

Identifikasi Jenis Larutan Ionik Berdasarkan Data Spektroskopi Impedansi Listrik Menggunakan *Unsupervised Machine learning*

Wahyu Sugianto¹, Herenda Sela Wismaya²

¹Teknik Biomedis, Universitas PGRI Yogyakarta, Bantul, Indonesia

²Teknologi Rekayasa Elektro-medis, Universitas PGRI Yogyakarta, Bantul, Indonesia

Email korespondensi: wahyusugianto@upv.ac.id

Abstrak

Identifikasi jenis larutan ionik merupakan salah satu bagian fundamental dalam bidang biomedis. Spektroskopi Impedansi Listrik (SIL) merupakan sebuah metode yang terbukti mampu mengidentifikasi proses elektrokimia yang unik untuk setiap larutan, namun interpretasi hasil pengukuran pada SIL terbilang cukup rumit. Disisi lain, metode identifikasi secara cepat, akurat, dan tanpa reagen menjadi kebutuhan penting dalam bidang biomedis dan lingkungan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi potensi penggunaan *Unsupervised Machine learning*, khususnya metode *Principal component analysis* (PCA) dan *K-Means* untuk menginterpretasikan hasil pengukuran spektroskopi impedansi listrik (SIL) sehingga mampu membedakan jenis larutan ionik NaCl, Ringer Laktat (RL), dan *Simulated Body Fluid* (SBF). Pengukuran impedansi dilakukan pada rentang frekuensi 1 Hz hingga 1 MHz menggunakan dua elektroda tanpa modifikasi permukaan. Selanjutnya, hasil pengukuran impedansi berupa Z_{real} dan $Z_{imaginer}$ dianalisis untuk mengekstrak data. Proses analisis meliputi pra-pemrosesan data, reduksi dimensi menggunakan *Principal component analysis* (PCA), dan klusterisasi dengan algoritma *K-Means*. PCA mampu merangkum informasi sebesar 75.8% dalam dua komponen utama, dan hasil klusterisasi menunjukkan pemisahan yang cukup jelas antara ketiga jenis larutan dengan nilai accuracy sebesar 88.9%, *Adjusted Rand Index* (ARI) sebesar 0.6865, serta *silhouette score* sebesar 0.4473. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan kombinasi algoritma PCA dan *K-Means* memiliki potensi untuk interpretasi hasil SIL yang tidak memerlukan data berlabel (*unsupervised*) dengan performa yang kompetitif jika dibandingkan dengan metode *supervised*, sehingga lebih fleksibel untuk aplikasi dimana pelabelan data sulit dilakukan.

Masuk:

1 September 2025

Diterima:

5 September 2025

Diterbitkan:

10 September 2025

Kata kunci:

K-Means, *Machine learning*, PCA; Spektroskopi; Impedansi

1. Pendahuluan

Identifikasi jenis dan konsentrasi larutan ionik dalam suatu cairan merupakan aspek fundamental dalam berbagai aplikasi biomedis, diagnostik klinis, serta pemantauan proses industri dan lingkungan [1]. Dalam konteks kesehatan, pemantauan komposisi ionik cairan tubuh penting untuk mendeteksi gangguan elektrolit dan keseimbangan cairan [2], [3]. Di sisi lain, di industri farmasi dan lingkungan, identifikasi cepat dan akurat terhadap jenis ion dan sifat kelistrikan menjadi dasar dalam kontrol mutu formulasi dan analisis pencemaran. Berbagai metode analitik telah dikembangkan, seperti spektrometri massa, kromatografi ion, dan spektroskopi optik, namun sebagian besar teknik ini memerlukan instrumen yang mahal, persiapan sampel yang kompleks, dan kurang praktis.

Spektroskopi impedansi listrik (SIL) merupakan salah satu metode non-destruktif dan dapat dioperasikan secara real-time untuk karakterisasi larutan ionik. SIL bekerja dengan memberikan arus AC dan mengukur respons tegangan dalam rentang frekuensi tertentu untuk memperoleh profil impedansi kompleks yang terdiri atas komponen real (Z_{real}) dan imajiner ($Z_{imaginer}$), dimana nilai tersebut menggambarkan sifat dielektrik dan konduktif larutan [4], [5]. Data SIL umumnya direpresentasikan dalam bentuk plot Nyquist atau Bode, menunjukkan impedansi kompleks sebagai fungsi frekuensi [6].

Secara konvensional, interpretasi data SIL dilakukan melalui pendekatan *Equivalent Circuit Model* (ECM), yang merepresentasikan sistem elektrokimia sebagai kombinasi elemen ideal seperti resistor, kapasitor, atau elemen difusi Warburg [7]. Model ini mampu mengekstrak parameter fisis seperti resistansi larutan (R_s) dan kapasitansi lapisan ganda (Cdl). Komponen tersebut dianalogikan untuk mencerminkan proses fisik yang terjadi. Kelebihan utama ECM adalah kemampuannya untuk menyediakan parameter fisis yang dapat diinterpretasikan, seperti resistansi larutan, resistansi transfer muatan, dan kapasitansi lapisan ganda, yang sangat berguna untuk memahami mekanisme fundamental. Namun, pendekatan ECM memiliki beberapa kelemahan signifikan. Pertama, ia membutuhkan asumsi model fisik terlebih dahulu, yang mungkin tidak selalu tersedia atau akurat untuk sistem yang kompleks. Kedua, pemilihan model bisa ambigu, di mana beberapa model rangkaian yang berbeda dapat menghasilkan kurva *fitting* yang sama baiknya dengan data eksperimen, sehingga menimbulkan ketidakpastian dalam interpretasi [8]. Selain itu, proses *fitting* seringkali bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman peneliti, membutuhkan keahlian khusus untuk memilih model yang tepat dan mendapatkan *fitting* yang optimal. Terakhir, ECM kurang praktis untuk analisis data dalam jumlah besar (*non Scalable*), dikarenakan setiap set data impedansi harus di-*fitting* secara individual, yang memakan waktu dan sumber daya komputasi yang signifikan [9].

Mengingat kelemahan dan keterbatasan tersebut, pendekatan inovatif diperlukan untuk menganalisis data SIL secara lebih efisien dan objektif. *Machine learning* (ML) menawarkan metode alternatif berbasis data yang lebih fleksibel untuk menginterpretasikan data SIL. ML memungkinkan identifikasi pola dan hubungan kompleks tanpa perlu model fisis eksplisit. Dalam konteks impedansi listrik, pendekatan *Unsupervised Machine learning* seperti *Principal component analysis* (PCA) dan *K-Means Clustering* dapat dimanfaatkan untuk mereduksi dimensi dan mengelompokkan data berdasarkan kemiripan struktur impedansi. PCA bekerja dengan memproyeksikan data berdimensi tinggi ke dalam ruang komponen utama yang menjelaskan sebagian besar variansi, sedangkan *K-Means* mengelompokkan data berdasarkan jarak terhadap *centroid* yang dioptimasi secara iteratif [10], [11].

Penelitian ini menggunakan pendekatan untuk mengidentifikasi jenis larutan ionik (NaCl, Ringer Laktat, dan SBF) berdasarkan data spektroskopi impedansi listrik yang dianalisis menggunakan metode *Unsupervised Machine learning*. Data impedansi diambil pada rentang frekuensi 1 Hz hingga 1 MHz menggunakan dua elektroda konduktif tanpa modifikasi permukaan. Seluruh data kemudian diproses dengan PCA untuk ekstraksi fitur dan dikelompokkan menggunakan *K-Means* menjadi tiga klaster sesuai jenis larutan. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada integrasi pendekatan pemrosesan data impedansi tanpa supervisi untuk klasifikasi larutan ionik secara otomatis, tanpa memerlukan pemodelan rangkaian ekuivalen.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini diawali dengan dua tahap eksperimental, yaitu preparasi sampel dan akuisisi data impedansi. Tahap selanjutnya adalah analisis data secara komputasi menggunakan pendekatan *Principal component analysis* (PCA) dan *K-Means*.

2.1 Persiapan Sampel

Tahap persiapan sampel mencakup penentuan konsentrasi larutan serta prosedur pembuatan larutan uji. Tiga jenis larutan elektrolit yang digunakan dalam penelitian ini adalah larutan natrium klorida (NaCl), Ringer Laktat (RL), dan *Simulated Body Fluid* (SBF). Ketiga larutan tersebut dipilih karena mewakili sistem ionik sederhana hingga kompleks, yang sering ditemukan dalam aplikasi biomedis dan fisiologis. Penentuan konsentrasi sampel dilakukan dengan rentang 10% hingga 90% dari konsentrasi awal larutan, dengan kelipatan 10%. Proses pengenceran ini didasarkan pada perhitungan menggunakan rumus pengenceran berikut:

$$M_1 \cdot V_1 = M_2 \cdot V_2 \quad (1)$$

Keterangan:

M1 adalah konsentrasi awal larutan

V1 adalah volume awal larutan

M2 adalah konsentrasi akhir larutan yang diinginkan

V2 adalah volume total larutan

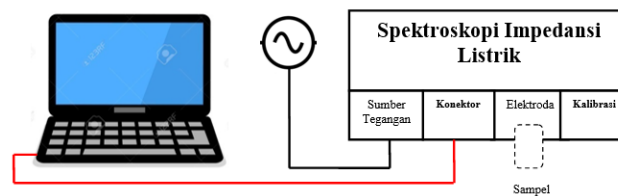
Setelah proses pengenceran, larutan dihomogenkan dengan pengadukan magnetik selama 10 menit dan diinkubasi pada suhu ruang (25 ± 1 °C) selama 10 menit untuk mencapai kestabilan ionik sebelum dilakukan pengukuran impedansi. Setiap variasi konsentrasi akan disiapkan untuk ketiga jenis larutan, menghasilkan serangkaian sampel dengan komposisi yang terkontrol untuk analisis lebih lanjut. Berikut tabel 1 yang menunjukkan komposisi larutan:

Tabel 1. Komposisi Sampel Larutan

Volume Larutan	Volume Aquades	Konsentrasi Akhir
10 mL	100 mL	10%
10 mL	50 mL	20%
10 mL	33,3 mL	30%
10 mL	25 mL	40%
10 mL	20 mL	50%
10 mL	16,6 mL	60%
10 mL	14,2 mL	70%
10 mL	12,5 mL	80%
10 mL	11,1 mL	90%

2.2 Akuisisi Data Impedansi

Pengukuran data impedansi dilakukan pada rentang frekuensi dari 1 Hz hingga 1 MHz, dengan jumlah titik frekuensi yang terdistribusi secara logaritmik untuk menangkap fenomena elektrokimia dari domain frekuensi rendah hingga tinggi. Setiap pengukuran menghasilkan data impedansi kompleks, yang terdiri dari komponen real (Z_{real}) dan komponen imajiner ($Z_{imajiner}$). Data ini diperoleh melalui antarmuka perangkat lunak bawaan instrumen, dan disimpan dalam format matriks untuk proses analisis lanjutan [12]. Gambar 1 menunjukkan blok diagram sistem akuisisi data impedansi. Data impedansi yang diperoleh dari masing-masing larutan dan variasi konsentrasi disusun dalam format .xlsx yang selanjutnya digunakan sebagai input pada proses ekstraksi data.



Gambar 1. Blok Diagram Sistem Akuisisi Data Impedansi

2.3 Standarisasi Data

Proses analisis data dilakukan secara sistematis untuk mengekstrak informasi relevan dari data spektroskopi impedansi dan mengklasifikasikan sampel. Tahapan analisis data meliputi pra-pemrosesan data, analisis PCA, pengelompokan *K-Means*, dan validasi hasil.

Tahap awal analisis data adalah pra-pemrosesan data. Pada tahap ini, 13 nilai impedansi real (Z_{real}) dan 13 nilai impedansi imajiner ($Z_{imajiner}$) yang diperoleh dari pengukuran spektroskopi impedansi diekstraksi. Kedua komponen impedansi ini kemudian digabungkan untuk membentuk matriks data. Selanjutnya, dilakukan standarisasi data untuk setiap variabel. Standarisasi ini bertujuan untuk menghilangkan bias akibat perbedaan skala atau unit antar variabel, sehingga setiap variabel memiliki rata-rata nol dan varian satu. Proses standarisasi sangat krusial untuk memastikan bahwa setiap fitur berkontribusi secara proporsional dalam analisis selanjutnya, terutama pada metode berbasis jarak seperti PCA dan *K-Means*.

2.4 Principal Component Analysis (PCA)

Principal component analysis (PCA) diterapkan pada matriks data impedansi yang telah distandardisasi. PCA adalah teknik reduksi dimensi multivariat yang bertujuan untuk mengubah set variabel yang mungkin berkorelasi menjadi set variabel baru yang tidak berkorelasi, yang disebut Principal Components (PC). Input untuk PCA adalah data impedansi real (Z_{real}) dan impedansi imajiner ($Z_{imajiner}$) yang telah distandardisasi.

Reduksi dimensi dengan PCA memungkinkan visualisasi data yang lebih mudah dan mengurangi kompleksitas komputasi untuk analisis selanjutnya. Komponen-komponen utama akan dipilih berdasarkan nilai eigen tertinggi yang mewakili sebagian besar variasi dalam data. Data ke ruang baru yang terdiri dari komponen-komponen utama terpilih akan ditransformasikan.

2.5 K-Means Clustering

Hasil data yang telah direduksi oleh PCA, kemudian digunakan sebagai input untuk algoritma *K-Means Clustering*. *K-Means* adalah algoritma pengelompokan non-hierarkis yang bertujuan untuk mempartisi n observasi ke dalam k kluster, di mana setiap observasi termasuk ke dalam kluster dengan *mean* terdekat (pusat kluster atau *centroid*). Dalam penelitian ini, jumlah kluster (k) ditetapkan sebanyak 3, sesuai dengan jumlah jenis larutan ionik (NaCl, SBF, dan Ringer Laktat) yang digunakan sebagai sampel, sehingga total sampel berlabel yang digunakan sebanyak 27 sampel. Tujuan pemberian label ini adalah untuk mengidentifikasi apakah kelompok-kelompok larutan yang terbentuk berdasarkan karakteristik impedansinya dapat diklasifikasikan secara akurat sesuai dengan label yang telah ditentukan. Algoritma *K-Means* akan secara iteratif menetapkan setiap titik data ke kluster terdekat dan memperbarui *centroid* kluster hingga konvergensi tercapai. Pada penelitian ini, setiap sampel diberi label seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Pelabelan Sampel untuk *K-Means Clustering*

No	Sampel	Konsentrasi	Label	Sampel	Konsentrasi	Label	Sampel	Konsentrasi	Label
1	NA 1	10%	0	RL 1	10%	1	SBF 1	10%	2
2	NA 2	20%	0	RL 2	20%	1	SBF 2	20%	2
3	NA 3	30%	0	RL 3	30%	1	SBF 3	30%	2
4	NA 4	40%	0	RL 4	40%	1	SBF 4	40%	2
5	NA 5	50%	0	RL 5	50%	1	SBF 5	50%	2
6	NA 6	60%	0	RL 6	60%	1	SBF 6	60%	2
7	NA 7	70%	0	RL 7	70%	1	SBF 7	70%	2
8	NA 8	80%	0	RL 8	80%	1	SBF 8	80%	2
9	NA 9	90%	0	RL 9	90%	1	SBF 9	90%	2

2.6 Evaluasi Model

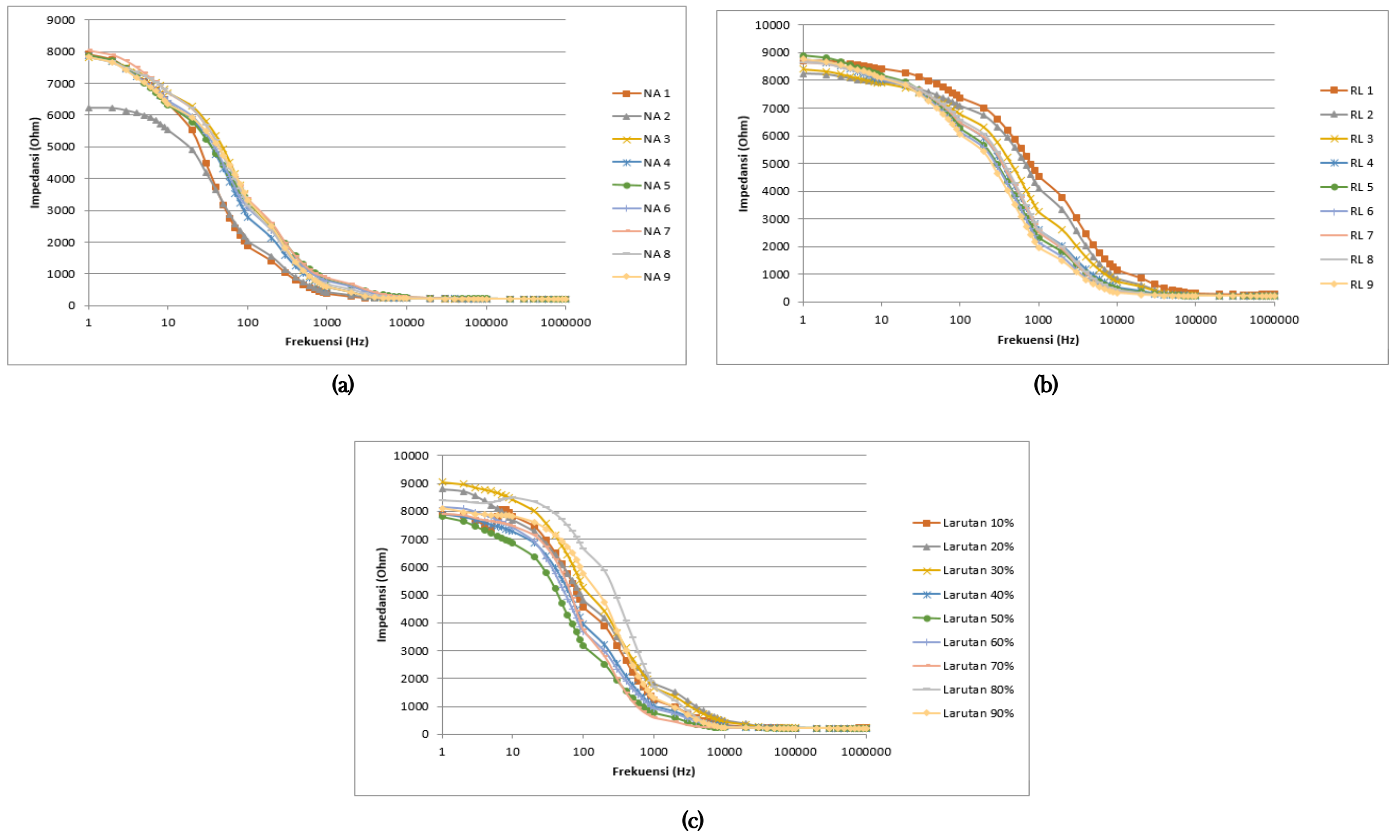
Evaluasi model dilakukan menggunakan pustaka scikit-learn (v1.3) dengan menghitung sejumlah metrik evaluasi kluster terhadap hasil *K-Means* yang diproyeksikan ke ruang dua dimensi melalui PCA. Rasio variansi dari PC1 dan PC2 dicatat untuk menilai efektivitas reduksi dimensi. Kualitas klusterisasi dievaluasi menggunakan *silhouette score*, *Mean Squared Error* (MSE), *Adjusted Rand Index* (ARI), dan *accuracy score*, dengan membandingkan label hasil klustering terhadap label asli jenis larutan ionik (NaCl, RL, dan SBF).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Karakteristik Spektroskopi Impedansi Larutan

Kurva impedansi terhadap frekuensi dari sembilan variasi konsentrasi larutan yang diukur menggunakan teknik spektroskopi impedansi listrik (SIL) ditunjukkan pada Gambar 2. Pengukuran dilakukan pada rentang frekuensi 1 Hz hingga 1 MHz, yang mencakup respon sistem dari domain elektrokimia lambat yaitu peristiwa difusi dan domain elektrokimia lambat cepat yang menunjukkan sifat kapasitif dan resistif larutan [13].

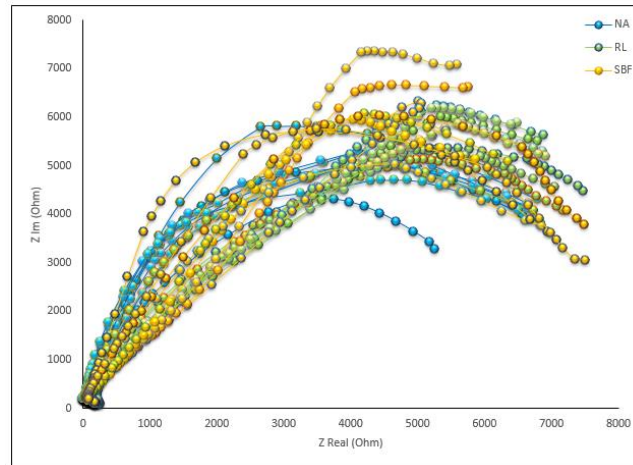
Kurva impedansi dari ketiga jenis larutan elektrolit—NaCl, Ringer Laktat (RL), dan *Simulated Body Fluid* (SBF) menunjukkan respons elektrik khas terhadap rangsangan arus listrik AC pada rentang frekuensi 1 Hz hingga 1 MHz. Secara umum, ketiga larutan menunjukkan pola penurunan impedansi seiring meningkatnya frekuensi, sebagaimana terlihat pada kurva Bode. Pada frekuensi rendah, nilai impedansi tinggi disebabkan oleh dominasi kapasitansi antarmuka elektroda-larutan akibat pembentukan lapisan ganda listrik (*electrical double layer*), sedangkan pada frekuensi tinggi, ion tidak mampu mengikuti perubahan arus listrik secara dinamis sehingga impedansi didominasi oleh resistansi larutan [14].



Gambar 2. Grafik Bode Impedansi Bode pada Larutan (a) NaCl; (b) RL; (c) SBF

Gambar 3 merupakan grafik Nyquist dari ketiga larutan. Grafik tersebut memperlihatkan kurva yang menyerupai semi-lingkaran, mencerminkan adanya kombinasi komponen resistif dan kapasitif. NaCl sebagai elektrolit sederhana menunjukkan karakteristik impedansi yang relatif homogen antar konsentrasi, RL yang mengandung campuran ion kompleks Na^+ , K^+ , Ca^{2+} , Cl^- , dan laktat menghasilkan bentuk kurva yang lebih menyebar, sedangkan SBF yang secara kimia lebih kompleks mendekati komposisi ionik cairan ekstraseluler fisiologis, memperlihatkan profil impedansi yang lebih variatif dan menempati rentang Z_{real} dan $Z_{imaginer}$ yang lebih luas. Hal ini secara fisika merefleksikan interaksi antarmuka yang lebih kompleks serta diferensiasi mobilitas ion-ion penyusun pada masing-masing larutan. Meskipun grafik Nyquist ini menunjukkan perbedaan karakteristik antara larutan NaCl, RL, dan SBF, klasifikasi antar larutan serta antar konsentrasi masing-masing larutan tidak dapat ditentukan secara jelas hanya berdasarkan inspeksi visual terhadap kurva.

Kurva dari masing-masing larutan dan konsentrasinya tumpang tindih pada beberapa rentang frekuensi, yang menyebabkan ketidakmampuan identifikasi secara eksplisit. Dari sudut pandang fisika, fenomena ini dapat dijelaskan oleh adanya efek relaksasi dielektrik dan hamburan ionik yang serupa antar larutan pada frekuensi tertentu, serta pengaruh elektroda identik yang membatasi resolusi spasial terhadap perbedaan struktur ionik larutan [14].



Gambar 3. Nyquist Plot dari Tiga Variasi Larutan NaCl, RL, SBF

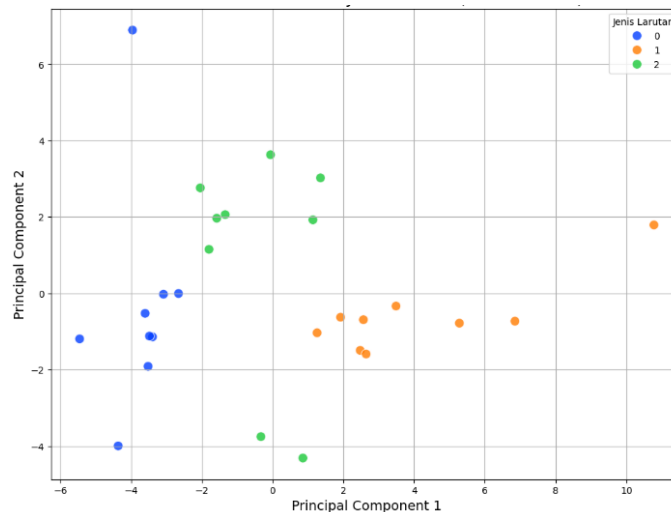
3.2 Hasil Analisis PCA

Hasil *Principal component analysis* (PCA) pada Tabel 3 menunjukkan bahwa data impedansi listrik dari tiga jenis larutan ionik—NaCl, Ringer Laktat (RL), dan *Simulated Body Fluid* (SBF) dapat direduksi secara efektif ke dalam dua komponen utama, yakni PC1 dan PC2. Dari sisi variansi yang dijelaskan, PC1 memberikan kontribusi dominan terhadap total variasi data (53,2%), sedangkan PC2 menambahkan 22,5%, sehingga kombinasi keduanya mencakup 75,8% total informasi angka yang memadai untuk keperluan visualisasi dan analisis lebih lanjut.

Tabel 3. Hasil PCA

	PC1	PC2
Nilai Eigen	13.840	5.859
Variansi Proporsi	0.532	0.225
Variansi Kumulatif	0.532	0.758

Berdasarkan grafik penyebaran skor PCA pada Gambar 4, terlihat kemampuan PCA untuk memetakan data impedansi yang berdimensi tinggi ke dalam ruang fitur 2D di mana sampel dari larutan yang sama secara visual mengelompok bersama. Grafik score plot menunjukkan adanya pemisahan yang jelas antar ketiga kluster, terutama di sepanjang sumbu PC1 yang secara efektif membedakan larutan NaCl (label 0), Larutan RL (label 1) dan larutan SBF (label 2). Hal ini juga merupakan indikasi kuat bahwa metode PCA berhasil menangkap variasi data impedansi yang membedakan ketiga larutan tersebut.

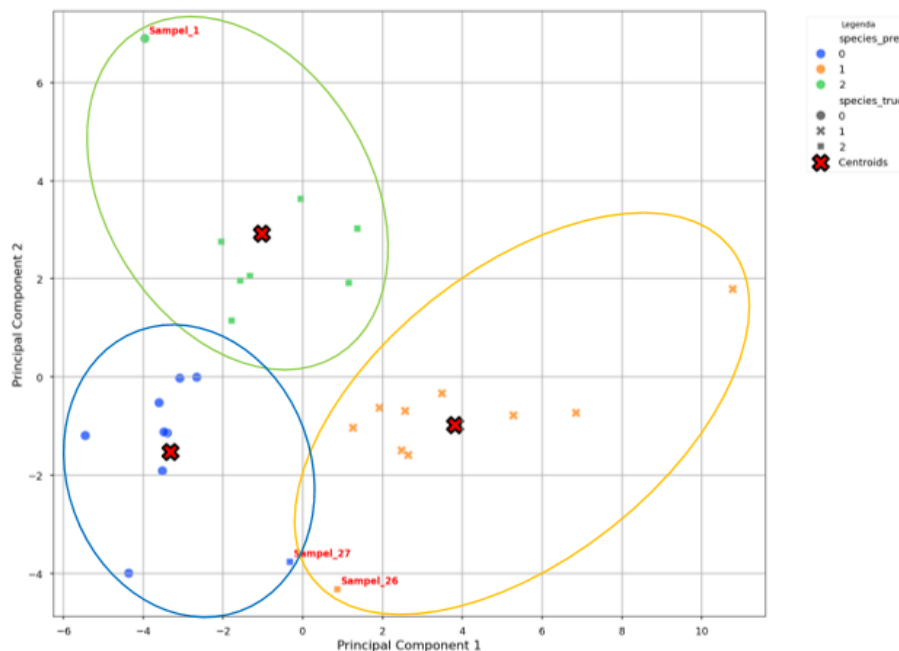


Gambar 4. Hasil Score Plot PCA

Hasil loading plot menunjukkan gambaran yang memiliki korelasi dengan karakteristik pengukuran impedansi. PC1 yang dipengaruhi oleh Z_{real} dan $Z_{imajiner}$ pada frekuensi rendah menunjukkan daerah pengukuran *interface*, sedangkan PC2 yang dipengaruhi oleh Z_{real} dan $Z_{imajiner}$ pada frekuensi tinggi menunjukkan daerah pengukuran *bulk dielectric*. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan PCA mampu mengekstrak data pengukuran impedansi dengan baik.

3.3 Hasil K-Means Clustering

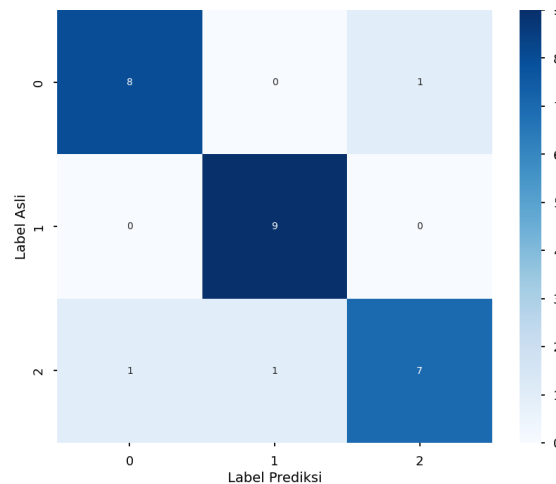
Data PC1 dan PC2 selanjutnya akan digunakan sebagai data acuan untuk melakukan klusterisasi. Hasil klusterisasi menggunakan algoritma *K-Means* yang ditampilkan pada grafik PCA pada Gambar 7 menunjukkan distribusi tiga kelompok kluster berdasarkan data impedansi larutan ionik NaCl, RL, dan SBF yang telah direduksi dimensinya melalui *Principal component analysis* (PCA). Masing-masing titik mewakili sampel larutan yang diproyeksikan dalam ruang dua dimensi berdasarkan komponen utama (PC1 dan PC2), sedangkan *centroid* kluster digambarkan dengan simbol "X" berwarna merah tebal. Secara umum, tiga kluster tampak terbentuk dengan cukup baik, dengan masing-masing kluster menunjukkan kecenderungan pengelompokan spasial yang terpisah meskipun terdapat beberapa kesalahan deteksi seperti pada Sampel 1, Sampel 26, dan Sampel 27. Hasil ini dimungkinkan karena PCA hanya mampu melakukan ekstraksi data sebesar 75,8 % sehingga terdapat informasi yang hilang dan menyebabkan kesalahan klusterisasi.



Gambar 7. Hasil Klusterisasi *K-Means*

Perbedaan posisi antar kluster dalam ruang PCA mencerminkan perbedaan mendasar dalam karakteristik listrik larutan, yang terekspresikan dalam profil impedansi kompleks (Z_{real} dan Z_{im}). Perbedaan ini dapat disebabkan oleh variasi jenis ion, mobilitas ion, kekuatan ionik, serta interaksi spesifik ion dengan pelarut. Misalnya, larutan SBF yang mengandung campuran multi-ionik (seperti Na^+ , K^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} , Cl^- , dan fosfat) memiliki respons dielektrik dan konduktivitas listrik yang lebih kompleks dibandingkan dengan larutan tunggal ionik seperti NaCl. Fenomena ini dapat disebabkan dengan pembentukan lapisan ganda listrik (*Electrical Double Layer*) yang berbeda pada elektroda, serta efek polarisasi dan relaksasi ion yang muncul pada frekuensi rendah.

Confusion matrix pada Gambar 8, mendukung validitas hasil klusterisasi dengan menunjukkan tingkat kesesuaian yang cukup tinggi antara label prediksi hasil *K-Means* dengan label asli. Mayoritas sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar dalam kluster yang sesuai, terutama pada label 1 (RL), yang mencapai akurasi sempurna (9 dari 9 sampel). Sementara itu, terdapat sedikit kesalahan klasifikasi pada label 0 (NaCl) dan label 2 (SBF), yang masing-masing memiliki satu atau dua sampel yang salah tempat. Evaluasi model lebih detail ditampilkan pada Tabel 4 menunjukkan hasil metrik evaluasi untuk mengukur kinerja hasil klusterisasi.

Gambar 8. Hasil Pelabelan *Confusion Matrix*

Nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0.2423 mencerminkan tingkat kesalahan rata-rata antara posisi data dan pusat kluster (*centroid*). Nilai MSE juga menunjukkan seberapa besar data atau informasi yang hilang akibat proses reduksi PCA. Nilai yang diperoleh pada penelitian ini relatif kecil, menunjukkan bahwa data yang dikluster cukup dekat dengan pusat kluster masing-masing, menandakan kompaknya distribusi internal dalam kluster.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

Metode Validasi Model	Nilai
<i>Variance Ratio PC1</i>	0.5323
<i>Variance Ratio PC2</i>	0.225
<i>MSE</i>	0.2423
<i>Silhouette Score</i>	0.4473
<i>Adjusted Rand Index (ARI)</i>	0.6865
<i>Accuracy Score</i>	88.9%

Nilai *Silhouette score* sebesar 0.4473 menunjukkan tingkat kohesi dan separasi antar kluster. Nilai ini tergolong sedang (antara 0.25–0.5), yang menandakan bahwa kluster sudah cukup terbentuk dengan baik meskipun masih terdapat beberapa titik data yang berada dekat dengan batas antar kluster. Kemudian *Adjusted Rand Index (ARI)* tercatat sebesar 0.6865, yang mengindikasikan kesesuaian antara label kluster hasil prediksi dan label asli larutan. Nilai ini cukup tinggi (mendekati 1), yang menunjukkan bahwa struktur kluster yang dihasilkan sangat konsisten dengan ground truth (label jenis larutan asli). Terakhir, nilai akurasi sebesar 88.9% menunjukkan bahwa sebagian besar sampel berhasil dikelompokkan ke dalam kluster yang sesuai dengan label asli larutan NaCl, RL, dan SBF. Ini mengonfirmasi bahwa pendekatan kombinasi PCA dan *K-Means* cukup efektif untuk mengklasifikasikan jenis larutan ionik berdasarkan karakteristik impedansi yang kompleks. Secara keseluruhan, nilai-nilai validasi ini mendukung bahwa model yang dibangun mampu membedakan jenis larutan ionik berdasarkan pola impedansinya, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan, seperti pada separasi kluster yang belum maksimal ditunjukkan oleh nilai *silhouette score* yang belum mencapai kategori sangat baik (>0.5).

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa identifikasi jenis larutan ionik seperti NaCl, Ringer Laktat (RL), dan *Simulated Body Fluid* (SBF) dapat dilakukan secara efektif menggunakan data spektroskopi impedansi listrik yang dianalisis dengan pendekatan PCA dan *K-Means* clustering. Melalui proses reduksi dimensi menggunakan *Principal component analysis* (PCA), diperoleh pemisahan data yang cukup representatif dengan total variansi sebesar 75.8% yang dijelaskan oleh dua komponen utama. Tahap klusterisasi menggunakan algoritma *K-Means* berhasil mengelompokkan data dengan

tingkat akurasi sebesar 88.9%, nilai ARI sebesar 0.6865, serta *silhouette score* sebesar 0.4473, yang menunjukkan kualitas klusterisasi yang cukup baik.

Kombinasi PCA dan *K-Means* Clustering memberikan pendekatan yang cukup efektif untuk mengelompokkan larutan ionik berdasarkan sifat impedansi listriknya. Meskipun demikian, adanya outlier dan overlap antar kluster menunjukkan bahwa sistem ini masih dapat ditingkatkan. Pendekatan lebih lanjut seperti penerapan metode klusterisasi lanjutan seperti DBSCAN atau Gaussian Mixture Model, dapat dipertimbangkan untuk memperbaiki resolusi klasifikasi dan menangkap kompleksitas distribusi data secara lebih komprehensif.

Daftar Pustaka

- [1] G. Barbero, N. G. Fytas, I. Lelidis, J. V. da Silva Andrade, F. C. M. Freire, and A. J. Santana, 'Determination of the recombination coefficient in electrolytic solutions from impedance spectroscopy measurements', *Journal of Electroanalytical Chemistry*, vol. 907, pp. 1-18, 2022, doi: 10.1016/j.jelechem.2022.116070.
- [2] H. Sela and D. R. Santosa, 'The Effect of NaCl Concentration on the Ionic NaCl', 2021.
- [3] Q. Zhang, X. Liu, L. Yin, P. Chen, Y. Wang, and T. Yan, 'Electrochemical impedance spectroscopy on the capacitance of ionic liquid-acetonitrile electrolytes', *Electrochim Acta*, vol. 270, pp. 352-362, 2018, doi: 10.1016/j.electacta.2018.03.059.
- [4] S. Zaim *et al.*, 'A new approach based on the combination of complex impedance and conductivity to investigate the interaction mechanisms of raw polysaccharides in aqueous solutions', *Mater Sci Energy Technol*, vol. 6, pp. 343-350, 2023, doi: 10.1016/j.mset.2023.03.002.
- [5] P. Ibba, A. Falco, B. D. Abera, G. Cantarella, L. Petti, and P. Lugli, 'Postharvest Biology and Technology Bio-impedance and circuit parameters : An analysis for tracking fruit ripening', *Postharvest Biol Technol*, vol. 159, no. May 2019, p. 110978, 2020, doi: 10.1016/j.postharvbio.2019.110978.
- [6] C. Panagopoulou *et al.*, 'Non-Faradaic Impedimetric Detection of Heavy Metal Ions via a Hybrid Nanoparticle-DNAzyme Biosensor', *Biosensors (Basel)*, vol. 14, no. 7, 2024, doi: 10.3390/bios14070321.
- [7] H. Abdelhamid, T. Z. Salem, M. A. Wahba, D. Mofeed, O. E. Morsy, and R. Abdelbaset, 'A capacitive sensor for differentiation between virus-infected and uninfected cells', *Sens Biosensing Res*, vol. 36, no. March, p. 100497, 2022, doi: 10.1016/j.sbsr.2022.100497.
- [8] Z. Chen *et al.*, 'Electrochemical Impedance Spectroscopy (EIS) of NaCl-Saturated Sandy Soil at Sub-zero Temperatures', *Int J Electrochem Sci*, vol. 16, pp. 1-18, 2021, doi: 10.20964/2021.09.02.
- [9] X. Jiang, X. Zhang, T. Tang, and Y. Zhang, 'Electromechanical impedance based self-diagnosis of piezoelectric smart structure using principal component analysis and LibSVM', *Sci Rep*, vol. 11, no. 1, pp. 1-17, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-90567-y.
- [10] K. Król, T. Rymarczyk, E. Kozłowski, and K. Niderla, 'Using principal component analysis and elastic net in logistic regression to identify the location of objects in EIT', *J Phys Conf Ser*, vol. 2408, no. 1, pp. 1-14, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2408/1/012025.
- [11] J. Schaeffer *et al.*, 'Machine Learning Benchmarks for the Classification of Equivalent Circuit Models from Electrochemical Impedance Spectra', *J Electrochem Soc*, vol. 170, no. 6, p. 060512, 2023, doi: 10.1149/1945-7111/acd8fb.
- [12] D. R. Santoso, B. Pitaloka, C. S. Widodo, and U. P. Juswono, 'Low-Cost, Compact, and Rapid Bio-Impedance Spectrometer with Real-Time Bode and Nyquist Plots', *Applied Sciences 2020, Vol. 10, Page 878*, vol. 10, no. 3, p. 878, Jan. 2020, doi: 10.3390/AP10030878.
- [13] W. Sugianto, C. S. Widodo, D. R. Santoso, and W. H. Sela, 'Preliminary study to detect quantity of erythrocyte using interdigitated electrode by electrical impedance spectroscopy method', *AIP Conf Proc*, vol. 2314, no. 1, Dec. 2020, doi: 10.1063/5.0034059/724461.
- [14] E. Rahmawati, D. R. Santoso, J. A. F. Noor, and A. Nadhir, 'Electrical impedance analysis of NaCl and CaCl₂ solutions based on equivalent electric circuit', *J Phys Conf Ser*, vol. 2165, no. 1, p. 012025, Jan. 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2165/1/012025.
- [15] S. Abasi, J. R. Aggas, G. G. Garayar-Leyva, B. K. Walther, and A. Guiseppi-Elie, 'Bioelectrical Impedance Spectroscopy for Monitoring Mammalian Cells and Tissues under Different Frequency Domains: A Review', *ACS Measurement Science Au*, vol. 2, no. 6, p. 495, Dec. 2022, doi: 10.1021/ACSMEASUREMENTSCIAU.2C00033.