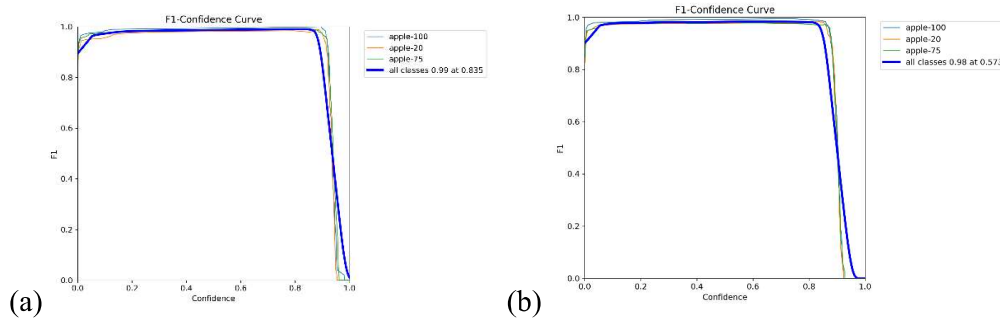


BAB IV

PENGUJIAN DAN ANALISA

4.1 Hasil dan analisa pengujian Yolov8n

Pada tahap ini dilakukan pengujian untuk membandingkan kinerja model YOLOv8 sebelum dan sesudah dilakukan tuning *hyperparameter*. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengetahui sejauh mana penyesuaian parameter pelatihan seperti *learning rate*, *momentum*, *weight decay*, dan *classification loss gain* dapat memengaruhi kualitas deteksi dan klasifikasi tingkat kematangan apel. Kedua model diuji menggunakan citra uji yang identik agar hasil perbandingan bersifat objektif dan terukur. Selain itu, evaluasi dilakukan dengan menganalisis hubungan antara nilai confidence dan F1-Score untuk melihat stabilitas prediksi model pada berbagai ambang keputusan. Kurva F1–Confidence kemudian digunakan sebagai indikator utama untuk membedakan tingkat kalibrasi confidence serta konsistensi performa kedua model.



Gambar 4. 1 Perbandingan Conf Score sebelum dan sesudah tuning

Berdasarkan kurva F1–Confidence pada kedua model, terlihat perbedaan performa yang cukup signifikan antara model setelah tuning hyperparameter dan model dengan parameter tanpa tuning. Pada model setelah tuning pada **Gambar 4.1 (a)**, F1-Score mencapai nilai optimal 0,99 pada confidence 0,835, menunjukkan bahwa model tetap stabil dan akurat meskipun menggunakan ambang deteksi yang lebih tinggi. Bentuk kurva yang lebih rata dan konsisten pada area confidence menengah hingga tinggi

menunjukkan bahwa model telah mengalami *confidence calibration* yang baik, di mana tingkat keyakinan prediksi sejalan dengan kualitas deteksinya.

Sebaliknya, pada model tanpa tuning pada **Gambar 4.1 (b)**, F1 optimal hanya mencapai 0,98 pada confidence 0,573. Nilai confidence optimal yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model tanpa tuning tidak mampu mempertahankan performa ketika threshold diperketat. Kurva F1 mulai turun lebih cepat ketika confidence mendekati nilai tinggi, yang menandakan prediksi tidak stabil baik dari segi presisi maupun recall. Hal ini juga berhubungan dengan kecenderungan model tanpa tuning untuk kehilangan beberapa objek ketika confidence threshold dinaikkan, sehingga recall menurun drastis.

Dengan demikian, hasil grafik F1–Confidence menunjukkan bahwa tuning hyperparameter membuat model lebih *robust* terhadap variasi threshold, lebih seimbang antar kelas, dan memiliki tingkat generalisasi yang lebih baik terhadap variasi kondisi visual. Untuk memperjelas perbedaan performa kedua model secara visual, dilakukan pula pengamatan hasil deteksi pada citra uji yang sama. Visualisasi ini bertujuan untuk melihat bagaimana perubahan nilai confidence, ketepatan bounding box, serta konsistensi klasifikasi diterjemahkan pada deteksi objek di lapangan. Hasil perbandingan visual tersebut ditunjukkan pada **Gambar 4.2** berikut.



Gambar 4. 2 (a) Pengujian Apel menggunakan *Hyperparameter*, (b) Pengujian Apel menggunakan parameter tanpa tuning

Secara visual, perbedaan hasil deteksi terlihat cukup jelas. Pada **Gambar 4.2 (b)**, bounding box yang dihasilkan masih menunjukkan beberapa ketidaktepatan dalam segmentasi objek dan klasifikasi warna kematangan apel. Meskipun rata-rata nilai confidence terlihat cukup tinggi, beberapa deteksi tampak tidak konsisten terutama pada apel berwarna kuning dan hijau muda yang terkadang diklasifikasikan ke kelas yang sama (*apple-20*), padahal secara visual tingkat kematangannya berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa model tanpa tuning cenderung belum mampu membedakan variasi warna dengan baik, terutama pada kondisi pencahayaan yang tinggi atau refleksi cahaya pada permukaan apel.

Sementara itu, **Gambar 4.2 (a)** menunjukkan hasil yang lebih akurat dan stabil. Setiap apel terdeteksi secara utuh dengan posisi bounding box yang presisi. Nilai confidence rata-rata berada pada kisaran 0.88–0.92, dan persebarannya lebih konsisten antar kelas. Model ini juga mampu mengenali dengan baik perbedaan antara apel hijau muda, apel kuning, dan apel merah matang, menunjukkan bahwa proses tuning membantu model dalam memperbaiki sensitivitas terhadap perbedaan warna dan tekstur. Hasil deteksi menggunakan *hyperparameter* menunjukkan karakteristik yang berbeda, di mana sistem mampu mendeteksi lebih banyak objek apel dengan sensitivitas yang lebih tinggi. Namun, hal ini juga menimbulkan beberapa permasalahan, antara lain nilai confidence yang relatif lebih rendah serta terjadinya deteksi ganda. Hal ini menandakan bahwa hasil tuning *hyperparameter* meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi kondisi pencahayaan dan refleksi objek.

Tabel 4.1 Model Performance

Gambar	Presisi	Recall	F1-Score
Gambar 4.2 (a)	0.83	1	0.91
Gambar 4.2 (b)	1	0.4	0.57

Hasil pengujian juga disajikan dalam **Tabel 4.1**, yang menampilkan nilai presisi, recall, dan F1-Score dari masing-masing model. Berdasarkan tabel tersebut, **Gambar 4.1 (a)** menghasilkan presisi sebesar 0,83, recall

sebesar 1, dan F1-Score sebesar 0,91, yang merupakan nilai tertinggi. Sebaliknya, **Gambar 4.1 (b)** yang menggunakan parameter tanpa tuning hanya mencapai presisi 1, recall 0,41, dan F1-Score 0,57, yang menunjukkan bahwa meskipun model mampu mengklasifikasikan objek dengan benar, banyak juga objek yang tidak terdeteksi. Hal ini mengindikasikan bahwa model dengan parameter tanpa tuning mengalami penurunan performa terutama dalam hal sensitivitas deteksi, di mana beberapa objek apel tidak terdeteksi sama sekali (*missing detection*). Terlihat pada Gambar 4.1 (b) terdapat beberapa apel yang tidak memiliki bounding box, menunjukkan model gagal mengenali keberadaan objek tersebut meskipun objek tampak jelas secara visual.

Secara keseluruhan, hasil perbandingan menunjukkan bahwa model YOLOv8 yang telah melalui tuning *hyperparameter* memiliki performa deteksi yang lebih stabil dan proporsional antar kelas. Meskipun pada beberapa kasus nilai confidence sedikit menurun dibanding model tanpa tuning, hasil deteksi menjadi lebih realistis, akurat, dan tidak berlebihan. Hal ini menunjukkan bahwa model telah mengalami *confidence calibration* yang baik, di mana prediksi lebih sesuai dengan tingkat keyakinan aktual terhadap objek yang dideteksi. Model dengan confidence yang terkalibrasi dengan baik cenderung tidak menghasilkan prediksi berlebihan dan lebih mampu mempertahankan konsistensi performa ketika dihadapkan pada data baru yang belum pernah dilihat selama proses pelatihan. Dengan peningkatan presisi bounding box, kestabilan confidence, dan kemampuan klasifikasi yang lebih seimbang antar kelas kematangan apel, model hasil tuning *hyperparameter* terbukti lebih unggul untuk digunakan dalam implementasi sistem klasifikasi dan penyortiran apel secara *real time*.

4.2 Pengujian Model Deteksi dengan Hailo-8

Pengujian dilakukan untuk membandingkan performa model YOLOv8 dalam dua format berbeda, yaitu format .PT yang dijalankan langsung di prosesor Raspberry Pi 5, dan format .HEF (Hailo Executable File) yang dijalankan menggunakan Hailo-8 AI accelerator. Tujuan pengujian ini adalah

untuk mengetahui pengaruh penggunaan akselerator terhadap kecepatan inferensi dan efisiensi pemrosesan sistem.

Tabel 4. 2 Perbandingan Format Model

Model Format	Hardware	Model Size (MB)	Inference Time (s)	FPS
.PT	Raspberry pi	6 MB	0.0903	11.07
.HEF	Hailo 8	10.3 MB	0.033	30.02

Berdasarkan **Tabel 4.2**, model YOLOv8 dalam format *.PT* yang dijalankan melalui skrip Python pada CPU Raspberry Pi memiliki ukuran berkas sebesar 6 MB. Model ini membutuhkan waktu inferensi rata-rata sebesar 0,903 detik untuk memproses satu frame citra, yang setara dengan kecepatan pemrosesan sekitar 11.07 FPS. Nilai tersebut menunjukkan bahwa pemrosesan masih bersifat non real-time, sehingga kurang responsif untuk aplikasi penyortiran objek yang bergerak cepat pada sistem conveyor.

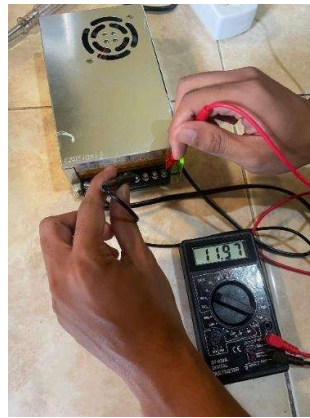
Model YOLOv8 yang telah dikompilasi ke format *.HEF* memiliki ukuran berkas sebesar 10,3 MB. Peningkatan ukuran berkas terjadi akibat proses kompilasi dan optimasi oleh Hailo compiler agar model dapat dieksekusi secara efisien pada neural processing unit (NPU) Hailo-8. Model *.HEF* menunjukkan peningkatan performa yang sangat signifikan, dengan waktu inferensi rata rata sebesar 0,033 detik per frame dan kecepatan pemrosesan mencapai 30,02 FPS.

Perbandingan kedua model menunjukkan bahwa penggunaan akselerator Hailo-8 mampu meningkatkan kecepatan inferensi hingga sekitar 27 kali dibandingkan eksekusi model *.PT* menggunakan Python pada CPU Raspberry Pi. Dengan kecepatan tersebut, sistem mampu beroperasi secara real time, sehingga proses deteksi apel dan pengaktifan aktuator servo dapat dilakukan secara sinkron dengan pergerakan conveyor tanpa keterlambatan yang signifikan.

4.3 Pengujian Fungsionalitas Komponen

4.4.1 Pengujian Catu Daya

Pengujian catu daya dilakukan dengan mengukur kestabilan tegangan output, kemampuan arus maksimum, serta respons terhadap perubahan beban. Pengujian ini penting karena kualitas catu daya secara langsung memengaruhi keandalan motor, servo, dan mikrokontroler selama proses sortir berlangsung.



Gambar 4. 3 Pengujian Power Supply

Pada keseluruhan sistem sortir apel berbasis *deep learning*, dibutuhkan sebuah catu daya yang berperan penting dalam menunjang keberlangsungan kerja seluruh komponen. Jenis Switch Mode Power Supply (SMPS) yang digunakan dipilih berdasarkan hasil analisa kebutuhan daya pada bab sebelumnya, yaitu dengan spesifikasi output sebesar 12 VDC dan arus maksimum 20A. Pengujian dilakukan dengan menyiapkan power supply yang terhubung langsung ke sumber listrik 220 VAC, serta menggunakan alat ukur berupa multimeter digital untuk mengetahui besarnya tegangan input dan output, selisih pengukuran, serta nilai persentase error. Pada tahapan ini, pengujian catu daya dilakukan secara terpisah dari sistem utama untuk memastikan kestabilan tegangan sebelum digunakan pada pengoperasian sistem secara keseluruhan. Adapun hasil pengujian ditampilkan pada **Tabel 4.3**

Tabel 4.3 Pengukuran Power Supply VAC

Pengujian ke-	Tegangan Input (Vac)	Tegangan Input Terukur (Vac)	Selisih Pengukuran Tegangan (VAC)	Error
1	220	219	1	0.45%
2	220	220	0	0%
3	220	220	0	0%
4	220	220	0	0%
5	220	219	1	0.45%

Berdasarkan **Tabel 4.3**, dilakukan lima kali pengukuran terhadap tegangan input AC sebesar 220V. Hasil pengukuran menunjukkan bahwa tegangan input terukur bervariasi antara 219V hingga 220V, dengan selisih maksimum sebesar 1V atau sekitar 0.45% dari nilai ideal. Toleransi kesalahan ini masih berada dalam batas wajar dan tidak mengganggu performa sistem. Error tertinggi terjadi pada pengujian ke-1 dan ke-5 dengan selisih 1V sebesar 0.45%, sementara pengujian ke-2, ke-3, dan ke-4 menunjukkan hasil ideal tanpa selisih. Jika dirata-ratakan, tegangan input terukur adalah 219.6 VAC dengan rata-rata error sebesar 0.18%, yang berarti masih jauh di bawah ambang toleransi standar $\pm 10\%$ dari tegangan input AC. Stabilitas tegangan input yang sangat baik ini menunjukkan bahwa sumber listrik PLN bekerja stabil dan power supply mampu menerima tegangan input yang konsisten. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kondisi tegangan input sangat layak dan mendukung kinerja optimal power supply dalam menyuplai daya ke sistem.

Setelah pengujian tegangan input menunjukkan bahwa Power Supply beroperasi dalam batas aman, tahap selanjutnya adalah menguji tegangan output (VDC) untuk memastikan bahwa komponen ini mampu menyediakan daya sesuai kebutuhan sistem.

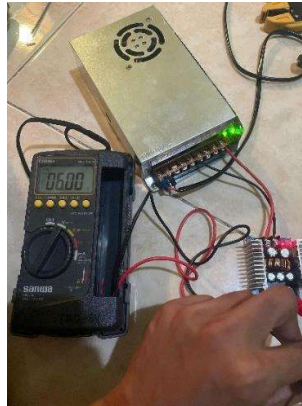
Tabel 4. 4 Pengukuran Keluaran Power Supply

Pengujian ke-	Tegangan Output (Vdc)	Tegangan Input Terukur (Vdc)	Selisih	Error
1	12	11.95	0.05	0.42%
2	12	11.96	0.04	0.33%
3	12	11.97	0.03	0.25%
4	12	12	0	0%
5	12	12	0	0%

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada tabel, dilakukan lima kali pengukuran terhadap tegangan output. Pada pengujian ke-1 hingga ke-3, tegangan output terukur masing-masing sebesar 11.95 V, 11.96 V, dan 11.97 V. Meskipun terdapat sedikit deviasi dari nilai ideal 12 V, selisih yang terjadi sangat kecil, yaitu antara 0.03 hingga 0.05 volt, dengan persentase error berkisar 0.25% hingga 0.42%. Sementara itu, pada pengujian ke-4 dan ke-5, tegangan output yang diukur sama persis dengan tegangan referensi, yaitu 12.00 V, dengan selisih 0 dan error 0%. Ini menunjukkan bahwa Power Supply mampu mempertahankan kestabilan tegangan output dalam kondisi optimal. Rata-rata tegangan output dari lima pengukuran adalah 11.976 VDC, dengan rata-rata error hanya 0.2%, yang menandakan bahwa Power Supply bekerja dengan sangat baik dan presisi.

4.4.2 Pengujian Modul Stepdown 20 A

Modul stepdown 20A atau biasa disebut buck converter merupakan komponen penting dalam sistem sortir apel yang berfungsi untuk menurunkan tegangan input DC menjadi tegangan yang sesuai dengan kebutuhan rail servo. Rail servo membutuhkan suplai daya yang stabil pada tegangan 6 VDC, sehingga pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa modul stepdown mampu menghasilkan tegangan output yang akurat dan stabil saat diberi beban.



Gambar 4. 4 Pengujian Buck Converter

Pengujian buck converter dilakukan dengan mengukur kestabilan tegangan keluaran, kemampuan modul dalam menyuplai arus sesuai kebutuhan servo, serta respons terhadap perubahan beban selama operasi. Pengujian ini sangat penting karena kualitas keluaran buck converter secara langsung memengaruhi performa dan keandalan servo yang digunakan sebagai aktuator mekanisme sortir. Tegangan yang tidak stabil dapat menyebabkan servo bergerak lambat, bergetar, kehilangan presisi posisi, hingga gagal beroperasi saat beban puncak. Oleh karena itu, verifikasi stabilitas output buck converter menjadi langkah krusial untuk memastikan sistem dapat bekerja secara konsisten, aman, dan sesuai parameter rancangan.

Tabel 4. 5 Pungkuran kelauran Buck

Pengujian Ke-	Tegangan Output Diinginkan (V_{DC})	Tegangan Output Terukur (V_{DC})	Error
1	6	6	0%
2	6	6	0%
3	6	6	0%
4	6	6	0%
5	6	6.1	1.67%

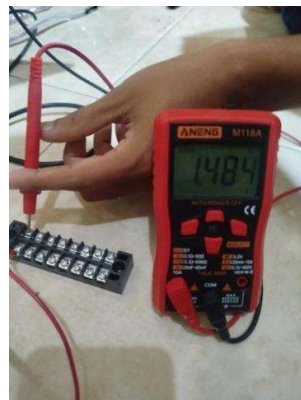
Berdasarkan pengujian yang ditampilkan pada **Tabel 4.5**, dilakukan lima kali pengukuran terhadap tegangan output dari modul stepdown dengan nilai yang diinginkan sebesar 6 VDC. Pada pengujian ke 1

hingga ke 4, tegangan output terukur sama dengan tegangan target yaitu 6 VDC, sehingga tidak terdapat selisih dan persentase error yang dihasilkan adalah 0%, menunjukkan performa konversi tegangan yang sangat baik dan stabil. Pada pengujian ke 5, tegangan output terukur sedikit lebih tinggi yaitu 6.1 VDC, dengan selisih sebesar 0.1 V dan persentase error sebesar 1.67%. Nilai ini masih tergolong wajar dan berada dalam batas toleransi $\pm 5\%$ untuk komponen servo DC, sehingga tidak membahayakan kinerja maupun usia pakai dari komponen tersebut.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa modul stepdown 20A dapat diandalkan untuk digunakan sebagai catu daya rail servo, karena mampu mempertahankan kestabilan tegangan pada level yang dibutuhkan. Pengujian ini juga menunjukkan bahwa performa modul tidak mengalami fluktuasi berarti, sehingga aman untuk dioperasikan dalam sistem dengan beban servo yang bersifat dinamis.

4.4.3 Pengujian Motor Servo

Motor servo MG996R merupakan aktuator utama yang digunakan dalam sistem penyortiran apel untuk menggerakkan katup buka-tutup pada jalur sortir. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui karakteristik konsumsi daya servo baik dalam kondisi tanpa beban, dengan beban, maupun saat beberapa servo bekerja secara bersamaan.



Gambar 4. 5 Pengujian Arus pada Servo

Pengujian dilakukan dengan mengukur tegangan suplai, arus yang ditarik servo, serta estimasi daya total yang digunakan pada berbagai kondisi sudut gerak. Selain itu, pengujian ini juga dilakukan untuk memastikan bahwa kapasitas buck converter dan keseluruhan sistem catu daya mampu menyediakan arus yang cukup ketika servo mengalami lonjakan arus maupun saat beberapa aktuator bergerak bersamaan. Untuk memperoleh gambaran performa servo secara menyeluruh, pengujian dibagi ke dalam tiga skenario. Pertama, pengujian dilakukan pada kondisi tanpa beban untuk mengetahui konsumsi arus dasar ketika servo hanya bergerak bebas tanpa resistansi mekanis. Hasilnya ditampilkan pada **Tabel 4.6**.

Tabel 4. 6 Pengujian Keluaran Servo tanpa Beban

Pengujian ke-	Sudut	Tegangan Supply (VDC)	Arus Terukur (A)	Daya Total (W)
1	30	6	0.17	1.02
2	50	6	0.17	1.02
3	70	6	0.15	0.9
4	90	6	0.17	1.02

Pada **Tabel 4.6** kondisi tanpa beban, tegangan suplai yang diberikan kepada servo stabil pada sekitar 6 VDC, dengan arus yang sangat kecil di kisaran 0.15–0.17 A. Daya total yang terukur berkisar 0.9 W hingga 1.02 W. Nilai ini menunjukkan bahwa konsumsi daya servo MG996R dalam keadaan idle atau bergerak tanpa menahan beban mekanis relatif rendah. Perbedaan daya antar sudut tidak signifikan, dengan variasi hanya sekitar 0.12 W atau sekitar 12%, menunjukkan bahwa perubahan posisi tidak memberikan pengaruh berarti terhadap arus saat tidak ada beban mekanis yang bekerja pada poros servo. Stabilitas tegangan suplai di 6 VDC dan konsistensi arus yang terukur mengindikasikan bahwa motor servo tidak bekerja keras dan sistem suplai daya berfungsi dengan baik. Kedua, pengujian dilanjutkan pada kondisi dengan beban, dimana servo diberikan massa tambahan sebesar 2 kg untuk

mensimulasikan kondisi operasi nyata saat menggerakkan katup. Data hasil pengukuran ditunjukkan pada **Tabel 4.7**.

Tabel 4. 7 Percobaan Keluaran Servo dengan beban

Pengujian ke-	Sudut	Tegangan Supply (VDC)	Arus Terukur (A)	Daya Total (W)
1	30	6	1.233	7.39
2	50	6	1.217	7.3
3	70	6	1.322	7.93
4	90	6	1.246	7.47

Pada **Tabel 4.7**, ketika servo diberi beban mekanis, arus yang ditarik meningkat secara signifikan menjadi sekitar 1.22 A – 1.32 A, dengan tegangan tetap stabil pada 6 VDC. Daya total meningkat menjadi sekitar 7.3 – 7.93 W. Kenaikan daya hingga hampir 7-8 kali lipat dibandingkan kondisi tanpa beban menunjukkan bahwa konsumsi arus servo MG996R sangat dipengaruhi oleh torsi yang diperlukan untuk menahan atau menggerakkan beban. Peningkatan konsumsi daya yang drastis ini menunjukkan bahwa servo bekerja lebih keras untuk mempertahankan posisi dan melawan gaya beban, yang merupakan karakteristik normal dari motor servo saat beroperasi dengan beban mekanis. Ketiga, dilakukan pengujian dengan tiga servo aktif secara bersamaan untuk mengevaluasi respons sistem catu daya terhadap beban dinamis ketika beberapa aktuator bergerak dalam waktu yang sama. Hasil pengujian ini ditampilkan pada **Tabel 4.8**.

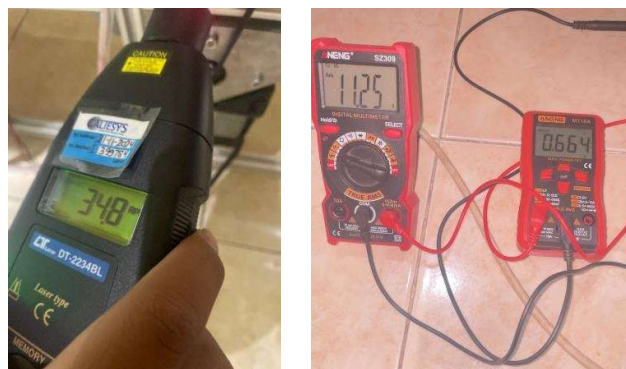
Tabel 4. 8 Pengujian Keluaran Servo dengan 3 Servo Aktif

Pengujian ke-	Servo Aktif	Sudut	Arus Terukur (A)	Tegangan Supply (V)	Daya Total (W)
1	1,2,3	30	3.692	6	22.15
		50	3.65	6	21.9
		70	3.966	6	23.79
		90	3.738	6	22.42
2	4,5,6	30	3.56	6	21.36
		50	3.652	6	21.91
		70	3.685	6	22.11
		90	3.75	6	22.5

Pada kondisi tiga servo aktif secara bersamaan, arus total meningkat menjadi 3.56 A – 3.97 A dengan tegangan tetap stabil pada 6 VDC, menghasilkan daya total sebesar 21.36 W – 23.79 W. Nilai ini menunjukkan adanya penjumlahan beban arus yang signifikan pada catu daya, di mana setiap servo mengonsumsi daya sekitar 7–8 W sesuai hasil pengujian sebelumnya yang ada pada **Tabel 4.7**. Fluktuasi arus dan daya yang terukur mengindikasikan bahwa setiap servo memiliki kebutuhan torsi yang berbeda tergantung pada posisi sudut dan beban mekanis yang dialami. Stabilitas tegangan suplai di 6 VDC menunjukkan bahwa sistem catu daya mampu menangani beban arus tinggi hingga hampir 4 A tanpa mengalami voltage drop yang signifikan, yang penting untuk memastikan kinerja servo tetap optimal saat beroperasi secara simultan.

4.4.4 Pengujian Motor Penggerak

Pada penelitian ini, pengukuran kinerja motor penggerak sistem konveyor dilakukan menggunakan beberapa instrumen pengukuran yang telah dikalibrasi dengan baik. Instrumen utama yang digunakan adalah multimeter digital untuk mengukur tegangan terukur (VDC) dan arus terukur (A) yang mengalir pada motor DC, serta multimeter dan tachometer untuk mengukur kecepatan putaran motor (RPM) baik dalam kondisi tanpa beban maupun dengan beban.



Gambar 4. 6 Pengukuran RPM, Arus dan Tegangan pada Motor

Penggunaan multimeter dan tachometer sangat krusial dalam penelitian ini karena alat tersebut mampu memberikan pembacaan kecepatan putaran motor secara *real time* dengan akurasi tinggi, sehingga memungkinkan analisis performa motor yang lebih komprehensif. Pengukuran dilakukan dalam dua kondisi operasional yang berbeda untuk membandingkan karakteristik motor. Kondisi pertama adalah pengujian tanpa beban, di mana motor dioperasikan tanpa muatan pada sistem konveyor . Pengujian dijalankan dengan sinyal PWM (Pulse Width Modulation) yang mana tegangan output yang diuji merupakan rata rata tegangan (duty cycle) input motor berdasarkan lebar pulsa yang diberikan. Data hasil pengukuran ditunjukkan pada **Tabel 4.9**.

Tabel 4. 9 Keluaran dari Motor tanpa Beban

Pengujian ke-	PWM	Tegangan Terukur (VDC)	Arus Terukur (A)	Kecepatan Putaran Motor (RPM)	Daya Yang Dihasilkan (W)
1	22	1.1	0.567	8.5	0.6237
2	85	4.02	0.578	33	2.32356
3	128	6	0.591	49.7	3.546
4	190	9.15	0.638	73.8	5.8377
5	255	11.25	0.664	98	7.47

Dari data pengukuran kondisi tanpa beban yang tercantum pada **Gambar 4.6**, dapat diamati hubungan yang sangat erat antara nilai PWM, arus terukur, dan kecepatan putaran motor. Pada pengujian ke-1 dengan nilai PWM 22, tegangan terukur tercatat sebesar 1,1 VDC dengan arus terukur 0,567 A, menghasilkan kecepatan putaran motor sebesar 8,5 RPM. Daya yang dihasilkan pada kondisi ini relatif rendah, yaitu 0,6237 W, yang mengindikasikan bahwa motor beroperasi pada tingkat energi minimal. Ketika nilai PWM ditingkatkan menjadi 85 pada pengujian ke-2, terjadi peningkatan signifikan pada tegangan terukur menjadi 4,02 VDC dan arus terukur meningkat menjadi 0,578 A. Kecepatan putaran motor pun meningkat drastis menjadi 33 RPM,

dengan daya yang dihasilkan mencapai 2,32356 W. Peningkatan ini menunjukkan bahwa meskipun kenaikan arus tidak terlalu besar, tetapi peningkatan tegangan yang signifikan menghasilkan penambahan kecepatan putaran yang substansial, yang berbanding lurus dengan peningkatan daya output motor. Analisis korelasi menunjukkan bahwa dalam kondisi tanpa beban, arus terukur meningkat secara perlahan dan sejalan dengan kenaikan nilai PWM. Hal ini mengindikasikan bahwa tanpa beban mekanis, motor tidak memerlukan arus yang tinggi untuk mempertahankan putaran, karena tidak ada torsi resistif yang harus dilawan. Kecepatan putaran motor meningkat hampir secara linear terhadap tegangan input, sesuai dengan karakteristik dasar motor DC di mana RPM naik mengikuti peningkatan tegangan yang diberikan ke motor saat kondisi tanpa beban.

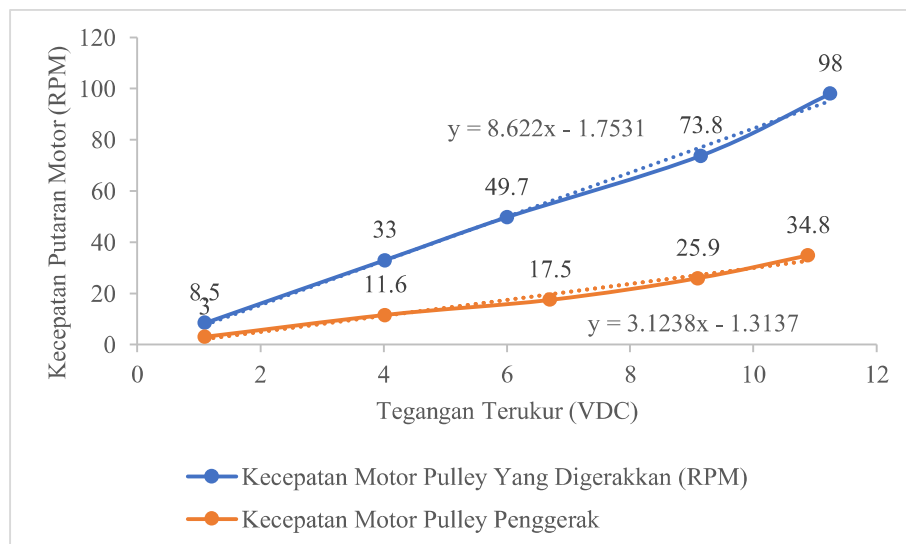
Kondisi kedua adalah pengujian dengan beban, di mana sistem konveyor diberi muatan berupa 9 buah apel yang diletakkan di atas permukaan konveyor. Pemilihan apel sebagai beban uji dilakukan karena apel merepresentasikan objek yang umum ditangani dalam aplikasi konveyor industri pengolahan hasil pertanian, dengan massa total beban mencapai sekitar 8 kg. Beban ini cukup signifikan untuk menganalisis respon motor terhadap variasi pembebanan dalam aplikasi nyata. Data hasil pengukuran ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 10 Keluaran Motor dengan Beban

Pengujian ke-	PWM	Tegangan Terukur (VDC)	Arus Terukur (A)	Kecepatan Putaran Motor (RPM)	Daya Yang Dihasilkan (W)
1	22	1.1	1.87	3	2.057
2	85	4.02	2.3	11.6	9.246
3	128	6.7	1.86	17.5	12.462
4	190	9.1	1.96	25.9	17.836
5	255	10.89	2.1	34.8	22.869

Kondisi operasional berubah secara signifikan ketika sistem konveyor dibebani dengan 9 buah apel, sebagaimana tercantum dalam **Tabel 4.10**. Pada pengujian ke-1 dengan PWM 22, tegangan terukur

tetap sebesar 1,1 VDC, namun arus meningkat tajam menjadi 1,87 A dibandingkan kondisi tanpa beban yang hanya 0,567 A. Kenaikan ini menunjukkan bahwa arus meningkat hampir 3,3 kali lipat saat motor diberi beban. Meskipun demikian, kecepatan putaran motor justru menurun signifikan menjadi 3 RPM dari sebelumnya 8,5 RPM pada kondisi tanpa beban, dengan daya keluaran sebesar 2,057 W. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa motor harus bekerja lebih keras untuk melawan torsi beban dengan menarik arus yang jauh lebih besar, tetapi kecepatan putaran yang dihasilkan tetap menurun akibat adanya beban mekanis pada poros motor. Hal ini merupakan karakteristik khas motor DC, di mana peningkatan beban menyebabkan peningkatan arus kerja dan penurunan kecepatan putaran. Pada pengujian dengan PWM maksimal 255, kecepatan motor berbeban hanya mencapai 34,8 RPM, jauh lebih rendah dibandingkan kecepatan tanpa beban sebesar 98 RPM. Artinya, kecepatan motor dengan beban hanya sekitar 35,5% dari kondisi tanpa beban, meskipun arus yang ditarik motor meningkat hingga 2,1 A dibandingkan 0,664 A pada kondisi tanpa beban.



Gambar 4. 7 Grafik Keluaran RPM terhadap tegangan Terukur

Analisis tegangan terukur (VDC) memberikan perspektif yang menarik dalam memahami karakteristik motor DC pada sistem

konveyor ini. Pada kondisi tanpa beban, tegangan terukur meningkat secara proporsional terhadap nilai ADC, mulai dari 1,1 VDC pada ADC 22 hingga 11,25 VDC pada ADC 255. Peningkatan tegangan ini menghasilkan peningkatan kecepatan putaran yang hampir linear, dari 8,5 RPM hingga 98 RPM. Namun, pada kondisi motor berbeban, meskipun tegangan input tetap dikendalikan melalui ADC yang sama, tegangan yang terukur mengalami sedikit penurunan pada nilai ADC yang tinggi. Sebagai contoh, pada ADC 255, tegangan keluaran turun dari 11,25 VDC menjadi 10,89 VDC. Penurunan sebesar 0,36 VDC atau sekitar 3,2% ini terjadi karena adanya *voltage drop* saat motor bekerja dengan beban. *Voltage drop* tersebut disebabkan oleh meningkatnya arus yang mengalir di dalam motor ketika menerima beban. Arus yang lebih besar akan menimbulkan rugi-rugi daya pada kumparan motor akibat resistansi internal motor (R_a), sehingga sebagian energi listrik berubah menjadi panas. Akibatnya, tegangan efektif yang tersedia untuk memutar motor menjadi lebih kecil.[56]. Selain itu, hubungan antara tegangan dan kecepatan putaran menunjukkan bahwa pada kondisi berbeban, setiap kenaikan tegangan menghasilkan kecepatan yang lebih rendah dibandingkan kondisi tanpa beban. Penurunan efisiensi konversi tegangan menjadi kecepatan yang mencapai sekitar 63,3% mengindikasikan bahwa sebagian besar energi listrik digunakan untuk mengatasi torsi beban mekanis, bukan untuk meningkatkan kecepatan putaran motor[56]

Selain melakukan pengujian menggunakan alat ukur secara langsung, diperlukan pengujian matematis untuk mencari nilai efisiensi pada saat motor beroperasi melalui sistem pulley yang digerakkan. Analisis matematis ini menggunakan persamaan-persamaan yang telah dibahas pada bab sebelumnya untuk memvalidasi hasil pengukuran eksperimental dan memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang performa sistem transmisi daya. Pendekatan matematis ini sangat penting untuk mengidentifikasi losses yang terjadi dalam setiap

komponen sistem dan memberikan dasar perhitungan yang akurat dalam mengevaluasi efisiensi keseluruhan sistem konveyor.

Pada perhitungan ini, dilakukan analisis terhadap data pengujian saat sistem beroperasi dengan beban penuh, menggunakan data dari **Tabel 4.10** dengan ADC maksimal 255. Dari hasil pengukuran menggunakan multimeter digital, diperoleh tegangan terukur sebesar 10,89 VDC dan arus terukur sebesar 2,1 A. Pengukuran menggunakan tachometer menunjukkan kecepatan putaran motor mencapai 34,8 RPM pada kondisi ini. Data-data ini menjadi dasar untuk melakukan perhitungan matematis efisiensi sistem pulley yang digerakkan dengan menggunakan persamaan 2.7 yang telah dibahas pada bab sebelumnya.

Langkah awal dalam analisis performa mekanis sistem konveyor adalah menentukan besarnya daya keluaran (P_{out}) pada pulley yang digerakkan. Seluruh proses perhitungan terkait torsi, kecepatan sudut, dan daya keluaran ditampilkan lengkap pada **Lampiran 11**. Berdasarkan hasil perhitungan pada lampiran tersebut, torsi yang bekerja pada pulley yang digerakkan mencapai 1,479 Nm. Nilai torsi ini merupakan hasil integrasi antara gaya beban sistem sebesar 78,48 N, jari-jari pulley 0,01885 m, serta berbagai resistensi mekanis seperti gesekan belt, losses pada bearing, dan resistensi gerak pada permukaan konveyor. Torsi ini lebih tinggi dibandingkan nilai ideal karena mencakup seluruh hambatan yang harus diatasi untuk menggerakkan konveyor beserta beban 9 buah apel. Selanjutnya, kecepatan sudut penggerak juga ditentukan melalui konversi dari kecepatan putaran motor pada kondisi berbeban, yaitu 104,4 RPM, menjadi nilai kecepatan sudut sebesar 10,927 rad/s. Proses konversi tersebut ditunjukkan secara lengkap pada **Lampiran 12**. Kecepatan sudut ini kemudian digunakan untuk memperoleh kecepatan sudut pulley yang digerakkan, di mana hasil perhitungannya menghasilkan nilai sebesar 3,47 rad/s. Penurunan kecepatan sudut ini sesuai dengan rasio reduksi pulley sebesar 3:1, di mana sistem dirancang untuk menurunkan

kecepatan rotasi demi meningkatkan torsi pada output sehingga beban konveyor dapat digerakkan dengan stabil. Dengan mengombinasikan nilai torsi dan kecepatan sudut dari pulley yang digerakkan, diperoleh daya keluaran mekanis (P_{out}) sebesar 5,132 W seperti yang ditampilkan pada **Lampiran 13**. Nilai P_{out} ini merepresentasikan jumlah energi mekanis efektif yang benar-benar sampai ke sistem konveyor untuk menggerakkan beban total 8 kg. Besarnya daya ini memperlihatkan bahwa sistem mampu mempertahankan pergerakan konveyor secara konstan, meskipun terdapat resistensi dan losses di sepanjang lintasan transmisi. Untuk memperoleh daya masukan (P_{in}), nilai tegangan dan arus terukur pada kondisi berbeban digunakan. Berdasarkan data pengukuran, tegangan sebesar 10,89 V dan arus sebesar 2,1 A menghasilkan P_{in} sebesar 22,86 W. Proses detail perhitungannya ditampilkan pada **Lampiran 14**. Nilai P_{in} yang relatif besar menunjukkan bahwa motor bekerja dalam kondisi beban tinggi dan perlu menyediakan torsi besar untuk melawan gaya gravitasi massa 8 kg serta hambatan mekanis seperti gesekan belt dan bearing.

Dari perbandingan antara daya keluaran dan daya masukan, diperoleh efisiensi sistem pulley yang digerakkan sebesar 22%. Hasil ini mengindikasikan bahwa hanya sebagian kecil energi listrik yang diubah menjadi kerja mekanis berguna, sedangkan sisanya hilang dalam bentuk panas, gesekan, slip belt, deformasi elastis belt, serta losses pada bearing dan konstruksi motor. Jika dibandingkan dengan efisiensi pulley penggerak sebesar 68,7%, terlihat adanya penurunan efisiensi yang signifikan sebesar 46,7 poin persentase. Kondisi ini menunjukkan bahwa bagian paling besar dari losses terjadi pada sistem transmisi belt–pulley, terutama akibat slip belt, elastisitas belt, gesekan internal material, serta resistensi mekanis pada pulley yang digerakkan. Temuan ini memberikan gambaran jelas bahwa bottleneck utama dalam sistem berada pada mekanisme transmisi, bukan pada motor, dan hal ini

menjadi referensi penting untuk perbaikan desain mekanik di masa mendatang.

4.4 Pengujian Keseluruhan Alat

4.5.1 Pengujian Kecepatan conveyor Terhadap Keluaran apel.

Untuk mengetahui sejauh mana sistem mampu mempertahankan akurasi deteksi pada kondisi kerja yang berbeda, dilakukan pengujian terhadap variasi kecepatan conveyor dan jumlah apel yang lewat secara bersamaan. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kestabilan performa model deteksi visual ketika beban operasional meningkat, baik dari sisi kecepatan pergerakan objek maupun kepadatan objek pada lintasan. Yang bisa dilihat pada **Tabel 4.11**.

Tabel 4. 11 Hasil Deteksi Apel pada Conveyor

Kecepatan (m/s)	Jumlah	TP	FP	FN	Precision	Recall	F1
0.0338	10	10	0	0	1	1	1
0.0338	20	20	0	0	1	1	1
0.0338	30	28	1	2	0.96552	0.93333	0.94915
0.0687	10	10	0	0	1	1	1
0.0687	20	20	0	0	1	1	1
0.0687	30	27	0	3	1	0.9	0.94737

Hasil pengujian menunjukkan bahwa subsistem deteksi visual bekerja dengan sangat baik. Pada kecepatan rendah $v = 0.0338$ m/s atau sekitar RPM 17.1, sistem mencapai nilai precision, recall, dan F1-score sempurna bernilai 1 untuk batch 10 dan 20 apel, sedangkan untuk batch 30 diperoleh precision sebesar 0.9655, recall sebesar 0.9333, dan F1-score sebesar 0.9492. Pada kecepatan lebih tinggi $v = 0.0687$ m/s atau sekitar RPM 34.8, performa juga tetap unggul untuk batch 10 dan 20 dengan nilai precision, recall, dan F1-score sempurna bernilai 1, sementara untuk batch 30 tercatat precision sebesar 1, recall sebesar 0.9, dan F1-score sebesar 0.9474. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model deteksi hampir tidak menghasilkan false positives, sementara

peningkatan false negatives mulai muncul ketika jumlah keluaran bertambah.

Meskipun terdapat sedikit kesalahan deteksi pada volume apel tertinggi, nilai precision yang hampir selalu sempurna membuktikan bahwa model sangat jarang melakukan salah identifikasi. Penurunan recall pada beban tertinggi bukan merupakan kelemahan model, melainkan konsekuensi alami dari peningkatan jumlah objek dan kecepatan conveyor, yang membuat sebagian kecil apel bergerak terlalu cepat untuk terdeteksi secara optimal. Meskipun demikian, nilai F1-score yang tetap berada di atas 0.94 pada seluruh skenario mengonfirmasi bahwa sistem deteksi memiliki reliabilitas tinggi dan sangat layak diterapkan dalam aplikasi industri. Secara keseluruhan, hasil ini memvalidasi bahwa algoritma yang digunakan mampu menangani variasi kecepatan dan beban kerja dengan konsistensi yang sangat baik, menjadikannya solusi yang robust untuk implementasi sistem sortir apel otomatis dalam skala lebih besar.

Tabel 4. 12 Pengukuran Kecepatan Conveyor terhadap Keluaran Apel

Kecepatan (m/s)	RPM	Jumlah Apel	Waktu yang dibutuhkan (s)	Sortir Benar	Sorting Rate (%)	Average Conf
0.0338	20	10	28	10	100	0.77
0.0338	20	20	54	19	95	0.76
0.0338	20	30	79	28	93.3	0.77
0.0687	30	10	16	9	90	0.76
0.0687	30	20	30	18	90	0.74
0.0687	30	30	40	26	86.6	0.72

Berdasarkan data pengujian yang disajikan dalam **Tabel 4.12**, terlihat adanya pola performa sistem yang menarik untuk dianalisis lebih mendalam. Pada kecepatan konveyor 0.0338 m/s dengan RPM 20, sistem menunjukkan performa yang sangat baik pada beban kerja rendah hingga menengah, dengan sorting rate mencapai 100% untuk 10 apel, 95% untuk 20 apel, dan 93.3% untuk 30 apel. Nilai average

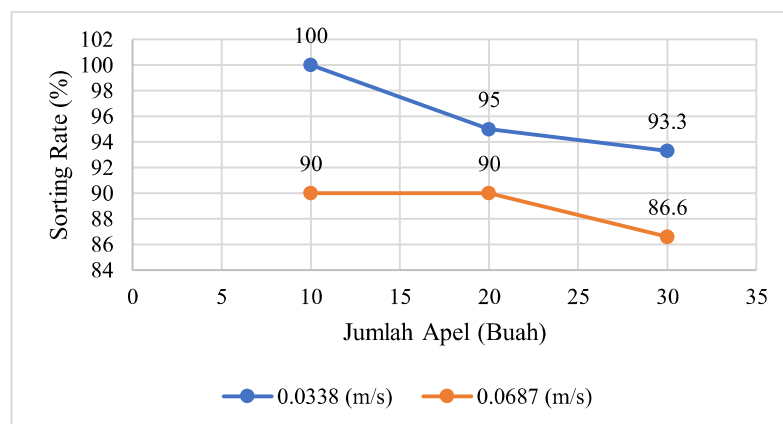
confidence pada kecepatan ini relatif stabil berkisar antara 0.76 hingga 0.77, menunjukkan bahwa model deteksi bekerja dengan konsisten. Waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan proses sortir meningkat secara proporsional seiring dengan bertambahnya jumlah apel, yaitu 28 detik untuk 10 apel, 54 detik untuk 20 apel, dan 79 detik untuk 30 apel. Pola ini mengindikasikan bahwa pada kecepatan rendah, sistem memiliki cukup waktu untuk melakukan deteksi dan eksekusi mekanik dengan akurat.

Ketika kecepatan konveyor ditingkatkan menjadi 0.0687 m/s dengan RPM 30, performa sistem mengalami perubahan yang signifikan. Pada kondisi ini, waktu pemrosesan menjadi lebih efisien dengan 16 detik untuk 10 apel, 30 detik untuk 20 apel, dan 40 detik untuk 30 apel. Namun, sorting rate mengalami penurunan menjadi 90% untuk beban kerja 10 dan 20 apel, serta turun lebih drastis menjadi 86.6% pada beban kerja maksimal 30 apel. Menariknya, nilai average confidence juga mengalami penurunan bertahap dari 0.76 menjadi 0.72, dengan penurunan paling signifikan terjadi pada beban kerja tertinggi. Pola ini menunjukkan bahwa peningkatan kecepatan konveyor memberikan trade-off antara efisiensi waktu dengan akurasi sortir, dimana sistem menghadapi tantangan yang lebih besar dalam mempertahankan performa optimal pada kondisi throughput tinggi.

Analisis lebih lanjut mengungkapkan bahwa penurunan sorting rate tidak sepenuhnya berbanding lurus dengan penurunan confidence model. Meskipun confidence hanya menurun sekitar 5-6% (dari 0.77 ke 0.72), sorting rate dapat menurun hingga 13.4% (dari 100% ke 86.6%). Kesenjangan ini mengindikasikan bahwa faktor mekanik dan sinkronisasi waktu memiliki peran yang lebih dominan dalam menentukan keberhasilan sortir dibandingkan dengan akurasi deteksi visual semata. Beberapa faktor yang berpotensi memengaruhi performa mekanik antara lain adalah timing pengiriman sinyal dari sistem deteksi ke aktuator, response time diverter dalam mengeksekusi perintah sortir,

delay akumulatif yang terjadi pada batch besar, serta konsistensi mekanik aktuator dalam kondisi kecepatan tinggi. Fenomena ini menunjukkan bahwa meskipun sistem computer vision mampu mendeteksi dan mengklasifikasi apel dengan baik, eksekusi fisik dari keputusan tersebut masih menghadapi keterbatasan teknis yang perlu dioptimasi.

Secara keseluruhan, hasil pengujian memvalidasi bahwa prototipe sistem sortir apel berbasis computer vision dapat mencapai tingkat akurasi dan konsistensi yang tinggi dalam klasifikasi objek. Sistem menunjukkan performa terbaik pada kecepatan konveyor 0.0338 m/s dengan sorting rate mencapai 93.3%-100% dan confidence stabil di kisaran 0.76-0.77. Meskipun peningkatan kecepatan ke 0.0687 m/s memberikan efisiensi waktu yang lebih baik, hal ini diikuti dengan penurunan sorting rate menjadi 86.6%-90%. Temuan ini mengkonfirmasi bahwa bottleneck utama sistem bukan terletak pada kemampuan deteksi dan klasifikasi model, melainkan pada subsistem mekanik dan sinkronisasi waktu antara deteksi dengan aksi sortir. Untuk pengembangan lebih lanjut, optimasi perlu difokuskan pada peningkatan respons time aktuator, kalibrasi timing control yang lebih presisi, serta penyesuaian kecepatan operasional optimal yang mempertimbangkan trade-off antara throughput dan akurasi sortir.



Gambar 4. 8 Grafik Sorting Rate Terhadap Jumlah Aapel

Namun ketika dianalisis dari tabel pertama yang *mengukur sorting rate* secara keseluruhan, gambaran performa sistem menunjukkan dinamika yang berbeda. Terlihat bahwa efisiensi mekanis cenderung menurun seiring dengan peningkatan kecepatan sabuk (RPM) dan beban kerja (jumlah apel per batch). Pada kondisi beban rendah sistem dapat mencapai efisiensi mendekati sempurna, tetapi pada skenario pengujian terberat efisiensi tersebut mengalami penurunan yang signifikan. Lebih lanjut, data menunjukkan variabilitas yang tidak sepenuhnya sejajar dengan metrik kualitas deteksi visual, pada kelompok pengukuran dengan RPM sekitar 20, sorting rate bervariasi cukup luas (sekitar 76,67% sampai 95%), sementara pada RPM sekitar 30 nilai sorting rate relatif lebih stabil di kisaran 90%–93%. Perbedaan pola ini mengindikasikan bahwa keterbatasan utama bukan pada kemampuan klasifikasi model yang ditunjukkan oleh precision dan F1 yang tinggi melainkan pada aspek mekanik dan orkestrasi waktu antar-subsistem.

Secara operasional, penurunan sorting rate pada beban tinggi kemungkinan besar muncul dari interaksi beberapa faktor seperti akumulasi latency end-to-end (waktu pemrosesan inferensi + latency komunikasi serial + waktu respons servo) yang menyebabkan eksekusi diverter terlambat sehingga apel telah melewati titik pengalihan kemudian kepadatan buah yang menyebabkan overlap sehingga beberapa unit tidak diproses sebagai instance terpisah pada frame yang menentukan dan variabilitas mekanik diverter yang menimbulkan inkonsistensi pengalihan meskipun deteksi sudah benar. Fakta bahwa confidence model hanya menurun sedikit pada beberapa pengukuran menguatkan hipotesis bahwa akar masalah lebih berat ke sisi mekanik daripada sisi klasifikasi murni.

4.5.2 Pengujian *Throughput* Sistem Sortir Apel

Tabel 4. 13 Keluaran Apel Permenit

Waktu yang dibutuhkan (s)	Kecepatan (m/s)	Total Apel	Throughput Real (apel/menit)	Errorr
60s	0.069	42	38	9.52%
60s	0.034	24	22	8,33%

Pengujian *throughput* dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam memproses apel pada dua kecepatan konveyor yang berbeda, yaitu 0,069 m/s dan 0,034 m/s, dengan durasi pengujian selama 60 detik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pada kecepatan konveyor 0,069 m/s, jumlah apel yang masuk ke sistem sebanyak 42 buah, sedangkan apel yang berhasil diproses dan disortir sebanyak 38 buah. Kondisi ini menghasilkan tingkat error sebesar 9,52%. Sementara itu, pada kecepatan yang lebih rendah yaitu 0,034 m/s, dari total 24 apel yang masuk ke sistem, sebanyak 22 apel berhasil diproses, dengan tingkat error sebesar 8,33%.

Nilai error yang relatif kecil pada kedua pengujian ini menunjukkan bahwa sistem memiliki konsistensi performa yang baik dalam menangani aliran apel pada berbagai kecepatan konveyor. Namun, terlihat bahwa pada kecepatan yang lebih tinggi terdapat sedikit peningkatan error. Hal ini wajar terjadi karena semakin tinggi kecepatan konveyor, semakin singkat waktu yang tersedia bagi diverter dan sistem kontrol untuk merespons pergerakan apel. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sistem masih mampu mempertahankan akurasi sorting yang tinggi hingga kecepatan 0,069 m/s, dengan kehilangan *throughput* di bawah 10%, yang menunjukkan kinerja mekanik dan deteksi yang cukup stabil untuk aplikasi sortir apel secara kontinu.

4.5.3 Pengujian Tidak Menggunakan apel

Pada pengujian sistem klasifikasi dan penyortiran dengan menggunakan objek non-apel sebagai input pada konveyor. Pengujian ini bertujuan untuk

mengevaluasi kemampuan generalisasi model YOLOv8 dalam membedakan objek apel dan bukan apel, serta mengidentifikasi potensi terjadinya kesalahan deteksi. Hasil pengujian dianalisis berdasarkan jumlah objek yang terdeteksi, nilai confidence, serta respons sistem aktuator terhadap objek non-apel yang melewati area deteksi.

Tabel 4. 14 Tabel Pengujian dengan objek bukan apel

No	Object	Jumlah Uji	Average Confidence	Terdeteksi/ Tidak Terdeteksi
1.	Jeruk	5	-	Tidak Terdeteksi
2.	Bola Merah	5	0.52	Terdeteksi
3.	Solatip	5	-	Tidak Terdeteksi
4.	Batu	5	-	Tidak Terdeteksi

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan objek non-apel sebagaimana ditunjukkan pada **Tabel 4.14**, dapat diketahui bahwa sebagian besar objek uji tidak terdeteksi sebagai apel oleh model YOLOv8. Objek jeruk, solatip, dan batu yang masing-masing diuji sebanyak lima kali tidak menghasilkan deteksi sama sekali, yang ditunjukkan dengan tidak adanya nilai confidence. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali perbedaan karakteristik visual antara apel dan objek non-apel, sehingga tidak memunculkan kesalahan deteksi pada objek-objek tersebut.

Namun demikian, pada pengujian menggunakan objek bola merah, model mendeteksi objek tersebut sebagai apel dengan nilai confidence rata-rata sebesar 0,52. Deteksi ini terjadi karena kemiripan karakteristik visual bola merah dengan apel, terutama dari segi warna dan bentuk yang menyerupai objek apel dalam dataset pelatihan. Meskipun terdeteksi, hasil ini menunjukkan bahwa sistem masih memiliki potensi false positive pada objek dengan ciri visual yang sangat mirip dengan apel. Oleh karena itu, diperlukan penetapan threshold confidence yang tepat agar sistem tidak memicu mekanisme penyortiran secara keliru ketika mendeteksi objek non-apel dengan nilai confidence tertentu.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap objek non-apel dan hanya mengalami kesalahan deteksi pada objek dengan kemiripan visual tinggi. Hal ini menegaskan bahwa sistem deteksi dan penyortiran apel yang dikembangkan telah cukup andal untuk digunakan pada lingkungan

operasional nyata dengan kemungkinan keberadaan objek asing pada conveyor.

4.5.4 Pengujian dengan Varietas apel yang sama

Pengujian sistem deteksi objek dilakukan menggunakan varietas apel Fuji dengan dua tingkat kematangan yang berbeda untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali variasi visual pada varietas yang sama. Sampel pertama merupakan apel Fuji yang sudah matang dengan warna merah dominan, sedangkan sampel kedua adalah apel Fuji yang kurang matang dengan warna kuning kemerahan dan sampel ketiga adalah apel fuji tidak matang dengan warna hijau. Yang dapat di lihat pada Tabel

Tabel 4. 15 Pengujian Apel dengan Varietas yang sama

No	Sample	Average Confidence (%)	Keterangan
1.	Apel Fuji (Merah)	76%	Deteksi akurat dengan warna merah dominan
2.	Apel Fuji (Kuning Kemerahan)	74%	Deteksi berhasil meski warna berbeda
3.	Apel Fuji (Hijau)	75%	Deteksi akurat dengan warna hijau dominan

Berdasarkan **Tabel 4.15**, hasil pengujian sistem deteksi pada varietas apel Fuji dengan kondisi visual yang berbeda menunjukkan performa yang konsisten dan menjanjikan. Meskipun dataset training tidak secara spesifik mengandung sampel apel Fuji dengan berbagai tingkat kematangan ini, sistem tetap mampu mendeteksi ketiga sampel dengan tingkat confidence yang relatif tinggi dan stabil, berkisar antara 74% hingga 76%. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap objek-objek baru yang tidak pernah dilihat sebelumnya selama proses training.

Kemampuan sistem untuk mendeteksi apel Fuji meskipun tidak ada dalam dataset training dapat dijelaskan melalui beberapa faktor teknis yang mendasar. Pertama, model deep learning seperti YOLO atau CNN yang digunakan dalam sistem ini bekerja dengan mengekstraksi fitur-fitur visual fundamental dari objek, seperti bentuk bulat, tekstur permukaan, gradasi warna, dan pola pencahayaan pada permukaan melengkung. Fitur-fitur ini bersifat universal dan dimiliki oleh semua jenis apel, tidak terbatas pada

varietas tertentu dalam dataset training. Ketika model dilatih dengan berbagai sampel apel dari varietas lain, ia secara implisit belajar mengenali karakteristik umum apel sebagai sebuah kategori objek, bukan hanya menghafal penampilan spesifik dari varietas tertentu.

Hasil ini juga memvalidasi keberhasilan proses training dalam menghindari overfitting. Overfitting terjadi ketika model terlalu menghafal detail spesifik dari data training dan gagal menggeneralisasi ke data baru. Fakta bahwa sistem dapat mendeteksi apel Fuji yang tidak ada dalam dataset dengan confidence tinggi menunjukkan bahwa model tidak overfitting dan telah berhasil mempelajari representasi yang lebih umum dan transferable. Teknik-teknik regularisasi seperti dropout, batch normalization, dan data augmentation yang diterapkan selama training berkontribusi pada kemampuan generalisasi ini.