

PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK DALAM MENGLASIFIKASIKAN KAB/KOTA DI PROVINSI SULAWESI SELATAN BERDASARKAN INDEKS KESEJAHTERAAN RAKYAT

Jiran Julita¹, Sudarmin¹, Zulkifli Rais^{1*}

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Keywords: Classification, K-Means, Radial Basis Function Neural Network, People's Welfare Index

Abstract:

Classification is a way of grouping objects based on the characteristics possessed by the object of classification. The method used in this study is the radial basis function neural network (RBFNN) which is one of the popular ANN architectures used in classification. This study aims to look at the classification of districts/cities in South Sulawesi province based on the people's welfare index using the RBFNN. The data used amounted to 24 data with 10 variables. In this study the K-Means method was applied to group districts/cities in South Sulawesi province based on the people's welfare index with cluster validation using the Davies Boulding Index, the classification results from this study obtained the 4 best clusters based on the people's welfare index of districts/cities in South Sulawesi province with classification performance with 90% accuracy, 75% precision, 100% recall and 85% F-Measure.

1. Pendahuluan

Klasifikasi merupakan pengelompokan objek ke beberapa kelompok berdasarkan variabel yang diamati (Wahyuningrum, 2020). Pada kasus pengklasifikasian data dibutuhkan atribut atau ciri yang berguna untuk menentukan objek ke dalam suatu kelas. Banyaknya atribut pada suatu data akan menentukan hasil klasifikasi data (Waruwu dkk, 2018). Dalam prosesnya, klasifikasi dapat dilakukan dengan banyak cara baik secara manual ataupun dengan bantuan teknologi. Klasifikasi yang dilakukan secara manual adalah klasifikasi yang dilakukan oleh manusia tanpa adanya bantuan dari algoritma cerdas komputer. Sedangkan klasifikasi yang dilakukan dengan bantuan teknologi diantaranya yaitu: *Decision Tree*, *Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, *Fuzzy* dan *Artificial Neural Network* (ANN) (Wibawa dkk, 2018).

Metode ANN untuk menyelesaikan masalah klasifikasi. ANN atau dikenal juga sebagai Jaringan Syaraf Tiruan (JST) (Wahyuningrum, 2020). ANN merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran otak manusia (Lesnussa dkk, 2015). ANN adalah sebuah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi dari suatu sistem kerja syaraf biologis seperti kinerja otak yang memproses suatu informasi, hal ini terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berubungan (*neuron*) dan saling

* Corresponding author.

E-mail address: zulkifli.rais89@unm.ac.id



bekerja sama untuk pemecahan masalah tertentu (Mubarokh dkk, 2020). Keuntungan dari metode ANN adalah dapat membangun fungsi *non linier* dan hanya memerlukan data masukan dan keluaran tanpa mengetahui dengan jelas proses dalam jaringan (Harjoko & Mada, 2014). Adapun model ANN yang dapat digunakan dalam pengklasifikasian yakni *Back Propagation Neural Network* (BPNN), *Probabilistic Neural Network* (PNN), *Learning Vector Quantization* (LVQ) dan *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) (Wahyuningrum, 2020). Pada penelitian ini peneliti menggunakan RBFNN.

RBFNN merupakan arsitektur dari ANN yang bersifat *feed forward* tipe jaringan (*multilayer*) serta keunggulan fungsi aktivasi yang digunakan, dapat melakukan proses klasifikasi dengan waktu singkat serta melakukan proses pembelajaran yang sangat cepat (Sitamahalakshmi dkk, 2011). RBFNN merupakan metode ANN yang menggunakan fungsi aktivasi radial basis dan umum dipakai dalam kasus klasifikasi dan prediksi/peramalan. Dalam beberapa penelitian, metode RBFNN dimodifikasi dengan pendekatan *K-means cluster* dan fungsi aktivasi Gaussian sehingga meningkatkan keakuratan hasil klasifikasi (Wahyuningrum, 2020). Waktu pelatihan (*training*) pada jaringan RBFNN sangat cepat dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik (Sitamahalakshmi dkk., 2011). RBFNN dapat mengatasi beberapa keterbatasan BPNN karena menggunakan *hidden layer* tunggal untuk pemodelan fungsi *non linier*, sehingga mampu melatih data lebih cepat dari BPNN dan RBFNN adalah teknik alternatif yang menarik untuk masalah klasifikasi (Wahyuningrum, 2020).

Pada penelitian ini, peneliti akan mengklasifikasikan kabupaten/kota yang ada di provinsi Sulawesi selatan berdasarkan indeks kesejahteraan rakyat. Kesejahteraan rakyat pada dasarnya merupakan suatu kondisi yang nilai kuantitatifnya tidak akan pernah berhenti karena akan terus berubah seiring dengan perkembangan kebutuhan hidup manusia (Alwi & Hasrul, 2018). Provinsi Sulawesi Selatan merupakan salah satu bagian dari wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia (NKRI) yang telah berusaha untuk meningkatkan taraf hidup masyarakat melalui pembangunan di berbagai bidang. Hal ini perlu dilakukan untuk melihat kualitas manusia dalam suatu daerah yang berguna untuk memajukan daerah tersebut (Mahmut & Anwar, 2022). Dengan adanya penelitian ini, diharapkan pemerintah dapat menerapkan kebijakan yang tepat untuk terciptanya pemerataan kesejahteraan rakyat.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu teknik data mining. Klasifikasi merupakan proses penempatan objek atau konsep tertentu ke dalam satu set kategori berdasarkan objek yang digunakan (Suparyanto dan Rosad, 2020). Proses dalam klasifikasi adalah untuk menentukan fungsi yang membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan untuk memperkirakan kelas yang tidak tersedia pada objek. Dalam pengklasifikasian terdapat 2 proses yang dilakukan yaitu proses *training* dan *testing* (Wijaya & Santoso, 2016).

2.2 Machine Learning

Kecerdasan buatan atau biasa dianggap *Artificial Intelligence* (AI) merupakan suatu pengetahuan yang dimiliki komputer yang dapat meniru kecerdasan manusia. *Machine learning* (ML) merupakan salah satu pendekatan dalam AI yang populer saat ini (Asrianda dkk, 2021). ML atau pembelajaran mesin adalah teknik yang paling populer lantaran banyak dipakai untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia buat menuntaskan masalah. ML cabang dari AI atau kecerdasan buatan adalah ilmu yang mencakup perancangan dan pengembangan algoritma yang memungkinkan komputer untuk mengembangkan perilaku yang didasarkan pada data empiris (Raup dkk, 2022).

Ada dua aplikasi pada ML yaitu klasifikasi dan prediksi, klasifikasi merupakan metode ML yang dipakai oleh mesin untuk mengklasifikasikan atau mengkategorikan obyek menurut karakteristik tertentu sebagaimana manusia mencoba membedakan benda satu dengan yang lain. Sementara, prediksi adalah metode ML yang dipakai mesin untuk menduga hasil berdasarkan suatu data masukan berdasarkan data yang sudah dipelajari (Bobby & Zuliarso, 2022).

2.3 Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau biasa disebut dengan *Artificial Neural Network* (ANN) adalah representasi pembelajaran dari jaringan otak manusia untuk menyelesaikan suatu masalah, ANN digunakan untuk memodelkan hubungan kompleks antara *input* dan *output* untuk dapat menemukan pola pada data atau klasifikasi data melalui proses pembelajaran (Azmi, 2016).

Sebuah ANN terdiri dari sejumlah elemen pemrosesan yaitu lapisan (*layer*) dan *neuron*. Setiap *neuron* terhubung ke *neuron* lain melalui *link* penghubung dengan bobot tertentu (Ardyanti dkk, 2020). Jenis *layer* dapat dibedakan menjadi:

1. *Input layer*, terdiri dari unit *neuron* yang berperan sebagai input proses pengolahan data pada jaringan saraf.

2. *Hidden layer*, terdiri dari unit *neuron* yang dianalogikan sebagai lapisan tersembunyi dan berperan sebagai lapisan yang meneruskan respon dari input.
3. *Output layer*, terdiri dari unit *neuron* yang berperan memberikan solusi dari data input.

2.4 Fungsi Aktivasi

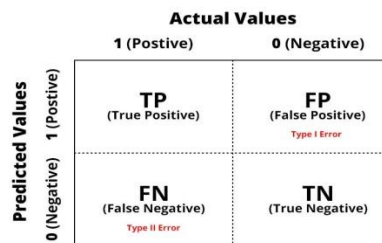
Fungsi aktivasi merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk membawa nilai input menuju output yang diinginkan. Fungsi ini harus memenuhi beberapa syarat yaitu kontinu, terdiferensial dengan mudah, dan fungsi yang tidak turun (Izhari dkk, 2020).

2.5 Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)

Fungsi *radial* adalah suatu fungsi yang mempunyai karakteristik menanggapi pengurangan ataupun penambahan secara monoton dengan jarak yang berasal dari nilai tengahnya. *Radial basis function* memiliki kemampuan yang baik dalam memodelan data *non linier* dan model dapat dibentuk dalam satu tahap, berbeda dengan *multilayer perceptron* yang harus beberapa kali perulangan, sehingga menghasilkan *output* aplikasi yang lebih cepat (Amrin, 2018).

2.6 Perfoma Klasifikasi

Salah satu cara untuk mengevaluasi performa suatu metode klasifikasi adalah dengan menggunakan *confusion matrix* (Wahyuningrum, 2020). Formulasi penghitungan akurasi, sensitivitas dan spesifikasi berdasarkan *confusion matrix* dituliskan dalam persamaan berikut (Ghaderzadeh dkk., 2013). Berikut **Gambar 2.1** *confusion matrix*:



Gambar 2.1 *Confusion Matrix*
 Sumber: images.google.com

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{2.1}$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{2.2}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \tag{2.3}$$

$$\text{F-Measure} = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \times 100\% \tag{2.4}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{2.5}$$

2.7 Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan teknik multivariat yang mempunyai tujuan utama untuk mengelompokkan objek berdasarkan karakteristik yang dimiliki. Analisis *cluster* mengklasifikasi objek sehingga setiap objek yang paling dekat kesamaannya dengan objek lain berada dalam *cluster* yang sama (Ediyanto dkk, 2013). Analisis *cluster* merupakan salah satu alat analisis yang berguna sebagai peringkasan data. Dalam meringkas data, dapat dilakukan dengan cara mengelompokkan objek berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu diantara objek yang hendak diteliti (Ardyanti dkk, 2020). Banyak metode yang dapat digunakan untuk *clustering*, salah satu metode yang banyak digunakan adalah *K-Means Clustering*.

K-means termasuk dalam algoritma *non hirarki* yang proses pengelompokannya berdasarkan jarak terdekat dengan titik pusat yang telah ditentukan (Poerwanto & Fa'rifah, 2016). Dengan algoritma tersebut, ANN mampu mencari sendiri *center-center* yang terbaik bagi data. Jumlah *cluster* yang diperoleh menentukan *hidden* unit yang dipakai (Haryono, 2005). *K-Means* merupakan metode yang memiliki waktu komputasi yang relatif cepat. Metode *K-means* merupakan algoritma yang relatif sederhana untuk mengklasifikasikan atau mengelompokkan sejumlah besar objek dengan atribut tertentu kedalam kelompok sebanyak *k* (Chandra dkk., 2021).

2.8 Davies Bouldin Index

Davies Bouldin Index (DBI) pertama kali diperkenalkan oleh ilmuwan bernama David L. Davies dan Donald W. Bouldin pada tahun 1979. Index ini digunakan untuk mengukur validitas *cluster* pada metode pengelompokan. DBI memaksimalkan jarak antar *cluster* dan meminimalkan jarak antara data dan titik pusat *cluster*. Nilai DBI yang semakin kecil mengindikasikan bahwa semakin baik *cluster* yang diperoleh. Rumus menghitung *Davies Bouldin Index* yaitu sebagai berikut (Azrahwati dkk., 2022):

$$DBI = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (2.6)$$

Dimana

$$R_{i,j} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{i,j}} \quad (2.7)$$

$$SSW_i = \frac{1}{m_i} \sum_{j=i}^{m_i} d(x_j \cdot c_i) \quad (2.8)$$

dan

$$SSB_{i,j} = d(c_i, c_j) \quad (2.9)$$

dimana SSW (*Sum of Square Within-cluster*) yaitu jumlah dari kedekatan data terhadap titik pusat *cluster*, SSB (*Sum of Square Between-cluster*) yaitu jarak antar titik pusat *cluster*, $R_{i,j}$ yaitu untuk mengetahui nilai perbandingan antara *cluster* ke- i dan *cluster* ke- j , k yaitu jumlah *cluster*, c_i yaitu *centroid* *cluster* ke- i , m_i yaitu jumlah data dalam *cluster* ke- i , $d(x_j, c_i)$ yaitu jarak *euclidean* setiap data ke *centroid*, $d(c_i, c_j)$ yaitu jarak antar *centroid*.

2.9 Indeks Kesejahteraan Rakyat

Sejahtera merupakan kondisi manusia dalam keadaan makmur, sehat dan damai, sehingga untuk mencapai kondisi tersebut memerlukan suatu usaha yang sesuai dengan kemampuan yang dimiliki. Sedangkan, kesejahteraan adalah sejumlah kepuasan yang diperoleh seseorang dari hasil memanfaatkan pendapatan yang diterima. Namun tingkat kesejahteraan merupakan sesuatu yang bersifat relatif dikarenakan tergantung dengan besarnya kepuasan yang diperoleh. Kesejahteraan masyarakat akan terwujud jika pertumbuhan ekonomi terus meningkat sehingga dapat menciptakan lapangan kerja dan dapat menyerap tenaga kerja lebih banyak pada tingkat upah yang layak. Kesejahteraan masyarakat dapat ditunjukkan dari meningkatnya pertumbuhan ekonomi dan meratanya distribusi pendapatan (Uddin dkk, 2022).

3. Metode Penelitian

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021 pada *website* Badan Pusat Statistik (BPS).

3.2 Defenisi Operasional Peubah

1. Tingkat Pengangguran Terbuka (x_1)
Tingkat Pengangguran Terbuka adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja.
2. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (x_2)
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja adalah persentase angkatan kerja terhadap penduduk usia kerja.
3. Rata-Rata Lama Sekolah (x_3)
Rata-rata jumlah tahun yang ditempuh oleh penduduk berumur 15 tahun ke atas untuk menempuh semua jenjang pendidikan yang pernah dijalani. Untuk mereka yang tamat SD diperhitungkan lama sekolah selama 6 tahun, tamat SMP diperhitungkan lama sekolah selama 9 tahun, tamat SMA diperhitungkan lama sekolah selama 12 tahun tanpa memperhitungkan apakah pernah tinggal kelas atau tidak.
4. Usia Harapan Hidup (x_4)
Didefinisikan sebagai rata-rata perkiraan banyak tahun yang dapat ditempuh oleh seseorang sejak lahir.
5. Angka Harapan Lama Sekolah (x_5)
Angka Harapan Lama Sekolah (HLS) didefinisikan sebagai lamanya sekolah (dalam tahun) yang diharapkan akan dirasakan oleh anak pada umur tertentu di masa mendatang
6. Gini Ratio (x_6)
Merupakan indikator yang menunjukkan tingkat ketimpangan pengeluaran secara menyeluruh.
7. Pengeluaran Per Kapita disesuaikan (x_7)
Pengeluaran per kapita harga konstan/riil untuk komoditi makanan dan *non* makanan.
8. Jumlah Penduduk Miskin (x_8)
Jumlah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan di bawah garis kemiskinan
9. Kepadatan Penduduk (x_9)
Kepadatan penduduk adalah banyaknya penduduk per satuan luas. Kegunaannya adalah sebagai dasar kebijakan pemerataan penduduk dalam program transmigrasi. Kepadatan penduduk kasar atau *crude population density* (CPD) menunjukkan jumlah penduduk untuk setiap kilometer persegi luas wilayah. Luas wilayah yang dimaksud adalah luas seluruh daratan pada suatu wilayah administrasi.
10. Kepemilikan Rumah Tangga Sendiri (x_{10})

Jika Tempat tinggal/rumah yang ditempati oleh rumah tangga tersebut sudah milik kepala rumah tangga. Rumah yang dibeli secara angsuran melalui kredit bank atau rumah dengan status sewa beli dianggap sebagai rumah milik sendiri.

3.3 Teknik Analisis Data

Adapun teknik analisis data pada penelitian ini yaitu:

- a. Melakukan pengumpulan data
- b. Melakukan analisis deskriptif untuk mendeskripsikan variabel yang digunakan.
- c. Melakukan standarisasi data
- d. Melakukan pengelompokan dengan menggunakan metode *K-Means*
 1. Menentukan nilai k sebagai jumlah kelompok yang ingin dibentuk
 2. Inisiasi k sebagai *centroid* awal secara acak
 3. Menghitung jarak dengan menggunakan jarak *euclidean* sesuai dengan persamaan
 4. Mengelompokkan setiap data berdasarkan jarak terdekat dengan *centroid*
 5. Menentukan posisi *centroid* baru (k)
 6. Kembali ke langkah 3 jika posisi *centroid* baru tidak sesuai dengan *centroid* lama.
- e. Evaluasi jumlah *cluster* terbaik dengan metode *Davies Boulding Index*.
- f. Melakukan penerapan algoritma *Radial Basis Function/ Neural Network*
 1. Pembagian data *training* dan data *testing*
 2. Menghitung *radial basis function neural network* berdasarkan data *training* yang diperoleh
 3. Menghitung perfoma klasifikasi untuk melihat *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* berdasarkan data *testing* yang diperoleh
- g. Penarikan kesimpulan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Analisis Deskriptif

Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskriptif

No.	Variabel	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Rata-Rata
1	Tingkat Pengangguran Terbuka (x_1)	2,34	13,18	4,74
2	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (x_2)	57,78	77,99	65,83
3	Rata-Rata Lama Sekolah (x_3)	6,60	11,43	8,27
4	Usia Harapan Hidup (x_4)	66,,49	73,41	69,58
5	Angka Harapan Lama Sekolah (x_5)	12,05	15,58	13,30
6	Gini Ratio (x_6)	0,332	0,406	0,368
7	Pengeluaran Per Kapita disesuaikan (x_7)	7.434	17.097	11016,04
8	Jumlah Penduduk Miskin (x_8)	7,93	79,64	32,71
9	Kepadatan Penduduk (x_9)	43	8.122	644,41
10	Kepemilikan Rumah Tangga Sendiri (x_{10})	60,14	96,31	86,77

4.2 Pengelompokan pada Indeks Kesejahteraan Rakyat Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan

Setelah melakukan analisis deskriptif pada data Indeks Kesejahteraan Rakyat, selanjutnya melakukan penginputan data lalu melakukan standarisasi data. Perhitungan dapat dilakukan dengan perhitungan manual maupun bantuan komputer. Berikut perhitungan manual untuk melakukan standarisasi data. Hasil standarisasi data dari variabel Indeks Kesejahteraan rakyat dapat dilihat pada **Tabel 4.2**

Tabel 4.2 Standarisasi Data Variabel Indeks Kesejahteraan Rakyat

	Z_1	Z_2	Z_3	...	Z_{10}
1	-0,806926159	0,56347092	-0,160176371	...	0,107141326
2	-0,669547501	-0,064508505	-0,376987772	...	0,738219182
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮
24	1,699193606	-1,023003417	2,224749034	...	-1,845193182

- a. Menentukan banyaknya *cluster* yang akan dibentuk

Pada pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan berdasarkan Indeks Kesejahteraan Rakyat maka hal pertama yang dilakukan yakni menentukan banyaknya jumlah *cluster* yang akan dibentuk, jumlah *cluster* yang digunakan peneliti pada penelitian ini sebanyak 2 sampai dengan 5 *cluster* dan menggunakan uji validasi. Uji validasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Davies Boulding Index* (DBI).

Pada pengelompokan provinsi berdasarkan pencemaran lingkungan hidup akan dibuat menjadi 2 sampai dengan 5 cluster, hal ini dilakukan agar nantinya ditentukan jumlah cluster yang terbaik dalam mengelompokan provinsi berdasarkan pencemaran lingkungan hidup.

b. Menentukan pusat cluster awal atau centroid awal

Penentuan centroid awal dilakukan dengan cara acak, misalkan akan dibuat 2 cluster maka centroid awal akan ditentukan sebanyak 2. **Tabel 4.3** merupakan centroid awal pada iterasi 1.

Tabel 4.3 Centroid awal

Wilayah	X1	X2	X3	...	X10
Makassar	13,18	59,70	11,43	...	60,14
Bantaeng	4,07	74,32	6,77	...	93,39

c. Mengalokasikan data ke pusat awal cluster terdekat

Pengelompokan data ke dalam cluster menggunakan pengukuran jarak euclidean. Penentuan cluster untuk setiap data akan ditentukan berdasarkan jarak minimum antara data dengan pusat cluster. Rumus dan perhitungan untuk mencari jarak terdekat yaitu sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2}$$

- Jarak centroid pertama (Makassar) dengan data ke-2 (Bulukumba)

$$d(2,1) = \sqrt{(3,14 - 13,18)^2 + (65,46 - 59,70)^2 + (7,82 - 11,43)^2 + \dots + (94,14 - 60,14)^2} = 10085,75$$

- Jarak centroid kedua (Bantaeng) dengan data ke-2 (Bulukumba)

$$d(2,2) = \sqrt{(3,14 - 4,07)^2 + (65,46 - 74,32)^2 + (7,82 - 6,77)^2 + \dots + (94,14 - 93,39)^2} = 1203,01$$

Lakukan perthitungan yang sama terhadap data lainnya. Berdasarkan hasil perhitungan jarak Euclidean untuk 24 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yang memiliki jarak euclidean terkecil maka Kabupaten/Kota tersebut masuk ke dalam cluster pertama dan begitu pula sebaliknya yang ditunjukkan pada **Tabel 4.4**.

Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Jarak Pada Centroid Awal

C1	C2	Minimum	Cluster
11318,24	2790,66	2790,66	2
10085,75	1203,01	1203,01	2
9265,60	0	0	2
11000,11	2614,73	2614,73	2
10026,78	1286,50	1286,50	2
10821,95	2327,06	2327,06	2
10887,12	2331,04	2331,04	2
9941,53	837,09	837,09	2
9596,67	363,52	363,52	2
10019,79	881,24	881,24	2
11322,58	2818,27	2818,27	2
10955,72	2294,47	2294,47	2
9199,26	760,91	760,91	2
9336,89	496,26	496,26	2
9437,36	319,29	319,29	2
10071,08	933,80	933,80	2
10617,73	1754,47	1754,47	2
12534,15	4409,82	4409,82	2
9696,01	467,19	467,19	2
9110,79	1151,59	1151,59	2
11943,08	3705,04	3705,04	2
0	9265,60	0	1
7368,18	2216,32	2216,32	2
8371,81	1313,72	1313,72	2

d. Menentukan titik *centroid* baru

Setelah dilakukan proses penentuan *cluster*, selanjutnya dilakukan proses iterasi untuk menentukan titik *centroid* baru, proses iterasi akan berhenti dilakukan jika hasil dari iterasi sama dengan *cluster* awal. Berikut hasil dari perhitungan *centroid* baru berdasarkan **Tabel 4.5**.

Tabel 4.5 Penentuan *Centroid* Baru

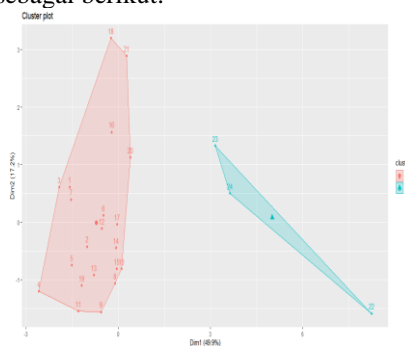
Penentuan <i>Centroid</i> Baru	X1	X2	X3	...	X10
C1	13,18	59,70	11,43	...	60,14
C2	4,38	64,09	8,13	...	87,93

Setelah mendapatkan nilai *centroid* baru. Maka, dilakukan perhitungan jarak *centroid* 1 dan *centroid* 2 terhadap setiap data. Berikut **Tabel 4.6** hasil perhitungan jarak pada *centroid* baru.

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Jarak Pada *Centroid* Baru

C1	C2	Minimum	Cluster
11318,24	1699,86	1699,86	2
10085,75	134,78	134,78	2
9265,60	1092,52	1092,52	2
11000,11	1542,27	1542,27	2
10026,78	299,52	299,52	2
10821,95	1251,34	1251,34	2
10887,12	1246,72	1246,72	2
9941,53	290,14	290,14	2
9596,67	767,58	767,58	2
10019,79	311,06	311,06	2
11322,58	1728,22	1728,22	2
10955,72	1202,71	1202,71	2
9199,26	1761,41	1761,41	2
9336,89	1456,91	1456,91	2
9437,36	1209,51	1209,51	2
10071,08	293,34	293,34	2
10617,73	665,75	665,75	2
12534,15	3322,57	3322,57	2
9696,01	1022,48	1022,48	2
9110,79	2152,19	2152,19	2
11943,08	2619,31	2619,31	2
0	10057,25	0	1
7368,18	3270,80	3270,80	2
8371,81	2405,64	2405,64	2

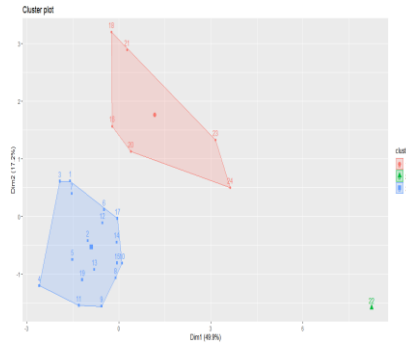
Pada **Tabel 4.6** sudah menunjukkan iterasi konvergen. maka iterasi yang dilakukan telah selesai. Adapun plot hasil *cluster* dari nilai k = 2 sampai dengan k = 5 sebagai berikut:



Gambar 4.1 Plot hasil *cluster* k = 2

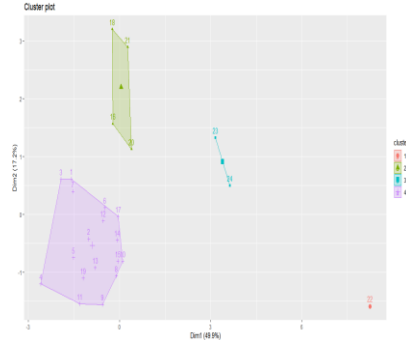
Berdasarkan **Gambar 4.1** terlihat bahwa *cluster* 1 terdiri atas 21 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang, Enrekang, Luwu, Tana Toraja, Luwu Utara, Luwu Timur dan Toraja

Utara. Sedangkan *cluster* 2 terdiri atas 3 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Makassar, Pare-Pare, dan Palopo.



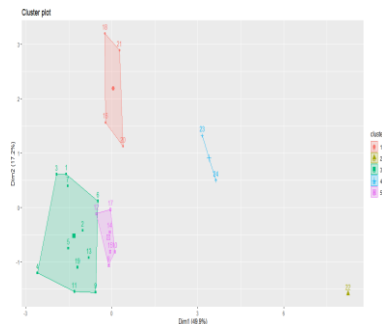
Gambar 4.2 Plot hasil *cluster* k = 3

Berdasarkan **Gambar 4.2** terlihat bahwa *cluster* 1 terdiri atas 6 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur, Toraja Utara, Pare-Pare dan Palopo, untuk *cluster* 2 terdiri atas 1 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Makassar sedangkan *cluster* 3 terdiri atas 17 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang, Luwu dan Luwu Utara.



Gambar 4.3 Plot hasil *cluster* k = 4

Berdasarkan **Gambar 4.3** terlihat bahwa *cluster* 1 terdiri atas 1 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Makassar, *cluster* 2 terdiri atas 4 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur dan Toraja Utara, *cluster* 3 terdiri atas 2 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Pare-Pare dan Palopo, *cluster* 4 terdiri atas 17 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang, Luwu dan Luwu Utara.



Gambar 4.4 Plot hasil *cluster* k = 5

Berdasarkan **Gambar 4.4** terlihat bahwa *cluster* 1 terdiri atas 4 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur dan Toraja Utara, *cluster* 2 terdiri atas 1 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Makassar, *cluster* 3 terdiri atas 2 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Pare-Pare dan Palopo, *cluster* 4 terdiri atas 11 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Pangkajene dan Kepulauan, Bone, Wajo dan Luwu Utara, *cluster* 5 terdiri atas 6 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Maros, Barru, Soppeng, Sidrap, Pinrang dan Luwu.

e. Penentuan Cluster Terbaik

Mengukur validitas cluster dapat ditentukan dengan *Davies Boulding Index* (DBI), Hal ini dilakukan agar dapat mengetahui cluster terbaik pada data indeks kesejahteraan rakyat, jumlah *cluster* yang digunakan dalam penelitian ini adalah $k = 2$ sampai dengan $k = 5$. Berikut **Tabel 4.7** hasil DBI yang diperoleh.

Tabel 4.7 Hasil *Davies Boulding Index*

Cluster	Davies Boulding Index
$k = 2$	0,918
$k = 3$	1,059
$k = 4$	0,855
$k = 5$	1,035

Berdasarkan **Tabel 4.7** diperoleh hasil DBI paling kecil pada $k = 4$ yaitu sebesar 0,855 sehingga jumlah *cluster* terbaik yaitu sebanyak 4 kelompok.

f. Pengelompokkan Indeks Kesejahteraan Rakyat Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan

Clustering merupakan salah satu teknik yang berfungsi untuk memetakan data pada kelompok atau *cluster* tertentu, Setiap data dikelompokkan berdasarkan kemiripannya dengan data yang lain, Data yang memiliki karakteristik yang sama akan dimasukkan dalam *cluster* yang sama dan data yang memiliki karakteristik yang berbeda akan ditempatkan dalam *cluster* yang lain, Metode *clustering* yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu metode *K-Means*. *K-Means* merupakan salah satu metode *clustering non hirarki* yang memiliki waktu komputasi yang relatif cepat, Dengan penentuan banyaknya *cluster* menggunakan *Davies Bouldin Index*. Berikut **Tabel 4.8** dan **Gambar 4.5** hasil dari *clustering* Indeks Kesejahteraan Rakyat.

Tabel 4,8 Hasil *Clustering* Indeks Kesejahteraan Rakyat

Kelompok	Kabupaten/Kota
1	Makassar
2	Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur dan Toraja Utara
3	Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang,
4	Luwu dan Luwu Utara Pare-Pare dan Palopo

4.3 Klasifikasi Radial Basis Function Neural Network

a. Pengujian Partisi Data

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui partisi data mana yang terbaik. Sebelum melakukan pemodelan, partisi dilakukan sebanyak 4 kali dengan membagi data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing*. Pertama yaitu membagi data sebanyak 50% data *training* dan 50% data *testing*, kedua membagi data sebanyak 60% data *training* dan 40% data *testing*, ketiga membagi data sebanyak 70% data *training* dan 30% data *testing* dan keempat membagi data sebanyak 80% data *training* dan 20% data *testing*. Setelah membagi data menjadi data *training* dan data *testing*, selanjutnya yaitu menguji hasil pembagian data *training* dan data *testing* dengan menggunakan acuan *confusion matrix*. Berdasarkan hasil *confusion matrix*, kita bisa menentukan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-Measure*.

a) Partisi Data *Training* dan Data *Testing* 50%:50%

Adapun hasil pembagian data *training* dan data *testing* 50%:50% dapat dilihat pada **Tabel 4.9**

Tabel 4.9 Pembagian Data *Training* dan *Testing* 50%:50%

	Persentase (%)	Total Data
Data Training	50	12
Data Testing	50	12
Total	100	24

Setelah melakukan pembagian data, selanjutnya menghitung data dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada **Tabel 4.10**

Tabel 4.10 Perhitungan *Confusion Matrix* 50%:50%

	Aktual	
Prediksi	2	3
2	3	4
3	0	5

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(3+5)}{(3+0+4+5)} = 0,66$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{3}{(3+4)} = 0,42$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{3}{(3+0)} = 1$$

$$F - Measure = 2 \left(\frac{(Recall)(Precision)}{(Recall)+(Precision)} \right) = 2 \left(\frac{(1)(0,42)}{1+(0,42)} \right) = 0,59$$

Berdasarkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada partisi data *training* dan data *testing*, didapatkan nilai *accuracy* sebesar 66%, *precision* sebesar 42%, *recall* sebesar 100% dan *F-Measure* sebesar 59%.

b) Partisi Data *Training* dan Data *Testing* 60%:40%

Adapun hasil pembagian data *training* dan data *testing* 60%:40% dapat dilihat pada **Tabel 4.11**

Tabel 4.11 Pembagian Data *Training* dan *Testing* 60%:40%

	Persentase (%)	Total Data
Data Training	60	14
Data Testing	40	10
Total	100	24

Setelah melakukan pembagian data, selanjutnya menghitung data dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada **Tabel 4.12**

Tabel 4.12 Perhitungan *Confusion Matrix* 60%:40%

	Aktual	
Prediksi	2	3
2	3	1
3	0	6

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(3+6)}{(3+0+1+6)} = 0,90$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{3}{(3+1)} = 0,75$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{3}{(3+0)} = 1$$

$$F - Measure = 2 \left(\frac{(Recall)(Precision)}{(Recall)+(Precision)} \right) = 2 \left(\frac{(1)(0,75)}{1+(0,75)} \right) = 0,85$$

Berdasarkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada partisi data *training* dan data *testing*, didapatkan nilai *accuracy* sebesar 90%, *precision* sebesar 75%, *recall* sebesar 100% dan *F-Measure* sebesar 85%.

c) Partisi Data *Training* dan Data *Testing* 70%:30%

Adapun hasil pembagian data *training* dan data *testing* 70%:30% dapat dilihat pada **Tabel 4.13**

Tabel 4.13 Pembagian Data *Training* dan *Testing* 70%:30%

	Persentase (%)	Total Data
Data Training	70	16
Data Testing	30	8
Total	100	24

Setelah melakukan pembagian data, selanjutnya menghitung data dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada **Tabel 4.14**

Tabel 4.14 Perhitungan *Confusion Matrix* 70%:30%

	Aktual	
Prediksi	2	3
2	1	1
3	0	6

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(1+6)}{(1+0+1+6)} = 0,87$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{1}{(1+1)} = 0,50$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{1}{(1+0)} = 1$$

$$F - Measure = 2 \left(\frac{(Recall)(Precision)}{(Recall)+(Precision)} \right) = 2 \frac{(1)(0,50)}{1+(0,50)} = 0,60$$

Berdasarkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada partisi data *training* dan data *testing*, didapatkan nilai *accuracy* sebesar 87%, *precision* sebesar 50%, *recall* sebesar 100% dan *F-Measure* sebesar 60%.

d) Partisi Data *Training* dan Data *Testing* 80%:20%

Adapun hasil pembagian data *training* dan data *testing* 80%:20% dapat dilihat pada **Tabel 4.15**

Tabel 4.15 Pembagian Data *Training* dan *Testing* 80%:20%

	Persentase (%)	Total Data
Data Training	80	19
Data Testing	20	5
Total	100	24

Setelah melakukan pembagian data, selanjutnya menghitung data dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada **Tabel 4.16**

Tabel 4.16 Perhitungan *Confusion Matrix* 80%:20%

	Aktual	
Prediksi	2	3
2	1	1
3	0	3

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(1+3)}{(1+0+1+3)} = 0,80$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{1}{(1+1)} = 0,50$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{1}{(1+0)} = 1$$

$$F - Measure = 2 \left(\frac{(Recall)(Precision)}{(Recall)+(Precision)} \right) = 2 \frac{(1)(0,50)}{1+(0,50)} = 0,60$$

Berdasarkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada partisi data *training* dan data *testing*, didapatkan nilai *accuracy* sebesar 80%, *precision* sebesar 50%, *recall* sebesar 100% dan *F-Measure* sebesar 60%.

b. Hasil Akurasi

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, menunjukkan hasil akurasi dari 4 perbandingan data *training* dan data *testing* yang berbeda. Berikut **Tabel 4.17** perbandingan akurasi dari 4 kali percobaan data *training* dan data *testing*.

Tabel 4.17 Perbandingan Akurasi

No.	Data Training	Data Testing	Akurasi	F-Measure
1	50	50	66%	59%
2	60	40	90%	85%
3	70	30	87%	60%
4	80	20	80%	60%

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa pada pengujian partisi pada data *training* dan data *testing* (60%:40%) memperoleh nilai *F-Measure* paling tinggi sebesar 85%. Sehingga diperoleh akurasi sebesar 90% dengan nilai prediksi yaitu terdapat 3 data yang diprediksi di kelompok 2 dan benar berada di kelompok 2, terdapat 1 data yang diprediksi di kelompok 2 tetapi sebenarnya berada di kelompok 3, kemudian terdapat 6 data yang diprediksi di kelompok 3 dan benar berada di kelompok 3.

4.4 Pembahasan

Penelitian dengan metode *Radial Basis Function Neural Network* menggunakan data indeks kesejahteraan rakyat dalam mengklasifikasikan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Pada penelitian ini banyaknya kelompok yang akan dibentuk dengan algoritma *K-Means Clustering* dapat ditentukan secara subjektif. Oleh karena itu, pada penelitian ini dibentuk sebanyak 2 hingga 5 *cluster*. Hasil *cluster* yang telah diperoleh akan dievaluasi dengan tujuan dapat menentukan *cluster* terbaik menggunakan *Davies Bouldin Index* (DBI) dengan melihat nilai DBI paling rendah antara *cluster* 2 sampai dengan *cluster* 5. Didapatkan nilai terendah DBI diantara *cluster* yang terbentuk adalah 0,8557609 untuk k = 4. Sehingga jumlah *cluster* terbaik yang didapatkan adalah 4 kelompok.

Kelompok 1 terdiri dari 1 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Makassar, kelompok 2 terdiri dari 4 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur dan Toraja Utara, kelompok 3 terdiri dari 17 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang, Luwu dan Luwu Utara dan kelompok 4 terdiri dari 2

Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu Pare-Pare dan Palopo. Berdasarkan hasil dari klasifikasi indeks kesejahteraan rakyat Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan didapatkan nilai *accuracy* 90%, *precision* 75%, *recall* 100% dan *F-Measure* 85%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan penelitian yang telah dilakukan, maka peneliti dapat menarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil klasifikasi RBFNN dengan pendekatan *K-Means* diperoleh 4 kelompok optimal. Pada kelompok 1 terdiri atas 1 Kabupaten/Kota yaitu Makassar, kelompok 2 terdiri atas 4 Kabupaten/Kota yaitu Enrekang, Tana Toraja, Luwu Timur dan Tana Toraja, kelompok 3 terdiri atas 17 Kabupaten/Kota yaitu Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene dan Kepulauan, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidrap, Pinrang, Luwu dan Luwu Utara, dan kelompok 4 terdiri atas 2 Kabupaten/Kota yaitu Pare-Pare dan Palopo.
2. Akurasi pengujian dengan menggunakan perbandingan 60% data *training* dan 40% data *testing*. *F-Measure* dapat digunakan sebagai ukuran tunggal dari uji performa klasifikasi yang merupakan ukuran rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*. Nilai *F-Measure* yang diperoleh sebesar 85% sehingga nilai *accuracy* yang diperoleh sebesar 90%. Nilai tersebut cukup tinggi sehingga kinerja algoritma RBFNN dianggap baik.

References

- Aji Prasetya Wibawa, Muhammad Guntur Aji Purnama, Muhammad Fathony Akbar, F. A. D. (2018). Metode-metode Klasifikasi. *Prosiding Seminar Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 134.
- Alwi, W., & Hasrul, M. (2018). Analisis Klaster Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat. *Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya)*, 6(1), 35.
- Amrin, A. (2018). Perbandingan Metode Neural Network Model Radial Basis Function Dan Multilayer Perceptron Untuk Analisa Risiko Kredit Mobil. *Paradigma*, XX(1), 31–38.
- Andiani, D., Dwi, S., Septiani, R., & Riana, A. (2022). Analisis Teknik non-Hierarki untuk Pengelompokan Kabupaten / Kota di Provinsi Jawa Barat Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat 2020. 2, 21–28.
- Ardyanti, H., Goejantoro, R., Deny, F., & Amijaya, T. (2020). Perbandingan Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dan Jaringan Saraf Tiruan (Studi Kasus: Pt Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Tahun 2018). *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(2), 145–152.
- Asrianda, A., Aidilof, H. A. K., & Pangestu, Y. (2021). Machine Learning for Detection of Palm Oil Leaf Disease Visually using Convolutional Neural Network Algorithm. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 4(2), 286–293.
- Azmi, F. (2016). Analisis learning jaringan RBF (Radial Basis Function Network) pada pengenalan pola alfanumerik. *Jurnal TIMES*, V(2), 32–34.
- Azrahwati, Nusrang, M., Aidid, M. K., & Rais, Z. (2022). *K-Means Cluster Analysis for Grouping Districts in South Sulawesi Province Based on Village Potential*. 2(2), 73–82.
- Badan Pusat Statistik. (2021) *In Privinsi Sulawesi Selatan dalam Angka 2021*. BPS Provinsi Sulawesi Selatan/BPS-*Statistics of Sulawesi Selatan Province*.
- Bobby, A., & Zuliarso, E. (2022). *Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose Dengan Convolutional Neural Network*. 1.
- Chandra, M. D., Irawan, E., Saragih, I. S., Windarto, A. P., & Suhendro, D. (2021). Penerapan Algoritma K-Means dalam Mengelompokkan Balita yang Mengalami Gizi Buruk Menurut Provinsi. *BIOS: Jurnal Teknologi Informasi Dan Rekayasa Komputer*, 2(1), 30–38.
- Dinata, R. K., Novriando, H., Hasdyna, N., & Retno, S. (2020). *Reduksi Atribut Menggunakan Information Gain*. 6(1), 48–53.
- Ediyanto, Mara, N., & Satyahadewi, N. (2013). Pengklasifikasian Karakteristik Dengan Metode K-Means Cluster Analysis. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 02(2), 133–136.
- Ghaderzadeh, M., Fein, R., & Standring, A. (2013). Comparing Performance of Different Neural Networks for Early Detection of Cancer from Benign Hyperplasia of Prostate. *Applied Medical Informatics*, 33(3), 45–54.
- Harjoko, A., & Mada, U. G. (2014). Pemrosesan Citra Digital untuk Klasifikasi Mutu Buah Pisang Menggunakan

- Jaringan Saraf Tiruan. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 4(1), 57–68.
- Haryono, M. E. A. (2005). Pengenalan Huruf Menggunakan Model Jaringan Saraf Tiruan Radial Basis Function Dengan Randomize Cluster Decision. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2005 (SNATI 2005)*.
- Iskandar, I., Resdifa Jurusan Teknik Informatika, E., Sains dan Teknologi, F., Sultan Syarif Kasim Riau Jl Soebrantas No, U. H., & Baru, S. (2020). Penerapan Metode Radial Basis Function Dengan Jumlah Center Dinamis Untuk Klasifikasi Serangan Jaringan Komputer. *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 5(2), 78–85.
- Izhari, F., Zarlis, M., & Sutarman. (2020). Analysis of backpropagation neural neural network algorithm on student ability based cognitive aspects. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 725(1), 243–252.
- Lesnussa, Y. A., Latuconsina, S., & Persulesy, E. R. (2015). Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon). *Jurnal Matematika Integratif*, 11(2), 149.
- Mahmut, C., & Anwar, A. I. (2022). *Analisis Kesejahteraan Masyarakat di Provinsi Sulawesi Selatan*. 5(2021), 452–461.
- Mubarokh, M. F., Nasir, M., & Komalasari, D. (2020). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Penjualan Pakaian Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, 1(1), 29–43.
- Mughnyanti, M., Efendi, S., & Zarlis, M. (2020). Analysis of determining centroid clustering x-means algorithm with davies-bouldin index evaluation. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 725(1).
- Poerwanto, B., & Fa'rifah, R. Y. (2016). Analisis Cluster K-Means dalam Pengelompokan Kemampuan Mahasiswa. *Jurnal Scientific Pini*, 2(2), 92–96.
- Prabowo, J. R., Santoso, R., & Yasin, H. (2020). Implementasi jaringan syaraf tiruan backpropagation dengan algoritma conjugate gradient untuk klasifikasi kondisi rumah (Studi Kasus di Kabupaten Cilacap Tahun 2018). *Jurnal Gaussian*, 9(1), 41–49.
- Puspaningrum, E. Y., Nugroho, B., & Manggala, H. A. (2020). Penerapan Radial Basis Function Untuk Klasifikasi Jenis Tanah. *SCAN - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 15(1), 46–49.
- Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan* (F. S. Suyantoro (ed.)). ANDI Yogyakarta.
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JlIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258–3267.
- Sitamahalakshmi, T., Jagadeesh, M., Chandra Mouli, K. V. ., & Vinay Babu, A. (2011). Performance Comparison of Radial Basis Function Networks and Probabilistic Neural Networks for Telugu Character Recognition. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 11(4).
- Suparyanto dan Rosad (2020). Penerapan Algoritma C4.5 Pada Program Klasifikasi Mahasiswa Dropout. *Suparyanto Dan Rosad (2015)*, 5(3), 248–253.
- Uddin, H. R., Ruhadi, & Fais Maulana. (2022). Komunitas Pengrajin Kerajinan Enceng Gondok Sebagai Dimensi Modal Sosial dalam Mewujudkan Kesejahteraan Masyarakat. *Formosa Journal of Multidisciplinary Research*, 1(3), 493–502.
- Wahyuningrum, V. (2020). Penerapan Radial Basis Function Neural Network dalam Pengklasifikasian Daerah Tertinggal di Indonesia. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 12(1), 37.
- Waruwu, Y. F., Zarlis, M., Nababan, E. B., & Ziliwu, M. S. (2018). Seleksi Atribut Pada Algoritma Radial Basis Function Neural Network Menggunakan Information Gain. *Seminar Nasional Royal (SENAR)*, 1(1), 21–24.
- Wijaya, A. P., & Santoso, H. A. (2016). Naive Bayes Classification pada Klasifikasi Dokumen Untuk Identifikasi Konten E-Government Naive Bayes Classification on Document Classification to Identify E-Government Content. *Journal of Applied Intelligent System*, 1(1), 48–55.