ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว แม้ในสภาพแสงที่แตกต่างกันหรือเมื่อวัตถุอยู่ในมุมที่มีการเคลื่อนที่ ตัวชี้วัดที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพการตรวจจับได้แก่ อัตราความแม่นยำ (Precision) และ ความไวในการตรวจจับ (Recall) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มีค่าใกล้เคียงเกณฑ์ที่ตั้งไว้ ทำให้ระบบมีประสิทธิภาพสูงในการตรวจจับวัตถุหลายประเภทในสภาพแวดล้อมจริง

การทดสอบนี้ยังรวมถึงการใช้ข้อมูลภาพที่ผ่านการติดป้ายกำกับจาก Roboflow เพื่อให้ระบบสามารถเรียนรู้รูปแบบของวัตถุต่าง ๆ ได้อย่างละเอียด เมื่อเปรียบเทียบกับ การทดสอบในหลายสถานการณ์ทั้งกลางวันและกลางคืน 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

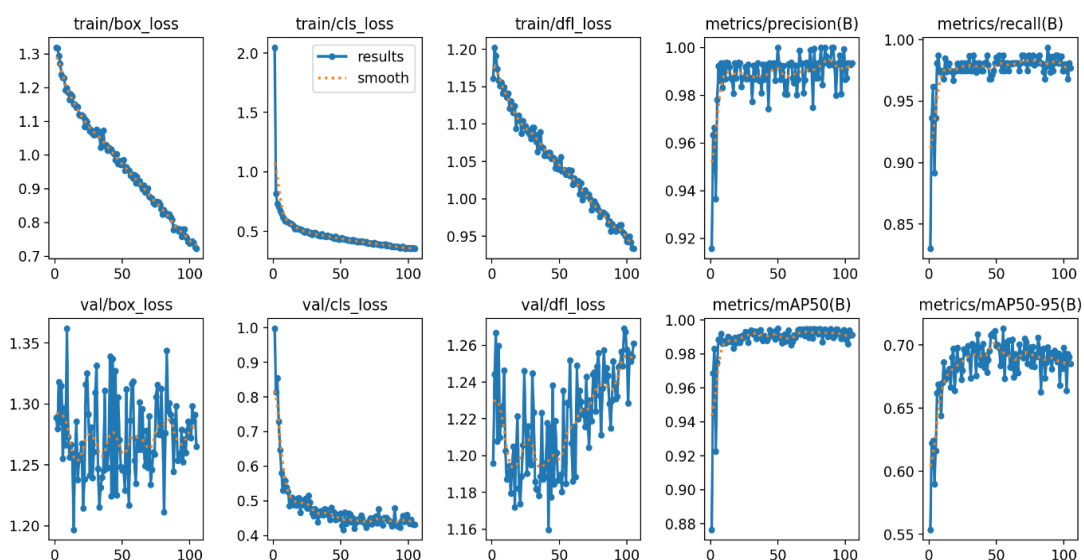
ตารางที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์การฝึกฝนโมเดล (ต่อ)

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 ในการอธิบายผลนี้จะเน้นไปที่การวิเคราะห์ตัวชี้วัดหลักต่าง 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 แสดงถึงการที่โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลการฝึกอย่างมีประสิทธิภาพและสามารถปรับปรุงการทำนายตำแหน่งของวัตถุได้มากขึ้น ในขั้นตอนการฝึกช่วงท้าย ๆ ค่า Box Loss ลดลงจนเข้าสู่ระดับที่ต่ำมาก ซึ่งเป็นสัญญาณว่าความแม่นยำของการตรวจจับ Bounding Box มีแนวโน้มที่ดีขึ้นเรื่อย ๆ

เมื่อพิจารณาจากตัวชี้วัด Precision และ Recall พบว่าค่า Precision ในช่วงต้นของการฝึกมีค่าอยู่ในระดับปานกลาง และค่อย ๆ เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตามจำนวน epoch ซึ่งแสดงถึงการที่โมเดลมีความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุที่มากขึ้น ในช่วงแรกโมเดลอาจจะตรวจจับผิดพลาดบ้าง แต่เมื่อได้รับข้อมูลที่มากขึ้นผ่านการฝึก โมเดลสามารถระบุวัตถุได้ถูกต้องมากขึ้นเช่นกัน ขณะที่ Recall เริ่มต้นมีค่าอยู่ในระดับต่ำกว่า Precision เล็กน้อย แต่ก็มีเพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ แสดงถึงการที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุทั้งหมดในภาพได้ดีขึ้นตามจำนวนรอบการฝึกที่มากขึ้น ทั้งสองตัวชี้วัดนี้เป็นตัว

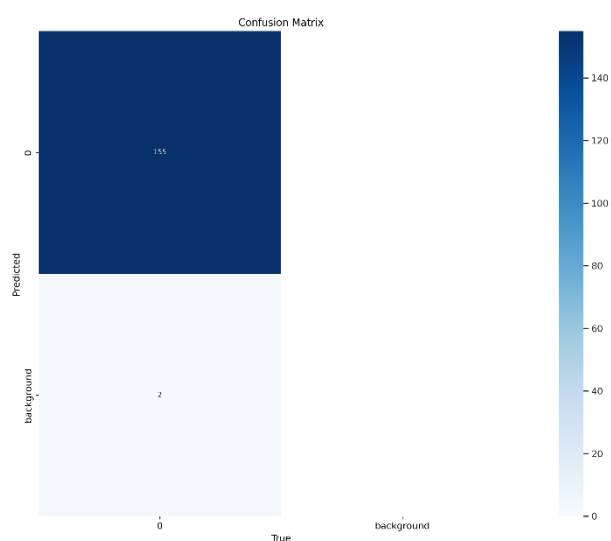
บ่งชี้ว่าโมเดลมีความแม่นยำและสามารถตรวจจับวัตถุในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในทุก ๆ รอบการฝึก

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

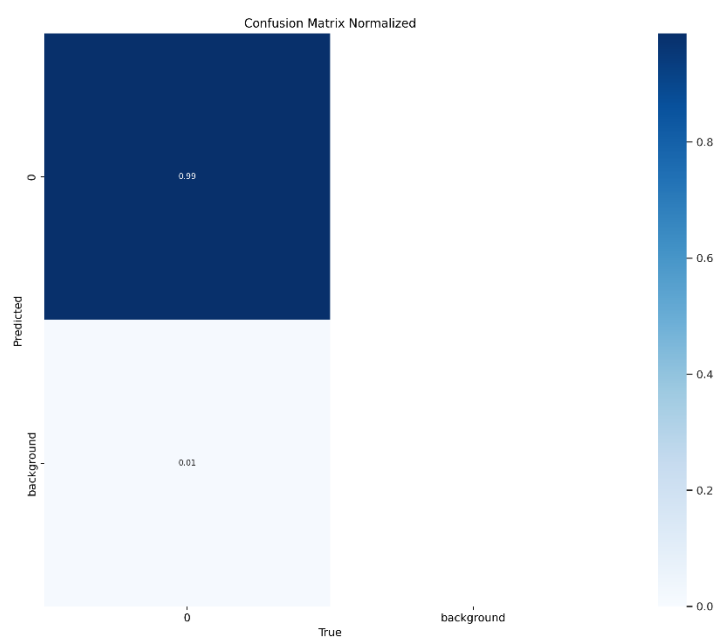
ในการประเมินผลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ (Validation) ผ่านค่า Val Box Loss พบว่าค่า loss นี้ลดลงและคงตัวในระดับต่ำ ซึ่งหมายถึงการที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้ดีในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน การที่ค่า Val Box Loss มีแนวโน้มที่ต่ำลงและคงที่ในระดับต่ำตลอดการทดสอบ บ่งบอกถึงการที่โมเดลสามารถนำความรู้จากชุดข้อมูลฝึกไปประยุกต์ใช้กับชุดข้อมูลใหม่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ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

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

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



รูปที่ 4.2 Confusion Matrix Unnormalized แสดงผลการทดสอบโมเดล



รูปที่ 4.3 Confusion Matrix Normalized แสดงผลการทดสอบโมเดล

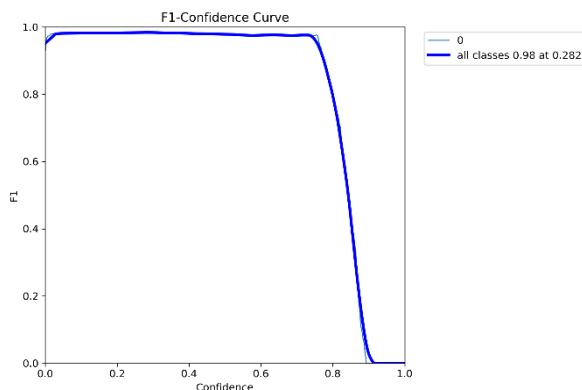
ผลการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุสามารถสรุปได้จากการวิเคราะห์ภาพผลลัพธ์จาก Confusion Matrix ทั้งในรูปแบบ Normalized และ Unnormalized ซึ่งให้ข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับ

ประสิทธิภาพของระบบในแง่ของความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุที่เป็นเป้าหมาย รวมถึงการวัดผลของการตรวจจับที่ผิดพลาด

ความแม่นยำในการตรวจจับนั้นจากผลการทดสอบที่ปรากฏใน Confusion Matrix แบบ Normalized ระบบตรวจจับวัตถุมีความแม่นยำสูงมาก โดยสามารถตรวจจับวัตถุที่สนใจได้ถูกต้องถึง 99% ซึ่งบ่งชี้ว่าในทุก ๆ 100 ครั้งของการตรวจจับ ระบบสามารถระบุวัตถุที่ถูกต้องได้ 99 ครั้ง ข้อมูลนี้แสดงถึงความสามารถในการประมวลผลและการทำนายที่มีประสิทธิภาพสูงของระบบ ในการทดสอบจริง ระบบแสดงการทำนายที่ถูกต้องเกือบทั้งหมดของวัตถุเป้าหมาย ซึ่งส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการทำนายน้อยมาก

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

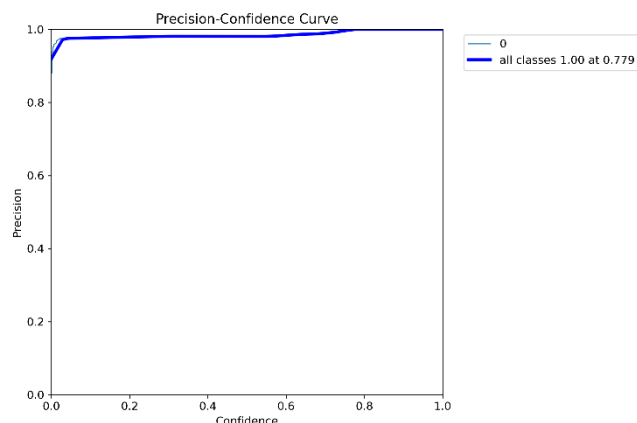
ประสิทธิภาพโดยรวมการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุแสดงให้เห็นว่าระบบมีประสิทธิภาพในการทำงานสูงมาก ทั้งในแง่ของความแม่นยำในการทำนายตำแหน่งวัตถุ และความสามารถในการลดข้อผิดพลาดในการทำนาย ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมีจำนวนที่น้อยและไม่ส่งผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความแม่นยำโดยรวมของระบบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบนี้มีความสามารถในการระบุวัตถุที่แม่นยำในระดับสูง และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้ในบริบทของการตรวจจับวัตถุในสภาพแวดล้อมจริง จากการสังเกตผลการทดสอบจะเห็นว่าความแม่นยำในการตรวจจับที่สูงนั้นสัมพันธ์กับการลดทอนความคลาดเคลื่อน ซึ่งถือว่าเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในสถานการณ์จริง ทั้งนี้ ระบบมีความเสถียรและสามารถตอบสนองต่อความต้องการของการใช้งานในด้านการตรวจจับวัตถุได้ดี



รูปที่ 4.4 กราฟ F1-Confidence Curve ของโมเดลการตรวจจับวัตถุ

จากกราฟที่ได้ จากรูปที่ 4.4 ค่า F1-Score แสดงให้เห็นถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุมในการตรวจจับวัตถุ 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 ซึ่งเป็นสัญญาณว่าระบบมีแนวโน้มที่จะทำนายผิดพลาดเมื่อความมั่นใจเกินไปการลดลงของค่า F1-Score ที่ Confidence สูงสะท้อนถึงการทำงานที่อาจไม่สมบูรณ์เมื่อระบบมีการกำหนดค่า Confidence ที่สูงเกินไป แม้ว่าระบบจะแสดงความมั่นใจในผลลัพธ์มาก แต่ก็อาจแลกมากับการขาดความแม่นยำในการตรวจจับ หรือการที่วัตถุบางชนิดไม่ถูกตรวจจับอย่างถูกต้อง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการกำหนดระดับ Confidence ที่เหมาะสมเพื่อให้ระบบมีความสมดุลในการทำงานระหว่างความแม่นยำและการครอบคลุม

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

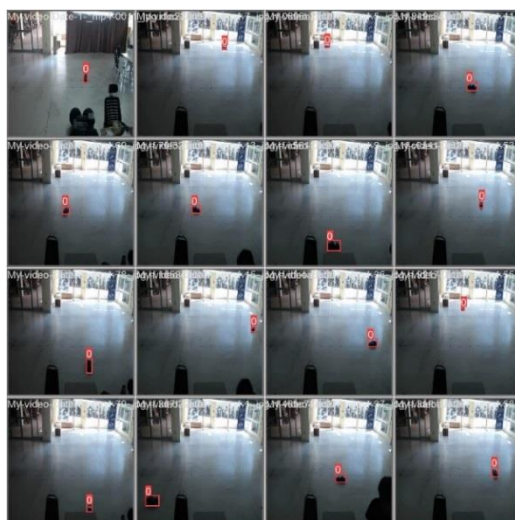


รูปที่ 4.5 กราฟ Precision-Confidence Curve ของโมเดลการตรวจจับวัตถุ

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

จากกราฟจะเห็นได้ว่าในระดับ Confidence ที่ต่ำถึงปานกลาง ค่า Precision มีค่าสูงมาก และคงที่ใกล้เคียงกับ 1 ในช่วงเริ่มต้น ซึ่งหมายความว่าเมื่อโมเดลทำนายผลลัพธ์ในระดับ Confidence ต่ำ โมเดลยังคงสามารถทำการทำนายได้อย่างแม่นยำ กล่าวคือ ค่าความผิดพลาดในผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายต่ำมาก ซึ่งแสดงให้เห็นว่าในช่วงเริ่มต้นของการทำงาน โมเดลมีความสามารถในการตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพเมื่อพิจารณาช่วง Confidence สูง ๆ (0.8 ขึ้นไป) ค่า Precision ยังคงคงที่ในระดับสูง ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแม้เมื่อ Confidence สูงขึ้น โมเดลก็ยังคงรักษาความแม่นยำในการตรวจจับได้ดี การที่ค่า Precision ยังคงมีค่าสูงในช่วง Confidence ระดับสูงเป็นสัญญาณบ่งชี้ว่าโมเดลมีความสามารถในการระบุวัตถุที่ถูกต้องได้สูงตลอดช่วง Confidence ที่เพิ่มขึ้น ซึ่งแสดงถึงความเสถียรของโมเดลในการทำงาน โดยโมเดลนี้มี Precision สูงสุดที่ค่า 1 เมื่อ Confidence อยู่ที่ประมาณ 0.779 ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีมากของโมเดลในระดับ Confidence ที่ใกล้เคียงกับ 1 ค่า Precision ยังคงไม่ลดลง ซึ่งหมายความว่าค่า Confidence ในระดับสูงทำให้โมเดลมีโอกาสน้อยมากในการทำนายผลลัพธ์ที่ผิดพลาด โมเดลนี้สามารถทำนายได้อย่างแม่นยำแม้ว่าระดับความมั่นใจในการทำนายจะสูงมากก็ตาม ซึ่งบ่งชี้ถึงการที่โมเดลมีความสามารถในการตรวจจับวัตถุและให้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้

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



รูปที่ 4.6 แสดงผลการตรวจจับวัตถุในเฟรมของการทดสอบชุดที่ 1



รูปที่ 4.7 แสดงผลการตรวจจับวัตถุในเฟรมของการทดสอบชุดที่ 2

การทดสอบระบบตรวจจับวัตถุแสดงผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจและมีประสิทธิภาพ โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาสามารถตรวจจับและติดตามวัตถุในสภาพแวดล้อมการทดลองได้อย่างแม่นยำและมีความสม่ำเสมอรูปภาพที่แสดงในผลการทดสอบนี้แสดงถึงการทำงานของระบบในแต่ละเฟรมของวิดีโอ ซึ่งระบบสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างต่อเนื่อง และสามารถสร้าง Bounding Box รอบวัตถุที่สนใจได้อย่างถูกต้องภาพผลการทดสอบที่น่าเสนอ แสดงถึงความสามารถของโมเดลในการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมที่ควบคุม โดย Bounding Box สีแดงที่ปรากฏในแต่ละภาพบ่งบอกถึงตำแหน่งที่โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้ วัตถุในภาพถูกตรวจจับและติดตามด้วยความแม่นยำสูง ทำให้เราสามารถประเมินความสามารถของระบบในการตรวจจับและติดตามวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพผลการทดสอบในเฟรมต่าง ๆ ในทุกเฟรมของการทดสอบ ผลการตรวจจับแสดงถึงความสม่ำเสมอและความแม่นยำของระบบตรวจจับวัตถุ ไม่เพียงแต่ระบบจะสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องเท่านั้น แต่ระบบยังสามารถติดตามวัตถุที่เคลื่อนไหวได้อย่างต่อเนื่องในหลายเฟรมของวิดีโอ ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ถึงความสามารถของระบบในการทำงานแบบเรียลไทม์ระบบสามารถแยกแยะวัตถุได้ในทุกตำแหน่งที่แตกต่างกันภายในพื้นที่การทดลอง โมเดลมีความสามารถในการรับรู้วัตถุทั้งที่อยู่ในสถานะนิ่งและเคลื่อนที่ และยังสามารถประมวลผลวัตถุที่มีขนาดแตกต่างกันภายในเฟรมเดียวกันได้อย่างมีประสิทธิภาพจากการทดสอบระบบตรวจจับวัตถุนี้ แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีความสามารถสูงในการประมวลผลและตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้องในหลายเฟรมและหลายตำแหน่งการสร้าง 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 ยังแสดงให้เห็นว่าระบบตรวจจับมีการทำนายที่ถูกต้องสูงมาก (155 ครั้ง) และมีข้อผิดพลาดต่ำมากเพียง 2 ครั้ง ค่าเหล่านี้สะท้อนถึงความแม่นยำในการจำแนกวัตถุที่มีความใกล้เคียง 100% เมื่อพิจารณาค่าจาก F1-Confidence Curve พบว่าค่า F1 อยู่ในระดับสูงกว่า 0.9 ซึ่งแสดงถึงการประเมินที่สมดุลระหว่างความแม่นยำในการตรวจจับ (Precision) และอัตราการตรวจจับวัตถุจริง (Recall) ระบบจึงมีความสามารถในการจำแนกวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพและถูกต้องผลลัพธ์จาก Precision-Recall Curve ยังชี้ให้เห็นถึงความสอดคล้องในการทำนายวัตถุ โดยค่า Precision ที่ใกล้เคียง 1 หมายถึง การประเมินที่ถูกต้องในระดับสูง ระบบสามารถตรวจจับและทำนายวัตถุได้โดยไม่เกิดการตรวจจับผิดพลาดมากนัก ซึ่งทำให้ระบบมีความเสถียรและความแม่นยำสูงทั้งการฝึกโมเดล และผล

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

4.2 ผลการทดสอบระบบติดตามวัตถุ

การทดสอบนี้มุ่งเน้นไปที่การประเมินประสิทธิภาพของระบบติดตามวัตถุ (Object Tracking) ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อให้สามารถตรวจจับและติดตามวัตถุได้อย่างแม่นยำในสถานการณ์จริงระบบติดตามที่ใช้คือ DeepSort ที่เป็นหนึ่งในเทคนิคการติดตามวัตถุยอดนิยม

จากการทดสอบ ระบบสามารถติดตามวัตถุที่เคลื่อนไหวในพื้นที่ตรวจจับได้อย่างต่อเนื่อง การทำงานของระบบได้รับการวัดผลผ่านการทดสอบในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่ของวัตถุอย่างชัดเจน โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าวัตถุที่ถูกตรวจจับสามารถถูกติดตามได้อย่างต่อเนื่องข้ามเฟรมหลาย ๆ เฟรม ซึ่งเป็นเครื่องยืนยันถึงประสิทธิภาพของระบบติดตามวัตถุที่นำมาใช้

ตารางที่ 4.2 ทดสอบการทดลองการติดตามวัตถุ

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 แสดงถึงความท้าทายเมื่อระบบต้องจัดการกับสถานการณ์ที่ซับซ้อนมากขึ้น

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 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของระบบในสภาพแวดล้อมที่ไม่ซับซ้อน

ความแม่นยำในการระบุวัตถุ (Precision) และการค้นหวัตถุ (Recall) ค่าความแม่นยำในการระบุวัตถุ (Precision) และการค้นหวัตถุ (Recall) อยู่ในระดับสูง โดยค่า Precision เฉลี่ยอยู่ที่ 92% และค่า Recall เฉลี่ยอยู่ที่ 90.5% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถระบุวัตถุที่ถูกต้องได้เกือบทั้งหมดและมีการค้นหวัตถุที่ตรวจจับได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบติดตามวัตถุสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีความแม่นยำสูงและสามารถจัดการกับการบดบังวัตถุและการติดตามหลายวัตถุได้ดี ระบบสามารถทำงานในเวลาจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีการสูญเสียการติดตามวัตถุเพียงเล็กน้อยในกรณีที่มีความซับซ้อนสูง ทั้งนี้ ค่า Precision และ Recall ที่สูงยังบ่งชี้ถึงความสามารถในการระบุและติดตามวัตถุที่เชื่อถือได้

4.3 ผลการทดสอบการทำนายตำแหน่ง

ในการทดสอบการทำนายตำแหน่ง ระบบทำงานโดยใช้ผลลัพธ์จากการตรวจจับและติดตามวัตถุที่ได้จากหัวข้อมก่อนหน้า และนำข้อมูลดังกล่าวมาหาตำแหน่งวัตถุในพื้นที่จริง โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่ การวัดตำแหน่งหลังจากตรวจจับและติดตามวัตถุ และผลการทำนายตำแหน่งโดยใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Neural Network - ANN)

4.3.1 ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุ

ในการทดสอบระบบทำนายตำแหน่ง ระบบได้ทำการตรวจจับและติดตามวัตถุ หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลมาใช้ในการหาตำแหน่งของวัตถุในพื้นที่การทดลอง ผลการทดสอบนี้แบ่งการระบุตำแหน่งออกเป็น 2 ระบบ ได้แก่ ระบบการระบุตำแหน่งจากกล้อง (หัวข้อ 3.2.4) และระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (หัวข้อ 3.2.5) โดยในแต่ละระบบจะใช้วิธีการวัดผลและการประมวลผลที่ต่างกัน

ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุของระบบในหัวข้อ 3.2.4 การระบุตำแหน่งของวัตถุที่ตรวจจับจากกล้องในระบบนี้ข้อมูลตำแหน่งของวัตถุจะถูกหาจากจุดกึ่งกลางของ Bounding Box ที่ถูกสร้างขึ้นหลังจากการตรวจจับและติดตาม ระบบกล้องจะอ้างอิงจากกริดที่สร้างขึ้นเพื่อคำนวณพิกัดของวัตถุในพื้นที่การทดลองจริง ข้อมูลตำแหน่งที่ได้จากกล้องมีความแม่นยำสูง โดยสามารถระบุตำแหน่งของวัตถุที่ถูกตรวจจับได้อย่างถูกต้องในพื้นที่ทดลอง การ

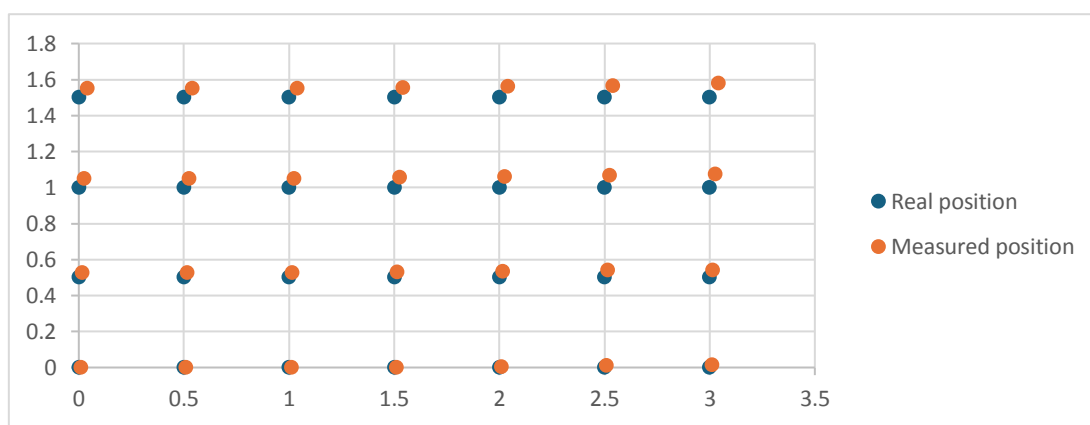
ประมวลผลนี้มีความสำคัญเนื่องจากพื้นที่ที่กล้องตรวจจับมีความคงที่ ทำให้ระบบสามารถคำนวณตำแหน่งที่แน่นอน

ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบของตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ของการระบุตำแหน่งของวัตถุที่ตรวจจับจากกล้อง

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 พบว่าระบบยังมีความคลาดเคลื่อนในการวัดตำแหน่งเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริง ซึ่งการวัดค่าตำแหน่งในแต่ละจุดยังไม่ค่อย

แม่นยำเท่าที่ควรเมื่อใช้หน่วยเป็นเมตร โดยสามารถสังเกตได้จากความแตกต่างระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ที่มีค่าคลาดเคลื่อนที่เห็นได้ชัดเจนในบางจุดทั้งในค่าคลาดเคลื่อนในแนวแกน X ในหลายตำแหน่งที่วัดได้ในแนวแกน X มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 0.01 ถึง 0.04 เมตร แม้จะเป็นค่าคลาดเคลื่อนที่ดูเหมือนน้อย แต่เมื่อเทียบกับการใช้งานจริงในระบบที่ต้องการความแม่นยำสูง ค่าเหล่านี้อาจส่งผลกระทบต่อการทำงานของระบบได้ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องใช้ข้อมูลตำแหน่งเพื่อควบคุมการเคลื่อนที่ของวัตถุหรือหุ่นยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงและค่าคลาดเคลื่อนในแนวแกน Y การวัดตำแหน่งในแนวแกน Y ยังแสดงถึงความคลาดเคลื่อนที่สำคัญในบางจุดในตำแหน่งจริงที่ (3.0, 1.5) ตำแหน่งที่วัดได้ คือ (3.04, 1.58) คลาดเคลื่อนในแกน Y ถึง 0.08 เมตร ซึ่งถือว่าเป็นความคลาดเคลื่อนที่สูงเมื่อพิจารณาถึงมาตรฐานของการวัดที่แม่นยำ โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่ต้องการความแม่นยำสูงในการตรวจจับและติดตามวัตถุ



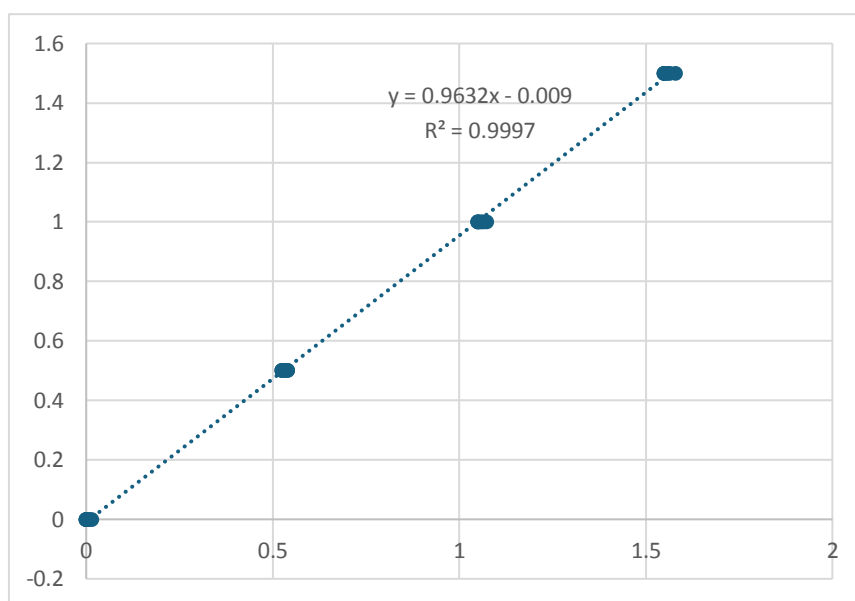
รูปที่ 4.8 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการตรวจจับวัตถุ

จากกราฟที่แสดงการเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการตรวจจับตำแหน่งของวัตถุ พบว่ามีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในทั้งสองแกน (X และ Y) โดยจุดสีฟ้าแสดงถึงตำแหน่งจริงและจุดสีส้มแสดงถึงตำแหน่งที่วัดได้ในแกน X จะเห็นได้ว่าตำแหน่งที่วัดได้จะมีการคลาดเคลื่อนเฉลี่ยประมาณ 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

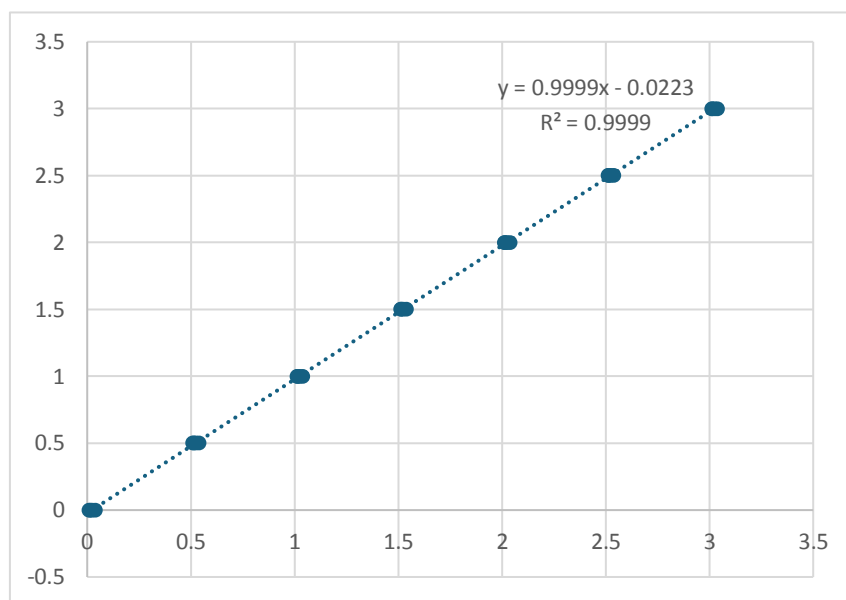
ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้พร้อมกับค่าความคลาดเคลื่อน

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) ซึ่งแสดงให้เห็นค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ โดยมีการคำนวณระยะทางจากจุดเริ่มต้นถึงจุดปลายสำหรับทั้งตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ ผลที่ได้ คือ พบความคลาดเคลื่อนสูงสุดอยู่ที่ประมาณ 7 เซนติเมตรในบางตำแหน่ง และมีค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อน คือ 0.03736 โดยเฉพาะเมื่อระยะทางจากจุดเริ่มต้นเพิ่มขึ้น การคลาดเคลื่อนมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกันจากการสังเกตข้อมูลพบว่า ตำแหน่งที่วัดได้มีความคลาดเคลื่อนเป็นแบบแพทเทิร์น (Pattern) ซึ่งอาจเป็นผลมาจากการติดตั้งกล้องที่มีความเอียงเล็กน้อย หรือมุมมองของกล้องที่ไม่ได้อยู่ในแนวระนาบ 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

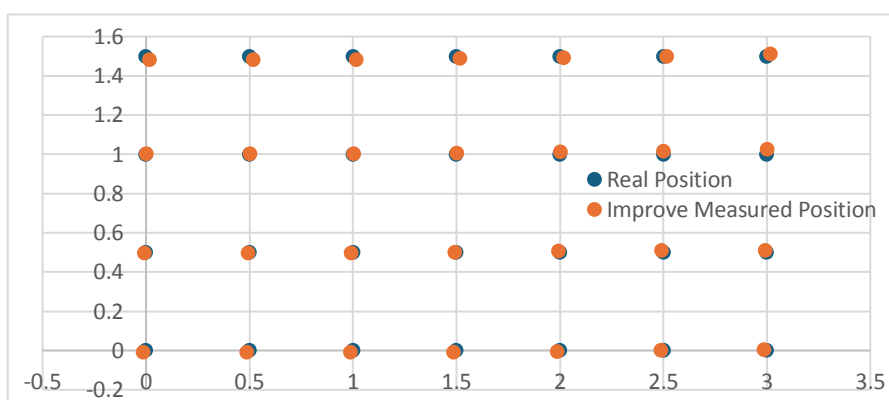
จากกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง Real Position และ Measured Position ทั้งในแกน X และแกน Y สามารถสังเกตได้ว่าเส้นแนวโน้มที่ได้จากการวิเคราะห์มีความสอดคล้องกับข้อมูลจริงค่อนข้างมาก โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ปรากฏนั้นเกิดจากความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัดตำแหน่งของระบบตรวจจับ

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 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้และค่าความคลาดเคลื่อน (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 พบว่าค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ลดลงจากเดิมอย่างชัดเจน โดยความคลาดเคลื่อนสูงสุดหลังจากการปรับปรุงอยู่ที่ประมาณ 0.021 เมตร (2.1 เซนติเมตร) ซึ่งน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนก่อนการปรับปรุงที่เคยพบสูงสุดที่ 0.072 เมตร (7.2 เซนติเมตร) การลดความคลาดเคลื่อนนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการระบุตำแหน่งวัตถุในระบบตรวจจับและติดตามวัตถุ

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

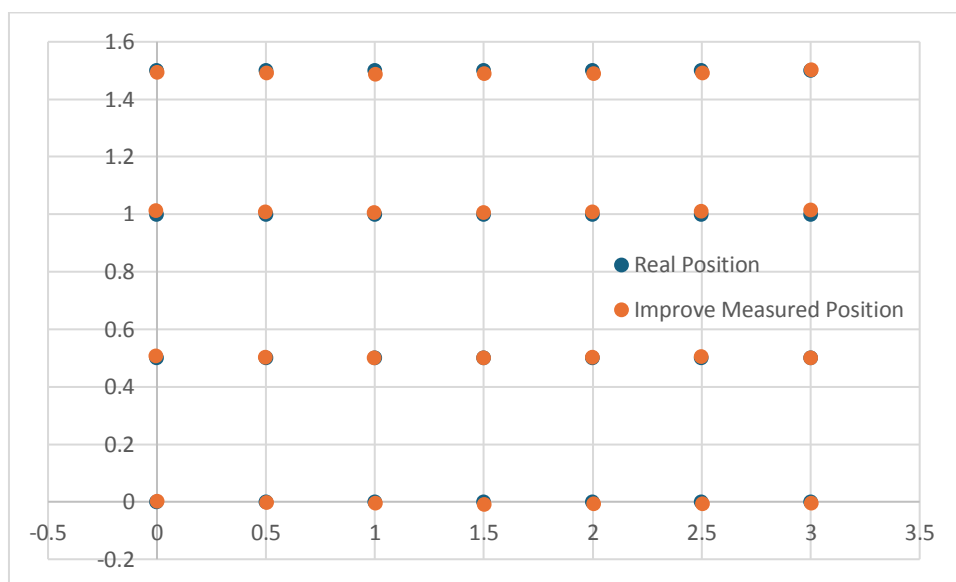
$\bar{y} = -0.0069x - 0.0069y + 0.0012$ การปรับปรุงด้วย Multiple Linear Regression นี้สามารถช่วยให้โมเดลมีความแม่นยำสูงขึ้น เนื่องจากนำตัวแปรทั้งแกน x และ y มาพิจารณาพร้อมกัน ช่วยลดความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งที่วัดได้ให้อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกับตำแหน่งจริงมากขึ้น

ตารางที่ 4.6 การเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ปรับปรุงการวัดได้และค่าความคลาดเคลื่อน (Multiple Linear Regression)

Real Position			Improve Measured Position			ความคลาดเคลื่อน Error (m)
x	y	Distance from Origin	x	y	Measured Distance from Origin	
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) ในการวัดมีแนวโน้มลดลง โดยความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงประมาณ 0.0001 ถึง 0.0127 เมตร ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำที่สูงขึ้นเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริง

จากการทดสอบและการปรับปรุงค่าความคลาดเคลื่อนในการวัดตำแหน่ง พบว่ามีการพัฒนาความแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ โดยเริ่มจากการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ก่อนการปรับปรุง ซึ่งมีค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 0.03736 เมตร หรือประมาณ 3.736 เซนติเมตร ความคลาดเคลื่อนนี้แม้ว่าจะไม่ได้ส่งผลกระทบมากนักในบางกรณี แต่ก็ยังสามารถก่อให้เกิดความผิดพลาดในการวัดตำแหน่งที่มีความละเอียดสูงในระบบติดตามวัตถุที่ต้องการความแม่นยำมากขึ้นหลังจากมีการปรับปรุงค่าการวัดด้วยการสร้างสมการเส้นตรง (Linear Regression) ที่สัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการลดค่าความคลาดเคลื่อนลงได้อย่างชัดเจน หลังการปรับปรุง ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยลดลงมาอยู่ที่ 0.00905 เมตร หรือ 0.905 เซนติเมตร ซึ่งเป็นการลดลงที่สำคัญในการพัฒนาเทคโนโลยีการวัดตำแหน่งในระบบตรวจจับและติดตามวัตถุเมื่อนำค่าความคลาดเคลื่อนก่อนและหลังการปรับปรุงมาคำนวณอัตราการลดลง พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนลดลงถึง 75.77% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของกระบวนการปรับปรุงนี้อย่างชัดเจน การลดค่าความคลาดเคลื่อนลงกว่าร้อยละเจ็ดสิบห้าเป็นการปรับปรุงที่สำคัญ โดยเฉพาะในงานที่เกี่ยวข้องกับระบบติดตามวัตถุและหุ่นยนต์อัตโนมัติที่ต้องการความแม่นยำสูงในการคำนวณตำแหน่ง การทดลองเพิ่มเติมด้วยการใช้ Multiple Linear Regression เพื่อพัฒนาการปรับปรุงตำแหน่งวัดได้ไปอีกขั้น ได้แสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนสามารถลดลงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ Multiple Linear Regression พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดอยู่ที่ประมาณ 0.0127 เมตร ซึ่งต่ำกว่าเดิมเมื่อเทียบกับ Linear Regression แบบเส้นตรง โมเดลนี้สามารถปรับค่าตำแหน่งทั้งแกน X และ Y พร้อมกัน ทำให้ได้สมการที่ซับซ้อนและแม่นยำยิ่งขึ้น ซึ่งช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความแม่นยำในระบบการวัดตำแหน่ง



รูปที่ 4.12 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่ถูกปรับปรุงจากค่าที่วัดได้จากการตรวจจับวัตถุ (Multiple Linear Regression)

ผลการวัดตำแหน่งหลังจากการตรวจจับและติดตามวัตถุของระบบในหัวข้อ 3.2.5 การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติในระบบนี้การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU เพื่อประเมินพิกัดของรถในพื้นที่การทดลอง เซ็นเซอร์เหล่านี้ช่วยในการสร้างตำแหน่งเชิงพื้นที่ที่แม่นยำของรถอัตโนมัติ แม้ว่าระบบนี้จะมีคามท้าทายมากกว่าระบบบล็อก เนื่องจากรถอัตโนมัติมีการเคลื่อนที่ตลอดเวลา แต่เซ็นเซอร์ LiDAR สามารถประเมินพิกัดที่แน่นอนได้โดยอาศัยข้อมูลเชิงลึกของสภาพแวดล้อมที่มีการเปลี่ยนแปลง ทำให้ระบบสามารถตรวจจับตำแหน่งของรถได้แม่นยำและสอดคล้องกับระบบบล็อกในหลายสถานการณ์

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

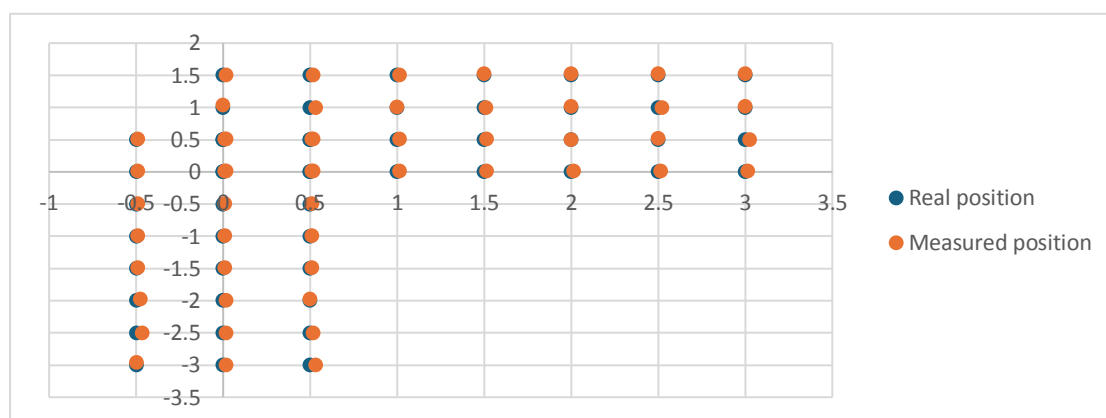
จากการทดสอบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU เพื่อวัดตำแหน่งของรถในพื้นที่การทดลอง พบว่าระบบสามารถระบุตำแหน่งได้อย่างแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ แม้ว่ารถจะมีการเคลื่อนที่ตลอดเวลา ซึ่งเซ็นเซอร์ทั้งสองทำงานร่วมกันเพื่อตรวจจับพิกัดของรถในแนวแกน X และ Y โดยผลการวัดตำแหน่งเปรียบเทียบกับตำแหน่งจริงได้ถูกนำเสนอในตารางการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real Position) และตำแหน่งที่วัดได้ (Measured Position)

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

การวัดตำแหน่งในแนวนอน (X-axis): ในการตรวจสอบตำแหน่งตามแกน X พบว่าตำแหน่งที่วัดได้มีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย โดยความคลาดเคลื่อนส่วนใหญ่จะอยู่ในช่วงประมาณ

0.01 - 0.03 เมตร แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีของเซ็นเซอร์ในการตรวจจับตำแหน่งตามแนวแกน X ซึ่งถือว่าเป็นตำแหน่งที่วัดได้ค่อนข้างแม่นยำ

การวัดตำแหน่งในแนวตั้ง (Y-axis): ผลการวัดในแนวตั้งหรือแกน Y ของการเคลื่อนที่แสดงให้เห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงประมาณ 0.01 - 0.025 เมตร การตรวจจับตำแหน่งในแนวตั้งนี้ยังคงความแม่นยำได้ดีเช่นเดียวกับแนวนอน แสดงถึงการทำงานที่สอดคล้องกันของทั้งสองแกน



รูปที่ 4.13 กราฟเปรียบเทียบตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ

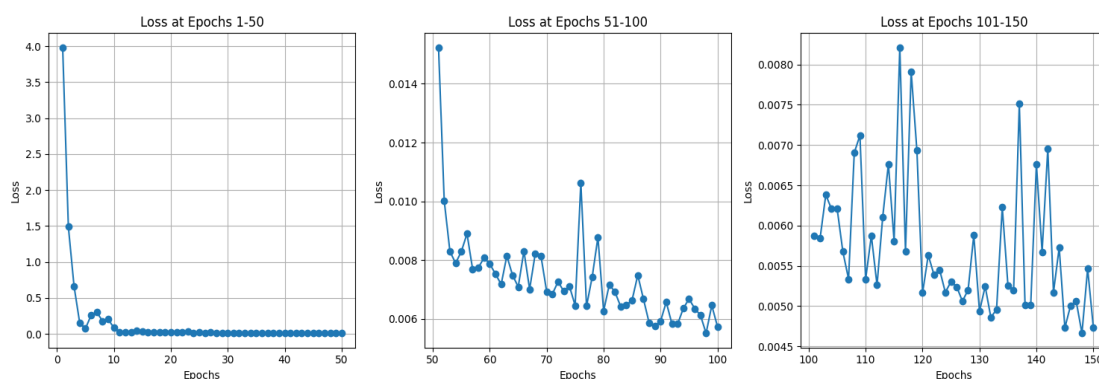
จากกราฟที่แสดงการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริง (Real position) และตำแหน่งที่วัดได้ (Measured position) ของการระบุตำแหน่งรถอัตโนมัติ พบว่าตำแหน่งที่วัดได้มีความแม่นยำสูง โดยจุดที่แทนค่าตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้ในกราฟมีความใกล้เคียงกันอย่างมากในทุกจุดที่ทำการทดสอบ นี่แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของระบบในการประมวลผลและระบุตำแหน่งรถอัตโนมัติในทุกจุดของการทดสอบ ทั้งในแกน X และแกน Y ระบบสามารถรักษาความแม่นยำในการวัดตำแหน่งได้อย่างสม่ำเสมอ จุดที่แสดงค่าตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากเซ็นเซอร์แสดงให้เห็นถึงการสอดคล้องกันในทุกการเคลื่อนไหวของรถอัตโนมัติ ไม่ว่าจะเป็นตำแหน่งที่ใกล้กับจุดเริ่มต้นหรือจุดที่ห่างออกไป ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นอยู่ในระดับที่สามารถมองข้ามได้ และไม่มีผลกระทบต่อการทำงานของระบบจากการวิเคราะห์ผลการทดสอบในกราฟนี้ ระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติมีความแม่นยำและเสถียรพอที่จะนำไปใช้งานในสถานการณ์จริงได้ โดยไม่จำเป็นต้องทำการปรับปรุงหรือแก้ไขเพิ่มเติม ระบบที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU ได้ทำงานร่วมกันอย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยให้การระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติแม่นยำและสอดคล้องกับตำแหน่งจริงจากการเปรียบเทียบระหว่างตำแหน่งจริงและตำแหน่งที่วัดได้จากระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติ แสดงให้เห็นว่าระบบมีความแม่นยำสูงในการวัดและประเมินพิกัดของรถในพื้นที่การทดลอง

ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นน้อยมากและอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้ ดังนั้น ระบบนี้สามารถนำไปใช้ในงานจริงได้โดยไม่ต้องปรับปรุงเพิ่มเติม

ระบบการระบุตำแหน่งของรถอัตโนมัติที่ใช้เซ็นเซอร์ LiDAR และ IMU สามารถระบุตำแหน่งของรถได้อย่างแม่นยำ โดยมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในช่วง 0.01 - 0.03 เมตร ซึ่งถือว่าเป็นผลลัพธ์ที่น่าพอใจสำหรับการใช้งานในระบบอัตโนมัติ 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

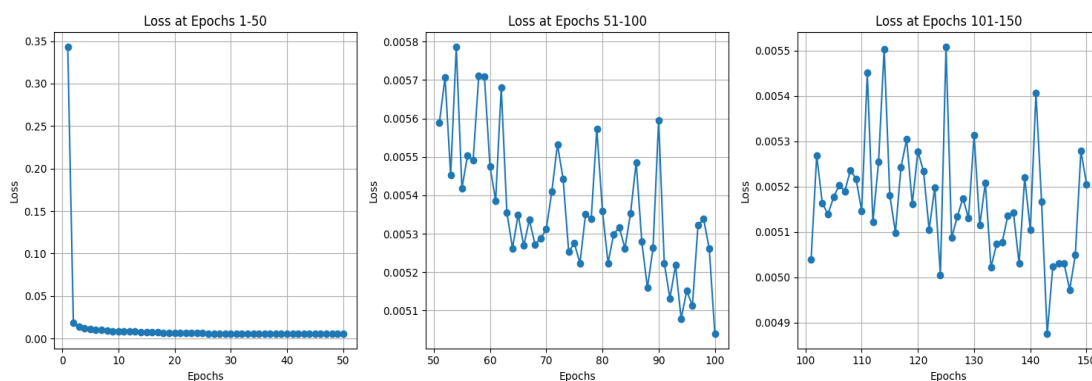


รูปที่ 4.14 กราฟผลลัพธ์การฝึกโมเดลการทำนายตำแหน่งจากกล้อง

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

สูญเสียที่รวดเร็วนี้แสดงถึงการที่โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพในช่วงต้น โดยสามารถปรับการทำนายให้มีความแม่นยำมากขึ้นได้อย่างรวดเร็ว Epochs 51-100 ในช่วงนี้ ค่า Loss มีการแกว่งขึ้นลงบ้างเล็กน้อย แต่โดยรวมยังอยู่ในระดับต่ำ เฉลี่ยประมาณ 0.007 การแกว่งตัวของค่าความสูญเสียในบางช่วงแสดงให้เห็นถึงความท้าทายในการปรับตัวของโมเดลในข้อมูลที่มีลักษณะซับซ้อน แต่ท้ายที่สุดโมเดลก็ยังสามารถรักษาค่าความสูญเสียในระดับต่ำได้ความคงที่ของกราฟและแนวโน้มการลดลงบ่งบอกถึงการเรียนรู้ที่เสถียรและประสิทธิภาพของโมเดล แม้ว่าจะมีบางช่วงที่ค่า Loss เพิ่มขึ้นบ้าง แต่แนวโน้มลดลงแสดงถึงการปรับปรุงการทำนายได้ดีขึ้นเรื่อย ๆ Epochs 101-150 ในช่วงสุดท้ายของการฝึกฝน ค่า Loss ยังคงมีการแกว่งตัวเพิ่มขึ้นในบางช่วง 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

จากผลลัพธ์ของการทดสอบโมเดลการทำนายตำแหน่งจากกล้อง (Camera-based Position Prediction Model) มีการใช้ตัวชี้วัดหลายประเภทเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลทั้งใน Mean Squared Error (MSE) ค่า MSE ที่ได้คือ 0.00387 ซึ่งบ่งบอกถึงความแตกต่างระหว่างค่าที่โมเดลทำนายและค่าจริงในรูปแบบการยกกำลังสองของความผิดพลาด (Squared Error) ค่า MSE ยิ่งต่ำยิ่งแสดงถึงความแม่นยำของโมเดลในการทำนายตำแหน่งได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น Mean Absolute Error (MAE) ค่า MAE ที่ได้ คือ 0.03969 เป็นการวัดค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนที่ไม่ยกกำลังสอง (Absolute Error) ค่านี้แสดงถึงความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าทำนายและค่าจริง ซึ่งเป็นค่าที่เข้าใจง่ายว่าโมเดลทำงานได้ดีซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับระบบการทำนายตำแหน่งในสถานการณ์จริง Coefficient of Determination (R^2) ค่า $R^2 = 0.99588$ บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนายตำแหน่ง เมื่อค่า R^2 ใกล้เคียงกับ 1 จะหมายถึงว่าโมเดลสามารถทำนายได้สอดคล้องกับข้อมูลจริงมาก ค่า R^2 ที่สูงถึง 0.99588 แสดงว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งได้อย่างแม่นยำและใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากกว่า 99% โมเดลการทำนายตำแหน่งจากกล้องที่ถูกทดสอบนี้มีความแม่นยำในการทำนายค่อนข้างสูง ค่า MSE และ MAE ที่ต่ำ บ่งชี้ถึงความสามารถในการทำนายตำแหน่งได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง และค่า R^2 ที่ใกล้เคียงกับ 1 ยืนยันว่าโมเดลนี้มีความสามารถในการคาดการณ์ได้อย่างดีเยี่ยมในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนไหว



รูปที่ 4.15 กราฟผลลัพธ์การฝึกโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ

ผลการทดสอบโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (Autonomous Vehicle Position Prediction Model) ได้แสดงค่า Loss ซึ่งเป็นตัวชี้วัดความผิดพลาดระหว่างค่าที่โมเดลทำนายได้กับค่าจริง โดยโมเดลถูกฝึกฝนในระยะ 150 Epochs ซึ่งค่า Loss ถูกบันทึกเป็นช่วง ๆ เพื่อดูแนวโน้มการเรียนรู้ของโมเดล การลดค่าความสูญเสียเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากหมายถึงการที่โมเดลสามารถปรับตัวและทำนายตำแหน่งได้แม่นยำยิ่งขึ้นการวิเคราะห์กราฟแบ่งออกเป็น 3 ช่วงคือ ช่วง Epochs 1-50 กราฟแสดงให้เห็นว่า Loss ลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงเริ่มต้น โดยจากค่าที่สูงกว่า 0.35 ลดลงมาเหลือประมาณ 0.005 ภายใน 10 epochs แรก หลังจากนั้นค่า Loss ค่อย ๆ คงที่และต่ำลง โดยมีค่าใกล้เคียงกับ 0.0025 แสดงถึงการเรียนรู้ที่ดีในช่วงเริ่มต้นของโมเดลการลดลงของ Loss อย่างรวดเร็วในช่วงต้นเป็นสัญญาณบ่งชี้ว่าโมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลได้ดี 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 อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 0.005 ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำกว่าช่วงต้นๆ แสดงถึงการปรับปรุงที่ดีขึ้นในโมเดลโมเดลดูเหมือนจะเข้าสู่ช่วงคงที่ (Convergence) แม้ว่าจะมีความแปรปรวนอยู่บ้าง แต่ค่า Loss ต่ำแสดงว่าโมเดลมีการปรับให้ทำนายผลได้ดีจากกราฟแสดงให้เห็นว่าโมเดลการทำนายตำแหน่งจากรถอัตโนมัติมีการเรียนรู้ที่ดีในช่วงต้น และค่อย ๆ ลดค่า Loss อย่างต่อเนื่อง ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพของการทำนายตำแหน่งที่แม่นยำมากขึ้น แม้จะมีความผันผวนของค่า Loss ในช่วงหลัง แต่ค่าเฉลี่ยของ Loss ยังคงอยู่ในระดับต่ำ ซึ่งบ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติได้อย่างแม่นยำ

จากผลการประเมินโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ (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 บ่งบอกว่าโมเดลมีความแม่นยำสูงในการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติจากผลการประเมินโมเดลการทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติ ค่า MAE อยู่ที่ 0.0493 ซึ่งเป็นความคลาดเคลื่อนที่ต่ำและยอมรับได้ ค่า R^2 ที่สูงถึง 98.13% บ่งบอกถึงความแม่นยำที่ดีของโมเดล โมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของรถอัตโนมัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.4 ผลการทดสอบการชะลอความเร็วและหยุดเมื่อเสี่ยงเกิดการชน

การทดสอบระบบการชะลอความเร็วและหยุดเมื่อเสี่ยงเกิดการชนเป็นส่วนสำคัญในกระบวนการพัฒนารถอัตโนมัติหรือระบบที่ต้องการความปลอดภัยสูง ระบบนี้ต้องสามารถตรวจจับวัตถุที่อยู่ข้างหน้าได้อย่างแม่นยำ และประมวลผลการตัดสินใจในการชะลอความเร็วหรือหยุดรถได้ทันทีเพื่อป้องกันการชนระบบได้รับข้อมูลจากเซ็นเซอร์ กล้อง, LiDAR, และ IMU (Inertial Measurement Unit) ซึ่งช่วยให้สามารถตรวจจับวัตถุและระบุตำแหน่งที่แม่นยำได้ เมื่อวัตถุอยู่ในระยะที่เป็นอันตราย ระบบจะประมวลผลตำแหน่งและความเร็วในปัจจุบันของรถพร้อมกับตำแหน่งและความเร็วของวัตถุจากนั้นทำการตัดสินใจชะลอความเร็วหรือหยุดรถหากจำเป็น

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดสอบการชะลอความเร็วและหยุดเมื่อเสี่ยงต่อการชนในสถานการณ์ต่าง 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

จากการทดสอบการชะลอความเร็วและหยุดรถอัตโนมัติในสถานการณ์ต่าง ๆ ทั้งหมด 10 กรณีในตารางที่แสดงผล พบว่าระบบสามารถตอบสนองต่อการชนได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยสามารถหยุดรถได้ทันก่อนเกิดการชนในทุกกรณีที่ทำกรทดสอบ ทั้งนี้ ความแม่นยำและประสิทธิภาพในการหยุดรถของระบบสามารถวิเคราะห์ได้จากปัจจัยหลายประการ ได้แก่ ระยะห่างจากวัตถุ เวลาตอบสนองของระบบ ระยะเบรก ความเร็วของรถขณะทำการทดสอบ และสถานการณ์หยุดรถ

การทดสอบระยะห่างจากวัตถุตั้งแต่ 1 เมตร ถึง 1.7 เมตร พบว่าระยะห่างจากวัตถุมีผลต่อระยะเบรก 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 ซึ่งจากผลการทดสอบจะเห็นว่าเวลาตอบสนองสั้นที่สุดเกิดขึ้นในกรณีที่วัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำ (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 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการชะลอความเร็วและหยุดรถได้ทันทั่วทั้ง 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 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการประมวลผลและชะลอความเร็วในเวลาอันสั้น

จากผลการทดสอบพบว่าระบบการชะลอความเร็วและหยุดรถอัตโนมัติเมื่อมีความเสี่ยงเกิดการทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในทุกกรณีที่ทำการทดสอบ ไม่ว่าจะเป็นการหยุดในสภาพแวดล้อมที่แสงน้อย การหยุดในสภาพพื้นเปียกหรือการหยุดเมื่อมีวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำและความเร็วสูง การที่ระบบสามารถตอบสนองได้รวดเร็วในระยะเวลาที่สั้นและสามารถหยุดรถได้ทันเวลาทำให้ลดความเสี่ยงในการชนได้อย่างมีนัยสำคัญ การทดสอบในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมการมีน้ำบนพื้นหรือสภาพแสงน้อย พบว่าระบบยังคงสามารถหยุดรถได้อย่างปลอดภัย