

PEMODELAN DEGRADASI SISTEM BATERAI PADA KENDARAAN LISTRIK RODA BERBASIS PEMBELAJARAN MESIN

Ammar Akila Azhar 13316048
Faishal Rafi Elia 13316078
Edi Leksono Ir. M.Eng, Ph.D
Dr. Irsyad Nashirul Haq, S.T., M.T.
Program Studi Teknik Fisika – Institut Teknologi Bandung
September – 2020

ABSTRAK

Baterai merupakan komponen penting dalam kendaraan listrik sehingga model degradasi baterai menjadi penting untuk mengetahui usia pakai baterai. Penelitian ini akan membahas integrasi Sistem Manajemen Baterai (SMB) yang dapat memberikan cukup data agar Kondisi Kesehatan (KK) dari modul baterai pada kendaraan listrik dapat diprediksi degradasinya. Pada penelitian ini dibuat SMB berbasis *Internet of Things* (IoT) pada kendaraan listrik roda dua dengan baterai pak Li-Ion jenis katoda LiNiCoMnO_2 (*Nickel-Manganese-Cobalt*, NMC) yang memiliki 5 *level assist* sebagai pembatas daya motor dengan 5 sebagai *level* tertinggi, menggunakan ESP32 sebagai modul komunikasi dan mikrokontroler. Pengambilan data dilakukan dengan 3 skenario secara *real-time* dengan skenario 1 dan 2 dilakukan di dalam kampus ITB dengan *level assist* masing-masing 5 dan 3, dan skenario 3 dilakukan di rute menanjak ITB—Jl. Ir. H. Djuanda menuju Bukit Dago dengan *level assist* 5, data ini akan dilatih bersama dengan data baterai Li-Ion jenis katoda LiFePO_4 (*Lithium-Ferro-Phosphat*, LFP) dan LiMn_2O_4 (*Lithium-Manganese Oxide*, LMO) yang berasal dari referensi dengan beberapa model pembelajaran mesin dan hasil permodelan terbaik yang telah dioptimasi akan dibandingkan dengan model degradasi baterai NMC.

SMB yang telah dibuat berhasil menghasilkan data tegangan dan arus selama berkendara yang selanjutnya diolah untuk menghasilkan data kapasitas beberapa siklus awal dengan metode *Approximate Weighted Total Least Square* (AWTLS). Data ini berhasil dimodelkan dengan pembelajaran mesin Regresi Vektor Pendukung (RVP) menggunakan tambahan data baterai jenis LFP untuk skenario 1 dan 2, dan tambahan data LMO untuk skenario 3. Skenario 1 dan 2 tidak berhasil mencapai kapasitas degradasi sedangkan skenario 3 berhasil mencapai kapasitas degradasi pada siklus ke-490. Sehingga model skenario 3 dapat merepresentasikan model degradasi baterai NMC.

Kata kunci Sistem Manajemen Baterai, *Internet of Things*, degradasi kapasitas, pembelajaran mesin

PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, kendaraan listrik menunjukkan tren perkembangan yang cukup baik di seluruh dunia. Pada tahun 2019, tercatat sekitar 7,2 juta kendaraan listrik yang telah terjual, meningkat 15% dari tahun sebelumnya. Sebagai komponen utama penyimpanan energi, baterai akan mengalami penurunan kapasitas seiring bertambahnya waktu pakai kendaraan. Apabila dibiarkan tidak terkontrol maka baterai yang terdegradasi akan menurunkan performa kendaraan dan membahayakan pengguna. Untuk dapat menangani masalah ini, kami melakukan penelitian yang bertujuan untuk :

1. Mengembangkan sistem data *logging* yang dapat membaca parameter operasional sepeda listrik.
2. Membuat algoritma pembelajaran mesin yang dapat memodelkan waktu degradasi baterai kendaraan listrik berdasarkan parameter berkendara kendaraan listrik
3. Menentukan optimasi hasil model prakiraan degradasi kapasitas baterai pada kendaraan listrik roda dua.

TINJAUAN PUSTAKA

1.1 Degradasi Baterai

Baterai merupakan komponen penting dalam kendaraan listrik, sehingga degradasi baterai merupakan hal yang baik untuk diketahui karakteristiknya. Salah satu faktor terjadinya degradasi adalah pembentukan lapisan *Solid Electrolyte Interphase* (SEI) yang menyelimuti anode secara berlebihan [4]. Lapisan SEI yang berlebihan ini dapat mengakibatkan pertumbuhan dendrit, keretakan dan penurunan jumlah ion lithium [2]. Pembentukan SEI ini diakibatkan oleh empat hal, yaitu suhu baterai yang terlalu

panas dan dingin, Keadaan muatan (KM) yang terlalu tinggi dan rendah, *C-rate* yang tinggi dan Kedalaman Pengosongan yang besar [1]. Selain itu degradasi baterai juga dapat terjadi akibat korosi *current collector* dan kegagalan mekanik baterai [2].

1.2 Sistem Manajemen Baterai

Sistem Manajemen Baterai (SMB) merupakan suatu rangkaian elektronik yang dibuat dengan tujuan melindungi sel baterai dan pengguna dari risiko kecelakaan, mengoptimalkan usia baterai, mempertahankan baterai agar bekerja di kondisi optimal. Setidaknya ada tiga fungsi utama SMB yaitu, *Baterai Pack Sensing* dengan salah satu metodenya *relative-shunt* [3], pengelolaan performa [3], dan Diagnostik [3].

1.3 Sepeda Listrik

Belakangan ini sepeda listrik mulai digunakan sebagai moda transportasi jarak dekat yang ramah lingkungan. Sepeda listrik menggunakan motor DC yang akan membantu kayuhan sehingga pengguna tidak perlu menggunakan tenaga yang besar. Berdasarkan riset yang dilakukan di Swiss, penggunaan sepeda listrik mampu menurunkan konsumsi gas rumah kaca hingga 10%. Angka ini akan menjadi lebih besar menjadi 17,51% apabila mobil listrik diikutsertakan ke dalam perhitungan.

1.4 Pembelajaran Mesin

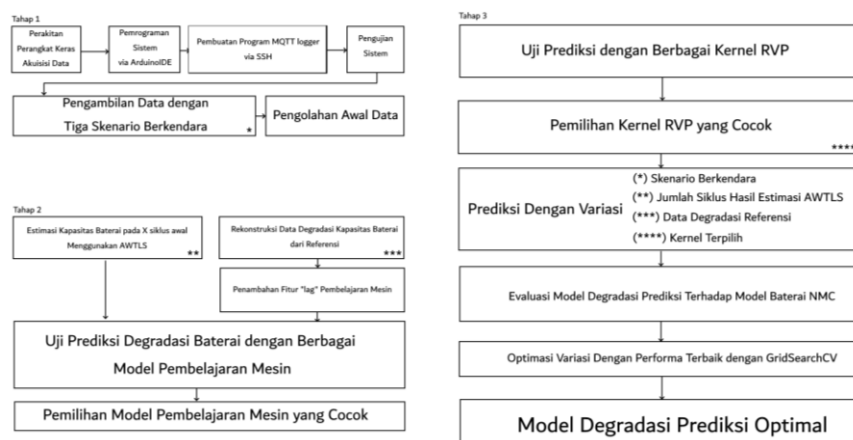
Pembelajaran Mesin merupakan salah satu cabang ilmu komputasi yang algoritmanya memiliki kemampuan berkembang berdasarkan pengalaman dari data latih secara otomatis. Pembelajaran mesin dibagi menjadi beberapa tipe dengan tipe paling populer adalah *Supervised Learning* dan *Unsupervised Learning*. Pembelajaran mesin berkembang menjadi beberapa model yang melatih data. Salah satu model yang populer adalah Mesin Vektor Pendukung yang dikenal akan keandalannya melakukan prediksi dengan akurasi tinggi walau dengan data sedikit [4][5]. Beberapa model pembelajaran mesin lain adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan *Decision Tree* (DT) serta pengembangannya yaitu *Random Forest* (RF).

1.5 Approximate Weighted Total Least Square (AWTLS)

Approximate Weighted Total Least Square (AWTLS) merupakan salah satu metode yang lazim digunakan pada estimasi kapasitas pak baterai pada beberapa siklus awal. Metode ini merupakan metode yang lebih efektif *Weighted Total Least Square* (WTLS) yang sama-sama menggunakan istilah *cost function* untuk mengestimasi kapasitas baterai [6].

METODOLOGI

2.1 Tahap Penelitian



Gambar 1. Tahap Penelitian

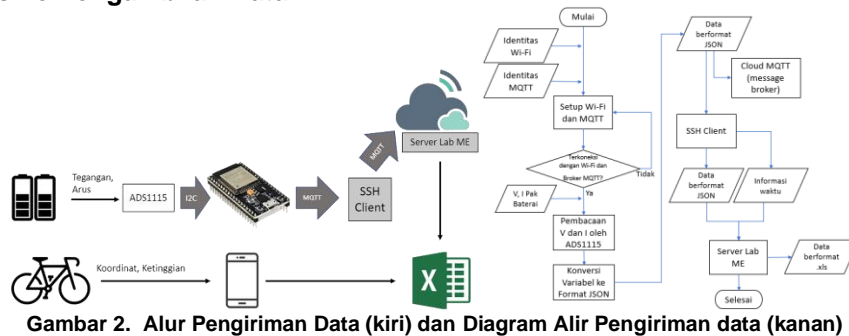
2.2 Spesifikasi Sepeda Listrik Dan Perangkat Akuisisi Data

Perangkat	Deskripsi
Sepeda Listrik E-cleave	1000W DC Motor, 5 Assist Level
Perangkat Keras Akuisisi Data	DOIT ESP32 DevKit V1 + ADS115
Perangkat Lunak Akuisisi Data	Arduino IDE

	PuTTY
	Strava

Tabel 1. Spesifikasi Sepeda listrik dan Perangkat Akuisisi Data

2.3 Mekanisme Pengambilan Data



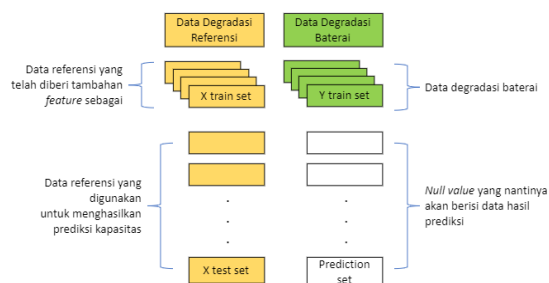
Gambar 2. Alur Pengiriman Data (kiri) dan Diagram Alir Pengiriman data (kanan)

2.4 Skenario Pengambilan Data

Skenario	Rute (kemiringan rute)	Level Assist
1	Kampus ITB (datar)	5
2	Kampus ITB (datar)	3
3	ITB-Bukit Dago (Menanjak)	5

Tabel 2. Skenario Pengambilan Data

2.5 Alur Data pada Regresi Vektor Pendukung



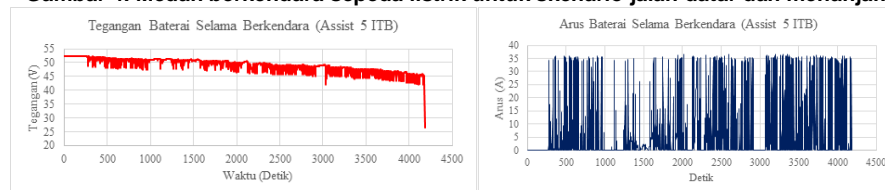
Gambar 3. Alur data Pada Regresi Vektor Pendukung

HASIL DAN ANALISIS

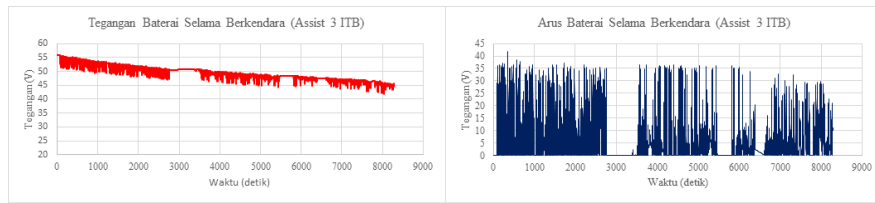
3.1 Hasil pengambilan data *real-time* sepeda listrik



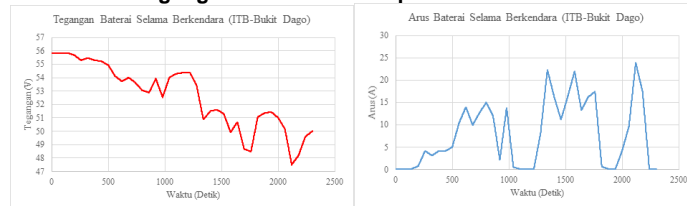
Gambar 4. Medan berkendara sepeda listrik untuk skenario jalan datar dan menanjak



Gambar 5 Tegangan dan arus listrik pada skenario berkendara 1

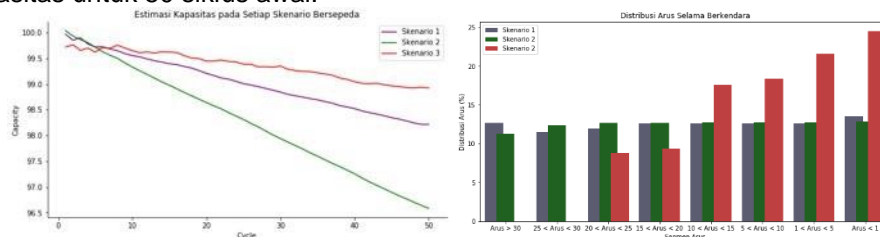


Gambar 6 Tegangan dan arus listrik pada skenario berkendara 2



Gambar 7 Tegangan dan arus listrik pada skenario berkendara 3

Dari data satu siklus berkendara yang diperoleh di atas, akan kami buat estimasi degradasi kapasitas sistem baterai-nya untuk beberapa siklus awal dengan menggunakan AWTLS. Berikut adalah hasil estimasi kapasitas untuk 50 siklus awal.



Gambar 6 Hasil estimasi AWTLS (kiri) dan distribusi arus tiap skenario (kanan)

Pada gambar, terlihat bahwa skenario dua, yaitu berkendara pada jalanan datar dengan *pedal assist* 3 dan DOD 50% menghasilkan estimasi degradasi yang sudah cukup besar, dengan nilai degradasi di angka 96,5%. Sedangkan skenario 3 dengan *pedal assist* 5 dan DOD 40% menghasilkan grafik degradasi yang landai karena distribusi arus berkendara lebih banyak pada segmen arus rendah.

3.2 Hasil Penambahan Feature

Model Regresi	Critical value	Probabilitas Null Hypothesis	Jumlah 'lag' Digunakan	Jumlah Data Observasi	t-value 1%	t-value 5%	t-value 10%
Constant	-0.096	0.949	0	598	-3.441	-2.866	-2.569
Constant & Trend	-7.75×10^{-9}	0	5	593	-3.974	-3.417	-3.131

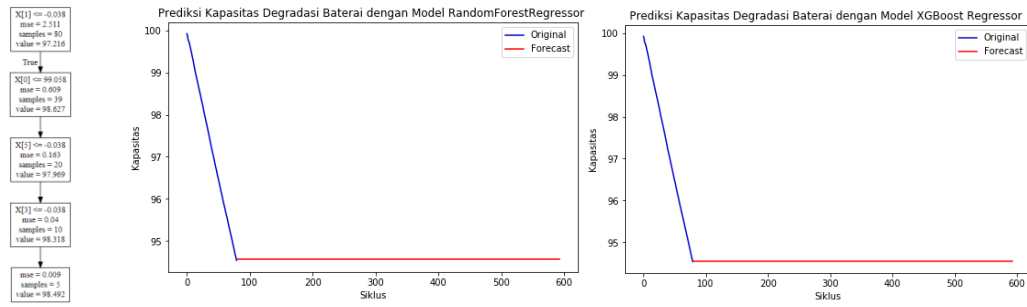
Tabel 3 Hasil Augmented Dickey-Fuller Test untuk data baterai LFP

Pada penggunaan *Augmented Dickey-Fuller Test* untuk model baterai LFP 1C, diperoleh pemilihan model regresi yang dapat menghasilkan orde *lag* tambahan adalah *Constant & Trend*. Dengan model regresi ini, nilai *critical value* yang dihasilkan jauh lebih kecil dibanding seluruh hasil t-value. Dengan demikian, penambahan 5 *lag* telah memenuhi persyaratan stasioneritas untuk data *time series forecasting*.

3.3 Analisis Penggunaan Model Pembelajaran Mesin

1. Algoritma Pohon

Dalam percobaan prediksi degradasi dengan model pembelajaran mesin yang bekerja menggunakan algoritma pohon, seluruh hasil yang didapat tidaklah baik. Di sini, kami menggunakan *Decision Tree* (DT), *Random Forest* (RF), dan *XGBoost*.

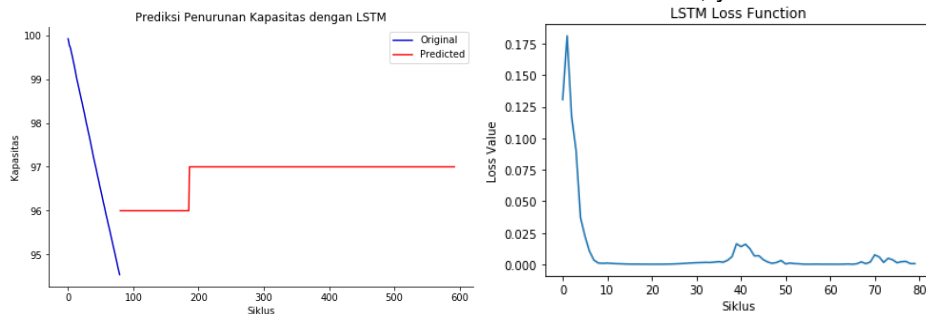


Gambar 7 Visualisasi DT (kiri), Hasil prediksi RF (tengah), hasil prediksi XGBoost (kanan)

Pada penggunaan DT, dihasilkan visualisasi pohon yang sama sekali tidak memiliki percabangan. Nilai yang dihasilkan pada setiap *node* hanya berkisar antara 97-98 dan model ini tidak berhasil membedakan data berdasarkan nilai rata-rata. Hal ini karena kurva degradasi hasil estimasi AWTLS sangat sederhana, hanya garis linear dengan tren menurun yang konstan. Karena prediksi yang dihasilkan sangat akurat, indeks gini akan bernilai 0 dan tidak ada prediksi yang dihasilkan. RF yang bekerja dengan metode *bagging* dan DT sebagai komponen penyokongnya juga tidak berhasil memberikan tren penurunan. Karena DT sendiri sudah tidak berhasil dalam memberikan prediksi, ditambah RF yang bekerja dengan nilai varians tinggi, hasilnya tidak akan akurat. XGBoost juga mengalami hal yang sama karena *gradient boosting* tidak dapat dihasilkan dari *binary tree*, sehingga tidak ada suatu sistem yang dapat menurunkan *cost function* dan model ini dan akhirnya tidak dihasilkan apa-apa.

2. Long-Short Term Memory (LSTM)

Berikutnya adalah salah satu metode dalam *Recurrent Neural Network*, yaitu LSTM.

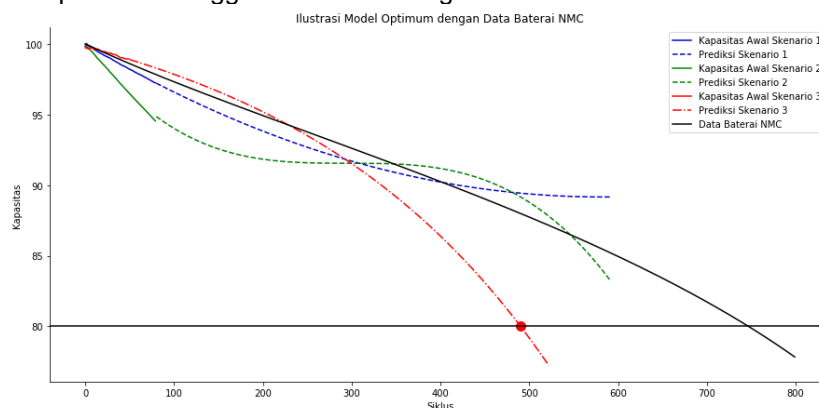


Gambar 8 Hasil Prediksi LSTM (kiri) dan Fungsi *loss* LSTM (kanan)

Karena LSTM terdiri atas unit sel yang memiliki fungsi aktivasi sigmoid dan tangen hiperbolik, maka model ini tidak dapat digunakan untuk data yang linear seperti degradasi baterai. Hasil yang dikeluarkan model ini hanyalah garis yang membentuk fungsi aktivasi sigmoid. Hal ini karena data yang dimasukkan terlalu sederhana. Apabila melihat kurva *loss-function* data latih, model ini menunjukkan performa yang baik. Dapat ditarik kesimpulan bahwa model pembelajaran ini bias, dan upaya untuk memperbaikinya yaitu dengan menambah kompleksitas data input pun tidak dapat dilakukan.

3. Regresi Vektor Pendukung

Berikut adalah hasil prediksi menggunakan kernel regresi RVP.



Gambar 9 Hasil Prediksi dengan RVP

Dua kernel yang selalu dapat mempelajari tren penurunan degradasi adalah kernel linear dan polinomial. Kernel gaussian (RBF) hanya dapat mempelajari tren penurunan di skenario 2 saja. Hal ini berhubungan kuat dengan kernel RBF yang merupakan kernel lokal, sehingga data latih memiliki pengaruh yang kuat terhadap hasil prediksi. Diketahui bahwa skenario 2 dan 3 memiliki hasil estimasi degradasi yang rendah (<98%), sehingga kernel RBF 'memaksa' grafik untuk konvergen ke nilai degradasi >100%. Berikut adalah hasil metrik prediksi untuk hasil yang optimum.

Skenario	Data Eksperimen	Data Latih Referensi	Kernel	Indikator Performansi		
				RMSE	MAE	R ²
Skenario 1	80 Siklus awal	LFP 1C	Linear	2,143	1,934	0,792
Skenario 2	80 Siklus awal	LFP 1C	Polinomial	1,932	1,715	0,338
Skenario 3	50 Siklus awal	LMO 1C	Linear	1,312	1,025	0,911

Tabel 4 Hasil metrik prediksi untuk hasil optimum di tiap skenario

KESIMPULAN

1. Pemodelan telah berhasil dilakukan dengan menggunakan data hasil modul akuisisi data yang menggunakan ESP32 sebagai modul komunikasi. Data berkendara tiap skenario terdiri atas satu siklus *discharging* yang diolah dengan AWTLS agar rentang siklus dapat ditambah menjadi 50 atau 80 siklus sebelum masuk ke pembelajaran mesin.
2. Dari pengujian antara beberapa model pembelajaran mesin antara lain *Decision Tree*, *Random Forest*, XGBoost, dan LSTM, diperoleh RVP sebagai model yang dapat memperlihatkan tren penurunan dengan nilai R² berkisar antara 0,995–0,991 dengan data latih baterai LMO dan LFP.
3. Model Skenario 3 memiliki nilai performansi paling baik dan berhasil mencapai kapasitas degradasi pada 490 siklus dengan nilai R² 0,911, sehingga variasi optimal model ini dapat merepresentasikan degradasi baterai NMC

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rodríguez, A., Plett, G. L., & Trimboli, M. S. (2018). *Improved transfer functions modeling linearized lithium-ion battery-cell internal electrochemical variables*. *Journal of Energy Storage*, 20, 560–575. doi: 10.1016/j.est.2018.06.015
- [2] Birkel, C. R., Roberts, M. R., McTurk, E., Bruce, P. G., & Howey, D. A. (2017). *Degradation diagnostics for lithium ion cells*. *Journal of Power Sources*, 341, 373–386. doi:10.1016/j.jpowsour.2016.12.011
- [3] Vezzini, A. (2014). *Lithium-Ion Battery Management*. *Lithium-Ion Batteries*, 345–360. doi:10.1016/b978-0-444-59513-3.00015-7
- [4] Cortez, C., & Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. Support-Vector Network.
- [5] Li, L. L., Zhao, X., Tseng, M.-L., & Tan, R. R. (2019). Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm. *Journal of Cleaner Production*, 242.
- [6] Plett, G. L. (2011). Recursive approximate weighted total least squares estimation of battery cell total capacity. *Journal of Power Sources*, 196(4), 2319–2331. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.09.048>