Signature Identification Menggunakan Metode Template Matching dan Fuzzy K-Nearest Neighbor

¹Andi Farmadi, ²Ahmad Faris Asy'arie, ³Irwan Budiman, ⁴Dwi Kartini, ⁵Ahmad Rusadi Arrahimi, ⁶Muliadi.

^{1,2,3,4,5,6} Program Studi Ilmu Komputer, FMIPA, Universitas Lambung Mangkurat
Jalan Jl. Brigjen H. Hasan Basri, Kayu Tangi, Banjarmasin
e-mail : ¹andifarmadi@gmail.com, ²farisasyarie@gmail.com, ³irwan.budiman@ulm.ac.id,
⁴dwikartini@ulm.ac.id, ⁵ahmadrusadi@ulm.ac.id

Abstract — Signature is the result of the process of writing a person of a particular nature as a symbolic substance, which means a symbol or mark. Signature is usually used as an identifying mark of a person, each person must have his own signature in a different pattern. Because it's used as a person's identifying badge, Signatures now become particularly susceptible to counterfeiting and abuse that require check with a signature pattern recognition. This research has created a signature pattern recognition system using methods *Template Matching* and *Fuzzy K-Nearest Neighbor* to help recognize a person's signature pattern. The number of signatures used is 110 in two categories: the original signature with 100 data and the false signature with 10 data, and there were 10 classes taken using smartphone cameras. From this research, it was found that the best value from the image size of 200x200 pixels was 92% of the class that owned the signature legible, *Positive Predictive Value* (PPV) 88% and *False Rejection Rate* (FRR) 12%, with a k=3 on the original signature, and 90% of the class that owned the signature legible, *Negative Predictive Value* (NPV) 90% dan *False Acceptance Rate* (FAR) 10% with a k=9 on the false signature. From these results, it could be concluded that methods *Template Matching* and *Fuzzy K-Nearest Neighbor* could be used for signature pattern recognition.

Keywords: *Pattern, Signature, Template Matching, Fuzzy K-Nearest Neighbor*

* Corresponding author :

Andi Farmadi

Program Studi Ilmu Komputer, FMIPA, Universitas Lambung Mangkurat

Jalan Jl. Brigjen H. Hasan Basri, Kayu Tangi, Banjarmasin

e-mail : andifarmadi@gmail.com

1. PENDAHULUAN (style : ref_heading1)

Tanda tangan merupakan hasil dari proses menulis seseorang yang bersifat khusus sebagai substansi simbolik, yang berarti simbol atau tanda. Tanda tangan biasanya digunakan sebagai tanda identifikasi seseorang, setiap orang pasti mempunyai ciri khas tanda tangannya sendiri dengan pola yang berbeda-beda. Karena kegunaannya sebagai tanda identifikasi seseorang, tanda tangan sekarang menjadi sangat rentan akan pemalsuan dan penyalahgunaan yang menyebabkan perlunya dilakukan pengecekan terhadap pola tanda tangan. Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [1] mengatakan identifikasi tanda tangan berguna untuk mengidentifikasi seseorang yang digunakan pada bagian dari security sistem. Saat ini identifikasi tanda tangan masih dilakukan dengan cara mencocokkan dengan tanda tangan yang asli secara manual.

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [2] menggunakan Shape Feature Extraction Techniques (SFET) untuk mendapatkan fitur dari citra tanda tangan, nilai fitur citra tanda tangan yang didapatkan dari SFET, nantinya akan dihitung rata-ratanya dan diolah kembali menggunakan Mean Average Precision (MAP) untuk perhitungan presisi yang berguna sebagai nilai yang menjadi batasan keaslian tanda tangan. K-Nearest Neighbor sendiri pada penelitian yang dilakukan oleh [2] digunakan untuk

pengenalan kelas pemilik tanda tangan. Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [3] mengatakan Template Matching merupakan algoritma yang membandingkan pixel dari sebuah matriks dengan pixel matriks lainnya. Jika simpangan yang terjadi semakin besar dari matriks pembandingnya, maka tingkat kemiripan semakin rendah. Template Matching merupakan algoritma yang mudah digunakan serta memiliki persentasi keberhasilan dalam pencocokan karakter sangat tinggi.

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [3] mengatakan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* merupakan metode yang memadukan teknik *Fuzzy* dengan *K-Nearest Neighbor*. Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* bekerja dengan cara memberikan nilai keanggotaan pada kelas data uji dan bukan menentukan data uji pada kelas tertentu. *Fuzzy K-Nearest Neighbor* digunakan untuk memprediksi data uji dengan nilai derajat keanggotaan data uji pada setiap kelas. Menurut penelitian yang dilakukan oleh [5] mengatakan pada teori *Fuzzy*, sebuah data memiliki nilai keanggotaan untuk setiap kelas, berarti sebuah data bisa mempunyai kelas yang berbeda dengan nilai derajat keanggotaan diantara interval $[0,1]$. Teori himpunan *Fuzzy* men-generalisasi teori *K-Nearest Neighbor* klasik dengan mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada masing – masing kelas.

Pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [6] mencoba menggabungkan *Template Matching* dan *K-Nearest Neighbor* dalam deteksi hukum bacaan tajwid pada citra tulisan Al-Qur'an, pada penelitian hukum bacaan tajwid pada citra tulisan Al-Qur'an, *Template Matching* digunakan untuk pengenalan huruf tajwid. Setelah setiap huruf diidentifikasi, dilakukan klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbor* untuk menentukan hukum bacaan tajwid.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka pada penelitian ini akan mencoba menggabungkan metode *Template Matching* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dengan kasus tanda tangan, untuk mengetahui apakah tingkat akurasi yang dihasilkan terhadap tanda tangan dengan metode yang digunakan menghasilkan besaran akurasi yang tinggi. Adapun perpaduan *Template Matching* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* ini diharapkan mampu memiliki kemampuan yang lebih baik daripada algoritma sebelumnya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa data tanda tangan 10 orang responden, diambil 10 tanda tangan asli dari masing-masing 1 orang responden, lalu 1 tanda tangan palsu diambil dari masing-masing 1 orang responden yang bukan memiliki tanda tangan tersebut. Total data 110, dengan 100 tanda tangan asli dan 10 tanda tangan palsu. Kelasnya sendiri ada 10 kelas dengan penamaan sesuai nama responden. Data diambil menggunakan kamera belakang *smartphone* dengan ukuran 3456 x 4608 (16 MP) dengan jarak 15 cm. Pada tabel 1 dapat dilihat 10 kelas dengan penamaan sesuai dengan nama responden

Tabel 1. Kelas Tanda Tangan

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ardhi	Ayif	Annisa	Bawai	Muna	Juhdi	Rahimah	Sajjali	Yugo	Yuninda

2.2. Preprocessing

Pre-processing citra berguna untuk membuat nilai citra yang ada menjadi lebih sederhana, namun tidak mengubah informasi yang sudah ada dalam citra. Pada tahapan ini dilakukan *cropping* atau pemotongan citra, untuk diambil bagian citra yang penting saja, pada penelitian ini citra akan dipotong dengan banding 1:1 atau *square* dan hanya menyisakan citra bagian tanda tangannya saja, adapun format gambar semula JPG juga akan diubah menjadi PNG yang berguna untuk optimalisasi gambar tanpa mengurangi sama sekali kualitas gambar yang sudah di *cropping*, merupakan fitur kompres dari format PNG atau biasa disebut *lossless*, selanjutnya akan dilakukan *resizing* untuk menyesuaikan semua ukuran citra yang tidak sama menjadi ukuran yang sama, hal ini dilakukan karena citra yang akan diujikan semua harus memiliki ukuran yang sama. Pada penelitian ini citra akan di *resizing* menjadi 200x200 *pixel*, langkah selanjutnya citra akan diubah menjadi *greyscale* atau mengubah citra RGB (*Red, Green, Blue*) citra berwarna menjadi citra yang hanya berwarna ke abu-abuan. Proses *pre-processing* citra *cropping-resizing* dilakukan dengan bantuan aplikasi *Adobe Photoshop CS6* dan *greyscale* menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan *library opencv-python*. Pada gambar 2 merupakan salah satu contoh citra yang telah melalui tahapan *pre-processing* citra.

Gambar 2. Hasil *Pre-processing* Citra

2.3. Thresholding

Thresholding merupakan proses untuk mengubah citra *greyscale* menjadi citra bentuk *thresholding*. Hal ini dilakukan untuk memisahkan citra *object* dengan citra *background* pada gambar, dalam penelitian nilai *thresholding* yang digunakan ialah 128. Nilai *thresholding* 128 didapatkan dari penelitian [6] yang mengatakan array *greyscale* diubah ke *biner* dengan memberikan nilai *biner* 0 pada *pixel* yang memiliki

nilai ke abu-abuan ≤ 128 dan yang lain diberi nilai 1. Pada tabel 2 dapat dilihat hasil *thresholding* yang telah diubah ke dalam bentuk ekstraksi citra.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Citra

No	1	2	3	4	5	6	...	...	195	196	197	198	199	200
1	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
198	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1
199	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1
200	1	1	1	1	1	1	...	...	1	1	1	1	1	1

Data citra hasil *thresholding* akan disimpan di *database*. Saat citra hasil *thresholding* akan digunakan, maka cukup membacanya dari *database*. Namun jika ada citra baru maka akan dilakukan *thresholding* kembali dan akan kembali menyimpan di *database*.

2.4. Skema Pengujian

Sebelum dilakukan pengujian, data akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, untuk data *training* menggunakan 100 data tanda tangan asli, sedangkan *testing* menggunakan 110 data tanda tangan yang terdiri dari 100 data tanda tangan asli dan 10 data tanda tangan palsu dimana semuanya diujikan. Pengujian dilakukan dengan dua cara yaitu sistem akan melakukan pengecekan terlebih dahulu terhadap data *testing* yang akan digunakan yang sebelumnya telah melalui proses *thresholding*.

2.4.1. Pengujian Jika Data *Testing* Kategori Tanda Tangan Asli

Jika data *testing* kategori tanda tangan asli, maka pengujian menggunakan *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV), dimana dari 100 data tanda tangan asli diambil 1 dan diujikan ke 99 data tanda tangan asli lainnya, proses ini dilakukan berulang kali mulai dari citra pertama hingga citra terakhir.

2.4.2. Pengujian Jika Data *Testing* Kategori Tanda Tangan Palsu

Jika data *testing* kategori tanda tangan palsu, maka pengujian menggunakan 1 tanda tangan palsu diujikan ke 100 tanda tangan asli, dilakukan sebanyak jumlah tanda tangan palsu, yang berarti pada penelitian, prosesnya dilakukan sebanyak 10 kali percobaan.

2.5. Mean Average Precision (MAP)

Perhitungan nilai *Mean Average Precision* (MAP), pada penelitian ini menggunakan nilai *thresholding* berupa nilai *biner* yang dijumlahkan *pixel* nya dan dibagi dengan total banyak *pixel* untuk dicari nilai rata-ratanya, menggunakan data tanda tangan asli. Nilai rata-rata ini nantinya akan di jumlahkan sesuai banyaknya data perkelas dan akan dibagi total data perkelas, untuk diketahui nilai MAP pada setiap data perkelas. Menurut [2] mengatakan MAP dapat digunakan untuk nilai penentuan keaslian tanda tangan, sebab MAP merupakan metode temu kembali, MAP dalam persamaan:

$$\text{MAP} = \frac{1}{(Q)} \sum_{j=1}^{|Q|} \frac{1}{m_j} \sum_{k=1}^{m_j} \text{Precision}(R_{jk}) \quad (1)$$

2.6. Template Matching

Pada tahapan ini, dilakukan perhitungan *Template Matching* untuk mencari nilai koefisien korelasi (r) yang nantinya pada penelitian, akan digunakan untuk menggantikan nilai perhitungan jarak pada *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Setelah di dapatkan nilai koefisien korelasi (r) dari *Template Matching*, nilai koefisien korelasi (r) diurutkan secara *descending* atau besar ke kecil. Hal ini karena cara kerja *Template Matching* yang memiliki nilai koefisien korelasi (r) dengan besar antara -1 dan +1. Jika koefisien korelasi (r) memiliki rentang nilai antara 0 sampai dengan -1, maka hasil kemiripan yang didapatkan tidak mendekati (jauh), namun jika koefisien korelasi memiliki nilai antara 0 sampai dengan +1, maka hasil kemiripan yang didapatkan mendekati (dekat).

Pada penelitian yang dilakukan oleh [3] mengatakan algoritma ini mencocokkan setiap *pixel* pada suatu matriks citra digital dengan citra yang menjadi *template* (acuan). *Template Matching* dalam persamaan:

$$r = \frac{\sum_{k=1}^N (x_{ik} - \bar{x}) \cdot (y_{jk} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_{ik} - \bar{x})^2 \cdot \sum_{k=1}^N (y_{jk} - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

r ialah koefisien korelasi, x_{ik} ialah citra yang menjadi acuan, $\bar{x}$ ialah nilai rata-rata citra acuan. Sedangkan y citra masukan, $\bar{y}$ nilai rata-rata citra masukan, dan n merupakan jumlah *pixel* citra.

2.7. Fuzzy K-Nearest Neighbor

Fuzzy K-Nearest Neighbor digunakan untuk klasifikasi pemilik tanda tangan dengan nilai perhitungan jarak, pada penelitian ini, digantikan nilai koefisien korelasi (r) dari *Template Matching*. k yang digunakan sendiri

ialah $k=3$, $k=5$, $k=9$. Diberikan juga bobot $m=2$ pada *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Nilai bobot $m=2$ sendiri didapatkan dari penelitian [4] yang mengatakan nilai m yang dapat digunakan dan terbaik ialah 2, semakin besar nilai m maka akan menghasilkan pangkat yang semakin kecil, dengan hasil pangkat yang semakin kecil dapat menyebabkan perhitungan yang dilakukan tidak akurat. Hasil klasifikasi *Fuzzy K-Nearest Neighbor*, didapatkan nilai yang menjadi penentu klasifikasi pemilik tanda tangan. *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dalam persamaan:

$$\mu(x, y_i) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu(x_j, y_i) \times d(x, x_j)^{\frac{-2}{(m-2)}}}{\sum_{i=1}^k d(x, x_j)^{\frac{-2}{(m-2)}}} \quad (3)$$

Pada penelitian yang dilakukan [5] mengatakan $\mu(x, y_i)$ adalah nilai keanggotaan data x ke kelas y_i , k adalah jumlah tetangga terdekat yang digunakan, $\mu(x_j, y_i)$ adalah nilai keanggotaan data tetangga dalam k tetangga pada kelas y_i , nilainya 1 jika data latih x_j milik kelas y_i atau 0 jika bukan milik kelas y_i , $d(x, x_j)$ adalah jarak dari data x ke data x_j dalam k tetangga terdekat, m adalah bobot pangkat yang besarnya $m > 1$.

2.8. Keaslian Tanda Tangan

Keaslian tanda tangan dapat diketahui dengan cara membandingkan nilai *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dengan nilai MAP yang telah dicari pada langkah pencarian nilai MAP sebelumnya. nilai MAP akan menjadi batas persentase asli atau tidak asli tanda tangan. Jika nilai *Fuzzy K-Nearest Neighbor* sama dengan atau lebih besar dari nilai MAP maka tanda tangan diklasifikasikan asli, jika nilai *Fuzzy K-Nearest Neighbor* lebih kecil dari nilai MAP maka tanda tangan diklasifikasikan palsu.

2.9. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi merupakan prediksi dari sistem, dengan keluaran prediksi berupa pemilik dan keaslian tanda tangan, pada tabel 3 dapat dilihat hasil prediksi sistem dengan keadaan sebenarnya untuk gambar 2.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Citra

Gambar	K	Kelas	Keaslian	Kelas dari Sistem	Keaslian dari Sistem
Sajjali_1.png	3	Sajjali	Asli	Sajjali	Asli
Sajjali_1.png	5	Sajjali	Asli	Sajjali	Asli
Sajjali_1.png	9	Sajjali	Asli	Sajjali	Palsu

2.10. Evaluasi

Evaluasi merupakan proses untuk membandingkan hasil *output* dari sistem yang dirancang dengan keadaan sebenarnya sesuai dengan data yang telah tersedia. Adapun persamaan yang digunakan untuk evaluasi pada penelitian ini.

$$\text{Akurasi Kelas} = \frac{x}{n} \times 100\% \quad (4)$$

dengan

$$\begin{aligned} x &= \text{Hasil klasifikasi yang dikenali} \\ n &= \text{Total keseluruhan klasifikasi} \end{aligned}$$

$$\text{PPV} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{NPV} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{FRR} = \frac{\text{Jumlah FR}}{\text{Jumlah Tanda Tangan Asli}} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{FAR} = \frac{\text{Jumlah FA}}{\text{Jumlah Tanda Tangan Palsu}} \times 100\% \quad (8)$$

dengan

$$\begin{aligned} TP &= \text{True Positive} \\ TN &= \text{True Negative} \\ FP &= \text{False Postive} \\ FN &= \text{False Negative} \\ FR &= \text{False Rejection} \\ FA &= \text{False Acceptance} \end{aligned}$$

Penelitian yang dilakukan oleh [7] mengatakan *False Rejection Rate* (FRR) ialah nilai kesalahan (*error*) data yang seharusnya dikenali dan *False Acceptance Rate* (FAR) ialah nilai kesalahan (*error*) data yang seharusnya ditolak karena belum terdaftar namun tetap dikenali. Pada penelitian ini, FRR digunakan untuk nilai *error* tanda tangan asli namun dikenali sebagai tanda tangan palsu, dan FAR digunakan untuk nilai *error* tanda tangan palsu namun dikenali sebagai tanda tangan asli. Sedangkan *Positive Predictive Value* (PPV) merupakan nilai prediksi positif dan *Negative Predictive Value* (NPV) merupakan nilai

prediksi negative. Pada penelitian ini PPV berguna untuk nilai tanda tangan dikenali asli dan NPV berguna untuk nilai tanda tangan dikenali palsu.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut merupakan hasil dari data yang telah sampai tahapan evaluasi, diketahui hasil akurasi, baik untuk data kategori tanda tangan asli dapat dilihat pada tabel 4, ataupun data kategori tanda tangan palsu dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kategori Tanda Tangan Asli

Kategori	K	Kelas Pemilik Tanda Tangan	FRR	PPV
Asli	3	92%	12%	88%
	5	90%	39%	61%
	9	73%	84%	16%

Tabel 5. Hasil Evaluasi Kategori Tanda Tangan Palsu

Kategori	K	Kelas Pemilik Tanda Tangan	FAR	NPV
Palsu	3	70%	30%	70%
	5	80%	10%	90%
	9	90%	10%	90%

Dalam bentuk diagram, hasil akurasi dapat dilihat pada gambar 3 untuk data kategori tanda tangan asli dan gambar 4 untuk data kategori tanda tangan palsu.

Gambar 3. Data Kategori Tanda Tangan Asli

Gambar 4. Data Kategori Tanda Tangan Palsu

Pada gambar 5 merupakan tampilan aplikasi untuk bagian *pre-processing* citra, dan gambar 6 tampilan aplikasi pada bagian klasifikasi citra dengan proses perhitungan *Template Matching* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor*, yang dibuat dengan bahasa pemrograman *python*

Gambar 5. Tampilan Aplikasi Bagian Pre-processing Citra

Gambar 6. Tampilan Aplikasi Bagian Klasifikasi Citra

Pada gambar 5 merupakan tampilan untuk tahapan dalam *pre-processing* citra, pada bagian ini citra yang telah melalui tahapan *cropping-resizing* dengan bantuan aplikasi *Adobe Photoshop CS6*, akan dimasukkan melalui *button* Tambah Gambar, dan diubah bentuknya dari citra RGB menjadi *greyscale*, setelahnya proses akan berlanjut mengubah citra *greyscale* menjadi citra *thresholding*, dapat dilihat pada gambar 5 tanda tangan yang sudah tidak memiliki *background* setelah di *thresholding*. Tetapi *thresholding* yang digunakan belum mengubah jika nilai ambang lebih dari 128 maka akan diubah menjadi 1, namun masih mengubah jika nilai ambang lebih dari 128 maka akan diubah menjadi 255, tetapi tetap jika nilai ambang kurang dari atau sama dengan 128 maka akan diubah menjadi 0. Selanjutnya dilakukan pelabelan citra dengan memilih kelas (pemilik citra) dan status (asli atau tidak) citra melalui *combobox*, untuk nama dan ukuran citra akan terisi otomatis di *textbox* karena membaca langsung file dari citra yang dimasukkan. Saat *button* proses di tekan, maka nilai *pixel* 255 pada citra *thresholding* akan diubah menjadi 1, sehingga citra *thresholding* memiliki nilai *pixel* biner 1 dan 0, dan dilakukan juga perhitungan nilai rata-rata gambar atau gambar bar yang diambil dari jumlah *pixel* citra *thresholding* dengan nilai *pixel* biner 1 dan 0, serta dibagi total *pixel*, karena dalam penelitian menggunakan 200x200 *pixel*, sehingga total *pixel* nya 40000 *pixel*. Ketika proses *pre-processing* citra sudah selesai, citra yang telah diproses akan disimpan pada *database*. Data yang tersimpan pada *database* berupa nama, ukuran, kelas, status, citra *thresholding* dengan nilai 1 dan 255, citra *thresholding* dengan nilai biner *pixel* 1 dan 0, serta rata-rata gambar dari citra *thresholding* dengan nilai *pixel* biner 1 dan 0.

Pada gambar 6 merupakan tampilan untuk tahapan dalam klasifikasi citra, proses perhitungan *Template Matching* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Pada bagian ini citra dipilih melalui *combobox* yang sebelumnya telah disimpan di *database*, dipilih ukuran citra melalui *combobox*, setelahnya dipilih kembali nama citra melalui *combobox*. Hasilnya citra yang tersimpan di *database* akan ditampilkan, namun yang ditampilkan berupa citra *thresholding* dengan nilai *pixel* 1 dan 255. Tetapi saat *button* proses di tekan, tetap akan dilakukan perhitungan menggunakan citra *thresholding* dengan nilai *pixel* biner 1 dan 0. Selesai *button* proses di tekan, maka otomatis akan melakukan pengecekan data citra

untuk menentukan skema pengujian, setelah skema pengujian ditentukan oleh sistem, label kelas dan status pada citra sementara akan dihilangkan, dan akan dilakukan pengujian sesuai dengan skema pengujian sampai dengan menghasilkan keluaran klasifikasi berupa pemilik dan keaslian tanda tangan berdasarkan sistem yang dibuat. Saat proses perhitungan setelah skema pengujian ditentukan oleh sistem, maka akan melakukan pencarian nilai MAP, *Template Matching* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* secara otomatis, dan melakukan sesuai tahapan penelitian. *Button* bersih pada gambar 6 digunakan jika terjadi salah pemilihan *combobox*.

Dalam penelitian yang dilakukan, dibantu menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan *library opencv-python* yang berguna dari tahapan *greyscale - Template Matching*, untuk perhitungan MAP dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* menggunakan *function* yang dibikin sendiri. Pembuatan *Graphical User Interface* (GUI) sendiri menggunakan *PyQt GPL* dengan *library PyQt5*. Database yang digunakan ialah *MySQL*.

Penjelasan lebih lanjut pada tabel 4 dan gambar 3 dapat dilihat, pada data kategori tanda tangan asli terlihat semakin kecil nilai k yang diberikan, maka semakin akurasi mengalami kenaikan, hal ini karena jumlah data *testing* saat proses klasifikasi data uji kategori tanda tangan asli banyak, sehingga semakin kecil nilai k nya maka semakin baik. Sedangkan pada tabel 5 dan gambar 4 dapat dilihat, pada data kategori tanda tangan palsu terlihat semakin besar nilai k yang diberikan, maka semakin akurasi mengalami kenaikan, hal ini karena jumlah data *testing* saat proses klasifikasi data uji kategori tanda tangan palsu sedikit, sehingga semakin besar nilai k nya maka semakin baik. Dari penjelasan itulah, dipilih $k=3$ untuk data kategori tanda tangan asli karena memiliki nilai kelas pemilik tanda tangan terbaca sebesar 92%, *False Rejection Rate* (FRR) sebesar 12%, dan memiliki nilai *Positive Predictive Value* (PPV) sebesar 88% lebih tinggi dari $k=5$ dan $k=9$. Serta dipilih $k=9$ untuk data kategori tanda tangan palsu karena memiliki nilai kelas terbaca sebesar 90%, *False Acceptance Rate* (FAR) sebesar 10%, dan memiliki nilai *Negative Predictive Value* (NPV) sebesar 90% lebih tinggi dari $k=3$ dan $k=5$, untuk ukuran 200x200 *pixel*.

4. KESIMPULAN

Pada data kategori tanda tangan asli hasil maksimal yang didapatkan dari ukuran gambar 200x200 *pixel* ialah 92% kelas pemilik tanda tangan terbaca, *False Rejection Rate* (FRR) 12% dan *Positive Predictive Value* (PPV) 88%, dengan nilai $k=3$. Pada data kategori tanda tangan palsu hasil maksimal yang didapatkan dari ukuran gambar 200x200 *pixel* ialah 90% kelas pemilik tanda tangan terbaca, sedangkan untuk *False Acceptance Rate* (FAR) 10%, dan *Negative Predictive Value* (NPV) 90% dengan nilai $k=9$. Selain itu ukuran *pixel* gambar juga memiliki pengaruh dalam klasifikasi, karena semakin tinggi ukuran *pixel* gambar, maka akan semakin baik gambar yang dihasilkan. Nilai k juga berpengaruh pada hasil akurasi uji data yang digunakan, pada data kategori tanda tangan asli, hasilnya sangat baik jika nilai k kecil karena jumlah data *testing* saat proses klasifikasi banyak sehingga semakin kecil nilai k nya maka semakin baik. Sedangkan pada data kategori tanda tangan palsu, hasilnya sangat baik jika nilai k besar karena jumlah data *testing* saat proses klasifikasi hanya sedikit sehingga semakin besar nilai k nya maka semakin baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Anugerah, A.S.P., Indriati. & Dewi, C. "Implementasi Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbor untuk Penentuan Lulus Tepat Waktu (Studi Kasus: Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya)". *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 2, No. 4, pp. 1726-1732, 2018.
- [2]. Nurjanah N, F Andi, F Indriani. "Implementasi Metode Fuzzy C-Means Pada Sistem Clustering data Varietas Padi" *Jurnal Klik-Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer 1* (1), 23-32.
- [3]. Prasetyo, E. "Fuzzy K-Nearest Neighbor in Every Class Untuk Klasifikasi Data". *Seminar Nasional Teknik Informatika (SANTIKA 2012)*, Surabaya, Universitas Pembangunan Nasional Veteran, pp. 57-60, 2012.

- [4]. Sandy, W.K., Widodo, A.W. & Sari Y.A. “Penentuan Keaslian Tanda Tangan Menggunakan Shape Feature Extraction Techniques Dengan Metode Klasifikasi K Nearest Neighbor dan Mean Average Precision”. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 2, No. 3, pp. 1083-1091, 2018.
- [5]. Trianto, R., Merdekawati, N.N.D., Nugraha, R.P.S., Astiti, D.N.Y. & Atmojo, H.G.T. “Klasifikasi Huruf Katakana Dengan Metode Template Matching Correlation”. *Universitas Brawijaya, Malang*, 2014.
- [6]. Wijayanti, M., Sanjaya, A. & Pamungkas, D.P. “Implementasi Template Matching Correlation dan K – Nearest Neighbor untuk Mendeteksi Hukum Bacaan Tajwid pada Citra Tulisan Al-Qur’an”. *Simki-Techsain*, Vol.2, No. 9, 2018.
- [7]. Widodo, A.W., & Harjoko, A. “Sistem Verifikasi Tanda Tangan Off-line berdasar Ciri Histogram of Oriented Gradient (HOG) dan Histogram of Curvature (HoC)”. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 2, No. 1, pp.1-10, 2015.
- [8]. Zaitun, Warsito. & Pauzi, G.A. “Sistem Identifikasi dan Pengenalan Pola Citra Tanda-Tangan Menggunakan Sistem Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks) Dengan Metode Backpropagation”. *Jurnal Teori dan Aplikasi Fisika*, Vol. 03, No. 02, 2015.