

BAB 2 Tinjauan Pustaka

Pendekatan matematika adalah pendekatan yang sering digunakan dalam memprediksi sebuah kejadian. Pendekatan dilakukan agar meminimalisir terjadinya ketidakpastian. Ketidakpastian yang terjadi di pasar saham sangatlah besar. Hal ini dapat dilihat ketika isu-isu dan kejadian kejadian yang terjadi muncul secara mendadak. Kemunculan dari isu tersebut dapat membuat saham tersebut dapat turun, naik maupun bertahan pada nilainya saat itu. Metode matematika yang sering digunakan dalam melakukan sebuah pendekatan adalah Eksponensial, *Fourier*, *Gaussian*, Polinomial dan Sin. Beberapa perbedaan dapat dilihat dari tabel 2.1.

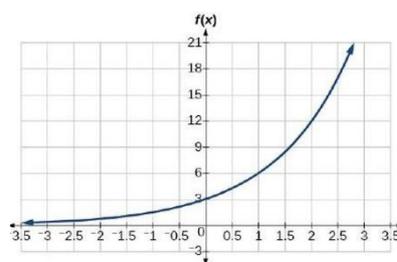
Tabel 2.1 Perbandingan Eksponensial, *Fourier*, *Gaussian*, Polinomial dan Sin

Pembanding	Eksponensial	Fourier	Gaussian	Polinomial	Sin
Data	Deret waktu	Gelombang, Fungsi Waktu	Deret waktu	Deret Waktu	Gelombang
Perhitungan	Perkalian berpangkat	Transformasi integral	Perkalian linier	Perkalian berpangkat	Sines
Fungsi	Menghitung sebuah benda (Bakteri)	Mencari hal yang berhubungan dengan gelombang	Untuk menguji Statistik	Mempelajari korelasi antara dua rangkaian peristiwa	Mendeteksi gelombang
Kekurangan	Nilai dari variabel diisi dengan melakukan coba-coba	Susah menentukan hubungan selain data yang bersifat periodic dan kontinu	Lemah terhadap perhitungan yang membentuk pola gelombang	Penggunaan variable tidak boleh berbeda	Lemah terhadap data yang linier
Kelebihan	Sudah mempertimbangkan pengaruh acak, trend dan musiman pada data masa lalu	Mampu menyelesaikan banyak komponen	Lebih mudah dalam memproses dan dapat melihat	Dalam perhitungannya, penambahan suku lebih	Lebih dikenal dan mudah dalam perhitungannya

	yang akan dihaluskan		sebuah konsistensi dengan mudah	memudahkan perhitungan	
Sumber	Gardner (2006)	Geuss & Skinner (1996)	Malzahn & Opper (2003)	Plichko & Zagorodnyuk (1998)	

2.1 Eksponensial

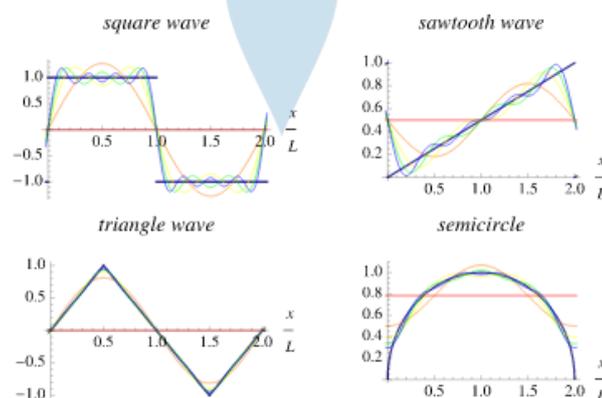
Eksponensial merupakan salah satu metode statistik yang terbukti efisien dalam studi deret waktu. Metode Eksponensial ini telah menjadi sangat populer dikalangan peneliti karena ketahanannya (Gardner, 2006). Eksponensial lebih dikenal sebagai sebuah bilangan yang dikalikan secara berulang-ulang. Bentuk eksponensial dapat digambarkan dalam sebuah persamaan maupun pertidaksamaan. Penggunaan pertama dari fungsi eksponensial yang diregangkan untuk menggambarkan evolusi waktu dari kuantitas nonequilibrium biasanya dikreditkan (dengan referensi hampir selalu salah) ke Rudolph Kohlrausch (1809-1858) (Kohlrausch, 2019), yang pada tahun 1854 menerapkannya pada pelepasan kapasitor, setelah menyimpulkan bahwa eksponensial sederhana waktu tidak memadai. Penemuan kembali fungsi relaksasi eksponensial yang diregangkan oleh Williams dan Watts pada tahun 1970, yang memperkenalkannya di bidang dielektrik (Williams & Watts, 1970), walaupun tentu saja penting, menurut mereka tidak cukup untuk menyatakan asosiasi nama-nama ini dengan nama umum. hukum, seperti yang kadang-kadang ditemukan dalam literatur (hukum KWW), terutama ketika menyangkut pendaran. Grafik yang muncul pada eksponensial dapat dilihat pada Gambar 2.1



Gambar 2.1 Grafik Eksponensial

2.2 Fourier

Pendekatan untuk memprediksi pasar keuangan, termasuk metode statistik konvensional dan metode pembelajaran mendalam baru-baru ini, telah diselidiki dalam banyak penelitian (Song et al., 2021). Metode transformasi integral telah menjadi salah satu dasar analisis selama bertahun-tahun karena kemudahan ekspresi yang ditransformasikan dapat dimanipulasi, terutama di area akustik yang beragam seperti itu. Hampir segala sesuatu di dunia dapat dijelaskan melalui bentuk gelombang - fungsi waktu, ruang atau variabel lainnya (Cooley et al., 1967). Misalnya, gelombang suara, medan elektromagnetik, ketinggian bukit versus lokasi, harga saham favorit investor versus waktu, dll. Transformasi *Fourier* memberi kita cara unik dan kuat untuk melihat bentuk gelombang ini. Transformasi *Fourier* adalah alat yang memecah bentuk gelombang (fungsi atau sinyal) menjadi representasi alternatif, yang dicirikan oleh fungsi sinus dan cosinus dari berbagai frekuensi (Geuss & Skinner, 1996). Transformasi *Fourier* menunjukkan bahwa setiap bentuk gelombang dapat ditulis ulang sebagai jumlah sinusoidal. Deret *Fourier* memberi metode untuk menguraikan fungsi periodik menjadi komponen sinusoidalnya. Seri *Fourier* juga dapat dilihat sebagai kasus pengantar khusus dari Transformasi *Fourier*, jadi tidak ada tutorial Transformasi *Fourier* yang lengkap tanpa mempelajari Seri *Fourier*. Bagian teori memberikan bukti dan daftar sifat dasar Transformasi *Fourier*. Aplikasi Transformasi *Fourier* menunjukkan Transformasi *Fourier* beraksi di dunia nyata. Grafik yang terbentuk pada persamaan *Fourier* dapat dilihat pada gambar 2.2



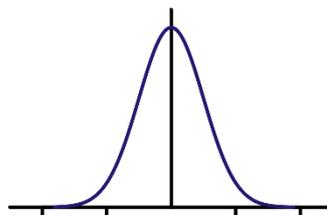
Gambar 2.2 Grafik *Fourier*

2.3 Gaussian

Dalam ilmu matematika, metode *Gaussian* adalah salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan yang bersifat linier (Malzahn & Opper, 2003). Perhitungan *Gaussian* ini dilakukan dalam bentuk matriks koefisien dari sebuah persamaan. Distribusi *Gaussian*, distribusi normal, atau kurva lonceng, adalah distribusi probabilitas yang secara akurat memodelkan sejumlah besar fenomena di dunia. Secara intuitif, distribusi *Gaussian* adalah representasi matematis dari kebenaran umum bahwa banyak kuantitas terukur, ketika mengambil sampel cenderung memiliki nilai yang sama dengan hanya beberapa outlier yang mengatakan bahwa banyak fenomena mengikuti teorema limit pusat (Crvenkovic & Pilipovic, 1994).

Pada dasarnya, ini adalah representasi matematis tentang bagaimana sejumlah besar item mengikuti *Central Limit Theory* (CLT). CLT mengatakan bahwa, dalam kondisi ringan, jumlah nilai acak (yang dinormalisasi) akan cenderung ke distribusi *Gaussian* karena jumlah nilai dalam jumlah meningkat. Distribusi *Gaussian* dapat menggambarkan banyak contoh data dunia nyata seperti keadaan dasar osilator harmonik kuantum atau distribusi karakteristik demografis dalam populasi (Berman, 1991).

Satu fakta yang berguna tentang *Gaussian* 'pusat berat' adalah bahwa *Gaussian* dengan mudah mengizinkan definisi standar deviasi yang merupakan kuantitas yang menggambarkan dimana sebagian besar kumpulan sampel terletak. 68% data dalam *Gaussian* berada dalam 1 standar deviasi dari mean. 95% dari data dapat ditemukan dalam 2 standar deviasi dan 99,7% dari semua data dalam 3 standar deviasi. Secara grafik, *Gaussian* dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Grafik *Gaussian*

Distribusi *Gaussian* terjadi di banyak fenomena fisik seperti fungsi kepadatan probabilitas dari keadaan dasar dalam osilator harmonik kuantum. Setiap partikel yang mengalami difusi (seperti dalam cairan campuran) mungkin memiliki lokasi yang dimodelkan secara akurat sebagai distribusi *Gaussian* sebagai fungsi waktu. Bahkan lebar sepal iris telah ditemukan mengikuti distribusi *Gaussian*.

Proses *Gaussian* adalah setiap proses dalam waktu atau ruang yang menciptakan distribusi *Gaussian* dalam domainnya (waktu, ruang, dll). Mereka dapat digunakan untuk menemukan regresi non-linear (satu masalah dalam pembelajaran mesin) serta untuk mengurangi dimensi dengan mengidentifikasi dimensi mana dari kumpulan data yang memiliki varians lebih besar dan dengan demikian dapat berisi informasi yang lebih berguna. Beberapa penggunaan *Gaussian* diantaranya :

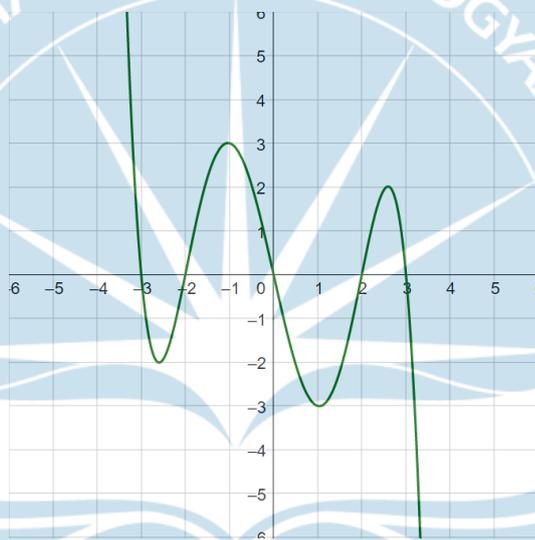
1. Merancang Tes Terstandarisasi – Tes terstandarisasi dirancang agar skor peserta tes berada dalam distribusi *Gaussian*.
2. Uji Statistik – Banyak uji statistik dapat diturunkan dari distribusi *Gaussian*.
3. Mekanika Kuantum – Distribusi *Gaussian* dapat digunakan untuk menggambarkan keadaan dasar osilator harmonik kuantum.

2.4 Polynomial

Polinomial terdiri dari dua istilah, yaitu Poli (artinya “banyak”) dan Nominal (artinya “istilah”). Polinomial didefinisikan sebagai ekspresi yang terdiri dari variabel, konstanta dan eksponen, yang digabungkan menggunakan operasi matematika seperti penambahan, pengurangan, perkalian dan pembagian (Tidak ada operasi pembagian oleh variabel) (Plichko & Zagorodnyuk, 1998). Berdasarkan jumlah istilah yang ada dalam ekspresi, itu diklasifikasikan sebagai monomial, binomial, dan trinomial (Book, 1994). Contoh konstanta, variabel dan eksponen adalah sebagai berikut:

1. Konstanta. Contoh: 1, 2, 3, dst.
2. Variabel. Contoh: g, h, x, y, dst.
3. Eksponen: Contoh: 5 dalam x^5 dst.

Regresi polinomial adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk membuat prediksi (Book, 1974). Misalnya, diterapkan secara luas untuk memprediksi tingkat penyebaran COVID-19 dan penyakit menular lainnya. Analisis regresi adalah alat statistik yang berguna untuk mempelajari korelasi antara dua rangkaian peristiwa, atau, secara statistik, variabel antara variabel terikat dan satu atau lebih variabel bebas (Book, 1989). Jenis model regresi ini memungkinkan untuk memperkirakan korelasi linier antara dua variabel. Regresi multilinear berhubungan dengan regresi linier sederhana. Grafik polinomial dapat dilihat pada gambar 2.4 dan beberapa contoh praktis di mana regresi polinomial digunakan dapat dilihat dibawah ini.



Gambar 3.4 Grafik Polinomial

1. Prediksi tingkat kematian

Ketika kecelakaan terjadi, seperti epidemi, kebakaran, atau tsunami, penting bagi tim manajemen bencana untuk memprediksi jumlah orang yang terluka atau meninggal sehingga mereka dapat mengelola sumber daya. Mungkin perlu berhari-hari, jika tidak berbulan-bulan, untuk mengurangi konsekuensi dari peristiwa tersebut, dan tim harus siap. Regresi polinomial memungkinkan untuk membangun model pembelajaran mesin fleksibel yang melaporkan potensi tingkat kematian dengan menganalisis banyak faktor yang bergantung. Misalnya, dalam pandemi COVID-19, faktor-faktor ini dapat berupa apakah pasien memiliki penyakit kronis,

seberapa sering mereka terpapar dalam kelompok besar, apakah mereka memiliki akses ke peralatan pelindung, dll.

2. Prediksi tingkat pertumbuhan jaringan

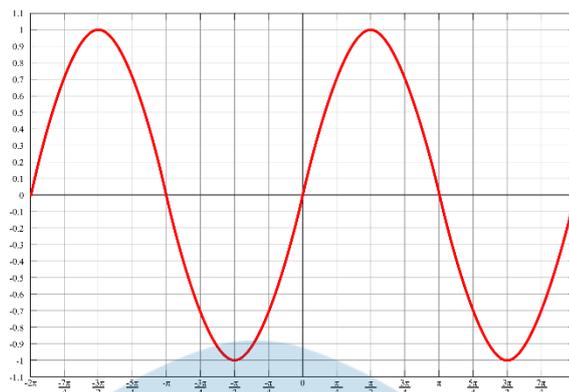
Prediksi tingkat pertumbuhan jaringan digunakan dalam kasus yang berbeda. Pertama, regresi polinomial sering digunakan untuk memantau pasien onkologi dan penyebaran tumor. Jenis regresi ini membantu mengembangkan model yang mempertimbangkan karakter non-linier dari penyebaran ini. Namun, prediksi laju pertumbuhan jaringan juga digunakan dalam memantau pertumbuhan ontogenetik; dengan kata lain, memungkinkan dokter untuk memantau perkembangan organisme di dalam rahim dari tahap yang sangat awal.

3. Perangkat lunak pengaturan kecepatan

Saat ini semakin banyak sistem perangkat lunak pengaturan kecepatan yang didukung oleh ML yang ditujukan bukan untuk menghukum pelanggar perilaku di jalan, tetapi untuk mencegah perilaku yang tidak aman. Pemodelan prediktif dengan bantuan regresi polinomial memungkinkan untuk mencari pola dalam perilaku pengemudi dan memberi tahu mereka tentang perlunya mematuhi aturan bahkan sebelum mereka melampaui batas kecepatan. Tindakan pencegahan telah dilaporkan lebih efektif dan mengurangi jumlah kecelakaan di jalan.

2.5 Sin

Dalam trigonometri, fungsi sinus dapat didefinisikan sebagai rasio panjang sisi yang berlawanan dengan sisi miring dalam segitiga siku-siku. Fungsi sinus digunakan untuk mencari sudut atau sisi segitiga siku-siku yang tidak diketahui. Grafik sinus terlihat seperti gambar 2.5. Grafik sinus atau grafik sinusoidal adalah grafik naik-turun dan berulang setiap 360 derajat yaitu pada 2π . Dalam diagram yang diberikan di bawah ini, dapat dilihat bahwa dari 0, grafik sinus naik hingga +1 dan kemudian turun kembali hingga -1 dari mana ia naik lagi.



Gambar 2.5 Grafik Sin

2.6 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah suatu metode pengukuran error dengan membandingkan nilai dari suatu prediksi yang sedang di optimasikan. Keakuratan RMSE dilihat pada angkanya. Semakin kecil angka RMSE maka semakin akurat hasil yang telah dihitung. RMSE juga menunjukkan bahwa pendekatan yang dilakukan/besarnya nilai error dari sebuah pendekatan.

2.7 Literature Review

Ampomah et al. (2021) menganggap bahwa performa model Machine learning (ML) biasanya lebih unggul daripada model statistik dan ekonometrik. Penelitian ini menggunakan algoritma *Gaussian*. Penelitian ini dilakukan karena kemampuan algoritma *Gaussian* Naïve Bayes (GNB) ML untuk memprediksi pergerakan harga saham belum dibahas dengan baik dalam literatur yang ada. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa, model prediktif berdasarkan integrasi algoritma GNB dan Analisis Diskriminan Linear (GNB_LDA) mengungguli semua model GNB lain yang dipertimbangkan dalam tiga dari empat matrik evaluasi (yaitu, akurasi, F1-skor, dan AUC). Demikian pula model prediksi berdasarkan algoritma GNB, penskalaan Min-Max, dan PCA menghasilkan peringkat terbaik menggunakan hasil spesifisitas. Selain itu, GNB menghasilkan kinerja yang lebih baik dengan teknik penskalaan Min-Max dibandingkan dengan teknik penskalaan standardisasi.

Shukor et al. (2021) melakukan penelitian dengan tujuan untuk meramalkan pergerakan harga pasar komoditas emas, perak, minyak mentah dan platinum dengan menggunakan *Double Exponential Smoothing*, *Holt's Linear Trend* dan *Random Walk*. Validasi dari peramalan ini akan dilakukan dengan menggunakan *Sum Square Error*, *Mean Square Error* dan *Root Mean Square Error* yang nantinya dapat digunakan dalam menentukan metode peramalan terbaik. Berdasarkan analisis yang dilakukan, diperoleh hasil bahwa *Holt's Linear Trend* merupakan metode peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan *Double Exponential Smoothing* dan *Random Walk*.

Song et al. (2021) menganggap bahwa data deret waktu keuangan (misalnya, indeks pasar saham harian) mengandung gangguan yang mencegah pembelajaran model prediktif yang stabil. Penelitian yang dilakukan menggunakan *Fourier transform denoising* (P-FTD) berbasis padding yang menghilangkan bentuk gelombang noise dalam domain frekuensi data deret waktu keuangan dan memecahkan masalah divergensi data di kedua ujungnya saat mengembalikan ke deret waktu asli. Eksperimen dilakukan untuk memprediksi harga penutupan S&P 500, SSE, dan KOSPI. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi model pembelajaran mendalam dan teknik denoising yang diusulkan tidak hanya mengungguli model dasar dalam hal kinerja prediktif tetapi juga mengurangi masalah jeda waktu.

Ding et al. (2020) melakukan transformasi pada persamaan yang sudah ada dengan mengusulkan beberapa model diantaranya *Gaussian* Multi-Skala untuk meningkatkan lokalitas Transformer, Regularisasi Ortogonal untuk menghindari pembelajaran yang berlebihan, Pemisah Celah Perdagangan untuk Transformer untuk mempelajari fitur hierarkis data keuangan frekuensi tinggi. Data yang digunakan adalah NASDAQ dan bursa efek di china. Hasil dari penelitian ini adalah penggunaan *Gaussian* menambah akurasi dari prediksi harga saham.

Mariani et al. (2020) menggunakan data dari pasar modal dengan sampel yang diambil secara menit dan harian. Penelitian ini menggunakan metode *Dynamic Fourier Transform* (DFT) dan Transformasi *Wavelet* untuk memperkirakan besarnya daya pengembalian. Tujuan dari penelitian ini membantu untuk

mengkarakterisasi beberapa variabel kunci dari deret waktu stasioner yang sangat berguna untuk membuat keputusan yang tepat di pasar saham seperti menilai risiko keuangan di pasar. Hasil dari penelitian ini adalah hasil yang didapatkan dari data harian dan menitan berbeda.

Radojičić & Kredatus (2020) mencari model ekstraksi fitur baru berdasarkan analisis sinyal harga pasar saham dengan mempelajari perilaku yang diamati dalam sinyal yang berasal dari sumber yang berbeda, seperti harga dari tingkatan harga yang berbeda dan harga pembukaan, penutupan, rendah, tinggi dari interval waktu yang telah ditentukan oleh peneliti. Peneliti menggunakan transformasi *Fourier* untuk mengekstrak fitur baru. Hasil yang didapatkan adalah fitur yang telah ditambah dengan *Fourier* lebih tepat. Evaluasi yang dilakukan pada penelitian ini dengan membandingkan indikator kinerja.

Ravikumar & Saraf (2020) penelitian yang dilakukan dengan menggunakan metode regresi dan klasifikasi. Dalam regresi, sistem memprediksi harga penutupan saham suatu perusahaan, dan klasifikasi, sistem memprediksi apakah harga penutupan stok akan bertambah atau berkurang keesokan harinya. Penelitian ini menggunakan beberapa jenis regresi diantaranya *Simple Linear Regression*, *Polynomial Regression*, *Support Vector Regression (SVR)*, *Decision Tree Regression*, *Random Forest Regression*. Hasil yang didapatkan adalah *Random Forest Regression* lebih baik dibandingkan dengan proses regresi lainnya.

Tabar et al. (2020) menggunakan metode didasarkan pada identifikasi perilaku normal orang banyak di pasar saham. Penelitiannya menggunakan rata-rata pergerakan eksponensial dan kemudian mengklasifikasikannya fluktuasi harga menjadi tiga kategori beli, jual dan stop. Data yang digunakan diambil dari database *Center for Research in Security Prices (CRSP)*. Data diambil dari 26 Mei 1927 hingga 25 Mei 2007. Metode yang digunakan adalah ANN dan data yang dipakai adalah data MACD dan EMA. Kelemahan penelitian ini adalah kurangnya faktor eksternal perusahaan seperti ekonomi, politik dan sosial disuatu negara.

Wolff et al. (2020) melakukan penelitian mengenai indikator keuangan, harga saham, dan nilai tukar. Penelitian ini berfokus mempelajari hubungan antara deret waktu keuangan dengan memodelkannya melalui proses *Gaussian multi-*

output (MOGP) dengan fungsi kovarians ekspresif. MOGP yang diusulkan divalidasi secara eksperimental pada dua kumpulan data keuangan dunia nyata yang memiliki korelasi. Penelitian ini membandingkan model MOGP dan proses *Gaussian* independen pada data keuangan nyata. Hasil yang didapatkan adalah adanya korelasi pada data keuangan.

Horák & Krulický (2019) melakukan penelitian dengan tujuan untuk membandingkan metode penyetaraan deret waktu eksponensial dan penyetaraan deret waktu menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai alat untuk memprediksi harga saham di masa depan dengan contoh perusahaan Unipetrol. Hasil yang didapatkan adalah eksponensial waktu tanpa menggunakan jaringan saraf tiruan lebih efektif dibandingkan dengan menggunakan.

Olbrys & Mursztyn (2019a) menggunakan *Short-Time Fourier Transform* (STFT) dalam melakukan penelitiannya. STFT adalah varian *Discrete Fourier Transform* (DFT) yang mengukur sinyal lokal perubahan dari waktu ke waktu. Penelitian ini menggunakan data pada bursa Warsaw (Polandia) dimana hasil dari tujuan ini adalah menemukan pola ketahanan pasar.

Olbrys & Mursztyn (2019) melanjutkan penelitian sebelumnya dengan melakukan penelitian pada *Discrete Fourier Transform*. Penelitian ini bertujuan untuk memperkenalkan metodologi baru untuk pengukuran ketahanan stok berdasarkan *Discrete Fourier Transform* (DFT) untuk data intraday frekuensi tinggi. Menurut peneliti, kerugian yang diketahui dari DFT adalah kebocoran sinyal. Oleh karena itu, formula yang dimodifikasi untuk proksi ketahanan yang mengurangi dampak kebocoran sinyal dengan penyaringan digunakan. Data yang digunakan adalah data bursa efek Warsaw (Polandia). Hasil yang didapatkan adalah Bursa Warsaw cukup kuat menggunakan pendekatan DFT.

Sakhare & Sagar Imambi (2019) melakukan perbandingan tiga algoritma pembelajaran mesin yang berbeda, yaitu, Regresi Linier, Regresi Polinomial, dan Regresi Vektor Dukungan. Data yang digunakan adalah data saham yang ada di S&P 500. Hasil dari penelitian ini adalah regresi vektor lebih maksimal dibandingkan dengan regresi lainnya.

Dash (2018) melakukan penelitian dengan menggunakan model prediktor menggunakan *Chebyshev Polynomial neural network* (CPNN) dikembangkan untuk satu hari prediksi kepala harga penutupan indeks saham. Selanjutnya parameter model prediktor diestimasi menggunakan algoritma Differential Evolution (DE). DE bertujuan untuk mencapai solusi optimal dengan tingkat konvergensi yang cepat. Hasil dari penelitian ini mengungkapkan efisiensi model prediktor hibrida dalam hal dua metrik kesalahan yang diketahui seperti kesalahan akar rata-rata kuadrat dan kesalahan persentase absolut rata-rata.

Nayak & Misra (2018) melakukan penelitian dengan mengusulkan jaringan saraf polinomial terkondensasi baru (CPNN) untuk tugas peramalan indeks harga penutupan saham. Peneliti mengembangkan model yang menggunakan deskripsi parsial (PD) dan terbatas hanya pada dua lapisan untuk arsitektur PNN. Output dari PD ini bersama dengan fitur asli diumpungkan ke neuron output tunggal, dan nilai bobot sinaptik dan bias CPNN dioptimalkan oleh algoritma genetika. Model yang diusulkan dievaluasi dengan memprediksi harga penutupan hari berikutnya dari lima indeks saham yang tumbuh cepat: BSE, DJIA, NASDAQ, FTSE, dan TAIEX. Dalam pengujian komparatif, model yang diusulkan membuktikan kemampuannya untuk memberikan prediksi harga penutupan dengan akurasi yang unggul. Hasil dari penelitian ini adalah CPNN sangat berpengaruh terhadap hasil peramalan yang ada.

Vlasenko et al. (2018) menggunakan algoritma fuzzy dengan membagi menjadi 5 lapis model neuro-fuzzy dan algoritma *Gaussian*. Penelitian ini menganggap bahwa fungsi *Gaussian* digunakan sebagai pengganti polinomial untuk mencapai kinerja komputasi yang lebih baik dan kemampuan representasional dalam memproses data non linier. Hasil dari penelitian ini adalah penambahan fungsi *Gaussian* dalam penelitian sangat maksimal.

Yadav & Sharma (2018) melakukan berbagai pendekatan peramalan untuk memprediksi BSE SENSEX menggunakan berbagai model peramalan seperti ARIMA, BoxCox, Exponential Smoothing, Mean Forecasting, Naive, Seasonal Naive, Neural Network, dan kemudian membandingkan kesalahan rata-rata untuk menyimpulkan model yang paling sesuai. Analisis dilakukan di Bombay Stock

Exchange (BSE) SENSEX. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Exponential smoothing dan Neural network memberikan hasil terbaik jika kita membandingkan mean error dari kedua model dengan model lainnya.

Rout et al. (2017) melakukan penelitian dengan metode *low complexity recurrent neural network* dan metode evolusioner. Penelitian ini menggunakan *Functional Link Artificial Neural Network* (FLANN) dengan variasi *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan versi modifikasi varian barunya (HMRPSO), dan *Diferensial Evolution* (DE). Tujuan dari penelitian ini, untuk memprediksi harga saham yang ada di S&P 500. Hasil akhir dari penelitian di evaluasi menggunakan RMSE. Hasil dari penelitian ini adalah FLANN dengan variasi DE menunjukan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya.

Chen & Chen, (2016) memiliki tujuan untuk mengetahui pergerakan *bullish* dan *bearish* suatu saham. Penelitian ini menggunakan metode *PIP bull-flag pattern matching dan floating-weighted bull-flag template*. Penelitian ini menggunakan data dari indeks Taiwan dan Amerika (TAIEX dan NASDAQ). Data harian yang digunakan pada penelitian diambil dari 7 Januari 1989 hingga 24 Maret 2004. Evaluasi yang dilakukan dengan menggunakan simulasi *trading*. Metoda simulasi *trading* lebih unggul dibandingkan dengan metode algoritma genetika (GA) dan *Rough set theory* (RST).

Mirzaei Talarposhti et al. (2016) melakukan penelitian menggunakan variasi eksponensial dengan *Deep-Learning (Fuzzy)*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengusulkan metode hybrid berbasis exponential fuzzy time series dan pembelajaran optimasi berbasis automata untuk peramalan pasar saham. Untuk memvalidasi metode hibrida yang ditemukan, 46 studi kasus dari 5 database indeks saham digunakan dan temuannya dibandingkan dengan model deret waktu fuzzy yang terkenal dan metode klasik untuk deret waktu. Hasil dari penelitian ini adalah model yang diusulkan telah mengungguli rekan-rekannya dalam hal akurasi.

Qiu et al. (2016) melakukan penelitian di Jepang. Penelitian menggunakan data dari index Japan Nikkei 225. Penelitian ini menggunakan ANN dan genetika algoritma. Penelitian dilakukan dengan menentukan set variable input baru untuk model ANN agar meningkatkan keefektifan algoritma prediksi. Dalam

meningkatkan kemampuan prediksi dari variabel input, prediksi indeks Nikkei 225 menggunakan algoritma pembelajaran BP klasik. Penelitian menggunakan data bulanan selama 20 tahun terhitung dari November 1993 hingga Juli 2013. Hasil yang didapatkan dievaluasi menggunakan MSE. Hasil penelitian menemukan pendekatan keuntungan investasi.

Cervelló-Royo et al. (2015) mendapatkan posisi beli dan jual dari suatu saham dengan menggunakan data pergerakan suatu saham. Data yang digunakan adalah data perusahaan yang tercatat di indeks Dow Jones dengan *range* data dari 22 Mei 2000 hingga 29 November 2013, diambil per 15 menit. Metoda yang digunakan adalah *template matching*. Hasil akhir dievaluasi menggunakan simulasi *trading* dan tren dari suatu pasar dalam keadaan naik (*bullish*) atau turun (*bearish*).

Patel et al. (2015) melakukan penelitian menggunakan data India CNX dan *BSE indices*. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai dari suatu saham. Metoda awal yang dilakukan pada penelitian adalah *Support Vector Regression* (SVR), dilanjutkan dengan *Artificial Neural Network* (ANN), *Random Forest* (RF) and SVR. Penelitian ini memiliki 3 metode yang dibandingkan. Data yang digunakan dari Januari 2003 hingga Desember 2012. 10 indikator digunakan untuk menentukan harga tertinggi, terendah, penutupan dan pembukaan. Hasil yang didapatkan dievaluasi menggunakan RMSE, MSE, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Mean Absolute Error* (MAE). Kesimpulan yang didapatkan pada penelitian ini adalah SVR-ANN adalah metode terbaik.

Shadudheen (2015) melakukan penelitian mengenai pengaruh impulsif euro terhadap pasar saham India. Peneliti mengambil euro karena dianggap sebagai mata uang kedua yang paling banyak digunakan di tingkat internasional setelah dolar. Data dikumpulkan setiap hari selama periode 3 April 2007 hingga 30 Maret 2012. Penelitian ini mengadopsi model *autoregressive conditional heteroskedastisitas* (GARCH) dan eksponensial GARCH (EGARCH). Hasil dari penelitian ini menunjukkan hubungan negatif antara nilai tukar dan harga saham di India.

Niaki & Hoseinzade (2013) melakukan pengujian menggunakan *Artificial neural network* dan *Feature selection*. Tujuan dari penelitian adalah menentukan arah pergerakan dari S&P 500 menggunakan ANN. Data yang digunakan adalah

data harian dari tanggal 1 Maret 1994 hingga 30 Juni 2008. Hasil yang dievaluasi menggunakan metode pengujian statis. Penelitian ini untuk mengetahui arah pasar (naik atau turun).

Ou & Wang (2011) melakukan penelitian dengan menggunakan metode *Gaussian*. Metode probabilistik yang disebut proses *Gaussian* telah berhasil ditampilkan sebagai alat yang ampuh untuk memodelkan data deret waktu dan masalah prediksi karena merupakan metode Bayesian. Tujuan dari penelitian ini untuk memodelkan dan memprediksi volatilitas keuangan berdasarkan GARCH, EGARCH dan GJR. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa, model hibrida nonlinier dapat menangkap efek berita simetris dan asimetris dengan baik pada volatilitas dan menghasilkan kinerja prediksi yang lebih baik daripada pendekatan GARCH, EGARCH, dan GJR klasik.

De Faria et al. (2009) melakukan penelitian mengenai studi prediktif indeks utama pasar saham Brasil melalui jaringan syaraf tiruan dan metode pemulusan eksponensial adaptif. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja peramalan kedua metode pada indeks pasar Brazil dan untuk mengevaluasi keakuratan kedua metode untuk memprediksi tanda pengembalian pasar. Penelitian ini juga melihat pengaruh pada hasil beberapa parameter yang terkait dengan kedua metode dipelajari. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa kedua metode menghasilkan hasil yang serupa mengenai prediksi pengembalian indeks. Sebaliknya, jaringan saraf mengungguli metode pemulusan eksponensial adaptif dalam memperkirakan pergerakan pasar, dengan tingkat hit relatif serupa dengan yang ditemukan di pasar maju lainnya.

Cooley et al. (1967) melakukan penelitian awal dengan *Fourier*. Penelitian ini menganggap bahwa *Fourier* adalah metode untuk menghitung transformasi *Fourier* diskrit secara efisien dari serangkaian sampel data (dirujuk tau deret waktu). Penelitian ini menggunakan kejadian yang sering terjadi di sekitar peneliti. Hasil dari penelitian ini adalah metode *Fourier* yang dapat diaplikasikan ke kejadian yang terjadi disekitar peneliti.

Trigg & Leach (1967) melakukan penelitian dengan melakukan modifikasi untuk sistem peramalan yang menggunakan pemulusan eksponensial dimana

tingkat respons divariasikan dan dibuat bergantung pada nilai sinyal pelacakan. Dalam sistem sederhana, ini setara dengan memvariasikan konstanta pemuluan sesuai dengan sejauh mana bias perkiraan sedang diperoleh. Sistem seperti itu ditunjukkan untuk bereaksi lebih cepat, misalnya, perubahan langkah sementara tetap mempertahankan fasilitas untuk menyaring kebisingan acak. Hasil yang didapatkan adalah metode eksponensial yang sudah diturunkan dan dapat digunakan dalam menentukan permintaan.



Tabel 2.2 Perbandingan Metode Yang ada

Nama	Tujuan	Metode	Hasil
Ampomah et al. (2021)	Memprediksi pergerakan saham menggunakan <i>Gaussian</i> Naïve Bayes	<i>Gaussian</i> Naïve Bayes	Mendapatkan prediksi pergerakan saham
Shukor et al. (2021)	Meramalkan pergerakan harga pasar komoditas emas, perak, minyak mentah dan platinum	<i>Double Exponential Smoothing</i> , <i>Holt's Linear Trend</i> dan <i>Random Walk</i> .	Mendapatkan metode terbaik dalam menentukan pergerakan sebuah komoditas
Song et al. (2021)	Menemukan hasil yang akurat akibat ketidak pastian data	<i>Fourier transform denoising</i> (P-FTD)	P-FTD dapat menghilangkan gangguan pada data
Ding et al. (2020)	Menemukan metode penyempurnaan dalam melakukan prediksi	<i>Gaussian</i> dan <i>Fuzzy</i>	Penambahan <i>Gaussian</i> dalam metode <i>Fuzzy</i> mengoptimalkan pendekatan menggunakan <i>Fuzzy</i>
Mariani et al. (2020)	Mengkarakterisasi beberapa variabel kunci dari deret waktu stasioner yang sangat berguna untuk membuat	<i>Dynamic Fourier Transform</i> (DFT) dan transformasi <i>Wavelet</i>	Terdapat pengaruh data yang digunakan (menitan dan harian)

	keputusan yang tepat di pasar saham seperti menilai risiko keuangan di pasar		
Radojičić & Kredatus (2020)	Mencari model ekstraksi fitur baru berdasarkan analisis sinyal harga pasar saham	Transformasi <i>Fourier</i>	Transformasi <i>Fourier</i> dapat memprediksi sinyal yang lebih akurat
Ravikumar & Saraf (2020)	Mengetahui model regresi terbaik ketika memprediksi pergerakan saham	<i>Simple Linear Regression, Polynomial Regression, Support Vector Regression (SVR), Decision Tree Regression, Random Forest Regression</i>	<i>Random Forest Regression</i> mendapatkan point tertinggi dibandingkan dengan regresi lainnya
Tabar et al. (2020)	Identifikasi perilaku normal orang banyak di pasar saham	<i>Artificial neural network</i>	Mendapatkan harga wajar suatu saham sekarang
Wolff et al. (2020)	Mempelajari hubungan antara deret waktu keuangan	<i>Gaussianmulti-output (MOGP)</i>	Mendapatkan hubungan antara laporan keuangan perusahaan

Horák & Krulický (2019)	Membandingkan metode penyelarasan deret waktu eksponensial dan penyelarasan deret waktu menggunakan jaringan syaraf tiruan	Eksponensial dan eksponensial menggunakan jaringan syaraf tiruan	Mendapatkan prediksi pergerakan saham dan metode terbaik
Olbrys & Mursztyn (2019a)	Mencari pola ketahanan pasar pada bursa efek Warsawa (Polandia)	<i>Short-Time Fourier Transform (STFT)</i>	STFT DFT bisa mempelajari pola ketahanan pasar
Olbrys & Mursztyn (2019)	Memprediksi pergerakan saham pada bursa efek Warsawa (Polandia)	<i>Fourier</i> dengan membandingkan 3 alternatif pilihan yaitu (1)Hamming, (2) Kaiser, dan (3) Flat-Top SR785.	Mendapatkan pendekatan DFT yang terbaik
Sakhare & Sagar Imambi (2019)	Mengetahui tipe regresi yang baik dalam memprediksi pergerakan harga saham	Regresi Linier, Regresi Polinomial, dan Regresi Vektor	Regresi vektor lebih maksimal dibandingkan dengan regresi lainnya.
Dash (2018)	Menemukan prediksi pergerakan harga saham pada akhir hari	<i>Chebyshev Polynomial neural network (CPNN)</i> dan algoritma <i>Differential Evolution</i>	Terdapat kesalahan kesalahan yang terdapat pada pengujian Algoritma <i>Differential Evolution</i>

Nayak & Misra (2018)	Mengusulkan jaringan saraf polinomial terkondensasi baru (CPNN) agar dapat mengoptimalkan optimasi yang ada	CPNN dan algoritma genetika	CPNN sangat mengoptimalkan prediksi kedepan
Vlasenko et al. (2018)	Melakukan optimasi prediksi dengan menggunakan fuzzy yang dioptimalkan dengan <i>Gaussian</i>	<i>Fuzzy</i> dan <i>Gaussian</i>	Penambahan <i>Gaussian</i> sangat memaksimalkan hasil prediksi
Yadav & Sharma (2018)	Melakukan Pendekatan peramalan untuk memprediksi BSE SENSEX menggunakan berbagai model peramalan seperti ARIMA, BoxCox, Exponential Smoothing, Mean Forecasting, Naive, Seasonal Naive, Neural Network	<i>ARIMA, BoxCox, Exponential Smoothing, Mean Forecasting, Naive, Seasonal Naive, Neural Network</i>	Ditemukan pendekatan terbaik yaitu menggunakan eksponensial dan jaringan saraf
Rout et al. (2017)	Memprediksi harga saham yang ada di S&P 500.	<i>Functional Link Artificial Neural Network (FLANN)</i> dengan variasi <i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i> dan versi	FLANN dengan variasi DE menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya

		modifikasi varian barunya (HMRPSO), dan <i>Diferensial Evolution</i> (DE)	
Chen & Chen, (2016)	Untuk mengetahui pergerakan <i>bullish</i> dan <i>bearish</i> suatu saham	<i>PIP bull-flag pattern matching</i> dan <i>floating-weighted bull-flag template</i>	Metoda simulasi <i>trading</i> lebih unggul dibandingkan dengan metode algoritma genetika (GA) dan <i>Rough set theory</i> (RST).
Mirzaei Talarposhti et al. (2016)	Mengusulkan metode hybrid berbasis exponential fuzzy time series dan pembelajaran optimasi berbasis automata untuk peramalan pasar saham	<i>Fuzzy</i> dan Eksponensial	Mendapatkan metode gabungan <i>Fuzzy</i> dan Eksponensial
Qiu et al. (2016)	Menentukan keuntungan investasi terbesar	<i>Artificial neural network</i> dan Genetik Algoritma	Menemukan pendekatan keuntungan investasi
Cervelló-Royo et al. (2015)	Mendapatkan posisi beli dan jual dari suatu saham dengan menggunakan data pergerakan suatu saham	<i>Template matching</i>	Simulasi <i>trading</i> dan tren dari suatu pasar dalam keadaan naik (<i>bullish</i>) atau turun (<i>bearish</i>)

Patel et al. (2015)	Memprediksi nilai dari suatu saham.	<i>Support Vector Regression (SVR)</i> , dilanjutkan dengan <i>Artificial Neural Network (ANN)</i> , <i>Random Forest (RF)</i> and SVR	SVR-ANN adalah metode terbaik
Shadudheen (2015)	Mengenai pengaruh impulsif euro terhadap pasar saham India	<i>autoregressive conditional heteroskedastisitas (GARCH)</i> dan eksponensial GARCH (EGARCH)	Mengetahui pergerakan saham yang dipengaruhi mata uang
Niaki & Hoseinzade (2013)	Menentukan arah pergerakan dari S&P 500 menggunakan ANN	<i>Artificial neural network dan Feature selection</i>	Mengetahui arah pasar (naik atau turun).
Ou & Wang (2011)	Memodelkan dan memprediksi volatilitas keuangan berdasarkan GARCH, EGARCH dan GJR	<i>Gaussian</i> dengan menggunakan modifikasi GARCH, EGARCH dan GJR	Mendapatkan prediksi pendekatan pada volatilitas keuangan
De Faria et al. (2009)	Membandingkan kinerja peramalan kedua metode pada indeks pasar Brazil dan untuk mengevaluasi keakuratan	Eksponensial dan <i>Deep Learning</i>	Mengetahui perbandingan pendekatan menggunakan <i>Deep Learning</i> dan Eksponensial

	kedua metode untuk memprediksi tanda pengembalian pasar		
Cooley et al. (1967)	Menentukan transformasi <i>Fourier</i>	<i>Fourier</i>	Aplikasi <i>Fourier</i> dalam kehidupan sehari hari
Trigg & Leach (1967)	Menentukan rumus turunan dari Eksponensial	Modifikasi sistem <i>Eksponensial</i>	Mendapatkan Rumus Eksponensial yang lebih efektif dalam menentukan sebuah permintaan

Sumber : dari berbagai sumber

