

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan adalah proses untuk memperkirakan kebutuhan dimasa yang akan datang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang atau jasa (Nasution dan Prasetyawan, 2008).

Prakiraan pada dasarnya merupakan suatu dugaan atau prediksi mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa dimasa yang akan datang. Prakiraan dapat disebut juga dengan peramalan yang ilmiah (S. Assauri, 1984).

Dengan kata lain, peramalan dapat diartikan sebagai proses untuk memperkirakan kebutuhan dimasa yang akan datang dengan menggunakan data di masa lalu yang dapat memberikan hasil peramalan yang dipercaya ketetapanannya menggunakan metode-metode peramalan yang bertujuan untuk meminimalkan resiko kesalahan.

2.1.1 Kegunaan Peramalan

Kegunaan peramalan (forecasting) menurut Jhon E.Biegel (2009 :

21) antara lain sebagai berikut :

1. Menentukan apa yang di butuhkan untuk perluasan pabrik.
2. Menentukan perencanaan lanjutan bagi produk-produk yang ada untuk dikerjakan dengan fasilitas-fasilitas yang ada.

3. Menentukan penjadwalan jangka pendek produk-produk yang ada untuk dikerjakan berdasarkan peralatan yang ada

2.1.2 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Peramalan

Dalam peramalan menurut Jay Heizer Barry Render (2006;136) terdapat berbagai faktor yang mempengaruhinya, faktor-faktor tersebut adalah :

1. Horizon Waktu

Ada dua aspek yang berhubungan dengan masing-masing metode peramalan, pertama adalah cakupan waktu dimasa yang akan datang. Sedangkan yang kedua adalah jumlah periode peramalan yang diinginkan.

2. Pola Data

Dasar utama dari metode peramalan adalah anggapan bahwa macam pola yang didapat didalam data yang diramalkan akan berkelanjutan.

3. Jenis Model

Model-model ini merupakan suatu deret dimana waktu digambarkan sebagai unsur penting untuk menentukan perubahan-perubahan didalam pola yang mungkin secara sistematis dapat dijelaskan dengan analisa regresi dan korelasi.

4. Biaya

Umumnya ada empat unsur biaya yang tercakup dalam penggunaan prosedur ramalan yaitu biaya-biaya pengembangan,

penyimpangan (data storage), operasi pelaksanaan dan kesempatan dalam penggunaan teknik-teknik serta metode lainnya.

5. Ketepatan

Tingkat ketepatan yang dibutuhkan sangat erat hubungannya dengan tingkat perincian yang dibutuhkan dalam suatu peramalan.

6. Penggunaan Metode

Metode-metode yang dapat dimengerti dan dapat diaplikasikan dalam pengambilan keputusan.

2.1.3 Tahap-tahap Peramalan (Forecasting)

Menurut (Gaspersz, 2005) terdapat sembilan tahap yang harus diperhatikan untuk menjamin efektifitas dan efisiensi dari sistem peramalan sebagai berikut :

1. Menentukan tujuan peramalan
2. Memilih item yang akan diramalkan
3. Menentukan horizon waktu peramalan
4. Memilih metode peramalan
5. Mengumpulkan data yang diperlukan untuk melakukan peramalan
6. Validasi metode peramalan
7. Membuat peramalan
8. Implementasi hasil peramalan
9. Memantau ketepatan hasil peramalan

2.2 Double Exponential Smoothing (Holt)

Metode *Double Exponential Smoothing* digunakan ketika data menunjukkan adanya trend. Metode *Double Exponential Smoothing* dari Holt memuluskan nilai trend dengan parameter yang berbeda dari parameter yang digunakan pada deret yang asli. Ramalan dari metode *Double Exponential Smoothing* dari Holt didapatkan dengan menggunakan dua konstanta pemulusan α dan γ (dengan nilai masing-masing antara 0 hingga 1).

Peramalan dengan metode *Double Exponential Smoothing* ini dilakukan dengan mengkombinasikan berbagai kemungkinan nilai dari dua konstanta pemulusan α dan γ pada tiga persamaan berikut hingga diperoleh kombinasi yang menghasilkan ramalan yang paling optimal.

$$S_t = \alpha X_t + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.1)$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.2)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t m \quad (2.3)$$

Keterangan :

S_t = nilai pemulusan pada waktu t ; $t = 1, 2, \dots, n$

S_{t-1} = nilai pemulusan pada waktu $t-1$ (level satu periode sebelum waktu aktual)

α = konstanta pemulusan untuk data dengan nilai antara 0 hingga 1

b_t = trend pada waktu t ; $t = 1, 2, \dots, n$

b_{t-1} = trend pada waktu $t-1$ (trend sebelum waktu aktual)

β = konstanta pemulusan untuk estimasi trend antara 0 hingga 1

X_t = nilai data pada waktu t ; $t = 1, 2, \dots, n$

m = periode waktu ke depan

F_{t+m} = nilai ramalan pada waktu $t+m$

Persamaan (2.1) merupakan persamaan pemulusan pertama untuk data aktual dengan menyesuaikan S_t secara langsung untuk trend periode sebelumnya, yaitu b_{t-1} dengan menambahkan nilai pemulusan yang terakhir yaitu S_{t-1} . Hal ini membantu untuk menghilangkan kelambatan dan menempatkan S_t ke dasar perkiraan nilai data saat ini. Kemudian Persamaan (2.2) merupakan persamaan untuk mengatasi efek trend, yang ditunjukkan sebagai perbedaan antara dua nilai pemulusan yang terakhir. Hal ini tepat karena jika terdapat kecenderungan didalam data, nilai yang baru akan lebih tinggi atau lebih rendah daripada nilai yang sebelumnya. Karena mungkin masih terdapat sedikit kerandoman, maka hal ini dihilangkan oleh pemulusan dengan γ (gamma) trend pada periode terakhir ($S_t - S_{t-1}$) dan menambahkannya dengan taksiran trend sebelumnya dikalikan dengan $(1-\gamma)$. Akhirnya Persamaan (2.3) digunakan untuk ramalan periode selanjutnya (Makridakis, 1999).

2.3 Additive Decomposition

Dekomposisi dalam peramalan merupakan metode yang menggunakan empat komponen utama dalam meramalkan nilai masa depan, komponen tersebut antara lain trend (Tt), musiman (St), Siklik/siklus (Ct) dan Error atau komponen ketidakteraturan (Et). Dekomposisi mengisolasi komponen-

komponen tersebut untuk kemudian menyusun kembali komponen-komponen tersebut menjadi efek musiman, efek siklus, efek trend, dan error.

Prinsip dasar dari metode dekomposisi deret waktu adalah mendekomposisi (memecah) data deret waktu menjadi beberapa pola dan mengidentifikasi masing-masing komponen dari deret waktu tersebut secara terpisah. Pemisahan ini dilakukan untuk membantu meningkatkan ketepatan peramalan dan membantu pemahaman atas perilaku deret data secara lebih baik.

Metode ini mengidentifikasi ramalan masa depan dan menjumlahkan proyeksi hasil peramalan. Model diasumsikan bersifat aditif (semua komponen ditambahkan untuk mendapatkan hasil peramalan). Persamaan model ini adalah :

$$y_t = S_t + T_t + E_t$$

Dengan:

y_t : data aktual periode ke-t

S_t : komponen musiman periode ke-t

T_t : komponen trend-siklus periode ke-t

E_t : komponen kesalahan atau random periode ke-t

2.4 Penelitian Terkait

Berikut ini adalah beberapa penelitian terkait yang membahas tentang peramalan.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

| No. | Nama | Judul | Metode | Masalah | Hasil |
|------------|--|--|---|--|--|
| 1. | Ni Made Widhi S, I Made Candias, Ni Made Sri M (2021) | Prediksi Penduduk Miskin Di Indonesia Menggunakan Analisis Dekomposisi | Multiplicati ve Decomposit ion, Additive Decomposit ion | Kemiskinan menjadi sumber dari segala permasalahan dan keterbelakangan sehingga kemiskinan menjadi isu yang cukup penting untuk dibahas baik dari kalangan peneliti maupun dari kalangan pemerintah. (Widhi et al., 2021) | Model dekomposisi aditif lebih baik daripada model dekomposisi multiplikatif karena memiliki nilai error yang lebih kecil. |
| 2. | Nugroho Arif Sudibyoy, Ardymulya Iwardan, Arif W, Tyan Ganang (2020) | Prediksi Inflasi Di Indonesia Menggunakan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing dan Double Exponential Smoothing | Moving Average, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing | Perekonomian Indonesia mengalami berbagai dampak akibat dari pandemi COVID-19 yang terjadi sehingga sulit untuk mengatasi masalah kehidupan sehari-hari. Inflasi merupakan indikator dalam menganalisis perekonomian suatu negara. (Sudibyoy, Iwardani, Septyanto, et al., 2020) | Metode Single Exponential Smoothing menghasilkan peramalan yang paling baik dilihat dari nilai MAPE, MAD dan MSD. Hasil prediksi tingkat inflasi di Indonesia pada Agustus 2020 sebesar 1,41746% |

| | | | | | |
|----|--|---|--|---|---|
| 3. | Nur Hijrah, Hanifah Hanun, Febri Liantoni (2020) | Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Holt untuk Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia | Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing | Kasus positif COVID-19 pertama Indonesia ditemukan pada Maret 2020 dan terus menyebar hingga menjadi 18,010 kasus pada 18 April 2020. (Al Ihsan et al., 2020) | Metode SES dan DES tidak cocok untuk meramalkan jumlah kasus COVID-19 di Indonesia, karena menghasilkan nilai persentase kesalahan yang sangat besar. |
| 4. | Tania Salsabila, Kariyam (2020) | Perbandingan Triple Exponential Smoothing Dan Decomposition + Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Penyebaran Informasi Hoax | Triple Exponential Smoothing, dan metode Decomposit ion+Double Exponential Smoothing | Seiring dengan perkembangan dan kemudahan dalam penggunaan teknologi informasi, media online telah menjadi media penyebaran informasi yang sangat berpengaruh pada masyarakat saat ini. Dalam hal ini termasuk penyebaran informasi yang belum tentu benar atau hoax. Kondisi ini diperburuk dengan kurangnya validasi dan cek kebenaran oleh masyarakat. (Salsabila & Kariyam, 2020) | Metode Triple Exponential Smoothing pada kasus peramalan informasi hoax lebih baik dengan menghasilkan nilai MAPE sebesar 16.49%. |

| | | | | | |
|----|--|--|---|---|--|
| 5. | Andini D. Pramesti, Mohamad Jajuli, Betha Nurina Sari (2020) | Implementasi Metode Double Exponential Smoothing dalam Memprediksi Pertambahan Jumlah Penduduk di Wilayah Kabupaten Karawang | Double Exponential Smoothing (Holt dan Brown) | Meningkatnya jumlah penduduk juga mengakibatkan kebutuhan akan ketersediaan lahan sebagai tempat beraktivitas juga meningkat. Apabila hal tersebut tidak terpenuhi tentu saja dapat menyebabkan penurunan tingkat kesejahteraan penduduk di Kabupaten Karawang. (Pramesti et al., 2020) | Metode Double Exponential Smoothing dari Holt memiliki nilai MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan metode Double Exponential Smoothing dari Brown. |
| 6. | Nugroho, Ardymulya, Kartika Sari, Siti S (2020) | Penerapan Data Mining Pada Jumlah Penduduk Miskin Di Indonesia | K-Means, Moving Average, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing | Setelah satu tahun berlalu pandemi COVID-19 mempengaruhi berbagai aspek kehidupan manusia, salah satunya adalah perekonomian. Perekonomian yang cenderung menurun mengakibatkan jumlah penduduk miskin yang meningkat. (Sudiby, Iswardani, Sari, et al., 2020) | Metode Double Exponential Smoothing lebih baik dengan nilai Alpha 1,094 dan Gamma 0,539, diprediksi periode selanjutnya terdapat 27,4405 juta jiwa penduduk miskin di Indonesia. |

| | | | | | |
|----|--|---|--|---|--|
| 7. | Yunita Ratna S, Arby Sudewa, Diah Ayu Lestari, Tri Ika Jaya (2020) | Penerapan Algoritma K- Means untuk Clustering Data Kemiskinan Provinsi Banten Menggunakan Rapidminer | K-Means | Provinsi Banten memiliki berbagai masalah yang dihadapi salah satunya adalah kemiskinan. Dalam 5 tahun terakhir (2015- 2019), kemiskinan di Provinsi Banten rata- rata mengalami penurunan. (Sari et al., 2020) | Menghasilkan 3 cluster dimana Cluster(0) merupakan cluster sedang, Cluster(1) merupakan cluster tinggi, dan Cluster(2) merupakan cluster rendah. |
| 8. | Arnita, Dina Novriyan a, Faridawat y Marpaun, Anisa (2020) | Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing, Naive Model,dan SARIMA untuk Peramalan Curah Hujan Di Kota Medan | Single Exponential Smoothing, Naive Model, SARIMA | Besarnya curah hujan sangat mempengaruhi kesejahteraan kehidupan masyarakat kota Medan, seperti dalam bidang industri, pendidikan, kesehatan, pariwisata, dll. Informasi mengenai kondisi dan pola curah hujan sangat penting untuk membantu proses perencanaan dan kegiatan sehari- hari. (Arnita, 2020) | Metode Single Exponential Smoothing merupakan metode terbaik dengan $\alpha = 0.9$ dan nilai MAPE sebesar 2,47%. |
| 9. | Faldi Christiaw an Kadoena, | Metode Dekomposisi Multiplikatif Rata-rata | Moving Average Multiplicati ve | Padi ladang merupakan tanaman padi yang ditanam secara tidak menetap | Peramalan produksi padi ladang provinsi Sulawesi Tengah |

| | | | | | |
|-----|--|---|--|--|--|
| | Rais, Lilies Handayan i (2019) | Bergerak Untuk Peramalan Tingkat Produksi Padi Ladang Sulawesi Tengah | Decomposit ion | atau berpinda-pindah tempat. Kementerian pertanian menunjukkan bahwa produktivitas padi Indonesia pada tahun 2010-2014 mencapai 5.7 Ton/ha, dan masih di atas produktivitas padi dunia sebanyak 4.47 ton/Ha. (Kadoena et al., 2019) | Tahun 2017 menggunakan metode dekomposisi multiplikatif rata- rata bergerak adalah valid dengan memperoleh Tracking signal - 4 sampai +4. |
| 10. | Cinthia Vairra Hudiyant, Fitra A, Bachtiar, Budi Darma Setiawan (2019) | Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai | Double Moving Average, Double Exponential Smoothing | Setiap tahunnya jumlah kedatangan mancanegara di Bali selalu meningkat (BPS, Badan Pusat Statistik).Peningkatan jumlah kedatangan mancanegara ini akan berdampak pada kesediaan sarana, prasarana, maupun layanan pihak bandara atau Angkasa Pura I. (Hudiyanti et al., 2019) | Double Exponential Smoothing memiliki akurasi lebih baik dibandingkan Double Moving Averagepada peramalan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara di Bandara Ngurah Rai. |

| | | | | | |
|------------|--|---|---|---|--|
| 11. | Dina Ulya R, Miftahul Sururil, Nurhidayah, Hardianti, Rosana, Syahrul R (2019) | Metode Exponential Smoothing Dalam Memproyeksikan Jumlah Penduduk Miskin Di Nusa Tenggara Barat | Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Triple Exponential Smoothing | Permasalahan utama dalam upaya memberantas kemiskinan di Indonesia saat ini terkait dengan banyaknya fakta yang terjadi bahwa pertumbuhan ekonomi tidak merata di seluruh wilayah tanah air Indonesia. (Rosa et al., 2019) | Model Single Exponential Smoothing merupakan model terbaik dalam memproyeksi penduduk miskin di NTB tahun 2019 dengan hasil prediksi sebesar 695.399 jiwa. |
| 12. | Ali Syaifulloh (2018) | Perbandingan 6 Metode Forecasting Dalam Peramalan Jumlah Maba STMIK PPKIA Pradnya Paramita Malang | Exponential Smoothing, Exponential Smoothing With Trend, Moving Average, Trend Analisis, Additive Decomposition, Multiplicative Decomposition | Dalam meningkatkan kualitasnya, STMIK PPKIA Pradnya Paramita Malang terus memperkenalkan keberadaannya kepada masyarakat luas, diharapkan semakin banyak yang mengenal kampus tersebut maka dapat meningkatkan jumlah mahasiswa. (Syaifulloh, 2018) | Metode Multiplicative Decomposition lebih baik karena menghasilkan nilai error terkecil dalam peramalan. |
| 13. | Saprina Mamase, | Prediksi Tingkat Kemiskinan | Generalized Regression Neural | Salah satu aspek penting untuk mendukung strategi | Metode Generalized Regression |

| | | | | | |
|-----|---|---|--|--|--|
| | Ruly S. Sinukun (2018) | Provinsi Gorontalo Dengan Metode GRNN | Network (GRNN) | penanggulangan kemiskinan adalah tersedianya data kemiskinan yang akurat dan tepat sasaran. (Mamase & Sinukun, 2018) | Neural Network (GRNN) menghasilkan nilai MAPE sebesar 0.03. |
| 14. | Fergie Joanda Kaunang (2018) | Penerapan Algoritma J48 Decision Tree Untuk Analisis Tingkat Kemiskinan di Indonesia | Algoritma J48 Decision Tree | Kemiskinan telah menjadi masalah sosial dan tantangan bagi masyarakat di seluruh dunia yang terus dicari penyelesaiannya. (Kaunang, 2018) | Akurasi algoritma J48 Decision Tree menunjukkan hasil yang baik yaitu sebesar 88.6%. |
| 15. | Putra Angga Nugraha, Fatma Indriani, Irwan Budiman (2017) | Prediksi Jumlah Penduduk Miskin dengan Metode double exponential smoothing dan multiple linear regression | Double Exponential Smoothing, Multiple Linear Regression | Lambatnya informasi hasil survey penduduk miskin menjadikan peneliti ingin memprediksi jumlah penduduk miskin yang ada pada kabupaten/kota provinsi Kalimantan Selatan. (Nugraha et al., 2018) | Metode Double Exponential Smoothing merupakan metode yang lebih baik dengan nilai MAE sebesar 960,201. |
| 16. | Saprina Mamase, Ruly S. Sinukun | Perbandingan Performa Prediksi Tingkat | Backpropagation Neural Network (BNN), | Pemberian bantuan secara merata, tepat dan cepat merupakan salah satu upaya | Metode GRNN memiliki performa 14-16% lebih baik jika |

| | | | | | |
|-----|-------------------------------------|--|--|--|---|
| | (2017) | Kemiskinan Antara Backpropagation Neural Network Dan Generalized Regression Neural Network | Generalized Regression Neural Network (GRNN) | pemerintah dalam menangani masalah kemiskinan. Upaya tersebut dapat diwujudkan dengan penyajian data kemiskinan secara cepat dan akurat melalui prediksi tingkat kemiskinan menggunakan suatu metode yang efektif. (Mamase & Sinukun, 2017) | dibandingkan dengan metode BPNN. |
| 17. | Roni Aminudi, Yeffry Handoko (2017) | Model Peramalan Garis Kemiskinan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing dari Holt | Double Exponential Smoothing dari Holt | Kemiskinan adalah masalah multidimensi yang kompleks, bukan hanya diukur dari pendapatan tetapi juga melibatkan kerentanan dan kerentanan orang atau sekelompok orang baik laki-laki maupun perempuan menjadi miskin. (Aminudin & Handoko, 2017) | Metode Double Exponential Smoothing dari Holt menghasilkan akurasi yang sangat baik dengan nilai α sebesar 0,7 dan γ sebesar 0,1. |
| 18. | Indah Suryani, Romi | Penerapan Exponential Smoothing untuk | Exponential Smoothing, Neural Network | Emas menjadi salah satu logam mulia yang paling banyak diminati baik untuk investasi | Prediksi harga emas menggunakan Neural Network |

| | | | | | |
|-----|-------------------------------------|---|---|--|---|
| | Satria Wahono (2015) | Transformasi Data dalam Meningkatkan Akurasi Neural Network pada Prediksi Harga Emas | | maupun untuk dijadikan perhiasan. Pasar emas telah memperlihatkan peningkatan harga yang stabil selama beberapa dekade terakhir. (Suryani & Wahono, 2015) | dan Exponential Smoothing lebih akurat dibanding metode individual Neural Network. |
| 19. | Ida Noor Rahma, Tedy Setiadi (2014) | Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang Bus Trans Jogja Menggunakan Time Series Data | Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing (2-Parameter Holt) | Data transaksi yang direkam oleh mesin pembaca pada setiap shelter-nya hanya digunakan untuk membuat laporan saja, padahal data tersebut juga dapat digali untuk mendapatkan informasi lain yang tersembunyi, namun analisis data manual bersifat lambat, mahal dan subjektif. (Rahma & Setiadi, 2014) | Dari 8 jenis transaksi time series data yang diprediksi lebih baik menggunakan metode Single Exponential Smoothing sedangkan 1 diantaranya lebih baik menggunakan metode Double Exponential Smoothing (2-Parameter Holt). |
| 20. | Hendy Tannady, Fan Andrew | Analisis Perbandingan Metode Regresi Linier | Regresi Linier, Exponential Smoothing | Penggunaan metode-metode peramalan di dalam aspek akademis saat ini banyak | Metode Regresi Linier merupakan metode terbaik |

| | | | | | |
|--|--------|---|--|---|--|
| | (2013) | Dan Exponential Smoothing dalam Parameter Tingkat Error | | diaplikasikan terhadap berbagai dimensi keilmuan dan dalam aspek yang komprehensif terhadap bidang kerja. Teknik peramalan juga terbukti sangat diperlukan dalam melakukan analisis terhadap perencanaan bisnis. (Tannady & Andrew, 2013) | dengan menghasilkan nilai MAPE sebesar 15,478. |
|--|--------|---|--|---|--|

2.5 Matriks Penelitian

Matriks penelitian atau *State of the art* menjelaskan hubungan penelitian terdahulu yang terkait dengan penelitian yang dilakukan. Dalam matrik penelitian ini menunjukkan menunjukkan pendekatan yang berbeda-beda dalam menemukan sebuah solusi.

Berikut matriks penelitian tertera pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Matriks Penelitian

| No | Penulis / Tahun | Lingkup Penelitian | | | | | | | | |
|----|----------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------|------------------------------|----------------|----------------|---------------------|--------------|
| | | Metode | | | | | | Optimasi | | |
| | | Single Exponential Smoothing | Double Exponential Smoothing | Triple Exponential Smoothing | Additive Decomposition | Multiplivative Decomposition | Moving Average | Golden Section | Levenberg-Marquardt | Damped Trend |
| 1 | (Widhi et al., 2021) | - | - | - | ✓ | ✓ | - | - | - | - |
| 2 | (Handini Primandari, 2016) | - | ✓ | - | - | - | - | - | ✓ | - |
| 3 | (Yuwida et al., 2012) | - | ✓ | - | - | - | - | ✓ | - | - |
| 4 | (Al Mahkya et al., 2014) | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - | ✓ | - | - |
| 5 | (Sudibyoy, Iswardani, | ✓ | ✓ | - | - | - | ✓ | - | - | - |

| | | | | | | | | | | |
|----|-----------------------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Septyanto, et al., 2020) | | | | | | | | | |
| 6 | (Al Ihsan et al., 2020) | ✓ | ✓ | - | - | - | - | - | - | - |
| 7 | (Kinasih et al., 2018) | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - | ✓ | - | - |
| 8 | (Salsabila & Kariyam, 2020) | - | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - | - | - |
| 9 | (Tresnani et al., 2018) | - | ✓ | - | - | - | - | ✓ | - | - |
| 10 | (Novalia et al., 2018) | - | ✓ | - | - | - | - | ✓ | - | - |
| 11 | (Pramesti et al., 2020) | - | ✓ | - | - | - | - | - | - | - |
| 12 | (Rosa et al., 2019) | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - | - | - | - |
| 13 | (Syaifulloh, 2018) | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - |
| 14 | (Rahma & Setiadi, 2014) | ✓ | ✓ | - | - | - | - | - | - | - |
| 15 | (Aminudin & Handoko, 2017) | - | ✓ | - | - | - | - | - | - | - |
| 16 | (Fadilah Salsabila, 2021) | - | ✓ | - | ✓ | - | - | - | - | ✓ |

