



Pattern Recognition of Doctor's Prescription Handwriting Using the Naïve Bayes Classifier Method at Puskesmas Kambaniru

Pengenalan Pola Tulisan Tangan Resep Dokter Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier* pada Puskesmas Kambaniru

Niarty Samuel¹, Arini Aha Pekuwali²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi,
Universitas Kristen Wira Wacana Sumba

E-Mail: ¹niartysemuel@gmail.com, ²arini.pekuwali@unkriwina.ac.id

Received Feb 14th 2022; Revised Apr 20th 2022; Accepted Apr 26th 2022
Corresponding Author: Arini Aha Pekuwali

Abstract

Pattern recognition is an activity carried out to make decisions or conclusions based on the pattern of an object or information. Everyone's handwriting patterns have different shapes and patterns and some writing is difficult to read. It's the same with reading a doctor's prescription. Basically, doctor's prescriptions are not legible so that it may lead to interpretation, especially on the name of the drug, the dosage, the rules for use, and the subsequent route of administration, which can lead to medication errors. Therefore, this study uses the Naïve Bayes classifier method by going through several stages, namely taking some data, entering the pre-processing stage, segmentation, feature extraction with HSV, after entering the classification stage with the Naïve Bayes classifier. By taking image data of drug names, namely Amox, CTM, GG, and PCT as many as 260, each taken as many as 65 images. Image data is divided into two, namely 200 training data (with Amox CTM, GG, and PCT 35 image data were taken from each drug name) and 60 image test data (with Amox CTM, GG, and PCT 15 image data were taken from each drug name). From the test results using 50 training images and 15 test images obtained 75% accuracy of 50 training images and 15 test images using the Naïve Bayes Classifier algorithm.

Keyword: Doctor's Handwriting, Doctor's Prescription, GLCM, Naive Bayes Classifier, Pattern Recognition

Abstrak

Pengenalan pola merupakan suatu kegiatan yang dilakukan untuk mengambil keputusan atau kesimpulan berdasarkan pola suatu objek atau informasi. Pola tulisan tangan setiap orang memiliki bentuk dan pola yang berbeda dan ada tulisan yang sulit untuk dibaca. Sama dengan halnya dalam pembacaan resep dokter. Pada dasarnya resep dokter kurang dapat dibaca sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan interpretasi terutama pada nama obat, dosis aturan pakai dan cara pemberian yang selanjutnya dapat menyebabkan kesalahan pengobatan. Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan metode *Naïve Bayes classifier* dengan melalui beberapa tahap yaitu mengambil beberapa data, masuk tahap pra-proses, segmentasi, ekstraksi fitur dengan HSV, setelah itu masuk pada tahap klasifikasi dengan *Naïve Bayes classifier*. Dengan mengambil data citra nama obat yaitu Amox, CTM, GG, dan PCT sebanyak 260 yang masing-masing citra diambil sebanyak 65 citra. Data citra dibagi menjadi dua yaitu data latih 200 (dengan Amox CTM, GG, dan PCT diambil 35 data citra dari setiap nama obat) dan data uji 60 citra (dengan Amox CTM, GG, dan PCT diambil 15 data citra dari setiap nama obat). Dari hasil pengujian menggunakan 50 citra pelatihan dan 15 citra pengujian diperoleh akurasi 75% dari 50 citra pelatihan dan 15 citra pengujian dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*.

Kata Kunci: GLCM, *Naive Bayes Classifier*, Pengenalan Pola, Resep Dokter, Tulisan Tangan Dokter

1. PENDAHULUAN

Pengenalan pola adalah rangkaian proses yang berkesinambungan, dimulai dari proses deteksi/segmentasi, sistem ekstraksi dan proses pengukuran kesamaan atau proses pengenalan [1]. Pada saat ini komputer bisa digunakan untuk mengenali suatu inputan berupa pola untuk dijadikan suatu informasi [2]. Pola tulisan tangan adalah hasil menulis dengan tangan dan tulisan tangan masing-masing orang memiliki bentuk dan pola yang berbeda seperti gaya tulisan, ukuran dan orientasi antara satu dengan yang lainnya. Apabila seseorang membaca sebuah kata sebut saja kata “dimana”, maka orang tersebut akan dengan mudah

mengenali huruf tersebut jika tulisan tersebut di tulisan dengan rapi. Tetapi jika kata “dimana” ada beberapa bagian yang tersambung atau tidak lurus, maka orang tersebut akan mencoba mengenali kata tersebut dengan benar. Hal ini dikarenakan akal manusia memiliki pengenalan pola yang sangat baik. Manusia mampu mengenali pola tulisan tangan melalui proses pembelajaran, tetapi ada beberapa kendala yang ditemukan saat mengenali pola tulisan tangan seperti tulisan yang hurufnya kurang jelas, tulisan menuliskan dan kendala lainnya yang menyebabkan tulisan tangan tersebut sulit untuk dibaca.

Pada dasarnya resep dokter kurang dapat dibaca oleh tenaga kefarmasian, mahasiswa farmasi, dan masyarakat awam karena tulisan dokter sulit dimengerti yang disebabkan oleh tuntutan harus melayani pasien dengan cepat. Tulisan tangan dokter yang sulit untuk dimengerti atau kurang dapat dibaca menyulitkan pembaca resep sehingga dapat menimbulkan kesalahan interpretasi terlebih-lebih pada pemberian jenis obat atau nama obat, dosis obat dan aturan minum obat yang dapat menyebabkan kesalahan dalam pengobatan. Dari permasalahan yang paparkan peneliti membutuhkan suatu metode yang padat dipakai agar dapat mengenali tulisan tangan dokter dan salah satunya metode yang dapat dipakai yaitu *Naïve Bayes Classifier* [3].

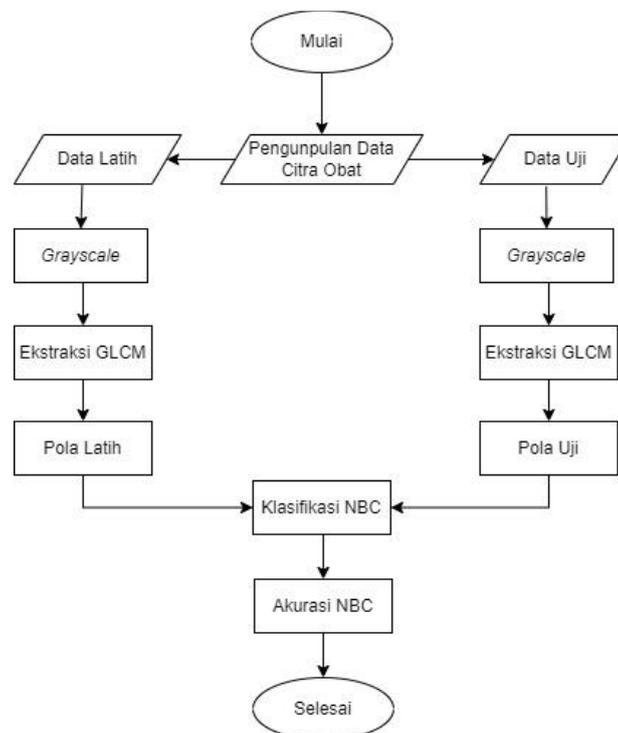
Pada penelitian akan menggunakan salah satu tulisan tangan seorang dokter pada Puskesmas Kambaniru dengan mengambil 260 data resep utuh dengan mengambil nama obat AMOX, CTM, GG dan PCT yang akan di *crop* menggunakan Photoshop untuk mendapatkan nama-nama obat dan nama obat akan di bagi dalam data latih dan data uji. Pada data latih akan di uji coba 30, 40 dan 50 data citra dengan masing-masing data uji 15 citra nama obat untuk setiap nama obat dan diproses menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* [4].

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan maka diperoleh rumusan masalah, yaitu bagaimana akurasi metode *Naïve Bayes Classifier* dalam mengklasifikasi nama obat dari pola tulisan tangan dokter [5]. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui akurasi metode *Naïve Bayes Classifier* dalam mengklasifikasi pola tulis tangan dokter dan manfaat yang diinginkan dari penelitian ini agar bisa membantu dalam mengenali pola tulisan tangan resep dokter dengan mengetahui tingkat akurasi menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* [6][7][8].

Naïve Bayes Classifier adalah metode yang digunakan dalam mengklasifikasikan sekumpulan data. (Pekuwali, Kusuma, and Buono 2018) menyatakan bahwa langkah pertama dalam pengklasifikasian dengan menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi dari fitur-fitur data latih pada setiap kelas. Pada penelitian yang dilakukan Fitri Handayani dan Feddy Setio Pribadi terbukti bahwa metode *Naïve Bayes Classifier* memperoleh akurasi 93% dalam pengklasifikasian teks.

2. DATA DAN METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang bertujuan untuk melakukan pengenalan pola tulisan tangan dokter. Metode *Naïve Bayes Classifier* akan diterapkan untuk mencapai tujuan yang diharapkan dengan menggunakan ekstrak GLCM. Gambar 1 memperlihatkan blok diagram alur penelitian yang dipakai [9].



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 memperlihatkan alur penelitian yang dimulai dengan pengumpulan data dan dilanjutkan dengan pembagian data menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Proses selanjutnya kedua jenis data diproses ke *grayscale* dan lanjut diekstraksi menggunakan ekstraksi GLCM dan mendapatkan pola latih dan pola uji. Proses selanjutnya yaitu dilanjutkan dengan proses ekstraksi *Naïve Bayes Classifier* dan mendapatkan nilai akurasi [10].

2.1 Pengumpulan Data

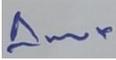
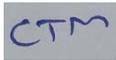
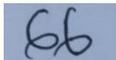
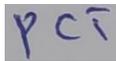
Metode pengumpulan data citra yang digunakan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan peneliti untuk mencapai tujuan penelitian. Dalam penelitian ini, metode pengumpulan data yang digunakan adalah observasi, wawancara dan studi pustaka.

1. Observasi
Metode pengumpulan data pada bagian observasi terhadap proses petugas yang berkaitan dengan pengurusan yang membaca resep dokter.
2. Wawancara
Wawancara yang dilakukan dengan mengajukan beberapa pertanyaan yang sudah terstruktur dan sistematis. Wawancara ini akan dilakukan kepada salah satu dokter umum dan petugas yang bertanggung jawab untuk membaca resep dokter.
3. Studi Pustaka
Cara pengumpulan data dengan mengadakan studi penelaah terhadap buku-buku, literatur-literatur, catatan-catatan, dan laporan-laporan yang ada hubungannya dengan masalah yang dipecahkan.

2.2 Data Citra

Citra nama obat diperoleh dengan mengambil gambar resep obat menggunakan kamera *smartphone*, kemudian melakukan proses *cropping* secara manual menggunakan *photoshop* dan disimpan dengan format JPG. Pada proses *crop* akan dilakukan penyamaan ukuran yaitu 200 x 100 piksel. Jumlah data citra nama obat yang digunakan yaitu 280 citra yang terbentuk dari 4 macam nama obat. Dari 280 citra nama obat 200 digunakan untuk data latih dan 60 digunakan untuk data uji. Tiap macam nama obat untuk data latih terdiri 50 citra dan untuk data uji terdiri dari 15 citra. Pada Tabel 1 menunjukkan jumlah data citra dan data citra yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji.

Tabel 1. Data Citra

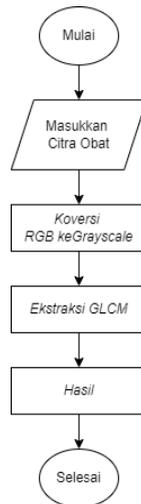
Gambar Obat	Nama Obat	Jumlah Citra	Data Latih			Data Uji
			30	40	50	
	<i>Amoxicillin (Amox)</i>	70	30	40	50	15
	<i>Chlorpheniramine Maleate (CTM)</i>	70	30	40	50	15
	<i>Glyceril Guaiacolate (GG)</i>	70	30	40	50	15
	<i>Paracetamol (PCT)</i>	70	30	40	50	15

2.3 Proses pengolahan Citra

Proses pengolahan citra dimulai dengan memasukkan gambar berformat JPG dan citra RGB di konversi ke citra *grayscale* setelah dikonversi dilanjutkan dengan proses ekstraksi GLCM untuk mendapatkan nilai *contrast*, *energy* dan *homogeneity* setelah mendapat nilai ekstrak akan dilanjutkan pada proses selanjutnya ditunjukkan pada gambar 2.

Proses pengolahan citra dimulai dengan konversi citra RGB ke *grayscale* untuk rubahan citra berwarna menjadi citra *grayscale* atau keabuan. Tujuan konversi citra RGB ke citra *grayscale* yaitu untuk dapat dilanjutkan ke ekstraksi GLCM karena ekstraksi GLCM bekerja dalam bentuk satu *channel* warna seperti warna abu-abu dan juga untuk mengurangi informasi yang dibutuhkan dengan memproses setiap elemen citra. Hal ini dikarenakan warna abu-abu adalah satu warna dalam komponen warna *red*, *green*, dan *blue* yang memiliki intensitas yang sama dalam ruang RGB sehingga hanya perlu untuk menentukan satu nilai intensitas untuk setiap elemen citra. Warna abu-abu masih memiliki komponen RGB tetapi intensitasnya dipadatkan sehingga diwakili menjadi 8-bit dari yang awalnya 24-bit. Sehingga waktu prosesnya lebih cepat dan tidak memakan ruang penyimpanan yang besar. Gambar inputan yang masih berupa gambar dengan warna RGB

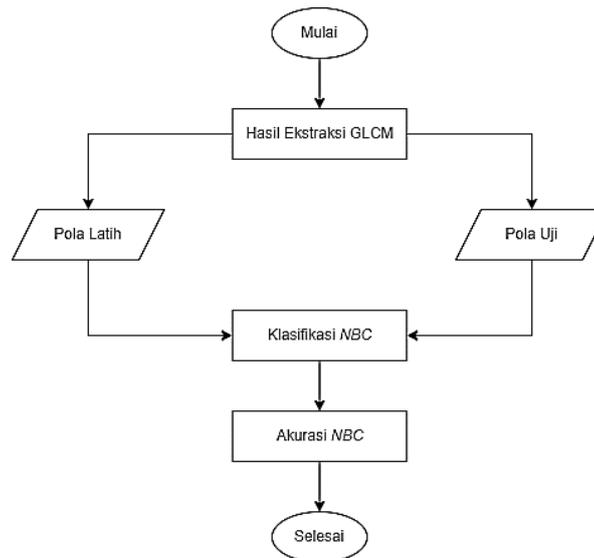
harus dikonversi terlebih dahulu ke dalam citra *grayscale* dan nilai yang dihasilkan dari RGB ke *grayscale* yaitu dengan nilai minimum 0 dan maksimum 255.



Gambar 2. Flowchart Ekstraksi GLCM

2.4 Tahapan Pengklasifikasian

Tahap pengklasifikasian menggunakan metode NBC dan proses alur dari hasil hitungan GLCM digambarkan pada *flowchart* klasifikasi pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Klasifikasi NBC

Gambar 3 *flowchart* pengklasifikasian menjelaskan proses dari hasil ekstraksi GLCM akan mendapatkan pola latih dan pola uji yang dilanjutkan untuk diklasifikasikan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan menghitung probabilitasnya sampai mendapatkan akurasi.

2.5 Pengujian Ekstraksi Data Uji

Pada ekstraksi data uji menggunakan ekstraksi GLCM untuk mendapatkan nilai *contrast*, *energy* dan *homogeneity*. Data uji dibagi menjadi 4 kelas yaitu Amox, CTM, GG dan PCT dan setiap kelas berjumlah 20 citra sehingga seluruh data uji berjumlah 80 citra dan gambar pada data uji dan data latih merupakan gambar yang berbeda.

3. HASIL DAN ANALISIS

Penelitian ini menggunakan metode NBC dalam menghitung probabilitas dan mendapatkan akurasi. Sebelum itu dilakukan perhitungan GLCM untuk mendapatkan nilai *contrast*, *energy* dan *homogeneity* dalam data latih dan data uji setelah mendapatkan nilainya dilakukan klasifikasi antara kelas dan target, pada

penelitian terletak 4 kelas yakni Amox, CTM, GG dan PCT jika kelas dan target memiliki nilai yang sama maka hasilnya benar tetapi jika kelas dan target berbeda maka hasilnya salah. Pada tabel merupakan hasil klasifikasi NBC.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi NBC

No	Nama Obat	Contrast	Energy	Homogeneity	Target	Kelas	Hasil
1	Amox	0.0734	0.7697	0.9707	1	2	'salah'
2	Amox	0.0638	0.8114	0.9760	1	2	'salah'
3	Amox	0.0755	0.7732	0.9719	1	2	'salah'
4	Amox	0.0638	0.7799	0.9734	1	2	'salah'
5	Amox	0.0747	0.8179	0.9757	1	2	'salah'
6	Amox	0.0548	0.7737	0.9750	1	2	'salah'
7	Amox	0.3238	0.2544	0.8608	1	3	'salah'
8	Amox	0.0722	0.7695	0.9695	1	2	'salah'
9	Amox	0.0734	0.7697	0.9707	1	2	'salah'
10	Amox	0.0810	0.7797	0.9717	1	2	'salah'
11	Amox	0.0560	0.8135	0.9788	1	2	'salah'
12	Amox	0.1638	0.6449	0.9425	1	4	'salah'
13	Amox	0.0786	0.6422	0.9613	1	2	'salah'
14	Amox	0.0971	0.7759	0.9728	1	2	'salah'
15	Amox	0.2567	0.3870	0.9015	1	3	'salah'
16	Amox	0.1891	0.6053	0.9394	1	4	'salah'
17	Amox	0.1861	0.6758	0.9490	1	4	'salah'
18	Amox	0.0827	0.8131	0.9744	1	2	'salah'
19	Amox	0.0606	0.7445	0.9722	1	2	'salah'
20	Amox	0.1259	0.7286	0.9591	1	4	'salah'
21	CTM	0.0775	0.8162	0.9761	2	2	'Benar'
22	CTM	0.0378	0.8931	0.9879	2	2	'Benar'
23	CTM	0.0420	0.8345	0.9814	2	2	'Benar'
24	CTM	0.0618	0.8360	0.9798	2	2	'Benar'
25	CTM	0.0436	0.8650	0.9847	2	2	'Benar'
26	CTM	0.0442	0.8025	0.9797	2	2	'Benar'
27	CTM	0.0641	0.8171	0.9758	2	2	'Benar'
28	CTM	0.0660	0.8534	0.9808	2	2	'Benar'
29	CTM	0.0599	0.8269	0.9788	2	2	'Benar'
30	CTM	0.0629	0.7700	0.9740	2	2	'Benar'
31	CTM	0.0489	0.8466	0.9819	2	2	'Benar'
32	CTM	0.1006	0.7755	0.9686	2	2	'Benar'
33	CTM	0.0718	0.6869	0.9674	2	2	'Benar'
34	CTM	0.0609	0.7413	0.9737	2	2	'Benar'
35	CTM	0.0427	0.7724	0.9796	2	2	'Benar'
36	CTM	0.0674	0.8290	0.9782	2	2	'Benar'
37	CTM	0.0612	0.7091	0.9711	2	2	'Benar'
38	CTM	0.0385	0.8146	0.9815	2	2	'Benar'
39	CTM	0.1005	0.8065	0.9714	2	2	'Benar'
40	CTM	0.0652	0.8429	0.9805	2	2	'Benar'
41	GG	0.3305	0.4104	0.8965	3	3	'Benar'
42	GG	0.1728	0.4207	0.9259	3	3	'Benar'
43	GG	0.1645	0.5021	0.9258	3	3	'Benar'
44	GG	0.1716	0.4751	0.9218	3	3	'Benar'
45	GG	0.2069	0.5959	0.9350	3	3	'Benar'
46	GG	0.2415	0.3961	0.8980	3	3	'Benar'
47	GG	0.1860	0.5909	0.9359	3	3	'Benar'
48	GG	0.4313	0.2150	0.8384	3	3	'Benar'
49	GG	0.2517	0.4486	0.9152	3	3	'Benar'
50	GG	0.4085	0.2651	0.8366	3	3	'Benar'
51	GG	0.2087	0.5832	0.9357	3	3	'Benar'
52	GG	0.1824	0.5806	0.9386	3	3	'Benar'
53	GG	0.2120	0.5962	0.9402	3	3	'Benar'
54	GG	0.4407	0.2350	0.8357	3	3	'Benar'
55	GG	0.2286	0.6097	0.9364	3	3	'Benar'
56	GG	0.2277	0.5944	0.9407	3	3	'Benar'
57	GG	0.2228	0.5452	0.9260	3	3	'Benar'
58	GG	0.3305	0.4104	0.8965	3	3	'Benar'

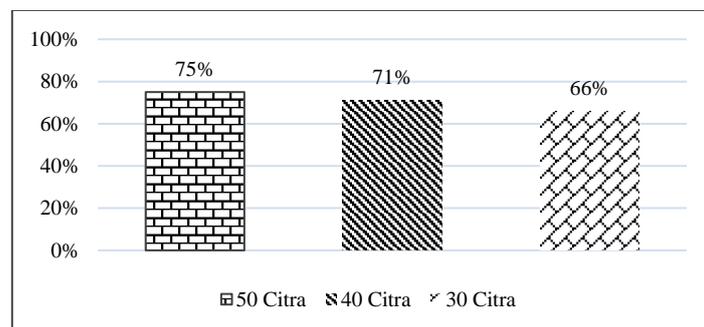
No	Nama Obat	Contrast	Energy	Homogeneity	Target	Kelas	Hasil
59	GG	0.2069	0.5959	0.9350	3	3	'Benar'
60	GG	0.1860	0.5909	0.9359	3	3	'Benar'
61	PCT	0.1367	0.7408	0.9597	4	4	'Benar'
62	PCT	0.2389	0.7285	0.9506	4	4	'Benar'
63	PCT	0.1816	0.6882	0.9496	4	4	'Benar'
64	PCT	0.1539	0.7013	0.9488	4	4	'Benar'
65	PCT	0.1626	0.6464	0.9403	4	4	'Benar'
66	PCT	0.1500	0.6793	0.9510	4	4	'Benar'
67	PCT	0.1098	0.6795	0.9585	4	4	'Benar'
68	PCT	0.1401	0.7749	0.9629	4	4	'Benar'
69	PCT	0.1787	0.6476	0.9477	4	4	'Benar'
70	PCT	0.1670	0.6954	0.9525	4	4	'Benar'
71	PCT	0.1125	0.7495	0.9625	4	4	'Benar'
72	PCT	0.1392	0.7503	0.9581	4	4	'Benar'
73	PCT	0.1203	0.7277	0.9596	4	4	'Benar'
74	PCT	0.1050	0.6764	0.9530	4	4	'Benar'
75	PCT	0.1995	0.6946	0.9475	4	4	'Benar'
76	PCT	0.1345	0.7529	0.9616	4	4	'Benar'
77	PCT	0.1287	0.7805	0.9664	4	4	'Benar'
78	PCT	0.1314	0.7663	0.9603	4	4	'Benar'
79	PCT	0.2124	0.6475	0.9385	4	4	'Benar'
80	PCT	0.1093	0.7303	0.9612	4	4	'Benar'

Terdapat hasil klasifikasi NBC yang terdapat nilai target dan kelas yang dimana nilai target didapatkan dari data uji dan nilai kelas didapatkan dari data uji. Nilai target 1 merupakan Amox, target 2 CTM, target 3 GG dan target 4 adalah PCT jika nilai target dan nilai kesanya berbeda yang terdapat pada Tabel 2 maka hasilnya salah seperti target 1 tetapi kelasnya 2 maka hasilnya salah dan jika targetnya 1 kelasnya 1 maka hasilnya benar. Pada tabel Tabel 2 terdapat 20 data yang terbaca salah dan 60 data terbaca benar sehingga dapat dihitung akurasi menggunakan persamaan 1.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{data uji benar}}{\sum \text{data uji}} \times 100 \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{60}{80} \times 100 \\ &= 75\% \end{aligned}$$

Maka akurasi yang didapatkan pada pengenalan pola tulisan tangan resep dokter dengan menggunakan metode NBC adalah 75%. Pada penelitian ini akan di uji coba citra menggunakan 30, 40 dan 50 citra data latih dengan masing-masing menggunakan 20 citra uji pada Gambar 4.11 diagram menunjukkan hasil akurasi yang diperoleh



Gambar 4. Grafik Hasil Pengujian

Pada Gambar 4.11 menunjukkan hasil *persentase* perbandingan pengujian yang didapatkan dari 30, 40, dan 50 data citra latih dengan menggunakan 20 citra untuk pengujian. Hasil akurasi 75% didapatkan dari 50 data citra pelatihan dan 20 citra data pengujian, akurasi 71% didapatkan dari 40 citra pelatihan dan 66% didapatkan dari 30 citra pelatihan dan 20 citra pengujian.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, dengan mengambil data citra nama obat yaitu Amox, CTM, GG, dan PCT sebanyak 260 yang masing-masing citra diambil sebanyak 65 citra. Data citra dibagi menjadi dua yaitu data latih 200 dan membandingkan hasil pelatihan menggunakan 30, 40 dan 50 citra (dengan Amox, CTM, GG, dan PCT) dan data uji 60 citra (dengan Amox CTM, GG, dan PCT diambil 15 data citra dari setiap nama obat). Dengan menggunakan pelatihan 30 citra dan pengujian 15 citra untuk setiap nama obat memperoleh akurasi 60%, pengujian dengan pelatihan 40 citra dan 15 data uji mendapat akurasi 66%, dan pelatihan 50 citra dan 15 data uji memperoleh akurasi tertinggi yaitu 76% dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih saya ucapkan kepada Tuhan Yang Maha Esa yang telah menciptakan dan memberikan kehidupan di dunia. Kepada Bapak dan Ibu tercinta yang telah mendukung penulis baik spirit maupun materi. Kepada Bapak dan Ibu dosen Teknik Informatika yang telah mengajar dan telah membimbing saya dalam menyelesaikan penelitian ini dan menggerakkan mengerjakan jurnal penelitian ini hingga selesai dan kepada teman-teman seperjuangan yang telah membantu dan sama-sama berjuang.

REFERENSI

- [1] Auliasari, Rahma Nur, Ledy Novamizanti, and Nur Ibrahim. 2020. "Identifikasi Kematangan Daun Teh Berbasis Fitur Warna Hue Saturation Intensity (HSI) Dan Hue Saturation Value (HSV)." *JUITA: Jurnal Informatika* 8 (2): 217. <https://doi.org/10.30595/juita.v8i2.7387>.
- [2] Chandra, Denny Nathaniel, Gede Indrawan, and I Nyoman Sukajaya. 2019. "Klasifikasi Berita Lokal Radar Malang Menggunakan" 10 (2): 11–19.
- [3] Dani, Rohpandi, Asep Sugiharto, and Giri Aji Winara. 2015. "Aplikasi Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Huruf Ngalagena Menggunakan MATLAB." *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, 772–77.
- [4] Dina Juliani U M, Eka, I Gede Pasek Suta Wijaya, and Fitri Bimantoro. 2019. "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Integral Projection Dan Neural Network." *Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Integral Projection Dan Neural Network* 3 (1): 19–29. <https://doi.org/10.29303/jcosine.v3i1.222>.
- [5] Fifin Hietania, Wayan Santiyasa, Ida Bagus Gede Dwidasmara. 2014. "Implementasi Backpropagation Dalam Pengolahan Citra Teks Tulisan Tangan Menjadi Teks Digital." *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*.
- [6] Hamzah, Amir. 2012. "Klasifikasi Teks Dengan Naïve Bayes Classifier (NBC) Untuk Pengelompokan Teks Berita Dan Abstract Akademis." *Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST) Periode III*, no. 2011: 269–77. <https://doi.org/1979-911X>.
- [7] Handayani, Fitri, and Setio Pribadi. 2015. "Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier Dalam Pengklasifikasian Teks Otomatis Pengaduan Dan Pelaporan Masyarakat Melalui Layanan Call Center 110." *Jurnal Teknik Elektro* 7 (1): 19–24. <https://doi.org/10.15294/jte.v7i1.8585>.
- [8] Herlambang, Admaja Dwi, and Satrio Hadi Wijoyo. 2019. "Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Sumber Belajar Berbasis Teks Pada Mata Pelajaran Produktif Di SMK Rumpun Teknologi Informasi Dan Komunikasi." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 6 (4): 430. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2019641323>.
- [9] Masrani, Herviana, Ikhwan Ruslianto, and Ilhamsyah. 2018. "Aplikasi Pengenalan Pola Pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Ekstraksi Fitur Geometri." *Coding, Sistem Komputer Untan* 06 (02): 69–78.
- [10] Pekuwali, Arini Aha, Wisnu Ananta Kusuma, and Agus Buono. 2018. "Optimization of Spaced K - Mer Frequency Feature Extraction Using Genetic Algorithms for Metagenome Fragment Classification" 12 (2): 123–37. <https://doi.org/10.5614/itbj.ict.res.appl.2018.12.2.2>.
- [11] R. Noviyani, S.Si., M.Si., Apt N.Warditiani S.Si., M.Si., Apt. 2010. "Kajian Pola Peresepan Pediatri Apotek-Apotek Di Denpasar Tim Peneliti : Rini Noviyani , S . Si ., M . Si ., Apt Ni Kadek Warditiani , S . Farm ., Apt."
- [12] Samodra, Joko, Surya Sumpeno, and Mochamad Hariadi. 2009. "Klasifikasi Dokumen Teks Berbahasa Indonesia Dengan Menggunakan Naïve Bayes," 1–4.