



**PERAMALAN KAPASITAS BATERAI ASAM TIMBAL DENGAN
METODE *EXTREME LEARNING MACHINE***

SKRIPSI

Oleh

Indah Rochmawati

NIM 151910201109

PROGRAM STUDI STRATA 1 TEKNIK ELEKTRO

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS JEMBER

2020



**PERAMALAN KAPASITAS BATERAI ASAM TIMBAL DENGAN
METODE *EXTREME LEARNING MACHINE***

SKRIPSI

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan Program Studi Teknik Elektro (S1)
dan mencapai gelar Sarjana Teknik

Oleh

Indah Rochmawati

NIM 151910201109

**PROGRAM STUDI STRATA 1 TEKNIK ELEKTRO
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS JEMBER
2020**

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Allah SWT yang telah memberikan Rahmat dan Hidayah-Nya yang telah memberikan kekuatan, kesehatan dan kesabaran dalam mengerjakan skripsi ini.
2. Junjungan kita Nabi Muhammad SAW sebagai penutan kita dalam segala hal.
3. Kedua Orang Tua saya, Ayahanda Sofian dan Ibunda Sahriya tercinta, terimakasih atas semua pengorbanan, usaha, jerih payah, kasih sayang, dorongan, nasehat dan air mata yang menetes dalam setiap untaian doa yang senantiasa mengiringi setiap langkah perjuangan serta keberhasilan penulis.
4. Bapak Dosen Pembimbing Utama Dr. Triwahju Hardianto, S.T.,M.T. serta Bapak Dosen Pembimbing Anggota Bapak Prof. Dr. Ir. Bambang Sujanarko, M.M atas kesabaran dan keikhlasan dalam membimbing penulis menyelesaikan skripsi ini.
5. Seluruh dosen Teknik Elektro Universitas Jember yang telah memberikan bekal ilmu pengetahuan dan bimbingan selama mengikuti pendidikan di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Jember.
6. Almamaterku Universitas Jember yang aku cintai dan banggakan
7. Keluarga Besar Himpunan Mahasiswa Elektro sebagai wadah penulis dalam memperoleh ilmu dan wawasan keorganisasian, dan mendapatkan keluarga baru dalam mengemban tugas bersama
8. Sahabat-sahabat ku tercinta yang telah memberikan semangat serta perhatian yang luar biasa.
9. Seluruh Dulur Elektro 2015 yang telah memberikan dukungan dan doanya.

MOTTO

“Bersabarlah kamu dan kuatkanlah kesabaranmu dan tetaplah bersiap siaga dan bertaqwalah kepada Allah supaya kamu menang”

(QS. Al Imraan : 200)

“Yakinlah, ada sesuatu yang menantimu setelah banyak kesabaran (yang kau jalani), yang akan membuatmu terpana hingga kau lupa betapa pedihnya rasa sakit”

(Ali Bin Abi Thalib)

“Tetap berdoa dan berusaha karena banyak pihak yang akan menjatuhkanmu dikala lengah, meskipun yang bersemayam hanyalah satu debu pada kain putih”

(Indah Rochmawati)

“Patenang, Bede Allah SWT”

(D15TORSI 2015 UNEJ)

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Indah Rochmawati

NIM : 151910201109

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul: **“Peramalan Kapasitas Baterai Asam Timbal Dengan Metode *Extreme Learning Machine*”** adalah benar-benar karya sendiri, kecuali jika dalam pengutipan substansi disebutkan sumbernya dan belum pernah diajukan pada institusi mana pun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa adanya tekanan dan paksaan dari pihak mana pun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata dikemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, 21 Januari 2020

Yang menyatakan,

Indah Rochmawati

NIM.151910201109

SKRIPSI

**PERAMALAN KAPASITAS BATERAI ASAM TIMBAL DENGAN
METODE *EXTREME LEARNING MACHINE***

Oleh

Indah Rochmawati
NIM 151910201109

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Triwahju Hardianto, S.T.,M.T

Dosen Pembimbing Anggota : Prof. Dr. Ir. Bambang Sujanarko, M.M

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “Peramalan Kapasitas Baterai Asam Timbal Dengan *Metode Extreme Learning Machine*” karya Indah Rochmawati telah diuji dan disahkan pada:

Hari : Selasa

Tanggal : 21 Januari 2020

Tempat : Fakultas Teknik Universitas Jember

Pembimbing Utama Tim Penguji,
Pembimbing Anggota,

Dr. Triwahju Hardianto, S.T., M.T
NIP 197008261997021001

Prof. Dr. Ir. Bambang Sujanarko, M.M.
NIP 196312011994021002

Penguji I,

Penguji II,

H.B.R.Moch. Gozali, S.T.,M.T.
NIP 196906081999031002

Suprihadi Prasetyono, S.T.,M.T.
NIP 197004041996011001

Mengesahkan
Dekan,

Dr. Triwahju Hardianto, S.T.,M.T
NIP 197008261997021001

RINGKASAN

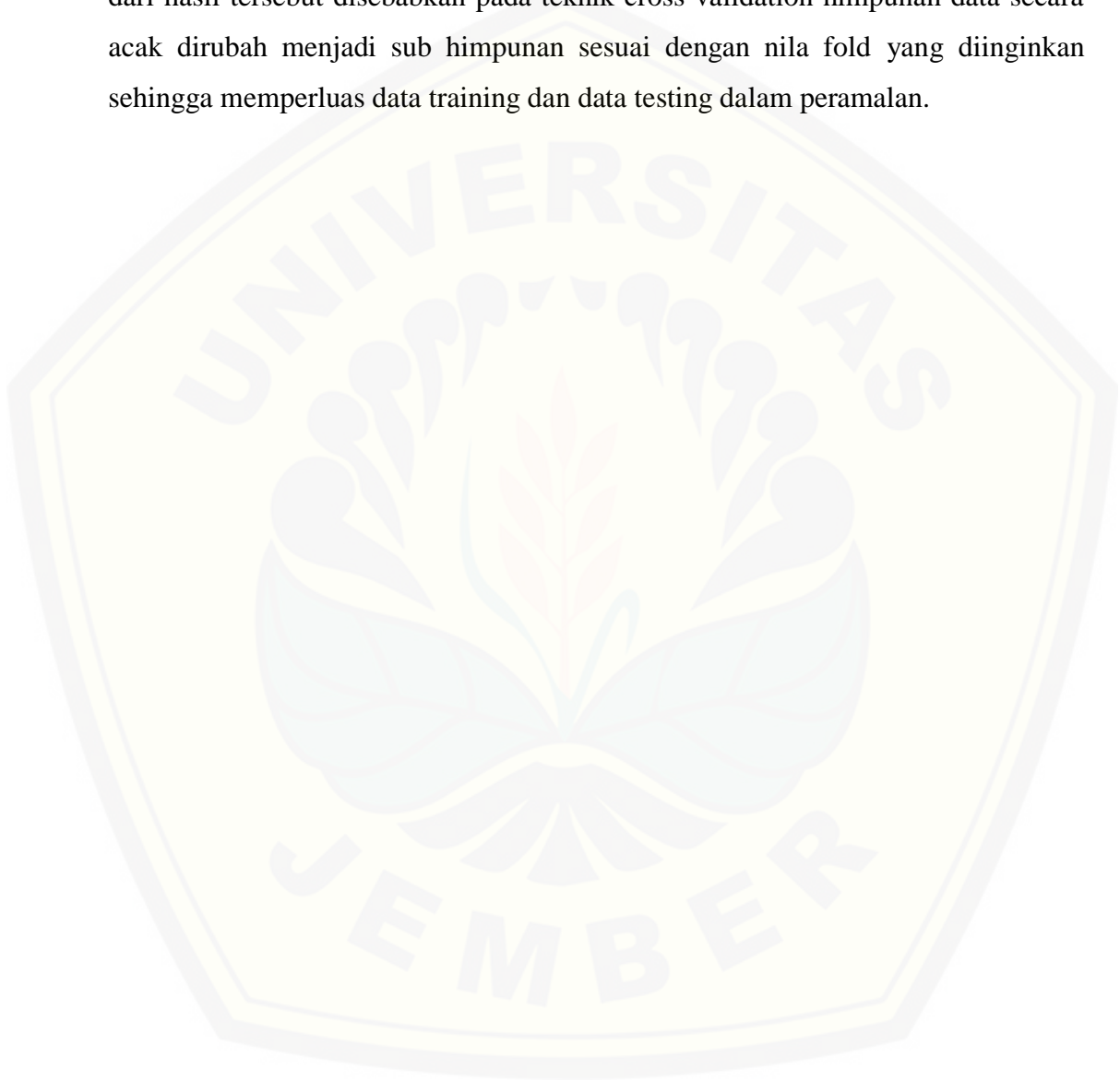
Peramalan Kapasitas Baterai Asam Timbal Dengan Metode *EXTREME LEARNING MACHINE*; Indah Rochmawati, 151910201109; 2020; Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Jember.

Pola konsumsi BBM di Indonesia yang meningkat setiap tahun merupakan salah satu akibat dari kebiasaan masyarakat Indonesia yang tingkat konsumtif pembelian kendaraan bermotor yang meningkat. Salah satu usaha yang dapat dilakukan adalah mengurangi pemakaian BBM untuk transportasi dan menggantikannya dengan energi listrik. Mobil listrik yaitu mobil yang digerakkan dengan motor listrik, menggunakan energi listrik yang disimpan dalam baterai. Penelitian ini membahas peramalan kapasitas baterai pada mobil listrik menggunakan baterai *lead acid* dengan menggunakan *algorithm extreme learning machine*. Dalam peramalan menggunakan teknik validasi dua model yaitu *holdout* validasi dan *cross* validasi. Penelitian ini masih dalam tahap *offline* sehingga diperlukan penelitian lanjut secara *online*

Perancangan mobil listrik menggunakan 8 buah baterai *lead acid* yang dirangkai seri masing-masing 4 baterai kemudian di paralel. Kapasitas masing masing baterai sebesar 70 Ah dan tegangan 12 V. sedangkan beban dimodelkan dengan sebuah motor dengan daya 5 Hp tegangan 240 V dan 1750 rpm. Kemudian tahap merancang sistem pada peramalan kapasitas dan waktu habis baterai menggunakan jaringan saraf tiruan yang ada pada software matlab dengan *algorithm Extreme Learning Machine*. Setelah melakukan pengujian pada keseluruhan sistem dan memastikan bekerja dengan baik dan hasilnya memenuhi target, maka yang dilakukan selanjutnya adalah pengambilan data input berupa tegangan dan arus dari baterai. Sedangkan kapasitas baterai didapatkan dari fungsi block daya mekanik pada simulasi yang berisi rumus daya masing-masing kondisi. Setelah itu data di diproses secara otomatis dengan bahasa pemrograman *Extreme Learning Machine*. Dalam proses terdapat data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*).

Hasil peramalan kapasitas baterai menggunakan *Extreme Learning Machine* menunjukkan hasil yang lebih baik pada teknik *cross validation*

dibanding dengan Holdout validation dengan mengambil contoh pada kondisi akselerasi memiliki hasil holdout 28.8779 Ah dan cross validation 28.9929 Ah sedangkan hasil tanpa metode 28.9487 Ah. Dan saat ditinjau dari error persen yang dihasilkan nilai holdout 0.2445% dan crossvalidation bernilai 0,1527%. Kasimpulan dari hasil tersebut disebabkan pada teknik cross validation himpunan data secara acak dirubah menjadi sub himpunan sesuai dengan nilai fold yang diinginkan sehingga memperluas data training dan data testing dalam peramalan.



SUMMARY

Finite State Machine (FSM) Method in Mobile Robot Navigation to Monitor Room Temperature; Indah Rochmawati, 151910201109; 2020; Department of Electrical Engineering Faculty of Engineering University of Jember

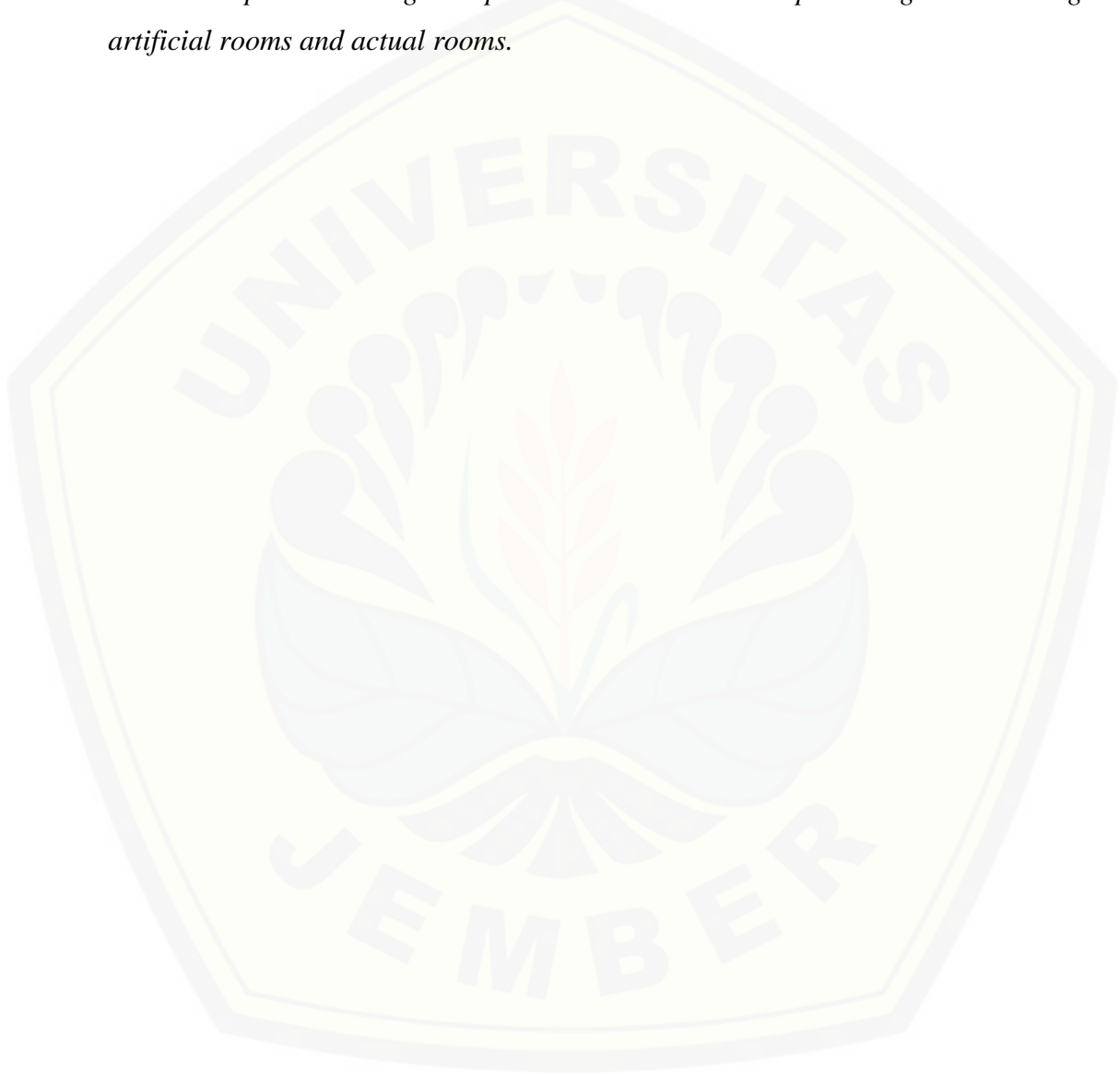
Some people imagine a robot is a human artificial mechanic that is controlled or programmed (humanoid), but the humanoid type is not the only type of robot. For example mobile robots. Mobile robot has reached the point where the robot can walk alone and only occasionally requires commands, this innovation is called autonomous mobile robot.

The most basic thing in an Autonomous mobile robot is being able to recognize objects around it and the most important thing in an autonomous mobile robot is a robot navigation system that is used to be able to walk alone, and the ability to guide the movement to determine the position and direction of motion. To control the movement of a DC motor using a PID Ziegler Nichols 2 type, and control of robot behavior using a finite state machine (FSM).

The work of wheeled robots monitoring room temperature using the Finite state machine method. Where when the robot is in the initial conditions the robot will get information from the proximity sensor, temperature, and rotary encoder. When the obstacle distance is far, the robot will process randomly around here the robot will be in a daze. Then when the distance of the obstacle or the wall is close, the robot will go along the wall and follow the room. When walking along the robot's room detects the temperature of the heat, the robot will sound the buzzer for 5 seconds and the robot will stop every 30 seconds to transmit temperature data that has been read by the sensor. Then the robot will continue the process of monitoring the room. During the process the robot will continue to monitor the room temperature then the temperature data will be sent via the esp 8266 wifi module to Android.

The results of this research are mobile robot navigation for room temperature monitoring with finite state machine method which is more structured which has a percentage of 80% in the process of detecting changes in room

temperature and room temperature data storage. The PID control system used is Ziegler Nichols 2 with parameters $K_p = 1.86$, $K_i = 1.1625$, and $K_d = 0.744$ which produces settling time (t_s) 7.1 s, peak time (t_p) 1.3 s and rise time 3 s. The control system for the movement of mobile robots using the finite state machine method is able to complete the navigation process with 80% success percentage when testing artificial rooms and actual rooms.



PRAKATA

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “**Peramalan Kapasitas Baterai Asam Timbal Dengan Metode *EXTREME LEARNING MACHINE***”. Skripsi ini disusun guna memenuhi salah satu syarat menuntaskan pendidikan Strata Satu (S1) pada Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Allah SWT, atas kemurahan-Nya saya dapat menuntaskan skripsi ini.
2. Nabi Muhammad SAW, Nabi junjungan umat Islam yang telah menarik kami dari zaman jahiliyah ke zaman yang lebih baik.
3. Kepada Pahlawan dalam Kehidupan saya selama ini, bapak Sukamto, ibu Sri Andayani, kakak saya Intan Lariyanti dan kedua nenek saya Sriyah dan Sun yang telah membantu baik moral atau materil serta doa yang tidak pernah putus.
4. Bapak Dr. Triwahju Hardianto, S.T.,M.T. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Bapak Prof. Dr. Ir. Bambang Sujanarko, M.M. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu dan pikiran serta perhatiannya guna memberikan bimbingan dan arahan demi terselesainya skripsi ini.
5. Bapak H.B.R.Moch. Gozali, S.T.,M.T.. selaku dosen penguji utama dan Bapak Suprihadi Prasetyono, S.T.,M.T. selaku dosen penguji anggota yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun sehingga sangat membantu terhadap penyempurnaan skripsi ini.
6. Bapak Dr. Triwahju Hardianto S.T., M.T. selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan menanamkan rasa disiplin dan tanggung jawab dengan apa yang dilakukan selama penulis menjadi mahasiswa.
7. Seluruh Dosen Teknik Elektro Universitas Jember yang telah memberikan ilmu pengetahuan dan bimbingan selama mengikuti pendidikan di Universitas Jember

8. Guru-guru yang telah membimbing saya mulai dari taman kanak-kanak sampai sekolah menengah.
9. Keluarga Teknik Elektro 2015 “D15TORSI” dan teman teman konsentrasi “Power’15” yang sudah menemani saya berproses selama menjadi mahasiswa Teknik Elektro Universitas Jember.
10. Teman seperjuangan se-DPU, se-DPA dan sepenelitian di Laboratorium Patrang dan CDAST yang saling mendukung, saling membantu, saling menyemangati dan memotivasi dalam penyusunan skripsi.
11. Fitrah Elbi, Mas Faruq dan Akbar Felayati pembimbing skripsi ketiga saya setelah DPU dan DPA saya, terimakasih telah banyak membantu setiap masalah yang saya hadapi dalam menyelesaikan skripsi saya.
12. Teman main serta sahabat, Kontrakan Emak S.T, Kost Putri “Bu Parto”, E15F. Ciwi-ciwi Elektro’15, HME UNEJ, dulur-dulur Elektro, dan KKN 70 PAKUWESI yang saling mendukung, saling membantu, saling menyemangati dan berjasa menghilangkan kepenatan selama pengerjaan skripsi ini.
13. Teman-teman Asisten 2015 Laboratorium Teknik “Patrang” Universitas Jember sudah menemani selama saya di Laboratorium.
14. Serta seluruh pihak yang telah membantu penulisan dalam menyelesaikan skripsi yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, karena sempurna hanya milik Allah SWT. Harapan penulis adalah supaya informasi dari skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi penulis dan pembaca

Jember, 21 Januari 2020

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
HALAMAN MOTTO	iv
HALAMAN PERNYATAAN	v
HALAMAN PEMBIMBING	vi
HALAMAN PENGESAHAN	vii
RINGKASAN	viii
SUMMARY	x
PRAKATA	xii
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR	xviii
DAFTAR LAMPIRAN	xxii
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2. Tinjauan Pustaka	4
2.1 Mobil Listrik	4
2.2 Sejarah Mobil Listrik	4
2.3 Pemodelan Beban Kebutuhan mobil listrik	
.5	

2.3.1 Kecepatan Maksimum dalam Menjelajah (Maximum Cruising Speed) .	6
2.3.2 Kecepatan Maksimum dalam Menjelajah dengan beban 320	6
2.3.2 Tanjakan (gradeability)	7
2.3.2 akselerasi awal	7
2.4 baterai	10
2.5 Kapasitas Baterai	10
2.6 Pengaruh Kapasitas Aki	11
2.7 Baterai Lead Acid	12
2.8 Depth of discharge	14
2.9 state of discharge	14
2.10 Jaringan saraf tiruan	14
2.11 Extreme Learning Machine.....	15
2.12 Normalisasi Data.....	17
2.13.....	
Proses Training	18
2.14 Proses Testing	20
2.15 Denormalisasi	21
2.16 Regresi Linier	21
2.17 konsep klasifikasi	22
2.18 Uji validasi	22
2.19 Teknik Holdout	23
2.20 Teknik K-fold crossvalidation	23

BAB 3. Metode Penelitian.....	25
3.1 Tempat Penelitian dan Waktu Penelitian	25
3.2 Prosedur Penelitian.....	26
3.3 Matlab	28
3.4 Tahapan penelitian	29
3.5 Block Diagram sistem	30
3.6 Desain AlatPemodelan Baterai	31
3.7 Pemodelan Bidirectional DC-DC converter	31
3.8 Pemodelan Beban Mobil Listrik	32
3.8.1 Spesifikasi Motor Pompa Air Sebagai Generator Induksi	24
3.8.2 Spesifikasi Motor Prime Over.....	24
3.9 Metode Penentu Kapasitas Baterai.....	34
3.10 Pemodelan Keseluruhan Baterai	34
3.11 Tahapan Pengambilan Data.....	35
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 sistem Pengujian Kapasitas Baterai dengan Kondisi discharge	38
4.1.1 Hasil Pengujian Discharge	38
4.1.1.1 Kapasitas Baterai pada Saat Akselerasi	38
4.1.1.2 Kapasitas Baterai Pada Saat Kecepatan Maksimum	39
4.1.1.3 Kapasitas Baterai Pada saat Kecepatan Maksimum berbeban 320 KG	40
4.1.1.4 Kapasitas Baterai saat Kecepatan Tanjakan.....	40
4.2 Perhitungan SOC.....	42
4.2.1 Perhitungan SOC Kecepatan Akselerasi	44

4.2.2 Perhitungan SOC Kecepatan Maksimum Berbeban 320 Kg	44
4.2.3 Perhitungan SOC Kecepatan Maksimum.....	45
4.2.4 Perhitungan SOC kecepatan Tanjakan.....	45
4.3. algoritma Extreme Learning Machine	45
4.3.1 Normalisasi data.....	46
4.3.2 Proses Training	46
4.3.3 Proses Testing	47
4.3.4 Denormalisasi Data	47
4.4 Holdout validation.....	48
4.5 Cross Validation.....	49
4.6 Peramalan Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Akselerasi	50
4.7 Peramalan Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Maksimum.....	52
4.8 Peramalan Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Maksimum Berbeban 320 KG	53
4.9 Peramalan Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Tanjakan	55
BAB 5. PENUTUP	57
5.1 Kesimpulan	57
5.2 Saran.....	57
DAFTAR PUSTAKA	59
LAMPIRAN.....	60

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Rencana Dan Jadwal Kegiatan.....	25
Tabel 3.2 Spesifikasi Baterai.....	31
Tabel 3.3 Spesifikasi Mobil Listrik.....	33
Tabel 3.4 Kebutuhan Daya Mekanik	33
Tabel 3.5 Torsi Motor Listrik.....	33
Tabel 4.1 Perhitungan SOC Pada Kecepatan Akselerasi	44
Tabel 4.2 Perhitungan SOC Pada Kecepatan Maksimum Berbeban 320 Kg ...	44
Tabel 4.4 Perhitungan SOC Pada Kecepatan Maksimum	45
Tabel 4.4 Perhitungan SOC Pada Kecepatan Tanjakan	45
Tabel 4.5 Peramalan Sisa Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Akselerasi	51
Tabel 4.6 Peramalan Sisa Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Maksimum	52
Tabel 4.7 Peramalan Sisa Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Maksimum Berbeban 320 Kg.....	54
Tabel 4.8 Peramalan Sisa Kapasitas Baterai Saat Kecepatan Tanjakan	55

DAFTAR GAMBAR

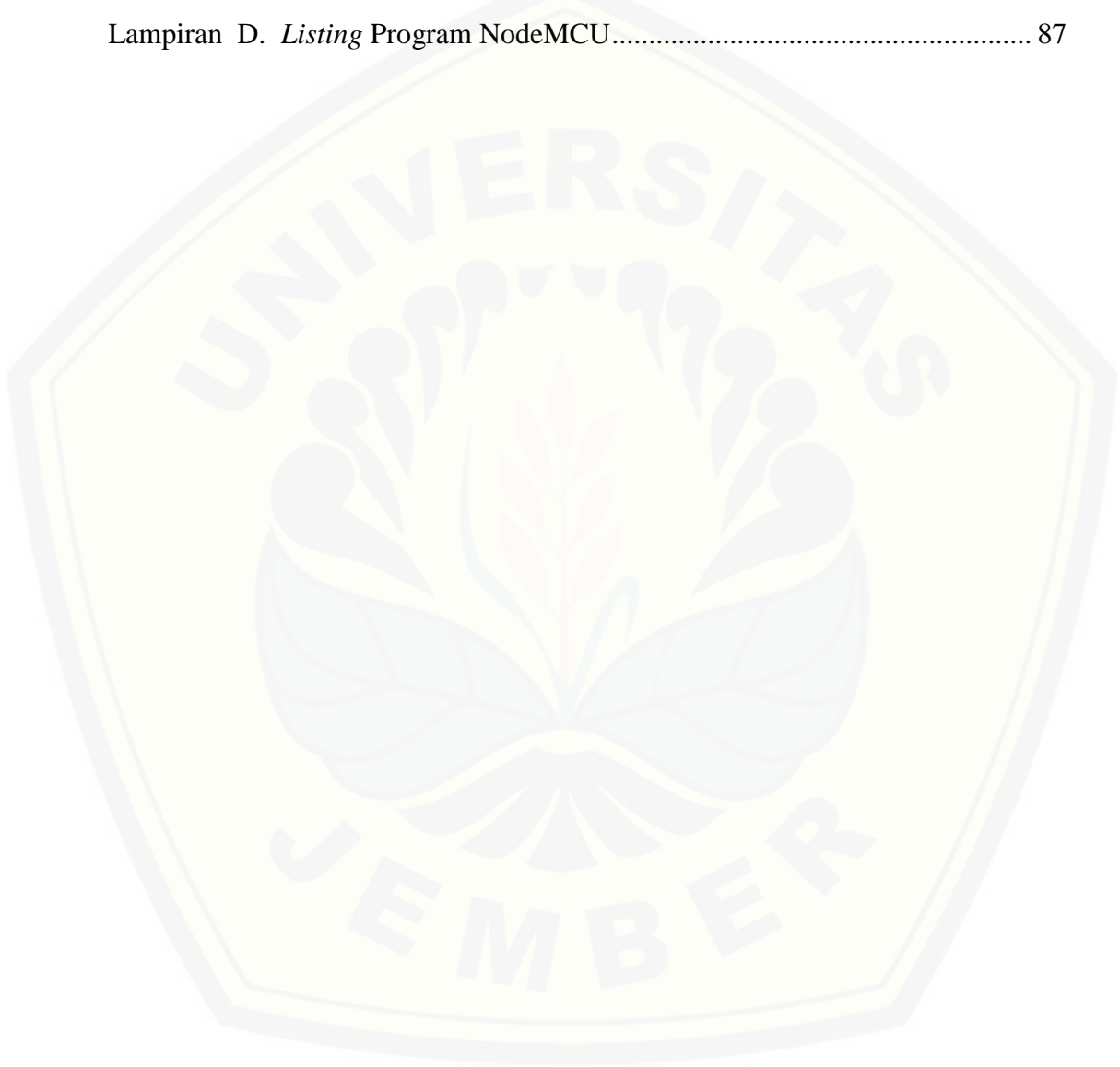
	Halaman
Gambar 2.1 Mobil Listrik tahun 1913.....	5
Gambar 2.2 Baterai Pada Kondisi Discharge.....	9
Gambar 2.3 Baterai Pada Kondisi Charge	9
Gambar 2.4 Salah Satu Bentuk baterai Lead Acid.....	13
Gambar 2.5 Struktur Jaringan Saraf Tiruan	15
Gambar 2.6 Struktur Extreme Learning Machine.....	17
Gambar 2.7 Evaluasi Model Klasifikasi Menggunakan Metode Holdout dengan Membagi Himpunan data Menjadi dua Subhimpunan: Data Latih dan Data Uji	23
Gambar 2.8 Metode 5-Fold Cross-Validation dengan Himpunan Data D yang dibagi ke dalam 5 fold yang saling bebas	24
Gambar 3.1 Tahapan Pelaksanaan Penelitian	29
Gambar 3.2 Block Diagram Sistem	30
Gambar 3.3 Spesifikasi Masing-Masing Baterai Lead Acid.....	31
Gambar 3.4 Rangkaian Bidirectional DC-DC	32
Gambar 3.5 Pemodelan Keseluruhan Mobil Listrik	32
Gambar 3.6 Pemodelan Keseluruhan Mobil Listrik dengan SOC	34
Gambar 4.1 Block Simulink Daya Mekanik Sebagai Pengatur Tiga Kondisi ..	37
Gambar 4.2 Kapasitas Baterai (Ah) Terhadap Waktu (s) Pada Kondisi Kecepatan Akselerasi	39
Gambar 4.3 Kapasitas Baterai (Ah) Terhadap Waktu (s) Pada Kondisi Kecepatan Maksimum.....	40
Gambar 4.4 Kapasitas Baterai (Ah) Terhadap Waktu (s) Pada Kondisi Kecepatan Maksimum Berbeban 320 Kg	41
Gambar 4.5 Kapasitas Baterai (Ah) Terhadap Waktu (s) Pada Kondisi	

Kecepatan Tanjakan	42
Gambar 4.6 Metode 10-Fold Cross Validation	50
Gambar 4.7 Keseluruhan Kondisi Peramlan Pada Saat Discharge	56



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A. Gambar <i>Hardware</i> Robot	69
Lampiran B. Gambar <i>Software</i> Aplikasi Android.....	70
Lampiran C. <i>Listing</i> Program Arduino	71
Lampiran D. <i>Listing</i> Program NodeMCU.....	87



BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sumber energi yang paling banyak digunakan di dunia adalah energi fosil yang berupa bahan bakar minyak. konsumsi bahan bakar minyak (BBM) tahun 2000 sampai tahun 2014 mengalami peningkatan menjadi 315 juta setara barel minyak (SBM), seiring dengan membaiknya pertumbuhan ekonomi di Indonesia. data ini disajikan dalam *Outlook Energy Indonesia 2016* oleh Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT).

Pola konsumsi BBM di Indonesia yang meningkat setiap tahun merupakan salah satu akibat dari kebiasaan masyarakat Indonesia yang tingkat konsumtif pembelian kendaraan bermotor yang meningkat. Indonesia sendiri saat ini masih sangat tergantung pada energi fosil. Hampir 95% dari kebutuhan energi Indonesia masih disuplai oleh energi fosil. Sekitar 50% dari energi fosil tersebut adalah minyak bumi dan sisanya adalah gas dan batubara. Energi fosil adalah energi yang tak terbarukan dan akan habis pada beberapa tahun yang akan datang. Diprediksi tidak lebih dari 50 tahun lagi energi fosil di dunia akan habis. Selain karena akan habis, energi fosil juga berdampak negatif terhadap lingkungan. Emisi gas rumah kaca dari pembakaran energi fosil berdampak pada pemanasan global yang menyebabkan perubahan iklim.

Salah satu usaha yang dapat dilakukan adalah mengurangi pemakaian BBM untuk transportasi dan menggantikannya dengan energi listrik. Mobil listrik yaitu mobil yang digerakkan dengan motor listrik, menggunakan energi listrik yang disimpan dalam baterai. Penggunaan mobil listrik lebih efektif karena tidak menimbulkan polusi udara dan ramah lingkungan.

Pemodelan mobil listrik menggunakan *bidirectional DC-DC converter* sebagai penaik tegangan DC pada motor untuk menggerakkan mobil listrik dari 48 V menjadi 240 V dan memerlukan baterai sebagai sumber tenaga penggerak. Baterai sangat penting sebagai pemasok energi ke seluruh komponen kelistrikan yang ada pada kendaraan listrik. hal ini menjadikan baterai sangat vital sebagai sumber tenaga kompone-komponen listrik. Baterai pada mobil listrik yang

digunakan bermacam-macam, seperti *lead acid*, *lithium ion* dan lain-lain. Jenis baterai sangat mempengaruhi kapasitas energinya karena perbedaan karakteristik yang dimiliki baterai. Peter cubon (2015:156) mengatakan, bahwa kapasitas dari sumber energi merupakan parameter utama dari penyusunan sebuah mobil listrik. Baterai pada mobil listrik mempunyai kapasitas yang terbatas sehingga harus dilakukan pengisian ulang agar mobil listrik tetap bisa berjalan jauh. Keadaan ini bila tidak segera diatasi bisa menyebabkan baterai tiba-tiba habis di tengah jalan. Karena penggunaan baterai sangat penting, maka baterai juga harus di perhatikan masa pemakaiannya untuk menghindari tidak aktifnya baterai pada masa pemakaian.

Penelitian ini membahas peramalan kapasitas baterai pada mobil listrik menggunakan baterai *lead acid* dengan menggunakan *algorithm extreme learning machine*. Dalam peramalan menggunakan teknik validasi dua model yaitu *holdout* validasi dan *cross* validasi. Penelitian ini masih dalam tahap *offline* sehingga diperlukan penelitian lanjut secara *online*.

Dengan adanya simulasi peramalan kpsitas baterai pada mobil listrik dengan metode *extreme learning machine* ini akan mempermudah pengguna dalam masa pemakaian. Jika dengan adanya peramalan kapasitas baterai maka dapat mempersiapkan baterai cadangan layaknya baterai biasa yang diganti apabila suatu saat kapasitas baterai telah habis karena pemakaian yang terus menerus.

1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang yang telah diuraikan diatas dapat ditarik beberapa permasalahan yaitu :

1. Mengetahui peramalan kapasitas baterai dan waktu habisnya baterai mobil listrik?
2. Bagaimana perbandingan pemodelan peramalan kapasitas baterai menggunakan teknik validasi *Holdout* dan *cross validation*?

1.3 Batasan Masalah

Untuk memfokuskan tujuan penelitian maka penulis memberi batasan masalah rencana penelitian ini. Adapun yang menjadi batasan penelitian ini adalah sebagai berikut, yaitu :

1. Baterai yang digunakan yaitu baterai *lead acid*
2. Beban motor listrik yang digunakan dimodelkan dengan baterai berbeban motor DC
3. Peramalan kapasitas baterai diaplikasikan pada mobil listrik
4. Pengujian *discharge* dilakukan dengan menggunakan *constant current*
5. Pengujian Sistem menggunakan 3 kondisi, yaitu Kondisi Beban kecepatan awal, menanjak, kecepatan maksimum dan kecepatan maksimum berbeban 320 Kg.
6. Penelitian ini masih dalam tahap *offline* sehingga perlu keberlanjutan secara online.

1.4 Tujuan Penelitian

Dengan meninjau latarbelakang pada permasalahan yang telah diuraikan maka dapat dirumuskan tujuan utama dari penelitian ini diantaranya :

1. Mendapatkan kapasitas baterai asam timbal dan waktu habisnya baterai.
2. Menentukan teknik validasi mana yang lebih baik untuk digunakan.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan manfaat yaitu :

1. Dapat digunakan untuk meramalkan kapasitas baterai dan waktu habisnya baterai dari sebuah mobil listrik.
2. Dapat menjadi pertimbangan dalam memilih sistem *extreme learning machine* untuk digunakan peramalan sistem.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Mobil Listrik

Mobil Listrik adalah mobil yang digerakkan dengan motor listrik, dimana mobil listrik menggunakan energi listrik yang disimpan dalam baterai atau tempat penyimpan energi lainnya . pengguna mobil listrik akan mendapatkan berbagai manfaat dibandingkan dengan pengguna mobil bahan bakar BBM. Hal utama yang menguntungkan pengguna yaitu tidak menghasilkan polusi udara, mengurangi efek rumah kaca karena tidak membutuhkan bahan bakar fosil sebagai penggerak utama. Pada akhirnya ketergantungan minyak dari luar negeri pun berkurang, karena bagi beberapa negara maju seperti Amerika Serikat dan banyak negara Eropa. kenaikan harga minyak dapat memukul ekonomi mereka. Bagi negara berkembang , semakin besar harga minyak maka akan memberatkan neraca pembayaran mereka. Sehingga menghambat pertumbuhan ekonomi mereka. (Mustafa, 2015)

2.2 Sejarah Mobil Listrik

Mobil listrik sangat populer pada akhir abad ke-19 dan awal abad ke-20, tapi kemudian popularitasnya meredup karena teknologi mesin yang semakin maju dan harga kendaraan berbahan bakar bensin yang semakin murah. Krisis energi pada tahun 1970-an dan 1980-an pernah membangkitkan sedikit minat pada mobil-mobil listrik, tapi baru pada tahun 2000-an lah para produsen kendaraan baru menaruh perhatian yang serius pada kendaraan listrik listrik. Hal ini disebabkan karena harga minyak yang melambung tinggi pada tahun 2000-an serta banyak masyarakat dunia yang sudah sadar akan buruknya dampak emisi gas rumah kaca. Sampai bulan November 2011, model-model listrik yang tersedia dan dijual di pasaran beberapa negara adalah Tesla Roadster, REVAi, Renault Fluence Z.E., Buddy, Mitsubishi i MiEV, Tazzari Zero, Nissan Leaf, Smart ED, Wheego Whip LiFe, Mia listrik, dan BYD e6. Nissan Leaf, dengan penjualan lebih dari 20.000 unit di seluruh dunia (sampai November 2011), dan Mitsubishi i-MiEV, dengan penjualan global lebih dari 17.000 unit (sampai Oktober 2011), adalah kedua mobil listrik paling laris di dunia.



Gambar 2.1 Mobil Listrik tahun 1913

Sumber : (Udin et al., 2017)

Mobil listrik terdiri dari tiga sub-sistem utama yaitu terdiri dari :

1. Sistem penggerak motor listrik : pengendali mobil, konverter elektronika daya, motor listrik dan transmisi.
2. Sistem baterai : baterai, Sistem manajemen baterai dan unit pengisian.
3. Sistem pembantu : pemanas/pendingin, pompa elektronika dan pembantu elektronika lainnya.

Prinsip kerja mobil listrik ini bergantung pada *input* pengendali yang diperoleh dari pedal akselerator dan rem. Pengendali ini menghasilkan sinyal yang sesuai dengan konverter daya elektronika yang mengatur aliran daya antara motor listrik dan baterai. Disini motor juga memainkan generator, yang mengkonversi energi pengereman menjadi elektron dan mengisi baterai. Unit manajemen energi, bekerja sama dengan pengendali mobil, mengendalikan pengereman regenerasi dan rekovert energi. Motor listrik menghasilkan torsi yang besar dari keadaan mobil berhenti, dikarenakan poros Rmatur kecepatannya bertambah, torsinya berkurang. Hal ini menghasilkan kinerja yang sangat bagus. Percepatan dan daya mobil listrik jauh melampaui mobil mesin pembakaran dalam (Al-Atas,2015).

2.3 Pemodelan Beban Kebutuhan Mobil Listrik

Pada pemodelan beban kebutuhan mobil listrik. Terdapat beberapa kondisi yang membuat kinerja kapasitas sebuah baterai memiliki penyusutan daya. Maka

dari itu sebelum realisasinya perlu menghitung kondisi yang akan digunakan. Kinerja dari penggunaan beban pada mobil listrik biasanya dimodelkan menjadi 3 model kondisi yang dirumuskan sebagai berikut (agarwal & Rajan, 2013).

2.3.1 Kecepatan maksimum dalam menjelajah (maximum cruising speed)

Kecepatan maksimum definisikan sebagai keadaan kecepatan konstan dimana kendaraan dapat menompang dengan beban penuh (daya penuh dari motor) pada jalan yang datar.

Terdapat daya mekanik yang dibutuhkan oleh mobil listrik ketika kendaraan melaju pada kecepatan maksimum.

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V_{max}^2) V_{max} \dots\dots\dots(2.1)$$

- Keterangan :
- P = Daya mekanik (Watt)
 - m = Massa kendaraan (kg)
 - g = Percepatan gravitasi (9,81m/s²)
 - F_n = Hambatan putaran ban (rolling resistance coeffiencent)
 - ρ = Kerapatan udara /Air Density (1,202kg/m³)
 - C_d = Koefisien aerodinamis (Aerodynamics Drag Coefficient)
 - V = Kecepatan kendaraan (m/s)

2.3.1.1 Kecepatan maksimum dalam menjelajah dengan beban 320 kg

Kecepatan maksimum definisikan sebagai keadaan kecepatan konstan dimana kendaraan dapat menompang dengan beban penuh (daya penuh dari motor) ditambah dengan beban pengemudi 60kg dan beban tambahan 60kg seperti beban orang atau beban barang yang dibawa pada jalan yang datar.

Terdapat daya mekanik yang dibutuhkan oleh mobil listrik ketika kendaraan melaju pada kecepatan maksimum.

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V_{max}^2) V_{max} \dots\dots\dots(2.1)$$

- Keterangan :
- P = Daya mekanik (Watt)
 - m = Massa kendaraan 320 (kg)
 - g = Percepatan gravitasi (9,81m/s²)
 - F_n = Hambatan putaran ban (rolling resistance coeffiencent)
 - ρ = Kerapatan udara /Air Density (1,202kg/m³)

C_d = Koefisien aerodinamis (Aerodynamics Drag Coefficient)

V = Kecepatan kendaraan (m/s)

2.3.2 Tanjakan (gradeability)

Pada keadaan ini permintaan daya mekanik yang dibutuhkan pada mobil listrik selama tanjakan di peroleh dari rumus:

$$P = m \cdot g \cdot \beta \cdot V \quad \dots\dots\dots(2.2)$$

Keterangan : P = Daya mekanik (watt)

m = Massa kendaraan (kg)

β = koefisien tanjakan (gradeability coefficient)

g = Percepatan gravitasi (9,81m/s²)

V = Kecepatan kendaraan (m/s)

2.3.3 Akselerasi awal (initial acceleration)

Saat keadaan awal, daya mekanik yang diminta oleh keadaan yaitu daya mekanik yang dirumuskan sebagai berikut:

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V^2 + m)V \quad \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan : P = Daya mekanik (Watt)

m = Massa kendaraan (kg)

g = Percepatan gravitasi (9,81m/s²)

F_n = Hambatan putaran ban (rolling resistance coefficient)

ρ = Kerapatan udara /Air Density (1,202kg/m³)

A = Luasan area depan kendaraan (Front Area of the vehicle)

C_d = Koefisien aerodinamis (Aerodynamics Drag Coefficient)

V = Kecepatan kendaraan (m/s)

Pada keadaan bermotor, hubungan-hubungan torsi terhadap daya di rumuskan dengan persamaan berikut:

$$P = \tau \times \omega \quad \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan : P = Daya (watt)

τ = torsi (Nm)

ω = Kecepatan sudut (raadian per detik).

Sedangkan untuk motor listrik, rumusan untuk kecepatan sudut:

$$\dots\dots\dots(2.5)$$

$$\omega = 2\pi n/60$$

Keterangan : n =kecepatan putaran motor (rpm)

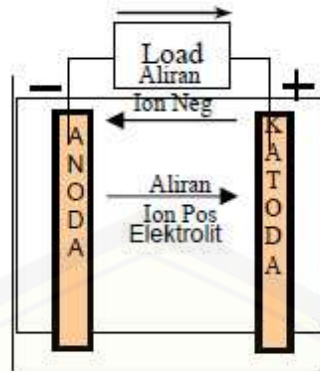
2.4 Baterai

Baterai adalah komponen utama dalam mobil listrik yang menjadi menyuplai energi listrik. Bisa dikatakan baterai adalah bahan bakar untuk kendaraan listrik. Mobil dengan baterai Li-ion hanya memiliki tingkat populasi yang rendah. Dampak lingkungan total yang disebabkan oleh baterai (diukur dalam indikator ramah lingkungan sebesar 99 poin) adalah 15% dampak yang ditimbulkan dengan ekstraksi *lithium* untuk komponen li-ion baterai kurang dari 2,3% (indikator ramah lingkungan sebesar 9 poin). kontributor utama beban lingkungan yang disebabkan oleh baterai adalah pasokan tembaga dan aluminium untuk produksi anoda dan katoda, ditambah kabel atau dibutuhkan sistem manajemen baterai .Keunggulan baterai *li-ion* yaitu berat yang ringan, pengisian lebih cepat namun harga yang relatif lebih mahal di dibandingkan aki.

Beberapa contoh baterai primer adalah baterai sekunder yang dapat di isi kembali oleh muatan listrik (*rechargeable*). Kemampuan di isi ulang baterai sekunder bervariasi antara 100-500 kali (satu siklus pengisian dan pengosongan). Beberapa contoh baterai sekunder adalah baterai asam timbal (*lead acid*), baterai NI-Cd, baterai Ni-MH, dan baterai *litium-Ion* (mambak dan hudyana,2011).

Listrik yang dihasilkan oleh sebuah baterai muncul akibat adanya perbedaan potensial energi listrik kedua buah elektrodanya. Perbedaan potensial ini dikenal dengan potensial sel atau gaya gerak listrik (ggl). Untuk melengkapi reaksi dalam sebuah baterai dibutuhkan media transfer muatan dan sirkuit luar sebagai jalur alir listrik. Prinsip kerja baterai yaitu:

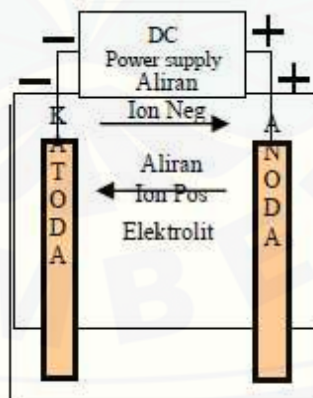
1. Proses discharge pada sel berlangsung menurut skema Gambar 2.1. Bila sel dihubungkan dengan beban maka elektron mengalir dari anoda melalui beban ke katoda, kemudian *ion-ion* negatif mengalir ke anoda dan *ion-ion* positif mengalir ke katoda.



Gambar 2.2 Baterai pada kondisi *discharge*

Sumber: (Mambak & Putra,2015)

2. Pada proses pengisian bila sel dihubungkan dengan *power supply* maka elektroda positif menjadi anoda dan elektroda negatif menjadi katoda dan proses kimia yang terjadi sebagai berikut:
- Aliran elektron terbalik, mengalir dari anoda melalui *power supply* ke katoda.
 - Ion-ion* negatif mengalir dari katoda ke anoda.
 - Ion-ion* positif mengalir dari anoda ke katoda.



Gambar 2.3 Baterai pada kondisi *charging*

Sumber : (Mambak & Putra,2015)

2.5 Kapasitas Baterai

Kapasitas Baterai adalah ukuran muatan yang disimpan suatu baterai yang ditentukan oleh masa aktif material didalamnya. Kapasitas juga dapat dikatakan sebagai sejumlah energi maksimum yang dikeluarkan dari sebuah baterai dengan kondisi tertentu. besarnya kapasitas baterai tergantung dari banyaknya bahan aktif pada plat positif maupun plat negatif yang bereaksi dipengaruhi oleh jumlah plat tiap-tiap sel, ukuran, tebal plat, kualitas elektrolit, umur baterai dan temperatur. Satuan energi suatu baterai dinyatakan dalam *ampere hours (Ah)* dan juga dapat dikatakan *watt hours (Wh)*. Penggunaan satuan Ah biasanya pada saat tegangan baterai bervariasi selama siklus *charging* atau *discharging*. Untuk mendapatkan dayanya maka dari kapasitas Ah dikalikan dengan tegangan nominal baterai. Misalnya baterai yang kita gunakan pada mobil listrik.

Besar kecilnya tegangan baterai yang ditentukan oleh besar / banyak sedikitnya sel baterai yang ada di dalamnya. Sekalipun , arus hanya akan mengalir bila konduktor dan beban yang dihubungkan ke baterai. Kapasitas baterai juga menunjukkan kemampuan baterai untuk mengeluarkan arus (*discharging*) selama waktu tertentu, dinyatakan dalam Ah. Maka sebuah baterai dapat memberikan arus yang kecil untuk waktu yang lama atau arus yang besar untuk waktu yang pendek. Pada saat baterai diisi (*charging*), maka terjadilah penimbunan muatan listrik. Jumlah maksimum listrik yang dapat ditampung pada baterai disebut kapasitas baterai. Dibawah ini merupakan persamaan dari kapasitas baterai:

$$Ah = I \times t \quad \dots\dots\dots(6.6)$$

Dimana : Ah = kapasitas baterai aki.

I =kuat arus (*ampere*).

t =waktu (*hour/second*).

Suhu baterai juga berpengaruh terhadap energi yang keluar pada baterai. Temperatur yang lebih tinggi akan memiliki kapasitas yang lebih besar dibanding dengan temperatur yang lebih rendah. Tetapi peningkatan temperatur dengan sengaja juga dapat mengurangi *lifetime* dari baterai. Umur dan keadaan baterai juga mempengaruhi kapasitas baterai. Meskipun baterai dipergunakan dengan benar sesuai aturan yang berlaku, semakin lama kapasitas baterai tersebut dapat

berkurang. Keadaan dari baterai juga berpengaruh terhadap kapasitas baterai. (mambak & S.Anda, 2014).

Pada jurnal Xiyun Yang menyatakan beberapa metode yang dapat digunakan dalam mengetahui kondisi kapasitas baterai, diantaranya yaitu:

1. Metode densitas cairan listrik, tetapi metode ini tidak cocok untuk *valve regulated Lead acid Battery* (VLRA). Metode ini menggunakan pengukuran berat jenis cairan pada baterai untuk mengetahui sisa kapasitas suatu baterai.
2. Metode *Open Circuit Voltage* (OCV). Merupakan metode yang cocok digunakan untuk baterai baru. Jika digunakan setelah waktu yang lama dan kapasitas baterai menurun. Maka metode ini tidak dianjurkan karena tidak menunjukkan keadaan yang sebenarnya.
3. Metode *discharge*, kurva baterai diperoleh dengan eksperimen *discharge* dengan keakuratan dapat menggambarkan kinerja baterai. Namun, tes *discharge* tidak dapat sering dilakukan karena akan mempengaruhi kehidupan pelayanan baterai.
4. Metode resistansi internal, kurva resistansi – kapasitas baterai harus diukur dalam metode ini. Proses pengukuran rumit, sehingga keumuman dari metode ini adalah lemah.

2.6 Pengaruh Kapasitas Aki

Ada beberapa hal yang mempengaruhi kehidupan (*lifetime*) baterai saat penggunaan (Rahmad, suprpto.2012):

1. Jumlah Bahan Aktif

Makin besar ukuran pelat yang bersentuhan dengan cairan elektrolit maka akan besar kapasitasnya makin banyak pelat yang bersentuhan dengan cairan elektrolit maka makin besar kapasitasnya. Jadi untuk mendapatkan kapasitas yang besar luas pelat dan banyaknya pelat haruslah ditingkatkan.

2. Temperatur

Makin rendah temperatur (makin dingin) maka makin kecil kapasitas saat digunakan reaksi kimia pada suhu yang rendah makin lambat, tidak peduli apakah arus yang digunakan tinggi ataupun rendah. Kapasitas baterai biasanya diukur pada

suhu tertentu biasanya 25 derajat celsius.

4. Waktu dan Arus Pengeluaran

Pengeluaran lambat (berupa keluaran arus yang rendah) mengakibatkan waktu pengeluaran juga makin lama pemakainnya. Sebaliknya jika arus pengeluarannya besar maka energi yang tersimpan pada baterai akan cepat habis

2.7 Baterai *Lead acid*

Baterai basah (*Lead acid battery*) merupakan baterai yang dapat di isi ulang dan digunakan berkali-kali. Baterai ini di buat dari anoda logam PbO_2 dan katoda dari Pb dengan elektrolit asam sulfat encer. Jenis baterai ini banyak digunakan pada mobil dan motor. Selain harganya juga relative murah di banding jenis yang lain, baterai Pb asam lebih lama pemakainnya daripada baterai kering untuk menerima atau biasa disebut aki merupakan salah satu jenis baterai yang menggunakan asam timbal (*lead acid*) sebagai bahan kimianya. Secara umum terdapat dua jenis baterai *leadacid*, yaitu : (a). *Starting Battery*, dan (b). *Deep Cycle Battery* (Muhammad Thowil Afif, Ilham Ayu Putri Pratiwi, 2015). Ada berbagai jenis baterai sekunder yang saat ini secara komersial telah diproduksi. Masing – masing jenis baterai tersebut memiliki karakteristik yang beda-beda. Parameter-parameter utama untuk membedakan baterai satu dengan yang lainnya diantaranya yaitu kerapatan energi (Wh/dm^3), kerapatan energi jenis (Wh/kg), kerapatan daya (W/kg), kapasitas (Ah/g), dan banyaknya siklus (*cycles*). Jenis-jenis baterai sekunder yang sedang dikembangkan dan yang telah ada dipasaran adalah baterai *lead acid*, baterai nikel kadmium, baterai nikel metal hidrida dan baterai *lithium* (Hudaya, 2011).

Baterai asam timbal adalah baterai sekunder yang paling banyak dikembangkan di dunia. Baterai jenis ini pertama kali ditemukan oleh Gaston Planté pada tahun 1859. Baterai asam timbal banyak digunakan untuk aplikasi otomotif, sehingga dinamakan juga sebagai baterai SLI (*Starting, Lightning and Ignition*). Penggunaan masal baterai jenis SLI dikarenakan material untuk membuat baterai tersebut cukup murah namun baterai memiliki performa cukup baik. Akan tetapi, untuk aplikasi yang membutuhkan daya yang lebih tinggi dengan waktu yang relatif lama, baterai SLI tidak dapat digunakan. Hal ini karena baterai asam timbal hanya memiliki

kedalaman pelepasan muatan listrik (*Depth of Discharge – DOD*) sebesar 50 % saja. Beberapa keunggulan pengguna baterai *lead acid* yaitu baterai *Lead acid* adalah salah satu yang terbaik dalam hal kehandalan dan kemampuan bekerja. Kemudian Mampu untuk menghadapi kondisi lambat, cepat dan perngisian daya berlebihan. Dan Mampu untuk bertahan tidak aktif dalam jangka panjang tanpa larutan elektrolit. Untuk kekurangannya yaitu beban baterai berat, pada iklim panas dimana suhu rata-rata adalah 92 F, siklus hidup Baterai *Lead acid* akan turun menjadi 50%. Baterai *Lead acid* meskipun relatif lebih aman dari baterai lain tetapi mereka menyebabkan banyak kerusakan lingkungan pada skala pendek. Dan Baterai *Lead acid* rentan terhadap korosi yang sering terjadi baik karena elektrolisis atau *overflowing*. Korosi dapat menurunkan waktu hidup baterai & harus dihindari melalui perawatan yang tepat. (Muhammad Thowil Afif, Ilham Ayu Putri Pratiwi,2015).

Dengan memodifikasi elektroda dan susunan internal baterai, jenis-jenis baterai asam timbal dapat dibedakan menjadi baterai timbal-kalsium, baterai timbal-antimoni dan baterai asam timbal yang elektrolitnya terpisah (*sealed lead acid – SLA*).



Gambar 2.4 Salah satu bentuk baterai *lead acid*

Sumber: (mambak,2016)

2.8 Depth of Discharge (DOD)

Depth of Discharge (DOD) adalah suatu ketentuan yang membatasi tingkat kedalaman discharge maksimum yang saat diberlakukan pada baterai. Pengaturan *DOD* berperan dalam menjaga usia pakai (*lifetime*) dari baterai tersebut. Semakin dalam *DOD* yang diberlakukan pada suatu baterai, maka semakin pendek pula usia pakai dari baterai tersebut. (Roal, 2015)

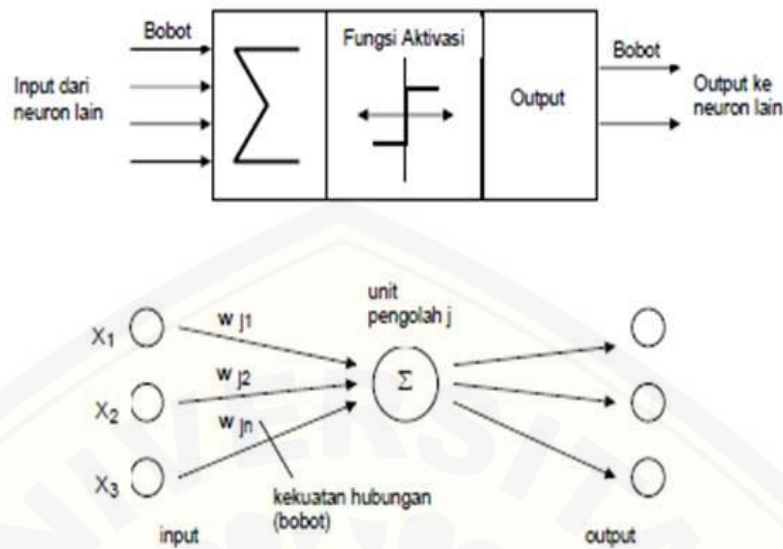
2.9 State of Charge (SOC)

SOC merupakan ukuran untuk mengetahui seberapa penuhnya muatan listrik dalam suatu baterai dalam persen (%). Hubungan antara tegangan dengan SOC sangat bergantung pada temperature baterai. Baterai yang lebih rendah temperaturnya akan memperlihatkan tegangan yang lebih rendah pada kondisi penuh dibandingkan dengan temperature lebih tinggi. (Roal, 2015)

2.10 jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah satu paradigma pemrosesan informasi dengan cara kerja sistem ingatan makhluk hidup, seperti proses penyaluran informasi di dalam otak. Sistem ini terbuat dari beberapa elemen pemroses yang berhubungan satu sama lain yang bekerja untuk menyelesaikan suatu permasalahan. Sistem pembelajaran dalam kehidupan makhluk hidup melibatkan pembetulan (kesalahan) pada hubungan sinaptik yang terjadi di antara neuron.

Dalam memproses informasi, JST melakukan pemrosesan informasi seperti yang dilakukan oleh otak manusia. JST di buat dari sejumlah besar unsur pemroses yang saling berhubungan yang berkerja secara selaras yang berfungsi sebagai neuron. Pola-pola informasi *input* dan *output* yang diberikan kedalam jaringan syaraf tiruan diproses dalam neuron. Neuron-neuron tersebut terkumpul didalam lapisan-lapisan yang disebut *layers*. Lapisan-lapisan penyusun jaringan syaraf tiruan tersebut dapat dibagi menjadi 3 yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* (Pebrianasari, Mulyanto & Dolphina, 2015).



Gambar 2.5 Struktur Jaringan saraf tiruan

Sumber : (Budiharto&suhartono,2014)

2.11 *Extreme Learning Machine (ELM)*

Extreme learning machine (ELM) adalah algoritme pelatihan dari jaringan saraf tiruan. ELM merupakan jaringan saraf tiruan (JST) *feedforward* dengan *single hidden layer* atau biasa disebut dengan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs)* (Sun, et al., 2008).

Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi permasalahan yang disebabkan oleh Apa jaringan saraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*. Huang dkk. pada tahun 2006 menjelaskan bahwa ada dua alasan mengapa JST *feedforward* memiliki *learning speed* rendah, yaitu :

1. Menggunakan *slow gradient based learning* algoritm dalam melakukan *training*.
2. Semua parameter pada jaringan ditentukan secara iterative dengan pembelajaran tersebut. yang dilakukan peneliti terdahulu hanya menggunakan jaringan dengan layer tunggal (*single layer*). Rumelhart (1986) mengembangkan *perceptron* menjadi *backpropagation*, yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa *layer*.

Pada ELM parameter-parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara random, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*. Metode ELM mempunyai model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif. Berikut model matematis dari ELM. Untuk N jumlah sample yang berbeda (X_i, X_t).

$$X_i = [X_{i_1}, X_{i_2} \dots, X_{i_n}]^T \in R^n \dots\dots\dots(6.7)$$

$$X_t = [X_{t_1}, X_{t_2} \dots, X_{t_n}]^T \in R^n \dots\dots\dots(6.8)$$

Dimana w merupakan vektor dari *wight* yang menghubungkan n *naaen noaes* dan *input nodes*.

$$\sum_{i=1}^N \beta_i g_i(x_j) = \beta_i g(w_i, x_{b_i}) = o_i \dots\dots\dots(6.9)$$

$$\beta = H * T \dots\dots\dots(6.10)$$

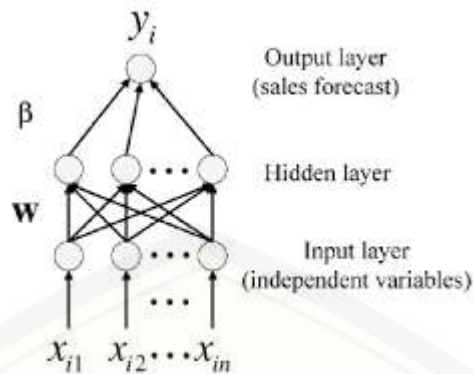
Keterangan :

β_i = merupakan *weight vector* yang menghubungkan i th *hidden* dan *output nodes*.

b_i = *threshold* dari th *hidden nodes*.

$w_i x_j$ = merupakan *inner produk* dari w_i dan x_j

Pada metode pembelajaran *Conventional gradient based learning algorithm* seperti *Backpropagation* (BP) dan variannya *Lavenberg Marquadt* (LM) semua parameter pada JST *feedforward* harus ditentukan secara manual. Parameter yang dimaksud adalah *input weight* dan *hidden bias*. Sedangkan pada ELM parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara acak, sehingga ELM mempunyai *learning speed* yang baik dan dapat memberikan *good generalization performance* (Huang, et al., 2006). Gambar 2.6 merupakan struktur dari ELM.



Gambar 2.6 Struktur *Extreme learning machine*

Sumber : (rachmad hidayat & suprpto,2012)

Keterangan gambar 2.4 diatas adalah sebagai berikut :

1. *Input* = merupakan masukan yang ditujukan untuk pengenalan atau pembelajaran dalam mengenali suatu objek.
2. *Weight* = beban yang selalu mengalami perubahan setiap diberikan *input* sebagai pengenalan atau pembelajarannya.
3. *Processing unit* = merupakan tempat berlangsungnya proses pengenalan suatu objek berdasarkan beban yang diberikan.
4. *Output* = keluaran dari hasil pengenalan suatu objek.

Proses penyelesaian masalah prediksi dengan *Extreme learning machine* (ELM) diawali dengan Normalisasi data kemudian pembagian data *training* dan *testing* dan yang terakhir yaitu denormalisasi data guna mengembalikan hasil data menjadi nilai asli. Proses *training* dan *testing* mutlak diperlukan pada proses peramalan dengan *Extreme learning machine*.

2.12 Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan karena rentang nilai *input* tidak sama. *Input* akan diproses ke nilai *output* yang kecil sehingga data yang digunakan dapat disesuaikan agar dapat diproses untuk mendapatkan nilai normalisasi yang kecil. Dalam penelitian ini, data yang digunakan akan disesuaikan dengan cara menormalisasi data. Dengan membagi nilai range data (nilai data maksimum dikurangi nilai data minimum). Tujuan dari normalisasi yaitu.

1. Untuk menghilangkan kerangkapan data.

2. Untuk mengurangi kompleksitas.
3. Untuk mempermudah pemodifikasian data.

Persamaan 1 adalah proses normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Normalization* (Jain & Bhandare, 2011):

$$d' = \frac{d - \min}{\max - \min} \dots\dots\dots(2.11)$$

Keterangan : d' = nilai dari hasil normalisasi data

d = nilai asli data

\min = nilai terkecil pada data *set* fitur X

\max = nilai terbesar pada data *set* fitur X

2.13 Proses *training*

Proses *training* bertujuan untuk mendapatkan nilai *output weight*. Proses *training* harus terlebih dahulu dilakukan sebelum proses prediksi. Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses *training* sebagai berikut (Huang, et al.,2016):

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan bias. Nilai ini diinisialisasi secara acak dengan rentang nilai antara -1 hingga 1.
2. Langkah kedua adalah menghitung keluaran *hidden layer* (H_{init}) (fachrony, et al., 2018). Persamaan 2 berikut untuk menghitung keluaran di *hidden layer*.

$$H_{init_{train}} = X_{train} \cdot W^T + b \dots\dots\dots(2.12)$$

Keterangan :

$H_{init_{train}}$ = Matriks hasil keluaran *hidden layer* untuk proses *training*.

X_{train} = *input* data menggunakan data *training*.

W^T = *Transpose input weight*

b = Nilai bias

Setelah nilai H_{init} didapatkan dan dihitung menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, fungsi aktivasi ini sangat cocok untuk menyelesaikan permasalahan yang kompleks dan bersifat *non-linier*. Rumus fungsi aktivasi sigmoid biner diperlihatkan dalam Persamaan 3.

\dots\dots\dots(2.13)

$$H = \frac{1}{1 + \exp(-H_{init_{train}})}$$

Keterangan :

H = Fungsi aktivasi sigmoid biner.

Exp = Eksponensial.

$H_{init_{train}}$ = Matriks keluaran *hidden layer* pada proses *training*.

3. Menghitung *output weight*. Agar mendapatkan hasil *output weight*, hal pertama yang harus dilakukan adalah men*transpose* matriks hasil keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi. Setelah itu, matriks *transpose* tersebut dikalikan dengan matriks hasil keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi sigmoid biner biasa disebut matriks H. Setelah itu, langkah berikutnya adalah menghitung nilai *invers* dari matriks yang telah diperoleh sebelumnya. Setelah itu menghitung matriks Moore-Penrose Generalized *Invers* dari hasil keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi. Persamaan 4 berikut ini untuk mencari matriks *Moore-Penrose Generalized Inverse*.

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \dots\dots\dots(2.14)$$

Keterangan :

H^+ = *Moore-Penrose Generalized Inverse*

H^T = Matrks H *transpose*.

H = Matriks H keluaran *hidden layer*.

Persamaan 5 berikut ini untuk menghitung nilai *output weight*.

$$H = \frac{1}{1 + \exp(-H_{init_{test}})} \dots\dots\dots(2.15)$$

Keterangan :

H = Fungsi aktivasi *sigmoid* biner.

Exp = Eksponensial.

$H_{init_{test}}$ = Matriks keluaran *hidden layer* pada proses *testing*.

Nilai *output weight* yang telah didapatkan pada proses *training* digunakan untuk menghitung keluaran *output layer* yang merupakan hasil prediksi. Persamaan 8 berikut untuk menghitung nilai *output layer*.

$$\beta = H^+Y \quad \dots\dots\dots(2.16)$$

Keterangan :

- β = Matriks *output weight*.
- H^+ = Matriks Moore-Penrose Generalized *invers* dari matriks H.
- Y = Matriks Target.

2.14 Proses *Testing*

Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi metode ELM dari hasil proses *training* sebelumnya. Proses *testing* menggunakan *input weight*, bias dan *output weight* yang didapatkan dari proses *training* dalam pelaksanaannya. Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses *testing* adalah sebagai berikut:

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan bias yang telah didapatkan dari proses *training*.
2. Langkah selanjutnya adalah menghitung keluaran *hidden layer*. Proses perhitungan menggunakan Persamaan 2.17 dengan menggunakan data *testing*.

$$H_{init_{test}} = X_{test} \cdot W^T + b \quad \dots\dots\dots(2.17)$$

Keterangan :

- $H_{init_{test}}$ = Matriks hasil keluaran *hidden layer* untuk proses *testing*.
- X_{test} = *input data* menggunakan data *testing*.
- W^T = *Transpose input weight*
- b = Nilai bias.

3. Keluaran di *hidden layer* dihitung menggunakan fungsi aktivasi
4. Nilai *output weight* yang telah didapatkan pada proses *trainin* digunakan untuk menghitung keluaran *output layer* yang merupakan hasil prediksi. Persamaan 6.18 berikut untuk menghitung nilai *output layer*.

$$\gamma = H \cdot \beta \quad \dots\dots\dots(2.18)$$

Keterangan :

- γ = *output layer* yang merupakan hasil prediksi.
- β = nilai *output weight* dari proses *training*
- H = keluaran di *hidden layer* di hitung dengan fungsi aktivasi.

2.15 Denormalisasi

Proses ini berfungsi untuk memberikan atau mengembalikan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai asli, sehingga didapatkan predicted sales dari data *training*. *Output* yang dihasilkan oleh jaringan berkisar antara 0 sampai dengan 1 sehingga perlu dilakukan denormalisasi yang berguna untuk mengkonversikan kembali hasil *output* jaringan menjadi harga material normal. setelah itu akan dilakukan perbandingan antara data sebenarnya dengan data hasil prediksi, Persamaan 2.19 di bawah ini digunakan untuk melakukan proses denormalisasi data.

$$d = d'(max - min) + min \quad \dots\dots\dots(2.19)$$

- Keterangan :
- d' = Nilai prediksi sebelum di denormalisasi.
 - d = Nilai asli setelah di denormalisasi.
 - min = Nilai terkecil ada data fitur X
 - max = Nilai tersebar pada data fitur X

2.16 Regresi Linear

Pada metode ini menggunakan nilai historis untuk *variable* yang diramalkan banyak faktor-faktor yang dipertimbangkan, mislanya dalam membuat perencanaan produksi garis dipertimbangkan kesiapan tenaga kerja dan kondisi mesin yang baik (Sumayang,2003:43) rumus analisis *regresi* linear adalah :

$$Y'' = a + bx \quad \dots\dots\dots(2.20)$$

Dimana :

- Y'' = Perkiraan
- a = *y intercept* atau perpotongan garis *regresi* dengan sumbu *y*, yaitu dengan besarnya perkiraan *variable* department *y* pada saat tidak ada pengaruh *x*.
- b = *slope* atau sudut kemiringan garis *regresi*, yang menunjukkan besarnya pengaruh perubahan *x* terhadap perubahan *y*.
- x = *variable independent* sesuatu yang secara hipotesis mempengaruhi *y*.

Rumus mencari nilai a dan b ntuk garis *regresi* :

$$a = \frac{\Sigma xy - \Sigma x \Sigma y}{n \Sigma x^2 - (\Sigma x)^2} \dots\dots\dots(2.21)$$

$$b = \frac{\Sigma y \Sigma x^2 - \Sigma x \Sigma y}{n \Sigma x^2 - (\Sigma x)^2} \dots\dots\dots(2.22)$$

2.16 Konsep klasifikasi

Menurut prasetyo (2012), klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Dalam klasifikasi terdapat dua proses yang dilakukan yaitu dengan membangun model untuk disimpan sebagai memori dan menggunakan model tersebut untuk melakukan pengenalan atau klasifikasi atau prediksi pada suatu data lain supaya diketahui di kelas mana objek data tersebut dimasukkan berdasarkan model yang telah disimpan dalam memori. Dalam data pemodelan mobil listrik, klasifikasi kelas yang di gunakan terdapat pada arusnya. Tiga kondisi yang digunakan dalam peramalan memiliki nilai yang berbeda-beda. Pada kondisi kecepatan akselerasi memilik arus berkisar 106.000 A. kondisi yang kedua yaitu kondisi maksimum berkisar 115.000-116.000 kemudian saat kondisi berbeban 320 Kg 123.000-122.000 arus yang dimiliki. Dan yang terakhir kecepatan tanjakan memiliki arus berkisar 196.000 A.

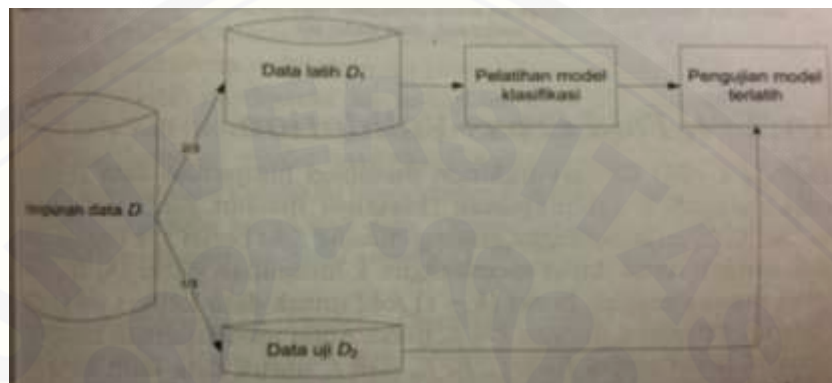
2.17 Uji Validasi

Uji validasi bertujuan dalam menentukan parameter terbaik dari suatu *rule*/model pada data *testing*. Terdapat beberapa metode validasi yang dapat digunakan untuk menemukan *rule*/model terbaik pada proses klasifikasi, yaitu sebagai berikut:

2.18 Teknik *Holdout* Validasi

Dalam Metode *holdout* merupakan salah satu validasi yang digunakan untuk memilih *rule* / model terbaik, yang akan digunakan untuk proses klasifikasi pada data *testing*. Dalam metode, data awal yang diberi label dibagi ke dalam dua himpunan secara random yang dinamakan data latih dan data uji (*testing set*) dengan jumlah keseluruhan data sebesar 100%. (Suyanto, 2018) Satu *set* digunakan

sebagai data pelatihan (data *training*) dan satu *set* digunakan sebagai data pengujian (data *testing*). Pada pengujian ini digunakan seluruh data kondisi pemodelan mobil dan memiliki presentase jumlah yang berbeda-beda. Persentase pembagian data *training* dan data *testing* bernilai 80% dan 20%. data latih dan data uji dapat diporsikan menjadi 60/40, 70/30, dan 80/20. Hal ini bertujuan agar teknik validasi *hold-out* ini dapat mencegah *resubstitution error*.

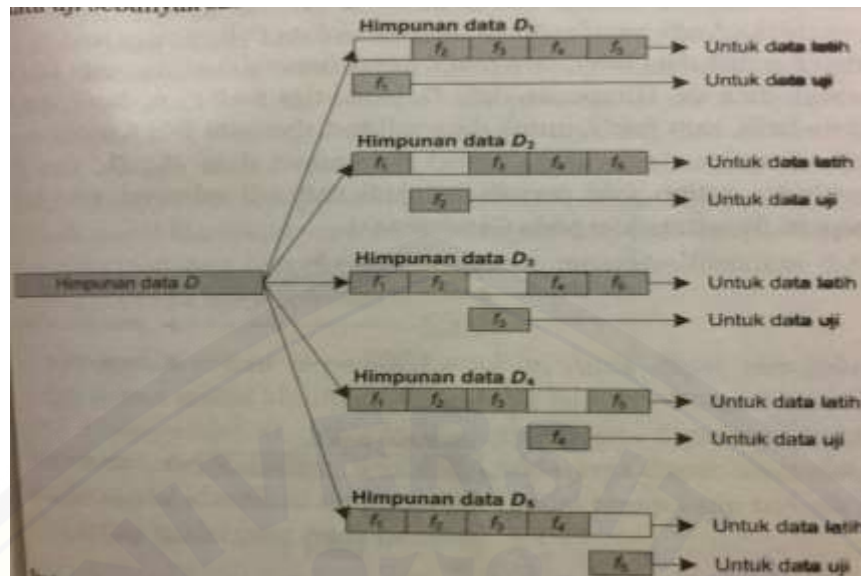


Gambar 2.7 evaluasi model klasifikasi menggunakan metode *holdout* dengan membagi himpunan data menjadi dua subhimpunan: data latih dan data uji

(sumber : suyanto,2018:347)

2.19 Teknik K-Fold Cross Validasi

Metode *K-Fold cross validation* membagi himpunan data D secara acak menjadi k subhimpunan (biasanya disebut *fold*) yang saling bebas : f_1, f_2, \dots, f_k , sehingga masing-masing *fold* berisi $1/k$ bagian data. Selanjutnya anda dapat membangun k himpunan data: D_1, D_2, \dots, D_k , yang masing-masing berisi $(k-1)$ *fold* untuk data latih, 1 *fold* untuk data uji.). Dan ketika $k=5$ maka akan mendapatkan himpunan data D_1 berisi empat *fold*: f_2, f_3, f_4 dan f_5 untuk data latih serta satu *fold* f_1 untuk data uji. Himpunan data D_2 berisi *fold* f_1, f_3, f_4 dan f_5 untuk data latih dan *fold* f_2 untuk data uji. Demikian seterusnya himpunan data D_3, D_4 dan D_5 sehingga setiap *fold* pernah menjadi data uji sebanyak satu kali, seperti diilustrasikan pada gambar.



Gambar 2.8 metode 5-fold cross-validation dengan himpunan data D yang dibagi ke dalam 5 fold yang saling bebas : f_1, f_2, f_3, f_4 dan f_5 yang selanjutnya didistribusikan secara sirkular untuk data latih dan data uji (sumber : Suyanto,2018:349)

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Pembahasan pada bab metodologi penelitian dijelaskan mengenai beberapa pokok yaitu tempat dan waktu penelitian. Alat dan bahan yang digunakan, tahapan penelitian, blok diagram dan perancangan sistem, desain pemodelan mobil listrik baik menggunakan teori yang ada sehingga sebagai acuan dasar analisis data. Berdasarkan hal-hal tersebut maka dapat dijelaskan dengan bahasan dibawah ini yaitu:

3.1 Tempat Penelitian

a. Tempat Penelitian

Adapun tempat penelitian, pengambilan data, dan analisis secara umum dilakukan di :

Tempat : Laboratorium Teknik Elektro, fakultas Teknik, Universitas Jember.

Alamat : Jl. Selamat Riyadi No.62 Patrang, Jember 68111.

b. Waktu penelitian ini dilaksanakan selama kurang lebih dimulai pada bulan Maret 2018 – Mei 2018, dengan rincian sebagai berikut :

Tabel 3.1 Rencana dan Jadwal Pelaksanaan Penelitian

NO	Kegiatan	Minggu/Bulan																			
		1				2				3				4				5			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	Studi literatur	■																			
2	Rancangan bangun					■															
3	Pengukuran dan pengambilan data													■							
	Analisa data dan pembahasan																	■			
	Penyusunan laporan																	■			

Keterangan : : Kegiatan dilaksanakan



3.2. Prosedur Penelitian

Dalam metodologi penelitian ini, dilakukan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Studi Literatur

Tahap awal pelaksanaan penelitian ini adalah dengan mencari literatur dari hasil penelitian sebelumnya melalui buku, jurnal dan internet untuk mengetahui karakteristik komponen sistem yang dibutuhkan, prinsip kerja, dan teori yang menunjang lainnya..Diharapkan dengan literatur yang telah didapat dapat memberikan arahan untuk mengurangi kesalahan dalam penelitian.

2. Perancangan Pemodelan

Perancangan mobil listrik menggunakan 8 buah baterai *lead acid* yang dirangkai seri masing-masing 4 baterai kemudian di paralel. Kapasitas masing masing baterai sebesar 70 Ah dan tegangan 12 V. sedangkan beban dimodelkan dengan sebuah motor dengan daya 5 Hp tegangan 240 V dan 1750 rpm.

3. Perancangan Sistem

Pada tahapan ini merupakan tahap merancang sistem pada peramalan kapasitas dan waktu habis baterai menggunakan jaringan saraf tiruan yang ada pada *software* matlab dengan *algorithm* *Extreme Learning Machine*. Proses ini meliputi proses pelatihan dan proses uji coba sehingga nanti akan diketahui hasil yang lebih baik.

4. Analisa dan Pengambilan Data

Setelah melakukan pengujian pada keseluruhan sistem dan memastikan bekerja dengan baik dan hasilnya memenuhi target, maka yang dilakukan selanjutnya adalah pengambilan data *input* berupa tegangan dan arus dari baterai. Sedangkan kapasitas baterai didapatkan dari fungsi *block* daya mekanik pada simulasi yang berisi rumus daya masing-masing kondisi. Setelah itu data di diproses secara otomatis dengan bahasa pemrograman *Extreme Learning Machine*. Dalam proses terdapat data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Kapasitas baterai dikatakan habis ketika mencapai batas tegangan nominal yaitu masing-masing baterai 10,5 V yang menandakan kapasitas baterai habis. Secara keseluruhan batas tegangan pemakaian adalah

42 V. Dari data tersebut kemudian diperlukan untuk dianalisa dari data yang telah didapatkan. analisis hasil penelitian yang disampaikan yaitu untuk mengetahui apakah proses peramalan kapasitas baterai mobil listrik yang dilakukan dengan *algorithma Extreme Learning Machine* (ELM) memiliki tingkat akurasi yang baik atau tidak. Dalam proses ini menggunakan teknik validasi *holdout* dan *crossvalidasi*. Yang memiliki teknik berebeda-beda dalam menentukan data *training* dan data *testing*

5. *Training* data

Training data merupakan proses pembelajaran data dengan *algorithma Extreme Learning Machine* yang dalam pelatihan ini untuk mendapatkan model prediksi dari pemodelan mobil listrik. *Input* yang digunakan pada proses data latih dilakukan pada tegangan dan arus yang didapat dari proses pemodelan keseluruhan mobil listrik kemudian diklasifikasikan pada bagian arusnya yang memiliki nilai kondisi yang berbeda-beda. Pada program untuk data *testing* di beri nilai 20 % dari 100%. Hasil dari proses *training* data, akan dihasilkan model prediksi awal untuk mobil listrik yang siap digunakan pada proses selanjutnya yaitu *testing* data.

6. *Testing* data

Tahap ini merupakan proses pengujian data dengan menerapkan model prediksi kapasitas baterai mobil listrik yang telah diperoleh dari proses *training* data terhadap uji data. Inpu yang digunakan pada proses ini yaitu kapasitas baterai (Ah). Pengujian data dilakukan beberapa kali dan akan diambil model prediksi dengan akurasi terbaik dilight dari nilai PDnya. Setelah pengujian data dilakukan maka akan keluar hasil prediksi untuk habisnya kapasitas baterai pada keadaan yang akan dating.

7. Pengujian Sistem

Setelah *system* peramalan menggunakan *Extreme Learning Machine* selesai, maka data yang akan di ramal dimasukkan pada *workspace* matlab kemudian di *load* pada program *Extreme Learning Machine*. Setelah selesai maka masukkan data kedalam program dengan cara di *load* dan klik run makan

keluar *prediction* hasil dari peramalan kapasitas baterai kemudian terdapat juga *testing accuracy*, *training accuracy*, *testing time* dan *training time*.

8. Penyusunan Laporan

Pada tahap akhir ini, hasil pengambilan data dan analisa dimasukkan ke pembahasan. Kemudian, dari apa yang telah dianalisa dapat ditarik beberapa kesimpulan yang menyangkut kinerja dari sistem yang dibuat dan memberikan saran untuk memperbaiki kekurangan yang ada, kemungkinan pengembangan, serta penyempurnaan di masa mendatang.

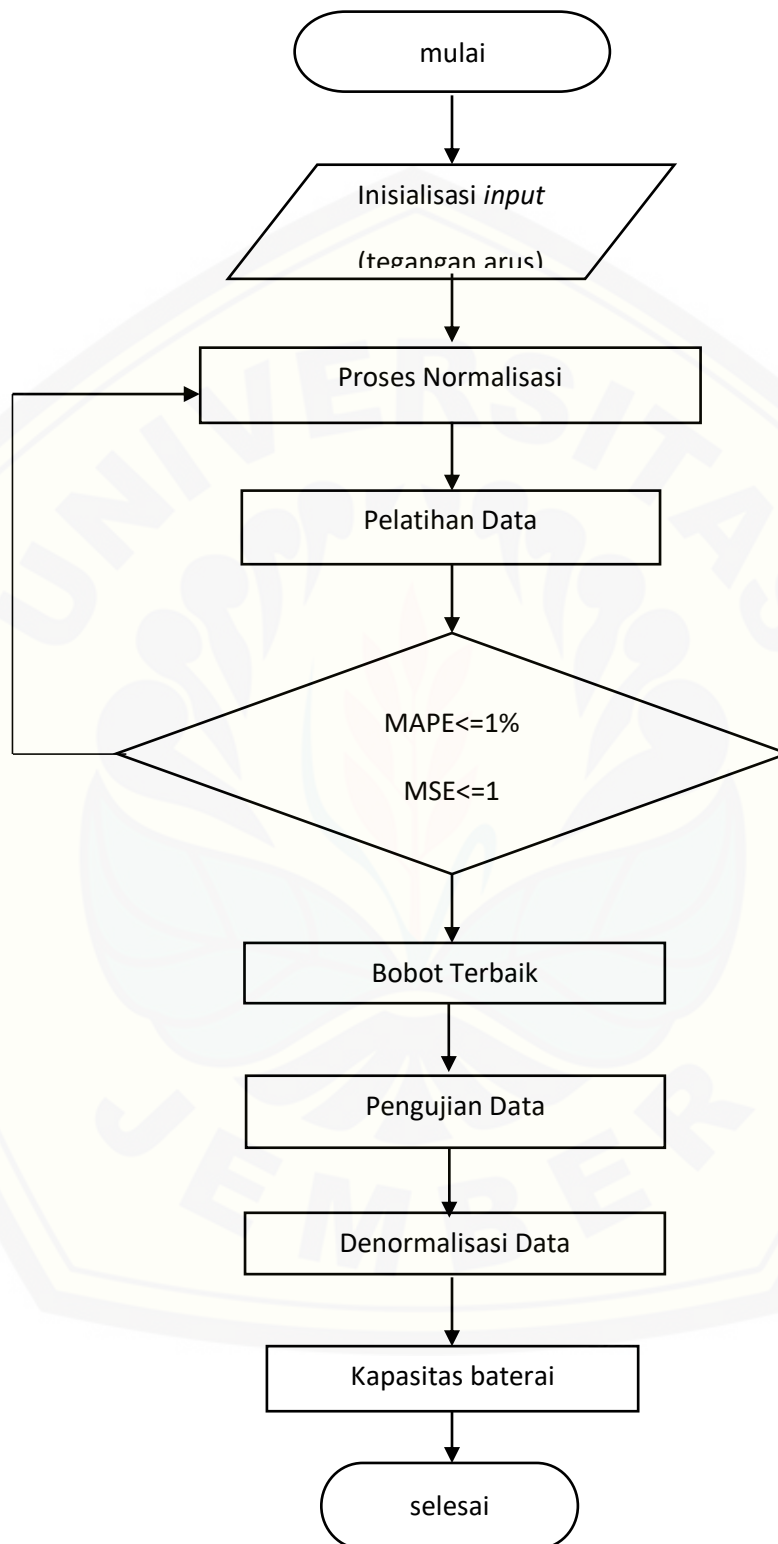
9. Kesimpulan

Pada tahap ini dilakukan pengambilan kesimpulan berdasarkan hasil perhitungan dan perbandingan serta juga pemberian saran yang dimaksud untuk pertimbangan atas pengembangan selanjutnya. Pengambilan kesimpulan dan saran dilakukan setelah data yang didapat.

3.3 Matlab

Matlab adalah singkatan dari *Matematics labolatory* atau *matrix labolatory*. Dalam ilmu computer, matlab didefinisikan sebagai bahasa pemrograman yang digunakan untuk mengerjakan operasi matematika atau operasi aljabar matriks. Versi matlab yang digunakan saat penelitian peramalan yaitu matlab 2017b. Selain itu didalam matlab tersedia perangkat lunak *Simulink*. Pada penelitian ini menggunakan *Simulink* yang ada pada matlab. Manfaat penggunaan *Simulink* adalah dapat digunakan untuk analisis maupun pemodelan suatu *system*.

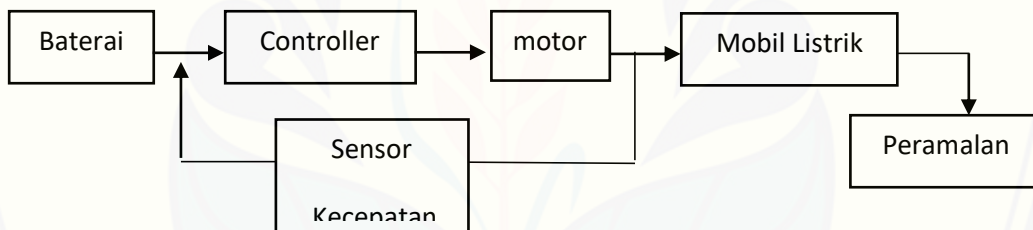
3.4 Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Tahapan Pelaksanaan Penelitian
(Sumber : Penulis)

Pada diagram alir penelitian di atas dimulai dari perumusan masalah, kemudian melakukan studi literatur terhadap topik penelitian, yakni mengenai metode *Extreme Learning Machine* yang diterapkan pada peramalan kapasitas mobil listrik. Tahap selanjutnya merancang sistem kontrol berbasis *Extreme Learning Machine*. Setelah itu menyusun simulasi pada *Simulink* matlab. Adapun data yang diambil antara lain ialah nilai karakteristik mobil listrik dan nilai komponen pada sistem bidirectional DC-DC. Setelah itu, menjalankan *Simulink* dengan mengklik run, untuk melihat apakah simulasi tidak berjalan maka *flowchart* kembali ke tahap penyusunan simulasi, namun jika simulasi berhasil, *flowchart* langsung menuju tahap selanjutnya. Yakni menganalisa data yang telah diperoleh dan membandingkan hasil. Kemudian tahap yang terakhir membuat kesimpulan dan memberi saran untuk penelitian selanjutnya.

3.5 Blok Diagram Sistem



Gambar 3.2 Blok Diagram Sistem

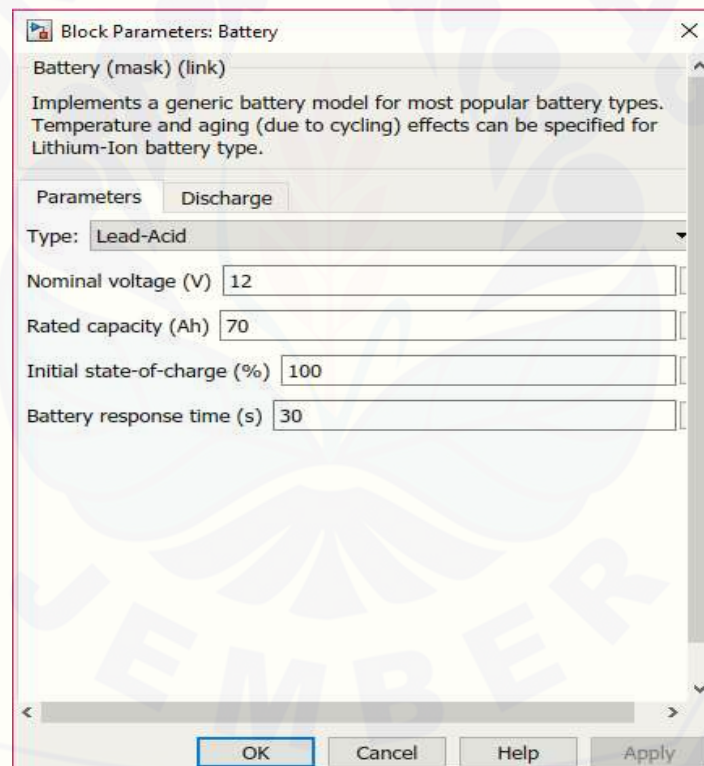
Pada diagram blok diatas menjelaskan bahwa baterai merupakan *inputan* dari motor listrik, dimana pada peramalan diambil *input* tegangan dan arus saat beban akan dikontrol dengan DC-DC Converter. Setelah itu masuk ke motor dc yang mengakibatkan pergerakan mobil listrik untuk bergerak sesuai pemodelan beban kebutuhan mobil listrik yaitu akselerasi awal, tanjakan dan kecepatan maksimum. Jika gerak motor tidak sesuai dengan kebutuhan beban maka akan dibaca error oleh sensor kecepatan yang terpasang pada motor dan kembali dikontrol lagi. Jika semua sudah sesuai maka keluar nilai *ah* dan waktunya dan diramalkan dengan metode algoritma *extreme learning machine*.

3.6 Pemodelan Baterai.

Pada penelitian ini menggunakan 8 buah baterai yang dirangkai masing-masing 4 baterai diseri kemudian dipararel. Baterai masing-masing mempunyai spesifikasi tegangan nominal 12 V dan kapasitas 70 Ah. Sehingga saat dirangkai seri dan pararel, kapasitas baterai menjadi empat kali lipat, yaitu tegangan 48 V dan kapasitas 140 Ah. Spesifikasi baterai yang digunakan diatur sebagaimana gambar

Tabel 3.2 Spesifikasi baterai.

Jenis	<i>Lead acid</i>
Tegangan Nominal	12 V
Kapasitas	70 Ah

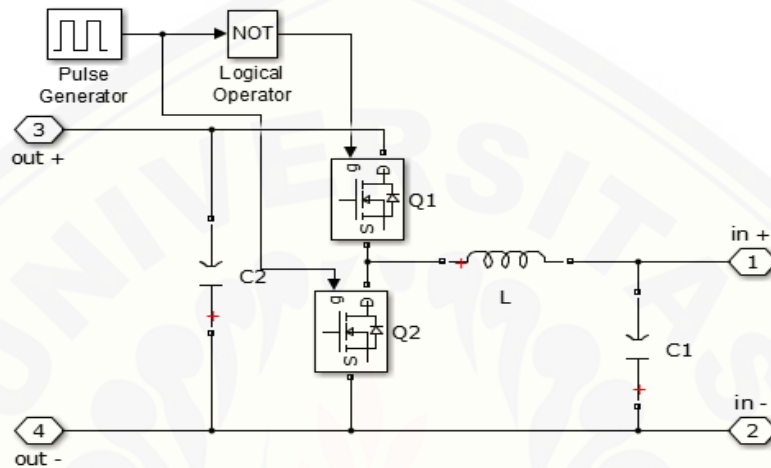


Gambar 3.3 Spesifikasi masing-masing baterai *lead acid*

3.7 Pemodelan *Bidirectional DC-DC Converter*

Bidirectional DC-DC converter merupakan perangkat konversi level tegangan DC yang dapat mengalirkan daya dari sisi sumber menuju sisi beban, maupun sebaliknya. Converter ini digunakan untuk menaikkan tegangan DC baterai

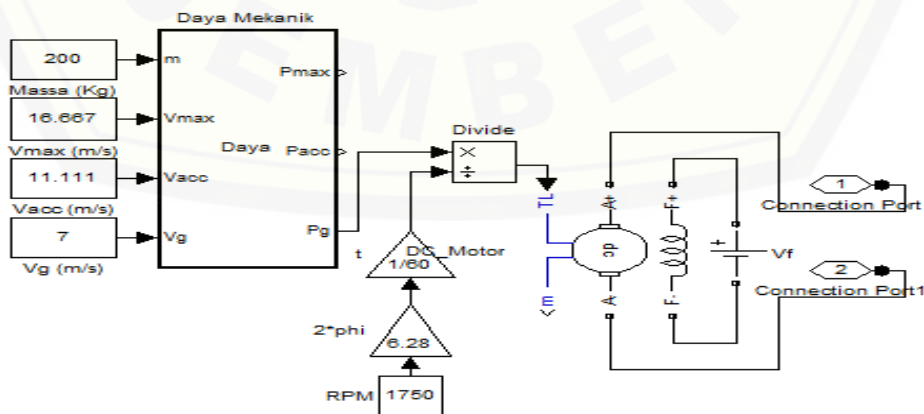
yaitu 48 V menjadi tegangan nominal motor yaitu 240 V. Spesifikasi dari komponen *bidirectional DC-DC converter* adalah $L=1600\mu H$, $C_H=470\mu F$, $C_L=470 \mu F$, $f_{sw}=20Khz$. Data tersebut mengacu pada referensi (udin&pany,2011). Berikut ini adalah rangkaian dari *bidirectional DC-DC converter*.



3.4 Rangkaian *Bidirectional* DC-DC (Udin & Pany,2011)

3.8 Pemodelan Beban Mobil Listrik.

Model listrik yang digunakan dimodelkan dengan sebuah motor DC dengan daya 5 hp, tegangan 240 V, putaran motor 1750 rpm, dan tegangan medan 150 V.masukkan torsi motor listrik. Motor DC yang digunakan dimodelkan seperti gambar 7.4 sebagai berikut.



Gambar 3.5 Pemodelan keseluruhan mobil listrik.

Tabel 3.3 Spesifikasi Mobil Listrik

Massa Kendaraan (<i>Kg</i>)	200
Kecepatan maksimum (<i>m/s</i>)	16,667
Kecepatan Tanjakan (<i>m/s</i>)	7
Kecepatan Akselerasi (<i>m/s</i>)	11,111
Gravitasi (<i>m/s²</i>)	9,81
<i>Rolling Resistance Coefficient</i> (<i>frr</i>)	0,013
<i>Air Density</i> (<i>Kg/m³</i>)	1,202
<i>Aerodynamics Drag Coefficient</i> (<i>Cd</i>)	0,29
<i>Front Area of the Vehicle</i> (<i>m²</i>)	2,13
Koefisien tanjakan sudut 30°	Sin 30°

Spesifikasi di atas membuat beberapa kondisi pada pembebanan motor listrik, maka didapatkan tiga nilai kondisi daya mekanik mobil listrik yang akan digunakan dalam pengujian sistem. Hasil perhitungan dari rumus daya mekanik pada tiga kondisi mobil listrik.

Tabel 3.4 Kebutuhan daya mekanik

Kondisi	Daya (watt)
Kecepatan maksimum menjelajah	3863
Kecepatan maksimum berbeban 320 Kg	4118
Tanjakan	6867
Akselerasi	3524

Hasil daya mekanik tersebut digunakan untuk perhitungan torsi motor listrik. Hasil perhitungan torsi motor listrik seperti pada tabel 7.4 sebagai berikut.

Tabel 3.5 Torsi motor listrik

Kondisi	Torsi (Nm)
Kecepatan maksimum menjelajah	21,09
Kecepatan maksimum berbeban 320 Kg	22,48
Tanjakan	37,49
Akselerasi	19,23

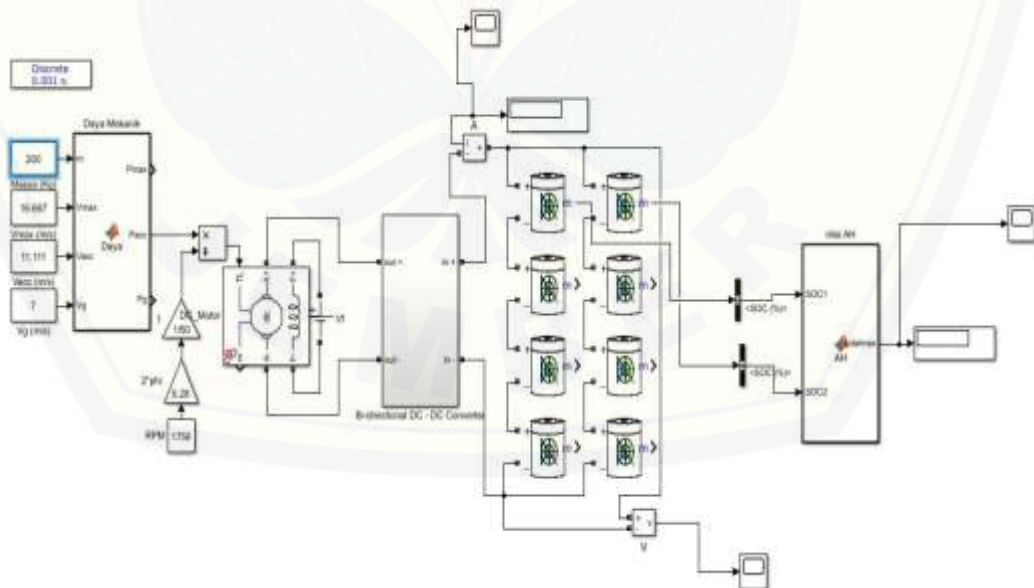
3.9 Metode Penentu Kapasitas Baterai

Penentuan kapasitas baterai menggunakan dua metode yang mudah dalam penerapan mobil listrik.

1. Metode *discharge*, kurva baterai diperoleh dengan eksperimen *discharge* dengan keakuratan yang menggambarkan kinerja baterai. *Discharge* dilakukan dengan berbagai arus sesuai kondisi kecepatan yang ada pada mobil listrik, mulai dari kecepatan akselerasi, kecepatan maksimum, dan tanjakan.

3.10 Pemodelan Keseluruhan Baterai

Pemodelan keseluruhan dibuat untuk pengambilan data yang akan dilakukan. Terdapat fungsi *block* bernamakan daya mekanik yang berisikan program rumus daya dari kecepatan maksimum, kecepatan akselerasi awal dan tanjakan serta penunjang, fungsi blok ini akan berjalan dan menghasilkan data *input* yang diperlukan berupa tegangan dan arus baterai yang menyuplai motor. Sedangkan data target yang digunakan pembuatan *extremme learning machine* adalah kapasitas baterai. Pengambilan data dilakukan dengan pemodelan pada gambar 3.6



Gambar 3.6 Pemodelan keseluruhan model listrik.

Pengambilan data sebagai *input* berupa tegangan dan arus didapatkan dengan menjalankan pemodelan keseluruhan mobil listrik dan untuk mengeluarkan nilai Ah

pada pemodelan diperlukan *Simulink block* bernama “nilai AH” yang merupakan gabungan dari SOC₁ dan SOC₂.

3.12 Tahap Pengambilan Data

Pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu dengan melakukan pengujian pada baterai *lead acid* menggunakan variasi beban mobil listrik dengan daya yang berbeda-beda sesuai dengan kondisi kecepatan yang digunakan yaitu kecepatan akselerasi, kecepatan tanjakan, kecepatan maksimum dan kecepatan maksimum berbeban 320 kg. terdapat dua penggunaan massa pada pemodelan, yaitu beban 200 kg (beban mobil) dan 320 kg (beban mobil dan beban pengemudi). pengambilan data berbeban 320 kg didapatkan dari merubah massa pada simulasi pemodelan mobil listrik. pembebanan yang dilakukan pada proses discharge, pembebanan yang dimaksudkan yaitu engan menggunakan arus yang konstan saat proses discharge. Dibawah ini merupakan perhitngan mencari nilai SOC :

$$E = P \times t \quad \dots\dots\dots(3.1)$$

Keterangan :

- E : Energi (joule)
- P : Daya (Watt)
- t : Waktu (s)

dari perhitungan energy yang telah diketahui maka dapat digunakan untuk mencari energy dalam satuan watt-hour (Wh) menggunakan persamaan:

$$E(Wh) = \frac{E(Joule)}{3600} \quad \dots\dots\dots(3.2)$$

Dari perhitungan energy dalam satuan watt-hour (Wh) yang telah diketahui maka dapat digunakan untuk mencari energy atau kapasitas yang digunakan yaitu dengan persamaan:

$$E(Ah) = \frac{E(Wh)}{Tegangan\ maksimal\ bate} \quad \dots\dots\dots(3.3)$$

Keterangan : Tegangan maksimal baterai 48 Volt

Dari Ah riil yang telah diketahui maka dapat menghitung nilai SOC. Dengan menggunakan persamaan

$$SOC = \left(\frac{Ah \ max - Ah \ Out}{Ah \ max} \times 100\% \right) \dots\dots\dots(3.4)$$

Dari perhitungan SOC ini berguna dalam mengetahui seberapa penuh muatan listrik dalam suatu baterai yang berbentuk persentase. Perhitungan *state of charge* Pada kapasitas baterai 140 Ah dengan beberapa kondisi pembebanan tersebut akan menghasilkan nilai sisa kapasitas Ah sampai mencapai habisnya kapasitas baterai. Perbandingan antara nilai SOC terhadap waktu bertujuan untuk dapat mengetahui berapa lama kapasitas baterai tersebut akan habis. Selain itu juga menghasilkan.



BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari analisis data yang sudah di kadi dalam bab sebelumnya maka dalam penelitian ini disimpulkan bahwa :

1. Perancangan peramalan kapasitas baterai *lead acid* pada mobil listrik dilakukan dengan membangun algoritma *Extreme Learning Machine* untuk melakukan prediksi. Perhitungan *State of discharge* pada kapasitas baterai berguna dalam mengetahui seberapa penuh muatan listrik pada baterai dalam bentuk persentase. Dalam pemakaian dianjurkan mencapai 80% dari kapasitas baterai penuh sebagai batas aman pemakaian dan sisanya 20% dilakukan pengisian baterai. Contoh pada kondisi akselerasi SOC mencapai 20% bernilai 28,9487 Ah dengan waktu yang ditempuh 3140 detik.
2. Prediksi peramalan kapasitas baterai menggunakan *Extreme Learning Machine* menunjukkan hasil yang lebih baik pada teknik *cross validation* dibanding dengan *Holdout validation* dengan mengambil contoh pada kondisi akselerasi memiliki hasil *holdout* 28.8779 Ah dan *cross validation* 28.9929 Ah sedangkan hasil tanpa metode 28.9487 Ah. Dan saat ditinjau dari error persen yang dihasilkan nilai *holdout* 0.2445% dan *crossvalidation* bernilai 0,1527%. kasimpulan dari hasil tersebut disebabkan pada teknik *cross validation* himpunan data secara acak dirubah menjadi sub himpunan sesuai dengan nila *fold* yang diinginkan sehingga memperluas data training dan data testing dalam peramalan.

5.2 Saran

Setelah dilakukannya penelitian ini maka penelitian menyarankan untuk penelitian selanjutnya yaitu.

1. Memperhitungkan beban dalam pemodelan mobil listrik perlu diperhatikan dengan kapsitas sumber (baterai) yang digunakan. Jika melebihi kemampuan daya dari sumber maka akan membuat baterai cepat panas yang diakibatkan dari pengeluaran daya yang besar dan kapsitas dari baterai akan cepat habis. Hal ini berdampak buruk pada masa hidup baterai untuk kedepannya.

2. Penelitian ini masih dalam tahap offline dan menggunakan *software* matlab sehingga diperlukan keberlanjutan penelitian secara *online* dan menggunakan *software* lain seperti *python*.
3. Diharapkan metode yang digunakan dapat di bandingkan dengan metode-metode penelitian yang lain agar didapatkan metode penelitian yang paling optimal.



DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, Vipul & Rajan, Ratu. 2013. *Modeling of Electric Vehicle : State of Art*. MIT *International Journal of Electrical And Instrumentation Engineering* Vol. 3(1) : 24-28.
- Akinyele DO, Rayudu RK. *Review of energy storage technologies for sustainable power networks*. *Sustain Energy Technol Assessments* 2014;8:74–91. doi:10.1016/j.seta.2014.07.004.
- Al-Atas, Husain Mustafa. 2015. Pengembangan Model Baterai Timbal Asam Berbasis RBFNN (*Radial Basic Function Neural Network*) Universitas Jember.
- Azhar Maulidya Nizhar & Imam Cholissodin. 2018 Penerapan Metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk Memprediksi Jumlah Produksi Pipa yang Layak. Universitas Brawijaya
- Budiharto, W & Suhartono. 2014 *Artificial Intelligence Konsep dan Penerapannya*, Andi Offset, Yogyakarta
- Catur Herlina. 2012. Perbandingan Metode *Support Vector Machine* (SVM) *Linear*, *Radial Basic Function* (RBF), dan Polinomial Kernel Dalam Klasifikasi Bidang Studi Lanjut Pilihan Alumni UII. Universitas Islam Indonesia
- Hidayat Rachmad & Suprpto. 2012 Meminimalisasi Nilai *Error* Peramalan dengan Algoritma *Extreme Learning Mchine*. Universitas Brawijaya Malang.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y. & Siew, C. K., 2006. *Extreme learning machine: Theory and applications*. *Neurocomputing*, Volume 70, pp. 489-501.
- Hudayana, Chairul. 2011. Peranan Riset Baterai Sekunder Dalam Mendukung Penyediaan Energi Bersih di Indonesia 2025. *Proceeding Olimpiade Karya Tulis Inovatif* (OKTI).
- Jain, Y. K. & Bhandare, S. K., 2011. *Min Max Normalization Based Data Perturbation Method for Privacy Protection*. *International Journal of Computer & Communication Technology*, Volume 2, pp. 45-50.
- Khusnul Khotimah & Eka Mala Sari. 2010 Kinerja Metode Extreme Learning Machine (ELM) Pada Sistem Peramalan. Universitas Trunojo Madura.
- P. J. García Nieto, E. García Gonzalo, J. C. Viera Pérez.(2015) “*A new predictive model for the state-of-charge of a high power lithium-ion cell based on a PSO optimized multivariate adaptive regression splines approach*”. IEEE, 1-12
- Pebrianasari, Mulyanto & Dolfina. 2015. Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation pada pengenalan pola batik motif lampung. Universitas Lampung

- Prasetyo, E. 2012. Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB. Yogyakarta: ANDI Yogyakarta
- Putra, Bayu Segera. 2015. Desain dan Implementasi Sistem Monitoring dan Managemen Baterai Mobil Listrik. Universitas Telkom.
- Roal Mario, 2015. Peningkatan Efisiensi Energi Menggunakan Baterai Dengan Kendali Otomatis Penerangan Ruang Kelas Berbasis PLTS. Politeknik Pontianak.
- S.Anda Andycka & Brahmana, K., 2014. Pembuatan Sumber Tenaga Listrik Cadangan Menggunakan Solar Cell. Baterai dan Inverter Untuk Keperluan Rumah Tangga. Universitas Sumatra Utara.
- Sun, Z.L., Choi, T.M., Au, K.F. & Yu, Y., 2008 *Sales Forecasting Using Extreme Learning Machine With Aplications in Fashion Retailing. Decision Support Systems*, Agustus.pp. 411-419
- Suyanto.2018.*Machine Learning* Tingkat Dasar dan Lanjut. Telkom Univercity
- Thowil Afif M. & Ilham Ayu Putri pratiwi. 2015 Analisis Perbandingan Baterai Lithium-ion, Lithium Polymer, Lead Acid danNickel-Metal Hydride Pada Penggunaan Mobil Listrik. Universitas Brawijaya Malang.
- Udin, Mambak. 2016. Peramalan kapasitas baterai *Lead Acid* pada Mobil Listrik Berbasis *Levenberg Marquardt Neural Network*. Universitas jember.

LAMPIRAN

A. Perhitungan Daya Mekanik

1. Beban Kecepatan Akselerasi Awal (11,111 m/s)

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V^2 + m)V$$

$$P = (200 \times 9,81 \times 0,013 + 1,202 \times 0,29 \times 2,13 + 11,111^2 + 200)11,111$$

$$P = 3524 \text{ watt}$$

2. *Beban Kecepatan Tanjakan (7 m/s)*

$$P = m \cdot g \cdot \beta \cdot V$$

$$P = 200 \times 9,81 \times \sin 30^\circ \times 7$$

$$P = 6867 \text{ watt}$$

3. *Beban Kecepatan Maksimum (16,67 m/s)*

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V_{\max}^2)V_{\max}$$

$$P = (0,013 \times 200 \times 9,81 + 1,202 \times 2,13 \times 0,29 \times 16,67^2) \times 16,67$$

$$P = 3863 \text{ watt}$$

4. Kecepatan Maksimum Berbeban 320kg (16,67 m/s)

$$P = (f_n mg + \rho AC_d V_{\max}^2)V_{\max}$$

$$P = (0,013 \times 320 \times 9,81 + 1,202 \times 2,13 \times 0,29 \times 16,67^2) \times 16,67$$

$$P = 4118 \text{ watt}$$

B. Perhitungan Torsi Mobil Listrik

Rumus : $P = \tau \times \omega$

$$\omega = 2\pi n/60$$

$$\omega = 2 \times 3,14 \times 1750/60$$

$$\omega = 183,167$$

1. Torsi saat kecepatan akselerasi awal

$$\tau = 3524/183,167 = 19,23 \text{ Nm}$$

2. Torsi saat kecepatan tanjakan

$$\tau = 6867/183,167 = 37,49 \text{ Nm}$$

3. Torsi saat kecepatan maksimum

$$\tau = 3863/183,167 = 21,09 \text{ Nm}$$

4. Torsi saat kecepatan maksimum berbeban 320 kg

$$\tau = 4118/183,167 = 22,48 \text{ Nm}$$

C. Perhitungan Teori Kapasitas Pemodelan Baterai

Spesifikasi

kapasitas	tegangan
70 Ah	12 Volt

✓ Rumus Baterai dirangkai Seri

Tegangan naik empat kali lipat dan arus tetap

$$V_{tot} = V_{bat1} + V_{bat2} + V_{bat3} + V_{bat4}$$

$$V_{tot} = 12 + 12 + 12 + 12$$

$$V_{tot} = 48 \text{ Volt}$$

✓ Rumus Baterai dirangkai Pararel

Arus naik empat kali lipat dan tegangan tetap

$$I_{tot} = I_{bat1} + I_{bat2}$$

$$I_{tot} = 70 + 70$$

$$I_{tot} = 140 \text{ Ah}$$

D. Listing Program ELM

```
function [Prediction, TrainingTime, TestingTime, TrainingAccuracy,
TestingAccuracy, TY] = elm_kernel(x_train, y_train, x_test, y_test,
Elm_Type, Regularization_coefficient, Kernel_type, Kernel_para)
```

```
% Usage: elm(TrainingData_File, TestingData_File, Elm_Type,
NumberofHiddenNeurons, ActivationFunction)
% OR: [TrainingTime, TestingTime, TrainingAccuracy,
TestingAccuracy] = elm(TrainingData_File, TestingData_File,
Elm_Type, NumberofHiddenNeurons, ActivationFunction)
%
% Input:
% TrainingData_File - Filename of training data set
% TestingData_File - Filename of testing data set
% Elm_Type - 0 for regression; 1 for (both
binary and multi-classes) classification
% Regularization_coefficient - Regularization coefficient C
% Kernel_type - Type of Kernels:
% 'RBF_kernel' for RBF Kernel
% 'lin_kernel' for Linear Kernel
% 'poly_kernel' for Polynomial
Kernel
```



```
%                                     'wav_kernel' for Wavelet
Kernel
%Kernel_para                        - A number or vector of Kernel
Parameters. eg. 1, [0.1,10]...
% Output:
% TrainingTime                      - Time (seconds) spent on training
ELM
% TestingTime                       - Time (seconds) spent on predicting
ALL testing data
% TrainingAccuracy                  - Training accuracy:
%                                     RMSE for regression or correct
classification rate for classification
% TestingAccuracy                   - Testing accuracy:
%                                     RMSE for regression or correct
classification rate for classification
%
% MULTI-CLASSE CLASSIFICATION: NUMBER OF OUTPUT NEURONS WILL BE
AUTOMATICALLY SET EQUAL TO NUMBER OF CLASSES
% FOR EXAMPLE, if there are 7 classes in all, there will have 7
output
% neurons; neuron 5 has the highest output means input belongs to
5-th class
%
% Sample1 regression: [TrainingTime, TestingTime,
TrainingAccuracy, TestingAccuracy] = elm_kernel('sinc_train',
'sinc_test', 0, 1, 'RBF_kernel',100)
% Sample2 classification: elm_kernel('kapasitas_train',
'kapasitas_test', 1, 1, 'RBF_kernel',100)
%
%    %%%    Authors:    MR HONG-MING ZHOU AND DR GUANG-BIN HUANG
%    %%%    NANYANG TECHNOLOGICAL UNIVERSITY, SINGAPORE
%    %%%    EMAIL:     EGBHUANG@NTU.EDU.SG; GBHUANG@IEEE.ORG
%    %%%    WEBSITE:
http://www.ntu.edu.sg/eee/icis/cv/egbhuang.htm
%    %%%    DATE:      MARCH 2012

%%%%%%%%%% Macro definition
REGRESSION=0;
CLASSIFIER=1;

% %%%%%%%%%%% Load training dataset
% train_data=load(TrainingData_File);
% T=train_data(:,1)';
% P=train_data(:,2:size(train_data,2))';
% clear train_data; % Release
raw training data array
%
% %%%%%%%%%%% Load testing dataset
% test_data=load(TestingData_File);
% TV.T=test_data(:,1)';
% TV.P=test_data(:,2:size(test_data,2))';
% clear test_data; % Release
raw testing data array

%%%%%%%%%% Load dataset
T = y_train';
```

```

P = x_train';
TV.T = y_test';
TV.P = x_test';

C = Regularization_coefficient;
NumberOfTrainingData=size(P,2);
NumberOfTestingData=size(TV.P,2);

if Elm_Type~=REGRESSION
    %%%%%%%%%%% Preprocessing the data of classification
    sorted_target=sort(cat(2,T,TV.T),2);
    label=zeros(1,1); % Find and
save in 'label' class label from training and testing data sets
    label(1,1)=sorted_target(1,1);
    j=1;
    for i = 2:(NumberOfTrainingData+NumberOfTestingData)
        if sorted_target(1,i) ~= label(1,j)
            j=j+1;
            label(1,j) = sorted_target(1,i);
        end
    end
    number_class=j;
    NumberOfOutputNeurons=number_class;

    %%%%%%%%%%% Processing the targets of training
    temp_T=zeros(NumberOfOutputNeurons, NumberOfTrainingData);
    for i = 1:NumberOfTrainingData
        for j = 1:number_class
            if label(1,j) == T(1,i)
                break;
            end
        end
        temp_T(j,i)=1;
    end
    T=temp_T*2-1;

    %%%%%%%%%%% Processing the targets of testing
    temp_TV_T=zeros(NumberOfOutputNeurons, NumberOfTestingData);
    for i = 1:NumberOfTestingData
        for j = 1:number_class
            if label(1,j) == TV.T(1,i)
                break;
            end
        end
        temp_TV_T(j,i)=1;
    end
    TV.T=temp_TV_T*2-1;

    % end if of
Elm_Type
end
%%%%%%%%%% Training Phase %%%%%%%%%%%
tic;
n = size(T,2);
Omega_train = kernel_matrix(P',Kernel_type, Kernel_para);
OutputWeight=((Omega_train+speye(n)/C)\(T'));

```

```

TrainingTime=toc

%%%%%%%%%% Calculate the training output
Y=(Omega_train * OutputWeight)'; %
Y: the actual output of the training data

%%%%%%%%%% Calculate the output of testing input
tic;
Omega_test = kernel_matrix(P',Kernel_type, Kernel_para,TV.P');
TY=(Omega_test' * OutputWeight)'; %
TY: the actual output of the testing data
TestingTime=toc
Prediction = TY';
%%%%%%%%%% Calculate training & testing classification accuracy

if Elm_Type == REGRESSION
%%%%%%%%%% Calculate training & testing accuracy (RMSE) for
regression case
    TrainingAccuracy=sqrt(mse(T - Y));
    TestingAccuracy=sqrt(mse(TV.T - TY));
end

if Elm_Type == CLASSIFIER
%%%%%%%%%% Calculate training & testing classification accuracy
    MissClassificationRate_Training=0;
    MissClassificationRate_Testing=0;

    for i = 1 : size(T, 2)
        [x, label_index_expected]=max(T(:,i));
        [x, label_index_actual]=max(Y(:,i));
        if label_index_actual~=label_index_expected

MissClassificationRate_Training=MissClassificationRate_Training+1;
        end
    end
    TrainingAccuracy=1-MissClassificationRate_Training/size(T,2)
    for i = 1 : size(TV.T, 2)
        [x, label_index_expected]=max(TV.T(:,i));
        [x, label_index_actual]=max(TY(:,i));
        if label_index_actual~=label_index_expected

MissClassificationRate_Testing=MissClassificationRate_Testing+1;
        end
    end
    TestingAccuracy=1-MissClassificationRate_Testing/size(TV.T,2)
end

%%%%%%%%%% Kernel Matrix
%%%%%%%%%%

function omega = kernel_matrix(Xtrain, kernel_type, kernel_pars, Xt)

nb_data = size(Xtrain,1);

```

```

if strcmp(kernel_type, 'RBF_kernel'),
    if nargin<4,
        XXh = sum(Xtrain.^2,2)*ones(1,nb_data);
        omega = XXh+XXh'-2*(Xtrain*Xtrain');
        omega = exp(-omega./kernel_pars(1));
    else
        XXh1 = sum(Xtrain.^2,2)*ones(1,size(Xt,1));
        XXh2 = sum(Xt.^2,2)*ones(1,nb_data);
        omega = XXh1+XXh2' - 2*Xtrain*Xt';
        omega = exp(-omega./kernel_pars(1));
    end

elseif strcmp(kernel_type, 'lin_kernel')
    if nargin<4,
        omega = Xtrain*Xtrain';
    else
        omega = Xtrain*Xt';
    end

elseif strcmp(kernel_type, 'poly_kernel')
    if nargin<4,
        omega = (Xtrain*Xtrain'+kernel_pars(1)).^kernel_pars(2);
    else
        omega = (Xtrain*Xt'+kernel_pars(1)).^kernel_pars(2);
    end

elseif strcmp(kernel_type, 'wav_kernel')
    if nargin<4,
        XXh = sum(Xtrain.^2,2)*ones(1,nb_data);
        omega = XXh+XXh'-2*(Xtrain*Xtrain');

        XXh1 = sum(Xtrain,2)*ones(1,nb_data);
        omegal = XXh1-XXh1';
        omega = cos(kernel_pars(3)*omegal./kernel_pars(2)).*exp(-
omega./kernel_pars(1));

    else
        XXh1 = sum(Xtrain.^2,2)*ones(1,size(Xt,1));
        XXh2 = sum(Xt.^2,2)*ones(1,nb_data);
        omega = XXh1+XXh2' - 2*(Xtrain*Xt');

        XXh11 = sum(Xtrain,2)*ones(1,size(Xt,1));
        XXh22 = sum(Xt,2)*ones(1,nb_data);
        omegal = XXh11-XXh22';

        omega = cos(kernel_pars(3)*omegal./kernel_pars(2)).*exp(-
omega./kernel_pars(1));
    end
end
end

```

