

Penerapan Metode *Distance Transform* Pada *Kernel Discriminant Analysis* Untuk Pengenalan Pola Tulisan Tangan Angka Berbasis *Principal Component Analysis*.

Amir Mahmud Husein

Universitas Prima Indonesia
Jl. Sekip Simpang Sikambing Medan
amirmahmud@unprimdn.ac.id

Mawaddah Harahap

Universitas Prima Indonesia
Jl. Sekip Simpang Sikambing Medan
mawaddah@unprimdn.ac.id

Abstract—Pengenalan pola merupakan salah satu bidang penelitian yang cukup populer Karena dapat digunakan untuk berbagai keperluan. Penelitian ini bertujuan membangun sebuah aplikasi untuk dapat mengenali sebuah objek tulisan tangan angka secara langsung dengan penerapan metode *Distance Transform* (DT) Pada Algoritma *Kernel Discriminant Analysis* (KDA) Berbasis *Principal Component Analysis* (PCA). Penerapan PCA untuk proses segmentasi sedangkan KDA untuk ekstraksi fitur pola tulisan tangan angka, DT diusulkan untuk memperbaiki performa KDA terhadap waktu komputasi dengan PCA untuk ekstraksi. Kerangka analisis yang diusulkan menggunakan dua pendekatan, pendekatan pertama analisa kinerja PCA+KDA, kemudian PCA+KDA dengan DT, kedua hasil pendekatan akan dibandingkan untuk mengetahui dampak DT terhadap KDA berbasis PCA pada pengenalan pola tulisan tangan angka secara langsung. Berdasarkan hasil pengujian metode DT yang diusulkan tidak berpengaruh secara signifikan untuk memperbaiki kelemahan KDA pada optimasi waktu, namun untuk ekstraksi pada *kernel* yang berbeda dengan tingkat akurasi pengenalan tulisan tangan angka secara langsung 95,5% dibandingkan kombinasi KDA berbasis PCA sebesar 87,98%.

Kata Kunci— *Distance Transform*, *Kernel Discriminant Analysis*, *Principal Component Analysis*, tulisan angka.

I. PENDAHULUAN

Pengenalan pola merupakan salah satu bidang penelitian yang cukup populer karena dapat berguna untuk berbagai keperluan seperti pengenalan pola wajah, tulisan tangan, pengambilan gambar, karakter huruf dan angka [3]. Secara umum ada dua pendekatan untuk pengenalan pola tulisan tangan, yaitu secara *online* maupun *offline* [5]. Pengenalan pola tulisan tangan otomatis sudah banyak diteliti dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi [20][18] dalam references [30], [15], baik secara *online* maupun *offline*, seperti pengenalan Tulisan Arabic [3], karakter china [30][15], tulisan angka [4][5]. Masalah utama dalam pengenalan pola tulisan tangan adalah kemampuan algoritma dalam ekstraksi [19], metode *Principal Component Analysis* (PCA) adalah sebuah algoritma klasifikasi yang akurat dalam pengenalan pola tulisan tangan secara *offline* [13], karena kemampuan mengolah data berdimensi tinggi dengan mengurangi

atribut dalam mengolah data [26], namun PCA memiliki kelemahan dalam pemilihan atribut yang tidak relevan dari dataset [12].

Metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) terbukti dapat digunakan untuk berbagai aplikasi seperti pengenalan tulisan tangan, wajah, segmentasi citra dan lainnya, LDA mampu meningkatkan pengenalan pola [8], analisis wilayah untuk membedakan satu karakter dengan karakter yang lain [25], namun LDA tidak optimal untuk *multi class* [29]. Penerapan fungsi *kernel* pada LDA (KDA) dapat mengatasi kelemahan *multi class* pada LDA, dengan tingkat akurasi pengenalan yang tinggi [10], akan tetapi untuk sample yang besar membutuhkan waktu komputasi yang tinggi [7].

Metode *distance transform* (DT) merupakan sebuah metode yang menghitung jarak antara setiap piksel pada citra biner dengan fitur titik terdekat [27] dan terbukti dapat digunakan untuk berbagai aplikasi

seperti pengolahan citra, *computer vision*, pengenalan pola dan analisis geometri serta komputasi geometri [1].

Pada penelitian ini difokuskan penerapan metode *distance transform* (DT) diusulkan untuk memperbaiki performa KDA terhadap waktu komputasi dengan PCA untuk ekstraksi. Kerangka analisis yang diusulkan menggunakan dua pendekatan, pendekatan pertama Analisa kinerja PCA+KDA, kemudian PCA+KDA dengan DT, kedua hasil pendekatan akan dibandingkan untuk mengetahui dampak DT terhadap KDA berbasis PCA pada pengenalan pola tulisan tangan angka secara *online*. Paper ini disusun sebagai berikut: bagian 2 Tinjauan Pustaka. Pada bagian 3 metode yang diusulkan. Pembahasan disajikan pada bagian 4 dan bagian 5 kesimpulan.

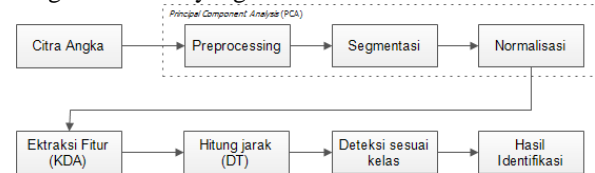
II. PENELITIAN TERKAIT

Penelitian Thang Viet Huynh [11], mengusulkan metode Neural Network (NN) *Multi-Layer Perception* untuk pengenalan pola tulisan tangan angka dengan fokus analisa dampak gabungan ukuran jaringan NN dengan format yang presisi yang dimodifikasi untuk optimasi parameter jaringan NN, Zhu Dan & Chen Xu [6] menggambarkan kinerja pengenalan pola secara langsung pada aplikasi *mobile android* secara *real-time* dengan kombinasi metode NN BP dengan PCA, K Rajiv, et al [19], menerapkan multi zona untuk ekstraksi pola untuk pengenalan pola tulisan tangan angka secara *real-time*. Penelitian Jong-Min Lee, et al [14], melakukan perbandingan pengaruh *kernel* terhadap ruang fitur berdimensi tinggi pada metode *nonlinear principal component analysis* (PCA), dari hasil pengujian pengaruh *kernel* sangat akurat dibandingkan tanpa *kernel* pada PCA, C. De Stefano, et al [21], mengusulkan metode algoritma genetika (GA) untuk optimasi fungsi pemilihan fitur terhadap kinerja klasifikasi Fisher linear discriminant (FLD), Abdeljalil Gattal, et al [9] mengusulkan *Fuzzy Integral* untuk optimasi segmentasi dan verifikasi pada metode SVM untuk pengenalan pola tulisan tangan tersambung.

Penelitian Dapeng Tao, et al [25], mengusulkan fungsi *kernel* untuk meningkatkan akurasi pengenalan pola karakter tulisan tangan china terhadap metode *Linier Discriminant Analysis* (LDA) dan melakukan perbandingan kinerja KDA, LDA dengan KPCA. Hasil pengujian menunjukkan metode KDA dan LDA lebih optimal dibandingkan KPCA, Semua pendekatan diatas difokuskan untuk optimasi pemilihan ekstraksi fitur dengan mengkombinasikan dengan metode klasifikasi, sehingga dalam penelitian diusulkan metode *Distance Transform* terhadap KDA berbasis PCA untuk meningkatkan performa waktu komputasi dan akurasi waktu untuk pengenalan pola tulisan tangan angka secara *online*.

III. METODE YANG DIUSULKAN

Dalam penelitian ini, kami mengusulkan metode *Distance Transform* (DT) sebagai solusi untuk peningkatan waktu komputasi dan akurasi pengenalan pola tulisan tangan pada KDA berbasis PCA. Penerapan PCA untuk proses segmentasi sedangkan KDA untuk ekstraksi fitur deteksi pola tulisan tangan angka menggunakan DT. Pada gambar 1 merupakan diagram metode yang diusulkan.



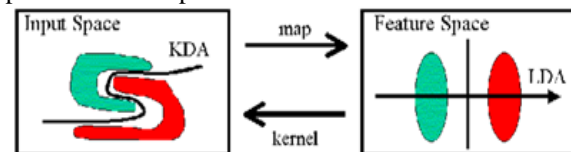
Gambar 1 Metode usulan

Pada gambar 1 diatas, PCA digunakan proses *preprocessing*, segmentasi dan normalisasi dengan tahapan sebagai berikut:

1. Pembuatan T metrik citra
 $[T] = (M * N) * \text{total_sample}$ (1)
2. Menghitung matrik *mean*
 $\text{Mean}[T] = \text{Sum}(T_{\text{training}}) / N$ (2)
3. Hitung matrik normalisasi
 $[A] = [T] - \text{mean}$ (3)

Metode PCA pada dasarnya memutar sekumpulan point disekitar rata-rata agar dapat menyesuaikan dengan komponen utama, metode ini mengerakkan *varians* sebanyak mungkin dengan menggunakan *transformasi linier* kedalam beberapa dimensi. Kelemahan PCA dalam penentuan fitur yang tidak relevan dengan dataset, yang kemungkinan fitur yang dibuang merupakan fitur yang berpengaruh, sehingga untuk ekstraksi fitur digunakan metode KDA.

Prinsip dasar metode KDA diilustrasikan pada gambar 2, penerapan fungsi *kernel* untuk mengatasi kelemahan sifat *non-linier* yang sulit untuk menghitung secara langsung ciri-ciri distriminatif antara dua kelas pola ruang masukan (citra), sehingga perlu dilakukan pemisahan fitur citra secara *linier*.



Gambar 2 Kernel Discriminant Analysis.

Pada gambar 2, merupakan citra masukan yang perlu dilakukan distribusi yang dipisahkan secara *linier* ke ruang fitur dengan berdasarkan pemetaan *non-linier* dari ruang input ke ruang fitur dimensi tinggi (kanan). Dengan menerapkan fungsi *kernel* yang sesuai dengan pemetaan *non-linier*, masalah dekomposisi *eigen* pada PCA dapat diselesaikan. Penerapan *kernel*, operasi LDA yang awalnya *linier* dilakukan pemetaan ruang fitur dimensi tinggi dengan pemetaan *non-linier*

dengan tujuan untuk menemukan transformasi yang memaksimalkan *varians* kelas antara dan meminimalkan *varians* dalam kelas dengan persamaan:

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T S_B \alpha}{\alpha^T S_W \alpha}$$

Menjadi

$$S_B = \sum_{c=1}^c (\mu_c - \bar{x})(\mu_c - \bar{x})^T \quad S_W = \sum_{c=1}^c K_c(I - 1_c)K_c^T \quad (4)$$

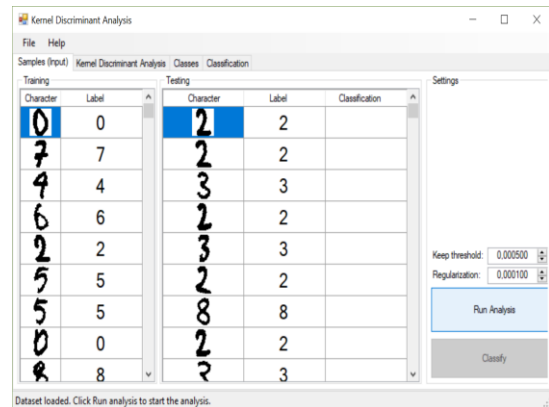
Dimana K_c adalah matriks *kernel* untuk kelas c , u_c adalah kolom yang berarti vektor untuk K_c i adalah matriks identitas, l_c adalah jumlah sample di kelas c dan $1/l_c$ adalah matriks $l_c \times l_c$ dengan semua entri $1/l_c$. Tujuan penerapan metode DT adalah untuk mencari jarak terdekat citra biner dengan menghitung setiap piksel gambar dan fitur poin terdekat, peta kemungkinan tulisan angka berdasarkan *Euclidean distance* (D) atau jarak kesamaan vektor tulisan angka dengan non tulisan angka dihitung dalam ruang kemunculan tulisan angka pada setiap piksel x dan reperensi piksel y , defenisinya sebagai berikut:

$$Dx = \left[\sum_{i=1}^n (v_i^{(x)} - v_i^{(r)})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

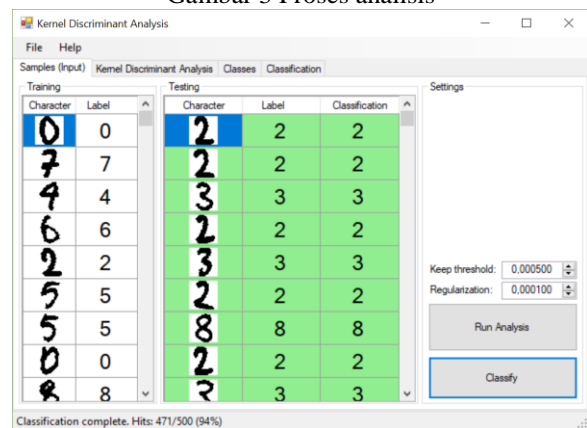
Dimana $v_i^{(x)}$ adalah dimensi I dari vector jarak transform kemunculan tulisan angka yang muncul untuk pixel x , I adalah dimensi, sedangkan n jumlah dimensi, x merupakan bobot vektor kelas pertama, r bobot vektor kelas kedua.

IV. PEMBAHASAN

Percobaan dilakukan dengan spesifikasi platform intel core i5 2,5 GHz CPU, 8 Gb RAM dan menggunakan sistem operasi WIN 10 64 bit, aplikasi dibuat menggunakan C# 2010 dengan kombinasi framework Accord.NET yang merupakan pengembangan dari framework AForge.Net. Pengujian dilakukan dengan dua tahapan, yaitu proses pengambilan sample data citra, dataset digunakan database MNITS yang berjumlah 500 citra angka, kemudian dilakukan proses analisa dan proses klasifikasi citra dengan menerapkan metode PCA+KDA dan PCA+KDADT, hasil kedua metode ini akan dianalisa waktu proses klasifikasi dan akurasi klasifikasi citra angka. Untuk pengujian dilakukan secara langsung dengan menuliskan angka menggunakan pen, hasilnya diuji pada kedua metode untuk melihat tingkat akurasi pengenalan tulisan tangan angka. Pada gambar 3 dan gambar 4 adalah tampilan program pada kedua proses analisis dan klasifikasi.



Gambar 3 Proses analisis



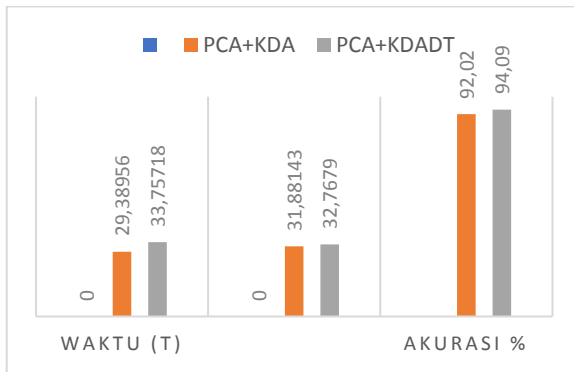
Gambar 4 Proses Klasifikasi

Pada gambar 3 adalah proses untuk analisa citra sebanyak 500 citra angka yang bersumber dari MNIST. Gambar 4 proses klasifikasi terhadap 500 citra angka. Hasil perbandingan waktu dan akurasi dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 tabel hasil Analisa dan klasifikasi citra angka

Metode	Waktu (t)		Akurasi %
	Analisa	Klasifikasi	
PCA+KDA	29,38956	31,88143	92,02
PCA+KDADT	33,75718	32,7679	94,09

Pada tabel 1 di atas adalah hasil analisa dan klasifikasi citra terhadap kedua metode yang dibandingkan, metode PCA+KDA lebih cepat dibandingkan dengan PCA+KDADT dengan 29,28 detik untuk analisa dan waktu klasifikasi 31,88 detik, sedangkan PCA+KDADT 33,75 detik untuk analisa dan 32,76 detik klasifikasi, namun untuk akurasi klasifikasi citra metode PCA+KDADT lebih baik dengan 94,09% dibandingkan PCA+KDA 92,02%. Pada gambar 5 ditampilkan grafik hasil perbandingan kedua metode.



Gambar 5 Grafik Hasil Analisa dan Klasifikasi Citra Angka

Setelah dilakukan analisa dan klasifikasi, maka proses pengujian tulisan tangan angka dilakukan secara *online*, pada gambar 6 tampilan proses pengujian untuk kedua metode.



Gambar 6 Proses pengujian tulisan tangan angka secara online

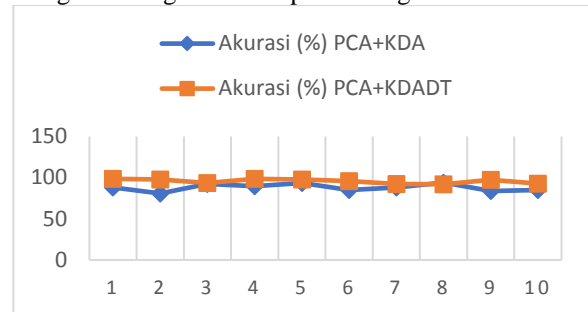
Pada gambar 6 merupakan tampilan program untuk pengujian pengenalan pola tulisan tangan angka secara *online*, untuk menguji keakurasian kedua metode di tuliskan angka pada kota isian, dari gambar 7 dituliskan angka 9 hasil klasifikasi muncul angka 9, hal ini dapat diambil kesimpulan bahwa akurasi pengenalan pola 99,98%, untuk lebih jelas pada tabel 2 ditampilkkan hasil pengujian terhadap kedua metode.

Tabel 2 Hasil pengujian

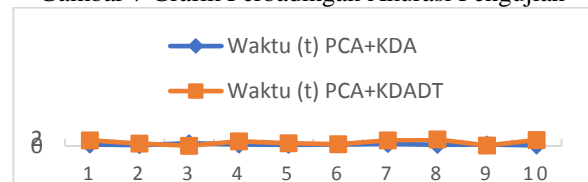
Angka	Akurasi (%)		Waktu (t)	
	PCA+KDA	PCA+KDADT	PCA+KDA	PCA+KDADT
0	87,9	98,34	0,4287	1,5717
1	80,78	97,65	0,2680	0,6672
2	92,45	93,45	0,7800	0,0816
3	89,67	98,5	0,4112	1,3353
4	93,45	97,78	0,3553	0,8237
5	84,89	95,67	0,4520	0,4686
6	87,98	92,34	0,6163	1,5638
7	93,98	91,89	0,3646	1,8447
8	83,79	97,23	0,4223	0,1408
9	84,88	92,67	0,1708	1,6883

Pada tabel 2 di atas merupakan hasil pengujian tulisan angka secara langsung antara angka 1-9 untuk kedua

metode, metode usulan PCA+KDADT masih lebih akurat dibandingkan metode PCA+KDA dengan hasil rata-rata akurasi 95,55% namun waktu proses pengenalan metode PCA+KDA lebih cepat dibandingkan PCA+KDADT dengan rata-rata 0,42 detik. Pada gambar 8 grafik hasil perbandingan akurasi dan gambar 9 grafik hasil perbandingan waktu.



Gambar 7 Grafik Perbandingan Akurasi Pengujian



Gambar 8 Grafik Hasil Waktu Pengujian.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, kedua metode kombinasi KDA dengan KDA+DT berbasis PCA yang diuji dapat mengenali pola tulisan tangan angka secara langsung, namun metode PCA+KDA lebih cepat dengan waktu rata-rata 0,4 detik, sedangkan untuk akurasi pengenalan metode usulan PCA+KDADT lebih akurat 95,55%. Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa metode DT yang diusulkan untuk meningkatkan performa waktu komputasi tidak berpengaruh secara signifikan, namun untuk akurasi pengenalan pola perlu dipertimbangkan. Sebagai masukan perlu diterapkan metode lainnya seperti metode klasifikasi fuzzy c means.

References

- [1] Arcelli, C., di Baja, G. S., & Serino, L. 2011. Distance-driven skeletonizing in voxel images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(4), 709–20.
- [2] Acharjya, P., Ghoshal, D. 2012. Watershed Segmentation based on Distance Transform and Edge Detection Techniques. *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887). Volume 52– No.13, August.
- [3] Baligh M., Al-Helali, & Sabri A. M. 2017. Arabic Online Handwriting Recognition (AOHR): A Survey. *ACM Comput. Surv.* 50,

- 3, Article 33. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3060620>.
- [4] Chherawala, Y., Pratim, P., Roy., & Cheriet, M. 2017. Combination of context-dependent bidirectional long short-term memory classifiers for robust offline handwriting recognition. *Pattern Recognition Letters* 90 (2017) 58–64.
- [5] Dwivedi, U., Rajput, P., & Sharma K. M. 2017. Cursive Handwriting Recognition System Using Feature Extraction and Artificial Neural Network. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*. Volume: 04 Issue: 03. e-ISSN: 2395 -0056.
- [6] Dan, Z. & Xu, Z. 2013. The Recognition of Handwritten Digits Based on BP Neural Network and the Implementation on Android. *International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications*.
- [7] Fan, Z., Xu, Y., Ming Ni a, Fang, X., & Zhang, D. 2016. Individualized learning for improving kernel Fisher discriminant analysis. *Pattern Recognition* 58 (2016) 100–109.
- [8] Gao, T. F., Liu, C. L., 2008. High accuracy handwritten Chinese character recognition using LDA-based compound distances. *Pattern Recognition* 41 (11), 3442–3451.
- [9] Gattal A., et all. 2015. Segmentation-Verification Based on Fuzzy Integral for Connected Handwritten Digit Recognition. 978-1-4799-8637-8.
- [10] Gui, J., Sun, Z., Cheng, J., Ji, S., & Wu, X. 2014. How to Estimate the Regularization Parameter for Spectral Regression Discriminant Analysis and its Kernel Version?. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, VOL. 24, NO. 2.
- [11] Huynh, T. H. 2014. Design space exploration for a single-FPGA handwritten digit recognition system. 978-1-4799-5051-5.
- [12] Kim, S. B., & Rattakorn, P. (2011). Unsupervised feature selection using weighted principal components. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5704–5710. doi:10.1016/j.eswa.2010.10.063.
- [13] Kumar, M., Jindal, M. K., & Sharma, R. K. 2013. PCA-based Offline Handwritten Character Recognition System. *SmartComputing Review*, vol.3, no.5, October. DOI: 10.6029/smartcr.2013.05.005,
- [14] Lee, J-M., et all. 2004. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis. *Chemical Engineering Science*. 223 – 234. doi:10.1016/j.ces.2003.09.012.
- [15] Liu, C. L., Jaeger, S., & Nakagawa, M. 2004. Online recognition of Chinese characters: The state-of-the-art. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 2, pp. 198–213, 2004.
- [16] Lu, G.-F., Zou, J., & Wang, Y. 2012. Incremental complete LDA for face recognition. *Pattern Recognition*, 45(7), 2510–2521.
- [17] Patel, C., Gadhavi, M. 2017. A Model for Document classification using Kernel Discriminant Analysis(KDA) and semantic analysis. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*. Volume 8, No. 3, March – April. ISSN No. 0976-5697.
- [18] Plamondon, R., & Srihari, S. 2000. Online and offline handwriting recognition: a comprehensive survey. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 1, pp. 63–84.
- [19] Rajiv, K., Saritha, T., Srikanth, S., & Sukesh, M. 2013. A framework for recognizing the hand written digits with multi-zone approach. *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*. 978-1-4799-1597-2/13.
- [20] Suen, C., Berthod, M., & Mori, S. 1980. Automatic recognition of handprinted characters: the state of the art. *Proceedings of IEEE*, vol. 68, no. 4, pp. 469–487.
- [21] Stefano, C., Fontanella, F., Marrocco, & C. Freca, A. 2013. A GA-based feature selection approach with an application to handwritten character recognition. Doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2013.01.026>.
- [22] Souza, R., C. 2012. A Tutorial on Principal Component Analysis with the Accord.NET Framework. *Universidade Federal De Sao Carlos Centro De Ciencias Ezatas e De Tecnologia Departamento De Computacao*.
- [23] Tushar, P. N. & Upadhyay, S. 2013. Chain Code Based Handwritten Cursive Character Recognition System with Better Segmentation using Neural Network. *International Journal of Computational Engineering Research*. Vol, 03. Issue, 5.
- [24] Tiwari, R. R., Aparnavishwanath, & Wadhone, D. 2013. Handwritten Digit Recognition Using Back Propagation Neural Network& K-Nearest Neighbour Classifier. *International Journal of Electrical, Electronics and Data Communication*, ISSN (p): 2320-2084.

- [25] Tao, D., Liang, L., Jin L., & Gao, Y. 2014. Similar handwritten Chinese character recognition by kernel discriminative locality alignment. *Pattern Recognition Letters* 35 (2014) 186–194.
- [26] Vijayasenan, D., Sriganesh, M., & Ramakrishnan, A.G. 2004. Principal Component Analysis for Online Handwritten Character Recognition. *IEEE Xplore*: DOI: 10.1109/ICPR.2004.1334196.
- [27] Wang, J., & Yagi, Y. (2013). Shape priors extraction and application for geodesic distance transforms in images and videos. *Pattern Recognition Letters*, 34(12), 1386–1393. doi:10.1016/j.patrec.2013.04.008.
- [28] Yang, J., Frangi, F., Yang, J-Y., Zhang, D., & Jin, Z. 2005. KPCA Plus LDA: A Complete Kernel Fisher Discriminant Framework for Feature Extraction and Recognition. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, VOL. 27, NO. 2.
- [29] Yao, C., Lu, Z., Li, J., Xu, Y., & Han, J. (2014). A subset method for improving Linear Discriminant Analysis. *Neurocomputing*, 138, 310–315.
- [30] Zhang, X-Y., Yin, F., Zang, Y-M., Liu, L-C., & Bengio, Y. 2017. Drawing and Recognizing Chinese Characters with Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. DOI 10.1109/TPAMI.2017.2695539.