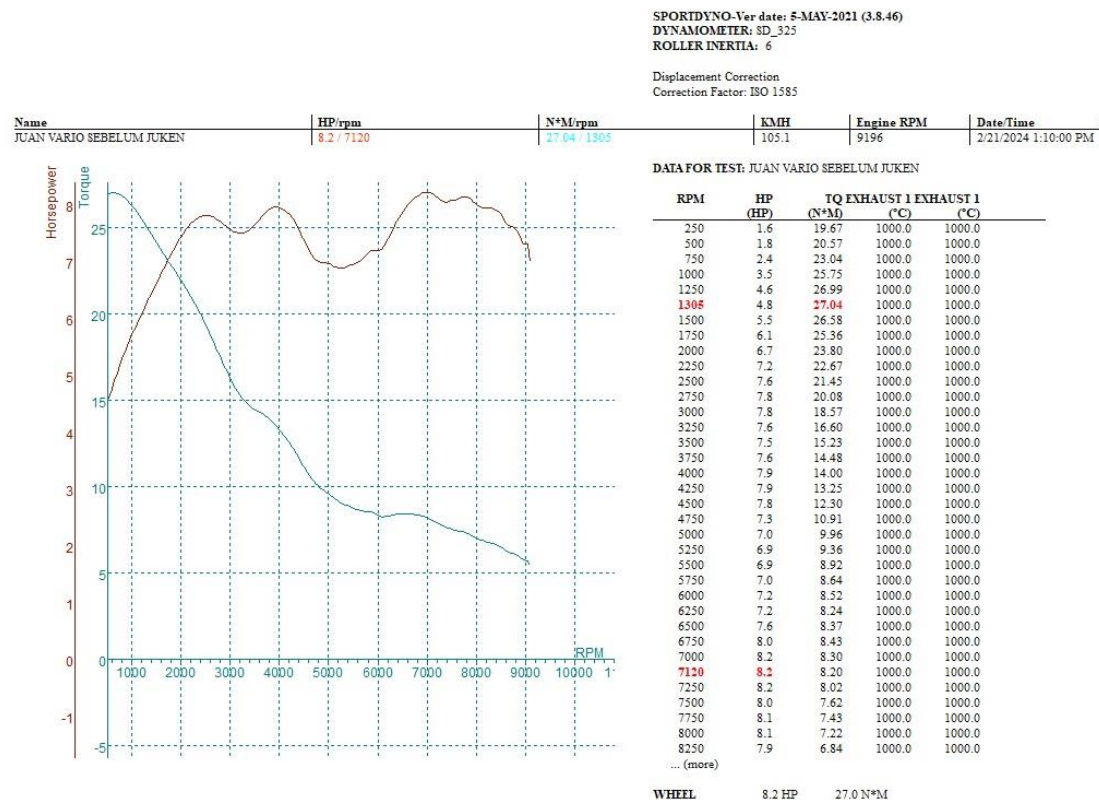


4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Spesifikasi Awal Kendaraan

Pada tahap ini akan dilakukan pengambilan data awal pada spesifikasi kendaraan sebelum dipasang ECU Juken. Dalam tahap inisiasi, akan dilakukan analisis terhadap karakteristik dari torsi dan daya motor Honda Vario 125. Hal ini dilakukan dengan merujuk pada data teknis dan spesifikasi mesin yang disediakan oleh pabrikan, serta melakukan studi literatur terkait. Data tersebut dapat mencakup informasi seperti rentang torsi, rentang daya, putaran maksimum, dan lain sebagainya. Selain itu, tahap inisiasi juga melibatkan pengumpulan data hasil dyno test. Dyno test merupakan metode pengujian di mana mesin kendaraan ditempatkan pada alat dyno yang memungkinkan pengukuran dan pencatatan performa mesin secara akurat.

Grafik hasil dyno test adalah representasi visual dari karakteristik torsi dan daya mesin pada berbagai putaran mesin. Grafik ini menunjukkan perubahan torsi dan daya seiring dengan peningkatan putaran mesin. Dalam tahap inisiasi, grafik hasil dyno test digunakan sebagai acuan awal untuk memahami karakteristik mesin Honda Vario 125. Grafik tersebut dapat menunjukkan pola perubahan torsi dan daya, seperti titik puncak torsi, putaran maksimum torsi, dan penurunan torsi pada putaran mesin tertentu. Selain itu, grafik juga dapat memberikan gambaran tentang performa mesin pada rentang putaran mesin yang berbeda. Informasi yang diperoleh dari grafik hasil dyno test sangat berharga dalam tahap inisiasi karena dapat digunakan sebagai referensi untuk mengidentifikasi area-area yang perlu ditingkatkan atau dioptimalkan melalui pengaturan parameter ECU Juken.



Gambar 4. 1 Grafik Dyno Test Sebelum Pemasangan Juken

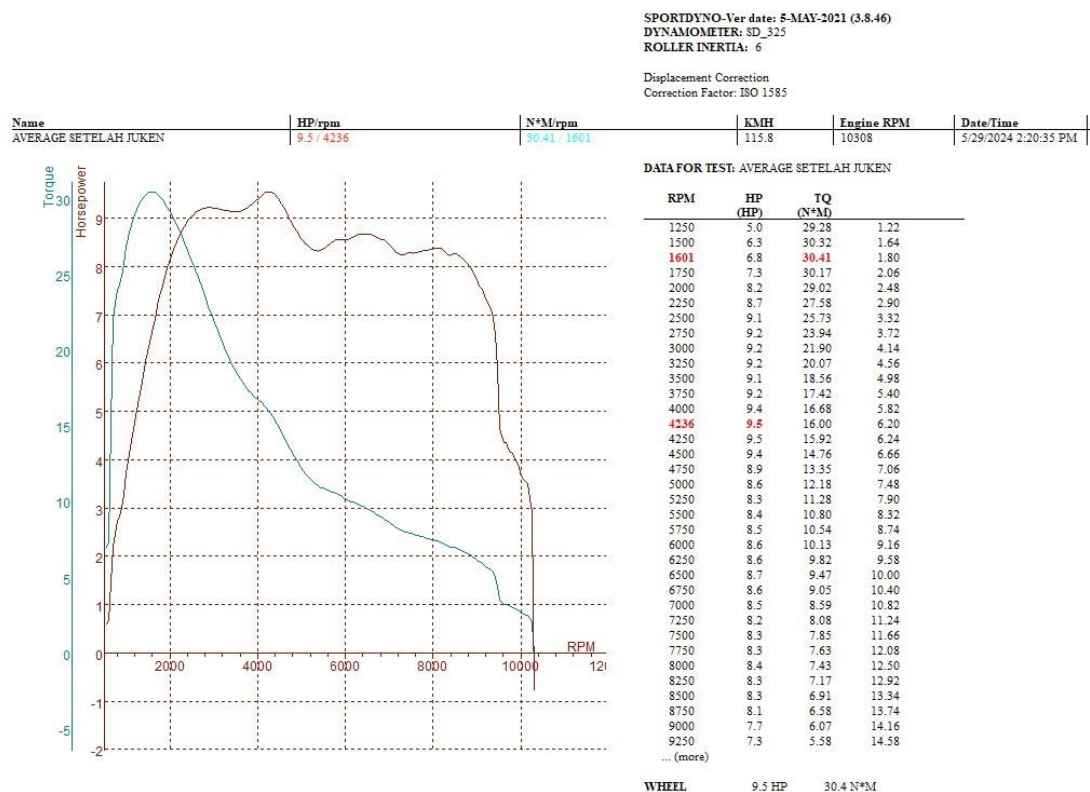
Tabel 4. 1 Data Daya dan Torsi Sebelum Pemasangan ECU Juken

Daya (HP)	Torsi (Nm)
8.2	27.04

Pada Gambar 4.1 dan Tabel 4.1 dapat dilihat untuk grafik serta data daya dan torsi awal kendaraan honda vario 125cc. Dimana pada data yang terlampir di atas merupakan kondisi motor sebelum dilakukan pemasangan ECU Juken, sehingga kondisi motor bisa dibilang dalam kondisi standard pabrik.

4.2 Pengambilan Data Setelah Pemasangan ECU Juken

Pada proses ini akan melakukan pengambilan data kembali untuk melihat daya dan torsi kendaraan apakah ada perubahan atau tidak dan bila ada maka berapa banyak. Pada pengambilan data ini juga perlu diketahui bahwa parameter-parameter pada ECU Juken tidak ada yang diubah dan dalam kondisi *default* atau standard nya ECU juken.



Gambar 4. 2 Grafik Dyno Test Setelah Pemasangan Juken

Tabel 4. 2 Data Daya dan Torsi Setelah Pemasangan ECU Juken

Daya (HP)	Torsi (Nm)
9.5	30.41

Tabel 4. 3 Data Daya dan Torsi Persentase Kenaikan Setelah Pemasangan Juken

	Sebelum Juken	Sesudah Juken	Perubahan (%)
Daya (HP)	8.2	9.5	15.85%
Torsi (Nm)	27.04	30.41	12.46%

Setelah dilakukan pemasangan ECU Juken dapat dilihat pada Tabel 4.3 bahwa kenaikan daya 15.85% dan torsi 12.46%. Dari data terakhir ini kita akan menargetkan kenaikan 5-10% setelah dilakukan pengoptimalan ulang dengan bantuan *Neural Network* dengan metode

Genetic Algorithm dan *Particle Swarm Optimization*. Dimana pada pengambilan data berikutnya kita akan melakukan perubahan pada *Ignition Timing*, *Ignition Dwell*, dan *Injection Timing*. Dari data-data yang nanti didapatkan pada kombinasi-kombinasi tiap parameter maka data tersebut akan diolah dengan *Neural Network* untuk mendapatkan nilai MSE terbaik, lalu akan dioptimasi pada *Genetic Algorithm* dan *Particle Swarm Optimization*. Berikut kondisi nilai default pada juken di tiap parameter nya

Tabel 4. 4 Nilai Ignition Timing Kondisi Default 90% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	8.0	90	5000	25.0
90	1500	8.0	90	5500	25.0
90	2000	8.0	90	6000	25.0
90	2500	11.0	90	6500	25.0
90	3000	15.0	90	7000	25.0
90	3500	19.0	90	7500	28.0
90	4000	22.0	90	8000	31.0
90	4500	24.0			

Tabel 4. 5 Nilai Ignition Timing Kondisi Default 100% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	8.0	100	5000	25.0
100	1500	8.0	100	5500	25.0
100	2000	8.0	100	6000	25.0
100	2500	11.0	100	6500	25.0
100	3000	15.0	100	7000	25.0
100	3500	19.0	100	7500	28.0
100	4000	22.0	100	8000	31.0
100	4500	24.0			

Tabel 4. 6 Nilai Ignition Dwell Kondisi Default

RPM	Value (ms)	RPM	Value (ms)
1000	9.20	3250	3.30
1250	8.80	3500	3.00
1500	8.40	3750	3.00
1750	8.00	4000	3.00
2000	7.20	4250	3.00
2250	6.00	4500	3.00
2500	5.20	4750	3.00
2750	4.40	5000	3.00
3000	3.60		

Tabel 4. 7 Nilai Injector Timing Kondisi Default 90% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	328	90	3000	229
90	1250	316	90	3250	217
90	1500	303	90	3500	204
90	1750	291	90	3750	192
90	2000	279	90	4000	179
90	2250	266	90	4250	164
90	2500	254	90	4500	147
90	2750	242	90	4750	128

Tabel 4. 8 Lanjutan Nilai Injector Timing Kondisi Default 90% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	5000	109	90	7000	0
90	5250	89	90	7250	0
90	5500	69	90	7500	0
90	5750	51	90	7750	0
90	6000	33	90	8000	0
90	6250	18	90		
90	6500	5	90		
90	6750	0	90		

Tabel 4. 9 Nilai Injector Timing Kondisi Default 100% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	328	100	3000	229
100	1250	316	100	3250	217
100	1500	303	100	3500	204
100	1750	291	100	3750	192
100	2000	279	100	4000	179
100	2250	266	100	4250	164
100	2500	254	100	4500	147
100	2750	242	100	4750	128

Tabel 4. 10 Lanjutan Nilai Injector Timing Kondisi Default 100% TPS

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	5000	109	100	7000	0
100	5250	89	100	7250	0
100	5500	69	100	7500	0
100	5750	51	100	7750	0
100	6000	33	100	8000	0
100	6250	18	100		
100	6500	5	100		
100	6750	0	100		

4.3 Pengambilan Data dari Perubahan Setiap Parameter

Pada proses ini kita tampilkan untuk dapat mengetahui bagaimana efek-efek yang dihasilkan untuk perubahan pengaturan parameter-parameter tersebut. Perubahan parameter pertama yaitu waktu pengapian atau *Ignition Timing* pada mesin kendaraan merupakan proses kritis dalam mengoptimalkan performa mesin. Waktu pengapian adalah momen krusial saat busi memicu percikan api yang membakar campuran udara dan bahan bakar dalam ruang bakar mesin. Ketepatan waktu pengapian memastikan bahwa pembakaran terjadi pada titik yang paling optimal dalam siklus mesin, memaksimalkan tenaga yang dihasilkan dan efisiensi bahan bakar. Dalam proses ini, ECU Juken memainkan peran vital dengan mengatur waktu pengapian berdasarkan sejumlah variabel, termasuk putaran mesin, beban kerja mesin, dan suhu operasional. Pengaturan yang tepat pada waktu pengapian bisa memiliki dampak yang signifikan pada performa mesin. Ketika waktu pengapian diatur secara presisi, mesin mampu menghasilkan tenaga yang lebih besar dan torsi yang lebih tinggi, terutama pada rentang putaran tertentu. Pada penelitian ini kita akan menggunakan batasan perubahan pada Ignition Timing -2, -1, +1, +2, +3 derajat dari data awal Juken.

Parameter berikutnya yaitu *Ignition Dwell*, *Ignition Dwell* sendiri adalah pengaturan yang mengontrol durasi arus listrik yang dialirkan ke koil pengapian sebelum menciptakan loncatan api di busi. Pengaturan ini mempengaruhi kinerja mesin dengan memastikan loncatan api yang optimal untuk pembakaran bahan bakar yang efisien. Pada penelitian ini perubahan *Ignition Dwell* kita hanya menggunakan +0.5, +1, +1.5, +2 dengan satuan ms (milidetik). *Ignition Dwell* sendiri ada dua macam tergantung dari Juken yang kita gunakan, untuk penelitian ini saya menggunakan *Dwell Time* dimana memiliki fungsi mengatur periode waktu di mana arus listrik mengalir melalui kumparan pengapian sebelum percikan api terjadi. *Dwell time* yang optimal

memastikan bahwa kumparan memiliki cukup waktu untuk mengisi arus yang cukup untuk menghasilkan percikan yang kuat.

Parameter yang terakhir yaitu *Injector Timing*, *Injector timing* pada Juken yang menggunakan satuan derajat mengacu pada waktu dalam siklus mesin ketika injektor bahan bakar mulai menyemburkan bahan bakar ke dalam silinder. Ini biasanya diukur dalam derajat rotasi poros engkol (*crankshaft degrees*) relatif terhadap posisi piston, seperti sebelum atau setelah Titik Mati Atas (TMA) atau Titik Mati Bawah (TMB). Pada penelitian ini perubahan Injector Timing dengan batasan -10, +10, +20, +30 derajat.

Tabel 4. 11 Data Daya dan Torsi Pengubahan Hanya Pada Ignition Timing

	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (milisekon)	Injector Timing (derajat)
Input	-1	0	0
Daya (HP)	10		
Torsi (Nm)	33.14		

Tabel 4. 12 Data Daya dan Torsi Pengubahan Hanya Pada Ignition Dwell

	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (milisekon)	Injector Timing (derajat)
Input	0	+1.5	0
Daya (HP)	10.1		
Torsi (Nm)	32.65		

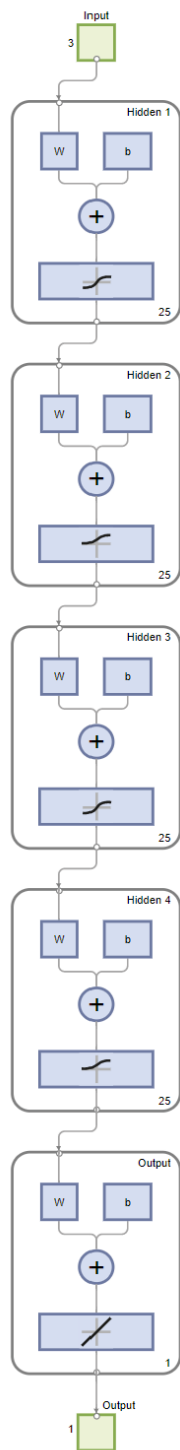
Tabel 4. 13 Data Daya dan Torsi Pengubahan Hanya Pada Injector Timing

	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (milisekon)	Injector Timing (derajat)
Input Value Juken	0	0	30
Daya (HP)	9.7		
Torsi (Nm)	31.94		

Pada Tabel 4.11 hingga 4.13 dapat di lihat bahwa perubahan pada tiap parameter juga dapat membuat perubahan pada hasil daya dan torsi, pada tabel diatas merupakan hanya salah satu data dari pengambilan data yang kita lakukan. Data diatas dapat membantu kita memahami seberapa pentingnya pengaturan setiap parameter yang paling tepat agar dapat membuat kinerja mesin menjadi semakin optimal dan maksimal. Perlu diketahui bahwa data yang tertera diatas hanya dilakukan pengubahan pada satu parameter dari masing-masing data jadi bila *Ignition Timing* diubah maka *Ignition Dwell* dan *Injector Timing* dalam posisi default atau standart Juken tersebut. Pengambilan data akan dilanjutkan dengan melakukan kombinasi dari setiap parameter nya.

4.4 Neural Network

Pada penelitian yang dilakukan, metode yang digunakan untuk mengolah data daya dan torsi adalah metode *Neural Network* (NN). Dengan menggunakan metode NN, upaya yang dilakukan adalah mendapatkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil. Untuk mencapai hasil yang presisi dan akurat, serangkaian pertimbangan penting muncul, termasuk konfigurasi lapisan tersembunyi, jumlah neuron yang bertugas memproses data, pemilihan fungsi transfer yang sesuai, dan implementasi metodologi pelatihan yang efektif. Pendekatan komprehensif ini tidak hanya menekankan pentingnya NN dalam analisis data, tetapi juga menyoroti interaksi berbeda dari elemen-elemen penyusunnya dalam mengoptimalkan hasil MSE. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan konfigurasi yang terdiri dari empat lapisan tersembunyi, dilengkapi dengan penggunaan fungsi transfer tansig dan logsig. Alasan pemilihan tansig dan logsig berasal dari keberadaan nilai negatif dalam data yang dianalisis. Selain itu, metode pelatihan Levenberg-Marquardt (LM) yang banyak digunakan juga diterapkan. Kombinasi ini secara konsisten teramati menghasilkan nilai MSE terendah sepanjang tahap pemrosesan data, menekankan efektivitasnya dalam mencapai hasil optimal dalam konteks studi ini. Tabel 4.14 menampilkan hasil MSE setelah pemrosesan dengan NN, sedangkan pada Gambar 4.5 dan 4.6 menampilkan grafik error. Harapannya adalah bahwa hasil yang diproses oleh NN akan mendorong hasil prediksi *Genetic Algorithm* (GA) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) menuju optimalitas, mengingat nilai MSE yang rendah secara signifikan.

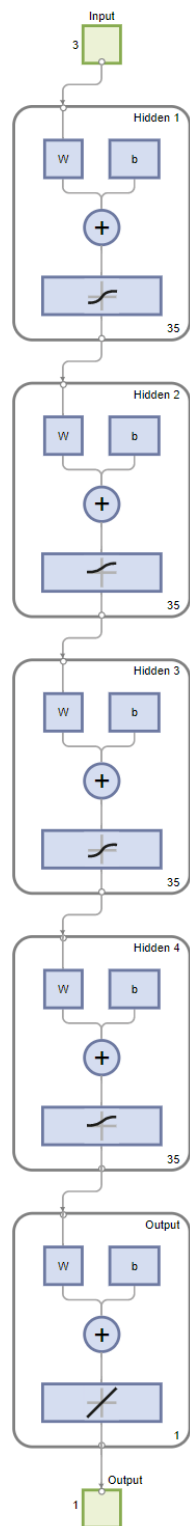


Gambar 4. 3 Diagram NetNew Daya

Pada Gambar 4.3 dapat kita pisah menjadi 3 bagian utama yaitu Input Layer, Hidden Layer, dan Output Layer. Pada Input dapat dilihat pada kotak paling atas berwarna hijau dan terdapat angka 3 yang berartikan memiliki 3 input data. Pada kotak berikutnya masuk pada Hidden Layer pertama yaitu terdapat w (*weights*) dan b (*biases*). *Weights* adalah parameter yang menghubungkan neuron dari lapisan input ke neuron di hidden layer ini, setiap *weight* menentukan seberapa besar pengaruh sebuah neuron di lapisan sebelumnya terhadap neuron di lapisan ini. Bias adalah nilai yang ditambahkan ke *weighted sum* dari input sebelum diteruskan ke fungsi aktivasi, Bias membantu jaringan dalam mempelajari pergeseran dalam data. Lalu selanjutnya terdapat simbol $+$ yaitu *Summation* dimana ini menunjukkan operasi penjumlahan antara *weighted input* dan bias. Terakhir simbol $\sim$ dimana ini adalah *Activation Function*, fungsi aktivasi memperkenalkan non-linearitas. Pada lapisan ini, bisa menggunakan tansig atau logsig sesuai dengan konfigurasi di kode. Pada diagram di atas 4 *Hidden Layer* dimana pada *Hidden Layer* ke-1 dan ke-3 menggunakan *Activation Function* Tansig, *Hidden Layer* ke-2 dan ke-4 menggunakan Logsig, serta untuk jumlah neuron yang digunakan adalah 25 neuron pada masing-masing *Hidden Layer*. *Output* dari *Hidden Layer* pertama akan dimasukkan sebagai nilai input pada *hidden layer* selanjutnya hingga mencapai hidden layer ke-4.

Pada bagian terakhir yaitu Output Layer terdapat juga w (*weights*) dan b (*biases*), *Weights* di sini menghubungkan neuron dari hidden layer terakhir ke neuron di lapisan output. Bias ditambahkan ke *weighted sum* dari neuron terakhir sebelum fungsi aktivasi. Terdapat simbol $+$ yang berarti menunjukkan operasi penjumlahan antara *weighted input* dari hidden layer terakhir dan bias. Terdapat angka 1 pada kotak hijau yang menandakan terdapat 1 neuron pada lapisan *output*, yang berarti menghasilkan 1 nilai output pada jaringan.

Nilai output yang didapatkan adalah berupa nilai NetNew atau bisa terbilang sebagai nilai *Mean Squared Error* yang dapat dilihat pada tabel 4.14.

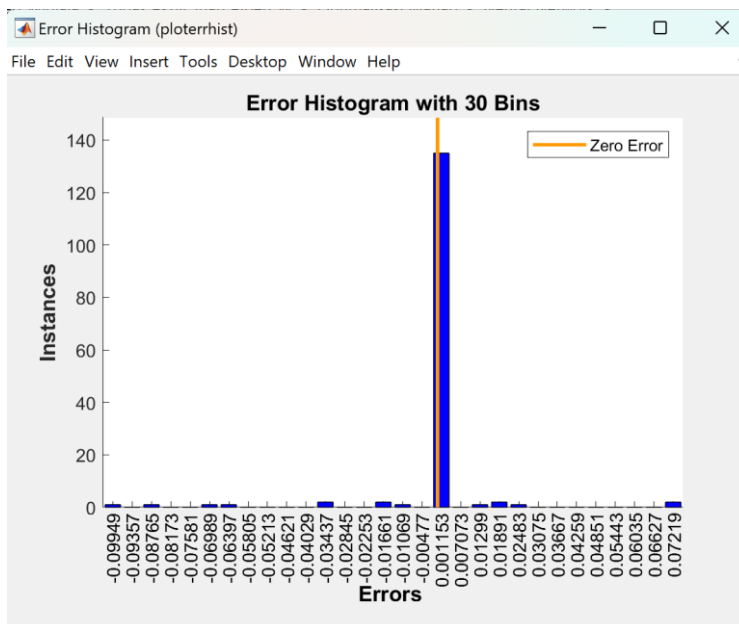


Gambar 4. 4 Diagram NetNew Torsi

Pada Gambar 4.4 memiliki penjelasan yang sama seperti Gambar 4.3 hanya saja pada 4.4 kita mencari *Mean Squared Error* terkecil pada data torsi. Pada data torsi kita bisa mendapatkan nilai error terkecil dengan menggunakan 35 neuron pada setiap hidden layer nya lalu menggunakan *Activation Function* yang sama pada data daya yaitu tansig, logsig, tansig, logsig. Nilai output yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.14.

Tabel 4. 14 Hasil Mean Squared Error (MSE)

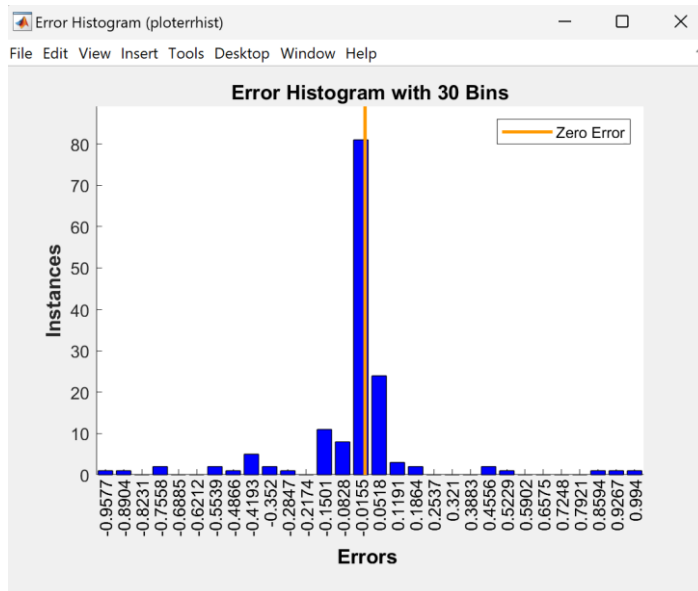
Daya	Torsi
0,00028796	0,0595



Gambar 4. 5 Diagram Error MSE Daya

Pada Gambar 4.5 dapat dilihat mengenai Error Histogram dimana pada gambar tersebut dapat menunjukkan distribusi error dari prediksi jaringan neural terhadap data aktual. Pada sumbu x (Errors) menunjukkan nilai error yang terjadi antara prediksi dan nilai aktual, Nilai-nilai ini mencakup rentang dari sekitar -0.09949 hingga 0.07219. Pada sumbu y (Instances) menunjukkan jumlah kejadian atau frekuensi setiap rentang error, semakin tinggi batang, semakin sering error dalam rentang tersebut terjadi. Garis vertikal berwarna orange tersebut menunjukkan "Zero Error" yaitu menunjukkan posisi di mana error adalah nol (prediksi tepat sama dengan nilai aktual). Dari Histogram ini dapat diketahui bahwa model neural network ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi, karena sebagian besar prediksi memiliki error yang kecil.

Distribusi error yang sangat sempit di sekitar nol menunjukkan bahwa model telah berhasil dilatih dengan baik. Jumlah instance dengan error dekat nol yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model cukup andal untuk kebanyakan prediksi. Error yang lebih besar bisa dikatakan jarang dimana menunjukkan bahwa model hanya sesekali membuat prediksi yang jauh dari nilai aktual.



Gambar 4. 6 Diagram Error MSE Torsi

Pada Gambar 4.6 Error Histogram yang didapatkan sedikit berbeda dengan dengan milik daya, dimana range nilai error pada torsi lebih luas. Nilai-nilai ini mencakup rentang dari sekitar -0.9577 hingga 0.994. Dari histogram ini, dapat diketahui bahwa model neural network ini memiliki tingkat akurasi yang cukup baik, meskipun ada sedikit lebih banyak variasi dalam error. Distribusi error yang lebih lebar dibandingkan histogram sebelumnya menunjukkan bahwa meskipun banyak prediksi yang sangat mendekati nilai aktual, ada beberapa prediksi yang memiliki error lebih besar. Jumlah instance dengan error dekat nol yang cukup tinggi menunjukkan bahwa model cukup andal untuk kebanyakan prediksi.

Setelah mendapatkan nilai *Mean Squared Error* terkecil kita perlu melakukan penyimpanan data netnew atau nilai error tersebut untuk digabung dalam 1 folder sendiri, lalu data yang kita simpan tersebut akan kita masukkan pada folder *Genetic Algorithm* serta folder *Particle Swarm Optimization*.

4.5 Optimasi Daya dan Torsi Pada *Genetic Algorithm*

Mengoptimalkan daya dan torsi pada Honda Vario 125cc menggunakan *Genetic Algorithm* (GA), memerlukan fokus pada pencapaian nilai rendah *Mean Squared Error* (MSE) yang memegang peranan utama. Pada skenario pertama, eksplorasi dilakukan dengan menggunakan mode *Roulette Wheel*, *Tournament*, dan *Random* untuk meningkatkan kinerja optimasi pada GA, dimana pada setiap mode akan kita lakukan sebanyak 10 kali. Proses ini dilakukan dengan seleksi iterasi yang akan menghasilkan 'BestSol' terbaik. 'BestSol' terbaik adalah dimana prediksi daya dan torsi dari hasil simulasi menghasilkan angka yang paling tinggi.

Tabel 4. 15 Hasil 'BestSol' Pada Mode *Roulette Wheel*

Roulette Wheel				
BestSol			Prediksi Daya (HP)	Prediksi Torsi (Nm)
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17

Tabel 4. 16 Hasil 'BestSol' Pada Mode *Tournament*

Tournament				
BestSol			Prediksi Daya (HP)	Prediksi Torsi (Nm)
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19

0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17

Tabel 4. 17 Hasil 'BestSol' Pada Mode Random

Random				
BestSol			Prediksi Daya (HP)	Prediksi Torsi (Nm)
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,2458	0,0975	0,2913	9,88	34,19
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17
0,682	0	1	10,06	34,17

Rumus Normalisasi Ignition Timing

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - (-2)}{3 - (-2)}$$

Rumus Normalisasi Ignition Dwell

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - 0}{2 - 0}$$

Rumus Normalisasi Injector Timing

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - (-10)}{30 - (-10)}$$

Pada rumus normalisasi x adalah nilai yang kita dapatkan dari hasil optimasi GA dan PSO lalu x akan di kurangi dengan 0 yaitu batas min untuk angka normalisasi lalu dibagi dengan 1-0

yang berarti batas max dikurangi batas min angka normalisasi. Lalu y adalah nilai input yang kita cari yang akan dikurangi dengan batas minimum untuk setiap parameter yang dicari, sebagai contoh disini ignition timing memiliki batas atas 3 dan batas bawah -2 yang berarti $y - (-2)$ lalu dibagi dengan $3 - (-2)$ dan seterusnya berlaku untuk parameter lainnya.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa metode *Random* memberikan nilai rata-rata yang paling optimal, dimana didapatkan rata-rata daya dan torsi yang paling tinggi dari 10 kali simulasi tiap mode pelatihan. Nilai BestSol kemudian dinormalisasi menggunakan rumus persamaan normalisasi dimana pada eksperimen ini kita akan menggunakan 'BestSol' 0.682, 0, dan 1. Selanjutnya nilai 'BestSol' yang kita gunakan perlu kita masukkan dalam rumus persamaan untuk menormalisasi kembali angka pada data telah didapatkan. Pada nilai 'BestSol' tersebut, angka pertama yaitu untuk *Ignition Timing*, lalu angka kedua untuk *Ignition Dwell*, dan angka ketiga untuk *Injector Timing*. Pada rumus persamaan kita juga perlu memperhatikan *range* batasan bawah dan atas dari tiap parameter yang kita ubah, sebagai contoh pada *Ignition Timing* batasan yang kita gunakan yaitu -2 dan +3 sehingga pada rumus persamaan akan menjadi $y = 5x - 2$, dimana nilai x tersebut adalah angka 'BestSol' yaitu 0.682. Sehingga $y = 1.41$ dan dibulatkan menjadi 1.5 yang dimana artinya pada *Ignition Timing* akan dilakukan perubahan menjadi +1.5 derajat dari angka *default* Juken tersebut. Pada *Ignition Dwell* normalisasi yang dilakukan hanya tinggal melakukan pengkalian dengan batas atas yaitu +2 pada perubahan parameter tersebut dikarenakan batas bawah *Ignition Dwell* yaitu angka 0 atau *default* dari juken tersebut sehingga rumus persamaan menjadi $y = 2x$. Pada *Injector Timing* juga dilakukan normalisasi dengan cara yang sama namun rumus persamaan nya menjadi $y = 40x - 10$, hal ini dikarenakan perbedaan batasan dimana batas bawah -10 dan batas atas +30. Setelah semua nilai 'BestSol' dimasukkan dalam rumus persamaan maka kita akan mendapatkan nilai pengoptimalan yang didapatkan dari *Genetic Algorithm* dan digunakan untuk di implementasikan pada Juken tersebut.

4.6 Optimasi Daya dan Torsi Pada *Particle Swarm Optimization*

Mengoptimalkan daya dan torsi pada Honda Vario 125cc menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO), memerlukan fokus pada pencapaian nilai rendah *Mean Squared Error* (MSE) yang memegang peranan utama. Pada simulasi ini akan saya menggunakan 250 partikel dan 75 iterasi dilakukan sebanyak 10 kali untuk memperoleh hasil 'GBest' yang maksimal. 'GBest' terbaik adalah dimana prediksi daya dan torsi dari hasil simulasi menghasilkan angka yang paling tinggi.

Tabel 4. 18 Hasil 'GBest' Pada Simulasi Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization				
GBest			Prediksi Daya (HP)	Prediksi Torsi (Nm)
0,9483	0	1	10,03	31,54
0	1	0,4845	10,03	31,23
0,1018	0	1	9,94	33,28
0,6369	0	1	10,07	33,85
0,4495	0,2415	0	10,07	31,28
1	0	1	10,00	31,69
1	0	1	10,00	31,69
0,6088	0	1	10,07	33,43
0,2284	0,1027	0,2813	9,93	34,10
0,1669	0,0321	0,2654	10,08	33,61

Rumus Normalisasi Ignition Timing

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - (-2)}{3 - (-2)}$$

Rumus Normalisasi Ignition Dwell

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - 0}{2 - 0}$$

Rumus Normalisasi Injector Timing

$$\frac{x - 0}{1 - 0} = \frac{y - (-10)}{30 - (-10)}$$

Pada rumus normalisasi x adalah nilai yang kita dapatkan dari hasil optimasi GA dan PSO lalu x akan di kurangi dengan 0 yaitu batas min untuk angka normalisasi lalu dibagi dengan 1-0 yang berarti batas max dikurangi batas min angka normalisasi. Lalu y adalah nilai input yang kita cari yang akan dikurangi dengan batas minimum untuk setiap parameter yang dicari, sebagai contoh disini ignition timing memiliki batas atas 3 dan batas bawah -2 yang berarti y-(-2) lalu dibagi dengan 3-(-2) dan seterusnya berlaku untuk parameter lainnya.

Pada hasil simulasi PSO sebanyak 10 kali didapatkan hasil prediksi daya dan torsi terbaik yaitu mendapatkan nilai 'GBest' 0.1669, 0.0321, 0.2654. Nilai 'GBest' yang kita dapatkan juga perlu untuk dinormalisasi dengan menggunakan rumus persamaan yang kita gunakan juga pada *Genetic Algorithm*, Pada nilai 'GBest' tersebut, angka pertama yaitu untuk *Ignition Timing*, lalu angka kedua untuk *Ignition Dwell*, dan angka ketiga untuk *Injector Timing*. Setelah melakukan normalisasi nilai 'GBest' dan mendapatkan nilai optimasi maka angka yang didapatkan tersebut dapat di implementasikan pada Juken.

4.8 Implementasi Hasil Optimasi Dari *Genetic Algorithm*

Pada bagian ini, akan membahas implementasi hasil optimasi menggunakan *Genetic Algorithm* (GA). Optimasi dilakukan untuk mendapatkan solusi terbaik yang dapat meningkatkan performa sistem yang diteliti. Metode GA dan PSO dipilih karena kemampuan mereka dalam menangani masalah optimasi non-linear kompleks dengan baik. Pada implementasi ini akan menggunakan nilai input dari hasil optimasi GA dimana diambil nilai prediksi terbaik yaitu 10.06 Hp pada daya dan 34.17 Nm pada torsi

Tabel 4. 19 Nilai Input Hasil Optimasi Genetic Algoritim

Parameter	Ignition Timing	Ignition Dwell	Injector Timing
BestSol	0.682	0	1
Rumus Normalisasi	$y=5x-2$	$y=2x$	$y=40x-10$
Y=	1.41	0	30
Pembulatan Input	1.5 (derajat)	0 (milisekon)	30 (derajat)

Pada tabel 4.19 dapat dilihat untuk hasil dari optimasi *Genetic Algoritim* yang dimana nilai y merupakan nilai input yang akan dimasukkan pada juken. Pada kolom angka pertama yakni merupakan input nilai untuk parameter *Ignition Timing* yaitu +1.5 derajat dari kondisi default juken, pada kolom kedua merupakan input nilai untuk *Ignition Dwell* yaitu 0ms sehingga tidak ada perubahan dari parameter Dwell, pada kolom ketiga merupakan input nilai untuk *Injector Timing* yaitu +30 derajat dari kondisi default juken. Setelah mengetahui nilai input maka langsung akan dilakukan pengujian melalui dyno test dengan nilai input yang didapatkan tersebut. Berikut untuk kondisi nilai value yang telah di input kedalam juken dapat dilihat pada tabel 4.20 hingga tabel 4.26.

Tabel 4. 20 Input Ignition Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	9.5	90	5000	26.5
90	1500	9.5	90	5500	26.5
90	2000	9.5	90	6000	26.5
90	2500	12.5	90	6500	26.5
90	3000	16.5	90	7000	26.5
90	3500	20.5	90	7500	29.5
90	4000	23.5	90	8000	32.5
90	4500	25.5			

Tabel 4. 21 Input Ignition Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	9.5	100	5000	26.5
100	1500	9.5	100	5500	26.5
100	2000	9.5	100	6000	26.5
100	2500	12.5	100	6500	26.5
100	3000	16.5	100	7000	26.5
100	3500	20.5	100	7500	29.5
100	4000	23.5	100	8000	32.5
100	4500	25.5			

Tabel 4. 22 Input Ignition Dwell Hasil Optimasi GA

RPM	Value (ms)	RPM	Value (ms)
1000	9.20	3250	3.30
1250	8.80	3500	3.00
1500	8.40	3750	3.00
1750	8.00	4000	3.00
2000	7.20	4250	3.00
2250	6.00	4500	3.00
2500	5.20	4750	3.00
2750	4.40	5000	3.00
3000	3.60		

Tabel 4. 23 Input Injector Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	358	90	3000	259
90	1250	346	90	3250	247
90	1500	333	90	3500	234
90	1750	321	90	3750	222
90	2000	309	90	4000	209
90	2250	296	90	4250	194
90	2500	284	90	4500	177
90	2750	272	90	4750	158

Tabel 4. 24 Lanjutan Input Injector Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	5000	139	90	7000	30
90	5250	119	90	7250	30
90	5500	99	90	7500	30
90	5750	81	90	7750	30
90	6000	63	90	8000	30
90	6250	48			
90	6500	35			
90	6750	30			

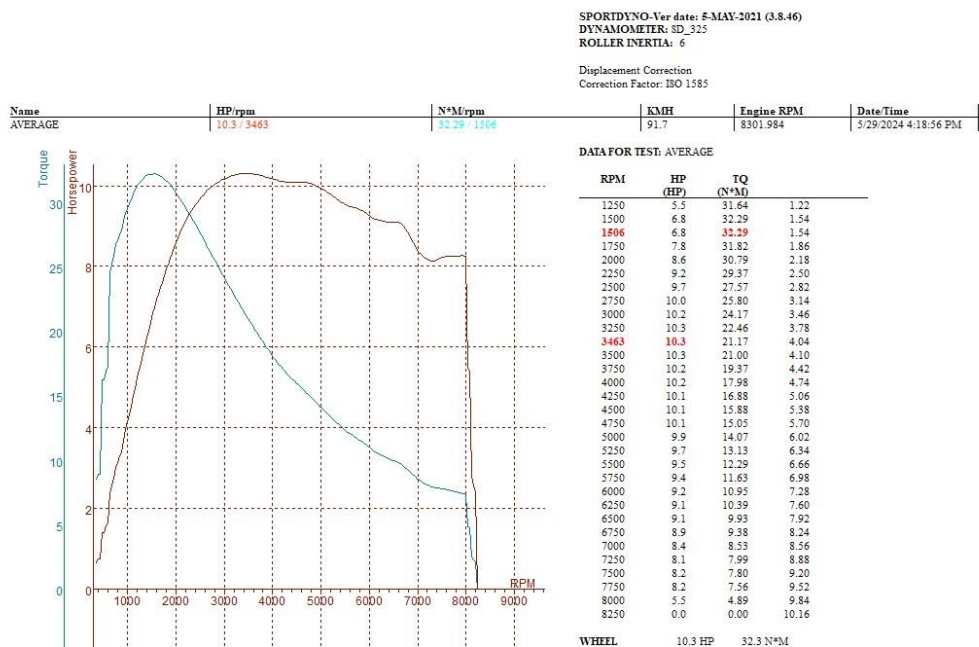
Tabel 4. 25 Input Injector Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	358	100	3000	259
100	1250	346	100	3250	247
100	1500	333	100	3500	234
100	1750	321	100	3750	222
100	2000	309	100	4000	209
100	2250	296	100	4250	194
100	2500	284	100	4500	177
100	2750	272	100	4750	158

Tabel 4. 26 Lanjutan Input Injector Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi GA

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	5000	139	100	7000	30
100	5250	119	100	7250	30
100	5500	99	100	7500	30
100	5750	81	100	7750	30
100	6000	63	100	8000	30
100	6250	48	100		

100	6500	35	100
100	6750	30	100



Gambar 4. 7 Grafik Dyno Test Optimasi GA

Pada hasil *dyno test* dapat dilihat bahwa hasil optimasi dari *Genetic Algorithm* dapat melampaui dari nilai prediksi dimana pada data tersebut mendapatkan nilai daya sebesar 10.3 HP dan torsi sebesar 32.3 Nm.

Tabel 4. 27 Input Value Parameter Juken Hasil Optimasi Genetic Algorithm

Parameter	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (ms)	Injector Timing (derajat)
Input Value Juken	+1.5	+0	+30

Tabel 4. 28 Perbandingan Nilai Prediksi dan Aktual Genetic Algorithm

Prediksi Daya dan Torsi	Aktual Daya dan Torsi	Persentase Kenaikan Daya dan Torsi	Error Prediksi dan Aktual
10.06 Hp	10.27 Hp	8.11%	2.05%
34.17 Nm	32.30 Nm	6.22%	5.79%

Pada pengujian ini bisa dikatakan pengubahan parameter dan pengoptimalan dengan metode *Genetic Algorithm* berhasil dikarenakan hasil aktual bisa melampaui target diatas 5% dari spesifikasi default juken dimana pada persentase kenaikan pada daya 8.11% dan 6.22% pada torsi. Dimana target yang ditentukan dari awal yaitu, kenaikan daya dan torsi harus 5% keatas dari kondisi default juken. Pada kondisi default juken didapati daya sebesar 9.50 HP dan torsi sebesar 30.41 Nm.

4.9 Implementasi Hasil Dari *Particle Swarm Optimization*

Pada bagian ini, akan membahas implementasi hasil optimasi menggunakan *Particle Swarm Optimazation* (PSO). PSO adalah salah satu algoritma optimasi berbasis populasi yang terinspirasi dari perilaku sosial sekelompok burung atau ikan. Melalui iterasi yang terus-menerus, setiap partikel dalam populasi mencari solusi optimal dengan memanfaatkan informasi dari partikel lain serta pengalamannya sendiri. Pada implementasi ini akan diambil nilai prediksi tertinggi yaitu 10.08 Hp pada daya dan 33.61 Nm pada torsi.

Tabel 4. 29 Nilai Input Hasil Optimasi Particle Swarm Optimization (PSO)

Parameter	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (milisekon)	Injector Timing (derajat)
GBest	0,1669	0,0321	0,2654
Rumus Normalisasi	$y=5x-2$	$y=2x$	$y=40x-10$
Y=	-1.16	0.06	0.61
Pembulatan Input	-1	0,1	1

Pada tabel 4.29 untuk hasil dari optimasi *Particle Swarm Optimization* yang dimana nilai y merupakan nilai input yang akan dimasukkan pada juken. Pada kolom angka pertama yakni merupakan input nilai untuk parameter *Ignition Timing* yaitu -1 derajat dari kondisi default juken, pada kolom kedua merupakan input nilai untuk *Ignition Dwell* yaitu +0.1ms dari kondisi default juken, pada kolom ketiga merupakan input nilai untuk *Injector Timing* yaitu +1 derajat dari kondisi default juken. Setelah mengetahui nilai input maka kita langsung akan melakukan pengujian melalui dyno test dengan nilai input yang didapatkan tersebut.

Tabel 4. 30 Input Ignition Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	7.0	90	5000	24.0
90	1500	7.0	90	5500	24.0
90	2000	7.0	90	6000	24.0
90	2500	10.0	90	6500	24.0
90	3000	14.0	90	7000	24.0
90	3500	18.0	90	7500	27.0
90	4000	21.0	90	8000	30.0
90	4500	23.0			

Tabel 4. 31 Input Ignition Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	7.0	100	5000	24.0
100	1500	7.0	100	5500	24.0
100	2000	7.0	100	6000	24.0
100	2500	10.0	100	6500	24.0
100	3000	14.0	100	7000	24.0
100	3500	18.0	100	7500	27.0
100	4000	21.0	100	8000	30.0
100	4500	23.0			

Tabel 4. 32 Input Ignition Dwell Hasil Optimasi PSO

RPM	Value (ms)	RPM	Value (ms)
1000	9.30	3250	3.40
1250	8.90	3500	3.10
1500	8.50	3750	3.10
1750	8.10	4000	3.10
2000	7.30	4250	3.10
2250	6.10	4500	3.10
2500	5.30	4750	3.10
2750	4.50	5000	3.10
3000	3.70		

Tabel 4. 33 Input Injector Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	1000	329	90	3000	230
90	1250	317	90	3250	218
90	1500	304	90	3500	205
90	1750	292	90	3750	193
90	2000	280	90	4000	180
90	2250	267	90	4250	165
90	2500	255	90	4500	148
90	2750	243	90	4750	129

Tabel 4. 34 Lanjutan Input Injector Timing Kondisi 90% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
90	5000	110	90	7000	1
90	5250	90	90	7250	1
90	5500	70	90	7500	1
90	5750	52	90	7750	1
90	6000	343	90	8000	1
90	6250	19			
90	6500	6			
90	6750	1			

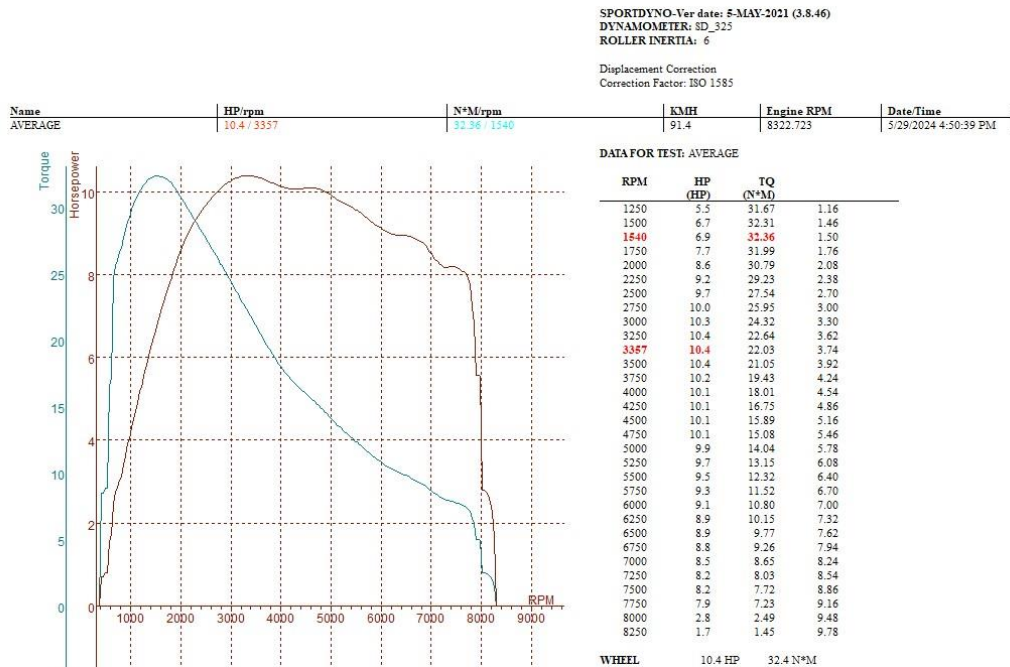
Tabel 4. 35 Input Injector Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	1000	329	100	3000	230
100	1250	317	100	3250	218
100	1500	304	100	3500	205
100	1750	292	100	3750	193
100	2000	280	100	4000	180
100	2250	267	100	4250	165
100	2500	255	100	4500	148
100	2750	243	100	4750	129

Tabel 4. 36 Lanjutan Input Injector Timing Kondisi 100% TPS Hasil Optimasi PSO

TPS (%)	RPM	Value	TPS (%)	RPM	Value
100	5000	110	100	7000	1
100	5250	90	100	7250	1
100	5500	70	100	7500	1
100	5750	52	100	7750	1
100	6000	343	100	8000	1
100	6250	19	100		

100	6500	6	100
100	6750	1	100



Gambar 4. 8 Grafik Dyno Test Optimasi PSO

Pada hasil dyno test dapat dilihat bahwa hasil optimasi dari *Particle Swarm Optimization* dapat melampaui dari nilai prediksi dimana pada data tersebut mendapatkan nilai daya sebesar 10.4 HP dan torsi sebesar 32.36 Nm.

Tabel 4. 37 Perbandingan Prediksi dan Aktual Dari Hasil Optimasi Particle Swarm Optimization

Parameter	Ignition Timing (derajat)	Ignition Dwell (milisekon)	Injector Timing (derajat)
Input Value Juken	-1	+0.1	+1

Tabel 4. 38 Perbandingan Nilai Prediksi dan Aktual Particle Swarm Optimization

Prediksi Daya dan Torsi	Aktual Daya dan Torsi	Persentase Kenaikan Daya dan Torsi	Error Prediksi dan Aktual
10.08 Hp	10.4 Hp	9.47%	3.08%
33.61 Nm	32.36 Nm	6.41%	3.86%

Pada pengujian ini bisa dikatakan pengubahan parameter dan pengoptimalan dengan metode *Particle Swarm Optimization* berhasil dikarenakan hasil aktual bisa melampaui target dari spesifikasi default juken. Dimana target yang ditentukan dari awal yaitu, kenaikan daya dan torsi harus 5% keatas dari kondisi default juken. Pada kondisi default juken didapati daya sebesar 9.50 HP dan torsi sebesar 30.41 Nm.

4.10 Evaluasi Hasil Optimasi *Genetic Algorithm* Dan *Particle Swarm Optimization*

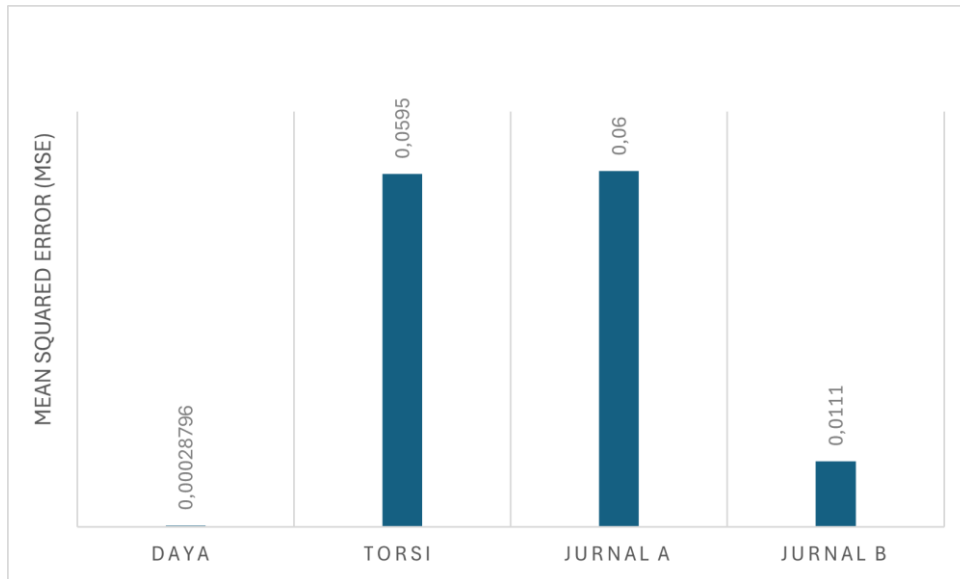
Setelah melakukan implementasi hasil optimasi dari GA dan PSO maka akhir dari penelitian ini yaitu perlu mengetahui perbandingan dari kedua metode yang digunakan, agar dapat mengetahui metode mana yang bisa mendapatkan hasil yang paling optimal. Pada penelitian ini akan membandingkan hasil prediksi dan aktual pada tiap metode serta dapat melampaui target dari juken standard.

Tabel 4. 39 Perbandingan Hasil Optimasi Daya GA dan PSO

Genetic Algorithm				Particle Swarm Optimization			
Prediksi	Aktual	Error (%)	Kenaikan (%)	Prediksi	Aktual	Error (%)	Kenaikan (%)
Daya (HP)		2.05	8.11	Daya (HP)		3.08	9.47
10.06	10.27			10.08	10.4		

Tabel 4. 40 Perbandingan Hasil Optimasi Torsi GA dan PSO

Genetic Algorithm				Particle Swarm Optimization			
Prediksi	Aktual	Error (%)	Kenaikan (%)	Prediksi	Aktual	Error (%)	Kenaikan (%)
Torsi (Nm)		5.79	6.22	Torsi (Nm)		3.86	6.41
34.17	32.30			33.61	32.36		



Gambar 4. 9 Perbandingan Nilai MSE

Pada gambar diatas merupakan data MSE dimana hanya sebagai informasi tambahan mengenai penggunaan Neural Network selain digunakan pada penelitian ini. Pada Jurnal A didapati penelitian milik (Paridawati & Sinaga, 2015). Penurunan Konsumsi Bahan Bakar Sepeda Motor Sistem Injeksi Menggunakan Metode Optimasi Artificial Neural Network dengan Algoritma Back-Propagation. Serta pada Jurnal B merupakan penelitian milik (Putra & Ulfa, 2020). "Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation".