

Journal of Dinda

Kelompok Keahlian Rekayasa Data
Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Vol. 2 No. 1 (2022) 28 - 36

ISSN Media Elektronik: 2809-8064

Klasifikasi Status Gizi Pada Lansia Menggunakan Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3)

Khurun'Ain Muzaqi¹, Apri Junaidi², Wahyu Andi Saputra³

¹Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

²Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

³Program Studi S1 Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

¹17102155@ittelkom-pwt.ac.id, ²apri@ittelkom-pwt.ac.id, ³andi@ittelkom-pwt.ac.id

Abstract

The Elderly is someone who has reached the age of 60 years, the main health problem in the elderly is nutritional problems. Nutritional status is a measurement that can assess food intake and the use of nutrients in the body. One of the assessments of nutritional status in the elderly uses anthropometry with the type of measurement of Body Mass Index (BMI). Determination of nutrition is an effort to increase Life Expectancy (UHH). Therefore, a study will be conducted on the classification of nutritional status in the elderly using the Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) method with seven inputs used, namely: gender, age, Bb, Tb, BMI, social status and disease history, and five results of status classification nutritional status, namely inferior nutritional status, poor nutritional status, normal nutritional status, obese nutritional status, and very obese nutritional status. The best parameters used in this study are: learning rate (α) = 0.2, learning rate reduction = 0.4, window (ϵ) = 0.4 and minimum learning rate = 0.001, epoch = 1, 5, 10, 50, 100, 200, 500, 1000 with a comparison of the distribution of training and testing data of 80:20 on a total of 599 data. Based on the test results, the number of epoch values affects the accuracy results. The highest accuracy obtained is 86.67%. The calculations using the confusion matrix in this algorithm are 87% accuracy, 83% precision, and 81% recall. The Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) method can use to classify nutritional status in the elderly.

Keywords: Nutritional status, LVQ 3, Elderly

Abstrak

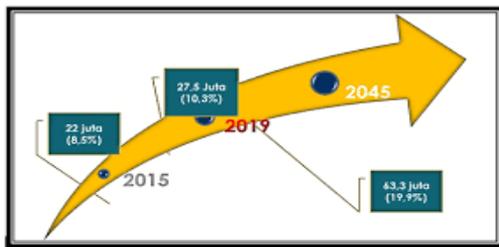
Lanjut Usia (Lansia) adalah seseorang yang telah mencapai usia 60 tahun, permasalahan kesehatan utama pada lansia yaitu masalah gizi. Status gizi merupakan suatu pengukuran yang dapat dinilai dari asupan makanan dan penggunaan zat-zat gizi di dalam tubuh. Salah satu penilaian status gizi pada lansia menggunakan antropometri dengan jenis pengukuran Indeks Massa Tubuh (IMT). Penentuan gizi merupakan suatu upaya dalam meningkatkan Usia Harapan Hidup (UHH). Oleh karena itu, akan dilakukan penelitian klasifikasi status gizi pada lansia menggunakan metode Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) dengan tujuh inputan yang digunakan yaitu: jenis kelamin, usia, Bb, Tb, IMT, status sosial dan riwayat penyakit dan lima hasil klasifikasi status gizi yaitu status gizi kurang sekali, status gizi kurang, status gizi normal, status gizi gemuk, dan status gizi gemuk sekali. Parameter terbaik yang digunakan pada penelitian ini yaitu: learning rate (α) = 0.2, pengurangan learning rate = 0.4, window (ϵ) = 0.4 dan minimum learning rate = 0.001, epoch = 1, 5, 10, 50, 100, 200, 500, 1000 dengan perbandingan pembagian data training dan testing 80:20 pada jumlah 599 data. Berdasarkan hasil pengujian jumlah nilai epoch mempengaruhi hasil akurasi. Akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 86,67%. Hasil perhitungan menggunakan confusion matrix pada algoritma ini adalah akurasi 87%, precision 83%, dan recall 81%. Metode Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) dapat digunakan untuk mengklasifikasi status gizi pada lansia.

Kata kunci: Status gizi, LVQ 3, Lansia

© 2022 Jurnal DINDA

1. Pendahuluan

Berdasarkan hasil Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) pada tahun 2015-2045 jumlah penduduk Indonesia pada tahun 2020 mencapai 269,6 juta jiwa [1]. Negara Indonesia telah memasuki era penduduk menua (*ageing population*) karena jumlah penduduk dengan usia 60 tahun ke atas telah melebihi angka 7,0% dan diperkirakan pada tahun 2020 akan memasuki penduduk tua dengan jumlah penduduk lanjut usia lebih dari 10% Survei tersebut berdasarkan hasil survei SUPAS dan Proyeksi Penduduk Bappenas, UNFPA dan BPS (2018) [2].



Gambar 1 Tren Jumlah dan Proporsi Penduduk Usia Mencapai 60 Tahun, Indonesia, 2015- 2019, dan 2045 [2].

Lanjut Usia (Lansia) adalah seseorang yang telah mencapai usia 60 tahun [3]. Old dependency ratio merupakan angka yang menunjukkan tingkat ketergantungan penduduk tua (60 tahun) terhadap penduduk dengan usia produktif (15-59 tahun) [4]. Suatu upaya harus segera dilakukan agar jumlah lansia tersebut sebagian besar dalam kondisi sehat, mandiri, aktif dan produktif [5].

Menurut [6] Elman Boy permasalahan kesehatan utama pada lansia yaitu masalah gizi hal ini dikarenakan imun tubuh yang semakin menurun dan kurangnya protein dan energi yang masuk ke dalam tubuh. Menurut penelitian [7] Fredy dkk, kekurangan gizi pada lansia dapat dipengaruhi oleh sosial-ekonomi, gangguan penyakit dan pengkonsumsian makanan yang kurang kalori dari kebutuhan tubuh sedangkan gizi berlebih terjadi karena kebiasaan makan pada waktu muda. Oleh karena itu, penting untuk melakukan penilaian status gizi pada lansia untuk mengetahui ada tidaknya kesalahan pada status gizi. Kesalahan dalam penilaian gizi dapat menyebabkan terjadinya masalah dalam kesehatan dan kematian terkait dengan status gizi [8]. Penilaian menggunakan Indeks Masa Tubuh (IMT) merupakan metode penilaian yang akurat dan efektif untuk digunakan dalam mengukur kondisi pada lansia [9]. Perhitungan status gizi menggunakan IMT menggunakan rumus sebagai berikut:

$$IMT = \frac{Bb (Kg)}{Tb(m) \cdot Tb (m)} \quad (1)$$

Dengan IMT adalah Indeks Massa Tubuh (Kg/m²),

Bb = Berat badan (Kg)

Tb = Tinggi Badan (m)

Penilaian menggunakan IMT dapat diklasifikasikan dengan kategori batas nilai IMT seperti pada Tabel 1 [10].

Tabel 1. Kategori ambang batas IMT di Indonesia

Status Gizi	IMT(Kg/m ²)
Kurus Sekali	<17
Kurus	17-18,4
Normal	18,5-25
Gemuk	25,1-27
Gemuk Sekali	>27

Analisa dan penilaian gizi pada status gizi lansia membutuhkan ketelitian serta keakuratan. Sistem ilmu komputer memiliki bagian ilmu yang dapat membuat mesin (komputer) meniru perilaku manusia atau disebut dengan *Artificial Intelligence*. Sistem ini akan memberikan output berupa solusi dari suatu masalah dari kumpulan pengetahuan yang telah diberikan [11].

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terwarisi, lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input kemudian jika terdapat jarak berdekatan maka metode ini akan mengelompokkan vektor input tersebut [12].

Kelebihan metode LVQ adalah selain mencari jarak terdekat, selama pembelajaran unit output diposisikan dengan mengatur dan memperbaharui bobot melalui pembelajaran yang terawasi untuk memperkirakan keputusan klasifikasi [13]. Metode LVQ 3 merupakan pengembangan dari LVQ 1 dan LVQ 2.1, perbedaan metode ini yaitu penyempurnaan pada proses output yang terdapat pada proses pembobotan dan penentuan kondisi window [14]. Menurut penelitian Taufik dengan menggunakan model klasifikasi jaringan saraf tiruan yaitu LVQ dalam mengklasifikasi status gizi pada balita lebih mudah dan optimal [15]. Penelitian yang dilakukan oleh Reni dkk dalam mengklasifikasikan status gizi dengan jaringan saraf tiruan pada balita menggunakan 5 variabel pengukuran yaitu: jenis kelamin, umur, berat badan, penyakit penyerta dan status ekonomi menghasilkan akurasi 93,8% [16]. Selanjutnya berdasarkan penelitian [17] dalam mengklasifikasikan antara daging sapi dan daging babi LVQ 3 juga memperoleh akurasi terbaik dimana nilai window sangat mempengaruhi hasil akurasi. LVQ 3 pada penelitian menentukan penyakit gangguan jiwa dengan hasil akurasi sebesar 95%, akurasi ini lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan LVQ 2.1 [18]. Menurut hasil penelitian pengujian pemodelan dengan menggunakan model LVQ oleh peneliti [19], pengujian dengan menggunakan nilai epoch yang

variatif menghasilkan nilai akurasi yang berbeda-beda. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh [20], jumlah epoch dapat mempengaruhi hasil akurasi tertinggi, hal ini ditandai pada kondisi pemberhentian proses LVQ yang tentu saja mempengaruhi hasil bobot akhir yang akan digunakan untuk proses pengujian dan kemudian untuk mendapatkan akurasi.

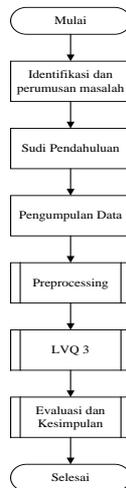
Penerapan metode LVQ 3 dalam menentukan klasifikasi gizi pada lansia akan diklasifikasikan menjadi gizi kurang sekali, gizi kurang, gizi normal, gizi gemuk dan gizi gemuk sekali. Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah: jenis kelamin, usia, BB, TB, IMT, status sosial, riwayat penyakit. Dari hasil kajian yang telah dilakukan, metode LVQ 3 baik untuk digunakan dalam pengklasifikasian status gizi berdasarkan penghitungan antropometri dengan pengukuran IMT dan variabel pendukung, hal ini dikarenakan keakuratan LVQ 3 dalam menentukan jarak terdekat sehingga dapat ditentukan klasifikasi yang tepat pada pengukuran gizi. Penelitian ini diharapkan dapat mengukur akurasi algoritma LVQ 3 untuk pendeteksi status gizi lansia.

Berdasarkan dari alasan dan penelitian tersebut, maka pertanyaan-pertanyaan yang muncul pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Seberapa besar akurasi klasifikasi status gizi pada lansia menggunakan Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3)?
2. Bagaimana pengaruh epoch terhadap akurasi yang diperoleh?

3. Metode Penelitian

Alur proses penelitian pada klasifikasi status gizi pada lansia menggunakan LVQ 3 seperti Gambar 2.



Gambar 2 Diagram Alir Penelitian

2.1. Identifikasi dan perumusan masalah

Identifikasi dan perumusan masalah pada penelitian yaitu mengklasifikasikan status gizi pada lansia dengan

menentukan metode klasifikasi yang digunakan LVQ 3 dan parameter-parameter yang digunakan untuk penilaian gizi yaitu jenis kelamin, usia, Bb, Tb, IMT, riwayat penyakit dan status sosial.

2.2 Studi Pendahuluan

Tahap kedua dilakukan studi pendahuluan mengenai perumusan masalah yang ada. Studi pendahuluan ini dilakukan dengan melakukan studi literatur dari berbagai sumber yang tersedia seperti jurnal, skripsi, buku, *website*, maupun sumber lain yang memiliki keterkaitan dengan permasalahan yang dihadapi.

2.3 Pengumpulan Data

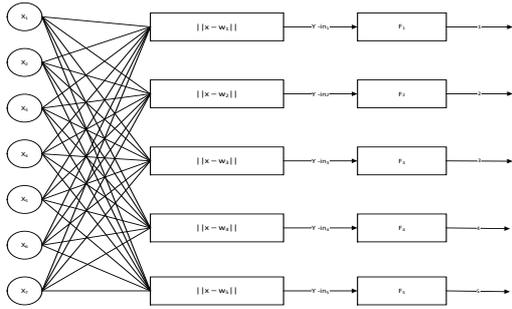
Pengumpulan data pada penelitian dengan cara pengambilan secara langsung pada RSI Banjarnegara, Puskesmas Rakit 1 dan pembagian kuisioner *hardcopy*, sedangkan data *online* yang dilakukan pada *google form*

2.4 Preprocessing

Tahap *preprocessing* pada penelitian ini digunakan untuk mengolah dataset yang diperoleh agar membantu memudahkan pengolahan data pada model. Data yang diperoleh antara lain data-data sebagai berikut: nama, jenis kelamin, usia, tinggi badan, berat badan, tekanan darah, kartu jaminan kesehatan, riwayat penyakit, alamat dan tahun. Berdasarkan dataset tersebut langkah *preprocessing* yang dilakukan adalah: penghapusan kolom, penanganan *missing value*, perhitungan IMT, normalisasi menggunakan *z-score*, pelabelan data target menurut IMT, menerapkan *One Hot Encoder*, dan pelabelan target klasifikasi. Berikut contoh source code pada *preprocessing*.

2.5 LVQ 3

Tahap LVQ 3 ini merupakan tahap pembuatan model klasifikasi menggunakan metode LVQ 3. Langkah pertama dalam membuat pemodelan yaitu merancang arsitektur LVQ 3 yang akan digunakan dalam penelitian. Kemudian melakukan training pada dataset yang telah di *preprocessing* dengan menggunakan arsitektur LVQ 3 yang telah dirancang. Setelah data training telah dimasukkan ke arsitektur yang telah dibuat langkah selanjutnya adalah testing data atau proses pengujian data untuk memberikan validasi dari model yang telah dibuat. Arsitektur seperti Gambar 3



Gambar 3 Arsitektur LVQ 3

Arsitektur ini terdiri dari tujuh input, lapisan atau kelas dan lima output. Inputan diperoleh dari hasil analisis data berdasarkan parameter masukan yang digunakan yaitu: jenis kelamin(x1), usia(x2), BB(x3), TB(x4), IMT(x5), status sosial(x6), dan riwayat penyakit(x7). Kemudian dari parameter inputan tersebut diklasifikasikan menjadi lima kelas yaitu: kurang sekali (1), kurang (2), normal (3), gemuk (4), gemuk sekali (5) yang dijadikan sebagai lapisan di arsitektur model. Arsitektur terakhir adalah hasil output.

Proses training algoritma LVQ 3 sebagai berikut [21]:

1. Tentukan data masukan (x), Target kelas (T), bobot awal (W), learning rate (a), penurunan (dec_alpha), minimum learning rate (min_a), nilai window (ε), dan epoch (max_epoch).
2. Tetapkan nilai iterasi awal dengan epoch = 0
3. Jika kondisi bernilai benar, yaitu (a > min a) dan (ep < max_epoch), kemudian lakukan langkah 4-9 dan berhenti jika syarat tidak terpenuhi dan ambil nilai bobot (W).
4. Hitung jarak D antara vektor masukan (Xi) dan vektor bobot (Wj) menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$D = \sqrt{(X - W)^2} \quad (2)$$

5. Selanjutnya dari hasil persamaan (4) tentukan jarak terdekat pertama Dc dan jarak terdekat kedua Dr
6. Menentukan c sebagai kelas dari Dc (jarak terdekat pertama), dan tentukan r sebagai kelas dari Dr (jarak terdekat kedua).
7. Ubah bobot (W) jika c = T dan T ≠ r, hanya bobot dari jarak terdekat pertama yang diubah dengan persamaan sebagai berikut:

$$Wc(\text{baru}) = Wc(\text{lama}) + \alpha(Xi - Wc(\text{lama})) \quad (3)$$

8. Ubah bobot (W) jika:
 - a. c ≠ r dan r = T maka tentukan kondisi window dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\min \left[\frac{dc1}{dc2}, \frac{dc2}{dc1} \right] > (1 - \epsilon)(1 + \epsilon) \quad (4)$$

b. Jika kondisi window terpenuhi maka bobot akan diperbaharui dengan persamaan:

$$Wc(\text{baru}) = Wc(\text{lama}) - \alpha(Xi - Wc(\text{lama})) \quad (5)$$

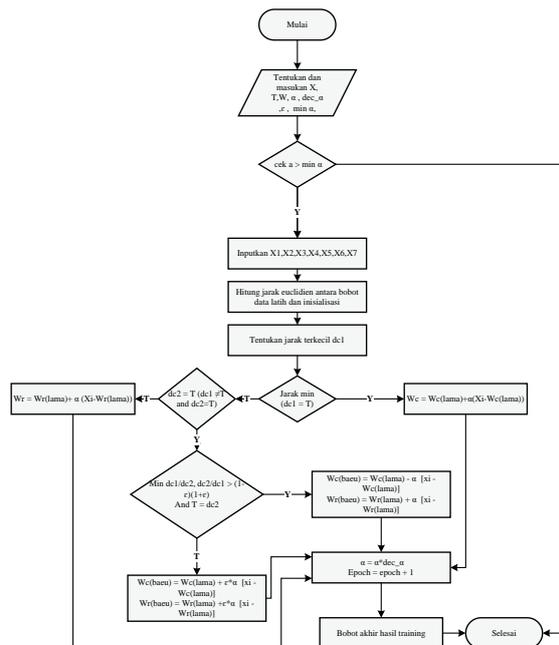
$$Wr(\text{baru}) = Wr(\text{lama}) + \alpha(Xi - Wc(\text{lama})) \quad (6)$$

c. Jika kondisi tidak terpenuhi maka bobot akan diperbaharui dengan persamaan:

$$Wc(\text{baru}) = Wc(\text{lama}) + \alpha * \epsilon(Xi - Wc(\text{lama})) \quad (7)$$

$$Wr(\text{baru}) = Wr(\text{lama}) + \alpha * \epsilon(Xi - Wr(\text{lama})) \quad (8)$$

Dan flowchart training seperti Gambar 4



Gambar 4 Proses Training Klasifikasi Status Gizi Lansia

Variabel inputan yang digunakan pada proses training antara lain: jenis kelamin, usia, BB, TB, IMT (cm), status sosial, riwayat penyakit. Percobaan parameter pada tahap ini menggunakan: learning rate (α) = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, pengurangan learning rate (b) = 0.7, 0.6, 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1, window (ε) = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, minimum learning rate = 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001, epoch = 1, 5, 10, 50, 100, 200, 500, 1000.

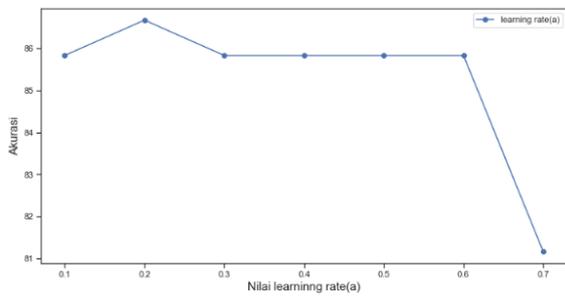
Setelah proses training akan dilakukan testing melalui perhitungan untuk algoritma klasifikasi yaitu *confusion matrix*.

2.6 Evaluasi dan kesimpulan

pada tahap ini akan dilakukan analisis terhadap data-data hasil proses LVQ 3 yang berisi uraian-uraian dari hasil proses penelitian dan hasil dari pengujian dalam menentukan pengklasifikasian status gizi pada lansia.

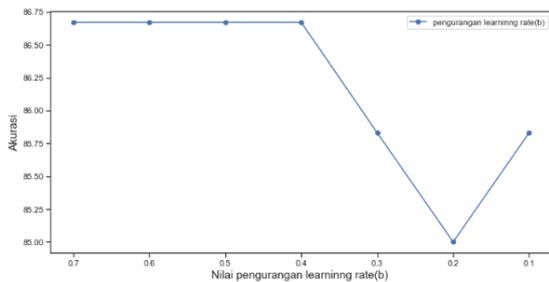
3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian yang didapatkan dari tahap pelatihan dan pengujian klasifikasi status gizi pada lansia menggunakan LVQ 3 dengan 7 input data yang digunakan yaitu: usia, jenis kelamin, Bb, Tb, status sosial dan riwayat penyakit, kemudian 5 output klasifikasi status gizi kurang sekali, kurang, normal, gemuk dan gemuk sekali. Dataset lansia yang digunakan berjumlah 599 data. Pembagian data menggunakan perbandingan data training 80% atau 479 data dan data testing 20% atau 120 data. Pembagian data tersebut akan dimasukkan pada model LVQ 3, dengan percobaan parameter learning rate(a), pengurangan learning rate(b), minimum Learning rate dan window(ϵ) untuk menentukan parameter terbaik.



Gambar 5 Nilai *learning rate(a)*

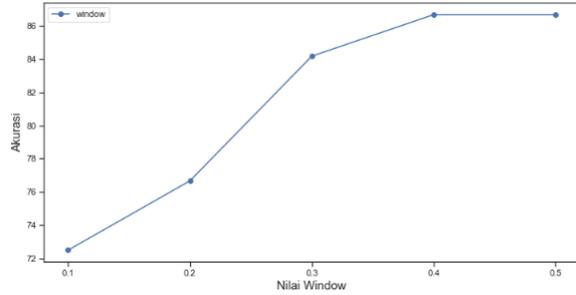
Berdasarkan Gambar 5 nilai learning rate(a) pada percobaan menggunakan nilai 0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7 dan parameter pengurangan learning rate(b) =0.4, minimum Learning rate=0.001 window(ϵ)= 0.4 dan epoch = 1000 mendapatkan akurasi tertinggi pada nilai 0,2 dengan akurasi tertinggi 86,67%.



Gambar 6 Nilai pengurangan *learning rate(b)*

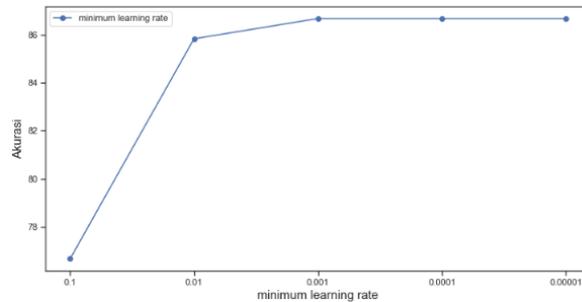
Selanjutnya Gambar 6 merupakan percobaan yang dilakukan untuk menentukan nilai pengurangan learning rate(b), nilai yang digunakan pada percobaan pengurangan learning rate(b) adalah 0.7, 0.6, 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1 dan parameter yang digunakan learning

rate(a) =0.2, minimum Learning rate=0.001 window(ϵ)= 0.4 dan epoch = 1000. Hasil dari percobaan pada Gambar 6 mengalami nilai akurasi konstan pada nilai pengurangan learning rate(b) 0.7,0.6,0.5 dan 0.4 dengan akurasi 86,67%.



Gambar 7 Nilai Window(ϵ)

Kemudian Gambar 7, merupakan percobaan yang dilakukan untuk menentukan nilai window(ϵ) nilai yang digunakan pada percobaan 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 dengan parameter learning rate(a) =0.2, pengurangan learning rate(b) = 0.4, minimum Learning rate=0.001 dan epoch = 1000. Hasil dari percobaan pada Gambar 7 mengalami nilai akurasi konstan pada nilai window(ϵ) 0.4 dan 0.5 dengan akurasi 86,67%.



Gambar 8 minimum *learning rate*

Gambar 8 merupakan percobaan yang dilakukan untuk menentukan nilai *minimum Learning rate* nilai yang digunakan pada percobaan 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001 dengan parameter *learning rate(a)* =0.2, pengurangan *learning rate(b)* = 0.4, *window(ϵ)* =0.4 dan *epoch* = 1000. Hasil dari percobaan pada Gambar 4.4 mengalami nilai akurasi konstan pada *minimum Learning rate* 0.001, 0.0001, 0.00001 dengan akurasi 86,67%.

Sehingga berdasarkan percobaan tersebut dapat disimpulkan bahwa dengan parameter-parameter yang telah dicoba akurasi tertinggi pada model diperoleh pada learning rate(a) =0.2, pengurangan learning rate(b) = 0.4, window(ϵ) =0.4, dan minimum learning rate 0.001.

3.1. Hasil Akurasi Klasifikasi

Tabel 2 merupakan parameter yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 2. Nilai parameter pengujian

Parameter	Nilai
Learning rate (a)	0.2
Pengurangan learning rate (b)	0.4
Minimum Learning rate	0.001
Window(ϵ)	0.4
Epoch	1, 5, 10, 50, 100, 200, 500, 1000

Dalam menghasilkan akurasi preprocessing data merupakan langkah untuk menyiapkan data sehingga dapat diproses pada model dengan baik. Pada penelitian ini menggunakan beberapa percobaan dalam preprocessing data yaitu normalisasi z-score dengan one hot encoding, normalisasi z-score absolute dengan one hot encoding, normalisasi z-score dengan tanpa one hot encoding. Tabel 3 merupakan hasil akurasi berdasarkan preprocessing data.

Table 3 Hasil Akurasi berdasarkan preprocessing

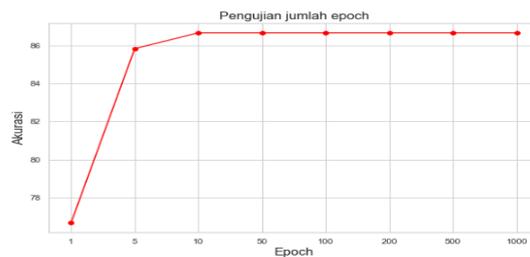
No	Jenis Preprocessing	Epoch	Akurasi
1	normalisasi z-score dengan one hot encoding	1	76.67%
		5	85.83%
		10	86.67%
		50	86.67%
		100	86.67%
		200	86.67%
		500	86.67%
		1000	86.67%
2	normalisasi z-score absolute dengan one hot encoding	1	77.5%
		5	84.16%
		10	84.16%
		50	84.16%
		100	84.16%
		200	84.16%
		500	84.16%
		1000	84.16%
3	normalisasi z-score dengan tanpa one hot encoding	1	78.33%
		5	83.33%
		10	81.67%
		50	81.67%
		100	81.67%
		200	81.67%
		500	81.67%
		1000	81.67%

Berdasarkan Tabel 3 akurasi tertinggi pada preprocessing data menggunakan z-score dengan one hot encoding dengan nilai akurasi 86,67%, sedangkan akurasi tertinggi pada preprocessing data menggunakan z-score absolute dengan one hot encoding adalah 84,16%, dan pada preprocessing data menggunakan z-

score tanpa one hot encoding memiliki akurasi 83,33%. Dari Tabel 4.2 dapat disimpulkan pada data lansia untuk klasifikasi status gizi menggunakan LVQ 3 fungsi absolute pada normalisasi z-score mengalami penurunan dan akan menghasilkan akurasi tinggi jika data di proses terlebih dahulu dengan one hot encoding. Sehingga preprocessing menggunakan normalisasi z-score dengan one hot encoding merupakan preprocessing yang tepat karena menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 86,67%.

3.2. Pengujian epoch terhadap akurasi

Pengujian jumlah epoch yang digunakan adalah 1,5,10,50,100,200,500, 1000 dalam menentukan akurasi menggunakan parameter learning rate(a) = 0,2, pengurangan learning rate(b) = 0,4, minimum Learning rate = 0,001 dan window(ϵ) = 0,4. Gambar 4.6 merupakan grafik hasil pengujian epoch terhadap akurasi.



Gambar 9 Pengujian jumlah epoch

Berdasarkan Gambar 9, pada epoch ke 10, 50, 100, 200, 500 dan 1000 memiliki hasil akurasi yang sama. Hal ini bisa terjadi apabila penggunaan parameter tidak memungkinkan untuk mengalami perubahan bobot.

3.3. Percobaan Penelitian

Adapun beberapa percobaan yang dilakukan dalam penelitian dalam mengklasifikasikan status gizi pada lansia menggunakan LVQ 3 sebagai berikut:

Percobaan pertama menggunakan data *missing value*. Pada percobaan menggunakan data *missing value* menggunakan parameter pada Tabel 3 dengan normalisasi z-score dan preprocessing One Hot Encoder. Dari hasil preprocessing tersebut akurasi tertinggi adalah 11,66% seperti pada Gambar 10

Epoch		Akurasi
0	1	11.666667
1	5	11.666667
2	10	11.666667
3	50	11.666667
4	100	11.666667

Gambar 10 Percobaan Penggunaan Data Missing Value

Percobaan kedua menghilangkan salah satu parameter. Berdasarkan parameter Tabel 3 percobaan ini akan menghilangkan nilai pengurangan *learning rate*(b) dengan normalisasi *z-score* dan preprocessing One Hot Encoder. Hasil akurasi tertinggi yang diperoleh dari penghilangan pengurangan *learning rate*(b) adalah 77,5% seperti pada Gambar 11.

Epoch		Akurasi
0	1	76.666667
1	5	76.666667
2	10	77.500000
3	50	77.500000
4	100	76.666667

Gambar 11 Percobaan Penghilangan Parameter *learning rate*(b)

Percobaan ketiga menggunakan jumlah dataset 291. Penggunaan jumlah dataset ini merupakan percobaan awal peneliti dengan data awal yang diperoleh menggunakan parameter pada Tabel 3 dengan normalisasi *z-score* dan *preprocessing One Hot Encoder*. Hasil akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 72,88%. Hasil akurasi seperti pada Gambar 12.

Epoch		Akurasi
0	1	72.881356
1	5	67.796610
2	10	67.796610
3	50	67.796610
4	100	67.796610

Gambar 12 Percobaan Penggunaan Jumlah Dataset 291

Sehingga berdasarkan percobaan penelitian yang dilakukan akurasi terkecil didapatkan saat percobaan menggunakan data yang masih terdapat missing value dengan hasil akurasi 11,66%. Adapun penghilangan salah satu parameter dan jumlah penggunaan data dalam

percobaan yang telah dilakukan mempengaruhi akurasi pada model. Pada penghilangan parameter *learning rate*(b) menghasilkan akurasi tertinggi 77,5% dan pada percobaan menggunakan data 291 menghasilkan akurasi tertinggi 72,88%.

3.4 Analisis

Pada bagian ini, penulis melakukan analisis berupa klasifikasi terhadap hasil dari proses pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ 3). Penggunaan model LVQ 3 dalam klasifikasi status gizi pada lansia dengan menggunakan pembagian data pelatihan dan pengujian 80:20 dan parameter *learning rate*(a) = 0,2, pengurangan *learning rate*(b) = 0,4, minimum *Learning rate* = 0,001 dan *window*(ϵ) = 0,4 dan epoch maksimal dimulai dari 10 iterasi menghasilkan akurasi 86,67%. Untuk menghitung akurasi pada penelitian ini menggunakan confusion matrix, perhitungan akurasi terdiri dari prediksi kelas dengan aktual kelas. Seperti pada Gambar 10

Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
Class 1	1.00	0.60	0.75	10
Class 2	0.60	1.00	0.75	15
Class 3	1.00	0.90	0.95	78
Class 4	0.57	1.00	0.73	8
Class 5	1.00	0.56	0.71	9
accuracy			0.87	120
macro avg	0.83	0.81	0.78	120
weighted avg	0.92	0.87	0.87	120

Gambar 10 Hasil klasifikasi Report

Sehingga dapat disimpulkan akurasi tertinggi yang didapatkan 86,67% dibuktikan dengan menggunakan perhitungan akurasi menggunakan confusion matrix akurasi 86,67% dan hasil rata-rata menjadi 87% dengan precision 83% dan Recall 81%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan terkait klasifikasi status gizi pada lansia menggunakan metode Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) berdasarkan Indeks Massa Tubuh (IMT) dengan faktor yang mempengaruhi gizi, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan status gizi pada lansia menjadi 5 kategori status gizi yaitu status gizi kurang sekali, status gizi kurang, status gizi normal, status gizi gemuk dan status gizi gemuk sekali berdasarkan IMT dengan faktor yang mempengaruhi yaitu status ekonomi dan riwayat penyakit pada lansia dengan akurasi tertinggi 86,67%. Adapun dalam proses percobaan dalam penelitian menggunakan metode

LVQ 3 dipengaruhi oleh beberapa vektor antara lain sebagai berikut:

- a) Preprocessing dan normalisasi pada data awal sangat mempengaruhi hasil akurasi, terbukti pada penggunaan z-score dan One Hot Encoding menghasilkan akurasi tertinggi dengan presentase hasil akurasi 86,67%.
- b) Parameter yang digunakan pada model menghasilkan akurasi maksimal pada learning rate(a) =0.2, pengurangan learning rate(b) = 0.4, window(ϵ) =0.4, dan minimum learning rate 0.001 dengan hasil akurasi 86,67%.
- c) Jumlah epoch yang digunakan pada model kalsifikasi adalah 1,5,10,50,100,200,500 dan 1000. Percobaan model menghasilkan akurasi maksimal pada jumlah epoch 10 dan konstan hingga percobaan epoch ke 1000 dengan hasil akursi 86,67%.
- d) Hasil perhitungan confusion matrix pada metode klasifikasi menggunakan metode LVQ 3 menghasilkan akurasi rata-raa 87 %, precision 83% dan Recall 81%.

Ucapan Terima Kasih

Berikut ini merupakan ucapan terima kasih atas bantuan dana dan fasilitas yang telah diberikan kepada penulis, ucapan terima kasih ditujukan kepada:

1. Bapak Solichun Sebagai Bapak dari peneliti.
2. Ibu Siti Toingah Sebagai Ibu dari peneliti
3. Puskesmas Rakit 1 yang telah memberikan informasi kepada peneliti
4. Rumah Sakit Islam Banjarnegara yang telah memberikan informasi kepada peneliti

Daftar Rujukan

- [1] V. B. Kusnandar, "Proyeksi Jumlah Penduduk Indonesia 2020," *Databoks*, 2020. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2020/01/02/inilah-proyeksi-jumlah-penduduk-indonesia-2020#> (accessed Jun. 19, 2020).
- [2] L. H. M. Cich, *Peningkatan Kualitas Keluarga Rentan*. BKKBN, 2019.
- [3] A. R. Naftali, Y. Y. Ranimpi, and M. A. Anwar, "Kesehatan Spiritual dan Kesiapan Lansia dalam Menghadapi Kematian," *Bul. Psikol.*, vol. 25, no. 2, pp. 124–135, 2017, doi: 10.22146/buletinpsikologi.28992.
- [4] K. K. R. Indonesia, *Penyelenggaraan Pelayanan Kesehatan Lanjut Usia Di Pusat Kesehatan Masyarakat*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia Direktorat Jendral Kesehatan Masyarakat, 2017.
- [5] K. K. R. Indonesia, *Pedoman Untuk Puskesmas Dalam Pemberdayaan Lanjut Usia*. Jakarta:

- Kementrian Kesehatan RI. Direktorat Jendral Kesehatan Masyarakat, 2019.
- [6] E. Boy, "Prevalensi Malnutrisi Pada Lansia Dengan Pengukuran Mini Nutritional Assessment (Mna) Di Puskesmas," *Herb-Medicine J.*, vol. 2, no. 1, pp. 5–9, 2019, doi: 10.30595/hmj.v2i1.3583.
- [7] F. Akbar and K. Eatall, "Elderly Nutrition in Banua Baru Village," *Jiksh*, vol. 11, no. 1, pp. 1–7, 2020, doi: 10.35816/jiskh.v10i2.193.
- [8] T. P. Harjatmo, H. M. Par'i, and S. Wiyono, *Penilaian Gizi*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2017.
- [9] W. Ode, S. Asnaniar, and A. Asfar, "Analisis Status Gizi Pada Lansia Berdasarkan Index Massa Tubuh (IMT) Dan Mini Nutritional Assesmen (MNA)," vol. 12, pp. 285–290, 2018.
- [10] J. Christy and L. J. Bancin, *Status Gizi Lansia*. Yogyakarta: CV Budi Utama, 2020.
- [11] S. Kusumadewi, *Artificial Intelligenci (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2003.
- [12] L. Fimawahib *et al.*, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Penentuan Salak Unggul dengan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," *Riau J. Comput. Sci.*, vol. 05, no. 02, pp. 130–136, 2019.
- [13] Kusumadewi, *Neuro Fuzzy-Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.
- [14] J. Reynaldo, P. P. Adikara, and R. C. Wihandika, "Analisis Sentimen Mengenai Produk Toyota Avanza Menggunakan Metode Learning Vector Quantization Versi 3 (LVQ 3) dengan Seleksi Fitur Chi Square , Lexicon-Based Features serta Normalisasi Min-Max," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, pp. 830–839, 2020.
- [15] T. Hidayat, "Model Klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan Untuk Menentukan Status Gizi Pada Balita Dengan Metode Lvq (Learning Vector Quantization)," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, pp. 75–81, 2016.
- [16] W. Wahyudi, "Optimasi Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan Indeks Antropometri Menggunakan Algoritma C4.5 Adaboost Classification," *Komputerisasi Akunt.*, vol. 12, no. 2, p. 45, 2019, [Online]. Available: <http://jurnal.stekom.ac.id/index.php/kompak>.
- [17] J. Jasril and S. Sanjaya, "Learning Vector Quantization 3 (LVQ3) and Spatial Fuzzy C-Means (SFCM) for Beef and Pork Image Classification," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 1, no. 2, p. 60, 2018, doi: 10.24014/ijaidm.v1i2.5024.
- [18] E. Budianita, N. Azimah, F. Syafria, and I. Afrianty, "Penerapan Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3) untuk Menentukan Penyakit Gangguan Kejiwaan," *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind.*, no. November, pp. 69–76, 2018.

- [19] E. B. Ladauw, D. E. Ratnawati, and A. A. Supianto, "Identifikasi Penyakit Mata Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6989–6996, 2018.
- [20] R. Tantiati, M. T. Furqon, and C. Dewi, "Implementasi Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Persalinan," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 10, pp. 9701–9707, 2019.
- [21] L. Priadi, T. Rismawan, and R. Hidayati, "Aplikasi Klasifikasi Potensi Banjir di Kabupaten Melawi Menggunakan Metode Learning Vector Quantization 3 Berbasis Web," *Coding J. Komput. dan Apl. Untan*, vol. 03, no. 2, pp. 23–32, 2018.