

paperIbnuSemnaristek2019.pdf

## MENENTUKAN TOPOLOGI NEURAL NETWORK DARI SUDUT PANDANG FILSAFAT ILMU DAN ARAHAN PENELITIAN

Muh. Ib<sup>1,2,3,4</sup>, Choldun R.<sup>1</sup>, Kridanto Surendro<sup>2</sup>, Judhi Santoso<sup>3</sup>, Dimitri Mahayana<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Sekolah Tinggi Elektro dan Informatika, Institut Teknologi Bandung (ITB)

Jln. Ganeca 10, Bandung, Indonesia

<sup>1</sup>[ibnucholdun@poltekpos.ac.id](mailto:ibnucholdun@poltekpos.ac.id)

<sup>2</sup>[endo@itmatika.org](mailto:endo@itmatika.org)

<sup>3</sup>[judhi@stei.itb.ac.id](mailto:judhi@stei.itb.ac.id)

<sup>4</sup>[dimitri@lskk.ee.itb.ac.id](mailto:dimitri@lskk.ee.itb.ac.id)

### ABSTRAK

Penentuan jumlah hidden layer dan jumlah neuron sangat penting dan memiliki pengaruh besar pada kinerja *deep neural network* (DNN). Dalam beberapa penelitian, bagaimana menentukan jumlah *hidden layer* atau jumlah neuron yang optimal, sering tidak jelas panduannya, bahkan peran dan fungsi keduanya dijelaskan secara minimal. Walaupun masih merupakan area penelitian yang sulit, penelitian untuk menentukan jumlah *hidden layer* dan jumlah neuron harus terus dilakukan, karena kedua jumlah ini akan sangat menentukan kinerja DNN. Metode yang digunakan adalah *literature review* tradisional. Hasil *literature review* sebagai pijakan penelitian akan ditinjau dari sudut pandang filsafat ilmu. Bagaimana menentukan topologi neural network akan dilihat dari filsafat Kuhn dan filsafat Popper. Berdasarkan pemikiran Kuhn, metoda untuk menentukan topologi *neural network*, yaitu menentukan berapa jumlah *hidden layer* dan jumlah *hidden neuron* masih berada pada fase pra-paradigma. Penelitian-penelitian baru terus dilakukan dalam usaha untuk mencari metoda yang dapat berlaku umum sehingga akan menjadi sains normal. Metoda-metoda baru yang diusulkan dapat diuji dengan menggunakan falsifikasi Popper yang akan menentukan apakah metoda tersebut akhirnya dapat menjadi sains normal atau tidak.

**Kata kunci:** topologi, neural network, pra-paradigma, falsifikasi, intuisi kreatif

### A. PENDAHULUAN

Semenjak meningkatnya kemampuan komputer, penggunaan *neural network* yang mempunyai *hidden layer* lebih dari satu menjadi salah satu daya tarik bagi peneliti, terutama semenjak penggunaan *deep neural network* untuk menyelesaikan permasalahan di dunia nyata. Pembelajaran dengan *deep neural network* (DNN) dapat diartikan sebagai teknik yang menggunakan jaringan saraf untuk pembelajaran yang memanfaatkan banyak *hidden layer* antara masukan (*input*) dan keluaran (*output*) (Qolomany dkk, 2017). Salah satu tantangan dalam keberhasilan implementasi DNN adalah pengaturan nilai untuk berbagai hiperparameter, salah satunya adalah topologi jaringannya, yang sangat berkaitan erat dengan jumlah *hidden layer* dan jumlah *hidden neuron*. Penentuan jumlah *hidden layer* dan jumlah *neuron* penting dan berpengaruh pada kinerja *deep neural network* (Nitta, 2017). Penentuan kedua jumlah ini secara manual (biasanya melalui metode '*trial and error*') sampai menemukan topologi yang cukup optimal adalah proses yang memakan waktu.

Beberapa penelitian tentang topologi neural network ada yang menitik beratkan pada penentuan jumlah *neuron* saja karena hanya menggunakan satu *hidden layer*, ada yang menitikberatkan pada jumlah *hidden layer* (dua atau satu *hidden layer*), ada juga yang sekaligus menentukan jumlah *hidden layer* dan jumlah *neuron* pada tiap *hidden layer*. Penelitian tentang penentuan jumlah *hidden neuron* sudah berlangsung sejak tahun 1990-an dan sampai sekarang masih menjadi topik yang menarik bagi para peneliti (Madhiarasan dan Deepa, 2017). Penelitian yang membandingkan kinerja penggunaan satu atau dua *hidden layer* juga masih dilakukan oleh peneliti sampai saat ini (Thomas dkk., 2016).

Sedangkan penelitian yang sekaligus menghitung jumlah hidden layer dan jumlah neuron baru banyak dilakukan dalam beberapa tahun belakangan ini, sejak munculnya *deep learning* (Nitta, 2017). Penentuan jumlah neuron yang tepat menjadi penting untuk menghindari terjadinya *under-fitting* atau *over-fitting*, sekaligus meningkatkan tingkat akurasi jaringan syarafnya. Pemilihan jumlah hidden layer dan jumlah neuron yang tepat secara bersama-sama bertujuan untuk mengurangi kompleksitas waktu pemrosesan yang sekaligus menjaga tingkat akurasi jaringan syarafnya (Nitta, 2017).

Banyak metoda telah dilakukan untuk menghitung jumlah hidden layer dan jumlah neuron, misalnya: metoda otomatis berbasis model dengan menggunakan *particle swarm optimization*/PSO (Lorenzo dkk., 2017), metoda otomatis tanpa model dengan menggunakan *grid search* (GS) maupun *random search* (Larochelle dkk., 2007). Beberapa metoda manual juga diusulkan, misalnya: jumlah hidden neuron adalah 2/3 dari jumlah input ditambah jumlah output, jumlah hidden neuron tiap hidden layer mengikuti aturan geometri piramida, hubungan antara jumlah hidden layer dan jumlah hidden layer adalah berbanding secara logaritmik (Grabust dan Zorins, 2015). Dalam beberapa literatur di atas, bagaimana menentukan jumlah hidden layer atau jumlah neuron yang optimal, sering tidak jelas panduannya, bahkan peran dan fungsi keduanya dijelaskan secara minimal. Beberapa literatur mengusulkan metoda atau cara bagaimana menentukan jumlah hidden layer atau jumlah neuron, namun ternyata tidak berlaku secara umum, sangat tergantung dari jenis data input dan juga tergantung outputnya. Penelitian pada area ini masih menyisakan tugas-tugas penelitian yang sulit (Madhiarasan dan Deepa, 2017). Beberapa cara yang disebutkan tersebut, ternyata tidak dapat diterapkan untuk jenis data yang berbeda. Masing-masing peneliti menentukan jumlah hidden layer atau jumlah neuron berdasarkan pengalamannya yang telah lalu, sedangkan untuk peneliti pemula bahkan melakukannya dengan *'trial and error'*. Walaupun masih merupakan area penelitian yang sulit, penelitian untuk menentukan jumlah hidden layer dan jumlah neuron harus terus dilakukan, karena kedua jumlah ini akan sangat menentukan kinerja pembelajaran deep neural network.

Perkembangan metoda untuk penentuan jumlah hidden layer dan jumlah hidden neuron pada neural network dapat dijelaskan dari pandangan filsafat dengan menggunakan beberapa konsep kunci pemikiran Kuhn yang terkait dengan teorinya tentang struktur revolusi ilmu pengetahuan yang terdapat pada buku *The Structure of Scientific Revolution* (Kuhn, 2002). Menurut Kuhn, perkembangan suatu ilmu bukan kumulatif melainkan revolusioner. Salah satu kunci pemikiran Kuhn adalah yang disebut paradigma. Paradigma adalah suatu pandangan yang dapat dipengaruhi oleh latar belakang, hubungan dengan penguasa, dan sikap fanatik tentang hal-hal yang mendasar pada persoalan suatu ilmu (Mahayana, 2018). Tahapan paradigma terbagi menjadi:

1. Tahap pra-paradigma: fenomena alam ditafsirkan dengan kumpulan kepercayaan teoritis dan metodologis yang saling terjaln.
2. Tahap sains normal: penelitian yang teguh berdasar pencapaian ilmiah yang lalu yang secara teguh diakui oleh sekelompok masyarakat ilmiah dan menjadi fondasi bagi penelitian selanjutnya.
3. Tahap revolusioner: munculnya metode yang dianggap lebih baik dari sebelumnya serta mengkritisi metode sebelumnya. Tahap ini biasanya didahului oleh adanya anomali yang tidak dapat diselesaikan oleh sains normal.

Karena belum mempunyai panduan yang mapan dalam menentukan topologi neural network, dan masing-masing metode yang dikembangkan hanya berlaku untuk dataset-dataset tertentu, maka sulit dilakukan uji verifikasi yang bertujuan akhir untuk melakukan generalisasi terhadap metoda-metoda yang ada, maupun terhadap metoda-metoda baru yang akan dikembangkan kemudian. Salah satu pengujian yang dapat dilakukan untuk

menentukan apakah metoda-metoda yang dikembangkan untuk menentukan topologi neural network, apakah metoda tersebut benar atau tidak adalah dengan menggunakan teori falsifikasi Popper. Falsifikasi menyatakan bahwa kebenaran sains tidak ditentukan melalui uji verifikasi, tetapi melalui penyangkalan terhadap kebenaran melalui berbagai uji coba yang sistematis. Jika usaha menyangkal suatu teori semakin besar, dan teori tersebut tetap mampu bertahan, maka teori tersebut semakin mapan atau kuat (*corroborate*) (Popper, 2005; Mahayana, 2018).

## B. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan akan *literature review*. Literature review adalah kegiatan membaca buku, artikel, atau jenis pustaka yang lain berkaitan dengan penelitian dan kemudian mendalami dan mengevaluasinya yang akan digunakan sebagai pijakan untuk penelitian yang akan dilakukan. Beberapa metode literature review adalah: *traditional review*, *systematic mapping study*, Systematic literature Review (SLR), dan *tertiary study* (Wahono, 2016). Dalam penelitian ini yang digunakan adalah metoda traditional review yaitu memilih pustaka-pustaka yang akan digunakan berdasar pertimbangan peneliti sendiri, misalnya berdasarkan tingkat kepentingan dengan topik penelitian yang akan diteliti, dalam hal ini adalah pustaka-pustaka yang berkaitan dengan penentuan topologi neural network. Literature review dilakukan terhadap pustaka-pustaka yang terjadi menjadi:

1. Pustaka yang berkaitan dengan penelitian yang menghitung jumlah neuron saja pada neural network.
2. Pustaka yang berkaitan dengan perbandingan penggunaan satu dan dua hidden layer
3. Pustaka yang sekaligus menentukan jumlah hidden layer dan jumlah neuron pada neural network

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan tentang perkembangan metoda penentuan topologi neural network dengan menggunakan filsafat Thomas Kuhn dan tentang bagaimana cara menguji kebenaran metoda dengan menggunakan teori falsifikasi dari Popper.

### Perkembangan Metode Penentuan Topologi Neural Network dari Sudut Pandang Kuhn

Perkembangan metoda penentuan topologi neural network meliputi tahapan-tahapan yang dijelaskan pada subbab berikut ini, yaitu dari fase pra-paradigma dan menuju fase sains normal.

#### Fase Pra-Paradigma

Dari penelitian-penelitian penentuan topologi neural network yang telah dilakukan dapat dikategorikan menjadi tiga:

1. Penelitian yang memfokuskan hanya menentukan jumlah hidden neuron pada satu hidden layer (Madhiarasan dan Deepa, 2016, 2017)
2. Penelitian yang memfokuskan pada perbandingan penggunaan satu hidden layer dan dua hidden layer (Guliyev dan Ismailov, 2018)
3. Penelitian yang memfokuskan pada penentuan baik jumlah hidden layer maupun jumlah hidden neuron (Qolomany dkk., 2017)

Penelitian kelompok pertama dilakukan dengan asumsi bahwa penggunaan satu hidden layer sudah mampu untuk mendekati hampir semua fungsi. Di samping itu, mayoritas penelitian dalam kelompok ini tidak mempertimbangkan karakteristik fitur



input, tetapi hanya memperhatikan jumlah fitur atau jumlah data. Penelitian kelompok ke dua dilakukan dengan melihat peluang bahwa penggunaan dua hidden layer bisa meningkatkan kinerja jaringan selaras dengan peningkatan kemampuan komputasi komputer. Hasil perbandingan diperoleh tanpa melihat karakteristik fitur input, padahal karakteristik fitur input dapat dipertimbangkan ketika menentukan apakah menggunakan satu hidden layer atau multilayer. Penelitian kelompok ke tiga memfokuskan pada penentuan jumlah hidden layer dan jumlah hidden neuron sekaligus. Mayoritas penelitian dilakukan dengan cara *trial and error* ataupun menggunakan *rule of thumb* bagi peneliti yang sudah berpengalaman. Jadi pada kelompok ini pun tidak memperhatikan karakteristik fitur input untuk menentukan topologi jaringan. Karakter fitur input yang dapat dipertimbangkan adalah dengan menghitung korelasi ataupun variasi antar atau intra fitur input.

Dari ketiga kelompok penelitian tersebut hampir semua metoda yang diusulkan tidak dapat dijadikan pijakan/panduan untuk menentukan topologi neural network tepat bagi peneliti lainnya. Jadi berdasar pemikiran Kuhn, metoda untuk menentukan topologi neural network masih dalam fase pra-paradigma.

### Fase Sains Normal

Walaupun secara umum masih dalam tahapan fase pra-paradigma, ada beberapa peneliti yang mencoba menentukan topologi neural network yang dapat berlaku lebih umum. Misalnya seperti yang dilakukan oleh Tej dan Holban(2018) yang menentukan topologi neural network dengan menggunakan pengklasteran dan regresi. Metoda yang dikembangkan sudah mulai mempertimbangkan karakteristik dataset fitur input. Namun karena masih merupakan penelitian yang baru dan hasilnya belum banyak diuji oleh peneliti lain sehingga masih perlu waktu apakah metoda yang diusulkan oleh Tej dan Holban bisa menjadi sains normal.

### Pengujian Metode Penentuan Topologi Neural Network dari Sudut Pandang Popper

Beberapa penelitian yang dilakukan sebelum Tej dan Holban sulit diterapkan oleh peneliti lain untuk dataset yang berbeda sehingga sulit untuk difalsifikasi, sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Tej dan Holban harus dapat diuji secara sistematis untuk menyangkalnya. Pengujian untuk menyangkal metoda yang diusulkan oleh Tej dan Holban dapat dilakukan dengan skenario sebagai berikut:

1. Melakukan pengujian metoda yang diusulkan oleh Tej dan Holban dengan menggunakan dataset tertentu yang mempunyai fungsi tujuan untuk prediksi
2. Melakukan pengujian metoda yang diusulkan oleh Tej dan Holban dengan menggunakan dataset tertentu yang mempunyai fungsi tujuan untuk klasifikasi
3. Membandingkan topologi neural network yang didapatkan dengan metoda yang diusulkan oleh Tej dan Holban dengan beberapa topologi neural network lainnya apakah topologi yang diusulkan oleh Tej dan Holban memberikan kinerja yang lebih baik.

Jika metoda yang diusulkan mampu menghadapi berbagai pengujian maka metoda tersebut semakin mapan, yang oleh Popper metoda tersebut disebut makin corroborate.

### Tahapan Penelitian

Penelitian yang akan dilakukan mengikuti tahapan-tahapan utama sebagai berikut:

1. Menyiapkan dataset  
Dataset yang akan digunakan adalah dataset yang sudah tersedia.
2. Standardisasi data

5

Yang dimaksud standarisasi data adalah melakukan normalisasi data, sehingga data asli yang sebelumnya mempunyai rentang atau skala yang berbeda-beda setelah diolah mempunyai rentang atau skala yang sama.

3. Mereduksi data dengan analisis komponen utama (AKU)  
Penerapan analisis komponen utama bertujuan untuk mereduksi data menjadi komponen-komponen yang saling bebas (tidak mempunyai korelasi). Jadi data input yang semula terdiri dari  $n$  fitur, setelah diproses dengan AKU akan menjadi sejumlah komponen yang jumlahnya ( $p$ ) yang  $\leq n$ .
4. Pengklasteran  
Untuk setiap komponen yang terbentuk dari AKU akan dilakukan proses pengelompokan data berdasarkan variasi data. Salah satu teknik clustering yang dapat digunakan adalah K-Means yang mengelompokkan data berdasarkan kedekatan jarak. Dari jumlah cluster yang terbentuk akan dijadikan acuan untuk menentukan jumlah neuron pada setiap hidden layer pada neural network yang akan dibangun.
5. Pemilihan arsitektur jaringan  
Dalam penelitian ini akan digunakan arsitektur *Multi Layer Perceptron* (MLP), yaitu jaringan syaraf di mana setiap node pada suatu layer akan terhubung penuh dengan node pada layer selanjutnya. Jumlah hidden layer beserta jumlah neuron pada tiap layer akan diubah-ubah sehingga proses pelatihan dan testing mencapai tingkat error tertentu.

#### D. SIMPULAN DAN SARAN

Dari penjelasan-penjelasan pada bab sebelumnya dapat disimpulkan ada tiga kelompok penelitian dalam menentukan topologi neural network, yaitu: penelitian yang memfokuskan hanya menentukan jumlah hidden neuron pada satu hidden layer, penelitian yang memfokuskan pada perbandingan penggunaan satu hidden layer dan dua hidden layer, dan penelitian yang memfokuskan pada penentuan baik jumlah hidden layer maupun jumlah hidden neuron. Dari ketiga kelompok penelitian tersebut belum ada yang bisa dijadikan panduan dalam menentukan topologi neural network bagi peneliti lainnya. Oleh karena itu, menurut pemikiran Kuhn, penelitian di area penentuan topologi neural network masih berada pada fase pra-paradigma. Penelitian-penelitian baru yang dilakukan dalam area ini sedang mengarah agar dapat berlaku umum sehingga akan menjadi sains normal. Pengujian metoda-metoda yang baru yang dihasilkan bisa menggunakan dengan teori falsifikasi dari Popper. Falsifikasi akan dilakukan dengan melaksanakan tahapan-tahapan penelitian yang dirancang.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Grabusts, P., & Zorins, A. (2015). The Influence of Hidden Neurons Factor on Neural Network Training Quality Assurance, 3, 76–81.
- Guliyev, N. J., & Ismailov, V. E. (2018). On the approximation by single hidden layer feedforward neural networks with fixed weights. *Neural Networks*, 98, 296–304. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2017.12.007>
- Kuhn, T. S. (2002). *The Structure of Scientific Revolution*. Translate: Tjun Surjaman. Bandung: Rosda Karya.
- Larochelle, H., Courville, A., & Bergstra, J. (2007). An Empirical Evaluation of Deep Architectures on Problems with Many Factors of Variation, *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning*.

- Lorenzo, P. R., Nalepa, J., Kawulok, M., Ramos, L. S., & Ranilla, J. (2017). Particle Swarm Optimization for Hyper-Parameter Selection in Deep Neural Networks. In Proceedings of GECCO '17, Berlin, Germany, July 15-19, 2017, 8 pages
- Madhiarasan, M., & Deepa, S. N. (2016). A novel criterion to select hidden neuron numbers in improved back propagation networks for wind speed forecasting. *Applied Intelligence*, 44(4), 878–893. <https://doi.org/10.1007/s10489-015-0737-z>
- Madhiarasan, M., & Deepa, S. N. (2017). Comparative analysis on hidden neurons estimation in multi layer perceptron neural networks for wind speed forecasting. *Artificial Intelligence Review*, 48(4), 449–471.
- Mahayana, Dimitri (2018). *Philosophy of Science. Lecture Note*. Bandung: Penerbit ITB.
- Nitta, T. (2017). Resolution of Singularities Introduced by Hierarchical Structure in Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2282–2293.
- Popper, Karl R. (2005). *The Logic of Scientific Discovery*. New York: Roulledge.
- Qolomany, B., Maabreh, M., Al-Fuqaha, A., Gupta, A., & Benhaddou, D. (2017). Parameters optimization of deep learning models using Particle swarm optimization. 2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference, IWCMC 2017, (Iwcmc), 1285–1290.
- Tej, M. L., & Holban, S. (2018). Determining Optimal Neural Network Architecture Using Regression Methods. 2018 International Conference on Development and Application Systems (DAS), 180–189.
- Thomas, L., Manoj Kumar, M. V., & Annappa, B. (2016). Discovery of optimal neurons and hidden layers in feed-forward Neural Network. 2016 IEEE International Conference on Emerging Technologies and Innovative Business Practices for the Transformation of Societies, EmergiTech 2016, 286–291.
- Wahono, R.N. (2016). *Literature Review: Pengantar dan Metode*. Diakses dari: <http://romisatriawahono.net/2016/05/07/literature-review-pengantar-dan-metode/>

# 12%

SIMILARITY INDEX

### PRIMARY SOURCES

1	<a href="#">vdocuments.net</a> Internet	77 words — 3%
2	<a href="#">repository.unikom.ac.id</a> Internet	50 words — 2%
3	Submitted to Telkom University Your Indexed Documents	34 words — 2%
4	Submitted to Telkom University Your Indexed Documents	30 words — 1%
5	<a href="#">unisbank.ac.id</a> Internet	28 words — 1%
6	<a href="#">jumanji.unjani.ac.id</a> Internet	24 words — 1%
7	<a href="#">gcs.itb.ac.id</a> Internet	20 words — 1%
8	<a href="#">www.slideshare.net</a> Internet	13 words — 1%



