

Identifikasi Awal Pengguna Narkoba Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Yulfa Hadi Wicaksono¹, Budi Darma Setiawan², Tri Afrianto³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹yulfahadiww@gmail.com, ²s.budidarma@ub.ac.id, ³tri.afrianto@ub.ac.id

Abstrak

Penyalahgunaan narkoba merupakan salah satu masalah yang besar bagi Negara Indonesia. Hal itu dikarenakan pengguna narkoba dapat menyebabkan gangguan kejiwaan, kesehatan bahkan kematian. Dari berbagai survey yang dilakukan, jumlah kasus pengguna narkoba setiap tahunnya semakin meningkat. Pada penelitian ini akan mencoba melakukan identifikasi awal untuk pengguna narkoba dengan metode Learning Vector Quantization. Penelitian ini menggunakan data pengguna narkoba dari Badan Narkotika Nasional (BNN) Kabupaten Malang. Dari yang digunakan sebanyak 119 data yang ada dibagi lagi menjadi 3 bagian. Terdapat 4 data untuk vektor bobot awal, 103 untuk data latih dan 12 untuk data uji. Lalu pada data ini memiliki 16 parameter dan 4 kelas. Pada penelitian ini melakukan 6 pengujian, menghasilkan 0,1 untuk nilai learning rate dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 74,8%. Lalu 0,9 untuk pengali learning rate dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79,8%. Kemudian 0,01 untuk minimum learning rate dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79,8%. Jumlah data latih 60% dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 86,2%. Maksimum iterasi bernilai 14 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 86,2%. Lalu untuk pemberhentian pelatihan LVQ pada kondisi mana yang terbaik yaitu pada maksimum iterasi 14. Oleh karena itu kondisi minimum learning rate dapat diabaikan. Dari nilai-nilai tersebut setelah dilakukan pengujian K-Fold Cross Validation diperoleh rata-rata akurasi akhir yang didapatkan sebesar 78,4%.

Kata kunci: narkoba, identifikasi awal, learning vector quantization

Abstract

Drug abuse is one of the major problems for Indonesian country. This is due to drug users can cause psychiatric disorders, health and even death. From various surveys conducted, the number of cases of drug users increase every time. In this study, the research will try to do initial identification for users with Learning Vector Quantization method. This study uses the data of drug users from Badan Narkotika Nasional (BNN) in Malang Regency. From 119 data, there will be divided into 3 parts. There are 4 data for initial weight vectors, 103 for training data and 12 for test data. Then, in this data have 16 parameters and 4 classes. In this study, 6 tests were performed, resulting in 0.1 for the learning level with an average score of 74.8%. Then, 0.9 for a learning rate multiplier with an average rating of 79.8%. Then, 0.01 for the minimum level of learning with an average grade. The amount of training data is 60% with average value. The maximum of 14 lower iterations with average values. Then, for LVQ training stops on which best condition is at maximum iteration 14. Therefore, the minimum of learning rate condition can be ignored. From those results, the average of final accuracy after testing with K-Fold Cross Validation is 78.4%.

Keywords: drug, initial identification, learning vector quantization

1. PENDAHULUAN

Menurut Partodiharjo (2006), narkoba adalah suatu obat-obatan terlarang yang membahayakan kesehatan manusia serta dapat

menjadikan pemakainya kecanduan. Narkoba sendiri yang memiliki nama lain NAPZA kepanjangannya adalah Narkotika, Psikotropika, dan Zat Adiktif lainnya atau jenis obat-obatan dari tanaman atau pun bukan yang

bisa menyebabkan ketergantungan ketika dicoba oleh seseorang.

Dalam penggunaan narkoba sendiri di Indonesia, masih banyak orang yang menyalahgunakannya. Di Indonesia sendiri, para pengguna narkoba masih sangat tinggi sekali. Dalam berita yang dituliskan Dinnilah (2017), Ali Djohardi sebagai Deputy Bidang Pencegahan Badan Narkotika Nasional (BNN) mengatakan bahwa dari 80 persen masyarakat Indonesia sudah tahu bahaya dan jenis narkoba. Tetapi, ironisnya di Indonesia masih tinggi tingkat penyalahgunaan narkoba. Tingkat penyalahgunaan narkoba itu diperoleh pada tahun 2016.

Menurut Wibowo (2017), dalam dunia hiburan di Indonesia banyak juga akhir akhir ini yang tertangkap sebagai pengguna narkoba. Juru bicara Badan Narkotika Nasional (BNN), Komisaris Besar Sulistiyandriatmoko, mengatakan peredaran narkoba di kalangan artis menyerupai fenomena gunung es. Ada indikasi tertangkapnya sejumlah artis hanya sebagian kecil dari peredaran narkoba di kalangan publik figur. Menurut Saeono (2016), tidak hanya di kalangan artis dan yang tinggal di perkotaan. Namun sekarang pengguna narkoba sudah mencapai pelosok desa. Badan Narkotika Kabupaten Musirawas, Sumatra Selatan, mencatat hingga kini masyarakat daerah pedesaan itu yang terlibat narkoba sebanyak 227 orang, mulai usia 20 hingga 55 tahun, sedangkan yang belum terdata diperkirakan lebih banyak lagi.

Hal yang paling baik yang dapat dilakukan pada sekarang ini adalah dengan cepat mendeteksi pengguna narkoba dan dilakukan rehabilitasi agar pengguna narkoba tidak meluas. Untuk mendeteksi pengguna narkoba yaitu dengan tes urine, tes rambut ataupun tes darah membutuhkan biaya yang relatif mahal dan waktu yang tidak sebentar juga. Menurut Hartanto (2017), salah satu pegawai Badan Narkotika Nasional (BNN) Kabupaten Malang yang diwawancarai oleh peneliti, biaya untuk tes urine jika di Badan Narkotika Nasional Kabupaten Malang gratis. Namun harus membeli alatnya sendiri di penyedia alat tes urine sekitar Rp 100.000,00 untuk 6 parameter. Untuk proses tes urine sendiri prosesnya sekitar 1 jam. Untuk tes rambut dan tes darah yang dapat melakukan tes adalah hanya di Lab BNN RI dan Labfor POLRI. Sehingga tidak ada keterangan yang pasti tentang biayanya. Untuk proses tes rambut dan tes darah sendiri

memakan waktu 1 hari. Dikarenakan hal tersebut orang-orang yang ekonominya rendah dan jauh dari BNN mungkin akan sangat kesulitan untuk mendeteksi pengguna narkoba. Sehingga jika tidak dideteksi sejak dini pengguna narkoba dapat menyebar dengan cepat dan dapat mencapai tahap kecanduan.

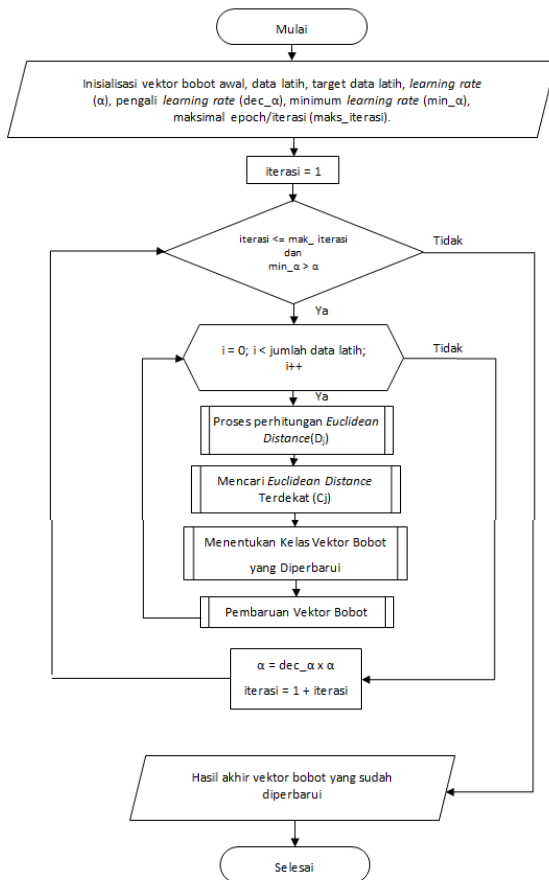
Dengan kemajuan teknologi, dalam beberapa tahun terakhir ada beberapa peneliti yang meneliti mengenai narkoba dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengidentifikasi pengguna narkoba. Menurut penelitian Tanjung (2014), yang berjudul Jaringan Syaraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkotika. Dari penelitian tersebut menghasilkan 95% akurasi, *learning rate sebesar* 0,5, toleransi error 0,01, maksimal iterasi 6341 dan *hidden layer* 5 dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) 0,00999889.

Lalu pada penelitian lain yang menggunakan metode algoritme *Learning Vector Quantization* (LVQ). Dalam penelitian Hariyanto, Basuki & Hasanah (2016), yang berjudul Klasifikasi Penyakit Mata Katarak Berdasarkan Kelainan Patologis dengan Menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization*. Pada penelitian ini memiliki tingkat akurasi penentuan sebesar 99%. Lalu dalam penelitian Leleury & Aulele (2016), yang berjudul Perancangan Sistem Diagnosa Penyakit Saluran Pernapasan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) memiliki akurasi terbaik sebesar 95,92%. Dikarenakan hal itu penulis dalam penelitian ini menggunakan metode LVQ yang diharapkan akurasinya diatas 95%. Metode Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan sebuah metode klasifikasi dengan dimana setiap unit keluarannya menjelaskan sebuah kelas. LVQ juga berguna untuk pengelompokan yang sudah ditentukan jumlah target arsitekturnya.

Sehingga untuk menghadapi permasalahan pengguna narkoba yang menyerupai fenomena gunung es dan proses yang lama serta mahal untuk mendeteksinya. Pada penelitian ini, penulis akan membuat sistem yang bertujuan untuk identifikasi awal pengguna narkoba dengan menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Dengan sistem ini diharapkan dapat membantu mengidentifikasi pengguna narkoba lebih awal supaya dapat ditangani dengan cepat serta diharapkan juga identifikasinya memerlukan waktu yang sebentar dan biaya gratis.

2. METODE USULAN DAN DATA

Pada penelitian ini menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Pada metode ini ada 2 proses yaitu proses pelatihan dan pengujian. Pada proses pelatihan metode ini terdapat inisialisasi vektor bobot awal, data latih, target data latih, *learning rate* (α), pengali *learning rate* ($dec\ \alpha$), minimum *learning rate* ($min\ \alpha$), maksimal epoch/iterasi (maks epoch). Kemudian akan menghitung *euclidean distance* antara vektor bobot dengan vektor masukan yang berasal dari data latih. Lalu akan mencari *euclidean distance* yang terdekat dari nilai *euclidean distance* yang sudah dihitung. Setelah itu mencari kelas vektor bobot mana yang akan diperbarui. Tahap selanjutnya melakukan pembaruan terhadap vektor bobot. Proses-proses tersebut akan terus dilakukan jika memenuhi kondisi yang ada. Setelah berhenti dari pelatihan akan ditemukan vektor bobot terakhir untuk proses pengujian. Untuk lebih jelasnya pada Gambar 1 akan menggambarkan alur dari pelatihan LVQ.



Gambar 1. Diagram alur dari pelatihan LVQ

2.1 Proses Perhitungan Euclidean Distance

(D_j)

Pada proses perhitungan *euclidean distance* dilakukan pada semua vektor bobot dengan setiap vektor masukan dari data latih. Jadi proses perhitungannya adalah dijumlahkan terlebih dahulu semua hasil dari pengurangan vektor masukan dengan vektor bobot yang sudah dikuadratkan. Kemudian hasil perhitungan tersebut diakar. Setelah proses itu ditemukanlah *euclidean distance* dari vektor bobot dengan vektor masukan. Jumlah *euclidean distance* ini berdasarkan jumlah kelas dari vektor bobot. Jadi jika kelas vektor bobot memiliki 4 kelas, maka akan memiliki 4 *euclidean distance*.

2.2 Mencari Euclidean Distance Terdekat (C_j)

Pada proses mencari *euclidean distance* terdekat (C_j) dilakukan untuk mencari nilai terkecil dari beberapa nilai *euclidean distance* yang sebanyak jumlah vektor bobot. Jadi proses mencarinya dengan mencari nilai minimum dari nilai-nilai *euclidean distance* yang telah dihitung.

2.3 Proses Perhitungan Euclidean Distance (D_j) Menentukan Kelas Vektor Bobot yang Diperbarui

Pada proses menentukan kelas vektor bobot yang diperbarui berfungsi untuk proses penentuan kelas vektor bobot jika ada lebih dari 1 nilai *euclidean distance* terdekat (C_j) yang ditemukan. Pada dasarnya kelas untuk *euclidean distance* terdekat (C_j) yang ditemukan akan diperbarui. Namun ada beberapa kondisi ada lebih dari 1 nilai *euclidean distance* terdekat (C_j). Jadi pada proses ini akan mengambil *euclidean distance* terdekat (C_j) pada kelas yang ditemukan paling awal.

2.4 Pembaruan Vektor Bobot

Pada proses pembaruan vektor bobot melakukan beberapa proses. Pada awal proses memasukan vektor bobot, data latih, target data latih, *learning rate* (α) dan kelas vektor bobot yang akan diperbarui. Kemudian dilakukan seleksi dengan kondisi jika target data latih sama dengan kelas vektor bobot yang diperbarui, maka akan masuk pada Persamaan 1.

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha[\text{data latih}_i - w_j(\text{lama})] \tag{1}$$

Namun jika tidak memenuhi kondisi ini maka akan masuk pada Persamaan 2.

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha[\text{data latih}_i - w_j(\text{lama})] \quad (2)$$

Keterangan:

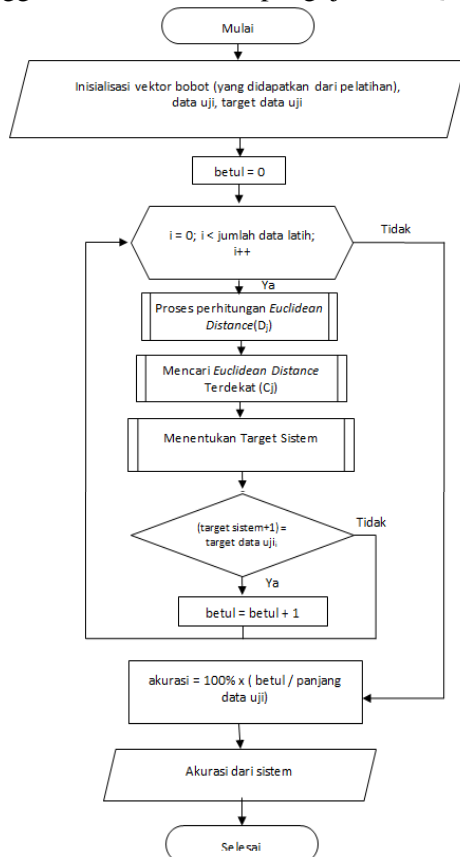
- w_j = vektor bobot pada indeks ke-j
 - α = nilai *learning rate*.
- Lalu untuk keluarannya adalah vektor bobot yang sudah diperbarui.

2.5 Proses Pengujian LVQ

Untuk proses pengujian pada penelitian ini akan dilakukan setelah selesai proses pelatihan LVQ. Hal tersebut dikarenakan pada proses pengujian membutuhkan hasil akhir dari vektor bobot keluaran pelatihan LVQ. Pada tahap ini juga diinisialisasikan masukan data uji dan target data uji. Kemudian akan menghitung *euclidean distance* antara vektor bobot dengan vektor masukan yang berasal dari data uji. Lalu akan mencari *euclidean distance* yang terdekat dari nilai *euclidean distance* yang sudah dihitung. Setelah itu mencari target sistem atau keluaran dari sistem. Setelah itu dilakukan pencocokan target sistem dengan target dari data uji untuk menentukan akurasi. Untuk menentukan akurasi digunakan Persamaan 3.

$$\text{akurasi} = \frac{\text{jumlah data uji betul}}{\text{jumlah data uji}} \times 100\% \quad (3)$$

Untuk lebih jelasnya pada Gambar 2 akan menggambarkan alur dari pengujian LVQ.



Gambar 2. Diagram alur dari pengujian LVQ

2.6 Data

Sumber data yang digunakan diperoleh dari data Badan Narkotika Nasional (BNN) Kabupaten Malang pada tahun 2016 – 2017. Data yang digunakan untuk proses pelatihan LVQ sebanyak 119 data, dari data itu terdapat pengguna beberapa jenis narkoba dan bukan pengguna narkoba. Dari 119 data yang ada dibagi lagi menjadi 3 bagian. Terdapat 4 data untuk vector bobot awal, 103 untuk data latih dan 12 untuk data uji. Dalam data ini memiliki 4 kelas yaitu, pengguna sabu-sabu, pengguna ganja, pengguna pil LL dan bukan pengguna narkoba. Dan memiliki 16 vektor masukan.

3. PENGUJIAN DAN ANALISIS

3.1 Pengujian dan Analisis Pengaruh

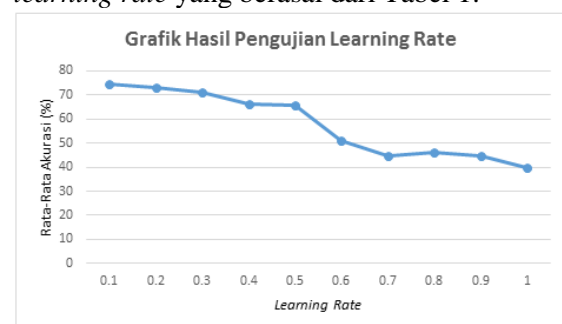
Learning rate Terhadap Hasil Akurasi

Nilai *learning rate* yang digunakan untuk pengujian adalah 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, 0,9 dan 1. Karena sudah ditentukan pengali *learning rate* 0,2 dan minimum *learning ratenya* 0,000000001. Lalu untuk nilai maksimum iterasinya dalam pengujian ini diabaikan. Kemudian dilakukan pengujian dengan nilai *learning rate* itu dengan 5 kali percobaan dengan 52 data latih yang berbeda. Lalu didapatkan hasil pengujian *learning rate* pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian *Learning rate*

<i>Learning rate</i>	Akurasi (%)					Rata – Rata Akurasi (%)
	Data Latih 1	Data Latih 2	Data Latih 3	Data Latih 4	Data Latih 5	
0.1	66	75	75	75	83	74,8
0.2	66	75	75	75	75	73,2
0.3	83	66	75	66	66	71,2
0.4	50	66	83	66	66	66,2
0.5	66	66	66	66	66	66
0.6	41	58	41	66	50	51,2
0.7	66	33	41	50	33	44,6
0.8	41	25	58	58	50	46,4
0.9	41	25	50	58	50	44,8
1	41	25	33	50	50	39,8

Pada Gambar 3 grafik hasil pengujian pengaruh *learning rate* yang berasal dari Tabel 1.



Gambar 3. Grafik Hasil Pengujian Pengaruh *Learning rate*

Berdasarkan Tabel 1. dan juga Gambar 3. bahwa saat nilai *learning rate* 0,1 sampai 0,7 mengalami penurunan rata-rata akurasi. Namun rata-rata akurasi pada saat nilai *learning rate* 0,8 mengalami peningkatan sedikit dan turun lagi ketika nilai *learning ratenya* sampai 1. Jadi, dapat disimpulkan bahwa perubahan nilai *learning rate* berpengaruh terhadap rata-rata akurasi. Kemudian pada Gambar 3 juga dapat disimpulkan bahwa secara umum semakin tinggi nilai *learning rate*, maka semakin turun juga rata-rata akurasinya. Dari Tabel 1 hasil pengujian *learning rate* juga didapatkan nilai *learning rate* 0,1 yang memiliki rata-rata akurasi tertinggi sebesar 74,8%. Kemudian nilai 0,1 dapat dijadikan sebagai nilai *learning rate* untuk pengujian pada sub-bab 3.2, 3.3, 3.4, 3.5 dan 3.6.

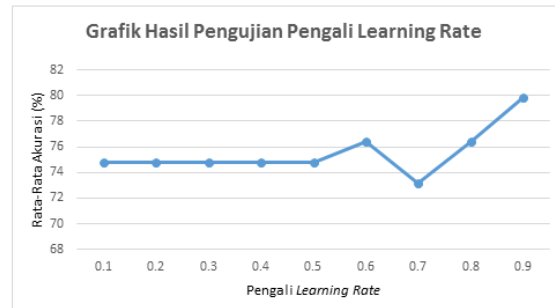
3.2 Pengujian dan Analisis Pengaruh Pengali *Learning rate* Terhadap Hasil Akurasi

Nilai pengali *learning rate* yang digunakan untuk pengujian adalah 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, dan 0,9. Karena sudah ditentukan minimum *learning ratenya* 0,000000001 dan nilai *learning ratenya* yaitu nilai terbaik dari pengujian sub-bab 3.2. Lalu untuk nilai maksimum iterasinya dalam pengujian ini diabaikan. Kemudian dilakukan pengujian dengan nilai pengali *learning rate* itu dengan 5 kali percobaan dengan 52 data latih yang berbeda. Lalu didapatkan hasil pengujian pengali *learning rate* pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Pengaruh Pengali *Learning rate*

Pengali <i>Learning rate</i>	Akurasi (%)					Rata – Rata Akurasi (%)
	Data Latih 1	Data Latih 2	Data Latih 3	Data Latih 4	Data Latih 5	
	0.1	66	75	75	75	
0.2	66	75	75	75	83	74,8
0.3	66	75	75	75	83	74,8
0.4	66	75	75	75	83	74,8
0.5	66	75	75	75	83	74,8
0.6	66	75	75	83	83	76,4
0.7	58	75	75	75	83	73,2
0.8	66	75	83	75	83	76,4
0.9	83	75	83	75	83	79,8

Pada Gambar 4 terdapat grafik hasil pengujian pengaruh pengali *learning rate* yang berasal dari Tabel 2.



Gambar 4. Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Pengali *Learning rate*

Dari grafik pada Gambar 4. terlihat bahwa saat nilai pengali *learning rate* 0,1 sampai 0,5 tidak mengalami perubahan rata-rata akurasi. Namun rata-rata akurasi pada saat nilai pengali *learning rate* 0,6 mengalami peningkatan sedikit, lalu turun ketika nilai pengali *learning ratenya* 0,7 dan mengalami peningkatan lagi sampai nilai pengali *learning rate* 0,9. Jadi, dapat disimpulkan bahwa perubahan nilai pengali *learning rate* berpengaruh terhadap rata-rata akurasi. Dari Tabel 2 hasil pengujian pengali *learning rate* juga didapatkan nilai pengali *learning rate* 0,9 yang memiliki rata-rata akurasi tertinggi sebesar 79,8%. Kemudian nilai 0,9 dapat dijadikan sebagai nilai pengali *learning rate* untuk pengujian pada sub-bab 3.3, 3.4, 3.5 dan 3.6.

3.3 Pengujian dan Analisis Pengaruh Minimum *Learning rate* Terhadap Hasil Akurasi

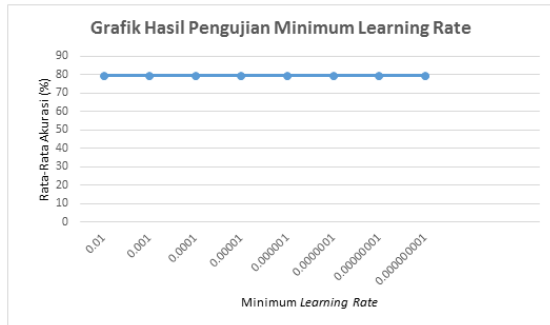
Nilai minimum *learning rate* yang digunakan untuk pengujian adalah 0,01, 0,001, 0,0001, sampai 0,000000001. Lalu nilai *learning rate* 0,1 dan pengali *learning rate* 0,9 yaitu nilai terbaik dari pengujian pada sub-bab 3.1 dan 3.2. Untuk nilai maksimum iterasinya dalam pengujian ini diabaikan. Kemudian dilakukan pengujian dengan nilai minimum *learning rate* itu dengan 5 kali percobaan dengan 52 data latih yang berbeda. Lalu didapatkan hasil pengujian minimum *learning rate* pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Pengaruh Minimum *Learning rate*

Minimum <i>Learning rate</i>	Akurasi (%)					Rata – Rata Akurasi (%)
	Data Lati h 1	Data Lati h 2	Data Lati h 3	Data Lati h 4	Data Lati h 5	
	0,01	83	75	83	75	
0,001	83	75	83	75	83	79,8
0,0001	83	75	83	75	83	79,8
0,00001	83	75	83	75	83	79,8
0,000001	83	75	83	75	83	79,8
0,0000001	83	75	83	75	83	79,8

0,00000001	83	75	83	75	83	79,8
0,000000001	83	75	83	75	83	79,8

Pada Gambar 5 terdapat grafik hasil pengujian pengaruh minimum *learning rate* yang berasal dari Tabel 3.



Gambar 5. Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Minimum *Learning rate*

Dari Gambar 5 terlihat bahwa saat nilai minimum *learning rate* 0,01 sampai 0,000000001 tidak mengalami perubahan rata-rata akurasi, nilainya selalu tetap yaitu 79,8%. Jadi, dapat disimpulkan bahwa perubahan nilai minimum *learning rate* tidak berpengaruh terhadap rata-rata akurasi. Dari Tabel 3 hasil pengujian minimum *learning rate* juga didapatkan 0,01 yang dijadikan sebagai nilai minimum learning nilai minimum *learning rate* untuk pengujian pada sub-bab 3.4. Hal ini dikarenakan walaupun semua rata-rata akurasi minimum *learning rate* bernilai sama sebesar 79,8%, tetapi nilai minimum *learning rate* 0,01 memiliki nilai yang terbesar dari nilai lainnya. Ini berarti bahwa dengan minimum *learning rate* 0,01 maka jumlah pelatihan akan lebih sedikit, namun dapat menghasilkan rata-rata akurasi yang sama dengan minimum *learning rate* lainnya. Minimum *learning rate* 0,01 akan dijadikan untuk pengujian pada sub-bab 3.4, 3.5 dan 3.6.

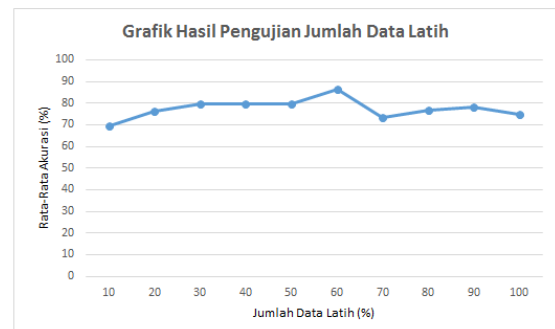
3.4 Pengujian dan Analisis Pengaruh Jumlah Data Latih Terhadap Hasil Akurasi

Jumlah data latih yang digunakan dalam pengujian adalah 10%, 20%, 30%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% dan 100%. Dari setiap jumlah data latih tersebut data latihnya diacak sebanyak 5 kali untuk 5 kali percobaan. Lalu menggunakan nilai *learning rate* 0,1, pengali *learning rate* 0,9 dan minimum *learning rate* 0,01 yang berasal dari nilai terbaik pengujian pada sub-bab 3.1, 3.2 dan 3.3. Untuk nilai maksimum iterasinya dalam pengujian ini diabaikan. Kemudian dilakukan pengujian dengan data latih yang sudah ditentukan. Lalu didapatkan hasil pengujian jumlah data latih pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Jumlah Data Latih (%)	Akurasi (%)					Rata – Rata Akurasi (%)
	Data Latih 1	Data Latih 2	Data Latih 3	Data Latih 4	Data Latih 5	
10	66	66	75	66	75	69,6
20	83	83	66	66	83	76,2
30	83	75	91	75	75	79,8
40	75	83	66	83	91	79,6
50	83	75	83	75	83	79,8
60	75	91	83	91	91	86,2
70	75	75	75	66	75	73,2
80	83	75	75	75	75	76,6
90	75	75	83	83	75	78,2
100	75	75	75	75	75	75

Pada Gambar 7 terdapat grafik hasil pengujian pengaruh maksimum iterasi yang berasal dari Tabel 5.



Gambar 6. Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Data Latih

Dari Gambar 6 terlihat bahwa saat jumlah data latih 10% sampai 30% mengalami peningkatan rata-rata akurasi, lalu pada data latih 40% sampai 100% grafik garis mengalami peningkatan dan penurunan. Jadi, dapat disimpulkan bahwa perubahan jumlah data latih berpengaruh terhadap rata-rata akurasi. Kemudian pada Gambar 6 juga dapat disimpulkan bahwa rata-rata akurasi pada setiap data latih memiliki nilai yang bervariasi. Dari Tabel 4 hasil pengujian jumlah data latih juga didapatkan jumlah data latih 60% yang memiliki rata-rata akurasi tertinggi sebesar 86,2%. Kemudian jumlah data latih 60% dapat dijadikan sebagai jumlah data latih untuk pengujian pada sub-bab 3.5 dan 3.6.

3.5 Pengujian dan Analisis Pengaruh Maksimum Iterasi Terhadap Hasil Akurasi

Maksimum iterasi yang digunakan dalam pengujian adalah 1, 3, 5, 7, 9, 11, 12, 13, 14, 15. Untuk nilai *learning rate* 0,1 dan pengali *learning rate* 0,9 yaitu nilai terbaik dari pengujian pada sub-bab 3.1 dan 3.2. Lalu nilai

minimum *learning rate* dalam pengujian ini diabaikan. Pada pengujian ini menggunakan 60% data latih dari nilai terbaik dari pengujian sub-bab 3.4. Namun tetap dengan 5 kali percobaan. Lalu didapatkan hasil pengujian maksimum iterasi pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Pengaruh Maksimum Iterasi

Maksimum Iterasi	Akurasi (%)					Rata – Rata Akurasi (%)
	Data Latih 1	Data Latih 2	Data Latih 3	Data Latih 4	Data Latih 5	
1	83	83	83	83	66	79.6
3	83	83	83	75	66	78
5	83	83	83	75	66	78
7	75	83	83	83	75	79.8
9	75	91	83	83	83	83
11	75	91	83	91	83	84.6
12	75	91	83	83	83	83
13	75	91	83	91	83	84.6
14	75	91	83	91	91	86.2
15	75	91	83	91	91	86.2

Pada Gambar 7 terdapat grafik hasil pengujian pengaruh maksimum iterasi yang berasal dari Tabel 5.



Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Maksimum Iterasi

Dari Gambar 7 terlihat bahwa saat maksimum iterasi 3 mengalami penurunan rata-rata akurasi dari maksimum iterasi 1, lalu ketika maksimum iterasi 5 tidak mengalami perubahan rata-rata akurasi. Namun sampai maksimum iterasi 11 mengalami peningkatan, dan pada iterasi ke 12 mengalami penurunan dan sampai maksimum iterasi 15 mengalami peningkatan lagi. Jadi, dapat disimpulkan bahwa perubahan maksimum iterasi berpengaruh terhadap rata-rata akurasi. Kemudian pada Gambar 7 juga dapat disimpulkan bahwa rata-rata akurasi secara keseluruhan mengalami peningkatan dengan semakin besarnya maksimum iterasi. Dari Tabel 5 hasil pengujian maksimum iterasi juga didapatkan maksimum iterasi yang paling baik yaitu 14. Hal itu dikarenakan memiliki rata-rata akurasi tertinggi sebesar 86,2% dan nilai maksimum iterasi yang terkecil.

Kemudian nilai maksimum iterasi 14 akan dijadikan inisialisasi nilai maksimum iterasi untuk pengujian pada sub-bab 3.6.

3.6 Pengujian dan Analisis Pengaruh Kondisi Pemberhentian Pelatihan LVQ Terbaik

Untuk mengetahui kondisi terbaik itu melalui jumlah pelatihan LVQ paling sedikit dan rata-rata akurasi paling tinggi. Untuk menguji hal tersebut digunakan terlebih dahulu untuk nilai *learning rate* 0,1 dan pengali *learning rate* 0,9 yaitu nilai terbaik dari pengujian pada sub-bab 3.1 dan 3.2. Lalu nilai minimum *learning rate* 0,01 dan maksimum iterasi 14 yang merupakan nilai terbaik yang berasal dari sub-bab 3.3 dan 3.5. Pada pengujian ini menggunakan 60% data latih dari nilai terbaik dari pengujian sub-bab 3.4. Namun dengan 1 kali percobaan saja, dikarenakan jika diuji dengan data yang berbeda tetapi jumlah sama akan menghasilkan jumlah pelatihan yang tetap sama juga. Pada pengujian ini juga tidak diperhitungkan rata-rata akurasi dikarenakan nilai terbaik nilai minimum *learning rate* 0,01 dan maksimum iterasi 14 memiliki rata-rata akurasi yang sama sebesar 86,2%. Namun pada pengujian ini pertama menguji dengan menggunakan minimum *learning rate*, dengan mengabaikan maksimum iterasi. Lalu yang kedua menguji dengan maksimum iterasi, dengan mengabaikan minimum *learning rate*. Jadi pengujian ini akan mengukur jumlah pelatihan yang dilakukan oleh metode LVQ. Lalu didapatkan hasil pengujian kondisi pemberhentian pelatihan LVQ terbaik pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Kondisi Pemberhentian Pelatihan LVQ Terbaik

Parameter	Jumlah Pelatihan LVQ
Minimum <i>learning rate</i> 0,01	22
Maksimum iterasi 14	14

Pada Tabel 6 terlihat bahwa minimum *learning rate* 0,1 memiliki jumlah pelatihan LVQ sebesar 22 kali. Kemudian untuk maksimum iterasi 14 memiliki jumlah pelatihan LVQ sebesar 14 kali. Dikarenakan maksimum iterasi 14 melakukan pelatihan lebih sedikit dari pada minimum *learning rate* 0,01. Jadi dapat disimpulkan bahwa kondisi terbaik pemberhentian LVQ berada pada maksimum iterasi 14.

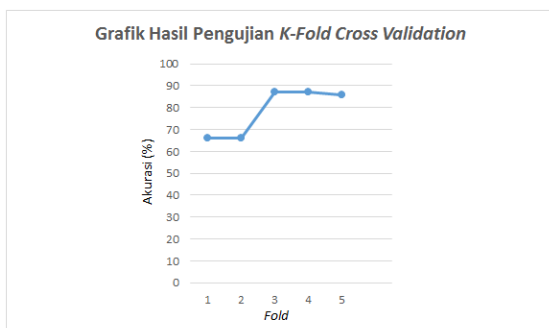
3.7 Pengujian dan Analisis dengan Menggunakan *K-Fold Cross Validation*

Pengujian dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation* ini bertujuan untuk mengetahui akurasi dari sistem jika data latih dan data ujinya diubah secara acak. Dalam pengujian ini nilai parameter diinisialisasikan dengan nilai learning rate 0,1, pengali learning rate 0,9, dan kondisi pemberhentian terbaik yaitu pada kondisi maksimum iterasi 14. Sehingga pengujian ini tidak memakai kondisi pemberhentian minimum learning rate. Nilai tersebut diambil nilai hasil rata-rata akurasi terbaik dari sub-bab 3.1, 3.2, dan 3.6. Kemudian untuk data latih dan data ujinya yang digunakan dari 119 total dataset yang dibagi menjadi 5 bagian, masing-masing memiliki jumlah data sebanyak 24 dan ada 1 bagian yang 23 data. Kemudian diberi nama masing-masing bagiannya yaitu K1, K2, K3, K4, dan K5. Kemudian dilakukan pengujian dengan memilih 1 dataset untuk dijadikan sebagai data uji dan sisanya sebagai data latih sebanyak 5 kali pengujian atau fold. Lalu telah didapatkan hasil pengujian ini pada Tabel 7.

Tabel 1 Hasil Pengujian dengan Menggunakan *K-Fold Cross Validation*

Fold	Data Latih	Data Uji	Akurasi (%)
1	K2, K3, K4, K5	K1	66
2	K1, K3, K4, K5	K2	66
3	K1, K2, K4, K5	K3	87
4	K1, K2, K3, K5	K4	87
5	K1, K2, K3, K4	K5	86
Rata – rata akurasi			78,4

Pada Gambar 8 terdapat grafik hasil pengujian *K-Fold Cross Validation* yang berasal dari Tabel 7.



Gambar 8. Grafik Hasil Pengujian *K-Fold Cross Validation*

Dari Gambar 8 terlihat bahwa pada setiap Fold ada yang mengalami penurunan dan juga peningkatan nilai akurasi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa perubahan nilai pada data

latih dan data uji berpengaruh terhadap akurasi sistem. Jadi pada pengujian *K-Fold Cross Validation* ini setelah nilai akurasi dari setiap Fold dirata-rata pada Tabel 7, maka akan mendapatkan nilai rata-rata akurasi akhir yaitu sebesar 78,4%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil antara lain.

1. Pada penelitian “Identifikasi Awal Pengguna Narkoba Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)” dapat diketahui bahwa parameter seperti *learning rate*, pengali *learning rate*, jumlah data latih dan maksimum iterasi mempengaruhi akurasi dari sistem. Hal ini dapat dilihat dari semua gambar grafik pada bab 3 kecuali Gambar 5, bahwa ada perubahan akurasi pada perubahan nilai parameter tersebut. Namun pada Gambar 5 untuk parameter yaitu minimum *learning rate* dapat dilihat tidak ada pengaruh minimum *learning rate* terhadap akurasi sistem. Hal tersebut dikarenakan pada pengujian minimum *learning rate* tidak mengalami perubahan hasil rata-rata akurasi. Namun pada pengujian sub-bab 3.6 kondisi pemberhentian LVQ terbaik terdapat pada maksimum iterasi, sehingga kondisi minimum *learning rate* dapat diabaikan. Lalu pada sub-bab 3.7 dilakukan pengujian *K-Fold Cross Validation* yang juga mempengaruhi hasil akurasi dari sistem.

2. Berdasarkan dari 7 pengujian yang sudah dilakukan, menghasilkan 0,1 untuk nilai *learning rate* dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 74,8%. Lalu 0,9 untuk pengali *learning rate* dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79,8%. Kemudian 0,01 untuk minimum *learning rate* dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79,8%. Jumlah data latih 60% dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 86,2%. Maksimum iterasi bernilai 14 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 86,2%. Lalu untuk pemberhentian pelatihan LVQ pada kondisi mana yang terbaik yaitu pada maksimum iterasi 14. Oleh karena itu kondisi minimum *learning rate* dapat diabaikan. Dari nilai-nilai tersebut dilakukan pengujian akhir dengan *K-Fold Cross Validation*, sehingga rata-rata akurasi akhir yang didapatkan sebesar 78,4%.

5. Saran

Penulis menganggap bahwa penelitian yang sudah dilakukan ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga penulis memberikan beberapa saran untuk pengembangan penelitian ini selanjutnya, antara lain:

1. Sistem dapat dikembangkan lagi dengan metode lain, sehingga akurasi sistem dapat dibandingkan dengan metode tersebut.
2. Sistem dapat dikembangkan lagi dengan pemberian data latih yang lebih banyak dan distribusi kelas yang lebih merata, supaya tingkat akurasi dapat meningkat.
3. Sistem dapat dikembangkan juga melalui optimasi vektor bobot awal, sehingga dapat meningkatkan akurasi dari sistem.
4. Sistem dapat dilakukan optimasi nilai learning rate, pengali learning rate, minimum learning rate, jumlah iterasi dan data latih. Hal tersebut supaya akurasi sistem semakin meningkat.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Agustinus, I., 2017. Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ). Universitas Brawijaya.
- BNN, T. A., 2007. Advokasi Pencegahan Penyalahgunaan Narkoba. Jakarta: Badan Narkotika Nasional (BNN).
- BNN, T. A., 2010. Pelajar dan Bahaya Narkoba. Jakarta: Badan Narkotika Nasional (BNN).
- Colondam, V., 2007. Raising Drug Free Children. Jakarta: Yayasan Cinta Anak Bangsa (YCAB).
- Dinilah, M., 2017. Survei BNN 80 Persen Tahu Bahaya Narkoba, Kenapa Kasus Masih Tinggi?. Tersedia di: <https://news.detik.com/berita/d-3425965/survei-bnn-80-persen-tahu-bahaya-narkoba-kenapa-kasus-masih-tinggi> [Diakses 1 September 2017].
- Fausett, L., 1994. Fundamental of Neural Networks. New Jersey: Prentice-Hall.
- Fu, L., 1994. Neural Networks in Computer Intelligence. Singapura: McGraw-Hill.
- Ganidar, F. R., 2015. Pengklasifikasian Mutu Susu Sapi Menggunakan Metode Learning Quantization (LVQ) (Studi Kasus: UPT Laboratorium Kesehatan Hewan malang). s.l.:Universitas Brawijaya.
- Hariyanto, R., Basuki, A. & Hasanah, R. N., 2016. Klasifikasi Penyakit Mata Katarak Berdasarkan Kelainan Patologis dengan Menggunakan Algoritma Learning Vector Quantization. Jurnal Ilmiah NERO, pp. 177-182.
- Leleury, Z. A. & Aulele, S. N., 2016. Perancangan Sistem Diagnosa Penyakit Saluran Pernapasan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ). Jurnal Matematika Integratif, pp. 1-10.
- Hartanto, Nova Dwi 2017. Pendeteksian Pengguna Narkoba dan Jenisnya [Wawancara] (1 Oktober 2017).
- Pamungkas, R. T., 2017. Kepala BNNP Jateng Brigjen Pol Tri Agus Musnahkan Barang Bukti Sabu 300 Gram. Tersedia di:<http://jateng.tribunnews.com/2017/09/15/kepala-bnnp-jateng-brigjen-pol-tri-agus-musnahkan-barang-bukti-sabu-300-gram> [Diakses 17 September 2017].
- Partodihardjo, S., 2007. Kenali Narkoba dan Musuhi Penyalahgunaannya. Jakarta: Esensi.
- Prakoso, D., 1987. Kejahatan-kejahatan yang Merugikan dan Membahayakan Negara. Jakarta: Bina Aksara.
- Puspitaningrum, D., 2006. Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Saeno, 2016. Narkoba Masuk Desa, Ratusan Warga di Kabupaten Ini Jadi Korban. Tersedia di:<http://kabar24.bisnis.com/read/20160414/367/537899/narkoba-masuk-desaratusan-warga-dikabupaten-ini-jadi-korban> [Diakses 1 September 2017].
- Soelaiman, H., 2006. Kamus Istilah Tentang Dan Yang Berhubungan Dengan Penyalahgunaan Narkotika, Psikotropika, Dan Bahan Adiktif Lainnya. Jakarta: Badan Narkotika Nasional (BNN).
- Sudiongo, A., 2017. Ungkap 221 Kasus Narkoba, Tersangka Mahasiswa Duduki Peringkat Ketiga. Tersedia di:

- <http://www.malangtimes.com/baca/21719/20171013/181725/ungkap-221-kasus-narkoba-tersangka-mahasiswa-duduki-peringkat-ketiga/> [Diakses 16 Oktober 2017].
- Tala, F. Z., 2003. A Study of Stemming Effect on Information Retrieval in Bahasa Indonesia. Netherland: Universiteti van Amsterdam.
- Tanjung, D. H., 2014. Jaringan Syaraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkotika. Seminar Nasional Informatika, pp. 70-74.
- UU RI No.35 Tahun 2009 tentang Narkotika
- UU RI No.5 Tahun 1997 tentang Psikotropika
- Wibowo, E. A., 2017. Narkoba di Kalangan Artis, BNN: Seperti Fenomena Gunung Es. Tersedia di: <https://metro.tempo.co/read/859771/narkoba-di-kalangan-artis-bnn-seperti-fenomena-gunung-es> [Diakses 17 September 2017].