

PREDIKSI WATER REMOVAL PADA PROSES DEHYDRATION GAS ALAM MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Sisca Dina Nur Nahdliyah¹⁾ Deny Arifianto²⁾ Winarno³⁾

Program Studi Otomasi Sistem Instrumentasi^{1) 2)}

Program Studi Fisika³⁾

Fakultas Vokasi, Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur^{1) 2)}

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur³⁾

sisca-dina-nur-n@vokasi.unair.ac.id

ABSTRACT

Raw natural gas contains water vapor or hydrates that must be purified to meet sales gas specifications. The most commonly used water vapor purification process is the natural gas absorption dehydration process with TEG. The optimal natural gas dehydration process is indicated by the water removal value in accordance with gas sales standards, where the water removal value is influenced by the operating conditions and the raw natural gas feedstock. Therefore, this study predicts the water removal value of the natural gas dehydration process using MLP (Multi-Layer Perceptron) neural network with NARX structure (Nonlinear AutoRegressive, eXternalinput) using Levenberg-Marquardt learning algorithm in order to obtain optimal operating conditions. The input parameters of the artificial neural network are operating conditions, raw natural gas components, and TEG content, while the output is the value of water removal and reboiler energy. The results showed that the Root Mean Square Error (RMSE) on the training data was 0.0005 kgmole/h for water removal and 0.0010 kW for reboiler energy, proving that the ANN model used had a fairly good performance in capturing complex and nonlinear characteristics in the natural gas dehydration process.

Keywords: Natural Gas, Dehydration, Artificial Neural Networks, Prediction, Water Removal

ABSTRAK

Gas alam mentah mempunyai kandungan uap air atau hidrat yang harus dimurnikan agar memenuhi spesifikasi gas penjualan. Proses pemurnian kandungan uap air yang paling sering digunakan adalah proses *dehydration* gas alam *absorpsi* dengan TEG. Proses *dehydration* gas alam yang optimal ditunjukkan oleh nilai *water removal* yang sesuai dengan standart penjualan gas, dimana nilai *water removal* dipengaruhi oleh kondisi operasi dan bahan baku gas alam mentah. Oleh karena itu, penelitian ini memprediksi nilai *water removal* proses *dehydration* gas alam menggunakan jaringan syaraf tiruan MLP (*Multi Layer Perceptron*) struktur NARX (*Nonlinear AutoRegressive, eXternalinput*) dengan algoritma pembelajaran *Levenberg-Marquardt* agar mendapatkan kondisi operasi yang optimal. Parameter input jaringan syaraf tiruan adalah kondisi operasi, komponen gas alam mentah, dan kandungan TEG, sedangkan output adalah nilai *water removal* dan energi *reboiler*. Hasil penelitian diperoleh nilai Root Mean Square Error (RMSE) pada data latih sebesar 0,0005 kgmol/jam untuk *water removal* dan 0,0010 kW untuk energi *reboiler*, membuktikan bahwa model JST yang digunakan memiliki kinerja yang cukup baik dalam menangkap karakteristik kompleks dan nonlinear pada proses *dehydration* gas alam.

Kata Kunci : Gas Alam, *Dehydration*, Jaringan Syaraf Tiruan, Prediksi, *Water Removal*

PENDAHULUAN

Gas alam di Indonesia mempunyai peran penting sebagai sumber daya alam selain minyak bumi dengan ditunjukkan permintaan gas bumi diperkirakan mencapai 47,9 MTOE (*Million Tonnes of Oil Equivalent*) di tahun 2040 berdasarkan bauran energi nasional (Tim Sekretaris Jenderal Dewan Energi Nasional, 2019), dengan jumlah permintaan gas alam yang cukup besar memicu industri pengolahan gas alam untuk meningkatkan produksi dengan membuka lapangan baru ataupun dengan mengoptimalkan sumber gas alam yang sudah ada.

Gas alam di dalam perut bumi mempunyai kandungan uap air. Kandungan uap air tinggi dapat menimbulkan masalah dalam proses operasi dan penjualan (Affandy dkk, 2020). Kandungan air yang tinggi dapat menyebabkan korosi dalam pipa maka diperlukan proses *dehydration* gas alam untuk menghilangkan kandungan uap air (Rahimpour, Saidi dan Seifi, 2013). Metode *dehydration* gas alam terdiri dari beberapa metode yaitu *absorpsi* dengan larutan, *adsorpsi* dengan padatan, dan kondensasi gas menggunakan refrigerator, metode *absorpsi* dengan larutan *glycol* merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam pemurnian gas alam (Felicia dan Evbuomwan, 2015). Keuntungan penggunaan *glycol* pada proses *dehydration* gas alam adalah tekanan uap rendah, solubilitas gas alam rendah, dan titik didih tinggi. Ada empat jenis *glycol* yang sering digunakan pada proses *dehydration* gas alam yaitu, *tetraethylene glycol*, *triethylene glycol* (TEG), *diethylene glycol* (DEG), dan *ethylene glycol* (EG). Proses *absorpsi* dengan TEG merupakan metode standart dalam *dehydration* gas alam (Chebbi, Qasim dan Abdel Jabbar, 2019). Maka pada penelitian ini proses *dehydration* gas alam menggunakan TEG.

Pada proses *dehydration* gas alam diperlukan unit-unit proses yang berkesinambungan seperti *contactor/absorber* dan *stripper/regenerator*, dimana pada kolom *contactor* kandungan uap air pada gas alam diabsorpsi oleh larutan TEG, sedangkan pada kolom *stripper/regenerator* digunakan untuk memurnikan larutan TEG yang akan

digunakan pada kolom *contactor*. Proses *dehydration* gas alam dilakukan untuk memenuhi standart kadar air maksimal sebesar 7 lb H₂O per MMSCF (Saeid Mokhatab, William A. Poe, 2015). Kondisi operasi dan bahan baku gas alam mentah pada proses *dehydration* gas alam adalah salah satu faktor utama dalam proses pemurnian uap air, seperti suhu, tekanan, dan kandungan *glycol* pada kolom *contactor*. Serta kondisi pada gas masukan awal sebelum proses *absorpsi*. Maka penelitian ini akan melakukan prediksi nilai *water removal* atau kemampuan menghilangkan uap air pada gas alam yang dipengaruhi faktor-faktor tersebut.

Pemodelan proses *dehydration* gas alam dilakukan dengan jaringan syaraf tiruan, karena JST merupakan salah satu alat yang menarik selama dua dekade terakhir dengan kemampuan menghubungkan antara input dan output tanpa pengetahuan tentang proses sebelumnya (Ahmadi, Soleimani dan Bahadori, 2014). Pemodelan proses *dehydration* gas alam dengan jaringan syaraf tiruan telah berhasil dilakukan oleh beberapa penelitian sebelumnya seperti oleh (Ghiasi, Bahadori dan Zendehboudi, 2014) yang melakukan penelitian tentang pengembangan model cerdas dengan *feed-forward back propagation neural network* untuk prediksi kemurnian TEG pada proses *dehydration* gas alam yang akurat berdasarkan kondisi operasi *reboiler*. (Afshin dkk., 2016) melakukan perbandingan prediksi dengan MLP dan RBF pada proses *dehydration* gas alam menggunakan TEG dengan hasil model MLP (*Multilayer perceptron*) lebih akurat dibandingkan model dengan RBF (*Radial Basis Function*). (Ahmad, Bahadori dan Zhang, 2018) melakukan prediksi kesetimbangan titik didih air pada proses *dehydration* gas alam menggunakan *Bayesian Feedforward Artificial Neural Network* (FANN) dengan hasil model yang cukup baik dengan input parameter adalah kandungan wt % TEG dan suhu TEG, sedangkan output adalah nilai titik didih air pada aliran gas alam. Pada penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan MLP (*Multi Layer Perceptron*) struktur NARX (*Nonlinear AutoRegressive*,

eXternalinput) dengan algoritma pembelajaran *Levenberg-Marquardt*.

Prediksi nilai *water removal* berdasar data lapangan *real plant* akan terjadi distorsi data maka pemodelan proses *dehydration* gas alam dimodelkan dengan Aspen HYSYS agar mendapatkan model yang valid sesuai keadaan pada *real plant*. Aspen HYSYS merupakan alat yang dapat digunakan memodelkan dan mensimulasikan proses pemurnian gas alam yang cukup akurat yang dapat mendekati kondisi *real plant* (Darwish dan Hilal, 2008; Chebbi, Qasim dan Abdel Jabbar, 2019; Haydary, 2019).

Pada penelitian ini akan melakukan pembangunan model proses *dehydration* gas alam untuk memprediksi nilai *water removal* dan energi reboiler yang dipengaruhi beberapa parameter seperti tekanan, suhu, laju aliran dan komposisi gas mentah, serta variabel proses *glycol* pada kolom *contactor* menggunakan JST MLP dengan struktur NARX (*Nonlinear AutoRegressive, eXternalinput*) dengan algoritma pembelajaran *Levenberg-Marquardt*. Penelitian ini diharapkan dapat memperoleh variabel proses secara tepat yang dapat memenuhi spesifikasi kandungan kadar air pada gas alam.

TINJAUAN PUSTAKA

Proses Dehydration Gas Alam

Proses pemurnian gas alam yang ditunjukkan pada Gambar 1 dimulai dengan gas alam mentah dengan kandungan uap air/hidrat masuk ke separator untuk mengurangi kandungan air sebelum masuk ke dalam kolom *contactor/absorber*. Pada kolom *absorber* pelarut *triethylene glycol* (TEG) mengalir dari atas dan aliran gas dari bawah. Kandungan hidrat dalam gas alam diserap oleh larutan *triethylene glycol* (TEG) dan *dry gas* meninggalkan *absorber* untuk diproses lebih lanjut. *Rich glycol* mengalir melalui *heat exchanger* untuk meningkatkan suhu. *Rich glycol* panas diregenerasi/*stripping* pada tekanan rendah untuk menghilangkan kandungan air. *Lean glycol* dikirim kembali melalui *heat exchanger* untuk menurunkan suhu. Sebuah pompa digunakan untuk meningkatkan tekanan larutan *glycol*. Heat

exchanger berguna untuk mendinginkan larutan *glycol* sebelum masuk ke kolom absorber dan mengubah kondisi *dry gas* agar sesuai dengan kebutuhan *kondisi sales gas* (Saeid Mokhatab, William A. Poe, 2015). Data variabel proses gas mentah ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Proses *Inlet Gas*

Parameter	Nilai
Suhu <i>inlet gas</i>	29.44 °C
Tekanan <i>inlet gas</i>	6205 kPa
Laju aliran <i>inlet gas</i>	9183 kg/jam
	498.6 kgmole/jam
Nama Komponen	Komposisi (mol %)
CO ₂	2,84
H ₂ S	1,55
Methane	89,10
Ethane	3,18
Propane	1,7
i-Butane	1,27
Nitrogen	0,18
H ₂ O	0,18

Water removal dari sebuah proses *dehydration* gas alam dipengaruhi oleh beberapa komponen yaitu laju aliran masukan gas, kandungan air di masukan gas, dan kandungan air di *sales gas*. Persamaan perhitungan *water removal* adalah sebagai berikut (Saeid Mokhatab, William A. Poe, 2015):

$$W_r = \frac{Q_G(W_i - W_o)}{24} \quad (1)$$

Dimana

- W_r : *Water removal*, kgmol/jam
 W_i : kandungan air di masukan gas
 W_o : kandungan air di *sales gas*
 Q_G : laju aliran gas masukan kgmol/jam

Jaringan Syaraf Tiruan

Pada jaringan syaraf tiruan, *training* adalah proses pembentukan konfigurasi harga-harga bobot dari jaringan. Pembentukan ini mempunyai tujuan akhir agar input yang diberikan akan direspon melalui bobot tersebut, menghasilkan output yang sesuai target. Pada metode pembelajaran *supervised training* setiap pola mempunyai output target

pasangan yang bersesuaian. Pada proses pembelajaran, bobot- bobot dibangun agar mempunyai kesesuaian respon antara pasangan input-output sehingga memberikan pola yang sesuai dengan output target dari input tersebut. Toleransi kesalahan diperoleh dari respon output terhadap target.

Proses pemetaan antara input dan output JST untuk mendapatkan bobot yang tepat disebut *training* JST. Nilai keberhasilan *training* ditunjukkan oleh nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) yang kecil. Langkah-langkah jaringan syaraf tiruan dengan pembelajaran algoritma *Levenberg Marquard* adalah sebagai berikut (Balara, Timko dan Republic, 2007):

1. Pemilihan vector bobot awal $w^{(0)}$ dan harga awal $\lambda^{(0)}$
2. w adalah bobot dan λ harga awal. Menentukan arah pencarian.

$$[R(w^{(i)} + \lambda^{(i)}I)]f^{(i)} = -G(w^{(i)}) \quad (2)$$

Diperoleh f dan dimasukkan ke:

$$w = \arg \min V_N(w, Z^N) \quad (3)$$

Jika $V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N) < V_N(w^{(i)}, Z^N)$ sehingga memenuhi $w^{(i+1)} = w^{(i)} + f^{(i)}$

sebagai iterasi baru, maka $\lambda^{(i+)} = \lambda^{(i)}$.

Jika tidak maka mencari harga baru dari r

$$r^{(i)} = \frac{V_N(w^{(i)}, Z^N) - V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N)}{V_N(w^{(i)}, Z^N) - L^{(i)}(w^{(i)} + f^{(i)})} \quad (4)$$

Jika $r^{(i)} > 0.75$ maka $\lambda^{(i)} = \lambda^{(i)}/2$

Jika $r^{(i)} > 0.25$ maka $\lambda^{(i)} = 2 \lambda^{(i)}$

3. Ketika kriteria tercapai, maka perhitungan berhenti, tetapi apabila kriteria belum tercapai maka mengulangi langkah kedua.

JST – MLP struktur NARX (Nonlinear Auto Regressive, eXternal input) dengan variabel input (U) dan output (Y) masa sekarang dan lampau. Persamaan output model $\hat{Y}$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{Y} = f(Y_1, Y_2, U_1, U_2) \quad (5)$$

Dimana :

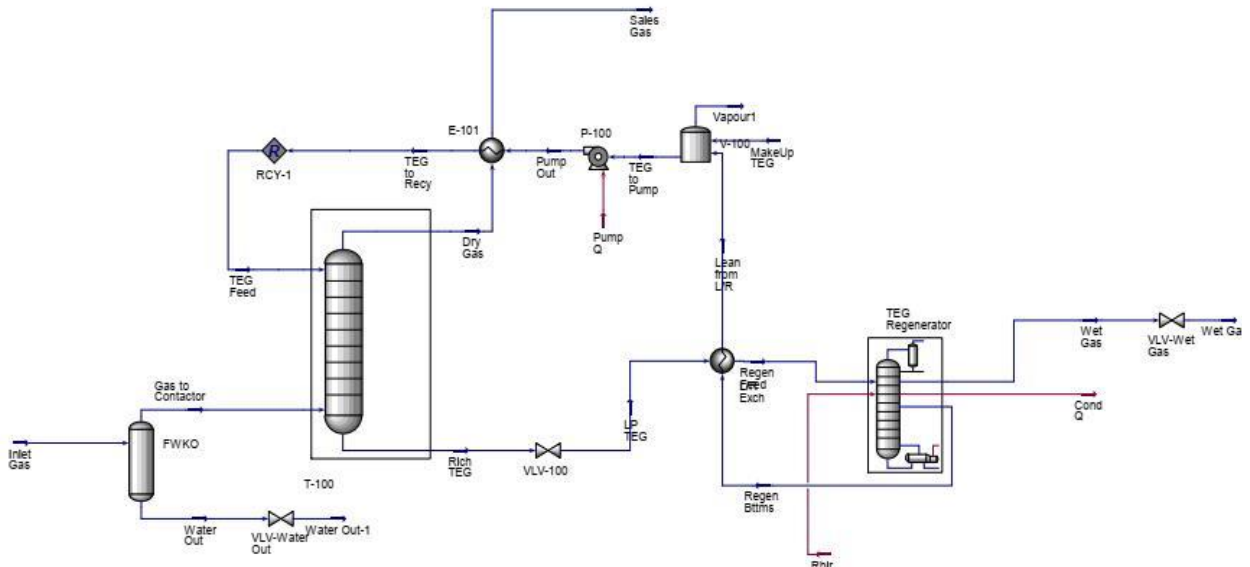
$$\hat{Y} = [\hat{y}_1(k+1) \hat{y}_2(k+1)]^T$$

$$Y_1 = [y_1(k), y_2(k-1), \Lambda, y_1(k-n_{y1})]$$

$$Y_2 = [y_2(k), y_2(k-1), \Lambda, y_2(k-n_{y2})]$$

$$U_1 = [u_1(k), u_1(k-1), \Lambda, u_1(k-n_{u1})]$$

$$U_2 = [u_2(k), u_2(k-1), \Lambda, u_2(k-n_{u2})]$$



Gambar 1. Proses *Dehydration* Gas Alam

Dimana

n_y : *history length* untuk output proses

n_u : *history length* untuk input proses

Model JST divalidasi dengan memberikan input yang belum pernah dilatihkan di JST dan mencatat *Root Mean Squared Error*(RMSE) yang terjadi sepanjang N sampel validasi. Persamaan *Root Mean Squared Error* (RMSE) adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2}{N}} \quad (6)$$

Dimana :

y_t : data output proses

$\hat{y}_t$: data hasil *training* JST

N : jumlah data

METODOLOGI PENELITIAN

Simulasi dengan Aspen HYSYS

Langkah – langkah simulasi dengan Aspen HYSYS adalah sebagai berikut:

- Pemilihan model termodinamika atau *fluid package* yang disesuaikan dengan jenis senyawa yang digunakan. Pada proses dehydration gas alam ini menggunakan *fluid package Basis-1*.
- Melengkapi kondisi operasi data gas mentah yang terdiri dari jenis senyawa serta komposisinya.
- Mengisi variabel proses gas masukan seperti tekanan, suhu, dan laju alir.
- Melengkapi komponen dan unit dalam proses *dehydration* gas alam seperti *absorber*, *regenerator*, pompa, *heat exchanger*, dan *splitter*.
- Menentukan parameter tekanan dan suhu pada *heat exchanger* dan *reboiler* agar kolom *absorber* konvergen.
- Menentukan nilai tekanan, suhu, ratio refluks, dan laju aliran agar kolom *regenerator* konvergen.
- Setelah keseluruhan unit atau kolom yang digunakan pada proses *dehydration* gas alam konvergen maka dari kondisi *steady*

state diubah menjadi kondisi kondisi dinamik, karena pada penelitian ini berfokus pada pengaruh parameter inlet gas terhadap *water removal* di *sales* gas dan energi *reboiler* yang digunakan.

Tabel 2. Spesifikasi pada Kolom *Contactor* dan *Regenerator*

Variabel	Contactor	Regenerator
Jumlah Tray	14	2
Diameter	1500 mm	1193 mm
Spasi Tray	500 mm	610 mm
Tekanan Atas	6205 kPa	101,4 kPa
Tekanan Bawah	6205 kPa	103,4 kPa
Suhu Atas	31,49 °C	104,4 °C
Suhu Bawah	30,08 °C	204,4 °C
Laju Aliran Atas Kolom	512 kg/jam	527,2 kg/jam
Laju Aliran Bawah kolom	9190 kg/jam	511,9 kg/jam

Prediksi dengan Jaringan Syaraf Tiruan

Pada penelitian ini jaringan syaraf tiruan (JST) digunakan untuk memprediksi nilai *water removal* dan energi *reboiler* pada proses *dehydration* gas alam. Beberapa hal yang harus diperhatikan adalah pemilihan input dan output dan penentuan jumlah *hidden node*. Pemilihan input dan output dilakukan berdasarkan dengan hubungan dan pengaruh setiap input terhadap output, pemilihan input output yang kurang tepat dapat menghasilkan keakurasian model JST yang rendah. Jumlah *hidden node* juga salah satu faktor yang dapat mempengaruhi keakurasian model JST. Data yang digunakan untuk melakukan pelatihan JST diperoleh dari hasil simulasi proses *dehydration* gas alam di Aspen HYSYS yang didekati kondisi *real plant*, data diambil dengan memberikan perubahan masukan yang nantinya akan digunakan sebagai lapisan masukan pada JST seperti komposisi gas alam masukan, sifat termodinamik gas alam masukan, komposisi *glycol* pada masukan kolom *contactor*, dan suhu *glycol*. Setelah diperoleh data yang memadai dari hasil simulasi dengan Aspen HYSYS, maka

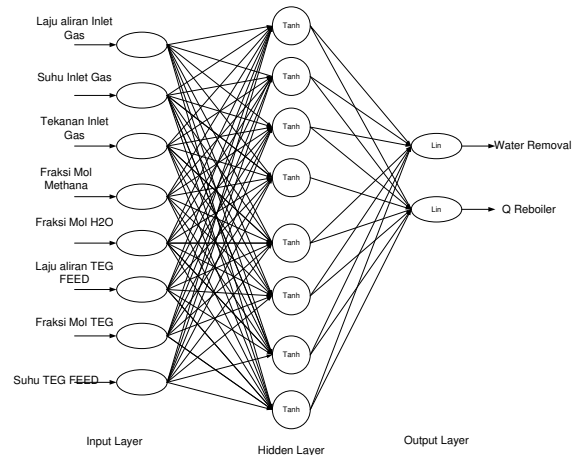
selanjutnya dilakukan pelatihan JST pada perangkat lunak MatLab. Pada pelatihan, pertama harus ditentukan apa saja yang akan dijadikan elemen masukan untuk dapat memberikan keluaran yang diharapkan. Dengan dasar kesetimbangan massa dan energi, maka dipilih delapan masukan dan dua keluaran yang ditunjukkan pada Tabel 3. Sedangkan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 2.

Tabel Error! No text of specified style in document.. Input dan Output JST

Input	Output
Laju aliran (Inlet Gas)	Water Removal (kgmol/jam)
Tekanan (Inlet Gas)	Energi Reboiler (kW)
Suhu (Inlet Gas)	
Fraksi mol Methane (Inlet Gas)	
Fraksi mol H ₂ O (Inlet Gas)	
Laju aliran (TEG Feed)	
Fraksi Mol TEG (TEG Feed)	
Suhu (TEG Feed)	

HASIL DAN PEMBAHASAN

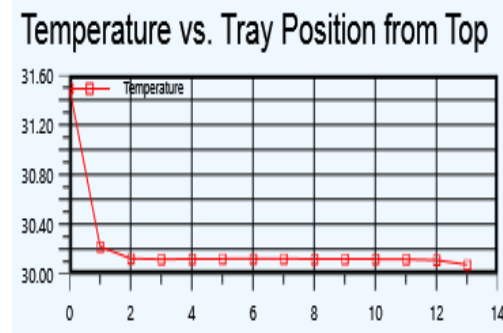
Water removal pada proses *dehydration* gas alam merupakan hal yang sangat penting dalam sebuah proses pemurnian gas alam. Nilai *water removal* yang kecil menunjukkan bahwa proses pemurnian gas tersebut berhasil untuk memenuhi syarat keadaan gas alam yang bersih tidak mengandung hidrat atau air. Proses *dehydration* merupakan proses yang cukup rumit dengan beberapa komponen yang digunakan seperti *separator*, *absorber*, *regenerator*, dan *heat exchanger*. Maka pada penelitian ini melakukan prediksi nilai *water removal* proses *dehydration* gas alam dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.



Gambar 2. Arsitektur JST Pada Proses *Dehydration* Gas Alam

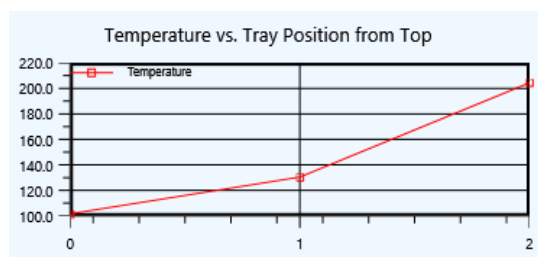
Pemodelan dan Simulasi di Aspen HYSYS

Hasil pemodelan dan simulasi menggunakan Aspen HYSYS pada proses *dehydration* gas alam ditunjukkan dengan konvergennya unit atau kolom yang digunakan, seperti kolom *contactor* dan *regenerator*. Kolom *contactor* dan *regenerator* merupakan unit penting dalam proses pemurnian gas alam. Pada kolom *contactor* gas alam mentah yang mengandung uap air/hidrat akan diabsorpsi menggunakan larutan TEG. Pemodelan kolom *contactor* yang berhasil adalah ditunjukkan dengan nilai konvergen dari kolom tersebut. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 3, dimana menunjukkan grafik penurunan suhu setiap jumlah tray kolom. Dimulai pada suhu atas kolom *contactor* sebesar 31,6°C dan turun menjadi 30°C pada tray ke-14.



Gambar 3. Penurunan Suhu Setiap Tray Pada Kolom *Contactor*

Pada kolom *regenerator*, *glycol* yang telah digunakan untuk menyerap uap air pada kolom *contactor* akan diregenerasi ulang agar dapat dipakai kembali. Larutan *glycol* memerlukan panas dari *reboiler* untuk membersihkan kandungan *glycol*, maka energi *reboiler* merupakan salah satu parameter penting dalam *water removal* pada proses *dehydration* gas alam. Kolom *regenerator* yang konvergen ditunjukkan dengan kenaikan nilai suhu dari atas kolom menuju bawah kolom, karena pada bagian bawah kolom terdapat *reboiler* yang digunakan untuk memanaskan larutan *glycol* seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Kenaikan Suhu Tiap Tray pada Kolom *Regenerator*

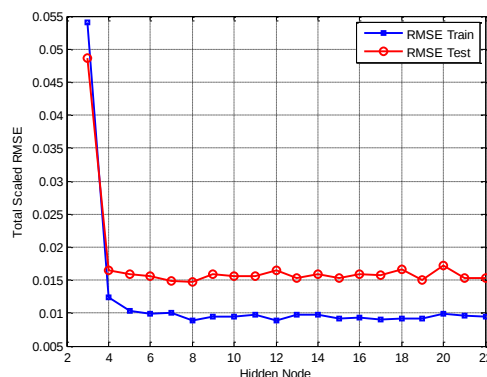
Pemodelan JST

Pemodelan proses *dehydration* gas alam dengan jaringan syaraf tiruan *Multi Layer Perceptron* algoritma *Levenberg–Marquardt* memiliki delapan input yang mewakili variabel proses operasi yang signifikan, yaitu, laju aliran masukan gas, tekanan masukan gas, suhu masukan gas, konsentrasi H_2O dan H_2S dari masukan gas, laju aliran TEG FEED, fraksi mol TEG FEED, dan suhu TEG FEED. Sedangkan parameter output adalah *water removal* dan energi *reboiler*. Sehingga pemodelan berbasis data dengan JST merupakan sistem MIMO atau multi input dan multi output.

Akuisisi Data dan Pembangunan Model

Data proses berjumlah 1500 diperoleh dari hasil simulasi dengan Aspen HYSYS. Kemudian untuk memastikan bahwa model JST mampu mengeneralisasi data, set input-output dibagi secara acak ke dalam *training* set (1000 pola) dan *test* set (500 pola). Sementara *training* set dipergunakan untuk menyesuaikan bobot dari model JST, *test* set digunakan untuk mengukur kinerja generalisasi jaringan setelah

setiap iterasi pelatihan. Prosedur pelatihan JST menggunakan fungsi aktivasi tangen hiperbolik (*tanh*) untuk menghitung output dari *node hidden layer* dan fungsi identitas linear digunakan untuk *node output layer*.



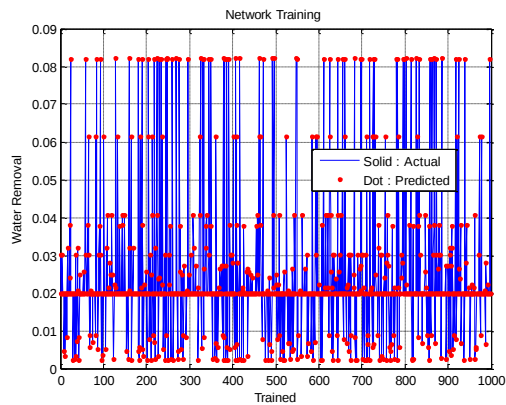
Gambar 4. Hidden Node terhadap Nilai RMSE Train dan Test

Pada penelitian ini arsitektur JST MLP yang digunakan adalah 8 lapisan input, 1 lapisan *hidden* dan 2 lapisan output. Pemilihan *hidden node* terbaik dilakukan dengan pelatihan data dengan *hidden node* dari 2-22. *Hidden node* terbaik dari pelatihan data ditunjukkan oleh nilai RMSE yang kecil pada data latih maupun validasi. Dari arsitektur JST yang diterapkan pada proses *dehydration* gas alam dengan 8 input dan output diperoleh nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 0,008806 untuk *training* dan 0,014766 untuk *test*, yang terdapat pada *hidden node* 8, seperti ditunjukkan pada Gambar 4. Oleh karena itu pada pemodelan JST yang dilakukan adalah dengan menggunakan jumlah *hidden node* sebanyak 8.

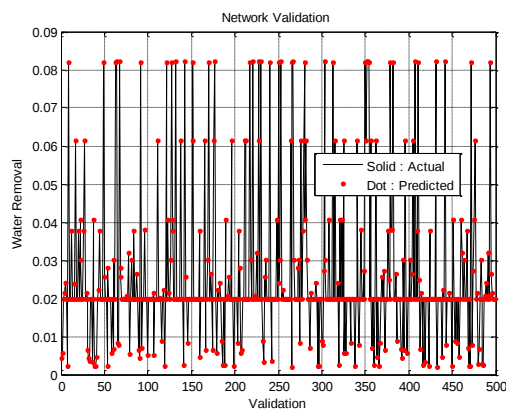
Akurasi Pemodelan JST

Hasil keakuratan model JST yang diterapkan pada proses *dehydration* gas alam ditunjukkan dengan nilai RMSE yang kecil pada setiap output. Hal tersebut ditunjukkan pada Gambar 5 dan 6 yang menggambarkan perbandingan nilai *actual* atau sebenarnya dengan prediksi hasil pelatihan dan validasi JST pada output *water removal*. Output *water removal* hasil latih dan validasi model JST berkisar antara 0 - 0,08 kgmol/jam dan secara keseluruhan memiliki nilai 0,02 kgmol/jam. Data validasi digunakan untuk melihat kinerja dari data latih dengan menverifikasi data baru

sebanyak 500 set. Perbandingan nilai *actual* dan prediksi JST hasil pelatihan dan validasi ditunjukkan dengan nilai RMSE minimum sebesar 0,0005 kgmol/jam dan 0,1075 kgmol/jam.



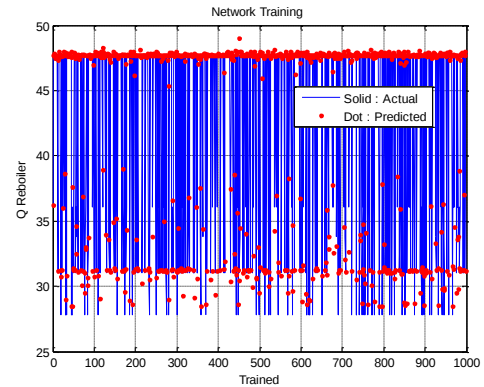
Gambar 5. Perbandingan Nilai *Actual* dan Prediksi Hasil Pelatihan JST untuk *Water Removal*



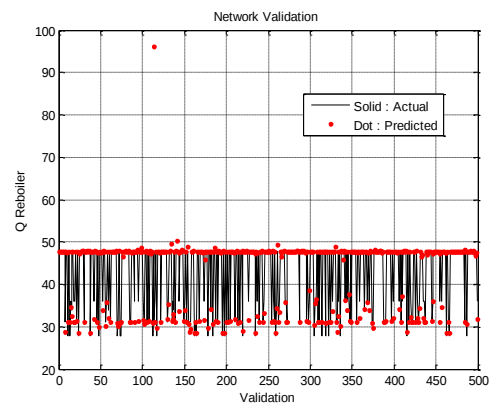
Gambar 6. Perbandingan Nilai *Actual* dan Prediksi Hasil Validasi JST untuk *Water Removal*

Gambar 7 dan 8 menunjukkan perbandingan nilai *actual* atau sebenarnya dengan prediksi hasil pelatihan dan validasi JST pada output *Q reboiler* atau energi reboiler. Output *Q reboiler* atau energi pada reboiler hasil latih dan validasi model JST berkisar antara 28 kW dan dan rata-rata memiliki nilai 50 kW. Data validasi digunakan untuk melihat kinerja dari data latih dengan menverifikasi data baru sebanyak 500 set. Perbandingan nilai *actual*

dan prediksi JST hasil pelatihan dan validasi ditunjukkan dengan nilai RMSE minimum sebesar 0,0010 kW dan 0,2486 kW.



Gambar 7. Perbandingan Nilai *Actual* dan Prediksi Hasil Pelatihan JST untuk *Q Reboiler*



Gambar 8. Perbandingan Nilai *Actual* dan Prediksi Hasil Validasi JST untuk *Q Reboiler*

Secara umum kedua output mempunyai nilai RMSE yang kecil untuk hasil pelatihan dan uji set data yang menunjukkan bahwa model proses berdasar JST memiliki akurasi prediksi dan karakteristik generalisasi yang sangat baik dan memiliki kecocokan dengan nilai sebenarnya. Dapat dicatat bahwa rentang kondisi operasi antara fase pelatihan dan validasi yang sangat berbeda dan model itu masih mampu memprediksi output secara lebih dekat. Sifat kompleks karakteristik *contactor/absorber* akibat perubahan kondisi operasi dan kondisi masukan *contactor* telah ditangkap cukup baik oleh model yang ditunjukkan secara keseluruhan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Nilai RMSE JST

Output	RMSE	RMSE
	<i>Train</i>	<i>Test</i>
<i>Water removal</i> (kgmol/jam)	0,0005	0,1075
<i>QReboiler</i> (kW)	0,0010	0,2486

SIMPULAN

Pemodelan JST MLP (*Multi Layer Perceptron*) struktur NARX (*Nonlinear AutoRegressive, eXternalinput*) dengan algoritma pembelajaran *Levenberg-Marquardt* digunakan untuk memprediksi nilai *water removal* pada proses *dehydration* gas alam. Proses *dehydration* gas alam yang cukup kompleks dan dipengaruhi oleh kondisi operasi, komposisi gas mentah dan kandungan TEG yang digunakan sangat menentukan hasil *water removal*. Parameter input jaringan syaraf tiruan adalah kondisi operasi, komponen gas alam mentah, dan kandungan TEG, sedangkan output adalah nilai *water removal* dan energi *reboiler*. Hasil penelitian diperoleh nilai Root Mean Square Error (RMSE) pada data latih sebesar 0,0005 kgmol/jam untuk *water removal* dan 0,0010 kW untuk energi *reboiler*, membuktikan bahwa model JST yang digunakan memiliki kinerja yang cukup baik dalam menangkap karakteristik kompleks dan nonlinear pada proses *dehydration* gas alam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Affandy, S. A. et al. (2020) 'Technical and economic evaluation of triethylene glycol regeneration process using flash gas as stripping gas in a domestic natural gas dehydration unit', *Engineering Reports*, 2(5), pp. 1–15. doi: 10.1002/eng2.12153.
- [2] Afshin, T. et al. (2016) 'Prediction of water formation temperature in natural gas dehydrators using radial basis function (RBF) neural networks', *Natural Gas Industry B*. Elsevier Ltd, 3(2), pp. 173–180. doi: 10.1016/j.ngib.2016.06.002.
- [3] Ahmad, Z., Bahadori, A. and Zhang, J. (2018) 'Prediction of equilibrium water dew point of natural gas in TEG dehydration systems using Bayesian Feedforward Artificial Neural Network (FANN)', *Petroleum Science and Technology*. Taylor & Francis, 36(20), pp. 1620–1626. doi: 10.1080/10916466.2018.1496108.
- [4] Ahmadi, M. A., Soleimani, R. and Bahadori, A. (2014) 'A computational intelligence scheme for prediction equilibrium water dew point of natural gas in TEG dehydration systems', *Fuel*. Elsevier Ltd, 137, pp. 145–154. doi: 10.1016/j.fuel.2014.07.072.
- [5] Balara, D., Timko, J. and Republic, S. (2007) 'Using Neural Networks Principles', *Transformation*, 1(1), pp. 1–8.
- [6] Chebbi, R., Qasim, M. and Abdel Jabbar, N. (2019) 'Optimization of triethylene glycol dehydration of natural gas', *Energy Reports*. Elsevier Ltd, 5, pp. 723–732. doi: 10.1016/j.egyr.2019.06.014.
- [7] Darwish, N. A. and Hilal, N. (2008) 'Sensitivity analysis and faults diagnosis using artificial neural networks in natural gas TEG-dehydration plants', *Chemical Engineering Journal*, 137(2), pp. 189–197. doi: 10.1016/j.cej.2007.04.008.
- [8] Felicia, R. O. and Evbuomwan, B. O. (2015) 'Optimization Of Natural Gas Dehydration Using Triethylene Glycol (Teg)', *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology*, 2(10), pp. 3159–40. Available at: www.jmest.org.
- [9] Ghiasi, M. M., Bahadori, A. and Zendeboudi, S. (2014) 'Estimation of triethylene glycol (TEG) purity in natural gas dehydration units using fuzzy neural network', *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. Elsevier B.V, 17, pp. 26–32. doi: 10.1016/j.jngse.2013.12.008.
- [10] Haydary, J. (2019) *Chemical Process Design and Aspen Plus and Aspen HYSYS Applications*.
- [11] Rahimpour, M. R., Saidi, M. and Seifi, M. (2013) 'Improvement of natural gas dehydration performance by optimization of operating conditions: A case study in Sarkhun gas processing plant', *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 15, pp. 118–126. doi:

10.1016/j.jngse.2013.10.001.

- [12] Saeid Mokhatab, William A. Poe, J. Y. M. (2015) Handbook of Natural Gas Transmission and Processing. Elsevier B.V. Available at: <https://doi.org/10.1016/C2013-0-15625-5>.
- [13] Tim Sekretaris Jenderal Dewan Energi Nasional (2019) 'Indonesia Energy Out Look 2019', 53(9), pp. 1689–1699.