

**PENGENALAN TULISAN TANGAN KARAKTER HIRAGANA  
MENGUNAKAN DCT, DWT, DAN K-NEAREST NEIGHBOR****RECOGNIZING HANDWRITTEN HIRAGANA CHARACTERS USING  
DCT, DWT, AND K-NEAREST NEIGHBOR**Suci Aulia ST.,MT<sup>1</sup>, Arif Setiawan ST<sup>2</sup>Prodi D3 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Ilmu Terapan  
Universitas Telkom<sup>1</sup>[sucia@tass.telkomuniversity.ac.id](mailto:sucia@tass.telkomuniversity.ac.id), <sup>2</sup>[ariffsetiawan52@gmail.com](mailto:ariffsetiawan52@gmail.com)**Abstrak**

Penelitian untuk mengenali karakter huruf *hiragana* berbasis *image processing* telah banyak dilakukan dan bahkan tingkat akurasi hampir mendekati 100%. Namun citra masukan yang digunakan masih berupa karakter huruf jepang hasil *print-out* sedangkan untuk masukan berupa tulisan tangan belum dilakukan. Maka pada penelitian ini diujikan pengenalan huruf *hiragana* yang berasal dari tulisan tangan berformat .jpeg. Dari beberapa studi terkait, pendekatan kompresi yang paling sering digunakan untuk citra JPEG adalah algoritma DCT dan DWT, sehingga kedua algoritma tersebut digunakan pada penelitian ini untuk diujikan dan dibandingkan performansinya. Pada sistem diujikan 45 citra dari 3 orang tulisan tangan karakter hiragana dengan klasifikasi berbasis KNN dimana sebelumnya 45 citra yang berbeda dari 3 orang tersebut di *training* oleh masing-masing algoritma DWT dan DCT. Hasilnya berdasarkan parameter jarak yang ada pada algoritma KNN, algoritma DWT lebih unggul dibandingkan algoritma DCT. Pencapaian tingkat akurasi maksimum diperoleh untuk masing-masing algoritma DWT-DCT adalah pada parameter *cityblok* 82.61 % (DWT) dan *correlation* 58.70 % (DCT).

**Kata kunci : Hiragana, DWT, DCT, KNN****Abstract**

Research to recognize hiragana character based image processing has been widely practiced and even the accuracy level is close to 100%. However, the input image that used is still in the form of japanese characters print-out while the handwriting has not been studied. So in this study tested the recognition of hiragana letters derived from handwriting format. Jpeg. Of the several related studies, the most commonly used compression approach for JPEG images is the DCT and DWT algorithms, so both algorithms are used in this study to be tested and compared their performance. In the system tested 45 images of 3 people handwriting hiragana character with KNN-based classification where previously 45 different images of the 3 people are trained by each DWT and DCT algorithms. The result is based on the distance parameters that exist in the KNN algorithm, the DWT algorithm is superior to the DCT algorithm. The achievement of the maximum accuracy level obtained for each DWT-DCT algorithm is on the cityblock distance parameter 82.61% (DWT) and correlation distance 58.70% (DCT).

**Keywords:** Hiragana, DWT, DCT, KNN**1. PENDAHULUAN**

Tulisan bahasa Jepang terdiri dari tiga jenis yaitu kanji logografi (karakter Tionghoa), *syllabic* Kana. Kana adalah sistem *syllabic*, di mana satu pengucapan selalu diwakili oleh sepasang karakter yaitu, hiragana dan katakana. Sebaliknya, sebagian besar karakter kanji yang digunakan dalam bahasa Jepang sehari-hari memiliki dua atau lebih pengucapan yang berbeda[1]. Karena ada jenis karakter *hiragana* dan *katakana* pada setiap pengucapan sehingga terdapat tantangan dalam

mengenali setiap jenis sistem tulisannya. Selain itu, gaya penulisan dari masing-masing jenis tulisan bisa sangat bervariasi untuk setiap orang. Perbedaannya lebih terasa untuk tulisan hiragana karena bersifat lebih kursif.

Penelitian yang berhubungan dengan pengenalan huruf hiragana diantaranya mendapatkan tingkat akurasi mencapai 80% dengan konsep *passive finger tracing* [1],  $\approx 100\%$  dengan optimasi penggabungan algoritma Fuzzy dan SVM [2][3], 94.1% dengan STRICR-FB [4], 83.33 % dengan algoritma JST SOM[5].

Pada penelitian ini, tulisan karakter *hiragana* menjadi masukkan sistem. Masukkan sistem berasal dari tulisan tangan pada kertas putih sebagai *background*-nya kemudian difoto dan disimpan dalam format .jpeg. Teknik kompresi yang sering direkomendasikan untuk .jpeg adalah pendekatan menggunakan Discrete Cosine Transform (DCT) dari 8'8 sub-blok4 [6][7][8]. Selain itu, sebuah kelas transformasi baru disebut Discrete Wavelet Transform (DWT) memberikan hasil yang lebih baik dalam aspek ruang (domain *spatial*) dan juga eksekusi waktu. Pendekatan kompresi terhadap JPEG dengan menggunakan wavelet telah banyak dilakukan untuk menghemat waktu komputasi [9][8][10]. Oleh karena itu, pada penelitian ini dibandingkan performansi dari algoritma DWT dan DCT untuk mengenali karakter hiragana yang berasal dari tulisan tangan. Untuk proses klasifikasi, digunakan algoritma KNN dengan konsep pemilihan jarak terdekat [11][12].

## 2. DASAR TEORI

### 2.1 KNN(K-Nearest Neighbor)

KNN mengklasifikasikan suatu sampel data (perbaris pada matriks) ke dalam suatu grup berdasarkan pengelompokkan data hasil *training*. Data sampel dan data uji harus berupa matriks dengan ukuran yang sama. Setiap data dilihat nilainya oleh KNN kemudian diklasifikasikan ke grup pada kolom pengujian berdasarkan jarak terdekat. Grup dapat berupa vektor numerik, vektor karakter, atau rangkaian sel dari vektor karakter. Beberapa metoda untuk menghitung jarak terdekat pada KNN diantaranya *Euclidean*, *cityblock*, *cosine*, *correlation*, dan *hamming*. Selain beberapa metoda pencarian jarak terdekat, pada algoritma KNN terdapat juga beberapa *rule* yang dipilih untuk membuat suatu keputusan dalam mengklasifikasikan sejumlah data sampel. Pilihan *rule* tersebut adalah *nearest rule*, *random rule*, *consensus* dan *rule*.

### 2.2 DWT (Discrete Wavelet Transform)

DWT merupakan suatu urutan sejumlah koefisien diskrit yang merupakan hasil pemetaan dari variabel kontinyu pada deret wavelet. Seperti contoh  $f_n = f(x_0 + n\Delta x)$ ,  $n = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ . Maka berikut merupakan persamaan untuk mencari nilai koefisien DWT [13][14]:

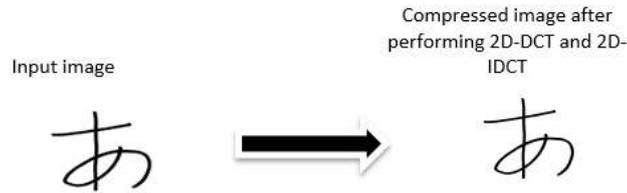
$$W_\varphi(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f_n \varphi_{j_0, k}(n) \tag{1}$$

$$W_\varphi(j, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f_n \Psi_{j, k}(n), \text{ untuk } j \geq j_0 \tag{2}$$

### 2.3 DCT (Discrete Contious Transform)

Algoritma DCT seringkali dipakai dalam berbagai aplikasi, salah satunya adalah untuk kompresi data citra. Sebagai contohnya, gambar.1 menunjukkan perbedaan suatu citra asli dengan citra yang telah dikompresi dengan algoritma DCT. Sesuai dengan namanya, DCT bertugas menstransformasikan suatu citra dari domain spasial ke domain frekuensi. Setelah data diubah ke domain frekuensi, langkah selanjutnya adalah memisahkan data berfrekuensi rendah dengan data yang berfrekuensi tinggi. Kemudian DCT hanya akan memilih data berfrekuensi rendah, hal ini disebabkan karena secara visual lebih dominan dibandingkan dengan data berfrekuensi tinggi.

Sehingga citra yang telah melalui proses teknik kompresi DCT secara ukuran akan lebih kecil namun tidak ada perubahan yang terlalu signifikan secara visual.



Gambar. 1 Proses kompresi citra dengan algoritma DCT.[6]

Berikut merupakan persamaan algoritma DCT-2D [6] untuk suatu matriks S berukuran  $M \times N$  :

$$B_{pq} = \alpha_p \alpha_q \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A_{mn} \cos\left(\frac{\pi(2m+1)p}{2M}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)q}{2N}\right) \quad (3)$$

Pers (1) di atas berlaku pada kondisi  $(0 \leq p \leq M - 1)$  dan  $(0 \leq q \leq N - 1)$  dimana :

$$\alpha_p = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & p = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & 0 \leq p \leq M - 1 \end{cases} \quad \alpha_q = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & q = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 0 \leq q \leq N - 1 \end{cases} \quad (4)$$

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

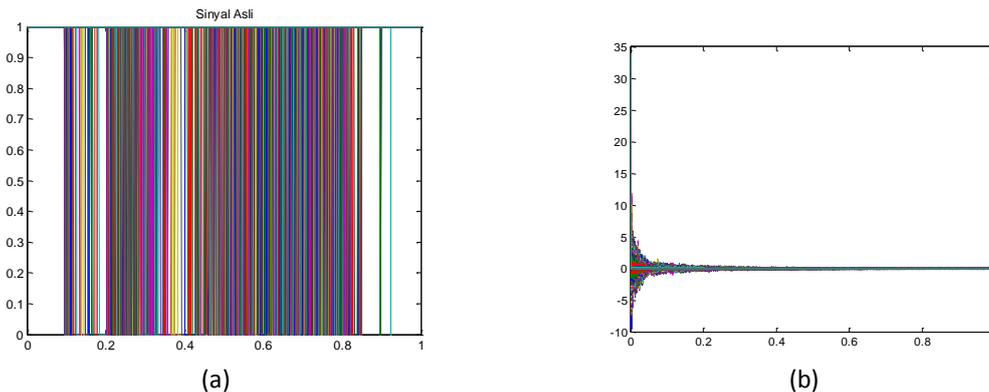
Secara umum, metodologi pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yaitu :

1. Akuisi citra : pada proses ini dilakukan pengambilan citra dimana pada prosesnya berpengaruh pada jarak , jenis kamera, dan pencahayaan. Setelah diujikan posisi terbaik, maka data-data tersebut dikelompokkan untuk kemudian dijadikan sebagai data latih dan data uji. Gambar.2a menunjukkan citra hasil akuisi dari tulisan tangan pada kertas HVS.
2. Preprocessing : merupakan proses sebelum dilakukan pengambilan ciri oleh algoritma DWT maupun DCT. Pada preprocessing ini operasi morfologi dasar yang digunakan seperti *grayscale*, *binering image*, *cropping*, *erosi*, dan *dilation*. Gambar.2b menunjukkan hasil akhir dari preprocessing.



Gambar. 2.(a) Citra masukan asli. (b) Citra masukan setelah *preprocessing*.

3. Ekstraksi Ciri DCT : pada proses ini, citra biner dikompresi oleh algoritma DCT. Koefisien hasil kompresi tersebut merupakan koefisien ciri dari citra masukan. Gambar.3a,b menunjukkan perbedaan informasi pada citra sebelum dan setelah kompresi oleh DCT.



Gambar. 3 .(a) Informasi Citra masukan asli. (b) Informasi Citra masukan setelah proses DCT.



Gambar. 4. (a) Citra sebelum DCT. (b) Citra hasil invers DCT (IDCT)

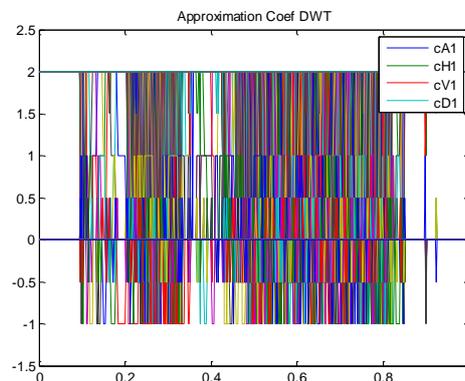
Gambar.4 merupakan citra yang dikembalikan setelah melalui proses DCT atau sering disebut invers-DCT (IDCT). Dari segi ukuran, citra sebelum proses DCT dan citra setelah proses IDCT adalah sama yaitu 864x994. Apabila dilihat dari Gambar.3a dan 3b perbandingan informasi yang ada sangat jauh berbeda, namun secara kasat mata dari gambar.4a,b tidak terlihat perbedaan yang signifikan selain tulisan menjadi lebih tipis.

4. Ekstraksi Ciri DWT : pada proses ini, citra biner dikompresi oleh algoritma DWT. Koefisien hasil kompresi tersebut merupakan koefisien ciri dari citra masukkan.



Gambar. 5. Informasi pada setiap citra LL,LH,HL dan HH pada komposisi DWT.

Gambar.5 merupakan pembuktian dari algoritma DWT. DWT membagi citra menjadi 4 bagian berdasarkan frekuensi yaitu blok Low-Low (LL), blok Low-High (LH), blok High-Low (HL), dan blok High - High (HH). Informasi merupakan citra dengan frekuensi rendah (Low-Low) seperti yang ditunjukkan pada Gambar.5. Gambar.6 menunjukkan informasi yang ada pada setiap blok komposisi DWT dalam domain kontinyu, dimana CA1 merupakan citra LL, CH1 merupakan citra LH, CV1 merupakan citra HL dan CW1 merupakan citra HH. Ukuran dari masing-masing blok komposisi adalah 432x497 piksel, lebih kecil  $\approx 50\%$  dari citra asli sehingga efisien apabila digunakan untuk proses kompresi.



Gambar. 6. Hasil dekomposisi *single level*- DWT domain kontinyu.

5. Klasifikasi : proses ini adalah pengujian dengan citra yang berbeda dari citra masukkan untuk pengambilan ekstraksi ciri. Semua citra uji di klasifikasikan dengan algoritma KNN. Hasilnya kemudian dianalisa untuk mendapatkan algoritma terbaik diantara DWT-DCT.

**4. HASIL DAN ANALISIS**

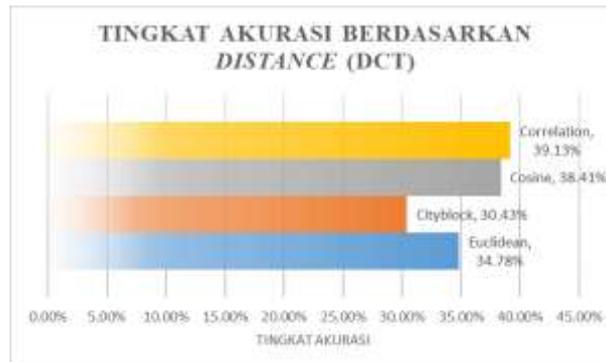
Pada bagian ini akan menjabarkan hasil pengujian terhadap beberapa parameter untuk mengetahui tingkat akurasi sistem, diantaranya parameter jarak dan *rule*.

**4.1 Pengujian Parameter Jarak**

Pada pengujian sistem, setiap data uji diambil 30 *sample* yang mewakili berbagai huruf hiragana. Pada pengujian ini, terdiri dari 3 jenis data uji sehingga total menjadi 90 *sample*. Setiap *sample* data diujikan berdasarkan jarak KNN yaitu *Euclidean*, *Cityblock*, *Cosine*, dan *Correlation* dengan menggunakan algoritma DWT dan DCT untuk proses ekstraksi ciri. Berikut grafik tingkat akurasi berdasarkan parameter jarak dengan algoritma DWT dan DCT diperlihatkan pada gambar 7 dan gambar 8.



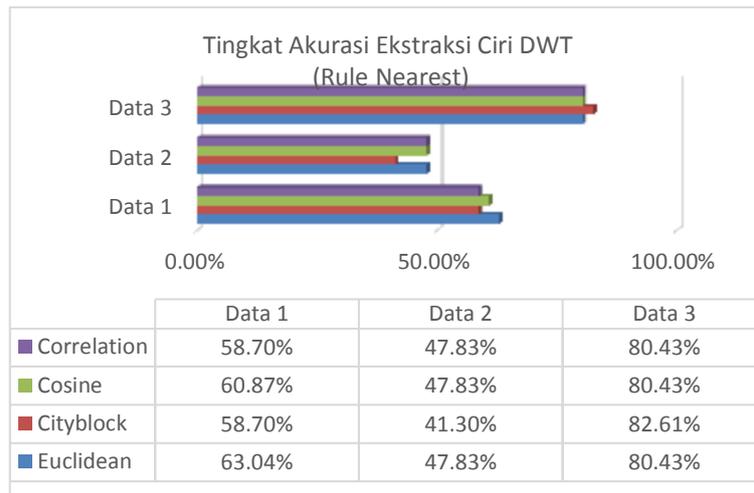
Gambar. 7 Grafik tingkat akurasi sistem berdasarkan parameter jarak KNN dengan algoritma ekstraksi ciri DWT.



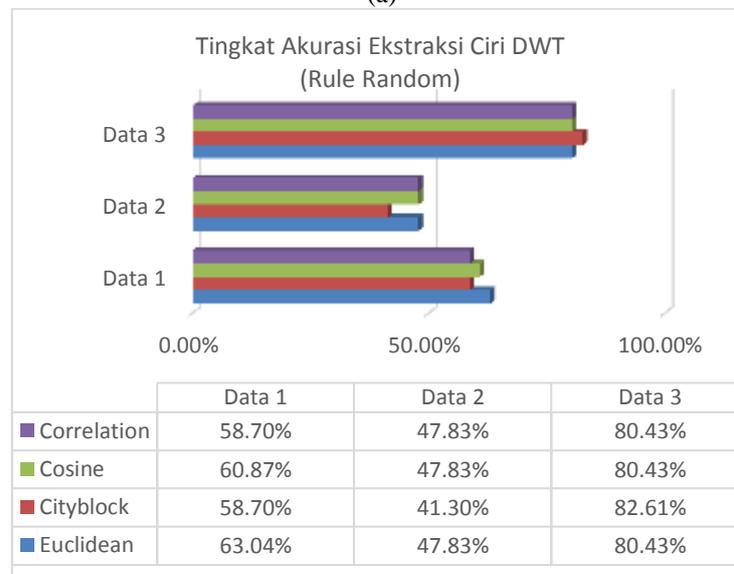
Gambar. 8 Grafik tingkat akurasi sistem berdasarkan parameter jarak KNN dengan algoritma ekstraksi ciri DCT.

Berdasarkan grafik pada gambar.7 , tingkat akurasi maksimum diperoleh 62.32 % untuk ekstraksi ciri dengan algoritma DWT (*Euclidean distance*) dan 39.13 % untuk ekstraksi ciri dengan algoritma DCT (*Correlation distance*). Sehingga yang menjadi catatan dari hasil pengujian ini adalah algoritma ekstraksi ciri DWT lebih unggul daripada algoritma DCT dengan rata-rata tingkat akurasi masing-masing adalah 62.50 % dan 35.99 %.

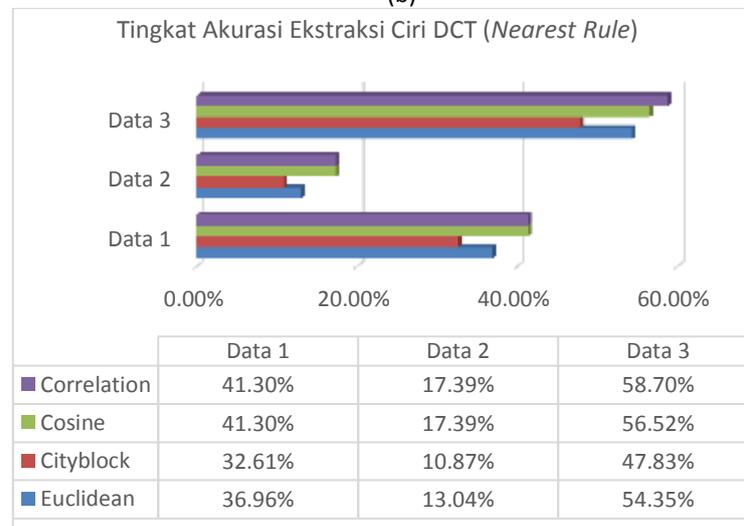
4.2 Pengujian Parameter Setiap Jarak Terhadap Rule



(a)



(b)



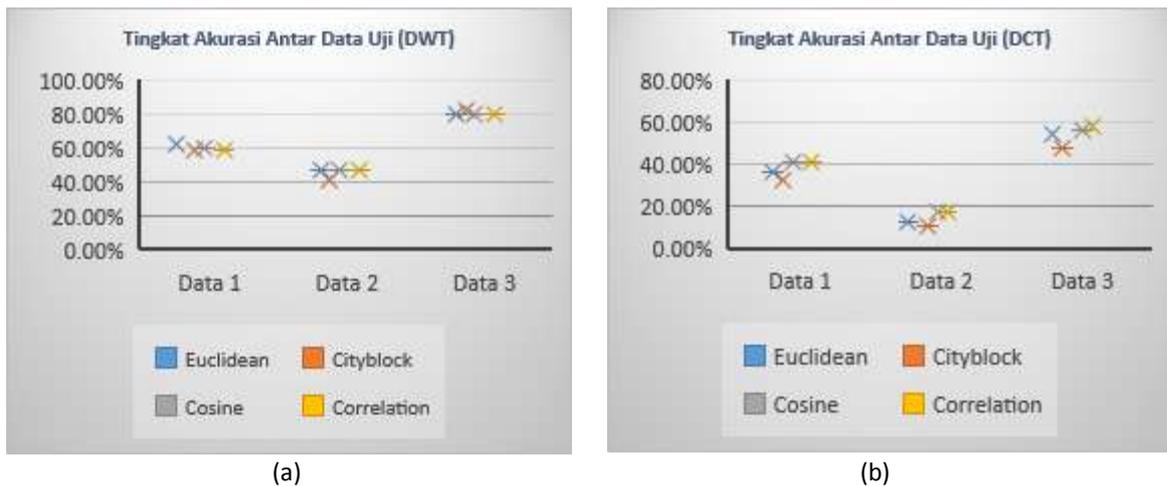
(c)

Gambar. 9 Grafik pengaruh tingkat akurasi sistem berdasarkan parameter jarak KNN terhadap rule KNN .(a) Nearest Rule (DWT), (b) Random Rule (DWT), (c) Nearest Rule (DCT).

Berdasarkan Gambar 9a dan 9b, parameter *jarak* KNN tidak berpengaruh terhadap parameter *rule* KNN yaitu setiap *jarak* (*Euclidean*, *Cityblock*, *Cosine*, dan *Correlation*) terhadap setiap *rule* (*Nearest*, *Random*, *Consensus*). Sama halnya seperti pada pengujian dengan menggunakan ekstraksi ciri DWT, pada pengujian dengan menggunakan ekstraksi ciri DCT parameter *rule* KNN tidak memberikan pengaruh seperti yang terlihat pada Gambar 9c.

### 4.3 Pengujian Tingkat Akurasi Data Uji

Pada pengujian ini, dilakukan pengujian rata-rata tingkat akurasi untuk setiap data uji .Data 1, Data 2, dan Data 3 merupakan data berupa hasil *capture* tulisan tangan huruf hiragana dari tiga orang yang berbeda . Setiap data diujikan terhadap empat parameter *jarak* untuk masing-masing algoritma ekstraksi ciri DWT dan DCT. Berikut hasilnya dapat dilihat pada Gambar 10.

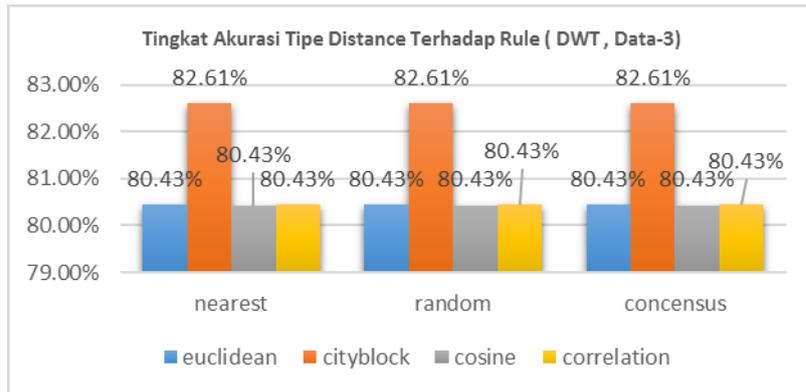


Gambar. 10 Grafik perbandingan tingkat akurasi antar data uji berdasarkan parameter *jarak* KNN. (a). Ekstraksi ciri DWT, (b) Ekstraksi ciri DCT.

Dari gambar 10a dan 10b di atas dapat dilihat bahwa Data 3 konsisten mencapai nilai akurasi tertinggi dibandingkan Data 1 dan Data 2 baik dengan menggunakan algoritma ekstraksi ciri DWT maupun DCT saat diujikan terhadap empat parameter *jarak* KNN. Pada pengujian dengan ekstraksi ciri DWT (gambar 10a), tingkat akurasi Data 3 untuk masing-masing *jarak* (*Euclidean*, *Cityblock*, *Cosine*, dan *Correlation*) adalah 80.43 %, 82,61 %, 80,43 % dan 80, 43 %. Nilai maksimum diperoleh pada saat pengujian dengan parameter jarak *Cityblock*. Sedangkan pada pengujian dengan ekstraksi ciri DCT (gambar 10b), tingkat akurasi Data 3 untuk masing-masing *jarak* (*Euclidean*, *Cityblock*, *Cosine*, dan *Correlation*) adalah 54.35 %, 47,83 %, 56.52 % dan 58,70 %. Nilai maksimum diperoleh pada saat pengujian dengan parameter jarak *Correlation*. Dari gambar 10a,b dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma ekstraksi ciri DWT lebih unggul dibandingkan DCT berdasarkan nilai rata-rata akurasi Data 3 masing-masing adalah 80.98% dan 54.35%.

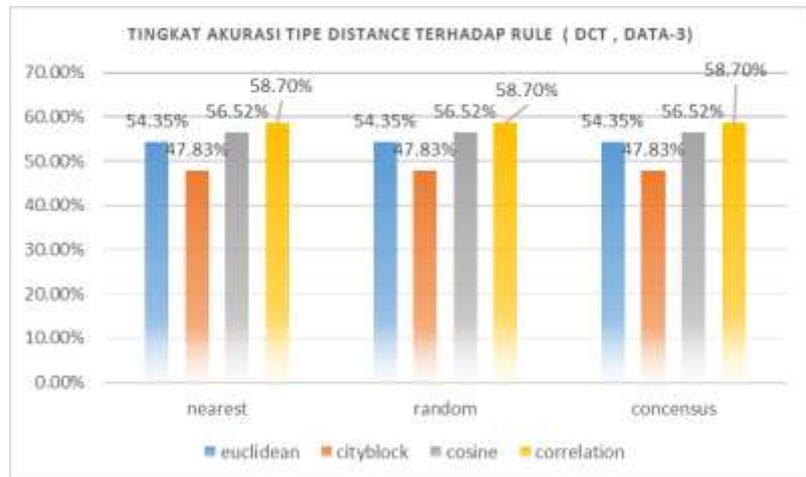
### 4.4 Pengujian Tingkat Akurasi Maksimum

Berdasarkan pengujian sebelumnya, diperoleh bahwa Data 3 merupakan data yang memiliki tingkat akurasi tertinggi dibandingkan data lainnya yaitu Data 1 dan Data 2. Maka pada bagian ini, dilakukan pengujian pengaruh parameter *rule* KNN terhadap tingkat akurasi yang dilakukan hanya berdasarkan *sample* dari Data 3 saja. Hasilnya dapat dilihat pada gambar.11 untuk algoritma ekstraksi ciri DWT dan gambar.11 untuk algoritma ekstraksi ciri DCT.

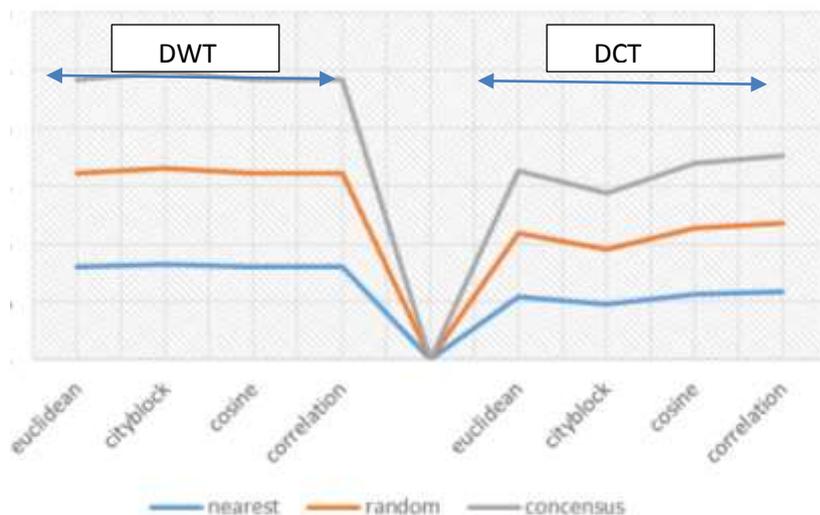


Gambar. 11 Grafik pengaruh *rule* KNN terhadap tingkat akurasi pada Data-3 dengan algoritma ekstraksi ciri DWT.

Sama halnya seperti pengujian yang terlihat pada gambar.9a,b,c, dan pada gambar.11 , gambar.12 memperlihatkan bahwa pada Data 3 parameter *rule* tidak berpengaruh terhadap tingkat akurasi. Dibuktikan dengan tingkat akurasi maksimum diperoleh 82.64 % pada *cityblock jarak* (DWT) dan 58.70 % pada *correlation jarak* (DCT) untuk masing-masing *rule* (*nearest, random, concensus*).



Gambar. 12 Grafik pengaruh *rule* KNN terhadap tingkat akurasi pada Data-3 dengan algoritma ekstraksi ciri DCT.



Gambar. 13 Grafik perbandingan tingkat akurasi algoritma ekstraksi ciri DWT dengan DCT.

Dari gambar 13 di atas dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat akurasi Data 3 untuk setiap jenis *jarak* dan *rule* sebagai parameter dari KNN, algoritma ekstraksi ciri DWT lebih unggul dari pada DCT yaitu masing-masing 80.98% dan 54.35 %. Berikut adalah perbandingan tingkat akurasi setiap parameter *jarak* KNN (DWT-DCT) : *Euclidean* 80.43%-54.35%, *Cityblock* 82.61%-47.83%, *Cosine* 80.43%-56.52% , dan *Correlation* 80.43%-58.70%.

## 5. Kesimpulan

Pada penelitian ini, diujikan algoritma KNN untuk mendeteksi huruf hiragana dengan menggunakan dua algoritma ekstraksi ciri yaitu *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Discrete Cosine Transform* (DCT) sebagai perbandingan. Adapun data yang digunakan adalah berupa *captured image* dari tulisan tangan huruf hiragana dengan *background* tulisan tanpa noise yaitu berwarna putih. Dari hasil pengujian berdasarkan parameter *jarak* dan *rule* yang ada pada algoritma KNN, algoritma ekstraksi ciri DWT pada sistem ini lebih unggul dibandingkan algoritma ekstraksi ciri DCT.

Setelah mengujikan tingkat akurasi dalam mendeteksi dan mengklasifikasi huruf hiragana antar data uji, data uji yang memiliki tingkat akurasi maksimum selanjutnya menjadi input untuk setiap pengujian perbandingan algoritma DWT dan DCT. Data 3 merupakan data dengan hasil uji tingkat akurasi tertinggi diantara data uji lainnya, dari hasil pengujian diperoleh bahwa algoritma DWT lebih unggul dari algoritma DCT. Adapun tingkat akurasi rata-rata Data 3 yang diperoleh untuk masing-masing algoritma DWT dan DCT adalah 80.98% dan 54.35 %. Sedangkan tingkat akurasi maksimum Data 3 diperoleh pada parameter *cityblok jarak* 82.61 % (DWT) dan *correlation jarak* 58.70 % (DCT). Jika dibandingkan dengan metoda sebelumnya, tingkat akurasi dari metoda DWT-KNN maupun DCT-KNN masih lebih rendah hal ini dikarenakan untuk masukkan yang digunakan berasal dari tulisan tangan. Sedangkan pada penelitian sebelumnya yang telah disebutkan pada bagian pendahuluan menggunakan karakter Jepang hasil *print-out* atau cetak.

## 5. Daftar Pustaka:

- [1] H. Yamashita.2014. *Recognition of Japanese Phonographic Kana ( Hiragana ) and Logographic Kanji Characters by Passive Finger Tracing*. no. March, pp. 213–219.
- [2] M. Doumpos, C. Zopounidis, dan V. Golfinopoulou.2007. *Additive support vector machines for pattern classification*. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. B. Cybern., vol. 37, no. 3, pp. 540–50, 2007.
- [3] N. Tsuchiya, S. Ozawa, dan S. Abe.2000. *Training three-layer neural network classifiers by solving inequalities*. Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks, vol. 3, no. 1.
- [4] S. Das dan S. Banerjee. 2014. *An Algorithm for Japanese Character Recognition*. Int. J. Image, Graph. Signal Process., vol. 7, no. 1, pp. 9–15.
- [5] W. Fitria, K. Usman, dan D. Mursita.2010. *Desain dan Implementasi Sistem Penerjemah Huruf Jepang Kana (Hiragana-Katakana) Ke Huruf Latin Berbasis Pengolahan Citra Digital Dan Jaringan Syaraf Tiruan Self-Organizing Map (SOM) Menggunakan Webcam*. pp. 9.
- [6] F. N. Jawad Nagi dan Syed Khaleel Ahmed.2008. *A MATLAB based Face Recognition System using Image Processing and Neural Networks*. 4th Int. Colloquium Signal Process. its Appl., pp. 83–88.
- [7] S.S. Tamboli dan V.R.Udupi.2013. *Optimum DCT Image Compression using Neural Networks Arbitration*. Int. J. Electron. Commun. Instrum. Eng. Res. Dev., vol. 3, no. 1, pp. 9–14.
- [8] C. Science dan S. Engineering.2014. *Image Compression Technique under JPEG by Wavelets Transformation*. Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Softw. Eng., vol. 4, no. 6, pp. 808–818.
- [9] J. Frank, S. Mannor, J. Pineau, dan D. Precup.2012. *Time Series Analysis Using Geometric*

- Template Matching*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 35, no. 3, p. 1.
- [10] K. M. Rajpoot dan N. M. Rajpoot.2004. *Wavelets and support vector machines for texture classification*. in *Multitopic Conference, 2004. Proceedings of INMIC 2004. 8th International*, pp. 328–333.
- [11] S. Aulia, S. Hadiyoso, dan D. N. Ramadan. 2015. *Analisis Perbandingan KNN dengan SVM untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati berdasarkan Citra Eksudat dan Mikroaneurisma*. J. ELKOMIKA -Teknik Elektro Itenas - ISSN 2338-8323, vol. 3, no. 1, pp. 75–90.
- [12] I. V. Yuliani dan S. Aulia.2016. *The supporting system for assessment of catwalk modeling using variable module graph method based on video*. in *2016 4th International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT 2016*, pp. 1–5.
- [13] R. Gonzalez dan R. Woods.2007. *Digital Image Processing*.
- [14] R. C. . Gonzalez dan R. E. Woods.2008. *Digital image processing*. Nueva Jersey. p. 976.