

BAB II. LANDASAN TEORI

2.1 Deskripsi Teoretik

2.1.1 Definisi Pengangguran

Oktafianto dkk dalam [9] , berpendapat bahwa pengangguran dilihat sebagai masalah yang sering terjadi di banyak negara dan sering mendapatkan perhatian bagi para pembuat kebijakan serta akademisi. Jika pengangguran tidak diperbaiki, maka akan menjadi beban untuk perekonomian suatu negara. Adapun menurut Sadono Sukirno dalam Hasbiah (2014), pengangguran adalah suatu keadaan di mana seseorang yang tergolong dalam angkatan kerja ingin mendapatkan pekerjaan, tetapi belum dapat memperolehnya. Menurut Payman J. Simanjuntak dalam Hasbiah (2014), pengangguran adalah orang yang tidak bekerja berusia angkatan kerja yang tidak bekerja sama sekali atau bekerja kurang dari dua hari selama seminggu sebelum pencacahan dan berusaha memperoleh pekerjaan. Berdasarkan studi pengangguran yang dilakukan oleh Baily (1978), kebanyakan orang menganggur untuk jangka waktu yang relatif singkat. Contohnya, dalam penelitian tersebut sebagian besar orang yang menjadi pengangguran selama penelitian hanya menganggur selama sekitar satu tahun atau kurang [10]. Secara teknis, pengangguran adalah semua orang dalam referensi waktu tertentu, yaitu pada usia angkatan kerja yang tidak bekerja, baik dalam arti mendapatkan upah atau bekerja mandiri, kemudian mencari pekerjaan, dalam arti mempunyai arti kegiatan aktif dalam mencari kerja tersebut [11].

Dalam konteks ini, pengangguran tidak hanya mencakup ketidakaktifan bekerja, tetapi juga menyoroti aktivitas mencari pekerjaan yang dilakukan oleh individu yang terkena dampaknya. Hal ini menekankan bahwa pengangguran bukan semata-mata merupakan ketiadaan pekerjaan, melainkan juga mencakup upaya aktif untuk mendapatkan pekerjaan yang sesuai dengan keterampilan dan kualifikasi yang dimiliki. Oleh karena itu, pengangguran dapat dianggap sebagai suatu keadaan sementara yang dapat diatasi dengan adanya perencanaan, keterampilan pencarian kerja, dan dukungan dari berbagai pihak seperti lembaga pelatihan atau layanan pencari kerja.

2.1.2 Faktor Penyebab Terjadinya Pengangguran

Faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya pengangguran [11] adalah sebagai berikut:

- a. Besarnya angkatan kerja tidak seimbang dengan kesempatan kerja

Ketidakseimbangan terjadi apabila jumlah angkatan kerja lebih besar daripada kesempatan kerja yang tersedia. Kondisi sebaliknya sangat jarang terjadi

- b. Struktur lapangan kerja tidak seimbang

Kebutuhan jumlah dan jenis tenaga terdidik dan penyediaan tenaga terdidik tidak seimbang. Apabila kesempatan kerja jumlahnya sama atau lebih besar daripada angkatan kerja, pengangguran belum tentu tidak terjadi. Alasannya, belum tentu terjadi kesesuaian antara tingkat pendidikan yang dibutuhkan dan yang tersedia. Ketidakseimbangan tersebut mengakibatkan

sebagian tenaga kerja yang ada tidak dapat mengisi kesempatan kerja yang tersedia.

c. Meningkatnya peranan dan aspirasi

Angkatan kerja wanita dalam seluruh struktur angkatan kerja Indonesia.

d. Penyediaan dan pemanfaatan tenaga kerja antar daerah tidak seimbang

e. Jumlah angkatan kerja disuatu daerah mungkin saja lebih besar dari kesempatan kerja, sedangkan di daerah lainnya dapat terjadi keadaan sebaliknya. Keadaan tersebut dapat mengakibatkan perpindahan tenaga kerja dari suatu daerah ke daerah lain, bahkan dari suatu negara ke negara lainnya.

f. Adanya guncangan ekonomi akibat pandemi mengindikasikan adanya peningkatan tingkat pengangguran. Efek guncangan ekonomi akan berbeda-beda untuk setiap negara dan regional [9].

Sementara itu, Dimian dkk dalam Evasari (2019), berpendapat bahwa terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi dinamika dan kinerja pasar tenaga kerja. Faktor-faktor tersebut antara lain:

a. Karakteristik demografi, seperti jenis kelamin dan struktur umur penduduk yang menganggur dan bekerja, tingkat pendidikan, dan migrasi.

b. Faktor struktural, seperti share penduduk yang bekerja di berbagai cabang ekonomi, dan spesialisasi regional.

c. Pengaturan institusional dan kebijakan, seperti fasilitas untuk para pekerja yang terkena pemutusan hubungan kerja atau keluar dari pasar tenaga kerja

(unemployment benefit), sistem pengaturan upah, dan kebijakan pasar tenaga kerja.

- d. Siklus bisnis yang diukur melalui GDP, atau perbedaan antara GDP riil dan GDP potensial (*gap output*)

Adapun cara-cara yang mengakibatkan pekerja dapat berakhir menjadi pengangguran menurut Evasari (2019), yaitu sebagai berikut:

- a. Pekerja yang kehilangan pekerjaannya karena perusahaan yang tutup (*job losers*).
- b. Pekerja yang meninggalkan pekerjaannya (*job leavers*)
- c. Pencari kerja yang kembali masuk ke dalam pasar tenaga kerja dan menghabiskan waktu pada *non-market sector*.
- d. Pencari kerja yang baru memasuki pasar tenaga kerja, seperti lulusan sarjana atau lulusan sekolah menengah atas.

Tingkat pengangguran terbuka merupakan indikator yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat penawaran tenaga kerja yang tidak digunakan atau terserap oleh pasar kerja. Sementara itu, untuk partisipasi dapat menggunakan beberapa proksi, seperti Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)[3], rasio penduduk bekerja terhadap jumlah penduduk usia kerja (EPR), penduduk bekerja menurut status pekerjaan utama, penduduk bekerja menurut lapangan pekerjaan utama, penduduk bekerja menurut jenis pekerjaan utama, pekerja paruh waktu, penduduk bekerja menurut jumlah jam kerja, dan penduduk bekerja di kegiatan informal [12].

2.1.3 Dampak Pengangguran Terhadap Perekonomian

Tujuan akhir pembangunan ekonomi suatu negara pada dasarnya adalah meningkatkan kemakmuran masyarakat dan pertumbuhan ekonomi agar stabil dan dalam keadaan naik terus. Jika tingkat pengangguran di suatu negara relatif tinggi, hal tersebut akan menghambat pencapaian tujuan pembangunan ekonomi yang telah dicita-citakan. Dampak pengangguran terhadap perekonomian yaitu akan menyebabkan pendapatan nasional yang berasal dari sektor pajak berkurang. Hal tersebut dapat terjadi sebagai implikasi dari tingkat pengangguran yang tinggi yang menyebabkan kegiatan perekonomian menurun sehingga pendapat masyarakat pun akan menurun. Dengan demikian, pajak yang bersumber dari masyarakat akan menurun. Jika penerimaan pajak menurun, dana untuk kegiatan ekonomi dan pembangunan daerah juga akan berkurang sehingga kegiatan pembangunan akan terus menurun.

Dampak adanya pengangguran cenderung mengarah kepada dampak negatif, baik suatu pembangunan dan pengembangan daerah. Adapun dampak pengangguran terhadap individu yang mengalami dan masyarakat yaitu pengangguran dapat menghilangkan mata pencaharian, menghilangkan keterampilan, dan menimbulkan ketidakstabilan sosial-politik [11].

2.1.4 Definisi Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan salah satu dalam top 10 metode data mining yang paling banyak digunakan. Metode ini melakukan klasifikasi berdasarkan kemiripan suatu data dengan data yang lain [13]. Algoritma

k-nearest neighbor (K-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. [14]. Pada fase *training*, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi data training samples. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk testing data (klasifikasinya belum diketahui). Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor *training* sampel dihitung, dan sejumlah k buah yang paling dekat diambil. Titik yang baru klasifikasinya diprediksikan termasuk pada klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut. Nilai k yang terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data.

Pada umumnya nilai k yang tinggi akan mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Nilai k yang bagus dapat dipilih dengan optimasi parameter. Ketepatan algoritma K-NN ini sangat dipengaruhi oleh ada atau tidaknya fitur-fitur yang tidak relevan atau jika bobot fitur tersebut tidak setara dengan relevansinya terhadap klasifikasi. Riset terhadap algoritma ini sebagian besar membahas bagaimana memilih dan memberikan bobot terhadap fitur, sehingga performa klasifikasi menjadi lebih baik [15].

Menurut Prasetyo (2012) dalam Novalia, Pada metode *k-nearest neighbor* (K-NN), nilai k menyatakan jumlah tetangga terdekat yang dilibatkan dalam penentuan prediksi label kelas pada data *testing*. Dari k tetangga terdekat yang terpilih kemudian dilakukan voting kelas dari k tetangga terdekat tersebut. Kelas dengan jumlah suara terbanyak yang diberikan sebagai label kelas hasil prediksi pada data training tersebut. Algoritma K-NN dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Algoritma K-NN

No.	Algoritma K-NN
1.	Menentukan jumlah K tetangga terdekat
2.	Melakukan perhitungan jarak antar data baru dan semua data yang ada di <i>training</i> dengan menggunakan rumus jarak <i>euclidian</i> (d)
3.	Mengurutkan jarak (<i>ranking</i>)
4.	Gunakan voting kelas sebagai prediksi dari kata baru tersebut

Sumber: Novalia et al., 2020

Klasifikasi KNN memperluas ide ini dengan mengambil k titik terdekat dan menetapkan tanda mayoritas. Umumnya dipilih k kecil dan ganjil untuk memecahkan ikatan (biasanya 1, 3, atau 5). Nilai k yang lebih besar membantu mengurangi efek titik *noise* dalam set data pelatihan, dan pemilihan k sering dilakukan melalui validasi silang. Dalam klasifikasi, ketika kita mengasumsikan kepadatan normal, kita menganggap bahwa semua contoh kelas ditarik dari kepadatan yang sama. Tetapi praktisnya asumsi ini tidak selalu berlaku dan kita dapat mengalami kesalahan besar jika tidak demikian [16].

Keunggulan dari K-NN, yaitu teknik klasifikasi yang sangat sederhana sehingga mudah diimplementasikan, kuat dalam hal pencarian (misalnya, kelas tidak harus linier dipisahkan), efektif untuk menghitung data dalam skala kecil, dan memiliki beberapa parameter untuk acuan (jarak metric dan k). Sedangkan kelemahan dari K-NN adalah perlu untuk menentukan nilai k yang optimal sehingga untuk menyatakan jumlah tetangga terdekatnya lebih mudah serta biaya

komputasi yang cukup tinggi karena perhitungan jarak harus dilakukan pada setiap *query instance* [15].

K-nearest neighbor adalah sebuah metode untuk mencari kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru dan kasus lama yaitu berdasarkan pada kecocokan bobot dari sejumlah fitur yang ada. Untuk mendefinisikan jarak antara dua titik pada data *training* (x) dan titik pada data *testing* (y). Cara untuk mengukur kedekatan antara data baru dengan data yang lama, yaitu dengan *euclidian distance* dan *manhattan distance*. Namun, yang paling sering digunakan untuk mengukur kedekatan yaitu *euclidian distance*.

$$the \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$$

Dimana $a = a_1, a_2, \dots, a_n$ dan $b = b_1, b_2, \dots, b_n$ mewakili n nilai atribut dari dua *record*.

2.1.5 Definisi Algoritma *Support Vector Machine*

Support Vector Machine (SVM) adalah suatu metode klasifikasi yang dikenalkan oleh Vapnik pada tahun 1995. *Support Vector Machine* (SVM) termasuk dalam kelas *Artificial Neural Network* (ANN). Dalam melakukan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM), perlu adanya tahapan *training* dan tahapan *testing*. Kelebihan *Support Vector Machine* (SVM) dibandingkan dengan *Artificial Neural Network* (ANN) adalah dalam hal solusi yang dicapai, dimana *Artificial Neural Network* (ANN) solusi yang didapat berupa local optimal, sedangkan *Support Vector Machine* (SVM) global optimal [17]. Menurut Vapnik (1995) dalam Fauzi,

tujuan dari metode *Support Vector Machine* (SVM) menemukan fungsi pemisah (klasifier) yang optimal yang bisa memisahkan dua set data yang berbeda.

Pada saat ini SVM telah diaplikasikan dan memiliki performansi yang baik pada beberapa bidang. Konsep dasar dari SVM adalah bagaimana menemukan atau mencari fungsi pemisah (*hyperplane*) terbaik yang memisahkan dua kelas pada input space atau ruang input. Fungsi pemisah (*hyperplane*) terbaik antara dua kelas dapat ditemukan dengan mencari margin hyperplane terbesar. Tujuan dari usaha ini adalah untuk meningkatkan probabilitas pengelompokan secara benar pada data testing. Margin pada konsep ini adalah jarak antara titik terdekat dari masing-masing kelas terhadap *hyperplane*. Titik terdekat dari masing-masing kelas ini disebut *support vector*. Dengan kata lain, tugas utama dari SVM adalah menemukan *hyperplane* yang terletak tepat di tengah-tengah antara dua *support vector* dari kelompok kelas yang berbeda, dan besar atau jarak margin terhadap masing-masing *support vector* adalah sama [15].

Menurut Prajarini dalam Nalatisifa (2021), SVM adalah algoritma klasifikasi yang berfungsi untuk melakukan klasifikasi data non linier dan data linier [18]. Prinsip SVM yaitu menemukan hyperlane yang bisa melakukan klasifikasi data menjadi 2 kelas. Rumus perhitungannya adalah sebagai berikut :

Titik data : $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^n$

Kelas data : $x_i \in \{-1, +1\}$

Pasangan data dan kelas :

$$\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$$

Maksimumkan fungsi :

$$L_d = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \text{ syarat : } 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ dan } \sum_{i=1}^N \alpha_i \alpha_j = 0$$

Menghitung nilai w dan b :

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad b = -\frac{1}{2} (w \cdot x^+ + w \cdot x^-)$$

Fungsi keputusan klasifikasi sign (f(x)):

$$f(x) = w \cdot x + b \text{ atau } f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x, x_i) + b$$

Keterangan :

N : Jumlah data

n : banyak fitur/dimensi data

C : nilai konstanta

m : jumlah support vector / titik data yang memiliki $\alpha_i > 0$

K(x, x_i) : fungsi kernel

L_d : Dualitas Lagrange Multiplier

α_i : nilai bobot setiap titik data

2.1.6 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia (Prasetyo, 2012). Dalam klasifikasi terdapat suatu proses yang dilakukan, yaitu dengan membangun model untuk melakukan pengenalan atau klasifikasi atau prediksi pada suatu data lain supaya diketahui di kelas mana objek data tersebut dimasukkan berdasarkan model yang telah disimpan dalam memori [14].

2.2 Kajian Hasil Penelitian Lain yang Relevan

Berikut ini merupakan hasil tinjauan literatur yang telah dilakukan dari beberapa penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti sebagai gambaran dan landasan awal dalam melakukan penelitian.

Tabel 2. 2 Tinjauan Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti	Judul	Metode	Hasil
1.	Ida Ayu Ade Sita Pratiwia, Arie Wahyu Wijayanto (2019)	Klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia dengan Metode <i>K-Nearest Neighbor</i> dan <i>Support Vector Machine</i> di Pulau Jawa[19].	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah <i>K-Nearest Neighbor</i> dan <i>Support Vector Machine</i> yang bertujuan untuk membandingkan akurasi klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2019.	Perbandingan dua metode tersebut dengan hasil akurasi menunjukkan bahwa metode yang terbaik untuk pengklasifikasian Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM). Selain menggunakan hasil akurasi, penelitian ini menggunakan kurva ROC yang dapat membantu dalam

				menentukan metode mana yang terbaik.
2.	F Fauzi (2017)	K- <i>Nearset Neighbor</i> (K-NN) dan <i>Support Vector Machine</i> (SVM) untuk Klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Jawa Tengah	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah metode k- <i>Nearset Neighbor</i> (k-NN) dan <i>Support Vector Machine</i> (SVM).	Hasil klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dengan metode k- <i>Nearset Neighbor</i> (k-NN) dan <i>Support Vector Machine</i> (SVM) termasuk dalam tingkat klasifikasi sangat baik. Kedua metode tersebut jika dibandingkan metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dengan kombinasi parameter gamma 1 ?? = 1, 10, dan 100 merupakan metode yang paling tepat dibandingkan dengan metode k- <i>Nearset Neighbor</i> (k-NN).

3.	Adhitya Prayoga Permana, Kurniyatul Ainiyah, Khadijah Fahmi Hayati Holle (2021)	Analisis Perbandingan Algoritma <i>Decision Tree</i> , KNN, dan <i>Naive Bayes</i> untuk Prediksi Kesuksesan Start-up[20].	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah klasifikasi algoritma <i>Decision Tree</i> , <i>Naive Bayes</i> dan KNN.	Berdasarkan hasil perbandingan diantara ke tiga algoritma tersebut algoritma <i>Decision Tree</i> merupakan algoritma yang paling cocok untuk digunakan di antara algoritma KNN dan <i>Naive Bayes</i> . Begitupun dengan nilai presisinya
4.	Viona Novalia, Rito Goejantoro, dan Sifriyani (2020)	Perbandingan Metode Klasifikasi <i>Naive Bayes</i> dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (Studi Kasus : Status Kerja Penduduk Di Kabupaten Kutai Kartanegara Tahun 2018)	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah <i>Naive Bayes</i> and <i>k-nearest neighbor</i> .	Metode klasifikasi <i>naive Bayes</i> dan <i>k-nearest neighbor</i> dapat dipergunakan dalam mengklasifikasikan data status kerja penduduk. Namun, pengklasifikasian menggunakan metode <i>k-nearest neighbor</i> memiliki ketepatan kinerja yang lebih

				baik dibandingkan dengan metode <i>Naive Bayes</i> dalam mengklasifikasikan status kerja penduduk
5	Fauziah, Muhammad Arif Tiro, & Ruliana	Comparison of <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN) and <i>Support Vector Machine</i> (SVM) <i>Methods for Classification of Poverty Data in Papua</i> [21].	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah <i>Support Vector Machine</i> dan <i>K-Nearest Neighbor</i> .	Kedua metode tersebut jika dibandingkan metode <i>Support Vector Machine</i> dengan <i>Parameter cost = 1</i> merupakan metode paling tepat dibandingkan dengan metode K-NN dalam data kemiskinan di Papua tahun 2019
6	Wella, NiMade Satvika Iswari, Ranny	Perbandingan Algoritma KNN, C4.5, dan <i>Naive Bayes</i> dalam Pengklasifikasian Kesegaran Ikan Menggunakan Media Foto[22].	Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah KNN, C4.5, dan <i>Naive Bayes</i> .	Berdasarkan hasil perbandingan dari ketiga algoritma ini, KNN memiliki akurasi yang paling tinggi diantara algoritma lainnya. Dengan demikian

				<p>algoritma KNN dinilai cocok untuk digunakan dalam klasifikasi kesegaran ikan berdasarkan citra digital ikan.</p>
7	<p>Marthin Luter Laia, Yudi Setyawan.</p>	<p>Perbandingan Hasil Klasifikasi Curah Hujan Menggunakan Metode <i>Support Vector machine</i> dan <i>Naïve Bayes Classifier</i>[23].</p>	<p>Pada penelitian ini menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> dan <i>Naïve Bayes Classifier</i></p>	<p>Berdasarkan hasil analisis klasifikasi didapatkan bahwa metode terbaik yaitu <i>Support Vector Machine</i>. Hal ini dibuktikan dengan tingkat akurasi sebesar 79,45 % lebih besar dari tingkat akurasi metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> yaitu 65,75%.</p>
8	<p>M.R Adrian, M.P. Putra, M.H. Rafialdy, N.A. Rakhmawati</p>	<p>Perbandingan Metode Klasifikasi <i>Random Forest</i> dan <i>Support Vector Machine</i> pada</p>	<p>Pada penelitian ini menggunakan metode <i>Random Forest</i> dan <i>Support Vector Machine</i></p>	<p>Dari penelitian tersebut <i>Support Vector Machine</i> dianggap lebih baik karena mampu</p>

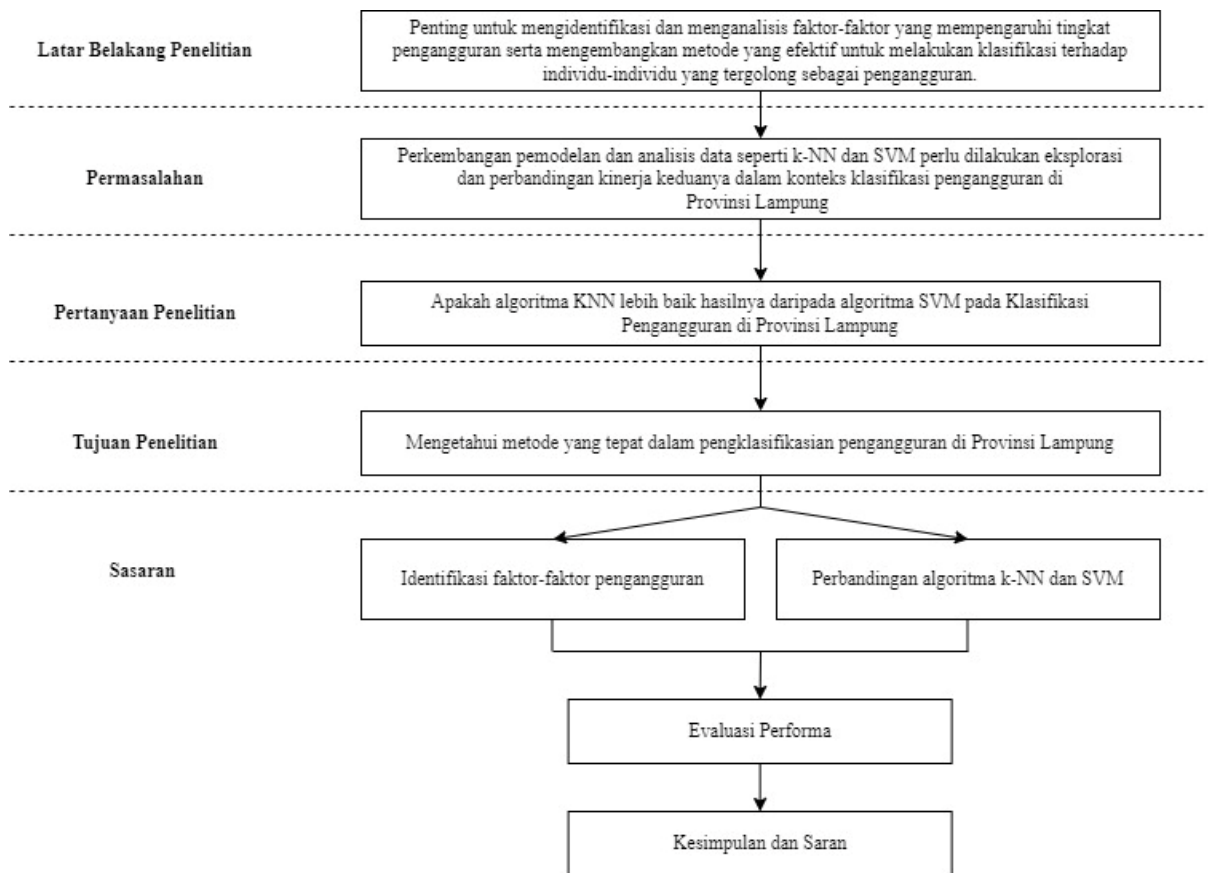
		Analisis Sentimen PSBB[24].		mengenali tweet dengan label “Positif”
9	Isman, Andani Ahmad, Abdul Latief	Perbandingan Metode KNN dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal[25].	Pada penelitian ini menggunakan metode K- <i>Nearest Neighbor</i> dan <i>Local Binary Pattern Histogram</i>	Pada pengujian ini didapatkan hasil akurasi pada pengujian K <i>Nearest Neighbor</i> lebih tinggi dibandingkan dengan metode <i>Local Binary Pattern Histogram</i>
10	Hiya Nalattisifa, Windu Gata, Sri Diantika, Khoirun Nisa	Perbandingan Kinerja Algoritma klasifikasi <i>Naïve Bayes</i> , <i>Support Vector Machine</i> (SVM), dan <i>Random Forest</i> untuk Prediksi Ketidakhadiran di Tempat Kerja[18].	Pada penelitian ini menggunakan metode <i>Naïve Bayes</i> , <i>Support Vector Machine</i> , dan <i>Random Forest</i>	Pada hasil penelitian, algoritma <i>Random Forest</i> memperoleh nilai akurasi, presisi, dan <i>recall</i> yang paling tinggi dibandingkan dengan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dan SVM.

Dari hasil tinjauan pustaka yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa penelitian terkait pengklasifikasian dapat dilakukan dengan beberapa metode klasifikasi. Beberapa penelitian terdahulu telah melakukan penelitian dengan menggunakan metode klasifikasi yang berbeda. Namun, metode *k-Nearest*

Neighbor (k-NN) merupakan metode yang paling sering digunakan dalam pengklasifikasian. Hal ini disebabkan metode k-NN merupakan metode yang memiliki tingkat akurasi yang paling baik. Perbedaan dari beberapa penelitian tersebut yaitu objek yang diteliti, ruang lingkup penelitian, cakupan wilayah. Artinya, metode tersebut dapat diimplementasikan pada lingkup yang mikro hingga makro.

2.3 Kerangka Berpikir

Kerangka pemikiran yang digunakan dalam penelitian ini yaitu seperti yang terdapat pada gambar di bawah ini.



Gambar 2. 1 Kerangka Pemikiran