

## Klasifikasi Calon Penerima Bantuan Keluarga Miskin Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) (Studi Kasus: Daerah Kecamatan Mlandingan, Situbondo)

Rio Arifando<sup>1</sup>, Nurul Hidayat<sup>2</sup>, Arief Andy Soebroto<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

Email: <sup>1</sup>arifandorio@gmail.com, <sup>2</sup>ntayadiah@ub.ac.id, <sup>3</sup>ariefas@ub.ac.id

Dalam upaya penanggulangan kemiskinan, pemerintah khususnya kecamatan Mlandingan, Situbondo menyediakan bantuan dana sosial yang digunakan bagi masyarakat yang termasuk kategori miskin (tidak mampu), bantuan tersebut di berikan berdasarkan penilaian indikator yang sudah di tentukan dengan tujuan membantu dan mempermudah petugas dalam mengklasifikasikan calon penerima bantuan keluarga miskin, sehingga penyaluran bantuan menjadi tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan untuk merancang suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan calon penerima bantuan keluarga miskin. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Learning Vector Quantization*. Masukan berupa data calon penerima bantuan dengan melalui proses transformasi data yang akan menghasilkan bobot data, dimana bobot tersebut akan digunakan dalam proses klasifikasi. Pembobotan dilakukan dengan cara memberi nilai sesuai dengan parameter masing-masing. Objek yang digunakan adalah kumpulan data Kepala Keluarga pada Kecamatan Mlandingan, Situbondo. Kumpulan data Kepala Keluarga tersebut memuat 7 parameter kemiskinan antara lain umur, jumlah anggota keluarga, pendapatan, pengeluaran, kondisi rumah, status kepemilikan rumah, dan pendidikan terakhir. Penelitian ini menggunakan 5 skenario pengujian yang menghasilkan rekomendasi nilai *learning rate* 0.1, pengali *learning rate* 0.1, data latih sebanyak 30%, *alpha* minimum 0.01 dan iterasi maksimum 2. Hasil akurasi yang didapatkan sebesar 98%.

**Kata kunci** : Bantuan Kemiskinan, Klasifikasi, *Learning Vector Quantization* (LVQ)

### Abstract

*In an effort to reduce poverty, the government of Mlandingan sub-district, Situbondo provides social funds for society categorized as low class society, the fund is given based on an assessment of several indicators, determined by the government and made to assist the government staff in classifying the families who deserve it, so that the distribution of fund is well-targeted. This study aims to design a system that can classify the society by assessing them as fund beneficiaries or not. Classification method used in this study is Learning Vector Quantization. The data input of the prospective beneficiaries through data transformation process will result as data weight, which is used in the classification process. Weighting data are done by giving such score according to each parameter. The object used in this study is the data collection of the Families in Mlandingan Subdistrict, Situbondo. The family data contain 7 poverty parameters including age, the number of the family members, income, outcome, housing conditions, home ownership status, and educational level. This study uses five test scenarios that resulted a recommendation value of learning rate 0.1, decrement learning rate 0.1, training data as 30%, minimum learning rate 0.01 and maximum number of iterations 2. Accurate results obtained is 98%.*

**Keywords** : Classification, *Learning Vector Quantization* (LVQ), Poverty Assistance

### 1. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan salah satu persoalan mendasar yang menjadi pusat perhatian di setiap negara. Kemiskinan menjadi penyebab utama dari sejumlah problem sosial,

dan politik, dan ekonomi yang terjadi khususnya di negara-negara berkembang termasuk Indonesia. Kondisi dan fenomena kemiskinan yang terjadi pada sebagian besar masyarakat Indonesia hingga kini masih menyimpan banyak perdebatan. Perdebatan tersebut terutama

seputar teori, konsep maupun metode-metode yang digunakan dalam pengentasan kadar kemiskinan. Kadar kemiskinan tidak lagi sekedar masalah kekurangan makanan, tetapi bagi warga masyarakat tertentu bahkan sudah mencapai tahap ekstrem sampai level kehabisan dan ketiadaan makanan (Syawie, 2011).

Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat, pada Maret 2016 jumlah penduduk miskin, yakni penduduk dengan pengeluaran per kapita per bulan di bawah Garis Kemiskinan di Indonesia mencapai 27,77 juta orang yaitu 10,64 % dari jumlah total penduduk Indonesia. Angka tersebut bertambah 6,90 ribu orang dibandingkan dengan kondisi September 2016 yang sebesar 27,76 juta orang (10,70 %). Meski secara presentase angka kemiskinan mengalami penurunan, namun, terdapat masalah yang masih belum terselesaikan, yaitu ketimpangan atau kesenjangan jumlah keluarga miskin pada masing-masing daerah. Misalnya saja angka kemiskinan di Jawa Timur yang masih tetap tinggi meskipun memiliki tingkat pertumbuhan PBD sebesar 7,3% (BPS, 2016).

Mengutip dari data BPS 2013, presentase penduduk miskin terhadap jumlah populasi penduduk provinsi Jawa Timur tahun 2012 mencapai 11,85 %. Dari 11,85 persen penduduk miskin di Jawa Timur, 94.460 jiwa diantaranya adalah penduduk Kabupaten Situbondo. Menurut BPS kabupaten Situbondo, angka kemiskinan Kabupaten Situbondo tersebut mengalami penurunan menjadi 90.341 jiwa di tahun 2013 dan 87.670 jiwa di tahun 2014. Namun, angka kemiskinan kembali naik menjadi 91.170 jiwa di tahun 2015. Jika dilihat dari persebaran kemiskinan di Kabupaten Situbondo tahun 2015, Kecamatan Mlandingan masih tergolong sebagai kecamatan dengan jumlah penduduk miskin terbanyak. Dari total penduduk 7.125 jiwa, 4354 jiwa diantaranya atau setara dengan 61% merupakan penduduk pra sejahtera atau penduduk miskin (BPS Situbondo, 2016).

Berdasarkan paparan yang ada, perlu sebuah upaya untuk menuntaskan kemiskinan di Kabupaten Situbondo, khususnya di Kecamatan Mlandingan. Pengentasan kemiskinan di wilayah tersebut diharapkan mampu mengatasi kesenjangan pertumbuhan perekonomian sekaligus membantu perekonomian masyarakat miskin. Terkait program pengentasan kemiskinan, Kecamatan Mlandingan telah menyiapkan dana untuk

dialokasikan sebagai bantuan keluarga miskin. Akan tetapi, pada pelaksanaan penyaluran bantuan dari pemerintah kepada calon penerima bantuan, terdapat beberapa kendala salah satunya adalah jumlah penduduk Kecamatan Mlandingan, Situbondo yang cukup banyak sehingga menyulitkan pegawai pemerintahan untuk mendata para calon penerima bantuan, serta banyaknya kriteria yang ditetapkan oleh pemerintah dalam menentukan calon penerima bantuan sehingga membuat proses penyaluran bantuan berjalan lama dan tidak tepat sasaran, sehingga kemiskinan di Kabupaten Situbondo juga tidak dapat dikendalikan.

Perancangan suatu sistem yang dapat membantu dalam proses pendataan serta membantu mencari rekomendasi yang terbaik. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk membuat sebuah sistem pengklasifikasian adalah menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Metode LVQ merupakan perbaikan dari metode *Vector Quantization*, sehingga dapat memproses dataset besar untuk sejumlah vektor kecil lebih cepat (Wibowo, 2014).

Penerapan LVQ pernah diterapkan pada pengklasifikasian tingkat pencemaran air sungai. Objek penelitian ini adalah kriteria sebanyak 22 parameter. Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa keakuratan aplikasi untuk pengenalan tingkat pencemaran air pada kelas (I) mencapai 76%, kelas (II) 72%, kelas (III) 86%, kelas (IV) 70%. Nilai persentase dijumlahkan dan dicari rata-rata keempat kelas menjadi persentase akhir dengan jumlah 76%. Kesimpulan pada penelitian ini adalah algoritma LVQ dapat diterapkan pada pengklasifikasian tingkat pencemaran air sungai. Dengan *learning rate* 0,01, pengurangan *learning rate* 0,001 dan maksimal iterasi 20.000 mendapatkan keakuratan aplikasi sebesar 76% (Rahimi & Hartatik, 2016).

Penelitian yang membahas mengenai pemberian bantuan pernah dibahas oleh peneliti lain, dengan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) yang telah dilakukan dengan judul penelitian "Sistem Penentuan Bantuan Langsung Tunai (BLT) dengan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP)". Penelitian bersubjek pada pembuatan sistem pendukung keputusan yang berguna untuk memilih warga yang cocok mendapatkan dana Bantuan Langsung Tunai (BLT). Kriteria penilaian yang dilakukan untuk menentukan siapa yang pantas

mendapatkan dana langsung tunai dengan mendata jumlah keluarga menggunakan variable atau indikator masing-masing calon penerima bantuan. Hasil keluaran sistem sendiri berupa prioritas kriteria penerima bantuan berdasarkan variabel bobot yang telah ditentukan (Dyah & Edy, 2008)

Berdasarkan uraian dari pentingnya pengentasan kemiskinan dan keunggulan dari sistem cerdas untuk klasifikasi, prediksi, maupun diagnosis dengan implementasi LVQ dapat memberikan hasil dengan akurasi yang tinggi. Pada penelitian ini penulis akan mengimplementasikan metode LVQ untuk penentuan penerima bantuan keluarga miskin. Objek yang digunakan adalah kumpulan data Kepala Keluarga pada Kecamatan Mlandingan, Situbondo. Kumpulan data Kepala Keluarga tersebut memuat umur, jumlah anggota keluarga, pendapatan, pengeluaran, kondisi rumah, status kepemilikan rumah, dan pendidikan terakhir. Data tersebut akan digunakan sebagai kriteria dalam pengklasifikasian calon penerima bantuan keluarga miskin. Maka akan dibuat penelitian dengan judul “Klasifikasi Calon Penerima Bantuan Keluarga Miskin Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*” (Studi Kasus: Daerah Kecamatan Mlandingan, Situbondo).

## 2. METODOLOGI

### 2.1 Studi Literatur

Studi literatur merupakan tahap utama yang harus dilakukan Karena hasil yang diperoleh menjadi modal utama dalam penelitian. Hasil-hasil dari studi literatur dapat berupa teori-teori dasar yang berkaitan dengan topik penelitian seperti objek maupun metode. Teori-teori tersebut dapat diperoleh melalui jurnal, buku, hasil-hasil penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya, situs internet, maupun teori-teori lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan mengenai proses pembuatan sistem. Teori-teori yang penulis ambil antara lain mengenai :

1. Kemiskinan
2. *Learning Vector Quantization (LVQ)*
3. Proses pengujian sistem
4. Jaringan Syaraf Tiruan

Literatur tersebut dipaparkan dari paper, jurnal, penelitian sebelumnya, dan dokumentasi proyek.

### 2.2 Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data yang didapat dari kantor Kepala Desa Kecamatan Mlandingan, Situbondo tahun 2017 yang akan dijadikan sebagai referensi penelitian dan data dari variable serta parameter-parameter apa saja yang digunakan sebagai penentuan penerima bantuan keluarga miskin. Beberapa parameter input dibutuhkan antara lain umur, jumlah anggota keluarga, pendapatan, pengeluaran, kondisi rumah, status kepemilikan rumah, dan pendidikan terakhir. Sumber data dan parameter yang digunakan diperoleh dari kuisoner yang digunakan pihak kepala desa untuk menentukan calon penerima bantuan keluarga miskin Kecamatan Mlandingan, Situbondo.

### 2.3 Analisis Kebutuhan

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui kebutuhan apa saja yang diperlukan oleh “Klasifikasi Calon Penerima Bantuan Keluarga Miskin Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*”. Suatu sistem dapat berjalan apabila terdapat beberapa faktor penunjang yang dapat diproses menghasilkan sesuatu, diantaranya adalah data input. Pada penelitian menggunakan data yang didapat dari kuisoner yang diisi oleh warga Kecamatan Mlandingan, Situbondo, dimana pada kuisoner yang diberikan pihak kepala desa untuk warga berisikan parameter penentu pemberian bantuan. Selain itu diperlukan pula data yang digunakan sebagai perankingan yang akan dijadikan keluaran dalam hasil akhir sistem tersebut.

Data data berupa masukan dan keluaran yang ingin dicapai tersebut kemudian akan digunakan dalam pembuatan sistem yang tentunya memerlukan kebutuhan dari sisi hardware dan software. Kebutuhan tersebut diantaranya adalah:

1. Kebutuhan Perangkat Keras , yaitu laptop dengan memory RAM 4GB.
2. Kebutuhan Perangkat Lunak yang meliputi:
  - Sistem Operasi Windows 8 64 bit
  - Netbeans IDE

- Notepad ++
- Microsoft Excel

## 2.4 Diskripsi Umum Sistem

Sistem pada penelitian adalah implementasi metode LVQ untuk klasifikasi calon penerima bantuan keluarga miskin. Objek yang digunakan adalah kumpulan data Kepala Keluarga pada Kecamatan Mlandingan, Situbondo. Kumpulan data Kepala Keluarga tersebut memuat informasi umur, jumlah anggota keluarga, pendapatan, pengeluaran, kondisi rumah, status kepemilikan rumah, dan pendidikan terakhir yang akan digunakan sebagai kriteria dalam penentuan calon penerima bantuan keluarga miskin.

## 2.5 Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem merupakan tahapan yang menjelaskan desain sistem secara keseluruhan. Perancangan sistem dibuat berdasarkan hasil dari tahapan pengumpulan data dan analisa kebutuhan. Perancangan ini nanti akan menjadi dasar dari proses implementasi. Pada bagian ini menjelaskan cara kerja sistem yang akan diimplementasikan, mulai dari proses *input*, proses *output* yang dihasilkan. Sistem bekerja dengan melakukan beberapa tahapan meliputi masukan data input dan menghasilkan keluaran berupa target data dari hasil klasifikasi menggunakan metode LVQ.

## 2.6 Implementasi Sistem

Tahap ini akan menjelaskan mengenai implementasi metode LVQ sebagai klasifikasi calon penerima bantuan keluarga miskin yang mengacu pada rancangan sistem sebelumnya. Implementasi ini menggunakan bahasa pemrograman java, Netbean sebagai editor, dan tools pendukung lainnya. Implementasi sistem meliputi beberapa hal yaitu sebagai berikut:

1. Pembuatan antarmuka pengguna
2. Masukkan data penelitian ke dalam database untuk diolah menjadi informasi yang berguna bagi sistem.
3. Penerapan metode LVQ sebagai penentuan penerima bantuan keluarga miskin.

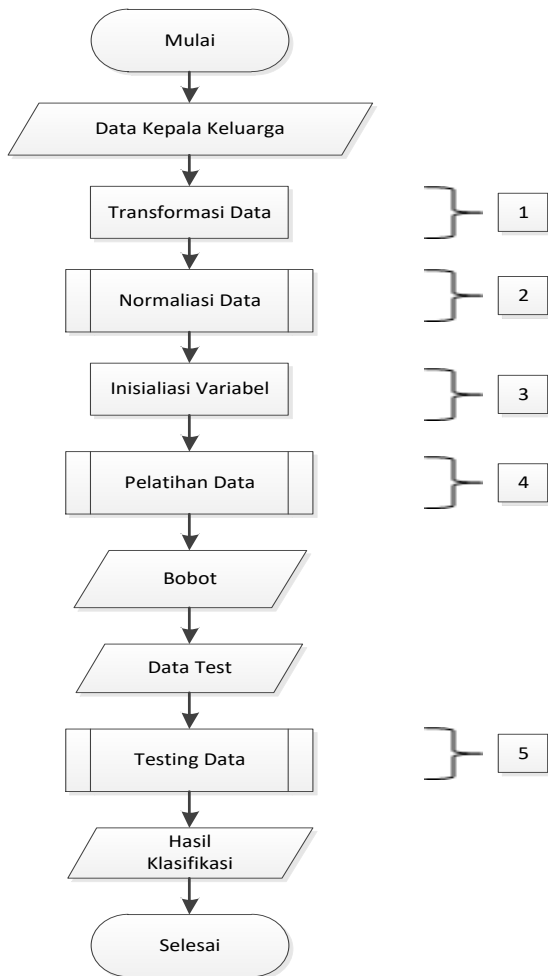
## 2.7 Pengujian dan Analisis

Bagian ini menjelaskan tentang pengujian data terhadap aplikasi berdasarkan parameter input yang mempengaruhi nilai akurasi. Peneliti menggunakan data yang akan melalui skenario pengujian sehingga memperoleh nilai akurasi yang berbeda pada setiap skenarionya. Berikut skenario pengujian yang akan dilakukan:

1. Pengujian pada parameter *learning rate*
2. Pengujian pada parameter pengali *learning rate*
3. Pengujian pada jumlah iterasi maksimum
4. Pengujian pada jumlah data latih
5. Pengujian pada alpha minimum

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Perancangan algoritma dibuat sebagai dasar untuk proses implementasi yang akan dilakukan pada tahap selanjutnya. Metode LVQ beroperasi dengan cara mengklasifikasikan vektor *input* ke dalam kelas yang sesuai dengan jarak antara vektor *input* tersebut. LVQ merupakan sebuah metode untuk mengklasifikasikan setiap unit *output* untuk mempresentasikan sebuah kelas. Metode ini digunakan untuk mengelompokkan sebuah kelompok sudah telah ditentukan arsitekturnya (target atau kelas sudah ditentukan). Tujuan dari algoritma LVQ adalah untuk mendekati distribusi kelas vector agar dapat meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian calon penerima bantuan. Keluaran yang dihasilkan sistem berupa "Menerima bantuan" atau "Tidak Menerima Bantuan". Perancangan algoritma akan dijelaskan dengan menggunakan diagram alir algoritma LVQ. Diagram alir algoritma LVQ ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram alir tahapan proses klasifikasi calon penerima bantuan menggunakan Metode LVQ

### 3.1 Transformasi Data

Untuk mengklasifikasikan calon penerima bantuan keluarga miskin terdapat 7 variabel yang dijadikan sebagai variabel *input*. Metode LVQ bergantung pada jarak antara vector masukan dengan vector bobot dari setiap kelas dan vector input akan masuk ke dalam kelas yang memiliki jarak terdekat. Oleh karena itu, agar data dapat dikenali oleh jaringan LVQ, pada variabel masukan harus ditransformasikan ke dalam bentuk numerik.

### 3.2 Normalisasi Data

Dalam perhitungan jarak *euclidian*, nilai variabel dengan skala panjang dapat mempunyai pengaruh lebih besar dari pada nilai variabel berskala pendek. Oleh sebab itu, untuk mencegah hal tersebut perlu dilakukan normalisasi terhadap nilai atribut yakni proses normalisasi nilai menjadi kisaran 0 dan 1.

### 3.3 Pelatihan Data

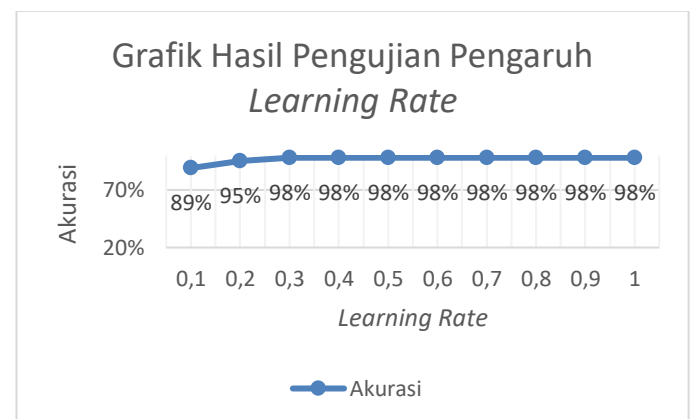
Pada proses awal pelatihan, vektor input akan mengalami proses pembelajaran yang dilakukan melalui beberapa *epoch* sampai batas *epoch* maksimal tercapai. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor input dengan vektor bobot dari masing masing kelas dan vektor input akan masuk ke dalam kelas yang memiliki jarak terdekat. Algoritma pembelajaran pada LVQ bertujuan mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor input ke dalam kelas yang sesuai dengan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ.

### 3.4 Testing Data

Untuk percobaan LVQ dilakukan uji pengenalan dengan data kepala keluarga. Percobaan dilakukan untuk mengetahui efek perubahan nilai parameter-parameter pelatihan dan penentuan parameter terbaik untuk data tersebut. Pada percobaan ini digunakan data kepala keluarga yang memiliki dimensi 7 dengan nilai yang bervariasi.

Perhitungan manual pengujian dilakukan mulai dari menginisialisasi vector input data uji sampai proses penentuan kelas.

### Pengujian dan Analisis Pengaruh Learning Rate Terhadap Hasil Akurasi

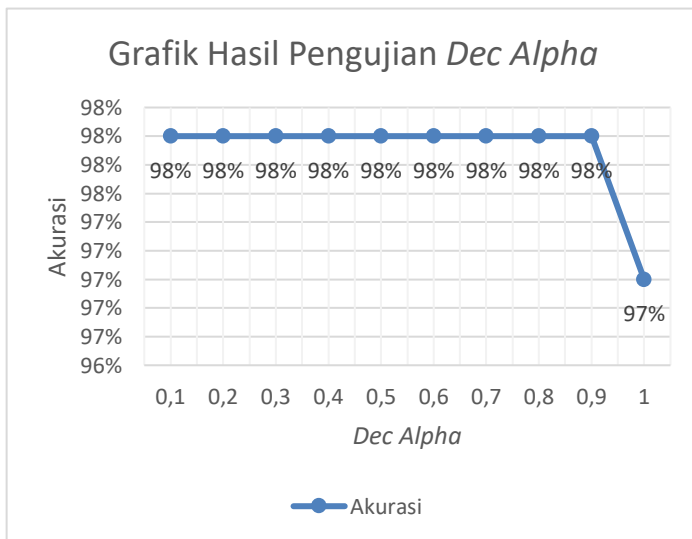


Gambar 3.2 Grafik hasil pengujian pengaruh Learning Rate

*Learning rate* merupakan parameter yang berpengaruh terhadap perubahan dari bobot data, sehingga semakin besar nilainya maka semakin besar pula jarak antar bobot data awal dengan bobot baru. Dari grafik di atas dapat terlihat bahwa untuk *learning rate* bernilai 0.1 mendapatkan hasil akurasi 89% dan mengalami peningkatan seiring bertambahnya nilai *learning rate* hingga mencapai 98% pada *learning rate* bernilai 0.3.

Dapat disimpulkan bahwa nilai *learning rate* terendah yang diinputkan dengan akurasi tertinggi berada pada angka 0.3 dengan hasil akurasi 98%. Selain itu, pada nilai *learning rate* 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 dan 1 memiliki akurasi yang stabil. Berdasarkan pengujian pengaruh *learning rate* terhadap akurasi dapat diambil kesimpulan bahwa nilai *learning rate* 0.3 sebagai nilai *learning rate* terbaik dan akan digunakan untuk skenario pengujian berikutnya

**Pengujian dan Analisis Pengaruh Pengali Learning Rate Terhadap Hasil Akurasi**



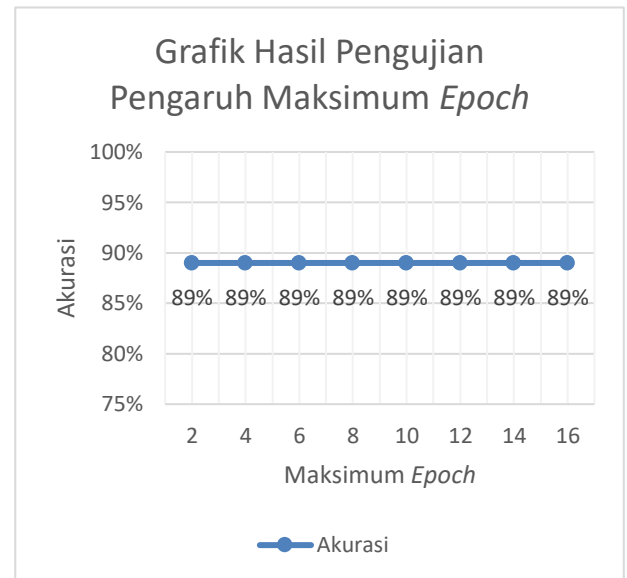
Gambar 3.3 Grafik hasil pengujian pengaruh pengali *Learning rate*

Berdasarkan grafik pada Gambar 3.3, bahwa nilai pengali *learning rate* 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 hingga 0.9 memiliki hasil akurasi yang stabil yaitu 98%, selanjutnya terjadi penurunan hasil akurasi pada nilai pengali *learning rate* 1 sebesar 97%. Jadi dapat disimpulkan bahwa nilai pengali *learning rate* terendah yang diinputkan dengan akurasi tertinggi berada pada angka 0.1 dengan hasil akurasi 98%.

Berdasarkan pengujian pengaruh pengali *learning rate* terhadap akurasi dapat diambil

kesimpulan bahwa pengali *learning rate* dengan 0.1 sebagai nilai terbaik yang akan digunakan untuk skenario pengujian berikutnya

**Pengujian dan Analisis Pengaruh Maksimum Epoch Terhadap Hasil Akurasi**



Gambar 3.4 Grafik hasil pengujian pengaruh Maksimum Epoch

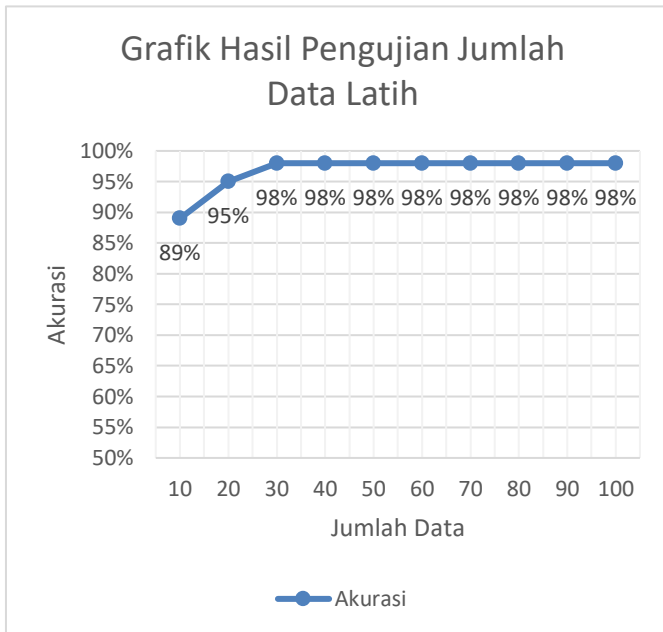
Pada tahap pengujian, nilai maksimum *epoch* berpengaruh karena merupakan salah satu tahap berhentinya suatu proses pelatihan sehingga semakin besar nilai dari suatu maksimum *epoch* maka proses perulangan iterasi pun semakin banyak. Dari Gambar 3.3 dan Gambar 6.6 dapat terlihat bahwa hasil akurasi yang didapat adalah 89% dengan nilai maksimum *epoch* 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14 dan 16. Dengan kata lain semua batas maksimum *epoch* menghasilkan hasil akurasi yang sama dan stabil. Hal ini bisa terjadi dikarenakan pada proses sebelumnya telah diambil *learning rate* dan pengali *learning rate* terbaik yang mengakibatkan konvergen sejak *epoch* pertama.

Berdasarkan hasil tersebut, pada nilai *epoch* terkecil yang diinputkan yaitu 2 *epoch* telah mencapai hasil akurasi maksimum. Sehingga dapat diambil kesimpulan dari pengujian ketiga ini nilai maksimum *epoch* yang diambil adalah 2 karena nilai tersebut merupakan nilai parameter maksimum *epoch* terkecil yang diuji namun memiliki hasil akurasi terbesar dengan 89%. Hal ini bisa terjadi karena jumlah data latih yang dimasukkan hanya 10% yang mengakibatkan turunnya hasil akurasi.

Nilai maksimum *epoch* 2 diambil untuk

digunakan pada skenario pengujian berikutnya bersama nilai *learning rate* 0.1, pengali *learning rate* 0.1 dan jumlah data 10% yang diperoleh dari skenario pengujian sebelumnya

**Pengujian dan Analisis Pengaruh Jumlah Data Latih Terhadap Hasil Akurasi**

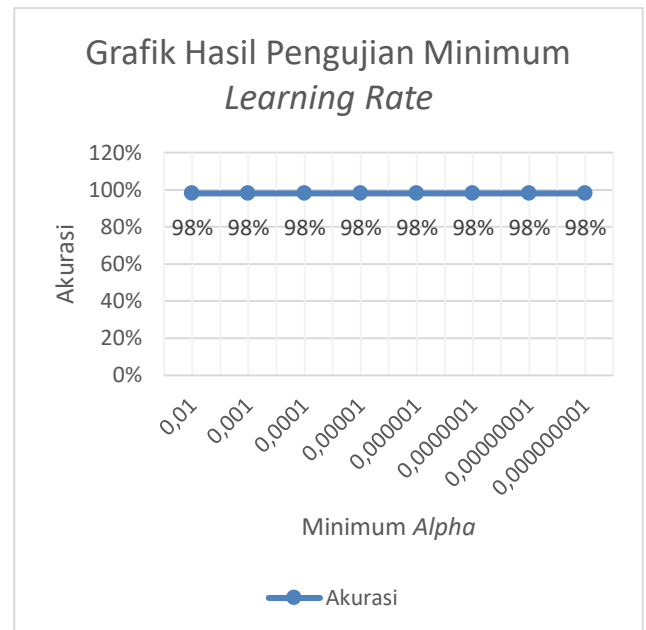


Gambar 3.5 Grafik hasil pengujian pengaruh jumlah data latih terhadap hasil akurasi

Dari Gambar 3.5, dapat terlihat bahwa untuk jumlah data 10% mendapatkan hasil akurasi 89% dan mengalami peningkatan seiring bertambahnya nilai *learning rate* hingga mencapai 98% pada jumlah data latih 30%.

Dengan demikian jumlah data latih sebanyak 30% merupakan jumlah data latih terkecil dengan akurasi terbesar sehingga dari skenario pengujian keempat ini banyak jumlah data latih sebesar 30% dipilih untuk skenario pengujian berikutnya bersama *learning rate* dengan nilai 0.1 dan pengali *learning rate* dengan nilai 0.1 yang diperoleh dari skenario pengujian sebelumnya

**Pengujian dan Analisis Pengaruh Minimum Learning Rate Terhadap Hasil Akurasi**



Gambar 3.6 Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Minimum Learning Rate

Pada tahap pengujian, nilai minimum *learning rate* berpengaruh karena merupakan salah satu tahap berhentinya suatu proses pelatihan sehingga semakin kecil nilai dari suatu minimum *learning rate* maka proses perulangan iterasi pun semakin banyak. Dari Gambar 3.5 dapat terlihat bahwa hasil akurasi yang didapat adalah 98% dengan nilai minimum *learning rate* 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001, 0.000001 hingga 0.00000001. Dengan kata lain semua batas minimum *learning rate* menghasilkan hasil akurasi yang sama dan stabil. Hal ini bisa terjadi dikarenakan pada proses sebelumnya telah diambil *learning rate* dan pengali *learning rate* terbaik yaitu 0,1 yang mengakibatkan konvergen sejak minimum *learning rate*.

Berdasarkan hasil tersebut, pada nilai *epoch* terbesar yang diinputkan yaitu minimum *learning rate* bernilai 0.01 telah mencapai hasil akurasi maksimum. Sehingga dapat diambil kesimpulan dari pengujian kelima ini nilai minimum *learning rate* yang diambil adalah 0.01 karena nilai tersebut merupakan nilai parameter minimum *learning rate* terbesar yang diuji namun memiliki hasil akurasi terbesar dengan 98%.

Setelah kelima skenario pengujian selesai, maka dapat diambil beberapa nilai terbaik untuk masing-masing skenario pengujian, yaitu

*learning rate* ( $\alpha$ ) dengan nilai 0,1, pengali *learning rate* (Dec  $\alpha$ ) dengan nilai 0,1, Data latih sebanyak 30%, maksimum *epoch* (Max Epoch) sebanyak 2 dan nilai minimum *learning rate* (Min  $\alpha$ ) 0.01. Nilai tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.1 berikut.

Tabel 3.1 Hasil pengujian 5 Skenario

| No. Skenario            | Skenario Pengujian yang Dilakukan                     | Nilai Terbaik yang Didapatkan |
|-------------------------|---|-------------------------------|
| 1.                      | Pengaruh <i>Learning rate</i> ( $\alpha$ )            | 0.1                           |
| 2.                      | Pengaruh Pengali <i>Learning rate</i> (Dec $\alpha$ ) | 0.1                           |
| 3.                      | Pengaruh Jumlah Data Latih                            | 30%                           |
| 4.                      | Pengaruh Maksimum <i>Epoch</i>                        | 2                             |
| 5.                      | Pengaruh Minimum <i>learning rate</i> (Min $\alpha$ ) | 0.01                          |
| Akurasi yang Didapatkan |   | 98%                           |

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil, yaitu:

1. Proses awal yang harus dilakukan untuk mengimplementasikan sistem “Klasifikasi Calon Penerima Bantuan Keluarga Miskin Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)” adalah mengumpulkan data yang dibutuhkan sebagai acuan awal dalam pengimplementasian yang akan dilakukan. Inputan yang digunakan pada sistem yang akan diimplementasikan berupa 7 inputan yaitu umur, jumlah anggota keluarga, pendapatan, pengeluaran, kondisi rumah, status kepemilikan rumah, dan pendidikan terakhir. Data ini merupakan data yang mempengaruhi kemiskinan dan bobot masing-masing yang nantinya dilakukan proses menggunakan metode LVQ sehingga dapat mengklasifikasikan para calon penerima bantuan.
2. Berdasarkan proses skenario pengujian yang terdiri dari 5 skenario pengujian yang telah dilakukan, sistem menghasilkan rekomendasi *learning rate* ( $\alpha$ ) dengan nilai 0.1, pengali *learning rate* (Dec  $\alpha$ ) dengan nilai 0.1, jumlah data latih sebanyak 30%, nilai maksimum *epoch* (Max Epoch)

sebanyak 2, serta minimum *learning rate* (Min  $\alpha$ ) 0.01. Dari parameter tersebut dihasilkan nilai akurasi sebesar 98%.

#### DAFTAR PUSTAKA

Arisandi, D., Sitompul, O.S., & Batubara, E.A., 2015. *Learning Vector Quantization Untuk Prediksi Produksi Kelapa Sawit Pada PT. Perkebunan Nusantara I Pulau Tiga*.

Adimihardja & Hikmat, 2003. *Participatory Research Appraisal : Pengabdian dan Pemberdayaan Masyarakat*. Penerbit Humaniora Bandung

BPS Kabupaten Situbondo. 2016. Jumlah Keluarga Menurut Kecamatan dan Klasifikasi Keluarga di Kabupaten Situbondo, 2015.

BPS Kabupaten Situbondo. 2015. Garis Kemiskinan dan Penduduk Miskin di Kabupaten Situbondo, 2010–2015.

Damayanti, F., Arifin, A.Z., & Soelaiman, R., 2011. Pengenalan Wajah Berbasis Metode *Two Dimensional Linear Discriminant Analysis*.

Dyah, N.R., Nugroho, E., & Aribowo, E., 2008. Sistem Penentuan Bantuan Langsung Tunai (BLT) dengan metode *Analytical Hierarchy Process (AHP)*.

Fausett, L., 1994. *Fundamentals of Neural Network: Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice-Hall, Inc: New Jersey

Ganidar, F.R., 2015. Pengklasifikasian Mutu Susu Sapi Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) (Studi Kasus: UPT Laboratorium Kesehatan Hewan Malang). Universitas Brawijaya

Hermanenda G.A., Cholissodin I., & Supianto A.A., 2013. Pengklasifikasian Kualitas Minuman Anggur Menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization* Berbasis Asosiasi. Universitas Brawijaya, Malang.

Meliawati, R., Soesanto, O., & Kartini, D., 2016. Penerapan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) Pada Prediksi Jurusan di SMA PGRI 1 Banjarbaru.



- Nurkhozin, A., Irawan, M.I., & Mukhlash, I., 2011. Perbandingan Antara Metode *Backpropagation* dan Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Dalam Kasus Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus. [e-journal].
- Nugraha, P.A., Saptono, R., & Sulisty, M.E., 2013. Perbandingan Antara Metode Probabilistik *Naive Bayesian Classifier* dan jaringan syaraf tiruan LVQ. [e-journal].
- Puspitaningrum, D., 2006. Pengantar Jaringan Saraf Tiruan. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Rahimi, M.R., & Hartatik., 2016. Penerapan Algoritma *Learning Vector Quantization* dalam Klasifikasi Tingkat Pencemaran Air Sungai.
- Sharma, S., et al., 2009. *A new approach towards facial recognition system using DCT & LVQ*. 2008 *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems*, pp.1-4.
- Wibowo, A., Wirawan, & Suprpto, Y.K., 2014. Verifikasi dan Identifikasi Tanda Tangan Offline Menggunakan Wafelet dan *Learning Vector Quantization*. Volume 5 No 1 : 649 – 655
- Willa G., 2015. Klasifikasi Kualitas Daun Nilam (*Pogostemon Cablin Benth*) Menggunakan Citra Digital dan Algoritma *Learning Vector Quantization*. Skripsi, Universitas Brawijaya Malang.