

**IDENTIFIKASI PARAMETER SIGNIFIKAN DALAM
PENENTUAN PRIORITAS PENANGANAN *HEATLOSS* PADA
PROSES *CYCLIC STEAM STIMULATION* MENGGUNAKAN
*ARTIFICIAL NEURAL NETWORK***

TUGAS AKHIR

Diajukan guna melengkapi syarat dalam mencapai gelas Sarjana Teknik

Oleh

MONALISA FLONIA

173210527



PROGRAM STUDI TEKNIK PERMINYAKAN

UNIVERSITAS ISLAM RIAU

PEKANBARU

2021

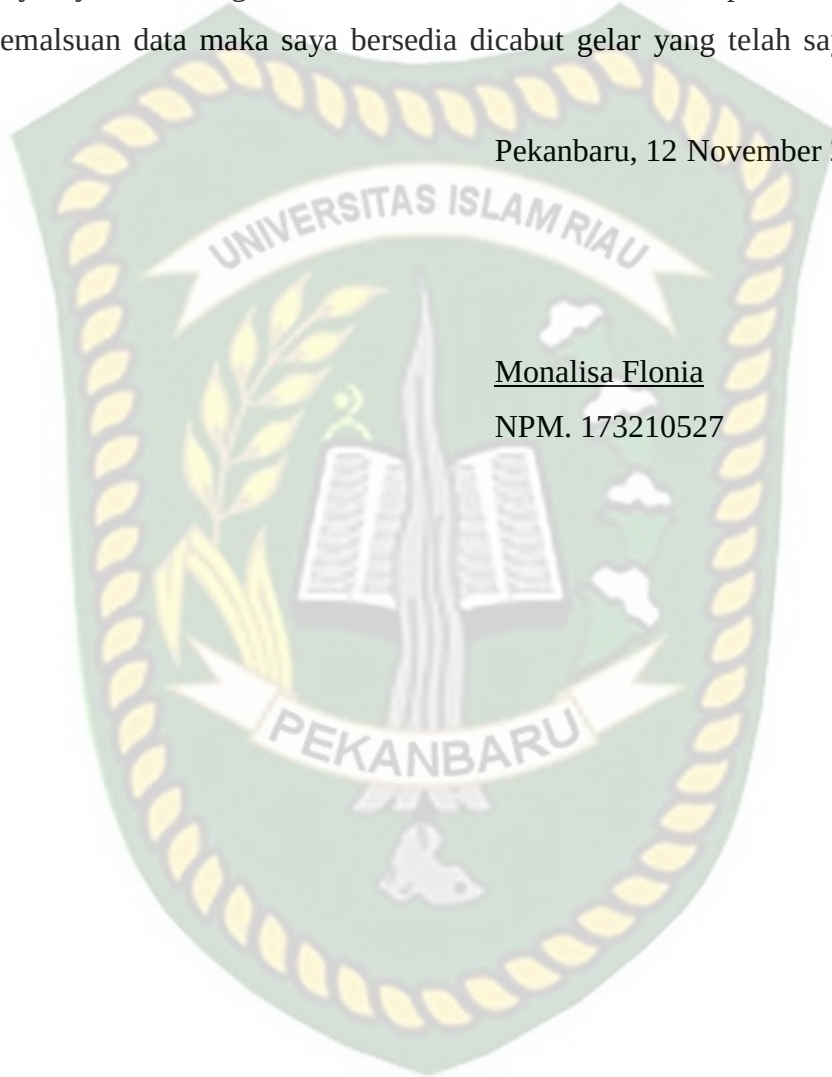
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa tugas akhir ini merupakan karya saya sendiri dan semua sumber yang tercantum di dalamnya baik yang dikutip maupun dirujuk telah saya nyatakan dengan benar sesuai ketentuan. Jika terdapat unsur penipuan atau pemalsuan data maka saya bersedia dicabut gelar yang telah saya peroleh.

Pekanbaru, 12 November 2021

Monalisa Flonia

NPM. 173210527



KATA PENGANTAR

Puji syukur saya ucapkan kepada Allah Subhanahu wa Ta'ala karena atas Rahmat dan curahan ilmu dari-Nya, saya dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Saya menyadari penulisan tugas akhir ini tak luput dari kekurangan. Telah banyak pihak yang membantu saya untuk menyelesaikan tugas akhir ini. Ucapan terima kasih ini termasuk syarat dari mencapai gelar sarjana di Teknik Perminyakan Universitas Islam Riau. Oleh karena itu saya ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Fiki Hidayat, S.T., M.Eng atau sering disapa dengan Mas Fiki selaku dosen pembimbing dalam penulisan tugas akhir ini yang telah meluangkan banyak waktu, tenaga dan pikiran sehingga tugas akhir ini bisa selesai,
2. Bapak M.Ariyon, S.T., M.T., selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberi arahan dan nasihat selama perkuliahan di Program Studi Teknik Perminyakan,
3. Ketua dan Sekretaris Program Studi Teknik Perminyakan serta dosen-dosen lainnya yang belum bisa saya sebutkan satu persatu dalam tugas akhir ini. Terima kasih telah membantu dan mengajari penulis selama masa perkuliahan,
4. Laboratorium Teknik Perminyakan, khususnya laboratorium simulasi reservoir,
5. Kedua orang tua saya yaitu Bapak Fransiscus Sarifudin dan Ibu Usnilam serta kakak saya Fransiska Flonia, S.Pd., dan adik saya Rani Flonia atas segala kasih sayang, mendoakan serta memberikan dukungan penuh baik secara material maupun moral,
6. Teman terbaik saya M. Flobert Ivander dan keluarga besar H. Rosdi Sulaiman yang tidak pernah berhenti membantu dan memberikan dukungan mulai dari saya menjadi mahasiswa baru,
7. Mentor saya Bang Bhakti Setiawan, S.T., Bang A Habib Al Umam, S.T., Bang Lauzuardhy Vozika Futur, S.T., Bang Alfi Syahri Layali, S.T., Kak Suci Zafirah Zulti, S.T., Kak Dessy Nandisa Putri, S.T., Kak

Azkhiatun Nisa, S.T., yang telah banyak memberikan dan mengajarkan CMG dan ilmu *Artificial Intelligence*,

8. Sahabat terbaik saya Lora, Meichy dan Sarah. MTDRWCG (Alfi, Andi, Amir, Aulia, Dandi, Eka, Ilham, Herlambang, Puti, Qary, Rahman), Forum Bebas (Afifah, Fina, Ivanna, Nuri, Rokhayah), TIM SQUAD (Rizki, Panji, Daniel), keluarga besar petroleum 17B dan juga teman-teman lainnya yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Teiring doa saya, semoga Allah SWT memberikan balasan atas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Semoga skripsi ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

Pekanbaru, 12 November 2021

Penulis

Monalisa Flonia

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	ii
KATA PENGANTAR.....	iii
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR GAMBAR.....	vii
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR LAMPIRAN	ix
DAFTAR SINGKATAN.....	x
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 LATAR BELAKANG.....	1
1.2 TUJUAN PENELITIAN	3
1.3 MANFAAT PENELITIAN	3
1.4 BATASAN MASALAH	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 CYCLIC STEAM STIMULATION.....	5
2.2 PARAMETER <i>CYCLIC STEAM STIMULATION</i>	7
2.2.1. Volume Injeksi Uap	7
2.2.2. <i>Soaking Time</i>	7
2.2.3. <i>Steam Quality</i>	7
2.2.4. Laju Injeksi Uap.....	8
2.4 STATE OF THE ART	9
2.5 <i>CALCULATION OF WELLBORE HEATLOSS</i>	11
2.6 <i>ARTIFICIAL NEURAL NETWORK</i>	12
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	14

3.1	SIMULASI RESERVOIR	14
3.2	DIAGRAM ALIR PENELITIAN	17
3.3	PERHITUNGAN DARI <i>WELLBORE HEATLOSS</i>	17
3.4	PEMODELAN <i>ARTIFICIAL NEURAL NETWORK</i>	18
3.5	JENIS PENELITIAN	18
3.6	TEMPAT DAN JADWAL PENELITIAN.....	18
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		20
4.1	ANALISIS HASIL PEMODELAN <i>ARTIFICIAL NEURAL NETWORK</i> 20	
4.2	ANALISA PARAMETER SIGNIFIKAN DALAM PROSES <i>CYCLIC STEAM STIMULATION</i>	24
4.3	ANALISA PENGARUH PARAMETER UJI TERHADAP KEHILANGAN PANAS (<i>HEATLOSS</i>) PADA <i>WELLBORE</i>	25
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		28
5.1	KESIMPULAN	28
5.2	SARAN	28
DAFTAR PUSTAKA		29
LAMPIRAN.....		35

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Screening criteria metode EOR (Taber et al., 1997)	6
Gambar 2. 2 Tahapan proses cyclic steam stimulation (Stark, 2011)	9
Gambar 2. 3 Heatloss dan Temperatur Gradien pada Wellbore.....	12
Gambar 2. 4 Arsitektur ANN Back-Propagation (Kholis, 2015)	13
Gambar 3. 1 Model konseptual radial grid sumur F.....	15
Gambar 3. 2 Pengaturan parameter pada CMG CMOST	16
Gambar 3. 3 Diagram Alir Penelitian.....	17
Gambar 4. 1 Coefficient of determination (R^2) 0.999 antara nilai heatloss aktual dan heatloss prediksi data training dengan 20 nodes hidden layer	22
Gambar 4. 2 Coefficient of determination (R^2) 0.998 antara nilai heatloss aktual dan heatloss prediksi data testing dengan 20 nodes hidden layer	23
Gambar 4. 3 Urutan parameter yang mempengaruhi kehilangan panas (Heatloss)	25

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Parameter yang mempengaruhi heatloss pada huff and puff	11
Tabel 3. 1 Data characteristics of the reservoir model	14
Tabel 3. 2 Thermal Rocktypes.....	14
Tabel 3. 3 Waktu Penelitian	19
Tabel 4. 1 Nilai Coefficient of Determination (R^2), Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada hidden nodes yang berbeda	21



DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN I. Data hasil prediksi 20 hidden nodes untuk data training dan data testing	35
LAMPIRAN II. Hasil perhitungan Heatloss menggunakan persamaan Ramey .	48
LAMPIRAN III. Coding yang digunakan pada Artificial Neural Network - Back Propagation menggunakan Programming Language Python	61



DAFTAR SINGKATAN

CSS	<i>Cyclic Steam Stimulation</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
CMG	<i>Computer Modelling Group</i>
STARS	<i>Steam and Additive Reservoir Simulations</i>
Ft	<i>feet</i>
AI	<i>Artificial Intelligence</i>
RF	<i>Recovery Factor</i>
CHOPS	<i>Cold Heavy Oil Production Sands</i>
BPNN	<i>Back-Propagation Neural Network</i>
R^2	<i>Coefficient of Determination</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
DoE	<i>Design of Experiment</i>

IDENTIFIKASI PARAMETER SIGNIFIKAN DALAM PENENTUAN PRIORITAS PENANGANAN *HEATLOSS* PADA PROSES *CYCLIC STEAM STIMULATION* MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*

MONALISA FLONIA
173210527

ABSTRAK

Heatloss adalah salah satu tantangan signifikan di injeksi uap. Namun, baik itu injeksi uap maupun proses produksi minyak pasti melibatkan *heatloss* karena perbedaan temperatur antara fluida dan formasi sekitarnya. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi *heatloss* dari fluida ke formasi. *Steam* merupakan media yang efisien untuk memanaskan lapisan bawah permukaan dan reservoir cairan yang terkandung di dalamnya, karena banyak energi yang tersedia di uap berada dalam bentuk panas laten yang dilepaskan pada temperatur konstan saat mengembun dan terhubung dengan lapisan bawah permukaan yang relatif dingin. Pada penelitian ini mengamati beberapa parameter yang mempengaruhi *heatloss* di *wellbore* dan reservoir yaitu *injection* parameter seperti tekanan injeksi uap, temperatur uap, kualitas uap, laju injeksi uap, *soaking time*. *Wellbore parameters* seperti *inside and outside of outer tubing*, *casing*, kedalaman sumur injeksi. Maka akan dilakukan penelitian dengan menggunakan salah satu metode dari *artificial intelligence* (AI) yang disebut *artificial neural networks* (ANN) untuk dapat mempelajari kinerja parameter dan mengklasifikasi parameter yang paling mempengaruhi terjadinya *heatloss* (*heatloss*) lebih cepat dengan melakukan *train* dan *test*. Oleh karena itu, penelitian ini akan berfokus terhadap pengaplikasian ANN menggunakan *software* python dalam mengklasifikasikan *heatloss* yang sebelumnya telah dilakukan pada *software* CMG (*Computer Modelling Group*). Dengan menggunakan 525 data sampel didapatkan hasil yang tergolong sangat baik dan optimal menggunakan 20 *nodes hidden layer* dengan nilai RMSE untuk data *training* 0.118 dan data *testing* 0.178, sedangkan nilai MAPE untuk data *training* 0.708 dan data *testing* 0.988. Sedangkan *Coefficient of Determination* (R^2) pada data *training* dan data *testing* senilai 0.999 dan 0.998 sehingga dapat digolongkan memiliki hasil akurasi yang tinggi karena mendekati nilai 1. Sedangkan parameter yang paling mempengaruhi secara berturut-turut yaitu *outside of radius tubing*, *inside of radius tubing*, *injection temperature*, *soaking time*, *inside of radius casing*, *injection pressure*, *depth*, *injection rate*, *outside of radius casing* dan *steam quality*.

Kata kunci : *Cyclic Steam Stimulation*, *heatloss*, *Artificial Neural Network*, CMG, python.

IDENTIFICATION OF SIGNIFICANT PARAMETER IN DETERMINING THE PRIORITY OF HANDLING HEAT LOSS IN CYCLIC STEAM STIMULATION PROCESS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

MONALISA FLONIA
173210527

ABSTRACT

Heatloss is one of the significant challenges in steam injection. However, both steam injection and oil production processes inevitably involve heat loss due to the temperature difference between the fluid and the surrounding formation. Therefore, it is necessary to do research on the factors that affect heat loss from fluid to formation. Steam is an efficient medium for heating the subsurface layer and the liquid reservoir contained therein, because much of the energy available in the steam is in the form of latent heat which is released at a constant temperature as it condenses and is connected to the relatively cold subsurface. In this study observed several parameters that affect heat loss in the wellbore and reservoir, namely injection parameters such as steam injection pressure, steam temperature, steam quality, steam injection rate, soaking time. Wellbore parameters such as inside and outside of outer tubing, casing, injection well depth. Then a research will be carried out using one of the methods from artificial intelligence (AI) called artificial neural networks (ANN) to be able to study the performance parameters and classify the parameters that most influence the occurrence of heat loss (heat loss) faster by doing train and test. Therefore, this study will focus on the application of ANN using python software in classifying heatloss which has previously been carried out on CMG (Computer Modeling Group) software. By using 525 sample data, the results are classified as very good and optimal using 20 hidden layer nodes with an RMSE value of 0.118 for training data and 0.178 for testing data, while the MAPE value for training data is 0.708 and testing data is 0.988. While the Coefficient of Determination (R^2) in the training data and testing data is 0.999 and 0.998 so that it can be classified as having high accuracy results because it is close to a value of 1. While the most influencing parameters, respectively, are outside of radius tubing, inside of radius tubing, injection temperature, soaking time, inside of radius casing, injection pressure, depth, injection rate, outside of radius casing and steam quality.

Key words: Cyclic Steam Stimulation, heatloss, Artificial Neural Network, CMG, python.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Cyclic Steam Stimulation (CSS) disebut sebagai metode *steam soaking* atau *huff and puff* yang ditemukan secara kebetulan di Venezuela pada tahun 1959, oleh salah satu sumur injektor uap yang dialirkan balik untuk melepaskan tekanan reservoir (Trebolle et al., 1993). Sejak saat itu metode ini telah banyak digunakan di seluruh dunia untuk memproduksi minyak berat dan bitumen, terutama di Alberta, California dan Venezuela. Metode ini bertujuan untuk memanfaatkan berbagai mekanisme pemulihan seperti pengurangan (Temizel et al., 2015). *Heatloss* merupakan salah satu tantangan signifikan yang ditemui pada injeksi uap. Briggs (1989) menyatakan bahwa pada laju injeksi yang lebih tinggi uap berdifusi secara luas kedalam reservoir, sementara *heatloss* meningkat dengan laju injeksi yang lambat.

Cyclic steam stimulation (CSS) terdiri dari sumur produksi yang kemudian menginjeksikan *steam* ke dalam sumur tersebut untuk memanaskan lubang sumur dan minyak sekitarnya di dalam reservoir. Setelah satu hari atau lebih injeksi uap masuk kesumur produksi, sumur tersebut dibiarkan terendam sehingga panas uap pindah ke reservoir. Kemudian, sumur dikembalikan ke keadaan berproduksi, idealnya menghasilkan lebih banyak minyak daripada sebelumnya karena viskositas sumur yang mengecil efek dari *steam* yang terus menerus diinjeksikan (Sarma et al., 2017).

Proyek *cyclic steam stimulation* dimulai dari *decade* yang lalu dibeberapa kondisi reservoir yang berada seperti *tar sand*, *tight clay*, *heavy oil* dan juga *light oil* (Hidayat & Abdurrahman, 2018). Dalam banyak kasus, aplikasi yang sering digunakan untuk minyak berat. Selama proses *thermal recovery* pada minyak berat, salah satu teknologi yang paling signifikan adalah bagaimana memanaskan minyak berat secara efisien untuk mempertahankan lancarnya aliran fluida yang dihasilkan karena viskositas minyak berat yang tinggi pada temperatur yang relatif rendah. Namun, baik itu injeksi uap maupun proses produksi minyak pasti melibatkan *heatloss* karena perbedaan temperatur antara fluida dan formasi

sekitarnya. Kelemahan injeksi *steam* adalah hilangnya panas dari *steam* selama pendistribusian kedalam reservoir, terjadi karena adanya efek dari *gravity override* dari uap panas yang diinjeksikan, sehingga uap panas cenderung mengalir melalui lapisan-lapisan *permeable* secara horizontal sampai pada akhirnya panas dari *steam* tersebut terjebak ke batuan *impermeable* seperti *shale*. Sehingga mengakibatkan panas dari *steam* tidak cukup untuk memanaskan minyak secara keseluruhan. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi *heatloss* dari fluida ke formasi (Nian et al., 2014). *Cyclic Steam Stimulation* (CSS) terdiri dari sumur produksi dan kemudian menginjeksikan *steam* ke dalam sumur tersebut untuk memanaskan *wellbore* dan/atau minyak disekitar reservoir (Sarma, et al., 2017). Ketika reservoir melalui tahapan deplesi atau beberapa siklus uap jenuhm *huff and puff*, tekanan reservoir turun dengan cepat dan air formasi bergerak memasuki reservoir minyak karena rasio mobilitas minyak terhadap air formasi yang tinggi (Xu et al., 2013).

Steam merupakan media yang efisien untuk memanaskan lapisan bawah permukaan dan fluida reservoir yang terkandung didalamnya, karena banyak energi yang tersedia pada uap berbentuk panas laten yang dilepaskan pada temperatur konstan saat terhubung dengan lapisan bawah permukaan yang memiliki temperatur lebih rendah. Pelepasan sebagian besar panas yang terkandung dalam uap tanpa perubahan temperatur memberikan hasil yang maksimal sebagai tenaga penggerak untuk transfer panas ke lapisan bawah permukaan dalam waktu minimum, sehingga mempercepat *oil recovery*.

Penggunaan simulator komersial dapat memakan waktu saat sejumlah besar kasus yang diperiksa untuk pengoptimalan. *Artificial Neural Networks* (ANN) bekerja dengan baik untuk memecahkan dan mengklasifikasikan hubungan non-linear antara parameter *input* dan *output* (Ersahin et al., 2019). Seperti halnya manusia menerapkan pengetahuan yang diperoleh dari masa lalu sebagai pengalaman untuk masalah atau situasi baru, ANN mengambil contoh yang dipecahkan sebelumnya untuk membangun sistem "*neurons*" yang membuat keputusan, klasifikasi dan prediksi (Al-Sirri & Gharbi, 2011).

Penelitian ini dilakukan pengamatan terhadap beberapa parameter yang mempengaruhi *heatloss* di *wellbore* dan reservoir yaitu *injection* parameter seperti

tekanan injeksi uap, temperatur uap, kualitas uap, laju injeksi uap dan *soaking time, wellbore parameters* seperti *inside and outside of outer tubing, casing*, kedalaman sumur injeksi menggunakan metode *artificial neural networks* (ANN) untuk dapat mempelajari kinerja parameter dan dapat mengklasifikasi parameter yang mempengaruhi terjadinya kehilangan panas (*heatloss*).

1.2 TUJUAN PENELITIAN

Adapun tujuan Penelitian dari Tugas Akhir ini yaitu:

Dapat menentukan urutan pengaruh dari parameter-parameter operasional *cyclic steam injection* (CSS) terhadap kehilangan panas (*heatloss*) dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Parameter yang diuji dalam penelitian ini yaitu *injection* parameter seperti tekanan injeksi uap, temperatur uap, kualitas uap, laju injeksi uap dan *soaking time, wellbore parameters* seperti *inside and outside of outer tubing, casing*, kedalaman sumur injeksi.

1.3 MANFAAT PENELITIAN

Manfaat yang didapatkan dari hasil penelitian ini adalah

1. Mengetahui pengaruh dari beberapa parameter yang diuji terhadap kehilangan panas (*heatloss*).
2. Menjadikan publikasi ilmiah dalam bentuk jurnal atau *paper* yang berskala nasional maupun internasional, sehingga dapat menjadi referensi dalam penelitian selanjutnya.

1.4 BATASAN MASALAH

Agar penelitian ini selesai sesuai dengan tujuan yang diharapkan maka dalam penelitian tugas akhir ini dibatasi pada beberapa hal sebagai berikut:

1. Software yang digunakan adalah *Computer Modelling Group* (CMG) dan Python.
2. Menggunakan AI yaitu metode *Artificial Neural Network* (ANN).
3. Parameter yang diuji dalam penelitian ini ialah *injection* parameter seperti tekanan injeksi uap, temperatur uap, kualitas uap, laju injeksi uap, dan *soaking time, wellbore parameters* seperti *inside and outside of tubing, , casing*, kedalaman sumur injeksi.

4. Analisis hasil penelitian dilakukan tanpa adanya pertimbangan ekonomis.



Dokumen ini adalah Arsip Mlik :

Perpustakaan Universitas Islam Riau

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 CYCLIC STEAM STIMULATION

Thermal recovery menjadi metode pemulihan arus utama yang ditingkatkan untuk minyak berat dengan tantangan unik. Sifat ekstrim *thermal recovery* membutuhkan pendekatan yang fleksibel dan kreatif untuk mengatasi tantangan unik. Salah satu metode pemulihan termal yang diterima adalah *Cyclic Steam Stimulation* (CSS). Siklus termal dimulai dengan fase injeksi diikuti dengan perendaman, dan terakhir fase produksi. Konversi dari fase injeksi ke fase produksi dianggap sebagai risiko operasional yang signifikan selain risiko tipikal yang terkait dengan operasi produksi minyak. Risiko tambahan selama konversi ke produksi dari siklus injeksi disebabkan oleh penempatan energi yang signifikan di reservoir selama pengukusan (*soaking time*). Jika tidak dikendalikan, cairan hidrokarbon berenergi tinggi yang mengalir kembali ke permukaan dapat menyebabkan hilangnya penahanan dan kerusakan pada kehidupan atau lingkungan (Mahrazy et al., 2018).

Cyclic Steam Stimulation juga dikenal sebagai proses *huff-and-puff* atau *steam soak*. Dalam arti luas, injeksi uap siklik adalah proses stimulasi sumur yang melibatkan perpindahan panas ke reservoir dekat lubang sumur dengan injeksi berkala uap. Dalam *huff-and-puff*, terdiri dari sumur injektor dan produser (Alikhlalov & Dindoruk, 2011). Proses ini pertama kali diterapkan diakhir 1950-an. Kemudian berhasil diterapkan pada reservoir minyak ringan dan minyak berat. Untuk meningkatkan efektivitas CSS, memiliki proses yang bervariasi yaitu seperti penambahan bahan kimia untup uap, penerapan sumur horizontal dan pengenalan *hydraulic fracturing*. Dengan teknologi yang modern, rata-rata 15% dari faktor pemulihan konvensional di tahun 1980-an meningkatkan hingga kira-kira 40%. Metode ini sangat menarik karena memberikan hasil yang cepat dan relatif tinggi untuk pengalaman kumulatif pada lapangan pengembangan. Namun, ini tetap tidak kompetitif dalam faktor pemulihan akhir dibandingkan dengan metode *steam drive* seperti *steam flooding* (50-60% OOIP) atau SAGD (60-70% OOIP) (Alvarez & Han, 2013). Dalam proses *thermal recovery*, distribusi uap

yang diinjeksikan ke dalam reservoir tergantung pada laju injeksi uap dan tekanan, permeabilitas *oil sands*, mobilitas air dan minyak di reservoir, dan cara perubahan sifat mekanik *oil-sands* yang mempengaruhi permeabilitas selama injeksi uap bertekanan tinggi (Cokar et al., 2012).

Batasan utama injeksi uap siklik adalah bahwa ia menyisakan banyak minyak didalam reservoir yang hanya dapat dipulihkan dengan proses penggerak dan diamati bahwa kurang dari 30% (biasanya kurang dari 20%) bahwa *initial oil in place* dapat dipulihkan (Abbas Naqvi, 2012).

Screening criteria telah diusulkan untuk semua metode *enhanced oil recovery* (EOR). Data dari proyek EOR diseluruh dunia telah diperiksa dan karakteristik proyek-proyek yang berhasil telah dicatat. *Screening criteria* yang diusulkan didasarkan pada hasil lapangan dan mekanisme pemulihan minyak (Taber et al., 1997). Tabel dibawah ini menunjukkan hasil dari *screening criteria* untuk metode EOR.

TABLE 3—SUMMARY OF SCREENING CRITERIA FOR EOR METHODS										
		Oil Properties			Reservoir Characteristics					
Detail Table in Ref. 16	EOR Method	Gravity (°API)	Viscosity (cp)	Composition	Oil Saturation (% PV)	Formation Type	Net Thickness (ft)	Average Permeability (md)	Depth (ft)	Temperature (°F)
Gas Injection Methods (Miscible)										
1	Nitrogen and flue gas	> 35 <u>48</u> ^a	< 0.4 <u>0.2</u> ^a	High percent of C ₁ to C ₇	> 40 <u>75</u> ^a	Sandstone or carbonate	Thin unless dipping	NC	> 6,000	NC
2	Hydrocarbon	> 23 <u>41</u> ^a	< 3 <u>0.5</u> ^a	High percent of C ₂ to C ₇	> 30 <u>80</u> ^a	Sandstone or carbonate	Thin unless dipping	NC	> 4,000	NC
3	CO ₂	> 22 <u>36</u> ^a	< 10 <u>1.5</u> ^a	High percent of C ₈ to C ₁₂	> 20 <u>55</u> ^a	Sandstone or carbonate	Wide range	NC	> 2,500 ^a	NC
1–3	Immiscible gases	> 12	< 600	NC	> 35 <u>70</u> ^a	NC	NC if dipping and/or good vertical permeability	NC	> 1,800	NC
(Enhanced) Waterflooding										
4	Micellar/ Polymer, ASP, and Alkaline Flooding	> 20 <u>35</u> ^a	< 35 <u>13</u> ^a	Light, intermediate, some organic acids for alkaline floods	> 35 <u>53</u> ^a	Sandstone preferred	NC	> 10 <u>450</u> ^a	> 9,000 <u>3,250</u>	> 200 <u>80</u>
5	Polymer Flooding	> 15	< 150, > 10	NC	> 50 <u>80</u> ^a	Sandstone preferred	NC	> 10 <u>800</u> ^a ^b	< 9,000	> 200 <u>140</u>
Thermal/Mechanical										
6	Combustion	> 10 <u>16</u> → ?	< 5,000 <u>1,200</u>	Some asphaltic components	> 50 <u>72</u> ^a	High-porosity sand/ sandstone	> 10	> 50 ^c	< 11,500 <u>3,500</u>	> 100 <u>135</u>
7	Steam	> 8 to 13.5 → ?	< 200,000 <u>4,700</u>	NC	> 40 <u>66</u> ^a	High-porosity sand/ sandstone	> 20	> 200 <u>2,540</u> ^a ^d	< 4,500 <u>1,500</u>	NC
—	Surface mining	7 to 11	Zero cold flow	NC	> 8 wt% sand	Mineable tar sand	> 10 ^e	NC	> 3:1 overburden to sand ratio	NC

NC = not critical.

Underlined values represent the approximate mean or average for current field projects.

^aSee Table 3 of Ref. 16.

^b> 3md from some carbonate reservoirs if the intent is to sweep only the fracture system.

^cTransmissibility > 20 md-ft/cp

^dTransmissibility > 50 md-ft/cp

^eSee depth.

Gambar 2. 1 *Screening criteria* metode EOR (Taber et al., 1997)

Tabel 2.1 menjelaskan untuk *screening criteria* pada metode EOR yang menggunakan *steam* memiliki kriteria *specific gravity* >8 hingga 13,5 °API, viskositas <200.000 cp, *oil saturation* >40%, dengan jenis formasi *high-porosity sand* atau *sandstone*, ketebalan formasi 20 ft, permeabilitas rata-rata >200 Md, dan kedalaman sumur senilai <1350 ft.

2.2 PARAMETER CYCLIC STEAM STIMULATION

Berikut ini beberapa parameter yang mempengaruhi *performance* dari *cyclic steam stimulation*, sebagai berikut:

2.2.1. Volume Injeksi Uap

Menurut pengalaman pengembangan minyak berat pada *thermal recovery*, siklus volume injeksi uap secara langsung mempengaruhi efek dari *cyclic steam stimulation*. Dalam waktu tertentu, kisaran minyak yang diproduksi dan siklus volume injeksi uap juga sesuai. Untuk reservoir minyak berat tertentu, volume injeksi uap memiliki jangkauan yang optimal. Jika volume injeksi uap terlalu kecil, siklus produksi minyak rendah. Dan semakin besar rentang pemanasannya maka semakin besar volume injeksi uap dan produksi minyak akan meningkat. Namun, jika volume injeksi uap yang terlalu besar akan menyebabkan minyak akan terdorong menjauh dari dasar sumur, rasio uap minyak turun dan produksi minyak menurun (Ma et al., 2013).

2.2.2. Soaking Time

Periode "rendam (*soak*)" sangat penting untuk memulihkan minyak secara efektif, tetapi waktu perendaman yang lebih lama tidak akan berpengaruh pada peningkatan faktor pemulihan (RF) (Janiga et al., 2018). Bahkan periode waktu yang lama dalam *soaking time* juga akan menyebabkan penurunan produksi air kumulatif dan produksi minyak kumulatif.

2.2.3. Steam Quality

Steam quality merupakan indikator langsung terhadap entalpi uap, dimana semakin besar nilai entalpi panas yang dikandung uap, semakin besar radius pemanasannya. Maka dari definisi tersebut dapat diketahui bahwa semakin tinggi *steam quality* maka semakin banyak hasil produksi dari sumur. Jika *steam*

quality cukup tinggi, volume minyak yang dipanaskan oleh uap akan meningkat. Sebaliknya, jika *steam quality* yang rendah uap berubah (Ma et al., 2013).

Faktor lain untuk memilih *steam quality* adalah hilangnya panas selama injeksi *steam*. *Steam* dengan kualitas tinggi memiliki kandungan panas yang lebih banyak dibandingkan dengan *steam* dengan kualitas lebih rendah (MousaviMirkalaei et al., 2012).

Kehilangan energi panas ini memiliki nilai yang cukup besar dan dapat mengakibatkan penurunan yang signifikan terhadap kualitas uap, karena itu penggunaan bahan industri dimana tempatnya dan ekonominya memungkinkan harus dipertimbangkan. Tipe kehilangan panas terbagi 3 yaitu kehilangan energi panas dipermukaan, kehilangan panas dari lubang sumur (*wellbore*) dan kehilangan panas vertikal dari reservoir.

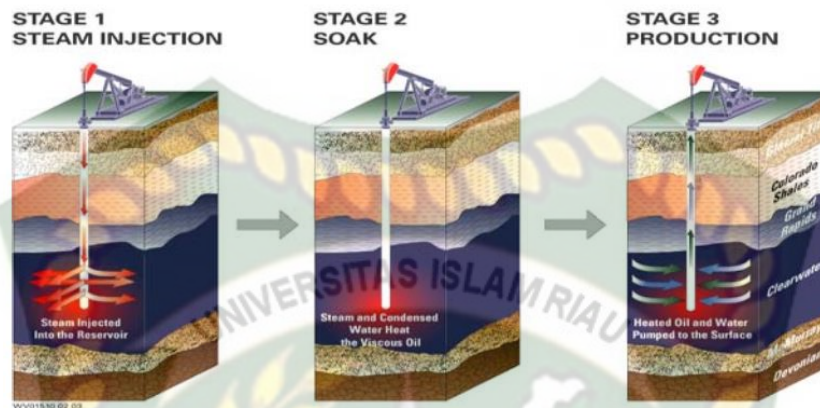
2.2.4. Laju Injeksi Uap

Laju injeksi uap berdampak langsung terhadap proses kinerja dari *cyclic steam stimulation* (CSS). Jika laju injeksi rendah maka akan menyebabkan kehilangan uap meningkat, kualitas uap menurun tajam sehingga terjadi perbedaan yang signifikan antara kualitas uap dipermukaan dan kualitas uap di *bottom hole*. Oleh karena itu, laju injeksi uap tidak boleh terlalu rendah untuk menghindari kehilangan panas. Akibatnya, efek huff dan puff uap akan berkurang. Namun, jika laju injeksi uap terlalu tinggi, reservoir akan retak dan injeksi uap akan keluar dari sumur. Hal ini akan mengakibatkan formasi di dekat sumur tidak dipanaskan secara efektif dan penggunaan *steam* juga berkurang (Ma et al., 2013).

2.3 MEKANISME PRODUKSI *CYCLIC STEAM STIMULATION*

Proses *cyclic steam stimulation* (CSS) adalah proses pemulihan termal yang terdiri dari tiga proses yaitu injeksi uap, *steam soak* dan produksi minyak yang dipanaskan. Sebelum sumur yang distimulasi menjadi sumur produksi, periode perendaman diperlukan agar uap yang diinjeksikan dapat memanaskan minyak disekitar lubang sumur dan mengurangi viskositasnya sehingga lebih mudah mengalir. Dalam operasi sebenarnya, periode perendaman bisa bervariasi dari hari ke minggu, atau bahkan berbulan-bulan. Waktu perendaman yang lama menyebabkan produktivitas sumur menurun karena kehilangan panas terus menerus ke formasi. Periode injeksi pada awal siklus, serta periode produksinya

selanjutnya juga diselidiki untuk memverifikasi tahap mana dalam proses CSS yang paling berpengaruh dalam memastikan pemulihan yang lebih tinggi (Alshammari et al., 2018).



Gambar 2. 2 Tahapan proses *cyclic steam stimulation* (Stark, 2011)

2.4 STATE OF THE ART

Pada penelitian Tewari et al (2011) mempelajari keberhasilan desain, implementasi dan evaluasi pilot *cyclic steam stimulation* di ladang minyak berat Sudan. Menggunakan laju injeksi *steam* sebesar 200 m³/d, kualitas *steam* 60%, kekuatan injeksi *steam* 160 m³/m, *soaking time* 7-10 hari. Pada Hasil kinerja dari semua sumur yang distimulasi uap menunjukkan keberhasilan yang baik bagi pilot dalam hal peningkatan laju minyak. Produksi kumulatif melalui 8 sumur lebih dari produksi kumulatif 22 sumur dalam kurun waktu tertentu. Tingkat rata-rata sumur yang distimulasi adalah 3-5 kali lebih tinggi daripada *cold production*. Sumur menghasilkan sekitar 70-200 bopd dalam *cold heavy oil production sands* (CHOPS). *Cyclic steam stimulation* meningkatkan laju alir minyak 400-600 bopd yaitu 3-5 kali lipat dibandingkan produksi CHOPS. Masa perendaman bervariasi 3-5 hari dan siklus produksi berlangsung lebih dari 250 hari.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Acevedo et al (2020) menyajikan evaluasi teknis dari hasil yang diperoleh dalam pilot lapangan untuk mengoptimalkan *cyclic steam stimulation* (CSS) dengan mengevaluasi kinerja indikator rasio uap minyak (OSR). Uji coba ini didasarkan pada simulasi numerik, di mana beberapa alternatif atau strategi diidentifikasi untuk memperbaiki teknik yang saat ini diterapkan untuk sumur dengan lebih dari 15 siklus sebagai metode

pemulihan yang lebih baik atau ditingkatkan di ladang minyak berat Madure. Pada proses perpindahan panas, dalam hal ini digunakan siklus injeksi uap, setelah pemakaiannya sudah maksimal maka langkah selanjutnya dalam sebagian besar proses termal adalah mengaplikasikan teknik *steam* flooding, namun dalam pelaksanaannya membutuhkan investasi yang tinggi. Namun, perlu diberikan solusi yang berkontribusi untuk meningkatkan efisiensi CSS di lapangan.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Gu et al (2015) bertujuan untuk menyajikan model matematika yang komprehensif untuk mengestimasi efisiensi panas *wellbore* dan menganalisis kinerja injeksi uap untuk pengambilan minyak berat. Simulasi ini menggunakan model matematika dan CMG (*Computer Modeling Group*). Model matematika yang diusulkan dapat digunakan untuk memperkirakan efisiensi panas pada *wellbore* dan untuk menganalisis kinerja injeksi uap tercermin dalam *wellbore*. Tingkat injeksi kepala sumur yang tinggi dan kualitas uap dapat meningkatkan efisiensi panas pada *wellbore*. Kinerja injeksi uap yang buruk tercermin pada *wellbore* dan di reservoir dapat diimbangi dengan kualitas reservoir yang baik. Selain itu, efisiensi panas *wellbore* yang tinggi tidak selalu berarti bahwa kinerja injeksi uap memuaskan yang tercermin dalam reservoir atau kinerja pemulihan minyak berat yang baik. Menggunakan bahan isolasi yang sangat baik adalah cara yang tepat untuk menghemat air dan bahan bakar karena peningkatan efisiensi panas *wellbore*.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Xu et al (2013) membahas beberapa siklus *huff and puff* pada uap jenuh konvensional didalam reservoir minyak berat, Radius pemanasan biasanya hanya 20-30m saat melewati *huff and puff* uap jenuh yang berturut-turut menggunakan *superheated steam*. *Superheated steam* berada pada temperatur yang lebih tinggi daripada uap jenuhnya tanpa batasan temperatur dan tekanan, kemudian membawa lebih banyak panas dan memiliki kapasitas pemanasan lebih besar daripada uap jenuh, *superheated steam* selalu dalam kondisi kering tertinggi 100%, yang menentukan bahwa ia memiliki koefisien perpindahan panas yang sangat kecil.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ersahin et al (2019) tiga sistem pakar dikembangkan untuk mempelajari CSI di reservoir minyak berat yang retak secara

alami. Model ANN berhasil menghasilkan kinerja dengan tingkat akurasi yang baik dalam hitungan detik. Meskipun beberapa *output* memiliki persentase kesalahan yang lebih tinggi seperti permeabilitas matriks, tetapi persentase kesalahan berada dalam kisaran yang dapat diterima. Agar *neural network* dapat memprediksi parameter secara akurat, parameter itu harus memiliki dampak yang nyata pada hasil, yang menjelaskan persentase kesalahan yang lebih tinggi dari permeabilitas matriks ditemui. Pelatihan *neural network* dan menemukan desain yang optimal dalam jangka waktu penelitian ini adalah proses yang menantang. Metode *trial* dan *error* harus digunakan untuk proses ini. Menerapkan pelatihan paralel algoritma untuk kumpulan data merupakan langkah penting untuk menghemat waktu.

Tabel 2. 1 Parameter yang mempengaruhi *heatloss* pada *huff and puff*

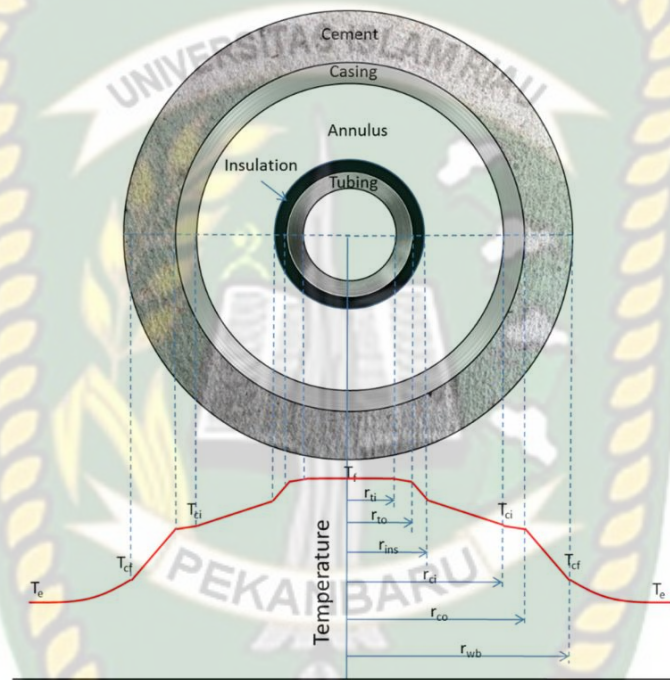
Parameter	Unit	Satuan	Sumber
Tekanan Injeksi Uap	580	psi	(Xu et al., 2013)
Kualitas Uap	0.9	%	(Gu et al., 2015)
Temperatur Uap	530	F	(Xiong et al., 2015)
Laju Injeksi Uap	1060	Bbl/day	(Tewari et al., 2011)
<i>Soaking Time</i>	5	days	
<i>Inside radius of tubing</i>	0.164	ft	(F. Sun et al., 2017)
<i>Outside radius of tubing</i>	0.197	ft	
<i>Inside radius of casing</i>	0.262	ft	
<i>Outside radius of casing</i>	0.292	ft	
<i>Well Depth</i>	1200	ft	

2.5 CALCULATION OF WELLBORE HEATLOSS

Bagian penting kedua untuk pemodelan sistem lubang sumur terkait dengan kehilangan panas ke formasi sekitarnya. Seperti ditunjukkan pada Gambar. 2.3, lubang sumur tipikal terdiri dari *tubing*, anulus antara *tubing* dan *casing*, *casing*, semen dan formasi sekitarnya. Ketika fluida panas seperti uap mengalir dalam *tubing*, ia kehilangan panas melalui bagian-bagian lubang sumur yang berbeda ini ke dalam formasi dan melibatkan mekanisme perpindahan panas yang berbeda.

Dalam dinding baja *tubing* dan *casing* dan semen, mekanisme perpindahan panas utama adalah konduksi.

Pada annulus yang biasanya berisi udara bercampur uap air, radiasi dan konveksi alami merupakan mekanisme utama. Ada juga perpindahan panas konvektif antara fluida dan dinding *tubing* bagian dalam. Oleh karena itu, gradien suhu dari pusat lubang sumur ke formasi sekitarnya cukup berbeda di antara bagian lubang sumur yang berbeda (Xiong, 2014).



Gambar 2. 3 Heatloss dan Temperatur Gradien pada Wellbore

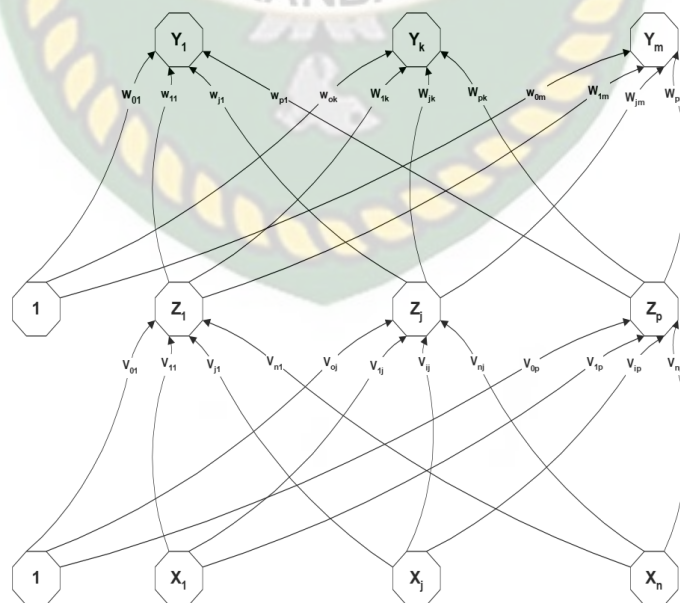
2.6 ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Artificial Neural Network (ANN) bekerja dengan baik untuk memecahkan dan mengklasifikasikan hubungan non-linier antara parameter *input* dan *output*. Menurut S.Haykin (1999) *Neural Network* merupakan *processor* yang terdistribusi paralel, terbuat dari unit-unit yang sederhana, dan memiliki kemampuan untuk menyimpan pengetahuan yang diperoleh secara eksperimental dan siap pakai untuk berbagai tujuan.

Salah satu metode pelatihan terawasi pada *neural network* adalah metode *backpropagation*, di mana ciri dari metode ini adalah meminimalkan error pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan (Muzakkir Irvan, Syukur Abdul, 2014).

Rancangan ANN yang menghasilkan kinerja *blind test* terbaik akan dipilih sebagai model ANN yang dioptimalkan. Teknik komputasi paralel digunakan untuk *train* dan *test* beberapa Rancangan ANN secara sinkron untuk meningkatkan kecepatan eksekusi alur kerja (Q. Sun & Ertekin, 2015).

Back-Propagation Neural Network (BPNN) adalah teknik klasifikasi dan peramalan yang paling populer dan menjadi salah satu algoritma pada pembelajaran ANN. Memiliki dua tahap perhitungan, yaitu perhitungan maju yang dilakukan untuk menghitung *error* antara *output* ANN dengan target yang diinginkan. Tahap kedua merupakan perhitungan mundur yang menggunakan *error* yang telah didapatkan untuk memperbaiki bobot pada semua neuron yang ada (Ervina et al., 2018). Pada arsitektur algoritma *backpropagation* terdiri dari tiga *layer*, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *input layer* tidak terjadi proses komputasi, hanya terjadi pengiriman sinyal *input* ke *hidden layer*. Pada *hidden layer* dan *output layer* terjadi proses komputasi terhadap bobot dan bias, serta dihitung pula besarnya *output* dari *hidden* dan *output layer* tersebut berdasarkan fungsi aktivasi. Dalam algoritma *backpropagation* ini digunakan fungsi *sigmoid bipolar*, karena *output* yang diharapkan bernilai antara -1 sampai 1.



Gambar 2. 4 Arsitektur ANN Back-Propagation (Kholis, 2015)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 SIMULASI RESERVOIR

Pada penelitian ini menggunakan metode simulasi dengan permodelan yang menggunakan *software* CMG (*Computer Modelling Group*) dan menggunakan python dengan beberapa parameter yang akan diklasifikasikan. Data yang digunakan adalah data sekunder yang didapatkan dari jurnal yang sesuai dengan topik penelitian. Penelitian dilakukan pada sumur F 60 ft. Pada Tabel 3.1 dibawah merupakan data *characteristics of the reservoir model*. Minyak pada reservoir ini berjenis *heavy oil* karena memiliki nilai API yang rendah.

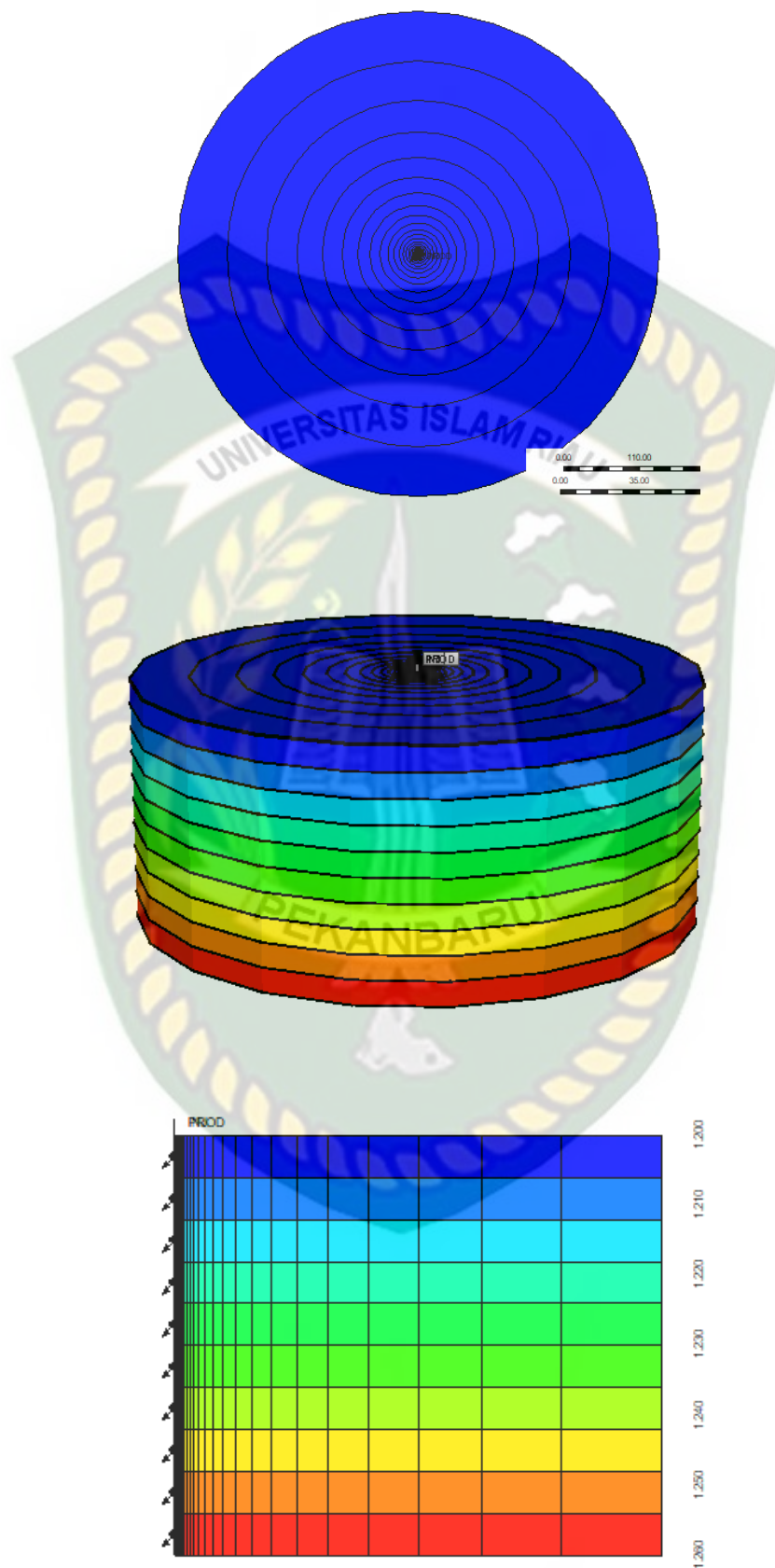
Tabel 3. 1 *Data characteristics of the reservoir model*

Simulator	CMG STARS
Grid Type	Radial (Cylindrical)
Grid System	30 x 1 x 10
Total Grid	300
Top Grid Depth (ft)	1200
Reservoir Pressure (psi)	200
Reservoir Temperature (°F)	100
Net Pay Thickness (ft)	60
Porosity	0,4
Soi	0.5
Permability	1126

Tabel 3. 2 *Thermal Rocktypes*

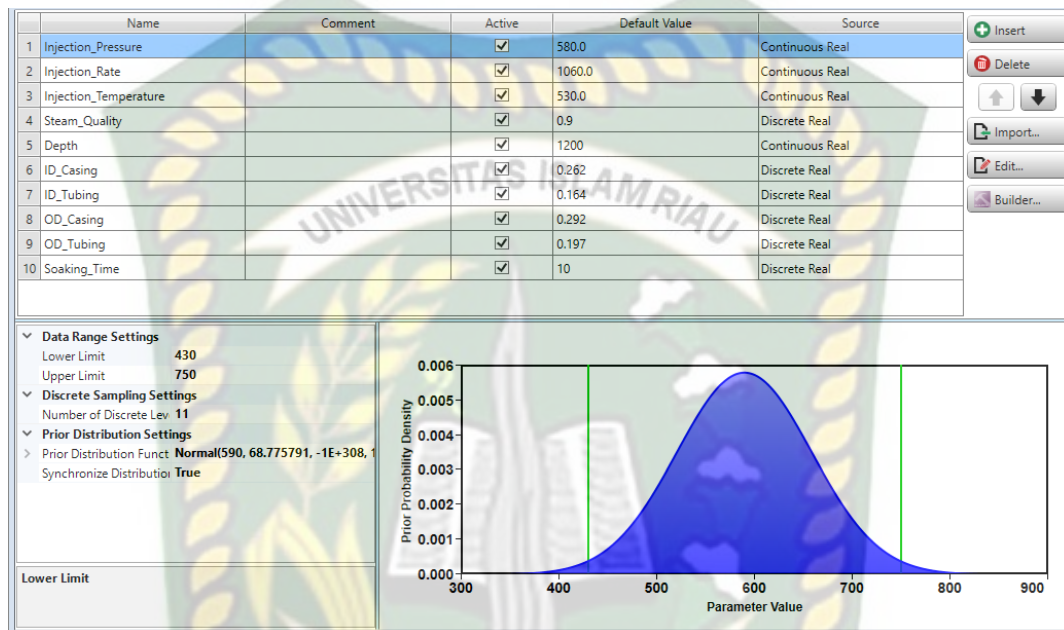
Parameters	Value	Unit
Oil heat capacity	0.526	BTU/cuft-F
Reservoir Thermal Expansion	4x10-4	Vol/vol/F
Overburden heat capacity	38.4	BTU/cuft-F
Underburden heat capacity	38.4	BTU/cuft-F
Overburden heat conductivity	35	BTU/ft day-F
Underburden heat conductivity	35	BTU/ft day-F
Steam Quality	0.8	

Sumber: (Swadesi et al., 2020)



Gambar 3. 1 Model konseptual radial grid sumur F

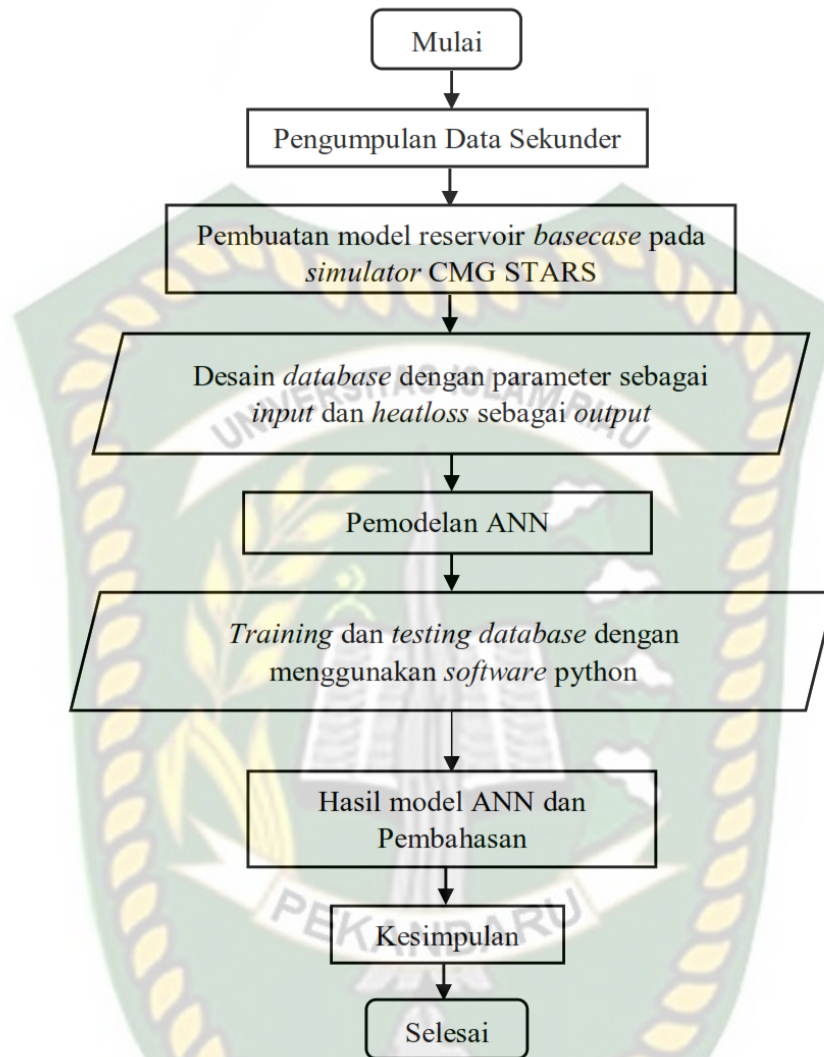
Parameter uji pada penelitian ini adalah tekanan injeksi, temperatur injeksi, laju injeksi, *steam quality*, *soaking time*, *inner and outer casing*, *inner and outer tubing*, kedalaman sumur yang dimana masing-masing dapat berpengaruh dalam perubahan nilai *heatloss*. Parameter ini didapat dari sumber-sumber terpercaya yang sebelumnya telah membahas tentang metode *cyclic steam stimulation*.



Gambar 3. 2 Pengaturan parameter pada CMG CMOST

Dengan menggunakan 10 *operation* parameter tersebut maka terbentuk *random sample* terhadap masing-masing parameter seperti pada (Gambar 3.2), kemudian terbentuk *random sample* sesuai dengan batas terendah dan batas tertinggi dari standard yang telah ditentukan sehingga menghasilkan 525 *Design of Experiment* (DoE) yang diakses melalui CMOST dari *Computer Modelling Group* (CMG).

3.2 DIAGRAM ALIR PENELITIAN



Gambar 3. 3 Diagram Alir Penelitian

3.3 PERHITUNGAN DARI WELLBORE HEATLOSS

Menurut Xiong et al., (2015) pertama kali mengusulkan formula untuk menghitung laju kehilangan panas transien *outside of casing* dengan formasi, yaitu:

$$Q_{loss} = \frac{2 \pi k_e (T_{co} - T_e)}{f(t)} \quad (3-1)$$

dimana k_e adalah *thermal conductivity* formasi, T_{co} adalah temperatur dari *outside of casing*, T_e adalah temperatur formasi dan $f(t)$ disebut sebagai fungsi *transient time* oleh Ramey.

Menurut Willhite (1967) meningkatkan metode Ramey untuk menghitung kehilangan panas dengan memperkenalkan keseluruhan koefisien perpindahan panas yang mengintegrasikan semua tahanan panas dari fluida yang mengalir, dinding *tubing*, anulus, dinding *casing* dan semen secara keseluruhan. Jadi rumus untuk menghitung kehilangan panas (*heatloss*) adalah:

$$Q_{loss} = 2 \pi r_{to} U_{to} (T_f - T_{cf}) \quad (2-2)$$

dimana U_{to} adalah koefisien perpindahan panas keseluruhan, r_{to} adalah *outside radius of tubing*, T_f adalah temperatur fluida dan T_{cf} adalah temperatur formasi (Xiong, 2014).

3.4 PEMODELAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Setelah dilakukan *running* terhadap data *input* sesuai dengan *range* yang telah ditentukan menggunakan CMG CMOST, maka didapatkan 525 *Design of Experiment* (DoE) yang akan digunakan untuk membangun model *artificial neural network* menggunakan simulator Anaconda Navigator 3.0 dengan programming language Python.

Dari 525 DoE yang ada, akan digunakan 80% data atau 420 data untuk *training* dan 20% data atau 105 data untuk *testing* dan validasi keakuratan model. Selanjutnya pemilihan arsitektur akan dilakukan dengan cara *trial and error* terhadap jumlah *nodes* pada *hidden layer*. Dalam penelitian ini, akan dimulai dari 1 *nodes* hingga 20 *nodes* pada *hidden layer*. Pada penelitian ini algoritma yang digunakan yaitu *backpropagation* serta menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar dengan rentang [-1,1].

3.5 JENIS PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kombinasi dari simulasi reservoir dan desain eksperimen dengan menggunakan *software* simulasi CMG dan Python.

3.6 TEMPAT DAN JADWAL PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Simulasi Reservoir Fakultas Teknik Program Studi Perminyakan Universitas Islam Riau selama 3 bulan dimulai dari bulan Juni 2021 hingga bulan Agustus 2021. Data yang digunakan

merupakan data yang bersifat sekunder dan data ini didapat dari literatur yang sesuai dan terpercaya.

Tabel 3. 3 Waktu Penelitian

No.	Kegiatan dan Waktu Pelaksanaan	Juli		Agustus				September			
		3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	Studi Literatur										
2	Pembuatan Model menggunakan software CMG										
3	Pembuatan sensitivitas data dan running										
4	Analisa hasil CMG dan <i>Network Artificial Neural</i>										
5	Laporan Akhir										

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini peneliti melakukan klasifikasi terhadap parameter yang mempengaruhi kehilangan panas (*heatloss*) pada proses *cyclic steam stimulation* menggunakan metode ANN *Back Propagation* (BP). Penerapan ANN dalam penelitian ini bertujuan untuk mempercepat perhitungan nilai *heatloss* terhadap parameter-parameter injeksi *cyclic steam stimulation* pada sumur minyak jenis *heavy oil* yang menggunakan aplikasi simulasi reservoir CMG.

Setelah kebutuhan dataset terpenuhi maka selanjutnya 525 DoE tersebut kembali digunakan sebagai data input untuk membangun arsitektur jaringan *artificial neural network* dengan *output* berupa *heatloss*. Dalam studi ini, 80% untuk tahap *testing* sehingga dari 525 DoE yang digunakan sebagai dataset 420 data bertindak sebagai data *training* dan 105 data bertindak sebagai data *testing*.

4.1 ANALISIS HASIL PEMODELAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Teknik paling populer pada metode *neural network* adalah algoritma *backpropation* yang banyak digunakan untuk memecahkan banyak masalah di dunia nyata dengan membangun model terlatih yang menunjukkan kinerja yang baik dalam beberapa masalah non-linier. Pemograman *backpropagation* pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *software* Anaconda Navigator 3.0 dengan bahasa *programming language* Python. Python adalah tingkat tinggi bahasa pemrograman yang banyak digunakan saat ini. Kontruksi bahasa memungkinkan pengguna untuk menulis program yang jelas baik dalam skala kecil maupun besar. Fitur terpenting dalam python adalah mendukung beberapa paradigma pemrograman, termasuk berorientasi objek, pemrograman atau procedural imperative dan fungsional (Srinath, 2017). Penerapan *Artificial Neural Network-BackPropagation* terdiri dari 2 tahap yaitu pertama pelatihan (*training*) dimana pada tahap ini diberikan sejumlah data pelatihan data target dan kedua tahap pengujian (*testing*) (Siregar & Wanto, 2017).

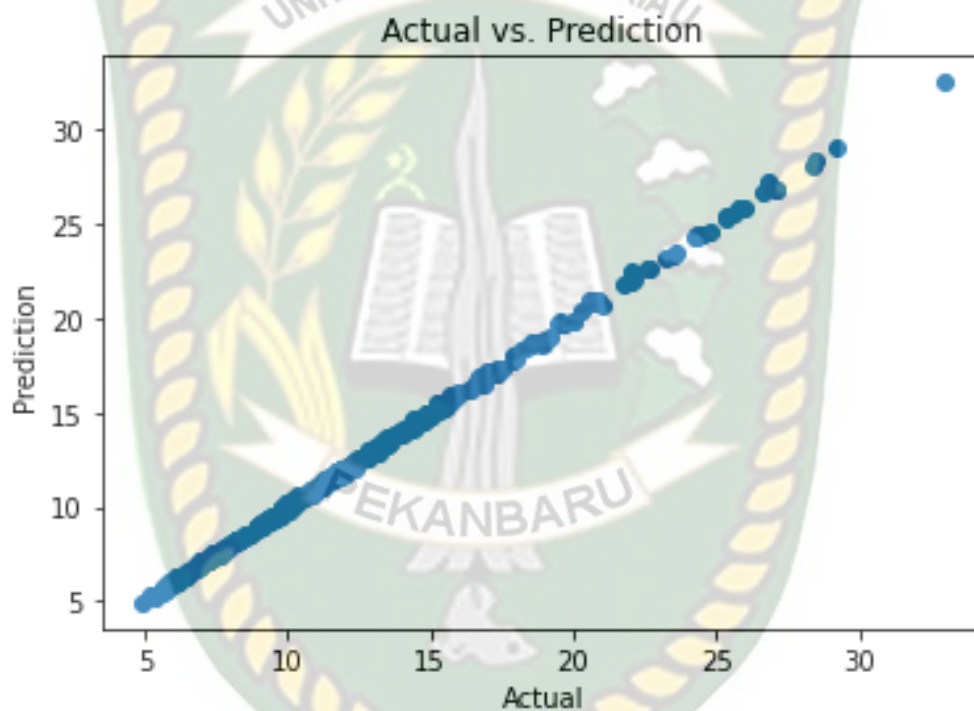
Pembangunan arsitektur jaringan *Artificial Neural Network-Back Propagation* diawali dengan menginput dataset yang berfungsi sebagai *input*

layer. Kemudian dilakukan normalisasi data supaya dapat membawa *range* nilai *output* ke dalam *range input*. Untuk normalisasi data dalam studi ini digunakan metode *Min-Max Normalization* karena mampu memberikan rata-rata akurasi tertinggi dan memerlukan *epoch* yang sedikit (Chamidah et al., 2016). Adapun cara kerja dari *Min-Max Normalization* dengan *range* 0 dan 1. Kemudian untuk memperoleh model *Artificial Neural Network* yang bagus harus dilakukan optimasi dengan menggunakan metode *trial and error* (Noureldien & El-Banbi, 2015). Hal ini bertujuan untuk memberikan kemudahan pada penentuan jumlah *nodes* di *hidden layer* sehingga mampu memperoleh jumlah *nodes* yang optimal pada *hidden layer*. Terdapat *rule of thumb* yang menyatakan bahwa jumlah *nodes* pada *hidden layer* harus melebihi jumlah *input layer* dan tidak lebih dari dua kali jumlah *input layer* sehingga pada penelitian ini digunakan 10 hingga 20 *nodes* pada *hidden layer* sehingga tempat terjadinya proses komputasi terhadap bobot dan bias serta dihitung pula besarnya *output* dari *hidden layer* berdasarkan fungsi aktivasi (Kholis, 2015). Kemudian penelitian ini dilakukan *trial and error* dengan jumlah *hidden layer* 1,3,5,7,10,13,15,17 dan 20 *node*. Berikut adalah hasil masing-masing dari *trial and error*.

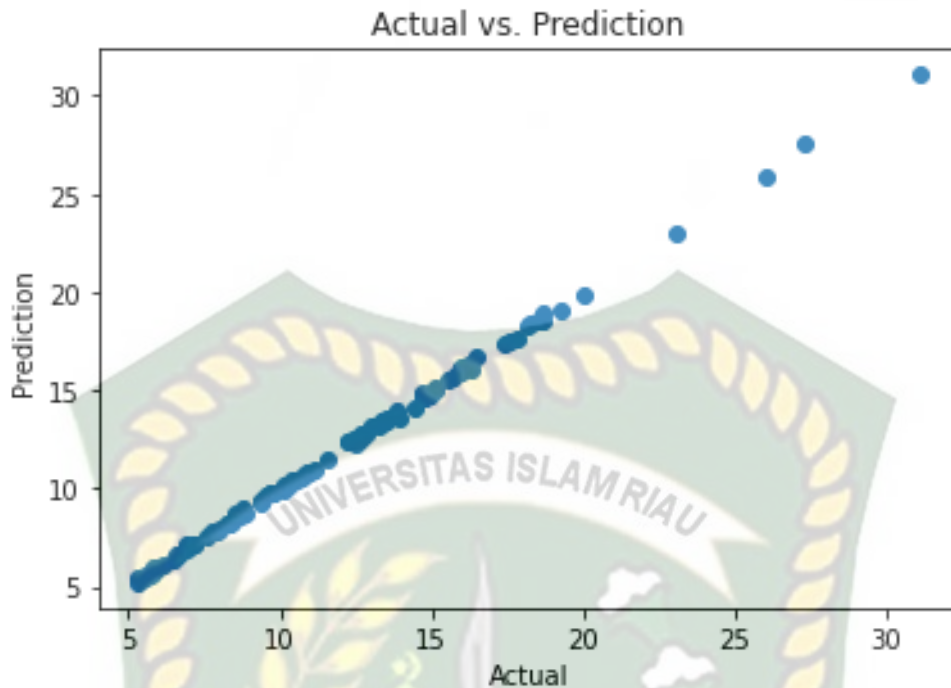
Tabel 4. 1 Nilai *Coefficient of Determination* (R^2), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada *hidden nodes* yang berbeda

Jumlah Nodes Hidden Layer	R^2		RMSE		MAPE	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	0.956	0.954	1.083	1.028	7.493	7.395
3	0.996	0.994	0.322	0.366	2.292	2.536
5	0.999	0.997	1.159	0.221	1.042	1.372
7	0.999	0.998	0.149	0.214	0.957	1.074
10	0.998	0.998	0.162	0.241	1.113	1.135
13	0.998	0.997	0.134	0.156	1.321	1.680
15	0.998	0.996	1.183	0.275	1.171	1.495
17	0.999	0.996	0.141	0.315	0.952	1.191
20	0.999	0.998	0.118	0.178	0.708	0.988

Berdasarkan *rule of thumb*, *nodes* yang paling terbaik pada *hidden layer* untuk memperoleh hasil yang optimal dimulai dari sesuai dengan jumlah *input layer*. Tetapi, penulis ingin mengamati hasil yang diperoleh jika dimulai dari jumlah *nodes* yang acak. Tabel 4.2 merupakan kumpulan hasil run dari nilai R^2 , RMSE, dan MAPE menggunakan 1,3,5,7,10,13,15,17 dan 20 *nodes hidden layer*. Dari hasil *trial and error* yang telah didapatkan, nilai untuk jumlah *hidden layer* 20 *node* jauh berbeda dengan jumlah *hidden layer* lainnya. Nilai optimum pada *hidden layer* 20 *node* yaitu 0.999 untuk *training* dan 0.998 untuk *testing*. Berikut adalah grafik optimum antara data actual dan data prediksi.



Gambar 4. 1 Coefficient of determination (R^2) 0.999 antara nilai *heatloss* aktual dan *heatloss* prediksi data *training* dengan 20 *nodes hidden layer*



Gambar 4. 2 *Coefficient of determination (R^2) 0.998 antara nilai *heatloss* aktual dan *heatloss* prediksi data *testing* dengan 20 *nodes hidden layer**

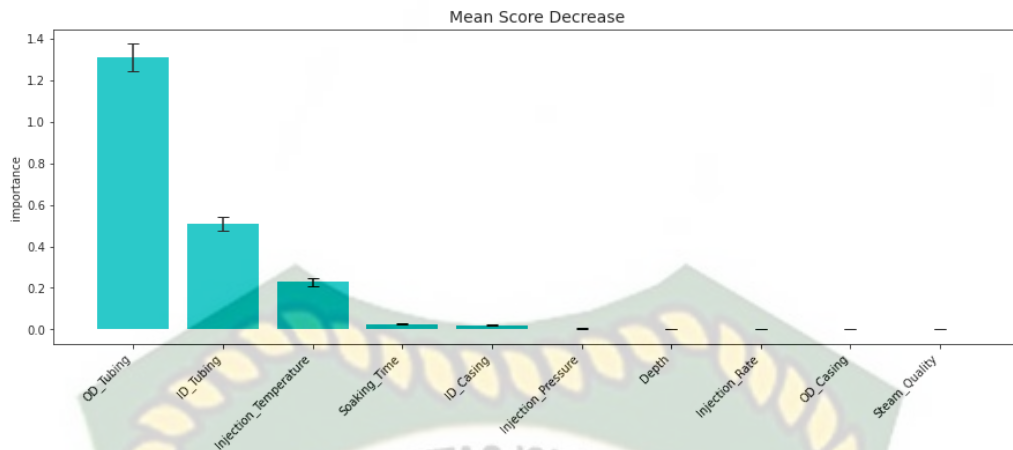
Setelah dilakukan penelitian pada proses *trial and error* didapatkan hasil optimum terhadap nilai *hidden layer* dengan jumlah 20 *node* sehingga arsitektur *backpropagation* pada penelitian ini adalah 10-20-1 (10 *input*, 20 *hidden layer* dan 1 *output*). Pada penelitian ini semakin banyak jumlah *node* pada *hidden layer* maka hasil yang didapatkan akan semakin bagus dan semakin cepat didapatkan nilai *output* yang diinginkan, namun waktu *training* dan *testing* juga akan semakin lama. Nilai RMSE dan MAPE memiliki hubungan yang berbanding terbalik dengan R^2 . *Coefficient of Determination (R^2)* merupakan koefisien determinasi yang berkisar dari 0 hingga 1, jika mendekati 1 akan semakin akurat dan sesuai (Fan et al., 2014). *Root Mean Square Error (RMSE)* mengukur besarnya rata-rata kesalahan, jika RMSE kurang dari 30% (<30%) dinyatakan sangat signifikan, jika kurang dari 10% (<10%) dinyatakan agak signifikan, dan jika hanya 2% lebih baik. Maka semakin kecil nilai dari RMSE tersebut menunjukkan bahwa tingkat akurasi semakin bagus (Saigal & Mehrotra, 2015). MAPE atau *Mean Absolute Percentage Error* merupakan ukuran akurasi dari suatu prediksi. Oleh karena itu, semakin kecil MAPE, maka semakin tinggi akurasi prediksinya. Jika dalam kasus MAPE 10% maka model prediksi tersebut sangat akurat, jika dalam kasus MAPE

11%-20%, maka model tersebut memiliki kemampuan prediksi yang baik, jika dalam kasus MAPE 21%-50% maka model prediksi tersebut memiliki kemampuan prediksi yang masuk akal, tetapi jika dalam kasus MAPE diatas 50% maka model tersebut memiliki kemampuan prediksi yang tidak akurat (Li & Chen, 2014).

Pada studi ini, performa terbaik dari *Artificial Neural Network – Back Propagation* dalam memprediksikan *heatloss* pada proses *cyclic steam stimulation* diperoleh melalui 20 *nodes* pada *hidden layer*. Nilai *Coefficient of Determination* (R^2) yang paling mendekati angka 1 untuk data *training* dan juga data *testing* yang masing-masing senilai 0.999 dan 0.998. Selanjutnya untuk nilai *error* yang bahkan tidak mencapai 1% yaitu pada nilai RMSE untuk data *training* 0.118 dan data *testing* 0.178, sedangkan nilai MAPE untuk data *training* 0.708 dan data *testing* 0.988. Hal ini membuktikan bahwa hasil klasifikasi dan peramalan model ANN-BP pada penelitian ini telah berhasil diterapkan dengan validasi keakuratan yang tinggi serta waktu yang relatif lebih singkat tentunya. Sama halnya dengan penelitian Ersahin et al (2019) mempelajari *cyclic steam stimulation* pada reservoir minyak berat yang mengalami rekahan alami (*naturally fracture*). Ditunjukkan bahwa model *artificial neural network* (ANN) berhasil menghasilkan hasil dengan tingkat akurasi yang baik dalam hitungan detik, meskipun beberapa *output* memiliki persentase error yang lebih tinggi. Lalu pada penelitian (Nisa, 2020) mengenai prediksi keberhasilan *steamflooding* menggunakan metode *artificial neural network* menghasilkan tingkat keakurasian dan nilai error dari model ANN tergolong bagus dengan hasil 0.99707 dan 0.99735 hampir mendekati nilai 1 dan juga nilai error bahkan tidak mencapai 1%. Hal ini membuktikan bahwa hasil prediksi model ANN BP pada penelitian ini terbilang sangat bagus dan hampir mendekati hasil dari perhitungan *heatloss*.

4.2 ANALISA PARAMETER SIGNIFIKAN DALAM PROSES CYCLIC STEAM STIMULATION

Dalam penelitian ini, untuk mengetahui parameter dominan yang paling mempengaruhi terjadinya kehilangan panas (*heatloss*) pada *wellbore* tersebut menggunakan *feature importance* di *neural network* tersebut. Hasil dari masing-masing parameter uji dapat dilihat pada gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Urutan parameter yang mempengaruhi kehilangan panas (*Heatloss*)

Pada Gambar 4.3 menunjukkan *main effect* masing-masing parameter. *Main effect* adalah pengaruh utama dari parameter tersebut tanpa memperhitungkan pengaruh interaksi dengan parameter lain. Ada 3 parameter dominan yang bernilai positif atau diatas 0 yang artinya dengan meningkatkan nilai dari parameter uji akan berdampak kepada nilai *heatloss* yang berkurang. Sedangkan 7 parameter uji lainnya memiliki nilai yang cukup kecil yang artinya dengan mengoptimasi nilai dari parameter tersebut mampu mengurangi terjadinya kehilangan panas.

Terlihat bahwa parameter paling dominan yang dapat meningkatkan kehilangan panas (*heatloss*) pada *cyclic steam stimulation* adalah *inside and outside of radius tubing*, dan *temperature injection*. Ketiga parameter ini lebih dominan dibandingkan dengan tujuh parameter lainnya karena *tubing* merupakan media pertama yang menerima uap sedangkan temperatur merupakan parameter paling penting pada metode injeksi *steam*, namun beberapa parameter lainnya seperti tekanan injeksi, *steam quality*, *soaking time*, *casing* serta kedalaman reservoir merupakan pendukung proses operasional injeksi *steam* tersebut.

4.3 ANALISA PENGARUH PARAMETER UJI TERHADAP KEHILANGAN PANAS (*HEATLOSS*) PADA *WELLBORE*

Berdasarkan hasil penelitian dikatakan bahwa ukuran *tubing* sangat mempengaruhi terjadinya kehilangan panas karena *tubing* merupakan media

pertama yang menerima *steam* yang diinjeksikan dari *wellhead* menuju sumur hingga pada titik yang akan menjadi sasaran terakhir injeksi (Aeschliman, 1985).

Kemudian untuk parameter dominan ketiga yaitu temperatur injeksi, kehilangan panas cenderung berkurang seiring dengan peningkatan temperaturnya. Dikarenakan bahwa kehilangan uap panas sangat sensitif terhadap temperatur uap sehingga penurunan temperature injeksi akan menyebabkan sejumlah besar uap hilang pada lapisan yang berdekatan sehingga akan berdampak kepada kehilangan panas yang meningkat (Ma et al., 2013).

Sedangkan dari *soaking time* dapat menyebabkan temperatur pada lubang sumur secara signifikan turun dan mengakibatkan banyak kehilangan panas karena *soaking time* merupakan waktu untuk menyebarkan uap ke reservoir, sehingga periode *soaking* yang singkat tidak memberikan pemanfaatan uap yang cukup. Namun, periode yang sangat lama tidak dianjurkan juga karena dapat menunda produksi (Ali et al., 2015).

Selanjutnya dari beberapa parameter uji yang tidak terlalu signifikan terhadap kehilangan panas seperti tekanan injeksi, kedalaman reservoir, *inside and outside of radius casing*, dan *steam quality* memiliki nilai yang sangat kecil pada *importance plot* yang artinya dengan mengoptimasi nilai dari parameter ini akan berdampak kepada berkurangnya kehilangan panas pada proses injeksi *cyclic steam stimulation*. Namun, pentingnya kedalaman reservoir dalam *thermal recovery* berhubungan dengan temperatur yang dapat membatasi penerapan CSS. Injeksi uap pada kedalaman tinggi menyebabkan uap kehilangan kualitasnya, namun untuk reservoir dangkal uap dapat mengalir kembali ke permukaan atau menyebabkan terjadinya kebocoran uap (Chris et al., 2012). Kemudian Pada penelitian Tewari et al (2011) mengamati uap jarang disuntikkan melalui *casing* melainkan disuntikkan melalui *tubing* dan bantuan *thermal packer steam*. Gunanya untuk meminimalkan kerugian kehilangan panas dan mencegah masalah kegagalan *casing*. Lalu pada laju injeksi rendah menyebabkan kehilangan uap panas meningkat, kualitas uap menurun tajam sehingga terjadi perbedaan yang signifikan antara kualitas uap di permukaan dan kualitas uap di *bottom hole*. Oleh karena itu, untuk menghindari kehilangan panas, maka laju injeksi uap tidak boleh

terlalu rendah dan menyesuaikan nilai optimum dari injeksi (Ali et al., 2015). Menurut Ma et al (2013) jika semakin tinggi *steam quality* maka semakin banyak hasil produksi dan semakin mengurangi terjadinya kehilangan uap panas, sebaliknya, jika *steam quality* yang rendah uap berubah menjadi air panas dan ini akan merusak proses CSS.

Pada penelitian ini untuk menghitung kehilangan panas pada proses *cyclic steam stimulation* yaitu menggunakan persamaan Ramey. Didasari oleh penelitian Xiong et al (2015) juga melakukan perhitungan kehilangan panas di *wellbore* pada saat *steam* diinjeksikan. Berhubung hasil yang diperoleh dari *heatloss* pada penelitian ini menggunakan perhitungan dari persamaan Ramey, maka perlu dilakukan pengolahan data menggunakan Ms. Excel guna memperoleh hasil *heatloss* yang benar.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan serta analisis dari simulasi yang telah dilaksanakan maka didapatkan kesimpulan pada penelitian ini yaitu:

1. Model klasifikasi menggunakan *Artificial Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* terhadap *heatloss* menghasilkan keakuratan yang sangat tinggi. Terbukti dengan 20 *hidden nodes* diperoleh nilai *Coefficient of Determination* (R^2) pada data *training* dan data *testing* senilai 0.999 dan 0.998, nilai RMSE untuk data *training* 0.118 dan data *testing* 0.178, sedangkan nilai MAPE untuk data *training* 0.708 dan data *testing* 0.988.
2. Parameter yang paling dominan yang dapat meningkatkan kehilangan panas dalam proses *cyclic steam stimulation* adalah *inside and outside tubing* dan *temperature injection*. Sementara untuk *soaking time*, *inside of radius casing*, *injection pressure*, *depth*, *injection rate*, *outside of radius casing* dan *steam quality* tidak memberikan pengaruh yang signifikan dalam penelitian ini berdasarkan *feature importance* dari *neural network*.
3. Dengan urutan parameter yang paling mempengaruhi *wellbore heatloss* yaitu *outside of radius tubing*, *inside of radius tubing*, *injection temperature*, *soaking time*, *inside of radius casing*, *injection pressure*, *depth*, *injection rate*, *outside of radius casing* dan *steam quality*.

5.2 SARAN

Melalui penelitian ini, peneliti memberikan saran agar lebih dikembangkan kembali kepada penelitian selanjutnya. Adapun saran dari peneliti sebagai berikut:

1. Melakukan optimasi pada kehilangan panas (*heatloss*) dari parameter injeksi *cyclic steam stimulation*.
2. Melakukan analisis keekonomian pada proses *cyclic steam stimulation*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbas Naqvi, S. A. (2012). *Enhanced Oil Recovery of Heavy Oil By Using Thermal and Non-Thermal Methods*.
- Acevedo, C. A. B., Garzon, F. C. Y., Guarnizo, E. L., & Higuera, D. (2020). New alternative to optimize cyclic steam injection: Field pilot. *SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference Proceedings, 2020-July*. <https://doi.org/10.2118/199135-ms>
- Aeschliman, D. P. (1985). The effect of annulus water on the wellbore heat loss from a steam injection well with insulated tubing. *Society of Petroleum Engineers - SPE California Regional Meeting, CRM 1985*, 631–644. <https://doi.org/10.2118/13656-ms>
- Al-Sirri, D., & Gharbi, R. (2011). Predicting lower fars heavy oil molar compositions using artificial neural networks. *Society of Petroleum Engineers - SPE International Heavy Oil Conference and Exhibition 2011*, 366–378. <https://doi.org/10.2118/150365-ms>
- Ali, H. M. K., Hassan, M. A. A., & Alkhider, M. D. M. (2015). Optimization of cyclic steam stimulation (CSS) using (CMG) software to increase the recovery factor. *This Dissertation Is Submitted as a Partial Requirement of B.Sc. Degree (Honor) in Petroleum Engineering, August*.
- Alikhlalov, K., & Dindoruk, B. (2011). Conversion of cyclic steam injection to continuous steam injection. *Proceedings - SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 3*, 1961–1976. <https://doi.org/10.2118/146612-ms>
- Alshammari, A. T., Alajmi, H. M., Marquez, S. G., Farhart, J. L., & Al-Otaibi, F. S. (2018). Cost optimization study of soak period and production cycles of cyclic steam injection in lower fars heavy oil LFHO reservoir. *Society of Petroleum Engineers - SPE International Heavy Oil Conference and Exhibition 2018, HOCE 2018*, 1–14. <https://doi.org/10.2118/193766-MS>
- Alvarez, J., & Han, S. (2013). Current Overview of Cyclic Steam Injection Process. *Journal of Petroleum Science Research*, 2(3), 116–127.

- Chamidah, N., . W., & Salamah, U. (2016). Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPGDAG) untuk Klasifikasi. *Jurnal Teknologi & Informasi ITSmart*, 1(1), 28. <https://doi.org/10.20961/its.v1i1.582>
- Chris, G., Adela, C., Elden, J., Oluyemisi, J., Derek, H., & Richard, H. (2012). *Identification of Enhanced Oil Recovery Potential in Alberta Phase 2 Final Report for.*
- Cokar, M., Kallos, M. S., & Gates, I. D. (2012). Reservoir simulation of steam fracturing in early-cycle cyclic steam stimulation. *SPE Reservoir Evaluation and Engineering*, 15(6), 676–687. <https://doi.org/10.2118/129686-PA>
- Ersahin, A., Gul, S., Ertekin, T., & Temizel, C. (2019). Artificial neural network modeling of cyclic steam injection process in naturally fractured reservoirs. *SPE Western Regional Meeting Proceedings*, 2019, 1–14. <https://doi.org/10.2118/195307-ms>
- Ervina, M. E., Silvi, R., & Wisisono, I. R. N. (2018). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia dengan Resilient Back-Propagation (Rprop) Neural Network. *Jurnal Matematika "MANTIK,"* 4(2), 90–99. <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.2.90-99>
- Fan, C., Xiao, F., & Wang, S. (2014). Development of prediction models for next-day building energy consumption and peak power demand using data mining techniques. *Applied Energy*, 127, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.04.016>
- Gu, H., Cheng, L., Huang, S., Li, B., Shen, F., Fang, W., & Hu, C. (2015). Steam injection for heavy oil recovery: Modeling of wellbore heat efficiency and analysis of steam injection performance. *Energy Conversion and Management*, 97, 166–177. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.03.057>
- Hidayat, F., & Abdurrahman, M. (2018). A Prospective Method to Increase Oil Recovery in Waxy-Shallow Reservoir. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 306(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/306/1/012040>

- Janiga, D., Czarnota, R., Stopa, J., & Wojnarowski, P. (2018). Huff and puff process optimization in micro scale by coupling laboratory experiment and numerical simulation. *Fuel*, 224(November 2017), 289–301. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2018.03.085>
- Kholis, I. (2015). Artificial Neural Network Terhadap Pengenalan Pola Data Iris an Analysis of the Variation Parameters of the Artificial Neural Network Backpropagation. *Jurnal Teknik Dan Ilmu Komputer*, 04(14), 129–138.
- Li, C. Sen, & Chen, M. C. (2014). A data mining based approach for travel time prediction in freeway with non-recurrent congestion. *Neurocomputing*, 133, 74–83. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.11.029>
- Ma, C., Liu, Y., Lian, P., Wang, C., & Li, J. (2013). Study on steam huff and puff injection parameters of herringbone well in shallow and thin heavy oil reservoir. *Open Petroleum Engineering Journal*, 6(1), 69–75. <https://doi.org/10.2174/1874834101306010069>
- Mahrazy, K., Alwazeer, A., & Salhi, K. (2018). Reducing operational cost and accelerating oil in a thermal field with cyclic steam stimulation operation in south Oman. *Society of Petroleum Engineers - SPE Thermal Well Integrity and Design Symposium 2018, TWID 2018*. <https://doi.org/10.2118/193372-ms>
- MousaviMirkalaei, S. M., Masoudi, R., & Ataei, A. (2012). Evaluation of steam flooding and Cyclic Steam Stimulation (CSS) for a fractured carbonate heavy oil reservoir. *Society of Petroleum Engineers - International Petroleum Technology Conference 2012, IPTC 2012*, 4(Pruess 1985), 3419–3430. <https://doi.org/10.2523/iptc-15454-ms>
- Muzakkir Irvan, Syukur Abdul, D. N. I. (2014). Backpropagation Dengan Seleksi Fitur Particle Swarm Optimization Dalam Prediksi Pelanggan Telekomunikasi. *Jurnal Pseudocode*, 1(1 ISSN 2355 – 5920 PENINGKATAN), 1–10.
- Nian, Y. Le, Cheng, W. L., Li, T. T., & Wang, C. L. (2014). Study on the effect of wellbore heat capacity on steam injection well heat loss. *Applied Thermal*

Engineering, 70(1), 763–769.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.05.056>

Nisa, A. (2020). Prediksi tingkat keberhasilan steamflooding dengan menggunakan metode artificial neural network tugas akhir. *Tugas Akhir*, 1–83.

Noureddien, D. M., & El-Banbi, A. H. (2015). Using artificial intelligence in estimating oil recovery factor. *Society of Petroleum Engineers - SPE North Africa Technical Conference and Exhibition 2015, NATC 2015, September*, 1464–1485. <https://doi.org/10.2118/175867-ms>

Saigal, S., & Mehrotra, D. (2015). *PERFORMANCE COMPARISON OF TIME SERIES DATA USING PREDICTIVE DATA MINING TECHNIQUES Advances in Information Mining PERFORMANCE COMPARISON OF TIME SERIES DATA USING PREDICTIVE DATA MINING TECHNIQUES. January 2012.*

Sarma, P., Fowler, G., Henning, M., Kyriacou, S., Thakur, G., Sloss, D., & Shipley, W. (2017). Cyclic Steam Injection Modeling and Optimization for Candidate Selection, Steam Volume Optimization, and SOR Minimization, Powered by Unique, Fast, Modeling and Data Assimilation Algorithms. *SPE Western Regional Meeting Proceedings, 2017-April*, 318–332. <https://doi.org/10.2118/185747-ms>

Siregar, S. P., & Wanto, A. (2017). Analysis of Artificial Neural Network Accuracy Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting). *IJISTECH (International Journal Of Information System & Technology)*, 1(1), 34. <https://doi.org/10.30645/ijistech.v1i1.4>

Srinath, K. R. (2017). Python – The Fastest Growing Programming Language. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 354–357. https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/55458585/IRJET-V4I1266.pdf?1515226715=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DPython_The_Fastest_Growing_Programming_L.pdf&Expires=1593202307&Signature=HBD7oa85wDxqRzTWX0

1uVRBlMacGX5mkGk1b~SVVTTkENJ6cf5diKz

- Sun, F., Yao, Y., Chen, M., Li, X., Zhao, L., Meng, Y., Sun, Z., Zhang, T., & Feng, D. (2017). Performance analysis of superheated steam injection for heavy oil recovery and modeling of wellbore heat efficiency. *Energy*, 125, 795–804. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.02.114>
- Sun, Q., & Ertekin, T. (2015). The development of artificial-neural-network-based universal proxies to study steam assisted gravity drainage (SAGD) and cyclic steam stimulation (CSS) processes. *SPE Western Regional Meeting 2015: Old Horizons, New Horizons Through Enabling Technology*, 1140–1166. <https://doi.org/10.2118/174074-ms>
- Swadesi, B., Suranto, S., Widiyaningsih, I., & Jani, M. (2020). Optimization Study of Integrated Scenarios on Cyclic Steam Stimulation (CSS) Using CMG STARS Simulator. *Journal of Petroleum and Geothermal Technology*, 1(1), 8. <https://doi.org/10.31315/jpgt.v1i1.3315>
- Taber, J. J., Martin, F. D., & Seright, R. S. (1997). EOR Screening Criteria Revisited - Part 1 : Introduction to Screening Criteria and Enhanced Recovery Field Projects. *SPE Reservoir Engineering (Society of Petroleum Engineers)*, 12(3), 189–197. <https://doi.org/10.2118/35385-pa>
- Temizel, C., Gorucu, S. E., Erdogan, S. S., & Tiwari, A. (2015). Optimization of cyclic steam stimulation (CSS) under geomechanics-dependent permeability. *Society of Petroleum Engineers - SPE Russian Petroleum Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/176716-ms>
- Tewari, R. D., Abdalla, F., Lutfi, H. G., Keqiang, Y., Faroug, A., Bakri, H., & Guocheng, L. (2011). Successful Cyclic Steam Stimulation Pilot in Heavy Oilfield of Sudan. *Society of Petroleum Engineers*, 1–10.
- Trebolle, R. L., Chalot, J. P., & Colmenares, R. (1993). Orinoco heavy-oil belt pilot projects and development strategy. *Proceedings of the 1993 SPE International Thermal Operations Symposium*, 207–215. <https://doi.org/10.2118/25798-ms>

- Willhite, G. P. (1967). Over-all Heat Transfer Coefficients in Steam And Hot Water Injection Wells. *Journal of Petroleum Technology*, 19(05), 607–615. <https://doi.org/10.2118/1449-pa>
- Xiong, W. (2014). *Development of a Standalone Thermal Wellbore Simulator*. 151. <https://doi.org/10.11575/PRISM/25675>
- Xiong, W., Bahonar, M., & Chen, Z. (2015). Development of a thermal wellbore simulator with focus on improving heat loss calculations for SAGD steam injection. *Society of Petroleum Engineers - SPE Canada Heavy Oil Technical Conference 2015, CHOC 2015, May*, 139–156. <https://doi.org/10.2118/174408-ms>
- Xu, A., Mu, L., Fan, Z., & Zhao, L. (2013). New findings on heatloss of superheated steam transmitted along the wellbore and heating enhancement in heavy oil reservoirs. *Society of Petroleum Engineers - International Petroleum Technology Conference 2013, IPTC 2013: Challenging Technology and Economic Limits to Meet the Global Energy Demand*, 1, 306–315. <https://doi.org/10.2523/iptc-16439-ms>