



**ANALISIS RUNTUN WAKTU DENGAN METODE
QUANTUM ARIMA NEURAL NETWORK
(STUDI KASUS: DATA PERTAMBAHAN JUMLAH
KASUS HARIAN COVID 19 DI JAKARTA)**

SIDANG KUALIFIKASI

ARIS GUNARYATI

NPM : 99219026

PROMOTOR :

Prof. Dr. rer. nat. A. Benny Mutiara

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS GUNADARMA

DESEMBER 2021

Daftar Isi

Daftar Isi	i
BAB I Pendahuluan	
1.1 Latar Belakang	3
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan dan Batasan Penelitian	6
1.3.1 Tujuan Penelitian	6
1.3.2 Batasan Penelitian	7
1.4 Kontribusi dan Manfaat Penelitian	7
BAB II Telaah Pustaka	8
2.1 Telaah 1	7
2.2 Telaah 2	8
2.3 Telaah 3	9
2.4 Telaah 4	9
2.5 Telaah 5	10
2.6 Telaah 6	11
2.7 Telaah 7	11
2.8 Telaah 8	12
2.9 Telaah 9	12
2.10 Telaah 10	13
2.11 Perbandingan Telaah	14
BAB III Metodologi	16
3.1 Gambaran Umum Penelitian	16
3.2 Model ARIMA	17
3.3 Model Neural Network	20
3.4 Model Hybrid Arima Neural Network	26
3.5 Model Quantum Arima Neural Network	27
3.6 Pengukuran Kinerja	27
Daftar Pustaka	28

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penelitian terkait analisis runtun waktu (*time series*) dan peramalan (*forecasting*) adalah bidang penelitian yang aktif, artinya sampai saat ini masih terus dilakukan penelitian mengenai keakuratan dalam proses peramalan runtun waktu terkait dengan proses pengambilan keputusan. Beberapa penelitian yang melakukan riset pada runtun waktu menggunakan metode statistik, jaringan syaraf (*neural network*), *wavelet*, maupun *system fuzzy*. [1, 2]

Metode peramalan runtun waktu lebih menitikberatkan proses pada upaya mencari pola data, dan bukan untuk menjelaskan mengapa ada pola seperti itu. Metode ini akan lebih cocok jika kebutuhan hanyalah ingin mengetahui berapa angka yang akan diprediksi untuk periode mendatang dan tidak perlu campur tangan dari luar untuk mempengaruhi hasil prediksi, karena sandaran satu-satunya adalah data historis yang memang sudah terjadi dan tidak dapat ditarik kembali. Metode peramalan data runtun waktu secara umum terbagi menjadi dua bagian. Pertama, metode peramalan dengan cara matematika statistik seperti *moving average*, *exponential smoothing*, analisis *trend* serta yang paling sering digunakan adalah ARIMA (Box Jenkins). Kedua, metode peramalan yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *neural network*, algoritma genetika, *simulated annealing*, *genetic programming*, klasifikasi dan model *hybrid*. Tidak semua metode dapat digunakan secara efektif pada semua data. Metode-metode tersebut memiliki kekurangan dan kelebihan yang berbeda. Terlebih lagi, masalah dalam dunia nyata seringkali merupakan masalah yang kompleks dan satu model mungkin tidak mampu mengatasi hal tersebut dengan baik [2].

Pemilihan metode-metode tersebut tergantung pada berbagai aspek yang mempengaruhi yaitu aspek waktu, pola data, tipe model system yang diamati, tingkat keakuratan ramalan yang diinginkan dan sebagainya. Karena itulah muncul suatu masalah jika pengamatan atau pengujian dilakukan pada suatu system dinamis yang memiliki system pola data dengan formulasi yang selalu berubah-ubah atau dengan kata lain system yang memiliki tingkat kesulitan yang tinggi untuk dibuatkan formulasi modelnya pada suatu kurun waktu tertentu. Di samping itu, untuk menerapkan metode statistik tersebut data harus memenuhi beberapa asumsi-asumsi tertentu sesuai dengan pola data.

Dengan teknologi di bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yaitu teknologi jaringan syaraf tiruan (*Neural Network*) maka identifikasi pola data dari system dapat dilakukan dengan metode pendekatan pembelajaran atau pelatihan yaitu untuk menentukan bobot penghubung antar simpul yang optimum. Keunggulan utama jaringan syaraf tiruan adalah kemampuan komputasi yang paralel dengan cara belajar dari pola-pola yang diajarkan. Berdasarkan kemampuan belajar yang dimilikinya, maka jaringan syaraf tiruan dapat dilatih untuk mempelajari dan menganalisa pola data masa lalu dan berusaha mencari suatu formula atau fungsi yang akan menghubungkan pola data masa lalu dengan keluaran yang diinginkan pada saat ini maupun pada masa mendatang. Dalam sebuah studi komparatif (studi perbandingan) telah dilakukan penelitian terhadap model peramalan runtun waktu yang memiliki trend dan pola musiman untuk mengetahui apakah model yang lebih kompleks selalu menghasilkan forecast (ramalan) yang lebih baik daripada model statistika. Dalam studi perbandingan tersebut, metode yang dibandingkan adalah model *Winter's Decomposition*, *Time Series Regression*, *ARIMA* dan *Neural Network*. Hasilnya diperoleh kesimpulan bahwa model yang kompleks tidak selalu menghasilkan forecast (ramalan) yang lebih baik dibandingkan model statistika sederhana. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah data penumpang pesawat internasional dari bulan Januari 1949 sampai bulan Desember 1960. [3]

Untuk metode peramalan yang kompleks dengan data yang sangat banyak, dibutuhkan suatu metode yang tidak hanya berbasis kecerdasan buatan lagi. Saat *machine learning* sudah dikembangkan untuk mengenali dan mempelajari pola suatu data sehingga dapat memberikan hasil prediksi yang benar berdasarkan pola data tersebut. Karena peningkatan jumlah data yang akan diprediksi, maka dalam beberapa tahun terakhir, para peneliti telah menyelidiki apakah komputer kuantum dapat digunakan untuk meningkatkan kinerja algoritma *machine learning*. Dengan adanya efek mekanika kuantum seperti superposisi dan keterlibatan (*entanglement*) maka komputer kuantum diharapkan dapat memberikan keuntungan untuk memecahkan masalah tertentu lebih cepat daripada komputer klasik. Meskipun komputer kuantum masih dalam tahap percobaan, namun algoritma kuantum telah dikembangkan selama dua dekade terakhir. Algoritma kuantum melibatkan masalah seperti faktorisasi bilangan-bilangan besar dan optimalisasi dengan yang terakhir efektif digunakan dalam percepatan algoritma *machine learning*. Salah satu algoritma *machine learning* yang sudah dikembangkan saat ini untuk metode peramalan adalah metode *Quantum Neural Network* (QNN) [4, 5]

Berdasarkan latar belakang tersebut maka dalam penelitian ini penulis tertarik untuk membuat suatu metode peramalan berbasis komputasi kuantum dari metode peramalan *Hybrid Arima Neural Network (Quantum ARIMA Neural Network)* dengan studi kasus data pertambahan jumlah kasus harian covid 19 di Jakarta. Studi kasus ini dilakukan untuk mengendalikan penyebaran Covid 19 melalui analisis prediksi penambahan kasus harian baik jumlah yang positif, meninggal dan sembuh dari Covid 19 di periode yang akan datang. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk membuat model prediksi Covid 19 ini, di antaranya menggunakan model pertumbuhan logistik dan model dinamik [6] model ARIMA [7, 8], model hibrid ARIMA dan wavelet [9], model ARIMA *machine learning* [10] dan model-model lainnya [11-15]. Dalam penelitian ini akan dilakukan analisis runtun waktu pertambahan jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta dengan metode Hybrid Quantum ARIMA NN berdasarkan dataset dari situs <https://corona.jakarta.go.id> tanggal 6 Maret 2020 sampai 30 Juni 2021 sebagai data training dan nanti akan diprediksi untuk tanggal 1 Juli 2021 sampai dengan 31 Juli 2021 sebagai data uji.

Tujuan umum dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi Quantum ARIMA NN yang diharapkan dapat menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dengan komputasi yang tidak terlalu lama dalam pengolahan data yang cukup besar. Tujuan khususnya adalah menganalisis data pertambahan jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta menggunakan metode ARIMA, Neural Network, Hybrid Arima NN dan Quantum ARIMA NN dan membandingkan akurasinya

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah tersebut maka yang menjadi rumusan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana pola data runtun waktu pertambahan jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta dari tanggal 6 Maret 2020 sampai tanggal 30 Juni 2021 ?
2. Bagaimana membuat model peramalan yang sesuai dan cocok untuk data runtun waktu tersebut dengan metode ARIMA ?
3. Bagaimana membuat model peramalan data runtun waktu tersebut dengan metode *Neural Network* (NN) ?

4. Bagaimana cara membuat model Hybrid ARIMA Neural Network (ARIMA-NN) yang sesuai dan cocok dengan data runtun waktu tersebut?
5. Bagaimana mengembangkan model Quantum Arima Neural Network untuk data runtun waktu?
6. Bagaimana tingkat akurasi dan hasil peramalan untuk jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta pada periode tanggal 1 Juli sampai 31 Juli 2020 berdasarkan model-model tersebut?

1.3 Tujuan dan Batasan Penelitian

1.3.1 Tujuan Penelitian :

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mempelajari pola data runtun waktu pertambahan jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta dari tanggal 6 Maret 2020 sampai tanggal 30 Juni 2021 apakah merupakan runtun waktu *seasonal* atau *non seasonal*
2. Menentukan model peramalan ARIMA yang sesuai dengan data runtun waktu tersebut
3. Menentukan model peramalan untuk data runtun waktu tersebut menggunakan metode *Neural Network (NN)*
4. Menentukan model peramalan *Hybrid Arima Neural Network* untuk data runtun waktu tersebut
5. Membuat dan mengembangkan model Hybrid Quantum ARIMA-NN yang dapat memberikan hasil peramalan yang lebih akurat
6. Membuat analisis hasil peramalan untuk jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta pada periode tanggal 1 Juli sampai 31 Juli 2020 berdasarkan model-model tersebut

1.3.2 Batasan Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian tersebut maka agar pembahasan dapat lebih fokus akan dibuat batasan masalah sebagai berikut :

1. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data runtun waktu pertambahan jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta dari tanggal 6 Maret 2020 sampai tanggal 30 Juni 2021

2. Metode yang akan digunakan adalah metode ARIMA, NN dan Hybrid ARIMA-NN dan Quantum Arima NN
3. Analisis hasil peramalan untuk jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta pada periode tanggal 1 Juli sampai 31 Juli 2020 berdasarkan model ARIMA, NN dan Hybrid Quantum Arima NN

1.4 Kontribusi dan Manfaat Penelitian

Berdasarkan hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi keilmuan yaitu dalam mengembangkan konsep dan teori model peramalan data runtun waktu, yaitu model Hybrid Quantum Arima ANN yang dapat memberikan hasil peramalan yang lebih akurat sesuai data runtun waktu yang ada. Konsep dan teori ini nantinya dapat digunakan di berbagai bidang seperti bidang kesehatan, ekonomi, bisnis, keuangan, pendidikan, transportasi, peramalan cuaca, telekomunikasi, pariwisata dan bidang lainnya dengan asumsi data runtun waktu yang dianalisis memiliki pola yang sama dengan dataset yang digunakan dalam pemodelan.

Adapun manfaat hasil penelitian ini antara lain :

1. Memberikan satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan terhadap data runtun waktu yaitu metode Hybrid Quantum ARIMA NN
2. Memberikan hasil peramalan untuk jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta sesuai data yang dianalisis sehingga dapat menjadi informasi terkait kondisi perkembangan kasus harian Covid 19 di periode yang akan datang
3. Sebagai informasi bagi para pemangku kepentingan berdasarkan hasil peramalan yang diperoleh dalam membuat kebijakan terkait4. Dengan adanya hasil peramalan ini dapat dilakukan beberapa alternatif tindakan terkait hasil peramalan untuk menekan laju pertumbuhan Covid 19 di Jakarta
4. Memberikan kesempatan bagi para peneliti untuk membuat metode peramalan lain yang menghasilkan nilai peramalan yang lebih akurat untuk data yang sama

BAB II TELAAH PUSTAKA

2.1 Telaah 1

Jurnal pertama yang menjadi acuan adalah jurnal yang berjudul : “Estimation of the final size of the COVID-19 epidemic” yang ditulis oleh Milan Batista [6]. Dalam jurnal ini digunakan *The logistic growth model and classic susceptible-infected-recovered dynamic model* untuk memperkirakan ukuran akhir epidemi virus corona. Berdasarkan data yang tersedia, dapat diperkirakan bahwa ukuran akhir epidemi virus corona menggunakan model logistik akan menjadi sekitar 83700 (+/-1300) kasus dan puncak epidemi pada 9 Februari 2020. Selengkapnya ukuran akhir optimis dari 83300 kasus diperoleh dengan menggunakan transformasi Shanks. Angka serupa diperoleh dengan menggunakan model SIR, di mana ukuran epidemi yang diprediksi sekitar 84500, dan transformasi Shanks menurunkan angka ini menjadi sekitar 83700 kasus. Tingkat akurasi perkiraan ini masih harus dilihat. Kesimpulannya, secara kualitatif, kedua model menunjukkan bahwa epidemi sedang, tetapi data terbaru menunjukkan tren kenaikan linier. Oleh karena itu, beberapa hari ke depan akan menunjukkan ke arah mana epidemi itu menuju.

Prediksi artikel hanya berlaku untuk China. Pada 20 Februari, 99% kasus berasal dari China. Tren linier dalam data mulai 20 Februari dan seterusnya berarti penurunan jumlah yang terinfeksi di China dan peningkatan yang terinfeksi di tempat lain di dunia. Dengan kata lain, di Cina, epidemi melambat, namun sekarang berkembang di tempat lain di dunia. Metode peramalan yang digunakan dalam artikel ini tidak dapat diterapkan pada tahap awal epidemi.

2.2 Telaah 2

Jurnal kedua yang menjadi acuan adalah jurnal yang berjudul : Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset. Jurnal ini ditulis oleh Benvenuto D., Giovanetti M., Vassallo L., Angeletti S., Picozzi S pada jurnal Data in Brief Volume 29, April 2020 [7]. Hasil penelitian pada jurnal ini menjelaskan bahwa penyakit Coronavirus 2019 (COVID-2019) telah diakui sebagai ancaman global, dan beberapa penelitian sedang dilakukan menggunakan berbagai model matematika untuk memprediksi kemungkinan evolusi epidemi ini.

Model matematika yang didasarkan pada berbagai faktor dan analisis ini memiliki potensi bias. Di dalam jurnal ini diusulkan model ekonometrik sederhana yang

dapat berguna untuk memprediksi penyebaran COVID-2019. Peneliti telah melakukan prediksi model Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada data epidemiologi Johns Hopkins untuk memprediksi tren epidemiologi prevalensi dan kejadian COVID-2019. Untuk perbandingan lebih lanjut atau untuk perspektif masa depan, definisi kasus dan pengumpulan data harus dipertahankan secara real time.

2.3 Telaah 3

Jurnal ketiga yang menjadi acuan adalah : ” Real-time forecasts and risk assessment of novel coronavirus (COVID-19) cases: A data-driven analysis. Chaos, solitons, and fractals” yang ditulis oleh [8]. Chakraborty, T., & Ghosh, I di jurnal Chaos, Solitons & Fractals Volume 135, June 2020. Penyakit coronavirus 2019 (COVID-19) telah menjadi darurat kesehatan masyarakat yang menjadi perhatian internasional yang mempengaruhi 201 negara dan wilayah di seluruh dunia. Pada 4 April 2020, itu telah menyebabkan wabah pandemi dengan lebih dari 11.16.643 infeksi yang dikonfirmasi dan lebih dari 59.170 kematian yang dilaporkan di seluruh dunia. Fokus utama makalah ini ada dua: (a) menghasilkan perkiraan jangka pendek (waktu nyata) dari kasus COVID-19 di masa depan untuk banyak negara; (b) penilaian risiko (dalam hal tingkat kematian kasus) dari COVID-19 baru untuk beberapa negara yang sangat terpengaruh dengan menemukan berbagai karakteristik demografis penting dari negara-negara tersebut bersama dengan beberapa karakteristik penyakit. Untuk memecahkan masalah pertama, pada jurnal ini disajikan pendekatan hibrida berdasarkan model rata-rata bergerak terintegrasi autoregresif dan model peramalan berbasis Wavelet yang dapat menghasilkan perkiraan jangka pendek (sepuluh hari ke depan) dari jumlah kasus harian yang dikonfirmasi untuk Kanada, Prancis, India, Korea Selatan, dan Inggris. Prediksi wabah di masa depan untuk berbagai negara akan berguna untuk alokasi sumber daya perawatan kesehatan yang efektif dan akan bertindak sebagai sistem peringatan dini bagi pembuat kebijakan pemerintah. Dalam masalah kedua, penulis jurnal ini menerapkan algoritma pohon regresi yang optimal untuk menemukan variabel kausal penting yang secara signifikan mempengaruhi tingkat kematian kasus untuk negara yang berbeda. Analisis berbasis data ini tentu akan memberikan wawasan mendalam tentang studi penilaian risiko awal untuk 50 negara yang sangat terkena dampak.

2.4 Telaah 4

Dalam penelitian di jurnal acuan 4 berjudul “Analysis and forecast of COVID-19 spreading in China, Italy and France” [9] dianalisis dinamika temporal wabah penyakit coronavirus 2019 di Cina, Italia, dan Prancis dalam rentang waktu. Analisis pertama berdasarkan hari dan model *simple mean-field* menunjukkan beberapa universalitas dalam penyebaran epidemi, menunjukkan bahwa model *simple mean-field*

dapat digunakan secara bermakna untuk mengumpulkan gambaran kuantitatif penyebaran epidemi, dan terutama ketinggian dan waktu puncak terkonfirmasi individu yang terinfeksi. Analisis data yang sama dalam model sederhana untuk data orang yang rentan-terinfeksi-pulih-kematian menunjukkan bahwa parameter kinetik yang menggambarkan tingkat pemulihan tampaknya sama, terlepas dari negaranya, sedangkan tingkat infeksi dan kematian tampaknya lebih bervariasi. Model tersebut menempatkan puncaknya di Italia sekitar 21 Maret 2020, dengan jumlah puncak orang yang terinfeksi sekitar 26.000 (tidak termasuk sembuh dan meninggal) dan jumlah kematian pada akhir epidemi sekitar 18.000. Karena kasus yang dikonfirmasi diyakini antara 10 dan 20% dari jumlah sebenarnya orang yang akhirnya terinfeksi, tingkat kematian COVID-19 yang nyata turun antara 4% dan 8% di Italia, sementara tampaknya jauh lebih rendah, antara 1 % dan 3% di Cina. Berdasarkan perhitungan diperkirakan bahwa 2.500 unit ventilasi harus mewakili angka yang adil untuk persyaratan puncak yang harus dipertimbangkan oleh otoritas kesehatan di Italia untuk perencanaan strategis mereka. Akhirnya, simulasi efek tindakan penahanan drastis terhadap wabah di Italia menunjukkan bahwa pengurangan tingkat infeksi memang menyebabkan puncak epidemi padam. Namun, juga terlihat bahwa tingkat infeksi perlu dikurangi secara drastis dan cepat untuk mengamati penurunan yang cukup besar dari puncak epidemi dan tingkat kematian. Ini tampaknya hanya mungkin melalui upaya yang terpadu dan disiplin, meskipun menyakitkan, dari populasi secara keseluruhan.

2.5 Telaah 5

Pada jurnal acuan ke-5 yang berjudul “Forecasting of COVID19 per regions using ARIMA models and polynomial functions” [10], COVID-2019 adalah ancaman global, oleh karena itu di seluruh dunia, penelitian difokuskan pada topik-topik seperti mendeteksi, mencegah, menyembuhkan, dan memprediksinya. Analisis yang berbeda mengusulkan model untuk memprediksi evolusi epidemi ini. Analisis ini mengusulkan model untuk wilayah geografis tertentu, negara tertentu, atau membuat model global. Model memberikan kemungkinan untuk memprediksi perilaku virus, dapat digunakan untuk membuat rencana respons di masa depan. Jurnal ini menyajikan analisis penyebaran COVID-19 yang menunjukkan sudut pandang yang berbeda untuk seluruh dunia, melalui 6 wilayah geografis (benua). Dalam jurnal ini diusulkan untuk membuat hubungan antar negara, yang berada di wilayah geografis yang sama untuk memprediksi kemajuan virus. Negara-negara di wilayah geografis yang sama memiliki variabel dengan nilai yang sama (dapat diukur dan tidak dapat diukur), yang mempengaruhi penyebaran virus. Dalam jurnal ini diusulkan algoritma untuk melakukan dan mengevaluasi model ARIMA untuk 145 negara, yang didistribusikan ke 6 wilayah. Kemudian membuat model untuk wilayah ini menggunakan parameter ARIMA, populasi per 1 juta orang, jumlah kasus, dan fungsi polinomial. Usulan tersebut mampu memprediksi kasus COVID-19 dengan rata-rata RMSE 144,81. Hasil utama dari

penelitian ini adalah menunjukkan hubungan antara perilaku COVID-19 dan populasi di suatu wilayah, hasil ini menunjukkan peluang untuk membuat lebih banyak model untuk memprediksi perilaku COVID-19 dengan menggunakan variabel seperti kelembaban, iklim, budaya, dan lain-lain.

2.6 Telaah 6

Pada jurnal acuan ke-6 berjudul "Real-time Forecasting of the COVID-19 Epidemic using the Richards Model in South Sulawesi, Indonesia" yang terbit pada jurnal *Indonesian Journal of Science and Technology* [11] membahas Real-time Forecasting Epidemi COVID-19 menggunakan kumulatif kasus harian COVID-19 di Sulawesi Selatan. Tujuan penelitian ini adalah menjadikan model pertumbuhan kasus COVID-19 di Sulawesi Selatan di 5 provinsi teratas dengan kasus COVID-19 terbesar di Indonesia dan memprediksi kapan pandemi ini mencapai puncak penyebaran dan kapan berakhir. Jurnal ini menggunakan model Richards, yang merupakan perluasan dari model pertumbuhan logistik sederhana dengan parameter penskalaan tambahan. Data yang digunakan dalam makalah per 24 Juni 2020 diambil dari situs resmi pemerintah Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan jumlah kumulatif maksimum kasus COVID-19 mencapai 10.000 hingga 12.000 kasus. Puncak pandemi diperkirakan terjadi pada Juni hingga Juli 2020 dengan tetap memberlakukan pembatasan sosial. Kondisi Sulawesi Selatan menunjukkan kurva yang landai sekitar Oktober 2020 yang artinya masih ada penambahan kasus namun tidak signifikan. Saat memasuki November, kurva mulai mendatar yang mengindikasikan penambahan kasus yang sangat kecil hingga pandemi berakhir. Hasil prediksi puncak pandemi sama dengan data Indonesia; yang berbeda adalah prediksi kapan pandemi akan berakhir. Dalam skenario kasus terbaik, data saat ini akan cenderung melambat, dengan adanya pandemi COVID-19 di Sulawesi Selatan diharapkan berakhir pada November 2020. Prosedur pemodelan yang dibuat dapat memberikan informasi tentang pandemi COVID-19 yang sedang berlangsung di Sulawesi Selatan yang dapat memfasilitasi respons kesehatan masyarakat secara real-time tentang wabah penyakit di masa depan.

2.7 Telaah 7

Pada jurnal acuan ke-7 yang berjudul "A simple model for COVID-19" penulis Arino J, dkk [12] dapat disimpulkan model yang disajikan dalam penelitiannya dapat digunakan untuk mempertimbangkan beberapa aspek penyebaran patogen baru atau yang muncul kembali. Peneliti telah berfokus di sini pada aspek praktis dari penggunaan model, dengan fokus pada kebutuhan, dalam pengaturan tanggap darurat, untuk

memberikan evaluasi hasil yang cepat. Model yang diperoleh terdiri dari 8 persamaan diferensial, tetapi parameterisasinya melibatkan jumlah parameter yang sama dengan 5 model persamaan yang menjadi sumbernya (Arino et al., 2006). Karena banyak hal yang tidak diketahui selama tahap awal krisis seperti pandemi COVID-19 yang sedang berlangsung, model sederhana yang dapat dipasang menggunakan sejumlah kecil parameter sangat berguna. Penulis telah mempertimbangkan banyak variasi pada model saat ini, sebagai bagian dari pekerjaan yang dilakukan di Kanada terkait COVID-19. Sementara model dasar ini telah terbukti sangat membantu dalam banyak keadaan, tidak dapat secara khusus memberikan wawasan tentang pengujian atau pelacakan kontak. Paradigma pemodelan lain seperti model berbasis individu (IBM) atau berbasis agen (ABM) jauh lebih cocok untuk menjawab pertanyaan di bidang ini. Versi model rantai Markov waktu terus menerus dari model ini misalnya telah dipertimbangkan untuk menjawab pertanyaan spesifik di mana pemahaman yang lebih baik tentang rantai infeksi diperlukan, seperti impor kasus ke lokasi baru. Di mana model yang diperoleh cukup tepat, di sisi lain, adalah ketika populasi berukuran cukup dipertimbangkan. Dalam hal ini, dapat dengan mudah ditunjukkan, seperti yang telah dilakukan di (Arino et al., 2006), bahwa model ODE pada dasarnya memberikan hasil yang serupa dengan IBM dan ABM tingkat populasi. Ini menyoroti kekuatan lain dari jenis pendekatan ini: model ODE cukup setuju untuk analisis sensitivitas yang luas, mengedepankan kesimpulan non-metodologis penting dari pekerjaan ini. Salah satu faktor/parameter yang paling berpengaruh dalam model yang dipertimbangkan adalah proporsi kasus asimtomatik. Angka reproduksi dasar R_0 (melalui parameter transmisi b dan interaksinya dengan parameter lain) menentukan waktu puncak kasus yang dapat diamati sedangkan nilai puncak, dan dengan demikian dampaknya pada sistem perawatan kesehatan, sangat bergantung pada proporsi dari kasus-kasus yang asimtomatik. Ini menyoroti kebutuhan yang sangat besar untuk penelitian lebih lanjut, baik di lapangan maupun dalam pemodelan, untuk memahami pendorong asimtomatis dan prevalensinya di antara kasus-kasus.

2.8 Telaah 8

Dalam jurnal acuan ke-8 yang berjudul “Short-term forecasts of the COVID-19 epidemic in Guangdong and Zhejiang, China: February 13–23, 2020” [13] penulis Roosa, K dkk diperoleh suatu hasil bahwa Epidemi COVID-19 yang sedang berlangsung terus menyebar di dalam dan di luar China, meskipun beberapa langkah jarak sosial diterapkan oleh pemerintah China. Data epidemiologi yang terbatas tersedia, dan perubahan terbaru dalam definisi kasus dan pelaporan semakin memperumit pemahaman tentang dampak epidemi, terutama di pusat epidemi. Di dalam penelitian ini digunakan model fenomenologis yang telah divalidasi sebelumnya untuk menghasilkan perkiraan jangka pendek dari kasus kumulatif yang dilaporkan di Guangdong dan Zhejiang, Cina. Menggunakan data kasus kumulatif yang dilaporkan

setiap hari hingga 13 Februari 2020 dari Komisi Kesehatan Nasional China, dilaporkan perkiraan laporan kasus kumulatif 5 dan 10 hari ke depan. Secara khusus, dihasilkan perkiraan menggunakan model pertumbuhan logistik umum, model pertumbuhan Richards, dan model gelombang sub-epidemi, yang masing-masing sebelumnya telah digunakan untuk meramalkan wabah karena penyakit menular yang berbeda. Perkiraan dari masing-masing model menunjukkan wabah mungkin hampir punah di Guangdong dan Zhejiang; namun, prediksi model sub-epidemi juga mencakup potensi penularan berkelanjutan lebih lanjut, khususnya di Zhejiang. Prakiraan 10 hari kami di ketiga model memprediksi 65–81 kasus tambahan (batas atas: 169–507) di Guangdong dan tambahan 44–354 (batas atas: 141–875) kasus di Zhejiang pada 23 Februari 2020. Dalam skenario kasus terbaik, data saat ini menunjukkan bahwa transmisi di kedua provinsi melambat.

2.9 Telaah 9

Dari jurnal acuan ke-9 berjudul “Application of SEIR Model in COVID-19 and The Effect of Lockdown on Reducing The Number of Active Cases” penulis Putra, Zulfan, & Shahrul Azman Zainal Abidin [14] diperoleh hasil penelitian sebagai berikut. Penyebaran Covid-19 di suatu wilayah di Asia Tenggara telah dimodelkan menggunakan model kompartemen yang disebut SEIR (Susceptible, Exposed, Infected, Recovered). Jumlah aktual orang sakit yang membutuhkan perawatan, atau jumlah data kasus aktif digunakan untuk mendapatkan nilai realistis dari parameter model seperti angka reproduksi (R_0), masa inkubasi, dan masa pemulihan. Terlihat bahwa pada awal pandemi dimana sebagian besar masyarakat masih belum sadar, R_0 sangat tinggi terlihat dari lonjakan tajam jumlah orang yang terinfeksi dan dirawat di rumah sakit. Beberapa minggu setelah penguncian wilayah diberlakukan dan orang-orang mematuhi peraturan dan mengamati jarak aman, nilai R_0 turun secara signifikan, dan konvergen ke nilai stabil sekitar 3. Menggunakan parameter model yang diperoleh, tertentu setiap hari, jumlah maksimum kasus aktif yang dikonvergensi ke nilai tertentu sekitar 2500 kasus. Diharapkan pada awal Juni 2020 jumlah kasus aktif akan turun ke level yang sangat rendah

2.10 Telaah 10

Penelitian yang berjudul “COVID-19 Outbreak Prediction Using Quantum Neural Networks” ini menyajikan bahwa kecerdasan buatan telah menjadi alat penting dalam memerangi COVID-19. Model pembelajaran mesin untuk prediksi pandemi global COVID-19 telah menunjukkan akurasi yang lebih tinggi daripada model statistik yang digunakan sebelumnya oleh ahli epidemiologi. Dengan munculnya pembelajaran mesin kuantum, disajikan analisis komparatif untuk model *continuous variable quantum neural networks (variational circuits)* and *quantum backpropagation multilayer perceptron (QBMLP)*. Penelitian ini menganalisis data yang berbelit-belit dan sporadis

dari dua negara yang terkena dampak, dan berharap penelitian ini akan membantu dalam pemodelan wabah yang efektif sambil menyoroti masa depan yang cerah dari pembelajaran mesin kuantum.[15-17]

2.11 Perbandingan Telaah Pustaka

Berdasarkan tinjauan yang sudah dibaca, maka terdapat kelebihan dan kekurangan yang diperoleh dari hasil penelitiannya, yaitu :

No.	Telaah	Kelebihan	Kekurangan
1	Telaah 1	Berdasarkan model yang digunakan dapat diketahui ukuran akhir epidemi virus corona menggunakan model logistik	Prediksi artikel hanya berlaku untuk China. Metode peramalan yang digunakan dalam artikel ini tidak dapat diterapkan pada tahap awal epidemi.
2	Telaah 2	Pendekatan model yang digunakan pada penelitian ini adalah model ekonometrik sederhana yaitu ARIMA yang mudah diterapkan	Untuk perbandingan lebih lanjut atau untuk perspektif masa depan, definisi kasus dan pengumpulan data harus dipertahankan secara real time
3	Telaah 3	Menghitung penilaian risiko (dalam hal tingkat kematian kasus) dari COVID-19 baru untuk beberapa negara yang sangat terpengaruh dengan menemukan berbagai karakteristik demografis penting dari negara-negara tersebut bersama dengan beberapa karakteristik penyakit	Model yang diperoleh hanya menghasilkan perkiraan jangka pendek (waktu nyata) dari kasus COVID-19 di masa depan untuk beberapa negara yaitu Kanada, Prancis, India, Korea Selatan, dan Inggris
4	Telaah 4	Analisis berdasarkan hari dan model <i>simple mean-field</i> menunjukkan beberapa hasil universalitas dalam penyebaran epidemi, menunjukkan bahwa model <i>simple mean-field</i> dapat digunakan secara bermakna untuk mengumpulkan gambaran kuantitatif penyebaran epidemi, dan terutama ketinggian dan waktu	Model yang digunakan adalah dinamika temporal yaitu dalam rentang waktu tertentu dan dengan skala berbeda. Pada penelitian ini menggunakan skala harian yang hasilnya hanya berlaku untuk rentang waktu itu saja

		puncak terkonfirmasi individu yang terinfeksi	
5	Telaah 5	Jurnal ini menyajikan analisis penyebaran COVID-19 yang menunjukkan sudut pandang yang berbeda untuk seluruh dunia, melalui 6 wilayah geografis (benua). Dalam jurnal ini diusulkan untuk membuat hubungan antar negara, yang berada di wilayah geografis yang sama untuk memprediksi kemajuan virus menggunakan ARIMA models and polynomial functions	Hasil dari penelitian ini adalah menunjukkan hubungan antara perilaku COVID-19 dan populasi di suatu wilayah, tapi belum menggunakan variabel lain seperti kelembaban, iklim, budaya, dan lain-lain.
6	Telaah 6	Jurnal ini menggunakan model Richards, yang merupakan perluasan dari model pertumbuhan logistik sederhana dengan parameter penskalaan tambahan dan dapat memprediksi kapan pandemi ini mencapai puncak penyebaran dan kapan berakhir	Model belum dapat digunakan untuk memprediksi jumlah pertambahan kasus Covid 19 di periode mendatang
7	Telaah 7	Model yang disajikan dalam penelitian ini dapat digunakan untuk mempertimbangkan beberapa aspek penyebaran patogen baru atau yang muncul kembali. Peneliti telah berfokus di sini pada aspek praktis dari penggunaan model, dengan fokus pada kebutuhan, dalam pengaturan tanggap darurat, untuk memberikan evaluasi hasil yang cepat.	Model yang diperoleh terdiri dari 8 persamaan diferensial, tetapi parameterisasinya melibatkan jumlah parameter yang sama dengan 5 model persamaan yang menjadi sumbernya.
8	Telaah 8	Di dalam penelitian ini digunakan model fenomenologis yang telah divalidasi sebelumnya untuk menghasilkan perkiraan jangka	Data epidemiologi yang terbatas tersedia, dan perubahan terbaru dalam definisi kasus dan pelaporan semakin memperumit

		pendek dari kasus kumulatif yang dilaporkan di Guangdong dan Zhejiang, Cina. Model yang digunakan model pertumbuhan logistik umum, model pertumbuhan Richards, dan model gelombang sub-epidemi, yang masing-masing sebelumnya telah digunakan untuk meramalkan wabah karena penyakit menular yang berbeda.	pemahaman tentang dampak epidemi, terutama di pusat epidemi
9	Telaah 9	Model yang digunakan adalah model kompartemen yang disebut SEIR (Susceptible, Exposed, Infected, Recovered) untuk mendapatkan nilai realistis dari parameter model seperti angka reproduksi (R_0), masa inkubasi, dan masa pemulihan berdasarkan jumlah aktual orang sakit yang membutuhkan perawatan, atau jumlah data kasus aktif	Tidak dapat digunakan untuk prediksi akan tetapi untuk melakukan analisis terkait nilai parameter R_0 . Terlihat bahwa pada awal pandemi dimana sebagian besar masyarakat masih belum sadar, R_0 sangat tinggi terlihat dari lonjakan tajam jumlah orang yang terinfeksi dan dirawat di rumah sakit
10	Telaah 10	Model continuous variable quantum neural networks (variational circuits) and quantum backpropagation multilayer perceptron (QBMLP) dapat menganalisis data yang berbelit-belit dan menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan model biasa	Pemodelannya agak rumit dan perlu mesin kuantum untuk pengolahan datanya

Berdasarkan perbandingan telaah tersebut, pada penelitian ini akan diusulkan sebuah metode untuk menghasilkan model peramalan yang sesuai untuk data runtun waktu yang ada, yaitu data jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta dengan metode Hybrid ARIMA-QNN berdasarkan dataset dari situs <https://corona.jakarta.go.id> tanggal 6 Maret 2020 sampai 30 Juni 2021 sebagai data training dan nanti akan diprediksi untuk tanggal 1 Juli 2021 sampai dengan 31 Juli 2021 sebagai data uji. Metode Hybrid ARIMA-QNN diusulkan dengan harapan akan memberikan nilai peramalan yang lebih akurat dengan presisi yang tinggi

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Gambaran Umum Penelitian

Motivasi dari Metodologi yang diusulkan adalah membuat suatu metode peramalan yang sesuai dengan data runtun waktu yang ada serta meningkatkan akurasi dengan tetap memperhatikan efisiensi waktu komputasinya.

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah menganalisis data jumlah kasus harian Covid 19 di Jakarta berdasarkan dataset dari situs <https://corona.jakarta.go.id> tanggal 6 Maret 2020 sampai 30 Juni 2021 sebagai data training dan nanti akan diprediksi untuk tanggal 1 Juli 2021 sampai dengan 31 Juli 2021 sebagai data uji dengan tahapan sebagai berikut :

1. Mempersiapkan data runtun waktu yang akan dianalisis
2. Menganalisis data runtun waktu yang ada menggunakan metode statistika ARIMA
3. Menganalisis data runtun waktu yang ada menggunakan metode Quantum Neural Network
4. Mengembangkan model Hybrid ARIMA-Quantum Neural Network
5. Menentukan model yang cocok untuk setiap variabel
6. Menguji kecocokan masing-masing model
7. Melakukan peramalan dengan menggunakan model yang cocok
8. Melakukan perbandingan tingkat akurasi hasil peramalan dengan tiap model

Untuk mendapatkan model peramalan yang diharapkan sesuai dengan data runtun waktu yang ada, maka perlu dilakukan pendekatan ilmiah yaitu dengan melihat pola data runtun waktu yang ada terlebih dahulu. Dengan melihat pola data awal yang dimiliki maka akan memudahkan dalam memilih model yang sesuai untuk data tersebut. Pendekatan lainnya adalah menggunakan tools untuk menentukan secara otomatis Bentuk model statistik ARIMA yang sesuai dengan runtun waktu yang ada, lalu model tersebut dilatih menggunakan quantum neural network agar diketahui pola-pola data yang sudah ada dan dapat diuji akurasi.

3.2 Model ARIMA

Bentuk umum model ARIMA dapat dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad \dots\dots\dots 1$$

Operator AR adalah

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \quad \dots\dots\dots 2$$

Operator MA adalah

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad \dots\dots\dots 3$$

1. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Notasi

model : ARIMA (p, d, q)

p : orde untuk proses *autoregressive* (AR),

d : orde yang menyatakan banyaknya proses diferensi dilakukan pada data *time series* yang tidak stasioner,

q : orde yang menyatakan proses *moving average* (MA).

Pola teoretis ACF dan PACF dari proses yang stasioner

Tipe Model	Pola Tipikal ACF	Pola Tipikal PACF
AR (p)	Menurun secara eksponensial/ sinusoidal	Terputus setelah lag p
MA (q)	Terputus setelah lag q	Menurun secara eksponensial/ sinusoidal
ARMA (p, q)	Menurun secara eksponensial/ sinusoidal	Menurun secara eksponensial/ sinusoidal

Sumber : Aswi dan Sukarna 2006

2. Tahapan Analisis Time Series (ARIMA)

a. Membuat Plot Time Series

- Identifikasi asumsi stasioneritas data runtun waktu.
- Suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak berubah seiring dengan perubahan waktu
- Tidak stasioner dalam mean : jika trend tidak datar (tidak sejajar smbu waktu)
- Tidak stasioner dalam varian : jika trend datar atau hampir datar, tetapi data tersebar membangun pola melebar atau menyempit (pola terompet)

- Tidak stasioner dalam mean & varians : jika trend tidak datar dan data membentuk pola terompak.

Augmented Dickey- Fuller (Uji Formal untuk Stasioneritas)

Hipotesis :

H_0 : Terdapat akar unit dan data tidak stasioner ($=0$)

H_1 : Tidak terdapat akar unit dan data stasioner (<0 span="">>")

Taraf Signifikansi : $\alpha = \dots \%$

Statistik Uji :

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \dots\dots\dots 4$$

$$\varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2)$$

$$\gamma = -(1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i) \dots\dots\dots 5$$

$$\beta_i = -\sum_{j=1}^p \alpha_j \dots\dots\dots 6$$

Kriteria Uji :

H_0 ditolak jika nilai mutlak dari *Augmented Dickey- Fuller* > nilai kritis *MacKinnon* , atau nilai prob.* < α .

b. Menghitung/ Membuat Plot ACF dan PACF

- Mengidentifikasi model runtun waktu yang mungkin
- Mengestimasi parameter model

c. Uji Signifikansi Parameter

Hipotesis :

$H_0 : \phi_i = 0$ dan/atau $\theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1 : \phi_i \neq 0$ dan/atau $\theta_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

Taraf Signifikansi : $\alpha = \dots \%$

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{se(\hat{\phi})} \quad \text{dan/atau} \quad t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}$$

Kriteria Uji :

Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{(\alpha/2; n-1)}$ atau p-value < alpha

d. Verifikasi Model

- Independensi Residual

Hipotesis :

$H_0 : \rho_{12} = \rho_{24} = \rho_{36} = \rho_{48} = 0$ (tidak ada korelasi antar-lag)

H_1 : Paling sedikit ada satu $\rho_k \neq 0$

dengan $k=12, 24, 36, 48$ (ada korelasi antar-lag)

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2$$

Kriteria Uji :

Tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{(\alpha, m-s)}$ atau p-value < alpha

dengan m = lag maksimum, s = jumlah parameter yang diestimasi,

dan α = taraf signifikans

- Normalitas Residual

Hipotesis :

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji :

$$D_0 = \max |F_0(a_t) - S_N(a_t)|$$

$F_0(a_t)$: fungsi peluang kumulatif residual

$S_N(a_t)$: distribusi kumulatif yang diobservasi dari suatu sampel acak sebanyak N observasi

Kriteria Uji :

Tolak H_0 jika $D_0 > D_{tabel}$ atau p-value < alpha

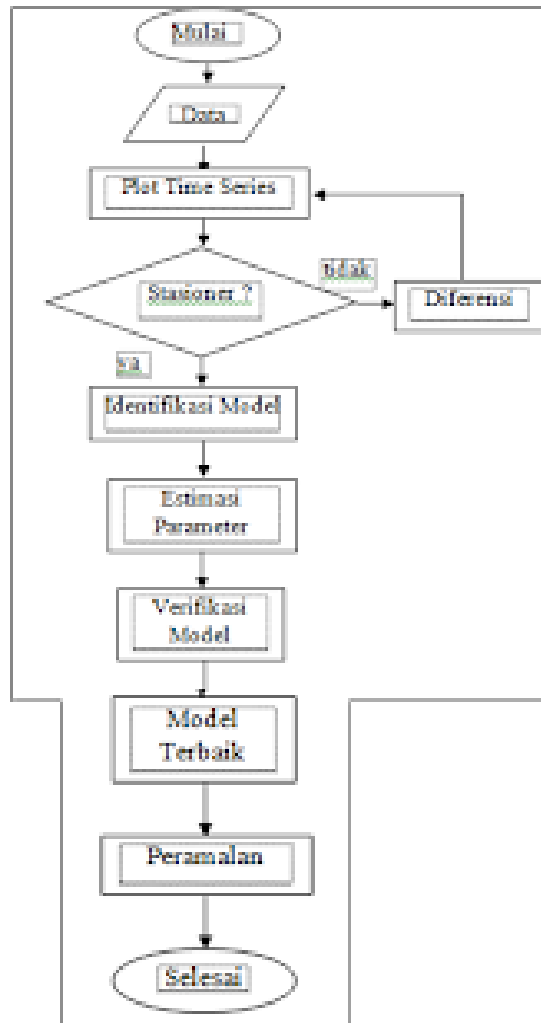
- Ukuran Ketepatan Ramalan

Model dengan ukuran ketepatan peramalan yang baik adalah model yang menghasilkan *error* yang kecil.

Nilai tengah kesalahan kuadrat (*Mean Square Error*)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}$$

Berikut flowchart langkah-langkah membuat model
ARIMA :



Gambar 1. Flowchart Analisis Runtun Waktu ARIMA

3.3 Model Neural Network

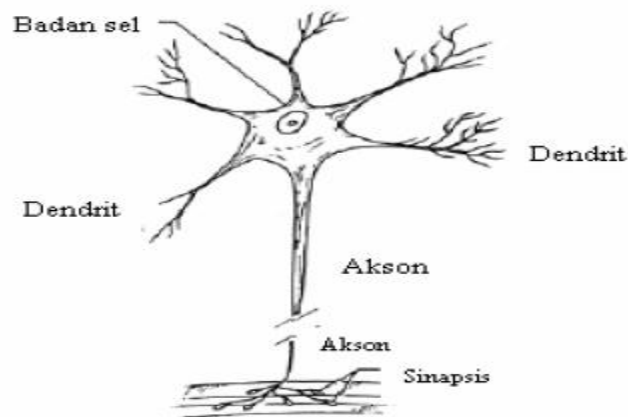
Dalam buku Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB, Drs. Jong Jek Siang, M.Sc menyebutkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan adalah system pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. Jaringan Syaraf Tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron)

- Sinyal dikirimkan di antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung
- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal
- Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang (treshhold)

Jaringan Syaraf Tiruan ditentukan oleh tiga hal :

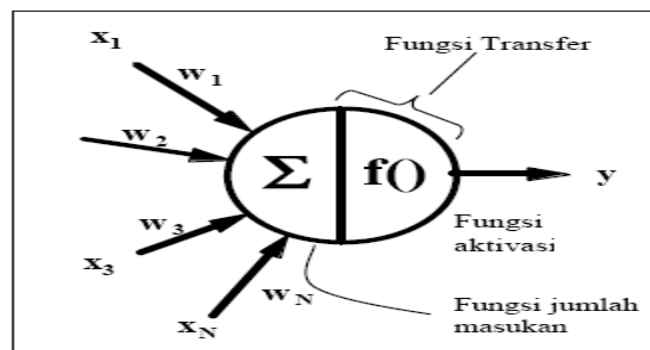
- Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan)
- Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training/learning algoritma)
- Fungsi Aktivasi

Gambar skematik tipikal neuron dapat dilihat pada gambar 2



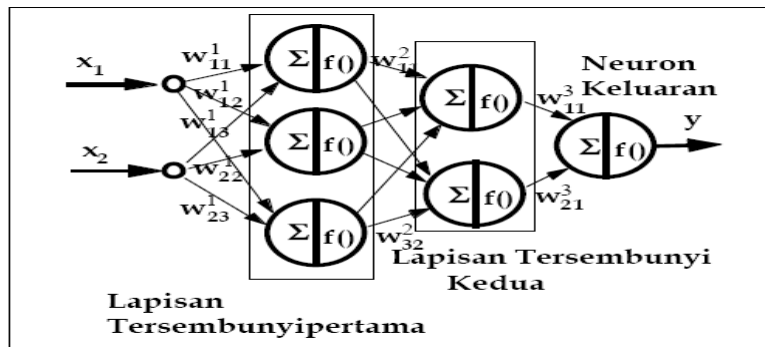
Gambar 2 Syaraf Biologis

Pemrosesan informasi dalam Jaringan Syaraf Tiruan dapat disingkat sebagai berikut : Sinyal (baik berupa aksi ataupun potensial) muncul sebagai masukan unit (sinapsis); efek dari tiap sinyal ini dinyatakan sebagai bentuk perkalian dengan sebuah nilai bobot untuk mengindikasikan kekuatan dari sinapsis. Semua sinyal yang diberi pengali bobot ini kemudian dijumlahkan satu sama lain untuk menghasilkan unit aktivasi. Jika aktivasi ini melampaui sebuah batas ambang tertentu maka unit tersebut akan memberikan keluaran dalam bentuk respon terhadap masukan. Unit aktivasi ini kemudian dibandingkan dengan sebuah nilai ambang, dan hasilnya dimasukkan kedalam fungsi transfer (fungsi non-linier) yang akan menghasilkan sebuah keluaran. Secara ringkas proses tersebut dapat digambarkan dalam gambar 3



Gambar 3 Neuron buatan McCulloch-Pitts sebagai operator matematis

Aktivasi dari unit masukan diatur dan diteruskan melalui jaring hingga nilai dari keluaran dapat ditentukan. Jaring berperan sebagai fungsi vektor yang mengambil satu vektor pada masukan dan mengeluarkan satu vektor lain pada keluaran. Model Jaringan Syaraf Tiruan dapat memiliki sebuah lapisan bobot, dimana masukan dihubungkan langsung dengan keluaran, atau beberapa lapisan yang didalamnya terdapat beberapa lapisan tersembunyi, karena berada tersembunyi diantara neuron masukan dan keluaran. Jaring syaraf menggunakan unit tersembunyi untuk menghasilkan representasi pola masukan secara internal didalam jaring syaraf. Fungsi transfer (*non-linier*) yang digunakan dalam tiap neuron (baik dilapisan masukan, keluaran, atau lapisan tersembunyi) dapat berupa fungsi nilai ambang, fungsi linier, fungsi sigmoid, ataupun fungsi gaussian, tergantung dari karakter neuron sesuai keinginan kita. Hal ini dapat dilihat pada gambar 4



Gambar 4 Tipikal Sebuah Jaringan Syaraf Tiruan

3.3.1 Komponen Jaringan Syaraf

Terdapat beberapa tipe jaringan syaraf, hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri atas beberapa neuron dan ada hubungan antar neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju ke neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan nama bobot. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Neuron ini sebenarnya mirip dengan sel neuron biologis. Neuron-neuron buatan tersebut bekerja dengan cara yang sama pula dengan neuron biologis. Informasi (disebut dengan: input) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu. Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang datang. Hasil penjumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang (*threshold*) tertentu melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Apabila input tersebut melewati suatu nilai ambang tertentu,

maka neuron tersebut akan diaktifkan, tapi kalau tidak, maka neuron tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila neuron tersebut diaktifkan, maka neuron tersebut akan mengirimkan output melalui bobot-bobot outputnya ke semua neuron yang berhubungan dengannya.

Pada Jaringan syaraf, neuron-neuron akan dikumpulkan dalam lapisan (*layer*) yang disebut dengan lapisan neuron (*neuron layer*). Neuron-neuron pada satu lapisan akan dihubungkan dengan lapisan-lapisan sebelum dan sesudahnya (kecuali lapisan input dan lapisan output). Informasi yang diberikan pada jaringan syaraf akan dirambatkan lapisan ke lapisan. Mulai dari lapisan input sampai ke lapisan output melalui lapisan lainnya, yang sering disebut sebagai lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

3.3.2 Arsitektur Jaringan Syaraf

3.3.2.1 Jaringan dengan lapisan tunggal (*single layer net*)

Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi.

3.3.3.3 Jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer net*)

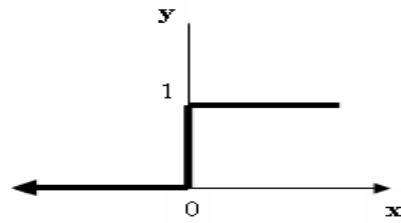
Jaringan dengan banyak lapisan memiliki 1 atau lebih lapisan yang terletak diantara lapisan input dan lapisan output (memiliki 1 atau lebih lapisan tersembunyi). Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada jaringan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit. Namun demikian, pada banyak kasus, pembelajaran pada jaringan dengan banyak lapisan ini lebih sukses dalam menyelesaikan masalah.

3.3.3. Fungsi Aktivasi

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan, antara lain :

a. Fungsi Undak Biner (*Hard Limit*)

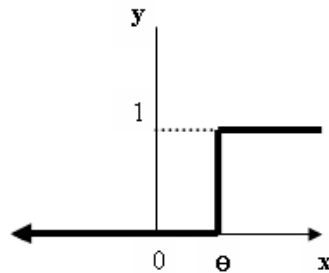
Jaringan dengan lapisan tunggal sering menggunakan fungsi undak (*step function*) untuk mengkonversikan input dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke suatu output biner (0 atau 1)



Undak Biner (hard limit)

b. Fungsi undak biner (*Threshold*)

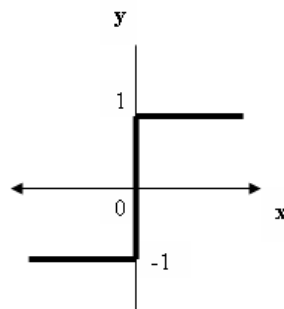
Fungsi undak biner dengan menggunakan nilai ambang sering juga disebut dengan fungsi nilai ambang (*Threshold*) atau fungsi *Heaviside*.



Undak Biner (threshold)

c. Fungsi Bipolar (*Symmetric Hard Limit*)

Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi undak biner, hanya saja output yang dihasilkan berupa 1, 0 atau -1



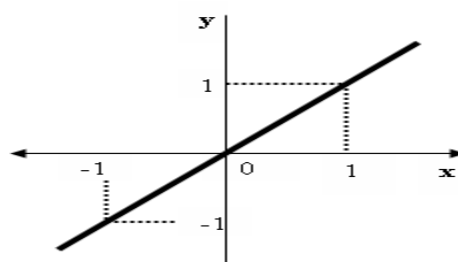
Bipolar (symmetric hard limit)

d. Fungsi Bipolar (dengan threshold)

Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi undak biner dengan threshold. Hanya saja keluaran yang dihasilkan berupa 1, 0, atau -1

e. Fungsi Linear (*Identitas*)

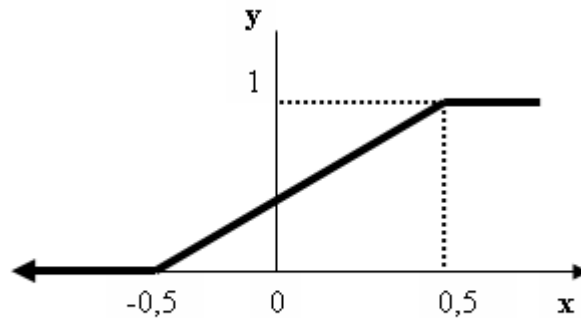
Fungsi linear memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya.



Linear (identitas)

f. Fungsi Saturating Linear

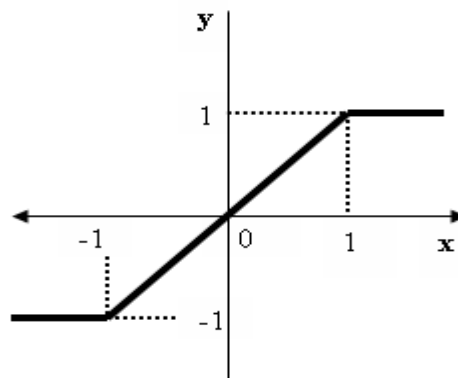
Fungsi ini akan bernilai 0 jika inputnya kurang dari $-\frac{1}{2}$, dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari $\frac{1}{2}$. Sedangkan jika nilai input terletak antara $-\frac{1}{2}$ dan $\frac{1}{2}$, maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai input ditambah $\frac{1}{2}$



Saturating Linear

g. Fungsi Symetric Saturating Linear

Fungsi ini akan bernilai -1 jika inputnya kurang dari -1, dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari 1. Sedangkan jika nilai input terletak antara -1 dan 1, maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai inputnya.



Symetric Saturating Linear

h. Fungsi Sigmoid Biner

Fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode backpropagation. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai outputnya 0 atau 1.

i. Fungsi Sigmoid Bipolar

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja output dari fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1

Fungsi ini sangat dekat dengan fungsi hyperbolic tangent. Keduanya memiliki range antara -1 sampai 1. Untuk fungsi hyperbolic tangent,

3.4 MODEL HYBRID ARIMA NEURAL NETWORK

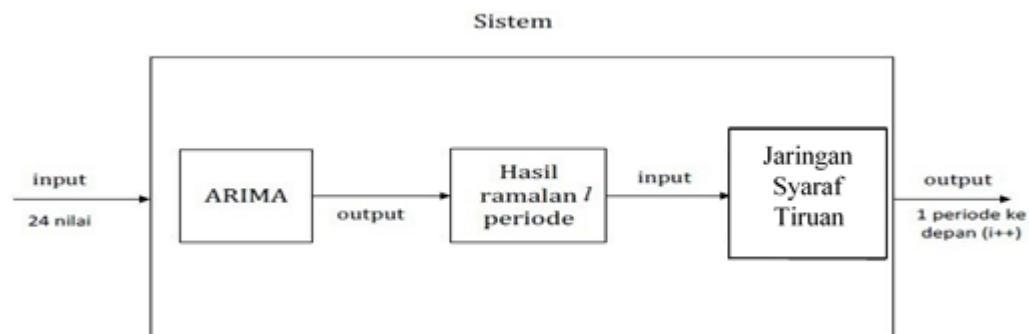
Berdasarkan hasil peramalan model ARIMA, akan dilakukan proses analisis runtun waktu menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Dengan kata lain, output dari peramalan model ARIMA akan menjadi input pada proses pengolahan data menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Kemudian akan ditentukan model jaringan syaraf tiruan yang sesuai dan cocok untuk data runtun waktu tersebut.

Secara matematis, hasil ramalan secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$$

Z_t merupakan hasil peramalan yang merupakan gabungan nilai ramalan dari model ARIMA atau Exponential Smoothing dan nilai ramalan dari model JST.

Berikut ini adalah arsitektur model peramalan hybrid ARIMA-JST dan ES-JST



Gambar 5 Model Hybrid ARIMA-JST dan Hybrid ES-JST

3.5 MODEL QUANTUM HYBRID ARIMA NEURAL NETWORK

Ada banyak pendekatan untuk pengembangan model Quantum Arima NN. Model-model ini fokus pada yang berbeda aspek komputasi kuantum dan pemrosesan saraf. Dalam komputasi kuantum, Sebagai unit informasi terkecil, bit kuantum atau qubit adalah sistem kuantum yang menyatakan terletak di ruang Hilbert dua dimensi. Seperti bit dalam klasik komputer, qubit berlabel dan mengekspresikan satu bit informasi: sesuai dengan bit 0 komputer klasik, dan bit 1. Keadaan qubit menyatakan superposisi keadaan yang koheren :

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle, \left(|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1\right) \dots\dots\dots 7$$

Di mana α dan β menentukan probabilitas yang sesuai. Gerbang kuantum yang mencakup karakteristik komputasi kuantum merupakan dasar untuk implementasi fisik dari komputasi kuantum. Himpunan logika universal termasuk dalam logika kuantum. Mirip dengan bit klasik, gerbang dasar dapat membentuk gerbang kuantum bermacam-macam dan menyelesaikan keadaan kuantum dari beberapa logika transformasi. berbasis elemen pada gerbang pergeseran fasa 1 bit dan gerbang kontrol-Tidak 2 bit dalam dinamika kuantum diambil sebagai fungsi aktivasi dalam Jaringan saraf. Untuk memudahkan aplikasi, formulir berikut:

Fungsi kompleks diberikan untuk menyatakan keadaan kuantum:

$$f(\theta) = e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta \dots\dots\dots 8$$

$i = \sqrt{-1}$ adalah bilangan imajiner adalah kuantum fase

3.6 Pengukuran Kinerja

3.6.1 Mean Squared Error

Dalam statistik, *Mean Squared Error* (MSE) sebuah estimator adalah nilai yang diharapkan dari kuadrat *error*. *Error* yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan nilai yang akan diestimasi. Perbedaan itu terjadi karena adanya keacakan pada data atau karena estimator tidak mengandung informasi yang dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat

3.6.2 Komparasi Hasil Peramalan

Setelah nilai Mean Squared Error dari kedua metode didapatkan, maka akan dilakukan komparasi terhadap nilai MSE yang didapatkan pada periode testing (*out-sample*)

- Jika nilai $MSE_{\text{STATISTIKA}} < MSE_{\text{ANN}}$ maka metode Statistika memiliki performa lebih baik dibandingkan metode ANN karena memiliki tingkat kesalahan relatif lebih kecil.
- Sebaliknya, jika $MSE_{\text{STATISTIKA}} > MSE_{\text{ANN}}$ maka metode Statistika memiliki performa lebih buruk dibandingkan metode ANN karena tingkat kesalahan yang dihasilkan relatif lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Zheng F & Zhong S. 2011. Time series forecasting using a hybrid RBF neural network and AR model based on binomial smoothing. *World Academy of Science. Eng Technol* 75:1471- 1475.
- [2]. DT Wiyanti, R Pulungan, 2012, "Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) dan Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)", *Jurnal MIPA* 35 (2) : 175-182
- [3]. Suhartono, Subanar, Suryo Guritno, 2005, "A Comparison Study of forecasting Models for Trend and Seasonal Time Series : Does Complex Model Always Yield Better than Simple Models", *Jurnal Teknik Industri* Vol. 7 No. 1, Juni 2005, pp. 22-30
- [4]. Taisei Ueguchi†, Nobuyuki Matsui, and Teijiro Isokawa, Proceedings of the SICE Annual Conference 2016 Tsukuba, Japan, September 20-23, 2016
- [5]. SUN Wei, HE Yujun and Meng Ming, *Applied Mechanics and Materials* Vols 20-23 (2010) pp 612-617 Trans Tech Publications, Switzerland
doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.20-23.612
- [6]. Batista M. Estimation of the final size of the COVID-19 epidemic. *MedRxiv* [Internet]. 2020 Feb 28 [sitasi 2020 Jun 7] ; 1-11. Diakses dari :
<https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.02.16.20023606v5.full.pdf>
DOI:10(2020.02), 1620023606.
- [7]. Benvenuto D., Giovanetti M., Vassallo L., Angeletti S., Picozzi S. Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset, *Data in Brief* [Internet]. 2020 April [sitasi 2020 Jun 7] ; 29 : 105340. Diakses dari :
<https://sciencedirect.com/science/article/pii/S2352340920302341>
DOI: 10.1016/j.dib.2020.105340
- [8]. Chakraborty, T., & Ghosh, I. Real-time forecasts and risk assessment of novel coronavirus (COVID-19) cases: A data-driven analysis. *Chaos, solitons, and fractals* [Internet]. 2020 Apr [sitasi 2020 Jun 7];135:109850. Diakses dari:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077920302502>
DOI: 10.1016/j.chaos.2020.109850
- [9]. Fanelli D., Piazza F. Analysis and forecast of COVID-19 spreading in China, Italy and France. *Chaos, Solitons & Fractals* [Internet]. 2020 Mei [sitasi 2020 Jun 7];134:109761. Diakses dari:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077920301636>
DOI: 10.1016/j.chaos.2020.109761.
- [10]. Andres Hernandez-Matamoros, Hamido Fujita, Toshitaka Hayashi, Hector Perez-Meana, Forecasting of COVID19 per regions using ARIMA models and polynomial functions, *Applied Soft Computing*, Volume 96, 2020, [sitasi 2021 Jul 31]; 106610, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106610>.
(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494620305482>)
- [11]. Zuhairoh, Faihatuz, & Dedi Rosadi. "Real-time Forecasting of the COVID-19 Epidemic using the Richards Model in South Sulawesi, Indonesia." *Indonesian Journal of Science and Technology* [Online], 5.3 (2020): 456-462. Web. 28 Jul. 2021 [sitasi 2021 Jul 29]. Diakses dari :
<https://ejournal.upi.edu/index.php/ijost/article/view/26139/pdf>
DOI: <https://doi.org/10.17509/ijost.v5i3.26139>
- [12]. Arino, J., & Portet, S. A simple model for COVID-19. *Infectious Disease Modelling* [Internet], 2020 Apr [sitasi 2021 Jul 30];5, 309-315. Diakses dari :
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2468042720300129>
<https://doi.org/10.1016/j.idm.2020.04.002>

- [13] Roosa, K., Lee, Y., Luo, R., Kirpich, A., Rothenberg, R., Hyman, J. M., & Chowell, G. (2020). Short-term forecasts of the COVID-19 epidemic in Guangdong and Zhejiang, China: February 13–23, 2020. *Journal of Clinical Medicine*, 9(2), 596.
- [14] Putra, Zulfan, & Shahrul Azman Zainal Abidin. Application of SEIR Model in COVID-19 and The Effect of Lockdown on Reducing The Number of Active Cases. *Indonesian Journal of Science and Technology* [Online], 5.2 (2020): 185-192. Web. 30 Jul. 2021
- [15] Kairon P., Bhattacharyya S. (2021) COVID-19 Outbreak Prediction Using Quantum Neural Networks. In: Bhattacharyya S., Dutta P., Datta K. (eds) *Intelligence Enabled Research. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1279. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-9290-4_12
- [16] Alexandr Ezhov and Dan Ventura. Quantum neural networks. In Ed. N. Kasabov, editor, *Future Directions for Intelligent Systems and Information Science*. Physica-Verlag, 2000.
- [17] Ajit Narayanan and Tammy Menneer. Quantum artificial neural network architectures and components. In *Information Sciences*, volume 124 nos. 1-4, pages 231–255, 2000.