

Pemodelan dan Prediksi Densitas Larutan Porang dan Xanthan Gum dengan Menggunakan Model-Model *Machine Learning*

Andrian Sutiadi, Izumi Wicaksono Dardjat, Muhammad Dzaki Arkaan, Dwi Atty Mardiana, M.

T. Fathaddin*, Pri Agung Rakhmanto, Havidh Pramadika, Arinda Ristawati

Program Studi Teknik Perminyakan, Universitas Trisakti, Jakarta, Indonesia

*Corresponding Author: muh.taufiq@trisakti.ac.id

Abstrak

Salah satu karakteristik fisik yang membantu dalam memahami karakteristik fisik dan kimia suatu larutan adalah densitas larutan polimer. Fungsi utamanya adalah untuk memastikan konsentrasi polimer dalam larutan. Nilai densitas dapat digunakan untuk memperkirakan konsentrasi polimer dalam larutan. Studi tentang aliran dan viskositas larutan polimer juga memanfaatkan interaksi antara polimer dan pelarut. Studi ini bertujuan untuk menetapkan hubungan antara densitas larutan porang dan gom xanthan dengan persentase porang, kandungan polimer, dan salinitas. Model pembelajaran mesin, seperti *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan *Artificial Neural Network* (ANN), digunakan untuk pemodelan. Pembuatan model pembelajaran mesin ini menggunakan 471 data digital kurva densitas larutan porang, larutan gom xanthan, dan larutan campuran porang-gom xanthan. Proses pelatihan, validasi, dan pengujian model ANN dan ANFIS memberikan koefisien korelasi rata-rata masing-masing sebesar 0,99955 dan 0,99999. Perbandingan antara estimasi model ANN dan ANFIS serta hasil pengukuran 27 larutan porang dan gom xanthan memberikan hasil akurat dengan koefisien korelasi masing-masing sebesar 0,99893 dan 0,99996.

Kata kunci : ANN, ANFIS, densitas, porang, xanthan gum

Abstract

One physical characteristic that is helpful in comprehending the physical and chemical characteristics of a solution is the density of the polymer solution. Its primary function is to ascertain the polymer's concentration in solution. The density value can be used to estimate the polymer concentration in solution. The study of the flow and viscosity of polymer solutions also makes use of the interaction between the polymer and solvent. This study aims to establish a relationship between the density of porang and xanthan gum solutions and the percentage of porang, polymer content, and salinity. Machine learning models, like the *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) and *Artificial Neural Network* (ANN), are used for modeling. The creation of these machine learning models used 471 digitized data of density curves of porang solution, xanthan gum solution, and porang-xanthan gum mixture solution. The training, validation, and testing processes of the ANN and ANFIS models provided average correlation coefficients of 0.99955 and 0.99999, respectively. Comparison between the estimates of the ANN and ANFIS models and the measurement results of 27 porang and xanthan gum solutions provided accurate results with correlation coefficients of 0.99893 and 0.99996, respectively.

Keywords: ANN, ANFIS, density, porang, xanthan gum

Pemodelan dan Prediksi Densitas Larutan Porang dan Xanthan Gum dengan Menggunakan Model-Model *Machine Learning*

I. PENDAHULUAN

Injeksi polimer merupakan salah satu metode peningkatan perolehan minyak (Fathaddin, 2006). Injeksi polimer merupakan langkah penting untuk meningkatkan efisiensi penyapuan minyak dengan memperbaiki rasio mobilitas antara fluida pendorong dan fluida yang didorong (Agi et al., 2018). jenis polimer yang digunakan biasanya adalah polimer hidrofilik yang memiliki kemampuan untuk meningkatkan viskositas fluida pendesak sehingga mobilitasnya berkurang dan berakibat berkurangnya fenomena *viscous fingering* (Lestari et al., 2020).

Dalam *polymer flooding*, ada dua jenis polimer yang dapat digunakan, yaitu polimer sintetis dan polimer alami. Polimer sintetis merupakan polimer yang dibuat dengan menggunakan proses kimia. Sedangkan polimer alami adalah polimer yang berasal dari sumber alami dan memiliki struktur kimia yang lebih sederhana. Polimer ini dapat dihasilkan dari berbagai sumber biologis seperti hewan, mikroorganisme, atau tanaman (Putri, 2023). *Polyacrilamide* merupakan polimer sintetis yang paling sering digunakan dalam *polymer flooding* karena mereka dapat diproduksi dengan sifat yang lebih stabil dan terkontrol dalam berbagai kondisi reservoir, seperti temperatur tinggi dan salinitas tinggi. Sehingga polimer sintetis sering kali memberikan kinerja yang lebih baik dalam meningkatkan efisiensi penyapuan minyak dalam berbagai kondisi (Haruna et al., 2020). Namun demikian, polimer alami juga memiliki kelebihan yaitu relatif lebih murah karena berasal dari sumber alami. Di samping itu polimer alami lebih mudah terurai oleh sebab itu lebih ramah terhadap lingkungan (Jung et al., 2023).

Polimer alami yang sering digunakan adalah *Xanthan gum*. Di samping itu beberapa bahan dari alam seperti kitosan cangkang udang, kitosan cangkang kepiting, *Cyclea barbata Miers*, *Mesona palustris*, dan rumput laut, dan porang (*Amorphophallus oncophyllus Prain*) berpotensi untuk *polymer flooding* (Sutiadi et al., 2024). Porang merupakan salah satu tanaman asli Indonesia dari jenis *Amorphophallus* yang umbinya memiliki potensi besar sebagai sumber glukomanan. *Amorphophallus oncophyllus Prain* mengandung kadar glukomanan yang tinggi, bervariasi dari 5% hingga 65% (Siahaya, 2023). Glukomanan digunakan sebagai pengental, pembentuk gel, perbaikan tekstur, pengikat air, penstabil dan pengemulsi (Yanuriati et al., 2017). Glukomanan dari umbi *Amorphophallus oncophyllus Prain* telah dibudidayakan di Indonesia, namun jumlah penelitian tentang sifat dan potensi aplikasinya masih relatif sedikit (Aprilia et al., 2017). *Amorphophallus oncophyllus Prain* memiliki kandungan hidrokoloid yang dapat membentuk gel. Hidrokoloid adalah polimer yang biasanya terdiri dari gugus hidroksil dan berasal dari tanaman, hewan, mikroba, atau zat sintetis. Mereka dapat larut dalam air, membentuk koloid, dan mengentalkan atau membentuk gel dari larutan. Karena sifat-sifat ini, hidrokoloid biasanya digunakan sebagai perekat, penstabil, pembentuk film, dan pembentuk gel (Herawati et al., 2018). Densitas larutan polimer merupakan salah satu sifat fisik yang peran penting dalam memahami sifat fisik dan kimia dari larutan tersebut. Kegunaan utamanya adalah untuk menentukan konsentrasi polimer dalam larutan: Densitas larutan polimer dapat digunakan untuk menentukan konsentrasi polimer dalam larutan. Dengan mengukur densitas larutan, kita dapat menghitung jumlah polimer yang terlarut dengan membandingkannya dengan densitas pelarut murni dan menggunakan hubungan antara massa

jenis, volume, dan massa (Teraoka, 2002).

Densitas larutan polimer juga sering digunakan untuk karakterisasi sifat fisik polimer, seperti ukuran rantai polimer atau struktur molekulnya. Pengukuran densitas dapat memberikan informasi tentang interaksi antara polimer dan pelarut serta keragaman ukuran rantai polimer dalam larutan (Jawaid & Khan, 2018)

Di samping itu densitas larutan polimer juga dapat memberikan wawasan mengenai interaksi antara polimer dan pelarutnya. Jika polimer dan pelarut memiliki interaksi yang kuat, densitas larutan mungkin lebih tinggi daripada yang diperkirakan berdasarkan densitas masing-masing komponen. Sebaliknya, jika interaksi lemah, densitasnya mungkin lebih rendah (Wu et al., 2012). Lebih lanjut, densitas larutan juga digunakan dalam studi tentang aliran dan viskositas larutan polimer. Dengan memahami perubahan densitas dalam berbagai kondisi, kita dapat memahami bagaimana larutan tersebut akan mengalir atau berubah sifat fisiknya (Hina, et al., 2014).

Salah satu cara terbaik untuk meningkatkan perkiraan densitas adalah dengan menggunakan model yang menerapkan kecerdasan buatan. Korelasi dan estimasi densitas fluida satu fasa, multifasa, dan fluida dengan kandungan padatan telah ditingkatkan oleh penggunaan model-model tersebut, sebagaimana telah diakui oleh banyak penulis (Shanmugasundar et al., 2024). Model *Artificial Neural Network* (ANN) telah digunakan secara andal dan efektif untuk memprediksi densitas fluida hidrokarbon, lumpur pemboran, dan cairan-cairan kimia seperti *sulfuric acid*, *nitric acid*, *glycerol*, *toluene*, *acetonitrile*, *ether*, *diethyl* dan *n-hexane* (Sang et al., 2020). Selain itu model *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) juga telah digunakan untuk memperkirakan densitas fluida hidrokarbon untuk berbagai kondisi operasi (Atma & Sugiyarto, 2020).

Dalam studi ini parameter larutan polimer yaitu konsentrasi dan salinitas digunakan sebagai parameter masukan untuk memprediksi densitas. Model *machine learning* yang digunakan adalah ANN dan ANFIS. Larutan polimer meliputi tiga macam yaitu larutan porang, larutan *xanthan gum*, dan larutan campuran porang dan *xanthan gum*.

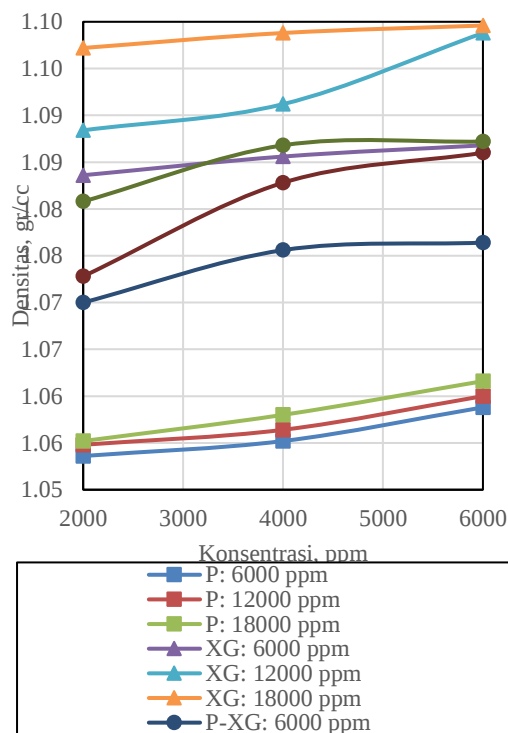
II. METODOLOGI

Gambar 1 memperlihatkan hasil pengukuran densitas untuk larutan porang, larutan *xanthan gum*, dan larutan campuran porang dan *xanthan gum*. Pengukuran dilakukan untuk konsentrasi polimer bervariasi dari 2000 ppm hingga 6000 ppm. Sedangkan salinitas bervariasi dari 6000 ppm hingga 18000 pm. Berdasarkan gambar tersebut, densitas cenderung bertambah dengan bertambahnya konsentrasi dan salinitas. Di samping itu terlihat bahwa densitas larutan porang lebih rendah dibandingkan larutan *xanthan gum*. Hal ini disebabkan perbedaan densitas masing-masing. Densitas *xanthan gum*, NaCl, dan porang, masing-masing adalah 1,5 g/cc, 2,16 g/cc, dan 0,63 gr/cc pada suhu 25 °C (Win, 2021).

Model ANN dan ANFIS digunakan untuk membuat korelasi perkiraan densitas sebagaimana diperlihatkan pada Tabel 1. Tabel tersebut menunjukkan bahwa parameter masukan (input) yang dilibatkan adalah persentase porang, salinitas, dan konsentrasi polimer. Sedangkan parameter keluaran (output) adalah

Pemodelan dan Prediksi Densitas Larutan Porang dan Xanthan Gum dengan Menggunakan Model-Model *Machine Learning*

densitas. Data yang digunakan untuk pemodelan ANN dan ANFIS diperoleh dari digitasi kurva pada Gambar 1. Digitasi tersebut menghasilkan data sebanyak 471. Pada model ANN sebanyak 70% data digunakan untuk *training*. Sedangkan untuk *validation* dan *testing* digunakan masing-masing 15%. Pada model ANFIS sebanyak 70% data digunakan untuk *training* dan sisanya sebanyak 30% data digunakan untuk *testing*. Setelah proses pemodelan, prediksi densitas dengan menggunakan model ANN dan ANFIS tersebut dibandingkan dengan densitas hasil pengukuran untuk 27 data.



Gambar 1. Densitas Porang (P), *Xanthan Gum* (XG), dan Campuran Porang-*Xanthan Gum* (P-XG)

Dalam studi ini yaitu dalam pemodelan ANN dan ANFIS, parameter masukan dan keluaran yang terlibat tidak dilakukan proses normalisasi dan denormalisasi. Keakuratan model dalam memperkirakan densitas dinilai dengan parameter statistik koefisien korelasi (R).

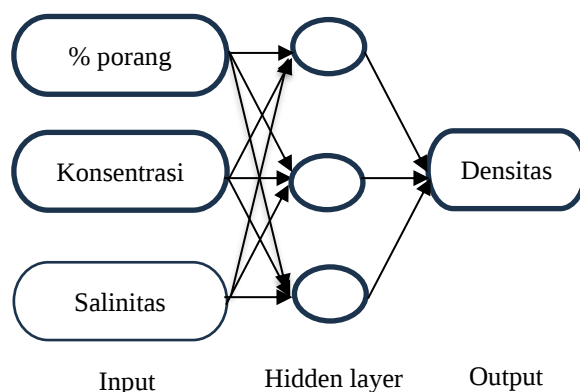
Tabel 1. Parameter-Parameter untuk Model-Model ANN dan ANFIS

Model	Parameter masukan	Parameter keluaran
ANN	%porang, salinitas, konsentrasi	Densitas
ANFIS	%porang, salinitas, konsentrasi	Densitas

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambar 2 menunjukkan struktur jaringan syaraf tiruan. Pemodelan ANN dilakukan dengan menetapkan tiga input yang mempengaruhi output. Masukan tersebut adalah persentase porang, konsentrasi polimer dan salinitas, sedangkan output adalah densitas. Jenis jaringan feed forward back propagation digunakan untuk model guna mempelajari dan memetakan hubungan antara masukan dan keluaran. Selain itu, network learning rule diterapkan untuk menyesuaikan nilai bobot dan bias sistem.

Nilai-nilai tersebut dioptimalkan menggunakan metode Levenberg-Marquardt untuk mencapai kesalahan minimum. Model tersebut menggunakan 2 neuron dengan 1 hidden layer. Sigmoid tangen digunakan sebagai fungsi transfer untuk menghitung output berdasarkan input.



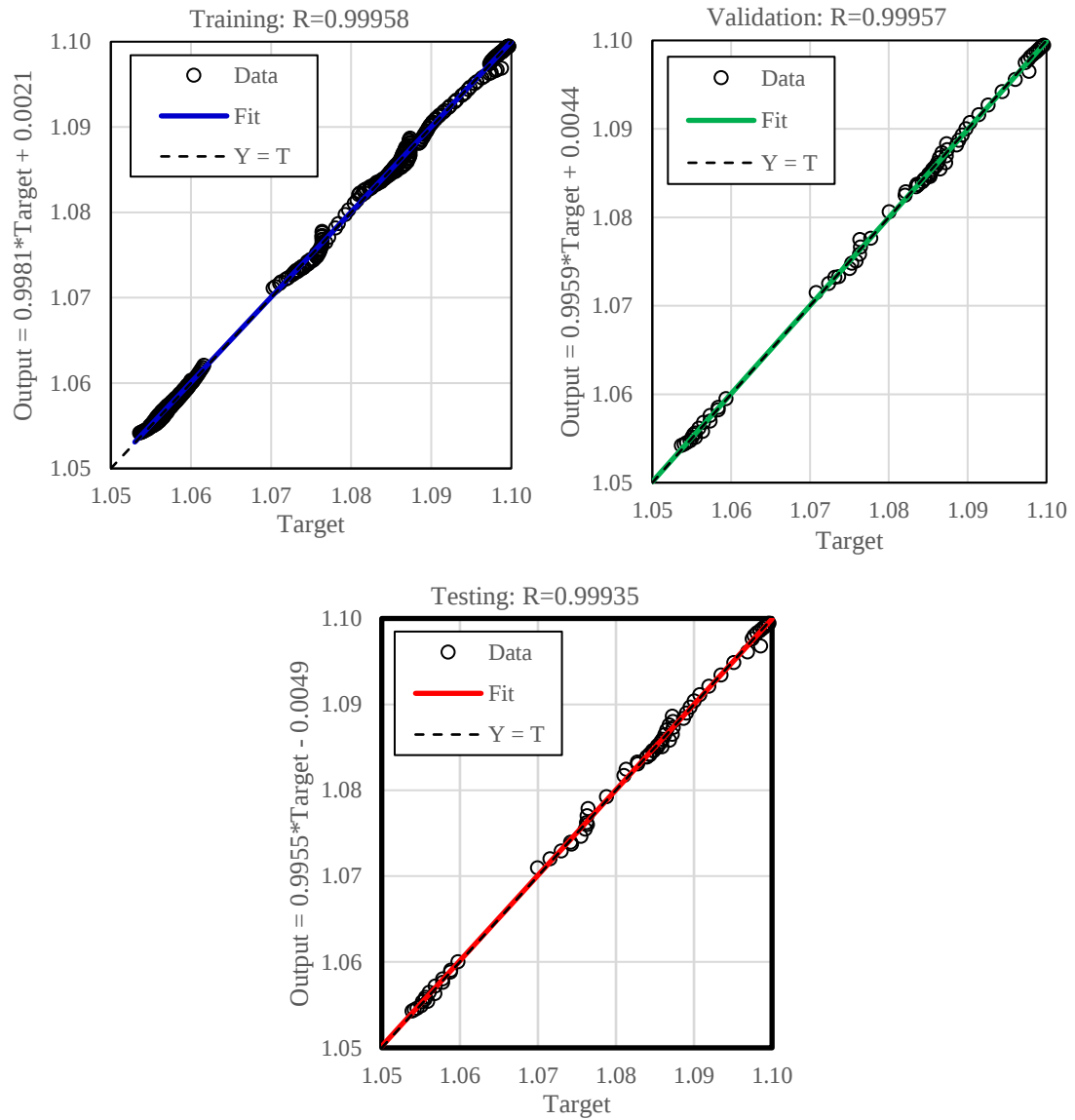
Gambar 2. Struktur ANN untuk pemodelan korelasi densitas

Gambar 3 menunjukkan hasil *training*, *validation*, dan *testing* pemodelan densitas porang dengan ANN. Perbandingan antara prediksi model dengan 329 data (70% data) untuk *proses training* memberikan koefisien korelasi 0,99958. Perbandingan antara prediksi model untuk *proses validation* dan *testing* masing-masing menggunakan 71 data (15% data) memberikan koefisien korelasi berturut-turut sebesar 0,99957 dan 0,99935. Koefisien korelasi keseluruhan sebesar 0,99955.

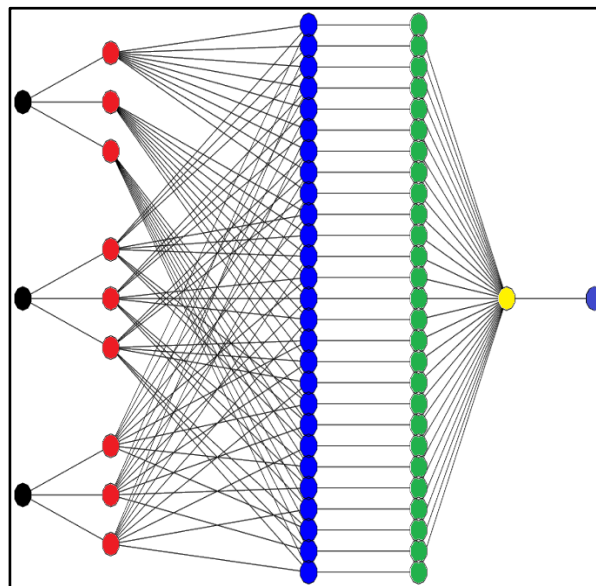
Gambar 4 menunjukkan struktur ANFIS untuk pemodelan korelasi densitas porang. Beberapa lapisan digunakan untuk membangun model ini. Setiap lapisan berisi beberapa *node* yang terdiri dari *node* adaptif dan *node* tetap. *Node* adaptif merepresentasikan set parameter yang dapat disesuaikan dalam *node* ini. Sebaliknya, *node* tetap merepresentasikan set parameter yang tetap dalam model.

Struktur ANFIS menggunakan variabel %porang, konsentrasi dan salinitas sebagai input (*node* hitam) dalam lapisan input. Lapisan kedua adalah lapisan fuzzifikasi yang mengubah input menjadi *fuzzy set* melalui *membership function* (MF) seperti yang digambarkan oleh *node* merah. Dalam model densitas ini, tipe *triangle membership function* (trimf) digunakan. Lapisan ketiga ketiga adalah lapisan *multiplication* di mana *node* berfungsi untuk dikalikan dengan sinyal input untuk menghasilkan sinyal output. Setiap *node* biru di lapisan ini berfungsi untuk menghitung *firing power* (kekuatan aktivasi) dari setiap aturan sebagai hasil kali semua input yang masuk. Lapisan keempat adalah lapisan *normalization* untuk menormalkan nilai-nilai *firing power*. Setiap simpul hijau pada lapisan ini merupakan simpul yang dapat diatur. Lapisan kelima merupakan lapisan *defuzzification* yang hanya memiliki satu simpul kuning. Lapisan ini berfungsi untuk menggabungkan semua keluaran pada lapisan keempat. Lapisan terakhir adalah lapisan output. Ada satu

Pemodelan dan Prediksi Densitas Larutan Porang dan Xanthan Gum dengan Menggunakan Model-Model *Machine Learning*



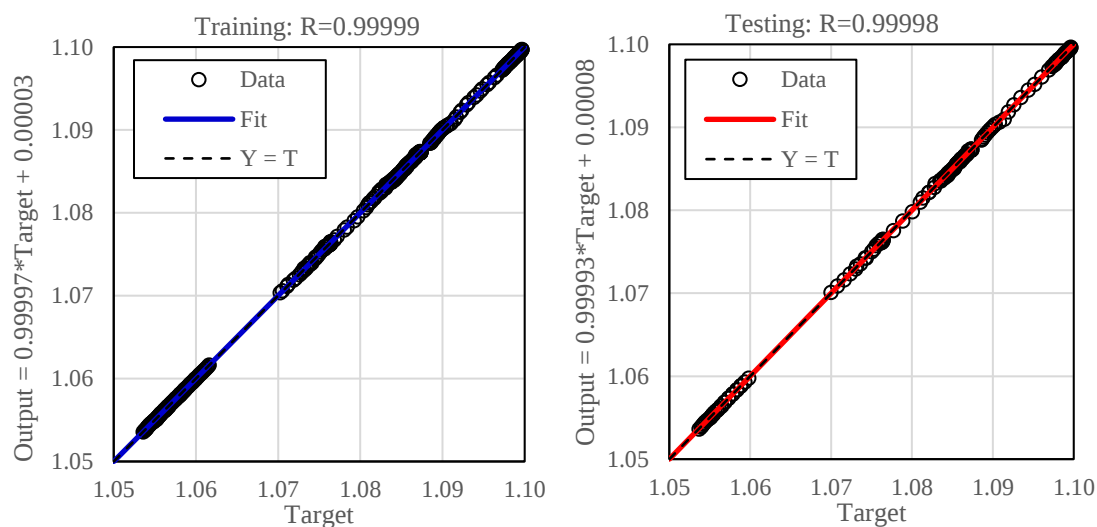
Gambar 3. Hasil pelatihan, validasi, dan pengujian model ANN



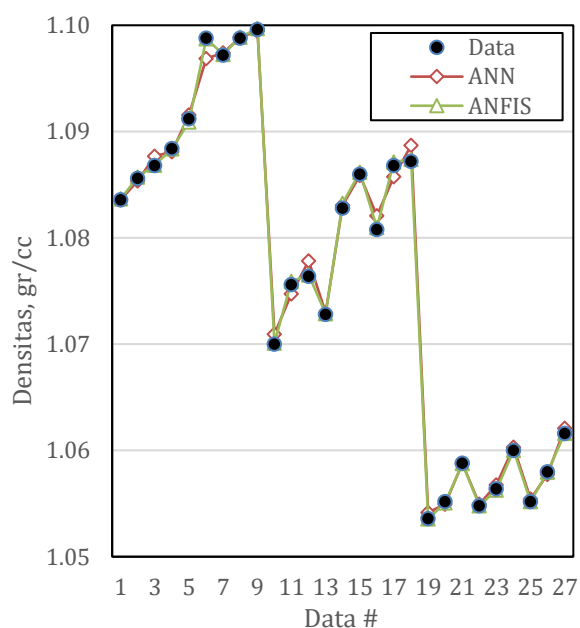
Gambar 4. Struktur ANFIS untuk Pemodelan Korelasi Densitas

output dalam model ini, yaitu densitas (*node* ungu). Jadi secara keseluruhan, lapisan-lapisan tersebut membangun jaringan adaptif yang secara fungsional setara dengan model *fuzzy* Sugeno orde pertama (Mada Sanjaya W.S., 2016).

Model ANFIS dijalankan dengan 1000 epoch. RSME terkecil dalam pemodelan porang adalah $7,8328 \times 10^{-5}$. Gambar 5 memperlihatkan hasil *training* dan *testing* dalam pemodelan ANFIS. Perbandingan antara prediksi model dengan 330 data (70% data) untuk proses *training* memberikan koefisien korelasi 0,99999. Sedangkan perbandingan antara prediksi model dengan 141 data (30% data) untuk proses *testing* memberikan koefisien korelasi 0,99998. Koefisien korelasi keseluruhan sebesar 0,99999.



Gambar 5. Struktur ANFIS untuk Pemodelan Korelasi Densitas



Gambar 6. Perbandingan ANN dan ANFIS

Pemodelan dan Prediksi Densitas Larutan Porang dan Xanthan Gum dengan Menggunakan Model-Model *Machine Learning*

Gambar 6 memperlihatkan perbandingan prediksi model ANN dan ANFIS terhadap data hasil pengukuran. Gambar tersebut menunjukkan bahwa model ANN dan ANFIS mampu memprediksi 27 nilai densitas dengan baik. Hal ini dibuktikan dengan koefisien korelasi antara model ANN dan data yaitu sebesar 0,99893. Sedangkan koefisien korelasi antara model ANFIS dan data yaitu sebesar 0,99996. Nilai koefisien korelasi (r) yang mendekati satu menunjukkan bahwa model-model tersebut dapat memperkirakan nilai densitas dengan akurat.

IV. KESIMPULAN

Hasil percobaan menunjukkan bahwa penambahan konsentrasi polimer dan salinitas menyebabkan kenaikan densitas larutan. Sedangkan penambahan persentase porang dalam komposisi porang-xanthan gum menyebabkan nilai densitas yang lebih rendah. Hal ini disebabkan densitas porang yang lebih rendah dari xanthan gum. Pemodelan ANN dan ANFIS untuk memperkirakan densitas dengan input persentase porang, konsentrasi polimer, dan salinitas memberikan koefisien korelasi yang sangat baik. Perbandingan hasil perkiraan densitas dengan model ANN dan ANFIS memberikan hasil yang akurat dengan koefisien korelasi masing-masing sebesar 0,99893 dan 0,99996.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih atas hibah penelitian Bima dari Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia (no. 832/LL3/AL.04/2024) dan Hibah Penelitian dari Universitas Trisakti (no. 174/A/LPPM-P/USAKTI/VI/2024).

V. DAFTAR PUSTAKA

- Agi, A., Junin, R., Gbonhinbor, J., & Onyekonwu, M. (2018). Natural polymer flow behaviour in porous media for enhanced oil recovery applications: a review. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 8(4), 1349–1362. <https://doi.org/10.1007/s13202-018-0434-7>.
- Aprilia, V., Murdiati, A., Hastuti, P., & Harmayani, E. (2017). Carboxymethylation of Glucomannan from Porang Tuber (*Amorphophallus oncophyllus*) and the Physicochemical Properties of the Product. *Pakistan Journal of Nutrition*, 16(11), 835–842. <https://doi.org/10.3923/pjn.2017.835.842>
- Atma, B.H.S. & Sugiyarto. (2020). Adaptive neuro fuzzy inference system untuk peramalan jumlah wisatawan. *Jurnal Ilmiah Matematika* 7(1), 1-7. <https://doi.org/10.26555/konvergensi.v7i1.19196>.
- Fathaddin, M. T. (2006). The Application of Lattice Gas Automata for Simulating Polymer Injection in Porous Media (thesis). *Faculty of Chemical and Natural Resources Engineering*. Universiti Teknologi Malaysia, Johor Bahru. Retrieved from <http://eprints.utm.my/35216/1/MuhammadTaufiqFathaddinMFKK2006.pdf>
- Haruna, M. A., Gardy, J., Yao, G., Hu, Z., Hondow, N., & Wen, D. (2020). Nanoparticle modified polyacrylamide for enhanced oil recovery at harsh conditions. *Fuel*, 268, 117186. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2020.117186>
- Herawati, H. (2018). Potential of Hydrocolloids as Additives in Quality Food and Non-Food Products. *Jurnal*

- Penelitian Dan Pengembangan Pertanian*, 37(1), 17-25. <https://doi.org/10.21082/jp3.v37n1.2018.p17-25>
- Hina, S., Zhang, Y., Wang, H., (2014). Characterization of polymeric solutions: a brief overview. *Rev. Adv. Mater. Sci.* (Vol. 36, pp. 165–176). https://www.ipme.ru/e-journals/RAMS/no_23614_06_23614_hina.pdf
- Jawaid, M., & Khan, M. M. (2018). *Polymer-based Nanocomposites for Energy and Environmental Applications*. Woodhead Publishing.
- Jung, H., Shin, G., Kwak, H., Hao, L. T., Jegal, J., Kim, H. J., Jeon, H., Park, J., & Oh, D. X. (2023). Review of polymer technologies for improving the recycling and upcycling efficiency of plastic waste. *Chemosphere*, 320, 138089. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2023.138089>.
- Lestari, F. A., Afdhol, M. K., Fiki, H., & Tomi, E. (2020). Biopolimer dari Bahan Organik sebagai Biopolimer pada Metode EOR. *Lembaran Publikasi Minyak Dan Gas Bumi*, 54(3), 149–157. <https://doi.org/10.29017/lpmgb.54.3.568>
- Putri, A.D. (2023). Review: Pemanfaatan Polimer Alami Dalam Pembuatan Plastik Biodegradable. *Jurnal Al'ilmi*, 12(1), 21-26.
- Sang, T. T., Chuong, H. D., & Tam, H. D. (2020). An artificial neural network based approach for estimating the density of liquid applied in gamma transmission and gamma scattering techniques. *Applied Radiation and Isotopes*, 169, 109570. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2020.109570>
- Shanmugasundar, G., Manjunatha, R., Cep, R., Logesh, K., Kaushik, V., Raju, S. S., & Elangovan, M. (2024). Innovative machine learning for drilling fluid density prediction: a novel central force search-adaptive XGBoost in HPHT environments. *Frontiers in Energy Research*, 12. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1411751>
- Siahaya, J. 2023. Laboratory Study of the Effect of Porang on the Properties of Polyacrylamide and Xanthan Gum Polymer Solutions. MS Thesis, Universitas Trisakti, Jakarta.
- Sutiadi, A., Mardiana, D.A., & Fathaddin, M.T. (2024). Adsorption Modeling of Amorphophallus oncophyllus Prain Using Artificial Neural Network, *Journal of Earth Energy Science Engineering and Technology*, 7(3), 68-74.
- Teraoka, I. (2002). *Polymer Solutions: An Introduction to Physical Properties*. John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Win, M. L. (2021). Uncertainty of factor Z in gravimetric volume measurement. *ACTA IMEKO*, 10(3), 198. https://doi.org/10.21014/acta_imeko.v10i3.1125
- Wu, Q., Chen, X., Wan, L., & Xu, Z. (2012). Interactions between Polyacrylonitrile and Solvents: Density Functional Theory Study and Two-Dimensional Infrared Correlation Analysis. *The Journal of Physical Chemistry B*, 116(28), 8321–8330. <https://doi.org/10.1021/jp304167f>
- Yanuriati, A., Marseno, D. W., Rochmadi, R., & Harmayani, E. (2017). Gel Glukomanan Porang-Xantan dan Kestabilannya Setelah Penyimpanan Dingin dan Beku. *Jurnal Agritech*, 37(2), 121. <https://doi.org/10.22146/agritech.10793>.