



Pengembangan Metode *Artificial Intelligence* Untuk
Mengidentifikasi dan Memprediksi Kondisi
Sumur Minyak dan Gas

SEMINAR BIDANG KAJIAN

DELTA AGUS WARDIANANTO
99219004

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS GUNADARMA
2022

Daftar Isi

Daftar Isi	i
Daftar Gambar	ii
Daftar Tabel	iii
1 Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Batasan dan Tujuan	2
1.3 Kontribusi	3
2 Tinjauan Pustaka	4
2.1 Tinjauan 1	6
2.2 Tinjauan 2	7
2.3 Tinjauan 3	9
2.4 Tinjauan 4	10
2.5 Perbandingan Tinjauan	12
3 Metodologi	13
3.1 Motivasi	14
3.2 Framework Riset	16
3.3 Pendekatan	17
Daftar Pustaka	18

Daftar Gambar

1.1	<i>Wilayah Kerja Pertamina Regional 3</i>	2
2.1	<i>Diagram Otomatisasi Sistem</i>	4
2.2	<i>Contoh Simple Neural Network</i>	5
2.3	<i>Contoh Complex Neural Network</i>	5
2.4	Training untuk 508 hari menggunakan dinamik input data	8
2.5	Data test untuk 102 hari dari produksi gas harian sumur	8
2.6	Training Data Koefisien Korelasi	9
2.7	FBHP Prediksi menggunakan optimized and unoptimized models (Testing data set)	11
3.1	Flowchart penggunaan Metode ANN di Perminyakan	13
3.2	Framework Riset	16

Daftar Tabel

2.1 Perbandingan Tinjauan	12
-------------------------------------	----

Bab 1

Pendahuluan

Penelitian ini mengajukan untuk memecahkan masalah penggunaan metode *Artificial Intelligence* untuk mengidentifikasi dan memprediksi kondisi sumur minyak dan gas. Modernisasi digital dari siklus hidup sumur minyak dan gas menggunakan metode *Artificial Intelligence* membantu meningkatkan dengan cepat dalam mengidentifikasi dan memprediksi kondisi sumur minyak dan gas. Dalam proses menciptakan dan melatih jaringan saraf tiruan, keteraturan dimodelkan dengan akurasi tertentu. Pengelompokan data dari berbagai sumber dan jenis sensor yang digunakan untuk mengukur parameter sumur dengan baik. Model metode *Artificial Intelligence* dapat dikembangkan untuk mengidentifikasi dan memprediksi kondisi sumur minyak dan gas. Analisis masalah ini dilakukan agar dapat diambil keputusan atas solusi dari masalah sumur minyak dan gas yang ada.

1.1 Latar Belakang

Saat ini jumlah sumur *idle* di wilayah kerja Regional 3 kalimantan per Maret 2022 sebanyak 5284 sumur (68 persen) dari total 7750 sumur yang dibor.[6]

Idle wells adalah sumur-sumur yang tidak aktif lebih dari 6 bulan, meliputi sumur yang baru shut in dan belum ada rencana untuk dihidupkan kembali, sumur yang telah lama shut in (idle) karena berbagai kondisi, sumur yang berada dalam kondisi

suspended, serta sumur yang merupakan bagian dari proses produksi tapi dalam kondisi tidak aktif.



Gambar 1.1: Wilayah Kerja Pertamina Regional 3

Memecahkan masalah ini membutuhkan perhatian yang terfokus pada faktor-faktor kunci yang mempengaruhi kegiatan operasi, yang paling penting di antaranya adalah pengenalan otomatisasi berdasarkan penggunaan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) sistem. Kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin atau kecerdasan komputasi adalah ilmu dan teknologi dalam menciptakan sistem yang cerdas. Aplikasinya untuk memecahkan masalah yang kompleks dalam industri minyak dan gas menjadi lebih akurat dan cepat serta dapat diterima dari sudut pandang ekonomi.

1.2 Batasan dan Tujuan

Penelitian ini membatasi untuk sumur-sumur minyak dan gas produksi yang *idle* bukan sumur-sumur minyak dan gas dalam proses drilling, dikarenakan sumur-sumur minyak dan gas produksi mempunyai historis sumur yang jelas serta banyaknya jumlah sumur-

sumur minyak dan gas yang idle dikarenakan banyak faktor dan ternyata sumur-sumur tersebut bisa aktifkan kembali dengan data-data yang bisa diolah dengan pemanfaatan metode *Artificial Intelligence* untuk mengetahui problem di sumur tersebut, sehingga sumur-sumur tersebut dapat direaktifasikan kembali.

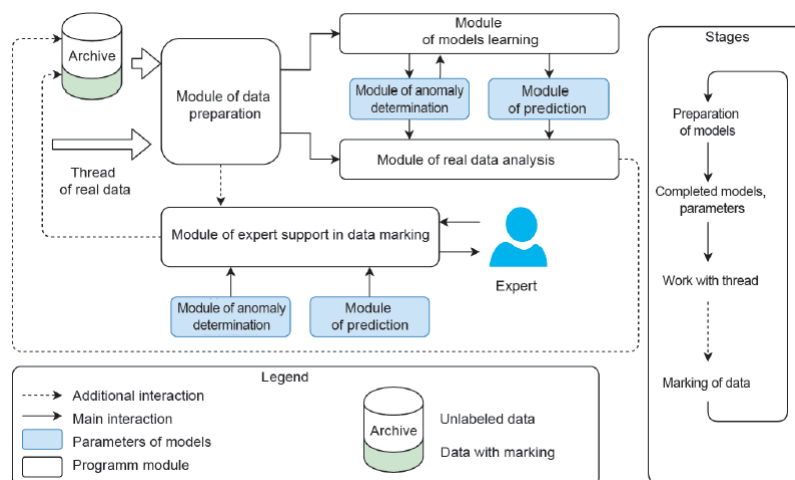
1.3 Kontribusi

Kontribusi yang diharapkan dari penelitian ini adalah dengan penggunaan metode *Artificial Intelligence* diharapkan dapat memberikan informasi yang akurat dan cepat dalam mengidentifikasi dan memprediksi kondisi sumur-sumur minyak dan gas sehingga diharapkan banyak sumur-sumur minyak dan gas yang *idle* dapat direaktifasi kembali untuk meningkatkan lifting minyak dan gas di Indonesia.

Bab 2

Tinjauan Pustaka

Mempertimbangkan kompleksitas operasi yang dilakukan dalam lapangan minyak dan gas (migas), dengan adanya ketidakpastian yang terkait dengan geologi dan kondisi eksternal. Metode *Artificial Neural Networks* (ANN) and *Machine Learning* dapat diklasifikasikan sebagai alat yang efektif dalam mengidentifikasi dan mempredisikan kondisi sumur minyak dan gas. [10]

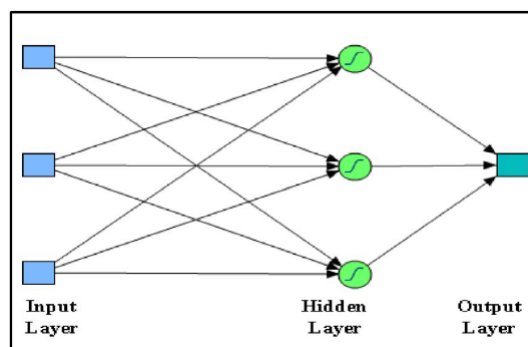


Gambar 2.1: *Diagram Otomatisasi Sistem*

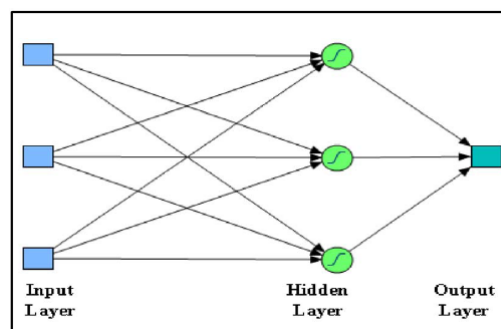
Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan merupakan salah satu pemodelan kompleks yang dapat memprediksi bagaimana ekosistem merespon perubahan variabel lingkungan dengan terinspirasi oleh cara kerja sistem saraf biologis, khususnya pada sel otak manusia dalam memproses informasi

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan saraf tiruan adalah simulasi untuk proses biologis. *Artificial Neural Network* (ANN) dikembangkan berdasarkan model matematika dengan asumsi sebagai berikut:

1. Informasi diproses melalui elemen yang disebut neuron.
2. Ada hubungan hubungan antar neuron yang memungkinkan informasi melewatinya.
3. Setiap link koneksi memiliki bobotnya masing-masing.
4. Setelah input diterima oleh neuron, neuron akan menerapkan fungsi aksi untuk menentukan keluaran.



Gambar 2.2: *Contoh* Simple Neural Network



Gambar 2.3: *Contoh* Complex Neural Network

2.1 Tinjauan 1

Untuk pertama kalinya memperkenalkan model baru untuk memprediksi sifat geologi fluida pengeboran dari viskositas corong Marsh, konten padat, dan pengukuran kepadatan secara real time. Kami mengembangkan model matematis yang diperoleh dari bobot, bias, dan fungsi transfer yang digunakan pada *Artificial Neural Networks* (ANN). Kotak hitam *Artificial Neural Networks* (ANN) diubah menjadi kotak putih untuk mendapatkan model matematika yang terlihat yang dapat digunakan untuk memprediksi sifat reologi fluida pengeboran hanya menggunakan viskositas corong Marsh, kandungan padat dan kepadatan.

Berdasarkan 9000 titik data (dikumpulkan dari pengukuran lapangan untuk sampel cairan pengeboran aktual) yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian model, pembacaan viskometer pada 300 dan 600 rpm diprediksi menggunakan model matematika dari JST. Parameter reologi seperti titik luluh, viskositas plastik, semu viskositas, dan indeks konsistensi ditentukan dari pembacaan viskometer pada 300 dan 600 rpm. yang diprediksi parameter reologi dibandingkan dengan yang diukur dari lapangan dan kecocokannya sangat baik. Itu kesalahan absolut rata-rata untuk berbagai parameter berkisar dari 1 hingga maksimum 5 dibandingkan dengan 60 jika kita menggunakan korelasi yang dikembangkan sebelumnya. Model yang dikembangkan adalah teknik dan alat yang kuat yang dapat digunakan untuk memprediksi parameter reologi cairan pengeboran waktu nyata yang penting untuk desain hidrolika pengeboran dan juga untuk memprediksi kinerja fluida pemboran. Kinerja yang efisien dari cairan pengeboran tergantung pada kualitas: cairan pemboran yang perlu sering dipantau dan dengan model baru proses ini akan dapat dicapai.

Artificial Neural Networks (ANN) untuk mengembangkan model yang terdiri dari serangkaian korelasi empiris yang dapat digunakan untuk memprediksi sifat reologi fluida pengeboran. Pengukuran aktual yang diajukan pada sampel cairan pengeboran aktual adalah: dikumpulkan dari lapangan untuk membangun model. 9000 titik data

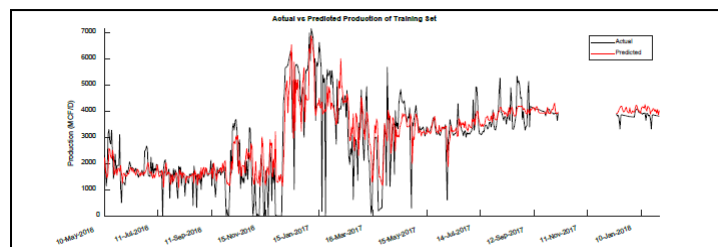
dikumpulkan dan 70 persen di antaranya digunakan untuk pelatihan model dan 30 persen untuk pengujian. Berikut adalah kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini:

1. Model yang dikembangkan dapat digunakan untuk menentukan; viskositas plastis, titik luluh, indeks perilaku aliran dan konsistensi fluida berdasarkan densitas fluida, viskositas corong Marsh, dan persen padat dengan absolut rata-rata kesalahan kurang dari 5.
2. Teknik yang dikembangkan sangat berguna dalam memprediksi hidrolika rig secara real time.
3. Teknik murah ini akan membantu insinyur pengeboran untuk lebih mengontrol operasi pengeboran dan memprediksi masalah pengeboran sebelum terjadi. Selain itu, akan mengurangi total biaya operasi pemboran.

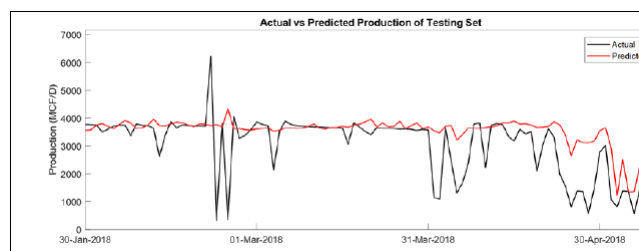
2.2 Tinjauan 2

Penelitian ini menggunakan data rekaman dari sistem serat optik penginderaan suhu terdistribusi (DTS) dan penginderaan akustik terdistribusi (DAS) dari sumur horizontal. Model berbasis data prediktif dikembangkan untuk memahami kinerja sumur dan memperkirakan produksi gas menggunakan data DTS dan waktu aliran harian sebagai input dinamis, dari Mei 2016 hingga Mei 2018. Data yang digunakan 1320 pengukuran DTS di sepanjang sisi sumur MIP-3H untuk setiap hari dan ditingkatkan dengan metode rata-rata. Jaringan saraf perceptron multi-layer (MLPNN) dilatih dengan data DTS harian berbasis tahap dan waktu aliran harian untuk memprediksi produksi gas untuk hari berikutnya. penelitian ini melakukan analisis sensitivitas dengan menghapus setiap atribut DTS tahapan dari dataset input untuk mengidentifikasi tahapan yang paling berpengaruh dalam memprediksi produksi gas.

Analisis sensitivitas (SA) menunjukkan bahwa beberapa tahapan membawa bobot yang lebih tinggi dalam memprediksi produksi gas, sementara beberapa tahapan memiliki dampak yang lebih kecil pada akurasi prediksi. Atribut varians energi DAS, yang dapat berbanding terbalik dengan efisiensi stimulasi tahap, dihitung untuk setiap tahap dan dibandingkan dengan hasil SA jaringan saraf. Tahapan dengan varians energi DAS yang lebih tinggi (stimulasi yang kurang efisien) memiliki efek yang lebih kecil pada akurasi jaringan saraf. Hubungan ini lebih signifikan untuk tahapan yang dilengkapi dengan pendekatan entri terbatas di zona dengan tegangan horizontal minimum yang serupa. Hasil analisis sensitivitas juga dibandingkan dengan data logging produksi flow scanner. Hasil penelitian menunjukkan bahwa data DAS lebih berkorelasi dengan hasil analisis sensitivitas daripada data penebangan produksi.



Gambar 2.4: Training untuk 508 hari menggunakan dinamik input data

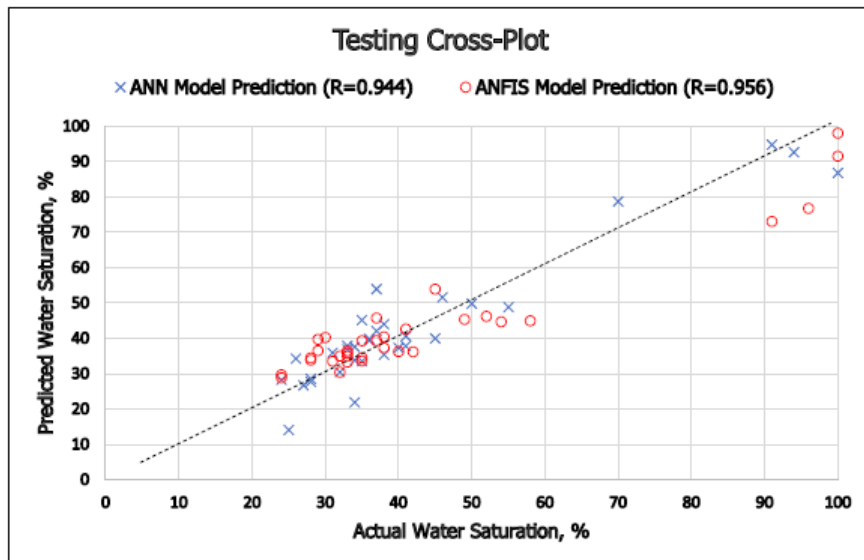


Gambar 2.5: Data test untuk 102 hari dari produksi gas harian sumur

2.3 Tinjauan 3

Penggunaan algoritma yang dihasilkan komputer, logika fuzzy, dan *Neural Network* semakin meningkat di industri perminyakan. Dalam penelitian ini menunjukkan bagaimana Machine Learning dapat digunakan untuk menghasilkan korelasi untuk menentukan saturasi air di reservoir karbonat yang sederhana dan praktis untuk digunakan dalam arti bahwa memiliki sedikit ketidakpastian dalam parameter yang menggunakannya dibandingkan dengan model yang ada.

Dalam penelitian ini, beberapa teknik pembelajaran mesin yaitu, *Artificial Neural Networks* (ANN) dan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) digunakan untuk memperkirakan saturasi air menggunakan data log wireline konvensional sebagai parameter input dan outputnya adalah data core dean-stark. Data terdiri dari lebih dari 2000 titik log sumur yang dikurangi menjadi sekitar 150 sesuai dengan yang tersedia data inti. Semua model yang dikembangkan dibandingkan setelah analisis sensitivitas yang ketat berdasarkan berbagai algoritma kecerdasan buatan.



Gambar 2.6: Training Data Koefisien Korelasi

2.4 Tinjauan 4

Kebutuhan akan estimasi akurat dari *flowing bottom-hole pressure* (FBHP) memiliki peran yang sangat besar penting dalam aplikasi teknik perminyakan seperti pengoptimalan produksi lapangan berkelanjutan, biaya pengurangan minyak per barel dan menilai kinerja reservoir.

Model empiris berdasarkan teknik *computational intelligence* (CI) dikembangkan untuk mengukur FBHP dalam sumur vertikal dengan aliran multifase. Model yang diusulkan hanya didasarkan pada permukaan data produksi yang meliputi; laju aliran minyak, laju aliran gas, laju aliran air, gravitasi API minyak, perforasi kedalaman, suhu permukaan, suhu dasar lubang, dan diameter tabung. Data yang digunakan untuk mengembangkan model empiris mencakup berbagai nilai dan dikumpulkan dari sumber yang diterbitkan dan beberapa sumur dari lokasi yang berbeda.

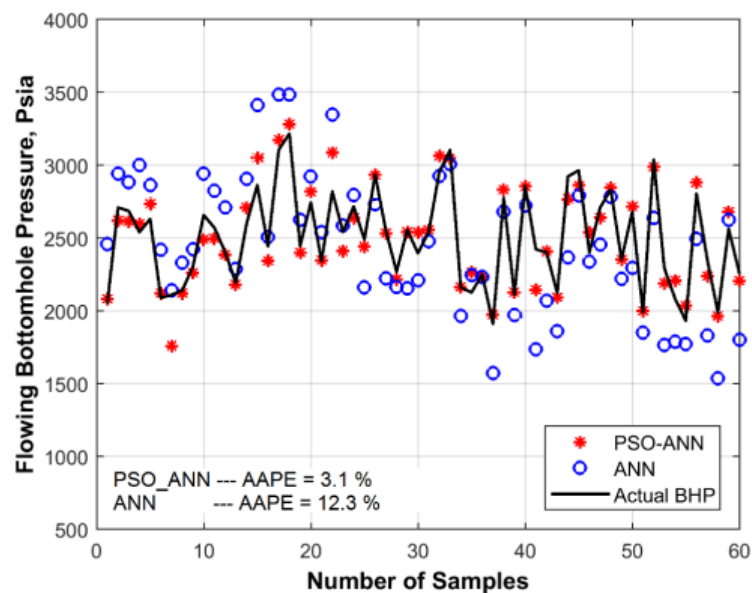
Model empiris yang diusulkan adalah sangat sederhana dan hanya membutuhkan produksi permukaan data sementara model sebelumnya membutuhkan perhitungan komputasi yang mahal. Model baru cukup akurat dan dapat berfungsi sebagai alat yang berguna bagi para insinyur produksi untuk memperkirakan FBHP di sumur dengan tingkat kepastian yang tinggi.

PSO *Particle Swarm Optimization* adalah algoritma evolusioner berbasis populasi stokastik yang dimotivasi oleh sikap masyarakat gerombolan ikan dan pengelompokan burung.

ANN *Artificial Neural Network* digabungkan dengan PSO *Particle Swarm Optimization* telah terbukti berkinerja lebih baik dan lebih cepat dibandingkan dengan algoritma pengoptimalan lainnya.

Aplikasi hybrid *Artificial Neural network* and *Particle swarm optimization*, teknik yang digunakan untuk memprediksi FBHP real time menggunakan data produksi permukaan. Berdasarkan hasil tercapai, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. ANN yang dioptimalkan dengan PSO menjadi salah satu teknik CI yang kuat untuk memprediksi FBHP dalam suatu produksi dengan baik.
2. Model PSO-ANN memprediksi FBHP dengan CC 0,98 dan AAPE 2,0
3. Model PSO-ANN baru yang dioptimalkan mengungguli korelasi dan model mekanistik sebelumnya untuk prediksi FBHP.
4. Dari hasil keseluruhan, dapat dikatakan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alternatif yang hemat biaya dalam hal menghilangkan kebutuhan untuk mengintervensi sumur untuk merekam FBHP dengan menjalankan tekanan alat ukur.
5. Model matematika baru yang diturunkan dari JST dapat digunakan untuk memprediksi FBHP di sumur baru tanpa memerlukan perangkat lunak komersial yang mahal.



Gambar 2.7: FBHP Prediksi menggunakan optimized and unoptimized models (Testing data set)

2.5 Perbandingan Tinjauan

Penelitian-penelitian terdahulu yang berkaitan dengan pengembangan metode *Artificial Intelligence* pada industri minyak dan gas, dapat diringkas seperti pada tabel berikut:

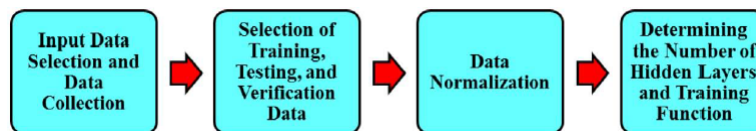
Tabel 2.1: Perbandingan Tinjauan

Perbandingan Tinjauan			
No	Peneliti	Metode	Hasil/Keterbatasan
1	Salaheldin Elkatatny, Zeeshan Tariq, Mohamed Mahmoud [7]	ANN (<i>Artificial Neural Networks</i>)	Digunakan untuk memprediksi kerusakan pada casing yang disebabkan faktor produksi secara terus-menerus
2	Ghahfarokhi, P. K., Carr, T., Bhattacharya, S., Elliott, J., Shahkarami, A., Martin, K. [1]	ANN (<i>Artificial Neural Networks</i>)	Digunakan untuk memprediksi jumlah produksi gas
3	Khan, M. R., Tariq, Z. [3], Abdulraheem, A	ANN (<i>Artificial Neural Networks</i>)	Digunakan untuk memprediksi jumlah produksi minyak
4	Tariq, Z. [9]	ANN (<i>Artificial Neural Networks</i>) and PSO (<i>Particle Swarm Optimization</i>)	Digunakan untuk memprediksi aliran dari <i>Bottom Hole Pressure</i>

Bab 3

Metodologi

Metodologi bagaimana menerapkan *Artificial Neural Network* (ANN) ke aplikasi perminyakan, fokusnya adalah pada ANN yang diawasi karena sebagian besar aplikasi minyak dan gas bumi didasarkan pada algoritma pelatihan yang diawasi.



Gambar 3.1: Flowchart penggunaan Metode ANN di Perminyakan

Input Data Selection and Data Collection

Tergantung pada aplikasinya, data input untuk *Artificial Neural Network* (ANN) akan berbeda. Input dapat dipilih berdasarkan test eksperimental, pemodelan, simulasi, analisis sensitivitas, pendapat ahli, analisis statistik dan lain-lain. Setelah data input dipilih, pengumpulan data adalah langkah berikutnya. Karena sebagian besar aplikasi minyak dan gas industri diawasi *supervised*, ini berarti data untuk input dan output dapat diperoleh.

Selection of Training, Testing, and Verification Data

Biasanya, data dibagi menjadi tiga bagian; pelatihan, pengujian, dan set verifikasi-

si. data pelatihan digunakan untuk mengembangkan model *Artificial Neural Network* (ANN), output yang diinginkan digunakan untuk membantu jaringan menyesuaikan bobot masing-masing memasukkan. Kesalahan akan merambat mundur di jaringan dan menyesuaikan bobot hingga kalibrasi tercapai, ini metode ini disebut algoritma feedforward backpropagation. Perlu dicatat bahwa jaringan tidak boleh terlalu tegang karena jaringan tidak akan efisien. Set pengujian digunakan untuk mengukur generalisasi jaringan dan untuk menghentikan pelatihan ketika generalisasi berhenti membaik. Akhirnya, verifikasi set (data tidak digunakan untuk membuat jaringan) akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja jaringan.

Data Normalization

Terkadang, jika input atau data output terlalu kecil atau terlalu besar; oleh karena itu, penskalaan data harus dilakukan.

Determining the Number of Hidden Layers and Training Function

Penting untuk mengevaluasi jumlah optimal lapisan tersembunyi dan jumlah neuron di setiap lapisan tersembunyi lapisan. Untuk menemukan jumlah lapisan tersembunyi yang optimal, iterasi harus dilakukan sampai diperoleh jumlah optimal lapisan tersembunyi. Setelah mengevaluasi jumlah optimal lapisan tersembunyi dan jumlah neuron di setiap lapisan tersembunyi lapisan, fungsi pelatihan harus dipilih sehingga kesalahan diminimalkan.

3.1 Motivasi

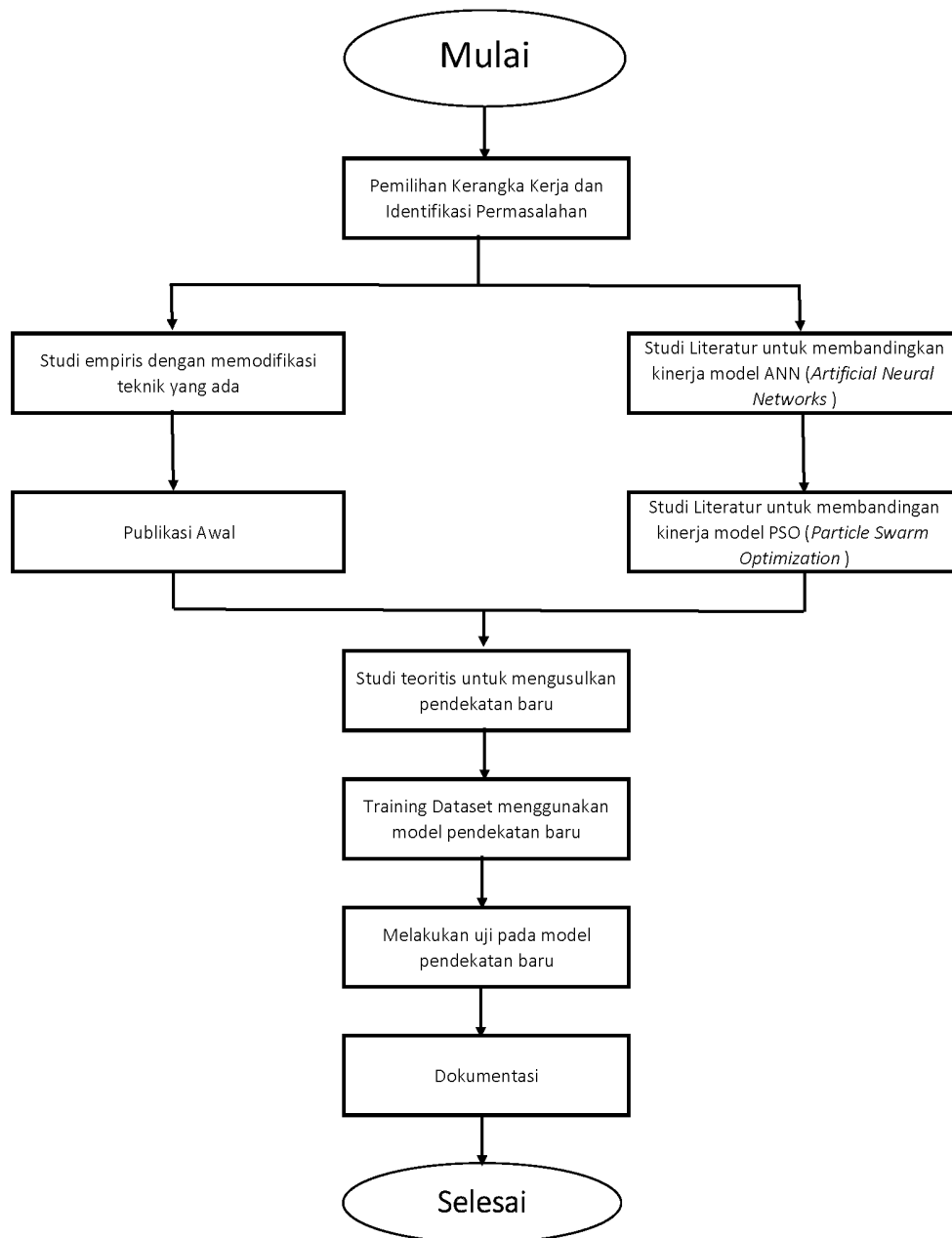
Metode kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dikembangkan dan diimplementasikan karena kemampuan untuk mendeteksi proses dan fenomena yang tersembunyi secara fisik, prediktif potensi dan fleksibilitas.

Keuntungan utama dari sistem kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) adalah:[10]
[5] [4] [8] [2]

- Kemampuan untuk belajar mandiri, serta evolusioner pengembangan dan pengorganisasian diri;
- Potensi besar untuk analisis yang akurat dari Big database historis dan industri untuk mengungkapkan korelasi tersembunyi dan pola yang tidak diketahui dibandingkan dengan metode tradisional;
- Kemampuan untuk memodelkan proses nonlinier yang kompleks tanpa bentuk apa pun untuk membangun hubungan antara variabel input dan output;
- Efisiensi tinggi dalam peramalan, diagnostik, pemantauan, pengendalian kondisi dan identifikasi peralatan dan proses produksi;
- Akurasi prediksi hasil yang lebih tinggi daripada fisik dan model simulasi menggunakan kelipatan linier atau nonlinier regresi;
- Performa jaringan saraf yang sangat tinggi setelah pelatihan karena penggunaan paralelisme besar-besaran dari memproses informasi;
- Kemampuan untuk belajar dari kumpulan data secara real time, tanpa menulis program, yang seringkali lebih hemat biaya dan praktis, terutama ketika perubahan menjadi kritis;
- Kemungkinan perkembangan pesat menggunakan sudah aplikasi perangkat lunak standar yang ada, dan kekhususan yang diperlukan dapat dimasukkan ke dalamnya dalam proses pembelajaran

3.2 Framework Riset

Berikut ini adalah kerangka pemikiran untuk riset yang dilakukan:



Gambar 3.2: Framework Riset

3.3 Pendekatan

Artificial Neural Networks (ANN) adalah alat yang sangat berguna yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah yang sulit untuk dimodelkan secara analitis. *Artificial Neural Networks* (ANN) telah diterapkan pada banyak aplikasi minyak dan gas bumi serta telah menunjukkan akurasi yang baik.

Daftar Pustaka

- [1] Carr T. Bhattacharya S. Elliott J. Shahkarami A. Martin K. Ghahfarokhi, P. K. A fiber-optic assisted multilayer perceptron reservoir production modeling: A machine learning approach in prediction of gas production from the marcellus shale. *Unconventional Resources Technology Conference*, 2018.
- [2] Yousefzadeh M. Mukerji T. Kanfar R., Shaikh O. Real-time well log prediction from drilling data using deep learning. *arXiv: 2001.10156*, 2020.
- [3] Tariq Z. Abdulraheem A. Khan, M. R. Machine learning derived correlation to determine water saturation in complex lithologies. *Society of Petroleum Engineers*, 2018.
- [4] Horne R. Li Y., Sun R. Deep learning for well data history analysis. spe annual technical conference and exhibition. *Society of Petroleum Engineers*, 2019.
- [5] Rommetveit R. Ådegaard S. I. Koryabkin V. Lakhtionov S. Mayani M.G., Baybo-
lov T. Optimizing drilling wells and increasing the operation efficiency using digital twin technology. *Society of Petroleum Engineers*, 2020.
- [6] David Pratama. Skk migas pertamina optimalkan potensi idle wells di wilayah kerja regional 3. <https://www.skkmigas.go.id/news>, May 2022.
- [7] Mohamed Mahmoud Salaheldin Elkatatny, Zeeshan Tariq. Real time prediction of drilling fluid rheological properties using artificial neural networks visible mathe-

- mathematical model (white box). *Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 146*, 146:1202â1210, 2016.
- [8] Kamyab M. Cheatham C. Singh K., Yalamarty S.S. Cloud-based rop prediction and optimization in real time using supervised machine learning. *Unconventional Resources Technology Conference*, 2019.
- [9] Z. Tariq. An automated flowing bottom-hole pressure prediction for a vertical well having multiphase flow using computational intelligence techniques. *Society of Petroleum Engineers*, 2018.
- [10] Kryukov A.O. Yurchenko I.G. Advantages and disadvantages of introducing self-learning neural networks at oil and gas industry. *Problems of geology and development of mineral resources: Proc. XXII Int. Symp. Tomsk*, pages 835–836, 2016.