

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

PT PLN Indonesia Power UBP Priok merupakan infrastruktur kelistrikan dengan pembangkit ramah lingkungan, yakni Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap (PLTGU) dengan kapasitas 2,800 Mega Watt (MW) berbahan bakar natural gas yang disuplai oleh Perusahaan Gas Negara dan Nusantara Regas. UBP Priok dikelola oleh PLN Indonesia Power, berlokasi di pantai utara Jakarta. Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap (PLTGU) Priok menggunakan gas alam sebagai bahan bakar yang ramah lingkungan dengan tipe pembangkit *Natural Gas Combined Cycle* (NGCC) (Kompas, 2023). Pembangkit *combined Cycle* memanfaatkan panas dari gas buang PLTG dengan menggunakan sistem yang dinamakan sebagai HRSG atau *Heat Recovery Steam Generation* yang bekerja dengan memanaskan air hasil dari desalinasi air laut dengan panas gas buang menjadikannya steam yang dapat menggerakkan turbin (Kehlhofer et al., 2009). Dengan bahan bakar gas, PLTG dapat beroperasi dengan memutar turbin gas yang dapat menghasilkan energi listrik. Begitu juga dengan PLTU yang dapat memutar turbin dengan kekuatan dari uap (Superheated Steam) dari HRSG.

Pada sistem PLTGU dibutuhkan pasokan air tawar yang memiliki kualitas baik dan dalam jumlah yang sangat besar sehingga dibutuhkan suatu sistem yang dapat menyediakan hal tersebut. *Desalination Plant* adalah suatu sistem yang berfungsi untuk memproduksi air *destilate* yang akan digunakan sebagai air baku pada water treatment PLTGU (Khordagui, 1999). Kondisi kualitas air laut sekitar PLTGU Priok juga mempunyai salinitas yang lumayan tinggi sekitar 20‰ oleh karena itu kehandalan *desal plant* perlu terjaga (Manual Book Operation PLTGU Blok 4, 2019). Pada PLTGU UBP Priok terdapat 4 blok yang dimana blok 1 dan blok 2 mempunyai *desal plant* sebanyak 2 buah dengan kapasitas masing-masing *plant* sebesar 960 ton/hari namun karena sudah sudah beroperasi sangat lama untuk standar conductivity yang dihasilkan juga sudah kurang baik dan kebutuhan operasi unit blok 12 berkurang karena efisiensi lebih kecil dibanding dengan unit blok 3 dan blok 4. Untuk blok 4 hanya memiliki 1 buah *desal plant* dengan kapasitas sebesar 280 ton/hari (Sasakura, 2012). Sedangkan untuk blok 3 mempunyai 2 *desal plant* dengan kapasitas 610 ton/hari sehingga dapat dikatakan bahwa blok 3 saat ini memiliki peranan yang sangat besar dalam penyediaan air *desalite* buat kebutuhan produksi di PLTGU Priok karena disamping memiliki

kapasitas yang besar dan performanya pun masih bagus dibanding dengan blok 12 dan blok 4. Maka dari itu perlu dilakukan pemeliharaan rutin berkala pada *Desalination Plant* blok 3 yang meliputi kegiatan pemeliharaan *preventive, outage & corective*.

Ketika dilakukan kegiatan pemeliharaan *preventive* ataupun *corrective* maka dipastikan desal plant harus dalam keadaan tidak beroperasi (Divisi Perencanaan dan Evaluasi Operasi UBP Priok, 2012), seperti kegiatan pemeliharaan yang meliputi cleaning evaporator dan cleaning peralatan spray desal. Sebagai indikator dalam kegiatan pemeliharaan ini ketika produksi desal dibawah kebutuhan pembangkit atau devisit air service. Kondisi ini maka PLTGU berpotensi terganggu produksinya karena ketidakcukupan pasokan air *desalite* untuk produksi water treatment. Dalam skala besar dapat menyebabkan dearating Steam Turbine, maka mengevaluasi produksi water treatment dan keandalan proses pengolahan dan fasilitas pengolahan air harus menjadi bagian penting dari proses penyediaan air produksi dalam PLTGU (Bwapwa et al., 2024).

Saat ini untuk melakukan kegiatan pemeliharaan pada *Desalination Plant* Blok 3 PLTGU Priok dilakukan dengan menganalisa parameter data produksi lain 1st *effect* feed flow, 1st *effect* steam temperature, 2nd *effect* feed flow, 2nd *effect* steam temperature, 3rd *effect* steam temperature, 3rd *effect* feed flow, 4th *effect* feed flow, 4th *effect* steam temperature, load setter, product water flow dan conductivity product. Analisa tersebut dilakukan secara manual disetiap parameternya dan menjadi acuan kapan dilakukan cleaning desal. Adapun jadwal kegiatan pemeliharaan rutin cleaning desal selama ini dilakukan setiap 6 bulan namun aktualnya kegiatan pemeliharaan tersebut tidak selalu tepat dilakukan karena terkadang desal plant membutuhkan lebih cepat pemeliharaan kadang juga lebih lambat sehingga ketidakakuratan jadwal tersebut mengakibatkan *Desalination Plant* derating ataupun adanya ketidakefektifan biaya untuk kegiatan pemeliharaan serta terjadi intervensi proses desalinasi karena energi yang digunakan tidak maksimal untuk menghasilkan air tawar. Beberapa hal penyebab ketidakakuratan jadwal pemeliharaan dikarenakan ada beberapa komponen peralatan yang beroperasi tidak maksimal sehingga menyebabkan pergeseran waktu dari jadwal yang sudah ditentukan (Eisenberg et al., 2001), tidak maksimalnya monitoring terhadap parameter operasi dari sebuah peralatan (Widiastuti and Susanto, 2014).

Pada bulan Juni 2023 terjadi penurunan produksi *Desalination Plant* 3A akibat evaporator yang kotor sehingga *Desalination Plant* 3A tidak *standby*. Beberapa gangguan terjadi disebabkan

karena beberapa peralatan tidak maksimal, faktor yang dianggap menjadi penyebab yaitu karena analisa untuk menentukan kapan waktu dilakukan pemeliharaan masih manual sehingga terjadi breakdown pada *desal plant*. Solusi untuk mengatasi hal tersebut dibuatkan algoritma agar dapat memprediksi kapan waktu yang tepat untuk melakukan kegiatan pemeliharaan. Dalam penentuan *Health Index* untuk monitoring performa *Desalination Plant*, permodelan K-Nearest Neighbors (K-NN) mampu melakukan klasifikasi berdasarkan data yang ada tanpa perlu asumsi tertentu tentang distribusi data atau hubungan antar variabel. K-NN adalah metode pembelajaran mesin yang berbasis pada pengklasifikasian data dengan cara mencari kedekatan antara titik data yang belum terklasifikasi dengan titik data lainnya yang sudah terklasifikasi berdasarkan jarak tertentu seperti Euclidean (Altman, 1992). Salah satu kelebihan utama K-NN adalah kesederhanaannya, karena tidak memerlukan proses pelatihan yang kompleks dan dapat langsung digunakan untuk pengklasifikasian. Selain itu, K-NN fleksibel dalam menangani data dengan berbagai distribusi dan sangat efisien dalam menangani data non-parametrik, yang menjadikannya pilihan yang ideal dalam aplikasi yang memerlukan klasifikasi berdasarkan pola data yang kompleks dan tidak diketahui sebelumnya (Zhang, 2016). K-NN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi kesehatan atau performa *Desalination* berdasarkan data yang terkait dengan parameter operasi yang telah ditentukan.

K-Nearest Neighbors memiliki sejumlah kelebihan yang membuatnya unggul dalam beberapa aplikasi. Salah satunya adalah kesederhanaannya, karena algoritma ini mudah dipahami dan diimplementasikan tanpa memerlukan proses pelatihan yang rumit seperti algoritma lainnya. Sebagai algoritma non-parametrik, K-NN tidak memerlukan asumsi tertentu mengenai distribusi data, yang memungkinkan fleksibilitas dalam menangani data yang tidak terstruktur atau memiliki distribusi yang tidak diketahui. K-NN juga sangat fleksibel dalam menangani data multidimensi dan dapat digunakan untuk masalah klasifikasi maupun regresi (Cover & Hart, 1967). Selain itu, K-NN tidak membutuhkan waktu pelatihan yang lama, hanya memerlukan penyimpanan data untuk melakukan prediksi, dan dapat dengan cepat beradaptasi terhadap perubahan atau penambahan data baru. Keunggulan lainnya adalah kemampuannya untuk memberikan hasil yang akurat berdasarkan kedekatan data, membuatnya efektif dalam masalah dengan pola lokal yang kuat. Namun, meskipun banyak kelebihannya, K-NN juga memiliki beberapa kekurangan, seperti waktu prediksi yang lebih lama pada dataset besar dan potensi terpengaruhnya kinerja oleh "curse of dimensionality" pada data dengan fitur yang sangat banyak. K-NN dalam menentukan *Health*

Index desalination adalah kemampuannya untuk memberikan prediksi yang spesifik dan adaptif sesuai dengan karakteristik desalination (Altman, 1992). Dengan mempertimbangkan kesamaan dengan *k-nearest neighbors*, k-NN dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat untuk *Health Index* desalination dari model yang lebih umum atau terstruktur (Tharwat et al., 2018).

Hasil analisa dan sistem algoritma dapat memprediksi kapan waktu yang tepat atau yang terbaik untuk dilakukannya kegiatan pemeliharaan atau cleaning desal, agar *Desalination Plant* blok 3 priok dapat handal dengan desal yang mempunyai performa bagus, kemudian algoiritma tersebut bisa dintegrasikan pada sistem digitalisasi pembangkit sehingga akan lebih mudah dalam monitoringnya. Untuk algoritma pernah diterapkan pada desal plant blok 4 dengan tipe 1 *effect* dan memanfaatkan 5 *Health Index* (Mukhtar, 2023) untuk monitoringnya, sehingga perlu dilakukan improvement bila ingin melakukannya pada blok 3 karena mempunyai tipe desal plant *multi effect* dan membutuhkan kurang lebih menggunakan 7 parameter input agar didapat hasil yang terbaik untuk pemodelan prediksinya sehingga performa desal plant blok 3 dapat terjaga.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan pada sub bab 1.1, maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut.

1. Bagaimana penerapan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) dapat digunakan untuk memprediksi kebutuhan pemeliharaan pada *Desalination Plant* agar lebih optimal?
2. Bagaimana dampak penerapan algoritma K-NN dalam sistem digitalisasi pembangkit terhadap kehandalan operasi desalination blok 3?
3. Berapa potensi penghematan biaya pemeliharaan yang dapat dioptimalkan dengan penerapan algoritma K-NN pada *Desalination Plant* blok 3?
4. Sejauh mana efisiensi energi dalam proses desalinasi dapat ditingkatkan dengan penerapan algoritma K-NN pada *Desalination Plant* blok 3?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan yang hendak dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengembangkan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) untuk memprediksi kebutuhan pemeliharaan dan cleaning pada *Desalination Plant*, guna meningkatkan efektivitas dan efisiensi pemeliharaan.
2. Mengintegrasikan algoritma K-NN yang telah dikembangkan ke dalam Sistem Digitalisasi Pembangkit, sehingga sistem dapat secara otomatis memprediksi dan mengoptimalkan kegiatan pemeliharaan dan cleaning *Desalination Plant* secara real-time.
3. Menganalisis dampak penerapan algoritma K-NN terhadap kehandalan operasi desalination blok 3, dengan tujuan untuk meningkatkan keandalan dan ketersediaan peralatan dalam proses desalinasi.
4. Mengevaluasi potensi penghematan biaya dan efisiensi energi yang dapat dicapai melalui penerapan algoritma K-NN pada *Desalination Plant* blok 3, serta memastikan operasi yang lebih efisien dan berkelanjutan.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan dihasilkan dari penelitian dengan judul “Penggunaan *Health Index* Berbasis *Machine Learning* dengan Metode *K-Nearest Neighbors* Untuk Menjaga Performa *Desalination Plant* Pembangkit Listrik Tenaga Gas dan Uap” adalah sebagai berikut.

1. Dengan menentukan *Health Index* Desal Blok 3 berbasis *Machine Learning* diharapkan dapat melakukan pencegahan terjadinya kehilangan produksi air demin akibat breakdown *Desalination Plant* diluar pemeliharaan berencana.
2. Dapat diterapkan di semua unit pembangkit thermal dalam meminimalkan potensi derating / tidak beroperasinya unit pembangkit karena adanya permasalahan disebabkan adanya catastrophic failure / derating pada *Desalination Plant*
3. Dapat menekan kerugian Perusahaan karena *Desalination Plant* yang tidak dapat berfungsi secara optimal.
4. Mendukung program Perusahaan pada dua aspek yang meliputi aspek lingkungan dan efisiensi.

1.5. Originalitas Penelitian

Penelitian ini akan mengumpulkan data parameter desal operasi selama satu siklus keadaan normal produksi sampai devisit, yang digunakan sebagai data set *Machine Learning* dan mengimplementasikan klasifikasi *K-nearest neighbors* dengan inputan beberapa data parameter Desal. Klasifikasi *K-nearest neighbors* merupakan suatu algoritma mengelompokkan data dengan memisahkan sample data dengan varian yang sama, dan meminimalkan kriteria yang dikenal sebagai inersia atau jumlah kuadrat dalam cluster data tersebut. Algoritma ini membutuhkan jumlah cluster yang sudah di tentukan. Ringkasan penelitian sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 1.1.

Tabel 1. 1 Ringkasan Penelitian Sebelumnya

No	Penelitian	Alat/Metode	Variabel Pengamatan	Hasil/Gap Research
1	Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa (Cholil RS, Handayani T, Prathivi R, 2021)	K-Nearest neighbor(K-NN)	Pengolahan penerimaan beasiswa bisa menggunakan sebuah algoritma data mining untuk mengklasifikasikan calon penerima beasiswa berdasarkan data yang diambil dari data siswa penerima.	- Evaluasi perbandingan data training dan testing pada metode KNN dengan cross validation sampling memperlihatkan hasil perhitungan rata – rata precision sebesar 89 persen. - akan diimplementasikan metode KNN dengan cross sampling di pembangkit dengan hasil rata-rata precision 91 Persen
2	Pemanfaatan <i>Health Index</i> dengan metode KNN untuk menjaga Performance Desalination Blok 4 Priok. (Mukhtar RA, Budiman A, Wakhidin, 2023)	K-Nearest neighbor(K-NN)	Mengamati data parameter desal plant dan membuat algoritma prediksi pemeliharaan	-Penelitian ini masih digunakan pada desal dengan tipe 1 <i>effect</i> sehingga parameter operasi yang diamat akan berbeda bila dilakukan pada tipe <i>multieffect</i> -Pemanfaatan <i>Health Index</i> masih 5 klasifikasi sehingga perlu dilakukan improvement untuk

				mendapatkan hasil prediksi yang terbaik.
--	--	--	--	--

Tabel 1.1 (Lanjutan)

No	Penelitian	Alat/Metode	Variabel Pengamatan	Hasil/Gap Research
3	Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Jenis Kaca (<i>Mulyadi Baharuddin et al., 2019</i>)	<i>K-Nearest Neighbor</i>	Untuk pengukuran performa (akurasi, presisi, recall dan f-measure) metode K-NN dengan berbagai macam nilai K pada objek 1000 data produksi jenis kaca yang diperoleh dari pusat dataset.	Penelitian ini menggunakan sumber data yang belum maksimal dan kombinasi metode yang kurang pas sehingga hasil pemodelan prediksi dan akurasi masih di bawah 90%.
4	A hybrid k-means-GMM <i>Machine Learning</i> technique for turbomachinery condition monitoring (Mohd. Dasuki Yusoff <i>et al.</i> , 2022)	<i>K- Means and GMM (Gaussian Mixture Model)</i>	- untuk mengamati keberadaan sinyal tren atau anomali selama masa aktif mesin - menentukan jumlah cluster, k sesuai dengan total tren yang terdeteksi dari dataset yang diproses	- Penelitian ini masih dimpelemntasikan pada sistem sederhana dan data parameter yang kurang banyak sehingga belum diketahui tingkat akurasi prediksinya berapa persen
5	Reliability Analysis of Real Time Operation State of Power System Based on K-Nearest Neighbor (L Tie <i>et al.</i> , 2022)	<i>K-Nearest Neighbor</i>	mengumpulkan informasi status system operasi tenaga listrik secara real-time dan algoritma prediksi untuk evaluasi kehandalan sistem operasi	- Penelitian ini masih menggunakan data distribusi terbatas sehingga hasil prediksi untuk kehandalan system operasi tenaga listrik secara luas belum didapat maksimal.

Tabel yang disajikan berisi ringkasan dari beberapa penelitian terkait penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam berbagai bidang. Penelitian pertama mengimplementasikan KNN untuk mengklasifikasikan penerima beasiswa berdasarkan data siswa, dengan hasil evaluasi

menunjukkan tingkat presisi sebesar 89%, yang dapat ditingkatkan menjadi 91% dengan perbaikan lebih lanjut pada metode cross-validation. Penelitian kedua memanfaatkan KNN untuk memonitor kesehatan sistem desalinisasi, dengan fokus pada prediksi kinerja yang masih memerlukan perbaikan agar dapat lebih akurat, terutama untuk sistem desalinisasi multi-efek. Penelitian ketiga menggunakan KNN untuk mengidentifikasi jenis kaca dengan akurasi lebih dari 90%, namun masih membutuhkan optimasi untuk hasil yang lebih baik.

