

Keakuratan Deteksi Keaslian Sidik Jari Menggunakan Metode CNN

Hariyanto, Sunny Arief Sudiro dan Saepul Lukman
STMIK Jakarta STI&K
Jl. BRI No.17, Radio Dalam Kebayoran Baru Jakarta Selatan 12140
{hariyanto, sunny, saepul}@jak-stik.ac.id

ABSTRAK

Sistem pengenalan sidik jari banyak digunakan dalam banyak aplikasi yang berkaitan dengan penggunaan atau pengaksesan suatu system, hal ini dilakukan untuk memastikan otentikasi pengguna yang andal dan akurat, Sidik jari digunakan sebagai alat otentikasi karena keunikan dan kenyamanannya. Namun, sistem semacam ini mudah terancam oleh serangan sidik jari palsu, Penelitian ini mengusulkan agar mesin dapat mengenal atau mendeteksi suatu sidik jari asli atau palsu dengan metode deep learning CNN. Convolution Neural Network (CNN) adalah salah metode deep learning yang didesain untuk proses pembelajaran mesin agar komputer mengenal objek suatu citra. Dalam penelitian ini digunakan dataset "LivDet 2015 - Fingerprint liveness detection competition 2015.". Dataset ini berisi 1510 data sidik jari asli dan 1473 data sidik jari palsu dimana citra nya berukuran 640x480. Penelitian yang dilakukan mencari model pelatihan yang tepat dalam mengenali citra sidik jari yang asli dan palsu. Hasil penelitian didapat tingkat akurasi yang dicapai sebesar 96,69%.

Kata Kunci : Sidik Jari, Deep Learning, CNN, LivDet2015

PENDAHULUAN

Sistem berbasis biometrik merupakan sistem yang banyak digunakan untuk identifikasi dan verifikasi. Sistem ini memanfaatkan karakteristik seseorang untuk mengidentifikasi pengguna yang sesuai dengan database yang ada dalam sistem guna diijinkan untuk mengakses suatu sistem. Dengan sistem biometrik menyederhanakan proses otentikasi dengan menghilangkan penggunaan kata sandi dan PIN (Personal Identification Number) yang biasa dipergunakan saat ini[1]. Ada beberapa jenis teknologi biometrik, diantaranya : pengenalan iris, pengenalan retina, pengenalan wajah, pengenalan suara, pengenalan tanda tangan, dan pengenalan sidik jari[2]. Teknologi biometrik yang paling banyak digunakan atau diimplementasikan ke dalam sistem identifikasi saat ini adalah pola sidik jari.[3] Semakin banyak sistem biometrik sidik jari digunakan maka tidak menutup kemungkinan banyak juga serangan yang dihadapi pada saat proses otentikasi sidik jari. Hal ini menjadikan system biometrik sidik jari tidak sepenuhnya aman. Dengan membuat sidik jari palsu dari bahan karet, plastik, lilin, *gelatin* ataupun bahan yang lainnya, maka sipembuat sidik jari palsu akan dengan mudah memperoleh akses ke

sistem pemindaian sidik jari. Oleh karenanya penting untuk mengembangkan cara menanggulangi serangan sidik jari palsu[4], sistem pengenal sidik jari setidaknya mempunyai kemampuan untuk membedakan gambar sidik jari asli (*live*) dengan gambar sidik jari palsu (*fake*).

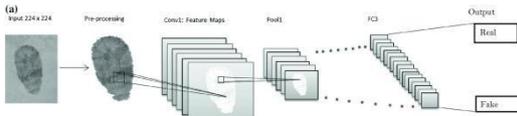
Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan performa tingkat ke akuratan (*accuracy*) yang tinggi dari dataset sidikjari yang dilatih melalui metode CNN, sehingga dapat menentukan nilai akurasi perbedaan sidik jari yang "live" dengan yang "fake".

Algoritma CNN

Deep Learning merupakan bagian dari *Machine Learning* yang terdiri dari banyak lapisan (*hidden layer*) dan membentuk tumpukan, lapisan tersebut adalah sebuah algoritma atau metode yang melakukan klasifikasi perintah yang diinput hingga menghasilkan output. Metode *Deep Learning* yang sedang berkembang salah satunya adalah CNN (*Convolutional Neural Network*)[5]. Jaringan CNN ini menggunakan masukan berupa citra gambar, kemudian akan melalui lapisan konvolusi dan diolah berdasarkan filter yang ditentukan, setiap lapisan menghasilkan pola dari beberapa bagian

citra yang memudahkan proses klasifikasi. Secara umum algoritma CNN[6] adalah sebagai berikut :

1. Membaca dataset berupa gambar (input image)
2. Melakukan preprosesing gambar (*scaling*)
3. Melakukan perhitungan dengan CNN (*feature extraction* dan *classification*)
4. Memprediksi output



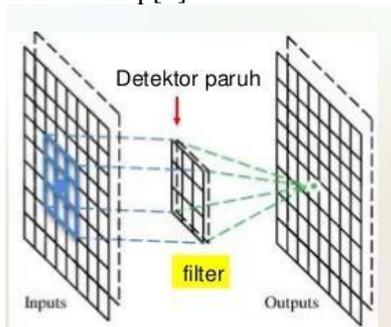
Gambar 1: Arsitektur CNN

Lapisan Dalam CNN

Terdapat tiga lapisan utama dalam CNN[7] yaitu :

1. Lapisan Konvolusi
2. Lapisan Pooling
3. Lapisan Fully Connected

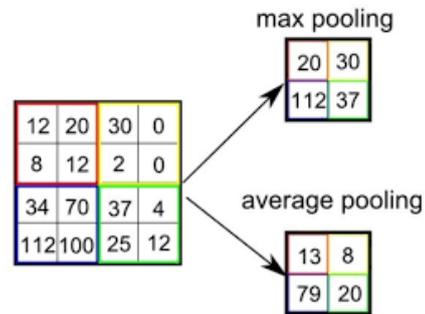
Lapisan konvolusi adalah proses untuk mengekstraksi objek dari citra input menggunakan filter. Filter ini berisi bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek, untuk itu dilakukan proses konvolusi yaitu perkalian antara 2 matriks. Matriks pertama adalah gambar input dan yang kedua adalah filter menghasilkan sebuah feature map[8].



Gambar 2. Proses Konvolusi

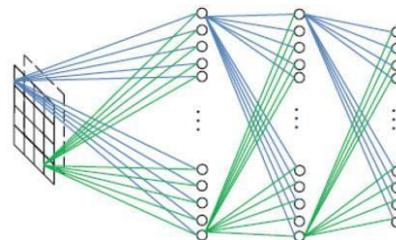
Lapisan *pooling* digunakan untuk pengurangan ukuran matriks dari *feature maps*. Terdapat dua strategi *pooling* yang digunakan yaitu *average-pooling* dan *max-pooling*. *Average-pooling* mengambil nilai rata-rata sedangkan pada *max-pooling* mengambil nilai maksimal dari *feature maps*[9]. Dari kedua lapisan *pooling*

tersebut yang paling sering digunakan adalah *max-pooling*.



Gambar 3. Proses *max-pooling* dan *average-pooling*

Lapisan *fully connected* merupakan langkah selanjutnya dari proses konvolusi dan pooling. Ini langkah terakhir dari arsitektur CNN. Lapisan ini untuk menentukan fitur mana yang paling berkorelasi dengan kelas tertentu. Fungsi lapisan ini mengubah matriks *feature maps* menjadi vektor satu dimensi[10].



Gambar 4. Proses *fully connected*

Penerapan algoritma CNN dalam penelitian ini untuk melihat proses training atas dataset sidik jari dan diharapkan dari proses training ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan prediksi yang tepat.

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya memperlihatkan betapa beragamnya hasil pengenalan suatu citra dengan menggunakan metode CNN. Penelitian mengenai perbandingan antara Model CNN dengan model lain pernah dilakukan oleh Yiyu Hong dan Jongweon Kim[11]. Penelitian ini diimplementasikan pada identifikasi karya lukisan. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini adalah data lukisan yang didownload dari google sebanyak 30000 gambar. Pembagian dari data tersebut 25000 untuk data *training* dan 5000 digunakan untuk data *testing*.

Perbandingan *test errore* antara metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT) menghasilkan nilai error yang sangat signifikan yaitu *error* pada CNN sebesar 2% dan *error* pada metode SIFT sebesar 15,6%, selisih yang didapatkan diantara keduanya sebesar 13,6 % ini artinya penggunaan metode CNN lebih unggul dibanding dengan metode SIFT.

Penerapan metode CNN banyak juga diimplementasikan pada pendeteksian keaslian suatu sidik jari (*fingerprint liveness detection*). Penelitian ini dilakukan oleh Nogueira dkk[12] menggunakan CNN untuk deteksi sidik jari. Penelitian membandingkan model yang berbeda untuk menguji 50000 dataset bersumber dari *LivDet 2009* dan *LivDet 2011*

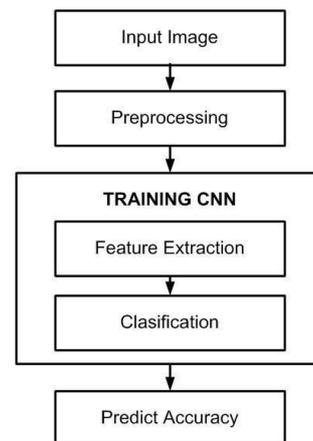
Fingerprint liveness detection competition yaitu (a) CNN digunakan untuk melatih gambar tanpa merubah nilai bobot aslinya, (b) CNN digunakan untuk gambar sidik jari yang bobotnya telah di *finet-tuned*, (c) CNN dengan bobot acak dan terakhir (d) menggunakan pendekatan LBP (Local Binary Pattern). Hasil penelitiannya menunjukkan percobaan penggunaan dataset tanpa dilakukan perubahan bobot, menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan dataset yang *hyper-parameter*nya telah di *fine-tuned*, dalam penelitiannya menghasilkan akurasi sebesar 95,51.

Adapun perbandingan metode dalam deteksi objek yang dilakukan oleh Tibor Trnovszky dkk[13], mengenai implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) pada pengenalan hewan dengan membandingkan beberapa metode klasifikasi. Penelitian ini mencoba untuk membandingkan metode CNN dengan beberapa metode klasifikasi lainnya yaitu *Principal Component Analisis* (PCA), *Linear Discriminant Analisis* (LDA), *Local Binary Patterns Histograms* (LBPH), dan *Support Vector Machine* (SVM). Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu *animal dataset* sebanyak 500 subject yang dibagi menjadi 5 kelas dengan jumlah perkelas sebanyak 100 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari ke lima metode yang dibandingkan dalam

melakukan klasifikasi, penggunaan metode CNN memberikan hasil yang paling baik diantara metode lainnya yakni dengan memberikan tingkat akurasi sebesar 98 %. Hal ini menunjukkan metode CNN sangat baik untuk diimplementasikan pada klasifikasi sebuah citra hewan.

METODE PENELITIAN

Secara umum tahapan untuk penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2 sebagai berikut :



Gambar 2. Tahapan penelitian

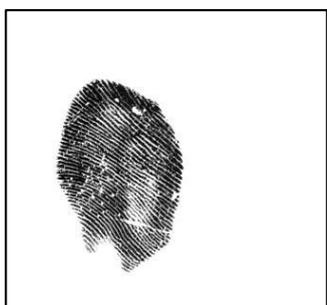
Pertama yang dilakukan adalah menyiapkan dataset yang bersumber dari Joint Multi-modal Biometric Dataset Release Agreement (*Liveness Detection* (Livdet) Data Set-Fingerprint 2015) Clarkson University - University of Cagliari. Dataset *LivDet* merupakan (*platform*) dasar yang dibentuk dan didirikan oleh “*The Center for Identification Technology Research (CITeR) and the National Science Foundation*”[14]. Dataset ini digunakan sebagai input yang akan diproses pada CNN. Dataset dihasilkan dari sensor bertipe optical “V300” CrossMatch berukuran 640 x 480 pixel resolusi 500 dpi yang didalamnya terdapat 1510 citra sidik jari asli (*real*) dan 1473 citra sidik jari palsu (*fake*), terbagi atas data training dan data testing.

Tahap kedua adalah melakukan preprosesing dari citra sidik jari yang ada. Preprocessing dilakukan dikarenakan citra yang didapat dalam ukuran yang cukup besar 640 x 480 pixel serta posisi sidik jari yang berbeda-beda pada pada setiap gambar. Contoh gambar sebelum dilakukan

preprocessing, gambar 3 adalah gambar sidik jari "live" dan gambar 4 adalah gambar sidik jari "fake".



Gambar 3. "live"



Gambar 4. "fake"

Dengan ukuran gambar yang besar, hal ini akan sangat berpengaruh terhadap kinerja proses *training* yang dilakukan mesin terutama untuk mengurangi jumlah kerja mesin, mempercepat waktu proses dan dapat meningkatkan akurasi dari proses *training*. Terdapat 2 tahapan preprocessing yang dilakukan, pertama memotong citra sidik jari dengan tehnik *cropping* yaitu dengan penghapusan bagian sudut dari citra untuk memotong sebagian isi dari citra yang tidak diperlukan guna memperoleh hasil gambar sidik jari yang diinginkan tanpa mengikutkan gambar *background* dalam proses CNN. Karena proses yang akan dijalani memerlukan gambar yang memiliki tinggi dan panjang yang sama dalam proses pelatihan maka setiap citra akan diubah ukurannya (*resize*) menjadi 64x64 pixel. Gambar 5. a dan b memperlihatkan hasil *cropping* dan *resize*.



a. live



b. fake

Gambar 5. a dan b merupakan hasil dari gambar yang telah di-cropp dan resize

Tahap ketiga merupakan tahap algoritma CNN diimplementasikan. Data dalam proses CNN ini terbagi atas *training* dan *validasi*. Proses *training* adalah untuk melatih jaringan CNN dalam mempelajari data yang diinput, selanjutnya jaringan tersebut diuji dengan data *validasi*. Secara umum CNN memiliki 2 tahapan yaitu tahapan *feature extraction* dan *classification*[15]. Pada pembahasan sebelumnya disebutkan langkah dalam membangun algoritma CNN yaitu *konvolusi*, *pooling*, *flattening* dan *fully connected layer*. *Konvolusi* adalah hal pertama yang dilakukan pada proses pelatihan ini. Jumlah proses *konvolusi* pada model CNN yang diusulkan memiliki empat lapisan *konvolusi* dengan kernel berukuran (3,3). Pada proses *konvolusi* setelahnya ditambahkan fungsi aktivasi RELU (*Rectified Linear Unit*) guna menghilangkan nilai negatif menjadi nol pada matrik hasil *konvolusi*[7].

Selanjutnya melakukan *pooling* dimana proses ini bertujuan untuk mereduksi ukuran citra yang diambil dari citra hasil layer *konvolusi*. Dalam penelitian ini digunakan *max-pooling* dengan region (2,2) guna memperoleh matrik baru. Setelah melakukan *pooling* berikutnya adalah proses *flattening*. Data *pooling* yang dimiliki berupa array 2 dimensi (*feature map*) yang kemudian dikonversi menjadi data satu dimensi (*single vector*).

Terakhir adalah proses *fully connected layer* yang artinya setiap *neuron* pada lapisan sebelumnya terkoneksi dengan setiap neuron pada lapisan berikutnya. Pada *fully connected layer*

terdapat *dense* dan *dense_1* dengan fungsi aktivasi *softmax*. Tujuan proses akhir ini adalah untuk menentukan klasifikasi kelas dari citra berdasarkan nilai dari *neuron*[7].

Dari tahapan penelitian terbentuk skenario model arsitektur CNN yang

dibangun untuk penelitian, terlihat pada tabel 1 berikut ini.

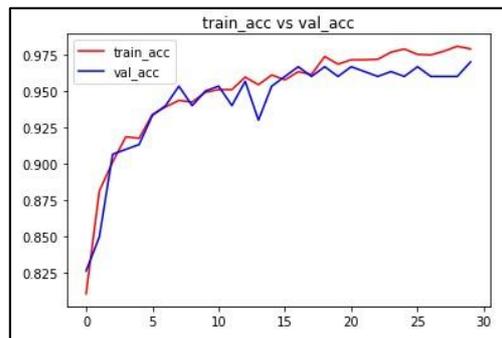
Tabel 1. Tabel model CNN.

Layer	Size	Param
conv2d	64, 64, 6	60
activation	64, 64, 6	0
max_pooling2d	32, 32, 6	0
conv2d_1	30, 30, 6	330
activation_1	30, 30, 6	0
max_pooling2d_1	15, 15, 6	0
conv2d_2	13, 13, 6	330
activation_2	13, 13, 6	0
max_pooling2d_2	6, 6, 6	0
conv2d_3	4, 4, 6	330
activation_3	4, 4, 6	0
max_pooling2d_3	2, 2, 6	0
flatten	24	0
Dense	6	150
Dense 1	1	7
Activation	1	
Total		1207

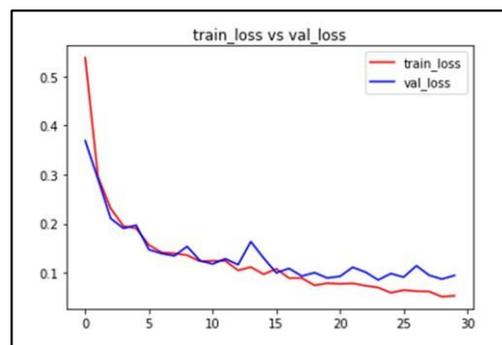
HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pelatihan pada algoritma CNN ini bertujuan agar CNN mengenali dataset yang dilatihnya sehingga dapat membentuk sebuah model pelatihan yang optimal. Keberhasilan suatu proses pelatihan adalah diperolehnya nilai akurasi yang tinggi dari klasifikasi yang dilakukan[16]. Untuk mengevaluasi tingkat akurasi dari model arsitektur CNN yang telah terbentuk pada penelitian ini digunakan dataset sebanyak 2983 citra sidik jari, yang terdiri atas 1510 sidik jari asli (*live*) dan 1473 sidik jari palsu (*fake*). Sedangkan perbandingan penggunaannya terbagi atas 2684 sampel data untuk training dan 299 sampel data untuk validasi.

Model *training* CNN ini dijalankan sebanyak 30 *epoch* dengan menggunakan *library Keras* pada pemrograman python dengan *tensorflow back-end*. Dari ujicoba dihasilkan nilai *accuracy* dan *loss* untuk proses *training* dan *validation* sebagaimana digambarkan pada gambar 6 dan gambar 7.



Gambar 6. Perbandingan nilai training accuracy dan validation accuracy.



Gambar 7. Perbandingan nilai training loss dan validation loss.

Berdasarkan gambar grafik perbandingan untuk akurasi *training* didapat nilai 0,9788 dengan nilai *loss* sebanyak 0,0535. Selanjutnya untuk akurasi dari validasi mencapai nilai 0,9699 dengan *loss* validasi 0,0951. Dilihat dari akurasi yang dihasilkan, secara umum nilai akurasi *training* lebih tinggi dari nilai akurasi validasinya. Untuk waktu komputasi 30 *epoch* pada ujicoba ini dibutuhkan waktu 327 detik atau 5,45 menit. Sedangkan parameter yang terbentuk dari model CNN ini sebanyak 1207 *neuron*.

PENUTUP

Berdasarkan hasil ujicoba penelitian yang dilakukan untuk mengklasifikasi suatu sidik jari "*live*" atau "*fake*", melalui metode CNN terhadap 2684 citra training dan 299 citra validasi, menghasilkan suatu tingkat akurasi training sebesar 0,9788 dengan nilai *loss* 0,0535 dan tingkat akurasi validasi sebesar 0,9699 dengan nilai validasi *loss* 0,0951. Hal ini menunjukkan model pelatihan CNN yang dibentuk mempunyai tingkat akurasi evaluasi yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] . Sunny Arief Sudiro, 2012, "Adaptable Fingerprint Minutiae Extraction Algorithm Based-On Crossing Number Method For Hardware Implementation Using Fpga Device" International Journal of Computer Science, and Information Technology (IJCSIT), Vol.2, No.3, June 2012
- [2] . J.Blomme. Evaluation of biometric security systems against artificial fingers.Master's thesis LITH-ISY-EX- 3514-2003, Department of Electrical Engineering, Linköping University, Linköping, Sweden, October 2003.
- [3] . I.G. Babatunde, A.O. Charles dan A.B. Kayode, "Fingerprint Image Enhancement: Segmentation to Thinning", (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 3, No. 1, 2012
- [4] . Nalini K. Ratha, "Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication systems," IBM Systems Journal, vol. 40, no. 3, pp. 614-634, 2001.
- [5] . Y. LeCun and Y. Bengio. Convolutional networks for images, speech, and time series. In M. A. Arbib, editor, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. MIT Press, 1995.
- [6] . Primartha, Rifkie, Belajar Machine Learning teori dan praktik, Penerbit Informatika, ISBN:978-602-6232-67-0, 2018
- [7] . Yanming Guo, Yu Liu, and Song Wu Michael S. Lew Ard Oerlemans, Songyang Lao. Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocom- puting*, 187:27–48, 2016.
- [8] . Castelluccio, M., Poggi, G, Sansone, C., Verdoliva, L. (2015). Land Use Classification in Remote Sensing Images by Convolutional Neural Networks, arxiv.org/pdf/1508.00092.pdf, 2015
- [9] . [Zhi, T., Duan, L. Y., Wang, Y., & Huang, T. (2016). Twostage pooling of deep convolutional features for image retrieval. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*,ISSN:2381-8549, 2016
- [10] . Yanming Guo, Yu Liu, and Song Wu Michael S. Lew Ard Oerlemans, Songyang Lao. Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocom puting*, 187:27–48, 2016
- [11] . Hong, Yiyu and Kim, Jongweon, Art Painting using Convolutional Neural Network, *International Journal of Applied Engineering Research* ISSN 0973-4562 Volume 12, Number 4 pp.532-539, 2017
- [12] . R. F. Nogueira, R. de Alencar Lotufo, and R. C. Machado, "Fingerprint Liveness Detection using Convolutional Networks," *Ieee Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 11, no. 6, pp. 1206–1213, 2016.
- [13] . Trnovszky, Tibor, et al., "Animal Recognition Sysem Based On Convolutional Neural Network", *Digital Image Processing And Computer Graphics*, Volume 15, Number 13, 2017 [14] G.L. Marcialis, et al., *LivDet* 2015
- [14] . Fingerprint Liveness Detection Competition 2015, 7th IEEE Int. Conf. on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2015
- [15] . Bengio, Yoshua. *Learning Deep Architecture for AI*, volume 2:No.1. *Foundation and Trends in Machine Learning*, 2009
- [16] . I Wayan, S. E. P., Wijaya, A. Y., & Soelaiman, R.. Klasifikasi citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 1-5. 2016