



PERBANDINGAN METODE KLASIFIKASI SOM DAN LVQ PADA DATA BUNGA IRIS DENGAN PARAMETER DIMODIFIKASI

Oki Arifin^{1)*}, Dani Rofianto¹⁾

¹⁾Politeknik Negeri Lampung, Bandar Lampung, Indonesia
Email: okiarifin@polinela.ac.id

Abstrak

Klasifikasi mempunyai dua tugas utama yaitu membuat model sebagai *prototype* dan menggunakan model untuk mengklasifikasi atau memprediksi pada objek data lain. Metode klasifikasi yang banyak digunakan diantaranya adalah *Self Organizing Maps* (SOM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma SOM dan LVQ dalam klasifikasi data bunga *iris*. Skema yang digunakan dalam penelitian ini adalah memodifikasi parameter dalam beberapa percobaan. Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan, nilai α dan β sangat mempengaruhi hasil klasifikasi. Algoritma SOM memiliki akurasi terbaik ketika $\alpha=0.01$ dan $\beta=0.01$ dengan akurasi 97.77%, sedangkan algoritma LVQ akurasi maksimal diperoleh ketika nilai $\alpha=0.1$ dan $\beta=0.05$ dengan akurasi 88.88%. Selanjutnya dalam penelitian ini diketahui bahwa banyaknya iterasi yang digunakan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi pada kedua algoritma. Akan tetapi waktu proses (*running time*) pada SOM tidak begitu berpengaruh ketika dilakukan perubahan jumlah iterasi. Berbeda dengan LVQ dimana banyaknya iterasi yang digunakan sangat mempengaruhi waktu eksekusi program. Semakin banyak iterasi, semakin lama juga waktu eksekusi program yang dijalankan.

Kata kunci: klasifikasi; *learning vector quantization*; perbandingan metode; *self organizing maps*.

COMPARISON OF SOM AND LVQ CLASSIFICATION METHODS ON IRIS DATA WITH MODIFIED PARAMETERS

Abstract

Classification has two main tasks, namely creating a model as a *prototype* and using the model to classify or predict other data objects. Classification methods that are widely used include *Self Organizing Maps* (SOM) and *Learning Vector Quantization* (LVQ). This study aims to compare the performance of the SOM and LVQ algorithms in iris flower data classification. The scheme used in this study is to modify the parameters in several experiments. Based on the results of the experiments that have been carried out, the values of α and β greatly affect the classification results. The SOM algorithm has the best accuracy when $\alpha=0.01$ and $\beta=0.01$ with an accuracy of 97.77%, while the LVQ algorithm has maximum accuracy when the values are $\alpha=0.1$ and $\beta=0.05$ with an accuracy of 88.88%. Furthermore, in this study, it is known that the number of iterations used affects the classification results in both algorithms. However, the processing time (*running time*) in SOM is not so influential when changing the number of iterations. In contrast to LVQ where the number of iterations used greatly affects the program execution time. The more iterations, the longer the program execution time will be.

Keywords: classification; *learning vector quantization*; comparison of methods; *self organizing maps*.

Submitted: 7 Februari 2023

Reviewed: 18 Februari 2023

Accepted: 25 Februari 2023

Published: 3 Maret 2023

PENDAHULUAN

Klasifikasi adalah teknik untuk mengevaluasi objek data dan menempatkannya dalam kelas tertentu dari banyak kelas yang ada (Ariyanti & Iswardani, 2020; Novalia, et al., 2020). Sedangkan menurut Putro, et., (2020) klasifikasi adalah pengelompokan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan kelompok tersebut yang biasa disebut kelas. Klasifikasi memiliki dua tugas utama untuk diselesaikan. Dengan kata lain, bisa membuat model sebagai *prototype* untuk disimpan sebagai memori, kemudian menggunakan model tersebut untuk memperkenalkan, mengklasifikasikan, atau memprediksi objek data lain, dan mengetahui kelas mana yang dimiliki oleh objek data yang disimpan tersebut (Prasetyo, 2014; Arifin, et al., 2021).

Teknik yang banyak digunakan dalam klasifikasi diantaranya adalah *Self Organizing Maps* (SOM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) (Putri & Hartati, 2016). SOM merupakan metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan untuk melakukan pembelajaran terhadap layer yang *unsupervised* (Leleury & Patty, 2013; Nawawi & Swanjaya, 2021). SOM terdiri dari m unit kelompok yang tersusun dalam larik satu atau dua dimensi, dengan sinyal masukan yang terdiri dari w -*tuples*. Vektor bobot dari unit-kelompok akan berfungsi sebagai vector perwakilan dari pola-pola masukan yang terangkum dalam unit-kelompok tersebut. *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan jaringan syaraf dengan tipe arsitektur jaringan lapis tunggal umpan-maju (*single layer feed forward*) (Aprizal, et., 2019; Afrianto & Priatama, 2013).

LVQ secara umum dikenal sebagai salah satu metode untuk pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi (Kumar, et al., 2016). Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang kemudian didapatkan dari lapisan kompetitif ini sepenuhnya bergantung pada jarak antara vektor-vektor input (Robi'in, 2017). Dengan kata lain LVQ adalah metode pengelompokan dimana target/kelasnya setiap kelompok/jumlah kelompok sudah ditentukan (Indrajati & Supatman, 2019). Tujuan dari algoritma ini adalah mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian (Ekayama, et al., 2016).

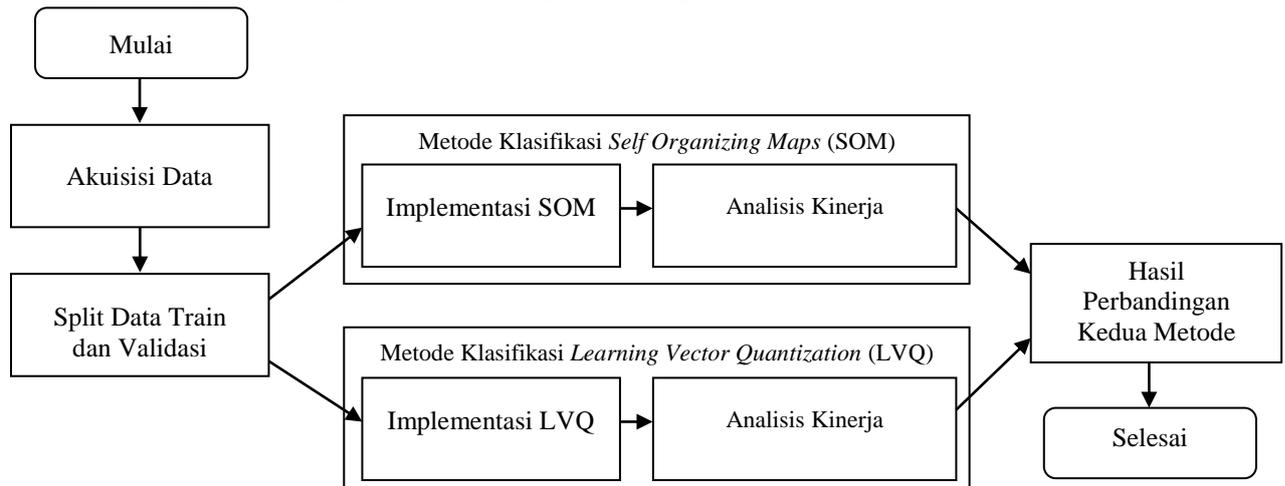
Metode klasifikasi SOM dan LVQ merupakan dua metode populer dalam pengolahan data dan pembelajaran mesin. Meskipun keduanya dapat digunakan untuk klasifikasi data, keduanya memiliki perbedaan dalam cara kerja, keunggulan, serta kelemahannya masing-masing. Salah satu kelemahan yang terjadi pada metode klasifikasi SOM dan LVQ yaitu ketergantungan pada inisialisasi. Pada metode SOM, inisialisasi bobot awal memainkan peran penting dalam hasil klasifikasi akhir. Jika bobot awal yang dipilih tidak ideal, maka hasil klasifikasi dapat menjadi buruk. Sedangkan pada metode LVQ, inisialisasi bobot awal juga mempengaruhi hasil klasifikasi, namun tidak sebesar pada metode SOM (Shivakumar & Rajashekararadhya, 2019).

Berdasarkan pemaparan mengenai kedua metode dan permasalahannya, pada penelitian ini penulis tertarik untuk melakukan pendekatan yang berbeda dalam membandingkan kinerja klasifikasi *Self Organizing Maps* (SOM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pada penelitian ini kami mencoba melakukan modifikasi pada beberapa parameter model klasifikasi yang diharapkan mampu untuk memaksimalkan akurasi yang dihasilkan serta meminimalkan waktu proses (*running time*) kedua algoritma yang selama ini juga menjadi permasalahan utama. Dalam perbandingan metode klasifikasi ini bunga *iris* dipilih sebagai objek penelitian karena memiliki beberapa kelebihan yang membuatnya menjadi pilihan yang baik untuk tujuan pembelajaran mesin, diantaranya yaitu ukuran dataset yang ideal. *Dataset iris* terdiri dari 150 sampel data yang terbagi menjadi tiga kelas, sehingga ukurannya cukup besar untuk digunakan dalam pelatihan model pembelajaran mesin, tetapi juga cukup kecil untuk diolah dengan mudah. *Dataset* bunga *iris* juga terdiri dari empat atribut numerik yaitu

sepal length, *sepal width*, *petal length*, dan *petal width* (Putra, et al., 2022). Oleh karena itu, dataset ini sangat cocok untuk digunakan dalam model pembelajaran mesin yang memerlukan data numerik terstruktur.

METODE

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma SOM dan LVQ dalam klasifikasi data bunga *iris*. Adapun skema yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan melakukan modifikasi parameter pada beberapa percobaan. Berikut merupakan tahapan-tahapan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 didapatkan penjelasan terkait alur tahapan-tahapan penelitian sebagai berikut:

1. Akuisisi Data

Tahap pertama yaitu mengidentifikasi masalah dengan mencari dan mengumpulkan informasi. Penelitian ini menggunakan objek penelitian berupa *dataset* bunga *iris* yang diperoleh dari website resmi www.kaggle.com. Bunga *iris* dipilih karena sangat terkenal di dunia *machine learning* untuk percobaan klasifikasi. Bunga *iris* memiliki tiga spesies atau varietas yaitu *versicolor*, *virginica* dan *setosa*. Kemudian masing-masing *spesies* memiliki *sepal length*, *sepal width*, *petal length* dan *petal width* dalam *centimeter* yang berbeda-beda.

2. Split Data Train dan Validasi

Tahap kedua yaitu pembagian data dengan membagi data menjadi data *training* dan data *test*. Data bunga *iris* dalam penelitian ini terdiri atas empat dimensi dan masing-masing jenis bunga memiliki 50 data sehingga total keseluruhan data yang ada adalah 150. Selanjutnya data tersebut dibagi menjadi data *training* sebanyak 80% dan data uji sebesar 20%.

3. Implementasi Metode SOM dan LVQ

Tahap ketiga yaitu melakukan *testing* pada masing-masing algoritma yang telah ditentukan jumlah data ujinya. Metode pertama yang diuji adalah algoritma SOM dengan modifikasi pada nilai α , β serta banyaknya jumlah iterasi. Selanjutnya metode kedua yang di uji adalah algoritma LVQ.

4. Analisis Kinerja

Tahap ke empat yaitu tahapan analisis yang dilakukan pada setiap proses yang telah dilakukan yaitu:

- a. Analisis hasil klasifikasi algoritma SOM dan LVQ dengan α dan β yang dimodifikasi.
- b. Analisis hasil klasifikasi algoritma SOM dan LVQ dengan jumlah iterasi yang dimodifikasi.
- c. Analisis *running time* algoritma SOM dan LVQ dengan α , β serta jumlah iterasi yang dimodifikasi.

5. Hasil Perbandingan Kedua Metode

Tahap terakhir yaitu membandingkan hasil *testing* pada algoritma yang telah ditentukan jumlah data ujinya dengan algoritma SOM dan LVQ. Untuk hasil dari percobaan yang telah dilakukan selengkapannya akan dibahas pada hasil dan pembahasan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

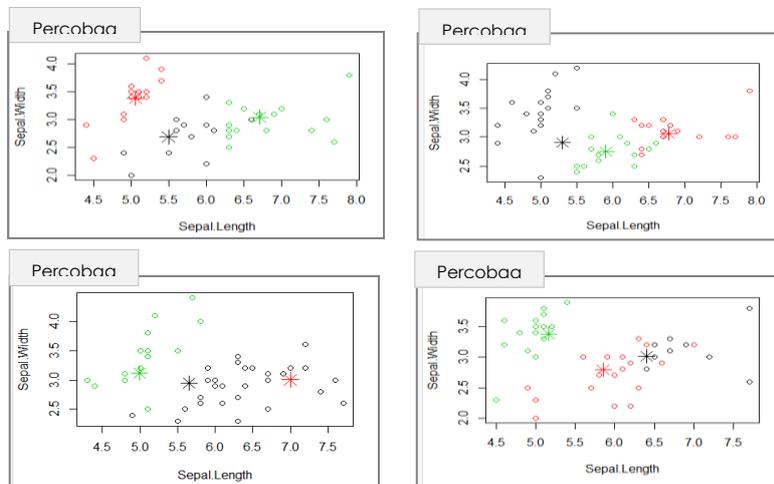
Penelitian ini kami melakukan akuisisi data dengan cara mengunduh file *dataset* bunga *iris* pada website penyedia data seperti www.kaggle.com. Bunga *iris* memiliki tiga *spesies* atau *varietas* yaitu *versicolor*, *virginica* dan *setosa*. Kemudian masing-masing *spesies* memiliki *sepal length*, *sepal width*, *petal length* dan *petal width* dalam *centimeter* yang berbeda-beda. Untuk pengkodean program menggunakan bahasa Pemrograman R.

Penulis melakukan modifikasi pada beberapa parameter agar dapat memberikan gambaran yang jelas dari hasil klasifikasi kedua metode SOM dan LVQ. Beberapa parameter yang dimodifikasi dalam percobaan ini yaitu, modifikasi parameter α dan β serta jumlah iterasi yang digunakan dalam pengujian. Berikut pemaparan lebih lanjut mengenai hasil klasifikasi pada masing-masing metode yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan α dan β yang dimodifikasi

Algoritma	Percobaan	α	β	Akurasi	Iterasi
SOM	1	0.1	0.05	91.11%	100
	2	0.5	0.05	88.88%	100
	3	0.01	0.01	97.77%	100
	4	0.05	0.05	91.11%	100

Berikut ini *plot* yang dihasilkan berdasarkan nilai α dan β yang dimodifikasi pada setiap percobaan.



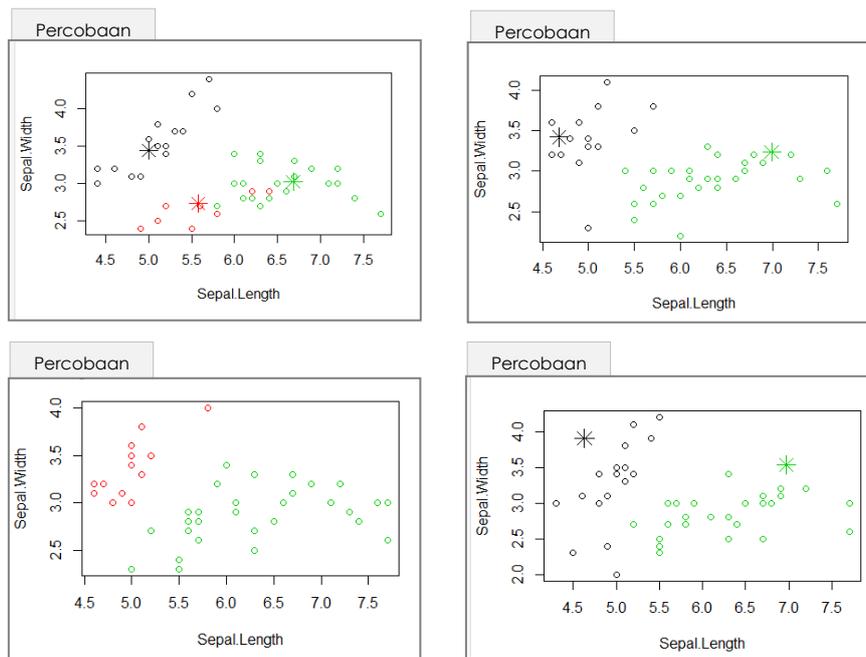
Gambar 2. *Plot* Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan α dan β yang dimodifikasi

Pada Tabel 1 memperlihatkan hasil klasifikasi data bunga *iris* dengan modifikasi beberapa nilai α dan β . Hasil akurasi yang diperoleh untuk ke-4 percobaan hampir serupa, terkecuali pada percobaan ke-3, pada percobaan ke-3 dengan nilai $\alpha = 0.01$ dan $\beta = 0.01$ akurasi yang diperoleh sebesar 97.77%, dimana pada percobaan ini akurasi tertinggi diperoleh. Pada percobaan ke-3 nilai α dan β , yang digunakan merupakan nilai terkecil dibandingkan dengan percobaan yang lainnya. Jadi dapat disimpulkan bahwa pemilihan nilai α dan β , akan berpengaruh terhadap hasil akurasi klasifikasi. Dengan demikian untuk mendapatkan akurasi maksimal perlu dilakukan beberapa kali percobaan dengan memodifikasi nilai α dan β .

Pada penelitian ini, penulis hanya melakukan percobaan sebanyak empat kali dengan modifikasi nilai α dan β pada masing-masing algoritma. Selanjutnya, hasil klasifikasi data bunga *iris* dengan menggunakan metode LVQ dapat dilihat pada Tabel 2 dan Gambar 3.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan α dan β yang dimodifikasi

Algoritma	Percobaan	α	β	Akurasi	Iterasi
LVQ	1	0.1	0.05	88.88%	100
	2	0.5	0.05	66.66%	100
	3	0.01	0.01	66.66%	100
	4	0.05	0.05	66.66%	100



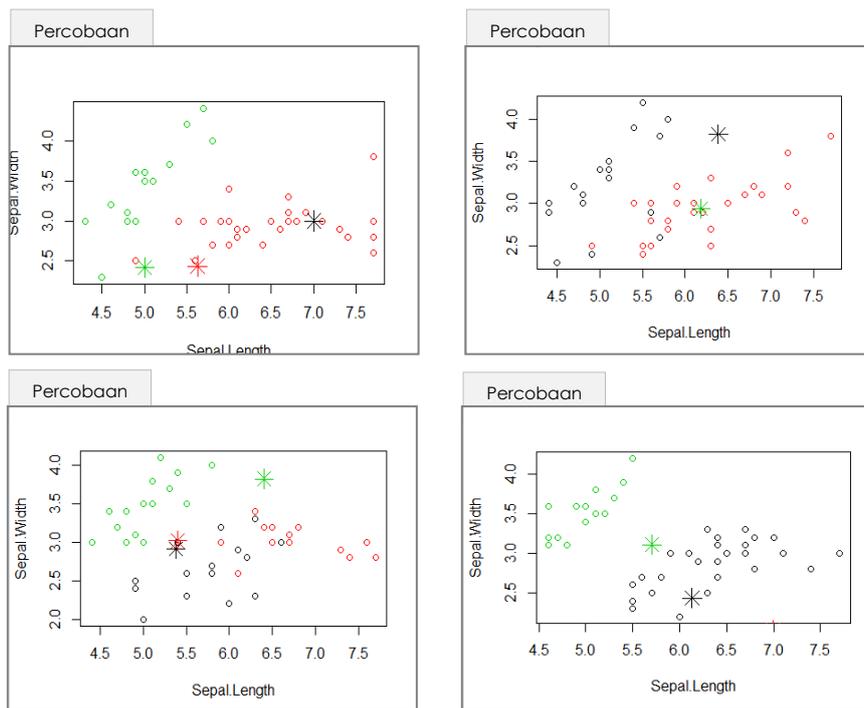
Gambar 3. Plot Hasil Klasifikasi Algoritma LVQ dengan α dan β yang dimodifikasi

Tabel 2 menunjukkan pengaruh akurasi terhadap perubahan nilai α dan β . empat kali percobaan dilakukan dengan memodifikasi nilai α dan β , diperoleh hasil akurasi secara keseluruhan yang kurang maksimal. Akurasi paling optimal diperoleh pada percobaan pertama dengan nilai $\alpha = 0.1$ dan $\beta = 0.05$ dengan hasil akurasi sebesar 88.88%. Pada percobaan algoritma LVQ ini terdapat hasil yang cukup mengejutkan yaitu pada percobaan ke-2 sampai dengan percobaan ke-4, dimana hasil akurasi yang di peroleh menunjukkan akurasi yang buruk. Berbeda halnya pada algoritma SOM yang dapat menunjukkan hasil akurasi yang optimal pada setiap percobaan dengan modifikasi nilai α dan β .

Dalam percobaan selanjutnya penulis melakukan modifikasi pada banyaknya iterasi, dengan hasil klasifikasi algoritma LVQ dapat dilihat pada Tabel 3 dan Gambar 4.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan dimodifikasi pada Banyaknya Iterasi

Algoritma	Percobaan	Iterasi	Akurasi	Waktu Proses	α	β
SOM	1	50	91.11%	4 second	0.01	0.01
	2	100	93.33%	5 second	0.01	0.01
	3	300	95.55%	5.5 second	0.01	0.01
	4	500	100%	5 second	0.01	0.01



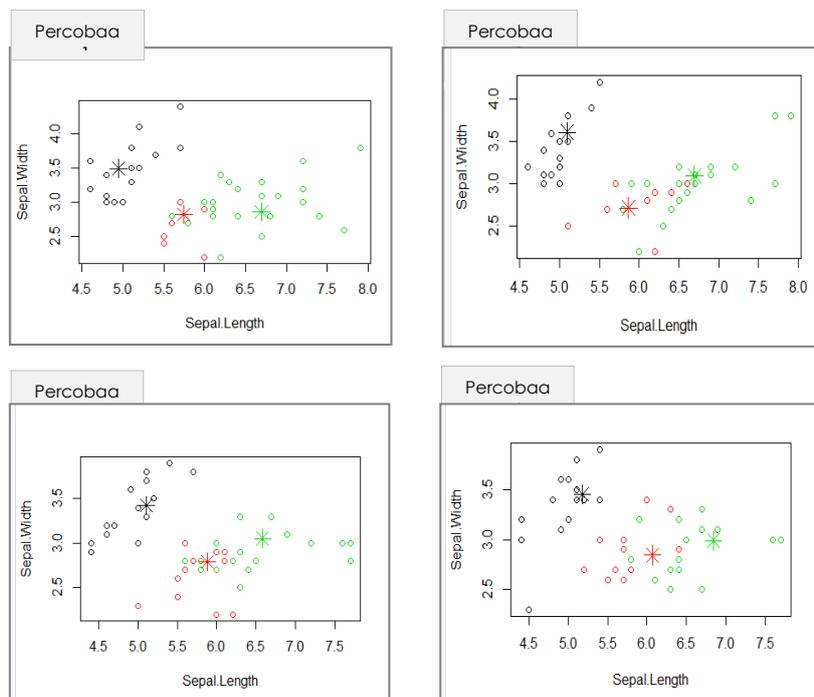
Gambar 4. Plot Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan Jumlah Iterasi yang dimodifikasi

Pada percobaan dengan pengamatan *iterasi* yang dimodifikasi, kami menggunakan nilai α dan β masing-masing sebesar 0.01 dan 0.01. Nilai tersebut digunakan karena merupakan nilai terbaik dari hasil percobaan sebelumnya. Berdasarkan tabel hasil klasifikasi pada Tabel 3, dapat dilihat bahwa akurasi yang diperoleh dalam percobaan ke-1 sampai dengan percobaan ke-4 sangat berpengaruh terhadap jumlah iterasi yang digunakan. Dari hasil percobaan dapat disimpulkan bahwa semakin banyak jumlah iterasi yang digunakan semakin baik akurasi yang diperoleh. Terbukti dari hasil percobaan ke-4 diperoleh akurasi maksimal sebesar 100% (tanpa kesalahan). Sedangkan untuk *running time* atau waktu proses pada percobaan ini dengan menggunakan data *iris* waktu proses antara percobaan ke-1 sampai dengan percobaan ke-4 tidak jauh berbeda, namun dari segi jumlah iterasi yang digunakan sangat jauh berbeda.

Selanjutnya dalam percobaan terakhir ini kami melakukan modifikasi pada banyaknya iterasi algoritma LVQ, dengan hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4 dan Gambar 5.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Algoritma SOM dengan dimodifikasi pada Banyaknya Iterasi

Algoritma	Percobaan	Iterasi	Akurasi	Waktu proses	α	β
LVQ	1	50	82.22%	45 second	0.1	0.05
	2	100	84.44%	85 second	0.1	0.05
	3	300	93.33%	255 second	0.1	0.05
	4	500	93.33%	714 second	0.1	0.05



Gambar 5. Plot Hasil Klasifikasi Algoritma LVQ dengan Jumlah Iterasi yang dimodifikasi

Pada percobaan ini kami menggunakan nilai α dan β masing-masing sebesar 0.1 dan 0.05, dimana nilai α dan β ini merupakan yang paling optimal dari percobaan algoritma LVQ sebelumnya. Pada percobaan LVQ dengan *iterasi* yang dimodifikasi diperoleh hasil akurasi yang berbeda tiap dilakukan perubahan jumlah iterasi. Pada percobaan dengan pengamatan iterasi ini diperoleh akurasi maksimal pada percobaan ke-3 dan ke-4 yaitu sebesar 93.33%.

Setelah dilakukan percobaan menggunakan metode SOM dan LVQ dengan *dataset* bunga *iris*, maka hasil perbandingan pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perbandingan Kinerja Kedua Metode

Algoritma	Percobaan	Iterasi	Akurasi	Waktu Proses	α	β
SOM	1	50	91.11%	4 second	0.01	0.01
	2	100	93.33%	5 second	0.01	0.01
	3	300	95.55%	5.5 second	0.01	0.01
	4	500	100%	5 second	0.01	0.01
LVQ	1	50	82.22%	45 second	0.1	0.05
	2	100	84.44%	85 second	0.1	0.05
	3	300	93.33%	255 second	0.1	0.05
	4	500	93.33%	714 second	0.1	0.05

Pada Tabel 5 dapat ditarik kesimpulan bahwa metode SOM dengan iterasi 500 akurasi 100%, waktu prosesnya 5 *second*, dan nilai α β sebesar 0.01. Sedangkan metode LVQ dengan iterasi 500 akurasi 93.33%, waktu prosesnya 714 *second*, dan nilai α 0.1 β sebesar 0.05. Nilai α dan β sangat mempengaruhi hasil klasifikasi untuk algoritma. Waktu proses yang cukup lama untuk metode LVQ dibandingkan dengan SOM yang hanya memerlukan waktu proses berkisar 5 *second* sebanyak 500 iterasi dengan akurasi maksimal yaitu 100%. Satu hal yang pasti bahwa dalam percobaan ini dengan menggunakan data bunga *iris* sebanyak 150 dan semakin banyak iterasi yang dilakukan maka akan semakin baik akurasi yang diperoleh baik SOM maupun LVQ.

KESIMPULAN DAN SARAN

Dari beberapa percobaan yang telah dilakukan dengan memodifikasi beberapa *parameter* dan dapat ditarik kesimpulan bahwa nilai α dan β sangat mempengaruhi hasil klasifikasi untuk algoritma *Self Organizing Maps* (SOM) maupun *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pada percobaan algoritma SOM akurasi terbaik diperoleh saat nilai $\alpha=0.01$ dan $\beta=0.01$ dengan akurasi 97.77%, sedangkan pada percobaan algoritma LVQ akurasi maksimal diperoleh ketika nilai $\alpha=0.1$ dan $\beta=0.05$ dengan akurasi 88.88% dan iterasi yang digunakan masing-masing sebanyak 100 iterasi. Banyaknya jumlah iterasi yang digunakan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi, sedangkan untuk waktu proses (*running time*) pada SOM tidak begitu berpengaruh ketika dilakukan perubahan jumlah iterasi. Berbeda dengan LVQ dimana banyaknya iterasi yang digunakan sangat mempengaruhi waktu eksekusi program. Semakin banyak iterasi, semakin lama juga waktu eksekusi program yang dijalankan. Dari beberapa parameter ukuran dalam eksperimen, kami menyimpulkan bahwa dalam percobaan ini algoritma SOM dalam segi akurasi masih jauh lebih baik dibandingkan dengan algoritma LVQ. Begitu juga dengan efisiensi waktu yang dibutuhkan, SOM lebih membutuhkan waktu yang sedikit saat melakukan eksekusi program, sedangkan LVQ waktu yang dibutuhkan saat eksekusi program cenderung lebih lama.

Saran untuk penelitian selanjutnya dengan menguji model parameter yang dimodifikasi menggunakan *dataset* yang jumlahnya lebih besar. Metode SOM dan LVQ bisa dimaksimalkan dengan *dataset* yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrianto, I., & Priatama, D. (2013). Aplikasi Mobile Pengenalan Citra Menggunakan Metode Learning Vector Quantization. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Multimedia 2013*, 1(1), 39-44.
- Aprizal, Y., Zainal, R. I., & Afriyudi. (2019). Perbandingan Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Menggali Potensi Mahasiswa Baru di STMIK PalComTech. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 18(2), 294-301. <https://doi.org/10.30812/matrik.v18i2.387>
- Arifin, O., Saputra, K., & Fathoni, H. (2021). Implementation of Data Mining using Naïve Bayes Classifier Method in Food Crop Prediction. *Scientific Journal of Informatics*, 8(1), 43-50. <https://doi.org/10.15294/sji.v8i1.28354>
- Ariyanti, D., & Iswardani, K. (2020). Teks Mining untuk Klasifikasi Keluhan Masyarakat Pada Pemkot Probolinggo Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 4(3), 125-132.

- Ekayama, R., Djamal, E. C., & Komarudin, A. (2016). Identifikasi Kondisi Rileks Dari Sinyal Eeg Menggunakan Wavelet Dan Learning Vector Quantization. *Prosiding SNST Ke-7, 1(1)*, 150-155.
- Indrajati, B. N., & Supatman. (2019). Content Based Image Retrieval Motif Batik Real Time Dengan Learning Vector Quantization. *Seminar Nasional Multimedia & Artificial Intelligence 2019, 2(November)*, 126-133.
- Kumar, G., Sharma, S., & Malik, H. (2016). Learning Vector Quantization Neural Network Based External Fault Diagnosis Model for Three Phase Induction Motor Using Current Signature Analysis. *Procedia Computer Science, 93(September)*, 1010-1016. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.304>
- Leleury, Z. A., & Patty, H. W. M. P. (2013). Analisis Cluster Dan Diagnosa Penyakit Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Prosiding FMIPA Universitas Pattimura*, 151-158.
- Nawawi, M. D., & Swanjaya, D. (2021). Integrasi Self Organizing Maps Dan Backpropagation Pada Model Prediksi Penjualan. *Seminar Nasional Inovasi Teknologi UN PGRI Kediri, 5(3)*, 150-157.
- Novalia, V., Goejantoro, R., & Sifriyani. (2020). Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (Studi Kasus : Status Kerja Penduduk Di Kabupaten Kutai Kartanegara Tahun 2018). *Jurnal EKSPONENSIAL, 11*, 159-166.
- Prasetyo, E. (2014). *Data Mining, Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab (i)*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- Putra, P., Pardede, A. M. H., & Syahputra, S. (2022). Analisis Metode K-Nearest Neighbour (KNN) Dalam Klasifikasi Data Iris Bunga. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK), 6(1)*, 297-305.
- Putri, L. A. A. R., & Hartati, S. (2016). Klasifikasi genre musik menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ). *Jurnal Ilmiah Lmu Komputer Universitas Udayana, 9(1)*, 14-22.
- Putro, H. F., Vlandari, R. T., & Saptomo, W. L. Y. (2020). Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pelanggan. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKomSiN), 8(2)*, 19-24. <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i2.500>
- Robi'in, B. (2017). Analisis Dekomposisi Wavelet Pada Pengenalan Pola Lurik Dengan Metode Learning Vector Quantization. *ILKOM Jurnal Ilmiah, 9(2)*, 153-160. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v9i2.133.153-160>
- Shivakumar, B. R., & Rajashekararadhya, S. V. (2019). Classification of Landsat 8 Imagery Using Kohonen's Self Organizing Maps and Learning Vector Quantization. *In Advances in Communication, Signal Processing, VLSI, and Embedded Systems: Select Proceedings of VSPICE 2019*. Singapore: Springer.

How to cite:

Arifin, D., & Rofianto, D. (2023). Perbandingan Metode Klasifikasi SOM Dan LVQ Pada Data Bunga Iris Dengan Parameter Dimodifikasi. *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi, 3 (1)*, 130-138. DOI: <http://dx.doi.org/10.51454/decode.v3i1.135>