

MADANI: Jurnal Ilmiah Multidisiplin

Volume 1, Nomor 2, November 2022, Halaman 79-85

ISSN: 2302-6219

DOI: 10.5281/zenodo.7782294

OPTIMISASI CHEMICAL OXYGEN DEMAND PRODUCED WATER PADA POLISHING UNIT

Deni Nur Fauzi¹, Dimas Ari Setyawan²

^{1,2}Politeknik Negeri Madiun

Email: ^{1*}deninurfauzi@pnm.ac.id, ²dimas.ari@pnm.ac.id

Abstrak

Polishing unit pada Saka Indonesia Pangkah Limited menggunakan *biological treatment* yang memanfaatkan bakteri aerob untuk mengurangi kadar *Chemical Oxygen Demand* (COD) effluent pada produce water saat eksplorasi minyak agar sesuai dengan baku mutu. Untuk menjaga agar bakteri tetap hidup diperlukan tambahan substrat berupa nitrat dan fosfat yang dijaga pada kondisi tertentu. Uji data operasional menunjukkan bahwa hubungan antara kadar COD effluent dengan variabel-variabel lain non linier dan kompleks. Sehingga dibutuhkan pemodelan *black box* seperti *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memodelkan hubungan ini. Dari *Process Flow Diagram* (PFD), data operasional dan pertimbangan manajemen maka 11 variabel menjadi input model ANN dan COD sebagai output variabel. Output variabel model ini akan menjadi fungsi objektif dimana tujuannya adalah nilai minimum. Dua input variabel sebagai variabel yang dioptimisasi yaitu massa nitrat dan fosfat. Sedangkan konstrain berupa 9 parameter operasional dan tiga *range* variabel input-output. Hubungan empiris antara variabel input-output yang tidak mempunyai persamaan turunan maka teknik optimisasi stokastik diperlukan. Salah satu teknik optimisasi stokastik adalah *Genetic Algorithm* (GA). Hasil dari prediksi ANN menggunakan struktur *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan input *Finite Impulse Response* (FIR) serta pelatihan Levenberg-Marquardt menghasilkan *Root Mean Square Error* (RMSE) paling optimal berada pada hidden node 42 yaitu RMSE selama pelatihan adalah 0.16092 dan RMSE selama validasi 1.73769. Optimisasi kadar COD mendapatkan hasil kadar COD optimal yaitu 44.8668 mg/L pada kadar nitrat sebesar 9 mg/L dan kadar fosfat sebesar 12 mg/L.

Kata kunci: Optimisasi, *Chemical Oxygen Demand*, *Produce water*, Kualitas Air, *Artificial Neural Network*, *Genetic Algorithm*.

PENDAHULUAN

Proses pengolahan kandungan polutan COD dalam produced water pada Saka Indonesia Pangkah Limited dilakukan di polishing unit. Proses yang terjadi pada polishing unit adalah pengolahan limbah menggunakan lumpur aktif (*activated sludge*). Menurut penelitian sebelumnya proses lumpur aktif dapat menghasilkan penurunan kadar COD tinggi sehingga sesuai untuk proses pengurangan COD dengan kadar yang tinggi. [1]

Polishing unit ditempatkan di downstream API Separator yang berlokasi di *Onshore Processing Facility* (OPF). API Separator terdapat tiga bagian kanal yang mana salah satu kanalnya dipergunakan untuk proses polishing unit dengan *biological treatment*. Sedangkan dua bagian lain dipergunakan sebagai pengolahan *Oil in Water* (OiW). *Biological*

treatment pada proses polishing unit menggunakan bakteri aerob yang berperan aktif untuk membantu proses pengolahan *produced water*. [2]

Bakteri aerob merupakan bakteri yang membutuhkan oksigen serta memanfaatkan polutan organik terlarut dan partikel organik sebagai sumber makanannya. Bakteri aerob melakukan proses sekresi enzim untuk menguraikan partikel organik dan polutan organik pada air limbah sehingga *produced water* yang akan dikembalikan ke alam tidak akan merusak ekosistem. Penggunaan bakteri aerob dalam pengolahan *produced water* harus dijaga stabilitasnya untuk menghindari fenomena washout yaitu kematian bakteri akibat kekurangan oksigen dan substrat [3]. Oleh karena itu perlu dilakukan aerasi dan penambahan substrat untuk menjaga stabilitas pertumbuhan bakteri pada polishing unit.

Substrat yang dibutuhkan oleh bakteri aerob pada air limbah dalam melakukan proses pengolahan limbah adalah nitrat (NO₃) dan fosfat (PO₄). Laju pertumbuhan bakteri dipengaruhi oleh substrat yang dikonsumsi oleh bakteri, semakin banyak substrat yang diberikan maka pertumbuhan bakteri akan semakin cepat sesuai dengan persamaan Monod [4]. Hal itu menyebabkan ketika substrat yang ditambahkan terlalu banyak maka bakteri akan cepat mati jika substrat yang diberikan terlalu sedikit maka kinerja dari bakteri akan menurun. Oleh karena itu pemberian substrat harus diatur takarannya agar kinerja bakteri optimal. Untuk mendapatkan kadar COD *effluent* minimal maka kadar nitrat dan fosfat harus dijaga pada kondisi tertentu.

Untuk memprediksi COD yang dipengaruhi oleh beberapa variabel dan parameter yang hubungannya kompleks dan non linier maka diperlukan prediktor yang mampu mengatasi hal ini. Prediktor yang banyak digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan *Artificial Neural Network* (ANN). Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan perbandingan metode SVM, ANN dan ANFIS untuk memprediksi adsorpsi zat warna. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ANN memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode yang lain [5]. Sehingga pada penelitian ini dipilih metode ANN sebagai prediktor untuk memprediksi kandungan COD. Untuk meningkatkan kinerja dari bakteri dibutuhkan Salah satu teknik optimisasi stokastik yang banyak digunakan yaitu teknik optimisasi *Genetic Algoritm* (GA).

Sampai saat ini belum ditemukan literatur yang membahas optimisasi COD pada polishing unit menggunakan model ANN dan teknik optimisasi GA. Walaupun, pada aplikasi lain penggunaan ANN dan GA sudah dilakukan seperti pada penelitian tentang Model ANN untuk temperatur profil tanur nikel [6] dan optimalisasi kapasitas produksi strategis pelumas kemasan lithos [7]. Sehingga pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan polishing unit dengan metode ANN dengan teknik optimisasi GA untuk mendapatkan COD minimum.

Metodologi

Penelitian ini menggunakan ANN dan GA sebagai metode utama untuk mencapai hasil optimum dari COD yang dihasilkan. Dengan mengontrol volume Nitrat dan Fosfat yang ditambahkan sebagai nutrisi. Pelatihan data dilakukan dengan 250 data yang ada dengan menggunakan metode *Multi-Layer Perceptron* (MLP) *Neural Networks* dengan struktur *Finite Impulse Response* (FIR), yang digunakan sebagai pemodelan pengolahan sampah dengan bakteri untuk memprediksi kandungan nitrat dan fosfat pada akhir proses sehingga pengendalian dapat dilakukan sebelum terjadi reduksi kandungan nitrat dan fosfat. Algoritma pembelajaran *Levenberg Marquardt* digunakan untuk mengoptimalkan bobot

jaringan. Kinerja *Neural Network* dinyatakan dengan MSE (*Mean Square Error*). Semakin kecil nilai MSE maka kinerja *Neural Network* semakin baik. Menggabungkan metode ANN dan GA akan membuat hasil keluaran lebih akurat dan hasil perhitungan lebih cepat. Hasil pelatihan dari ANN ANN memberikan nilai bobot w dan nilai bias b yang akan dioptimasi dengan metode GA sehingga nilai optimum w dan b dapat lebih cepat ditemukan. Proses ini akan menghasilkan prediksi COD dengan input variabel *flowrate* input limbah, TDS (*Total Dissolved Solids*), TSS (*Total Suspended Solids*), DO (*Dissolved Oxygen*), PH, Temperatur, MLSS (*Mixed Liquor Suspended Solids*), COD (*Chemical Oxygen Demand*) dan SVI (*Sludge Volume Index*). Pengujian algoritma simulasi dilakukan dengan 300 data latihan. Ketika hasil simulasi memiliki nilai error yang kecil, maka didapatkan hasil simulasi yang akurat. Namun jika nilai errornya besar, maka hasil simulasi dianggap tidak sesuai. Sehingga perlu dilakukan perbaikan simulasi yang dilakukan dengan memberikan variasi *Hidden Layer* dan input data dari ANN dan GA.

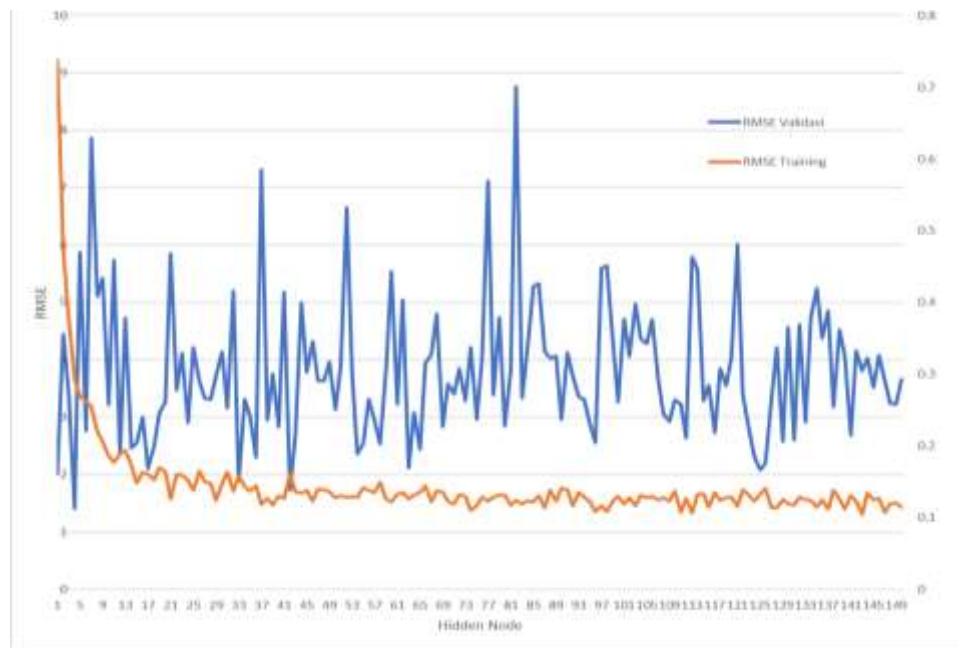
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan ANN dilakukan dengan 300 data yang ada untuk menentukan bobot pada struktur MLP *Neural Networks* dengan *Finite Impulse Response* (FIR), yang akan digunakan sebagai pemodelan untuk memprediksi COD *effluent* pada polishing unit. Algoritma pembelajaran *Levenberg Marquardt* digunakan untuk mengoptimalkan bobot jaringan. Kinerja *Neural Network* dinyatakan oleh RMSE. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik kinerja *Neural Network*.

Validasi dari model ANN dilakukan dengan 64 data sisa dari data latihan. Ketika hasil dari simulasi memiliki nilai RMSE kecil maka simulasi dianggap sesuai. Akan tetapi apabila nilai RMSE besar maka hasil simulasi dianggap tidak sesuai. Sehingga perlu adanya perbaikan dalam simulasi yang dilakukan dengan memberikan variasi dari *hidden node*. Validasi ini diperlukan untuk memastikan model tidak *under learning* dan *over learning*.

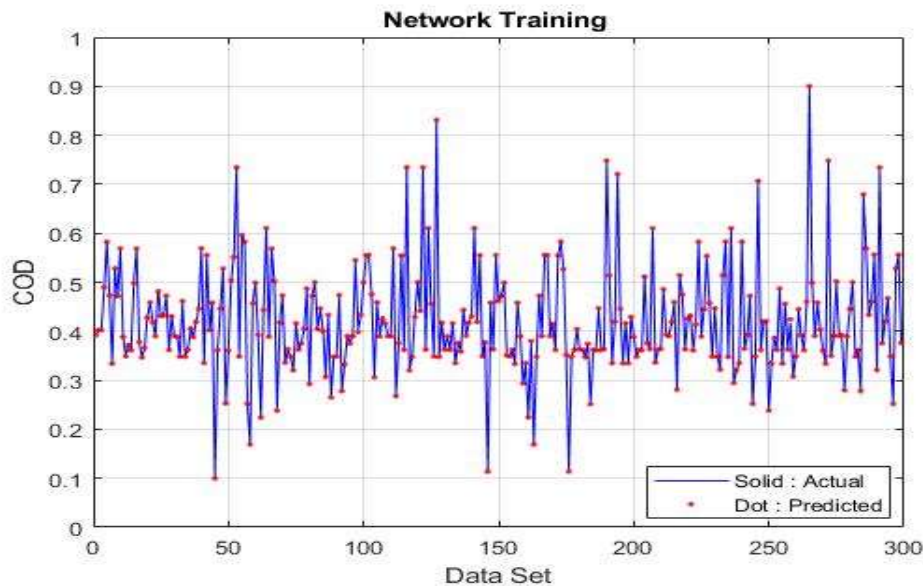
Pada Jurnal ini, dilakukan perubahan jumlah *hidden node* dari 1 hingga 150. Variasi *hidden node* yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan *hidden node* mana yang memiliki RMSE paling rendah.

Dari Gambar 1 hasil RMSE paling optimal berada pada *hidden node* 42. Setelah model didapatkan maka model tersebut digunakan untuk mengoptimisasi nilai COD *effluent* dengan memberikan kadar nitrat dan fosfat paling sesuai dengan metode optimisasi GA.



Gambar 1: RMSE ANN pada *hidden node* 1 sampai 150

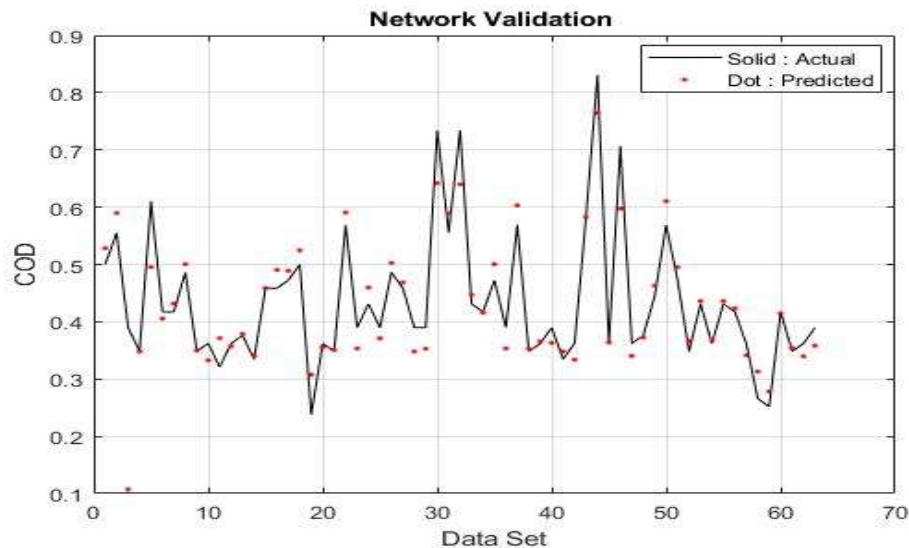
Gambar 2 adalah grafik data dan hasil prediksi ANN pada tahap pelatihan menggunakan *hidden node* 42. Gambar 2 menunjukkan hasil pemodelan yang dilatih dalam memprediksi COD *effluent* dalam fase latihan untuk prediksi COD *effluent*. Sedangkan untuk data hasil validasi dalam prediksi COD *effluent* ditunjukkan oleh Gambar 3. Secara umum, COD *effluent* yang diprediksi oleh model ANN dalam penelitian ini sangat mendekati nilai sebenarnya. Secara umum, pemodelan menggunakan ANN MLP dengan struktur FIR dapat memprediksi output dari parameter input yang yang kompleks dan non linier.



Gambar 2: Hasil pelatihan ANN dalam memprediksi COD *effluent*

Gambar 2 menunjukkan 300 data yang dilatih pada ANN dengan *hidden node* 42. Garis biru merupakan nilai yang sebenarnya dari data sedangkan titik merah merupakan hasil

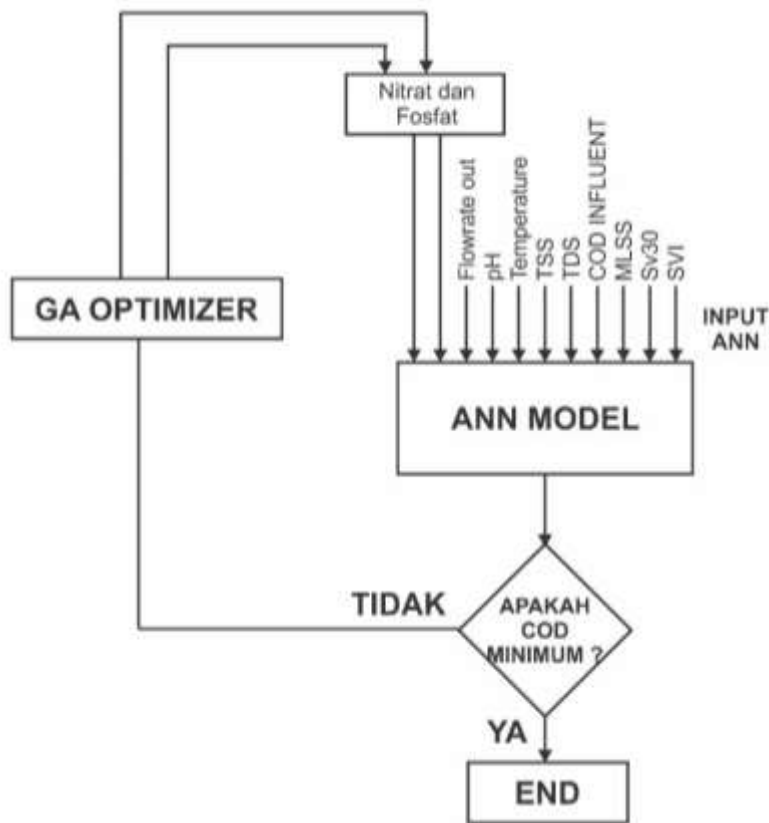
prediksi dari model. Pada proses pelatihan didapatkan RMSE pada *hidden node* 42 sebesar 0.16092.



Gambar 3: Hasil Prediksi COD *effluent*

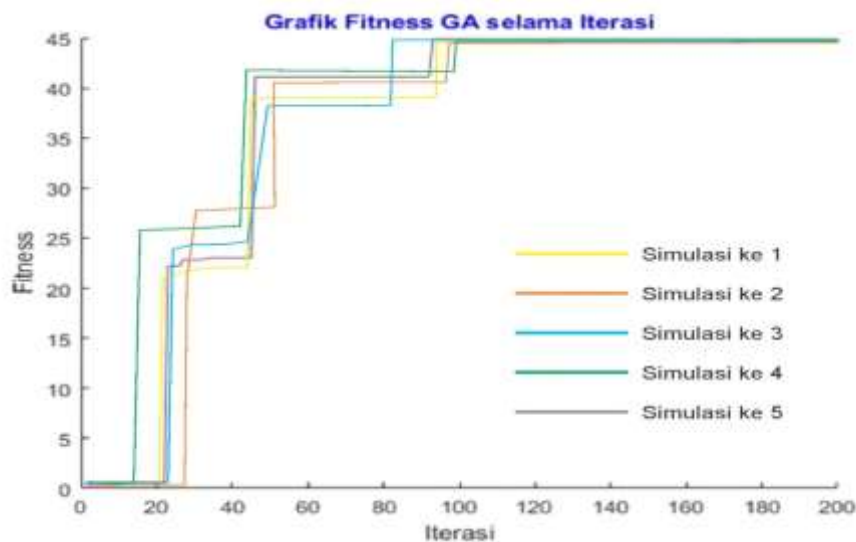
Agar model tidak *over learning* maka model harus divalidasi menggunakan data yang tidak digunakan dalam pelatihan. Gambar 3 menunjukkan 64 data pada tahap validasi. Garis hitam merupakan nilai yang sebenarnya dari data sedangkan titik merah merupakan hasil prediksi dari model. Terlihat bahwa nilai prediksi tidak terlalu jauh dengan nilai sebenarnya dengan RMSE validasi sebesar 1.73769.

Skematik diagram dari optimisasi ini dapat dilihat pada Gambar 4. Pada simulasi ini *optimizer* GA akan mengenerate massa nitrat dan fosfat dalam jumlah 200 buah atau 200 individu. Semua kombinasi nitrat dan fosfat akan menjadi input ANN bersama parameter operasional yang telah ditetapkan terlebih dahulu dari kondisi proses. Variabel dan parameter tersebut akan menjadi input ANN dan ANN akan memprediksi nilai COD pada polishing unit. Output hasil prediksi ANN akan direpresentasikan menjadi fitness pada GA. Fitness ini akan di proses elitisme sebanyak 5%, lalu sisanya yang 95% akan mengalami proses perkawinan dengan PC sebesar 90%. Anak dari hasil perkawinan akan dimutasi sebesar 0.5% dan menghasilkan individu baru sebesar 95%. Individu baru ini akan ditambah dengan 5% individu elit yang tidak dikawinkan dan dimutasi menjadi 100% atau 200 individu baru pada generasi berikutnya. Begitu proses optimisasi berlangsung sampai akhir generasi yaitu 200 generasi.



Gambar 4: Skematik Diagram Optimisasi COD pada *Polishing Unit*

Optimisasi ini diulang sebanyak 5 kali untuk memastikan hasil global optimum yang dicapai sama. Gambar 5 menunjukkan hasil 5 kali pengulangan simulasi yang diplot dalam satu grafik dengan warna garis yang berbeda. Grafik tersebut menunjukkan bahwa hasil optimisasi memiliki global optimum yang sama untuk 5 kali pengulangan simulasi.



Gambar 5: Hasil Optimisasi COD Menggunakan GA

Dalam penelitian ini, global optimum sudah diperoleh sebelum iterasi mencapai 200. Tetapi untuk berjaga-jaga agar tidak terjebak pada lokal optimum, penelitian ini menggunakan iterasi maksimum 200 untuk memperlihatkan global optimum. Dari hasil simulasi didapatkan nilai COD optimal yaitu 44.8668 mg/L. Dengan kadar nitrat paling sesuai sebesar 9 mg/L sedangkan kadar fosfat paling sesuai sebesar 12 mg/L.

KESIMPULAN

Optimisasi kadar COD *effluent* pada polishing unit agar sesuai baku mutu adalah dengan cara mengatur kadar nitrat dan fosfat dengan mempertimbangkan 9 parameter proses lainnya yang mempengaruhi COD *effluent* pada polishing unit. Nilai dari kadar nitrat dan fosfat didapat dari prediksi model ANN yang dibangun dari struktur MLP FIR. Hasil simulasi ANN mendapatkan hasil RMSE paling optimal berada pada *hidden node* 42 dengan nilai RMSE selama pelatihan adalah 0.16092 sedangkan RMSE selama validasi adalah 1.73769. Hasil optimisasi menggunakan teknik optimisasi GA dan model ANN mendapatkan hasil kadar COD optimal yaitu 44.8668 mg/L, dengan memberikan set point kadar nitrat sebesar 9 mg/L dan kadar fosfat sebesar 12 mg/L.

Referensi

- [1] Huynh Ngoc Phuong Mai, *Integrated Treatment of Tapioca Processing Industrial Wastewater Based on Environmental Bio-Technology*. 2006.
- [2] R. Ningtyas, "Pengolahan Air Limbah dengan Proses Lumpur Aktif Pengolahan Air Limbah dengan Proses Lumpur Aktif," no. December, 2015.
- [3] C. B. Kadu and C. Y. Patil, "Design and Implementation of Stable PID Controller for Interacting Level Control System," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 79, pp. 737–746, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.03.097.
- [4] H. Pawignya, "Pembuatan Protein Sel Tunggal dari Limbah Nanas dengan Proses Fermentasi," *Pros. Semin. Nas. Tek. Kim.*, pp. A05-1-A05-5, ISSN 1693-4393, 2011.
- [5] A. M. Ghaedi and A. Vafaei, "Applications of artificial neural networks for adsorption removal of dyes from aqueous solution: A review," *Adv. Colloid Interface Sci.*, vol. 245, no. April, pp. 20–39, 2017, doi: 10.1016/j.cis.2017.04.015.
- [6] L. A. A. Purnomo and T. R. Biyanto, "Neural network model for profile temperature of nickel kiln," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2088, no. March, 2019, doi: 10.1063/1.5095267.
- [7] R. D. Noriyati, R. D. O. Safitri, and T. R. Biyanto, "Optimization strategic production capacities lubricants lithos packaging," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2088, no. March, 2019, doi: 10.1063/1.5095272.