

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berikut kesimpulan-kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil penelitian penentuan harga opsi beli Eropa menggunakan metode PINNs-HC dan PINNs-SC:

1. Pengaturan arsitektur model ANN yang paling optimal untuk implementasi metode PINNs-HC adalah 8 lapisan tersembunyi dengan 16 neuron pada masing-masing lapisan, fungsi aktivasi menggunakan ReLu, *optimizer* menggunakan Adam, dan fungsi *loss* menggunakan MSE. Pengaturan tersebut membuat model ANN menjadi optimal karena besar *loss* yang dihasilkan setelah pelatihan sangat kecil.
2. Pengaturan arsitektur model ANN yang paling optimal untuk implementasi metode PINNs-SC adalah 6 lapisan tersembunyi dengan 32 neuron pada masing-masing lapisan, fungsi aktivasi menggunakan tanh, *optimizer* menggunakan Adam, dan fungsi *loss* menggunakan MSE. Pengaturan tersebut membuat model ANN menjadi optimal karena besar *loss* yang dihasilkan setelah pelatihan sangat kecil.
3. Metode PINNs-SC adalah metode penyelesaian persamaan diferensial parsial Black-Scholes untuk harga opsi yang lebih optimal dan akurat dibandingkan dengan metode PINNs-HC berdasarkan nilai RMSE dan MAE yang kecil, beserta koefisien determinasi model ANN yang mendekati 1.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, saran-saran yang dapat diberikan adalah

1. Metode PINNs dapat dikembangkan untuk menyelesaikan persamaan diferensial parsial Heston menggunakan tingkat volatilitas harga aset yang mengikuti proses stokastik [13, hlm. 329] sebagai model alternatif yang lebih realistis dibandingkan dengan model Black-Scholes.
2. Implementasi dan pembangunan jaringan model PINNs-HC dengan metode *trial solution* masih dapat diteliti dan dikembangkan lebih lanjut untuk memperoleh hasil yang lebih baik.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Higham, D. J. (2004) *An Introduction to Financial Option Valuation: Mathematics, Stochastics and Computation*. Cambridge University Press.
- [2] Scholes, M. dan Black, F. (1973) The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, **81**, 637–654.
- [3] Aggarwal, C. C. (2018) Neural networks and deep learning. *Springer*, **10**, 3.
- [4] Raissi, M., Perdikaris, P., dan Karniadakis, G. E. (2019) Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, **378**, 686–707.
- [5] Lagaris, I. E., Likas, A., dan Fotiadis, D. I. (1998) Artificial neural networks for solving ordinary and partial differential equations. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **9**, 987–1000.
- [6] Lu, L., Meng, X., Mao, Z., dan Karniadakis, G. E. (2021) Deepxde: A deep learning library for solving differential equations. *SIAM review*, **63**, 208–228.
- [7] Ibrahim, A. Q., Götschel, S., dan Ruprecht, D. (2023) Parareal with a physics-informed neural network as coarse propagator. Bagian dari Cano, J., Dikaiakos, M. D., Papadopoulos, G. A., Pericàs, M., dan Sakellariou, R. (ed.), *Euro-Par 2023: Parallel Processing*, Cham, pp. 649–663. Springer.
- [8] Louskos, A. (2021) Physics-Informed Neural Networks and Option Pricing. Skripsi. Dartmouth Department of Mathematics, Hanover, United States.
- [9] Cervera, J. A. G. (2019) Solution of the Black-Scholes equation using artificial neural networks. *Journal of Physics: Conference Series* 012044. IOP Publishing.
- [10] Hull, J. C. (2003) *Options, Futures, and Other Derivatives*, 11th edition. Pearson Education India.
- [11] Broadie, M. dan Detemple, J. B. (2004) Anniversary article: Option pricing: Valuation models and applications. *Management Science*, **50**, 1145–1177.
- [12] Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. (2016) *Deep Learning*. MIT press.
- [13] Heston, S. L. (1993) A closed-form solution for options with stochastic volatility with applications to bond and currency options. *The Review of Financial Studies*, **6**, 327–343.