

Analisis Efektifitas *Inception-EfficientNet Architecture* untuk Klasifikasi Identitas Kartu Tanda Mahasiswa dengan Pendekatan OCR dan *Faster R-CNN*

Richo^{1*}

Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya¹

*richo@student.ppns.ac.id

ABSTRACT

Student Identity Card (KTM) has an important role as an individual identification tool in the higher education environment. KTM is often the main tool in the identity verification process to access campus facilities, such as library services. However, currently the access system to the library still relies on the manual method which involves staff entering data manually into a computer which is prone to typing errors. This study aims to design an identity recognition system on KTM by combining the OCR method and involving the Inception-EfficientNet architecture on the Faster R-CNN model in classifying text and photo characters found on KTM. The Inception-EfficientNet architecture is designed with 5 convolution layers and 2 maxpooling layers, and involves RPN (Region Proposal Network) and ROI Pooling which researchers have designed as important elements in establishing the Faster R-CNN method. The data collected includes three classes, namely hafizh, richo, and vandy. The test results of the OCR method in recognizing identities based on text characters show a high level of accuracy, which is equal to 98.35%. On the other hand, the Faster R-CNN method is able to classify photos with very good performance which achieves a success accuracy of 91.83%. Based on testing the entire system that combines the OCR method and the Faster R-CNN method, carried out on 10 different data samples, and managed to achieve a success rate of 90%. These findings emphasize the fact that a collaborative approach between the OCR method and the Faster R-CNN model has the potential to increase accessibility and reliability in KTM identity recognition. This potential is expected to support efficient access to campus facilities, such as library services.

Keywords : *Faster R-CNN, Inception-EfficientNet, KTM, OCR*

ABSTRAK

Kartu Tanda Mahasiswa (KTM) memiliki peran penting sebagai alat identifikasi individu dalam lingkungan perguruan tinggi. KTM sering kali menjadi sarana utama dalam proses verifikasi identitas mahasiswa untuk mengakses fasilitas kampus, seperti layanan perpustakaan. Namun, saat ini sistem akses ke perpustakaan masih mengandalkan metode manual yang melibatkan petugas dalam memasukkan data secara manual ke dalam komputer yang rentan terhadap kesalahan pengetikan. Penelitian ini bertujuan merancang sebuah sistem pengenalan identitas pada KTM dengan menggabungkan metode OCR dan melibatkan arsitektur *Inception-EfficientNet* pada model *Faster R-CNN* dalam mengklasifikasikan karakter teks dan foto yang terdapat pada KTM. Arsitektur *Inception-EfficientNet* dirancang dengan 5 lapisan konvolusi dan 2 lapisan *maxpooling*, serta melibatkan RPN (*Region Proposal Network*) dan *ROI Pooling* yang telah dirancang peneliti sebagai unsur penting dalam pembentukan metode *Faster R-CNN*. Data yang terkumpul mencakup tiga kelas yaitu hafizh, richo, dan vandy. Hasil pengujian metode OCR dalam mengenali identitas berdasarkan karakter teks menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi yaitu sebesar 98,35%. Di sisi lain, metode *Faster R-CNN* mampu mengklasifikasikan foto dengan performa yang sangat baik yang mencapai akurasi keberhasilan sebesar 91,83%. Berdasarkan pengujian keseluruhan sistem yang menggabungkan metode OCR dan metode *Faster R-CNN*, dilakukan pengujian pada 10 sampel data yang berbeda, dan berhasil mencapai tingkat akurasi keberhasilan sebesar 90%. Hasil temuan ini memberi penekanan pada fakta bahwa pendekatan kolaboratif antara metode OCR dan arsitektur *Inception-EfficientNet* pada model *Faster R-CNN* memiliki potensi untuk meningkatkan aksesibilitas dan keandalan dalam pengenalan identitas KTM. Potensi ini diharapkan dapat mendukung efisiensi akses terhadap fasilitas kampus, seperti layanan perpustakaan.

Kata kunci: *Faster R-CNN, Inception-EfficientNet, KTM, OCR*

I. PENDAHULUAN

Kartu Tanda Mahasiswa (KTM) merupakan elemen penting dalam lingkungan pendidikan tinggi, tidak hanya berfungsi sebagai bukti keanggotaan pada institusi pendidikan, tetapi juga sebagai identitas individu [1]. Kartu Tanda Mahasiswa memiliki peranan krusial dalam mengidentifikasi dan memverifikasi identitas mahasiswa, serta mengakomodasi berbagai keperluan administratif [2].

Dalam lingkungan kampus, akses dan penggunaan fasilitas-fasilitas yang ada sering kali memerlukan langkah-langkah pengamanan dan verifikasi identitas guna menjaga keamanan serta kenyamanan para penggunanya [3]. Kartu Tanda Mahasiswa menjadi alat penting dalam memberikan jaminan identitas bagi mahasiswa dalam berbagai situasi, seperti saat mengakses ruang kuliah, fasilitas olahraga, laboratorium, hingga peminjaman buku perpustakaan [4].

Hingga saat ini, proses pemeriksaan identitas untuk mengakses fasilitas kampus, terutama dalam hal peminjaman buku perpustakaan, masih dilakukan secara manual. Metode ini melibatkan partisipasi petugas untuk melakukan pengamatan visual terhadap identitas yang tertera pada kartu mahasiswa, serta memasukkan *entry* data mahasiswa secara manual melalui pengetikan data menggunakan komputer.

Pendekatan manual tersebut memiliki potensi yang menimbulkan beberapa permasalahan [5]. Pengamatan visual sangat rentan terhadap kesalahan pengenalan atau interpretasi, yang pada gilirannya dapat berdampak pada kesalahan verifikasi identitas mahasiswa. Selain itu, memasukkan data secara manual cenderung memakan waktu, menimbulkan antrian panjang, rentan terhadap kesalahan pengetikan, dan memerlukan upaya yang cukup besar dalam mengelola dan memelihara *database* mahasiswa [6].

Penelitian terkait sistem pengenalan identitas kartu tanda mahasiswa telah beberapa kali dilakukan dengan berbasis teknologi *image processing*. Pengenal identitas KTM sejatinya dapat dikenali berdasarkan karakteristik huruf dan angka dengan metode *Optical Character Recognition* (OCR) [7]. Penelitian terkait metode OCR telah beberapa kali dilakukan dan mampu mengenali karakteristik huruf dengan sangat baik. Penelitian yang dilakukan oleh Susan dan Lussiana [8] telah berhasil mengimplementasikan metode OCR dalam mengenali identitas dokumen izin distribusi alat kesehatan berdasarkan karakteristik huruf dan angka

pada dokumen dengan akurasi mencapai 98.78%. Meskipun demikian, penelitian tersebut mengalami beberapa hambatan terkait penentuan koordinat fokus karakter yang akan dideteksi pada dokumen karena karakter objek dan elemen yang cukup beragam. Oleh karena itu, diperlukan upaya penambahan metode deteksi guna memastikan bahwa area fokus karakter yang dideteksi pada dokumen dapat diidentifikasi secara efektif dan akurat.

Metode pengenalan dan klasifikasi objek yang saat ini tengah mendapatkan sorotan *intens* adalah metode *Faster R-CNN*. Metode ini telah menarik perhatian publik dan komunitas peneliti dalam bidang pengenalan objek, terutama kemampuannya yang menggabungkan deteksi objek yang cepat dengan akurasi yang tinggi. Penelitian yang dilakukan oleh Ali dkk [9], mengimplementasikan metode *Faster R-CNN* untuk mengenali identitas wajah dengan menerapkan segmentasi berdasarkan warna kulit manusia. Hasil penelitian ini menunjukkan performa *Faster R-CNN* dalam hal keakuratan pengenalan dengan tingkat *accuracy* sebesar 78.33%, yang memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode pengenalan objek menggunakan pendekatan *Faster R-CNN*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini hadir dengan pendekatan yang terintegrasi dan komprehensif dalam menciptakan sistem pengenalan identitas kartu tanda mahasiswa dengan 2 parameter pengenalan yakni berdasarkan karakter dan pengenalan foto mahasiswa yang tercantum dalam KTM. Dalam implementasinya, peneliti menggunakan metode *Optical Character Recognition* (OCR) untuk mengenali karakter *teks* identitas seperti nama dan Nomor Registrasi Mahasiswa (NRP), sedangkan metode deteksi objek *Faster R-CNN* digunakan untuk mengenali dan mengklasifikasikan foto mahasiswa yang tercantum dalam KTM, diharapkan sistem ini dapat memberikan solusi yang lebih efektif dan efisien dalam proses verifikasi identitas mahasiswa.

Pada aspek pengembangan metode, peneliti menambahkan arsitektur *Inception-EfficientNet* pada model *Faster R-CNN* untuk menguji efektivitas model dalam meningkatkan akurasi dan menganalisis sejauh mana model dapat mengklasifikasi wajah pada foto KTM dengan optimal. Arsitektur *Inception-EfficientNet* merupakan metode kombinasi antara arsitektur *Inception* dan *EfficientNet*. Penggabungan arsitektur ini dilakukan karena strukturnya yang saling komprehensif dalam pembelajaran model. Arsitektur *Inception* memiliki kemampuan dalam

menggabungkan informasi dari berbagai filter konvolusi dengan ukuran kernel yang berbeda secara simultan, sehingga dapat membantu memperluas kapasitas jaringan tanpa menambahkan banyak parameter [10]. Sedangkan, pada arsitektur *EfficientNet* memanfaatkan pendekatan *compound scaling* sehingga mampu menjaga keseimbangan antara kedalaman dan lebar model untuk membantu menghindari *overfitting* dan memaksimalkan efisiensi komputasi [11].

Adanya penciptaan dan penggabungan arsitektur *Inception-EfficientNet* pada penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efektif dalam pengenalan dan klasifikasi identitas kartu tanda mahasiswa. Model yang dihasilkan diharapkan memiliki kemampuan mengenali objek dan karakter dengan akurasi yang tinggi, tetapi tetap menjaga tingkat kompleksitas yang terkendali serta efisiensi sumber daya komputasi.

Dengan terciptanya sistem otomatis yang dapat mengenali karakteristik kartu mahasiswa, proses akses fasilitas kampus seperti perpustakaan dapat berlangsung lebih cepat dan akurat. Selain itu, keberadaan sistem ini juga dapat membantu mengurangi potensi kesalahan petugas dalam pengenalan dan *input* data, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kualitas layanan dan kemudahan mahasiswa dalam mengakses fasilitas kampus.

II. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada penelitian ini sebagai parameter penting dalam pengenalan karakter dan klasifikasi keputusan adalah metode OCR dan Faster R-CNN. Adapun perincian penjelasan kedua metode tersebut.

A. Optical Character Recognition

OCR atau *Optical Character Recognition* merupakan metode domain pengolahan citra dan computer vision yang bertujuan untuk mengidentifikasi karakter huruf atau angka pada citra gambar dan mengubahnya menjadi format teks yang memungkinkan untuk diakses dan dianalisis [12]. Fitur utama OCR adalah kemampuannya dalam mengonversi teks dari berbagai latar belakang bahasa ke dalam bentuk teks yang dapat diolah. Berikut merupakan langkah-langkah kinerja metode OCR:

1. Pre-processing Citra

Langkah ini melibatkan penyesuaian kontras, kecerahan, dan peningkatan kualitas gambar untuk memastikan hasil yang lebih baik.

2. Segmentasi Karakter

Gambar yang telah diolah kemudian dibagi menjadi karakter-karakter individu melalui proses segmentasi dengan pemisahan area karakter berdasarkan deteksi tepi, kontur, atau hubungan spasial.

3. Ekstraksi Fitur

Setelah karakter diidentifikasi, fitur-fitur seperti bentuk, ukuran, sudut, dan piksel-piksel yang membentuk karakter ekstraksi. Hal ini membantu dalam membedakan karakter satu sama lain dan mengidentifikasi karakter dengan benar.

4. Pengenalan Karakter

Proses pengenalan karakter melibatkan perbandingan fitur-fitur karakter yang diekstraksi dengan karakter-karakter yang telah diketahui sebelumnya dalam basis data referensi. Algoritma pengenalan dapat menggunakan pendekatan berbasis *template*, metode statistik, atau pembelajaran mesin seperti jaringan saraf.

5. Post-Pemrosesan

Hasil pengenalan karakter mungkin mengalami tahap *post*-pemrosesan untuk mengoreksi kesalahan-kesalahan pengenalan. Teknik penggabungan dan pemrosesan lanjutan dapat digunakan untuk menghasilkan teks yang lebih akurat.

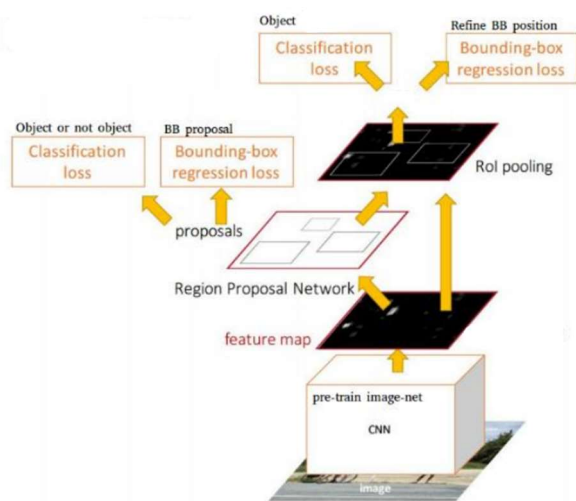
6. Evaluasi dan Koreksi

Hasil teks yang dihasilkan oleh OCR kemudian dievaluasi dan dapat diperiksa oleh manusia untuk koreksi kesalahan yang mungkin terjadi selama proses pengenalan.

Proses tersebut memungkinkan penggunaan data visual dalam bentuk teks yang dapat dianalisis, dicari, atau diklasifikasikan konteks pengenalan identitas kartu tanda mahasiswa.

B. Faster R-CNN

Faster Region Convolutional Neural Network atau *Faster R-CNN* merupakan evolusi dari *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan perbedaan utama dalam penambahan *Region Proposal Network* (RPN) [13]. RPN adalah suatu jaringan saraf yang menggantikan peran algoritma *selective search* dalam menghasilkan proposal wilayah berkualitas tinggi. Pada Gambar 1 berikut merupakan struktur metode *Faster R-CNN*.



Gambar 1. Konstruksi Metode Faster R-CNN [14]

Penggunaan RPN sebagai pengganti *selective search* dirancang untuk mengoptimalkan kebutuhan komputasi yang signifikan, sehingga dapat menghasilkan *multi-model* yang dapat dilatih dengan kualitas yang lebih tinggi. RPN bertanggung jawab atas dua tugas utama dalam deteksi objek. Pertama, digunakan untuk memprediksi *anchor box* pada gambar dengan keputusan mengandung objek atau tidak. Kedua, RPN memprediksi penyesuaian (*offset*) terhadap *anchor box* asli sehingga *proposal network* yang dihasilkan dapat lebih akurat [15].

C. Arsitektur Inception-EfficientNet

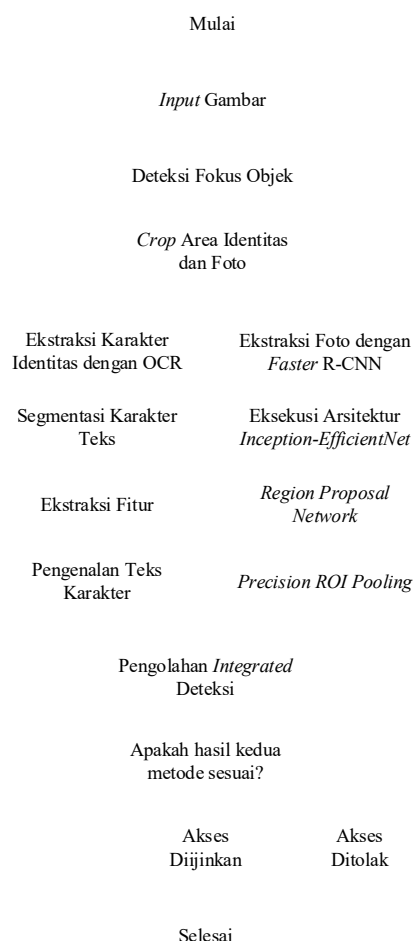
Arsitektur *Inception-EfficientNet* merupakan hasil pengembangan dari dua arsitektur yang terkenal dalam jaringan saraf konvolusi, yaitu *Inception Network* dan *EfficientNet*. *Inception Network* merupakan arsitektur yang menggunakan modul *Inception* untuk menggabungkan berbagai ukuran kernel konvolusi dalam satu lapisan untuk menangkap fitur-fitur diberbagai skala [16]. Hal ini membantu dalam menangkap detail halus dan fitur besar dalam gambar. Disisi lain, *EfficientNet* dikenal karena pendekatan skala yang efisien, yaitu dengan menyesuaikan lebar, kedalaman, dan resolusi jaringan secara bersamaan untuk mencapai keseimbangan antara ukuran model dan akurasi [17]. Pendekatan ini memungkinkan pencapaian kinerja yang baik dengan menggunakan sumber daya yang lebih sedikit.

Inception-EfficientNet mengambil manfaat dari kedua pendekatan tersebut. Arsitektur ini menggunakan modul *Inception* untuk menangkap fitur-fitur dengan berbagai ukuran dan kompleksitas, serta mengadopsi pendekatan efisien dari *EfficientNet*

untuk mengatur kompleksitas model secara keseluruhan. Hal ini dirancang agar dapat menghasilkan jaringan saraf yang handal, efisien, dan mampu menangani berbagai tugas pengolahan citra seperti klasifikasi, deteksi objek, segmentasi, dan lainnya. Kelebihan utama dari arsitektur *Inception-EfficientNet* adalah kemampuannya untuk menggabungkan fitur-fitur unggulan dari kedua arsitektur induknya, sehingga menciptakan model yang dapat mengatasi pengolahan citra *modern*.

D. Alur Pemrosesan Sistem Deteksi Penelitian

Alur sistem deteksi dalam penelitian ini bertujuan untuk memberikan tahapan yang terstruktur dalam pemrosesan dan pengolahan *input* citra, menjalankan proses ekstraksi citra menggunakan metode *Faster R-CNN* dan OCR, serta melakukan klasifikasi terhadap hasil deteksi yang diperoleh.



Gambar 2. Alur Pemrosesan Sistem Deteksi Berdasarkan Gambar 2, Langkah awal pemrosesan deteksi yakni generalisasi *input* gambar,

jika ditemukan kemiripan dengan objek KTM, maka sistem akan memfokuskan area KTM yang tertangkap kamera dan membuang *background* selain objek KTM. Hal ini dilakukan untuk menghasilkan solusi komprehensif dalam pengenalan dan klasifikasi objek dalam citra. Kemudian dilakukan *cropping* sehingga area pemrosesan data hanya berlaku pada bagian identitas KTM. Langkah selanjutnya dilakukan pemrosesan inti metode OCR untuk mengenali karakteristik *teks* identitas mahasiswa dengan melakukan segmentasi karakter *teks*. Ekstraksi fitur dilakukan untuk membedakan karakter satu sama lain dan mengidentifikasi karakter dengan benar. Selanjutnya sistem akan melakukan keputusan klasifikasi berupa *string teks* terhadap identitas yang telah dikenal. Berlangsung sistem deteksi OCR, juga bersamaan dengan deteksi *Faster R-CNN*. Namun, metode *Faster R-CNN* dirancang untuk mengklasifikasikan identitas kartu tanda mahasiswa berdasarkan foto mahasiswa yang tertera pada KTM. Langkah awal metode ini yakni dilakukan ekstraksi foto untuk menentukan dimensi dan letak gambar yang akan dideteksi. Kemudian akan dilakukan pemrosesan pembelajaran terhadap arsitektur *Inception-EfficientNet* selanjutnya dilakukan pembentukan RPN (*Region Proposal Network*) serta *ROI Pooling* untuk menangkap fokus deteksi terhadap titik dimensional foto sebagai langkah pengenalan foto.

Selanjutnya dilakukan langkah untuk integrasi pengenalan antara dua metode yakni OCR dan *Faster R-CNN* untuk menghasilkan keputusan yang sesuai. Jika deteksi antar kedua metode tersebut telah sesuai maka output yang dihasilkan yakni “Akses Diijinkan”. Namun, apabila hasil yang didapati oleh kedua sistem ditemukan ketidaksesuaian maka sistem akan mengindikasikan “Akses Ditolak” sebagai langkah bahwa mahasiswa tidak dapat mengakses fasilitas karena ketidaksesuaian dengan data aktual yang ada.

E. Pengumpulan Dataset

Dataset yang dikumpulkan merupakan kumpulan gambar yang dilakukan proses *cropping image* terhadap objek KTM sehingga fokus deteksi dapat dikenali dengan mudah oleh sistem yakni pada bagian identitas dan foto mahasiswa dengan dimensi 360x210 *pixel*. *Dataset* yang kumpulan berjumlah 300 data dengan banyaknya data masing-masing kelas yakni sebanyak 100 data. Kelas yang digunakan terdiri atas kelas “hafizh”, “richo”, dan “vandy”. Pada Gambar 3 merupakan citra dataset asli, yang kemudian dilakukan

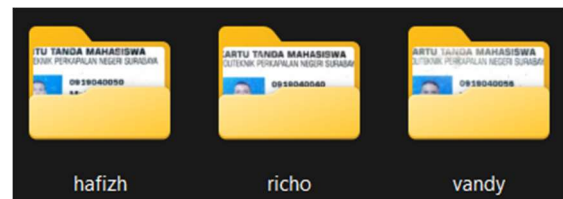
proses *cropping* seperti Gambar 4, dan pengumpulan dataset dalam setiap folder seperti Gambar 5.



Gambar 3. Citra Dataset Asli

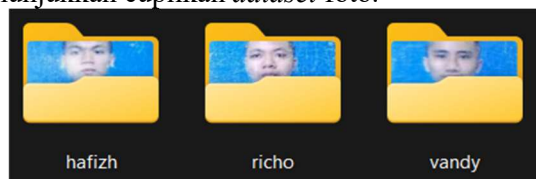


Gambar 4. Citra Hasil *Cropping*






Gambar 5. Folder Kumpulan Dataset KTM

Selain *dataset* identitas KTM penulis juga mengumpulkan *dataset* foto mahasiswa yang tercantum dalam KTM. Teknik pengambilan *dataset* dilakukan dengan pengambilan gambar oleh kamera pada berbagai pola pengambilan gambar termasuk ketinggian, dimensional kemiringan, serta tingkat pencahayaan yang bervariasi. Hal ini dilakukan untuk memperbanyak pola variasi data gambar sehingga proses pembelajaran akan semakin kompleks. Pada Gambar 6 merupakan *folder* kategori kelas yang memuat 100 gambar pada setiap kelas, dan Tabel 1 menunjukkan cuplikan *dataset* foto.



Gambar 6. Kumpulan Folder Data Foto

Tabel 1. Dataset Foto Mahasiswa

Kategori Kelas Aktual	Cuplikan Dataset	Ukuran
hafizh		100x100
richo		100x100
vandy		100x100

F. Pemrosesan Karakter dengan OCR

Pada pemrosesan karakter dengan OCR dilakukan proses segmentasi dengan melakukan anotasi terhadap setiap karakter citra identitas pada KTM. Langkah ini dilakukan untuk menyesuaikan *bounding box* pada setiap karakter untuk langkah pengenalan. Berikut merupakan cuplikan beberapa hasil segmentasi terhadap model XML yang telah dibuat.

Tabel 2. Anotasi Sample Karakter OCR

Anotasi Karakter	Bounding Box Karakter			
	Xmin	Ymin	Xmax	Ymax
R	290	218	344	313
i	246	201	271	292
c	293	213	352	317
h	274	202	289	299
o	269	209	283	301

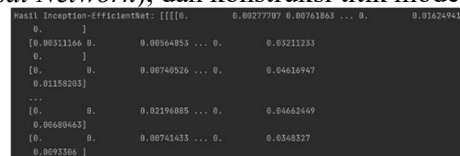
G. Pembentukan Arsitektur Inception-EfficientNet

Pada bagian ini dilakukan untuk Berikut merupakan konstruksi modifikasi Arsitektur *Inception-EfficientNet* yang dirancang oleh peneliti.

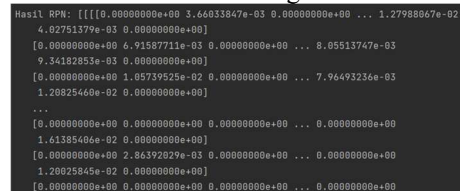
Tabel 3. Arsitektur Inception-EfficientNet

Layer	Type	Output Shape	Parameters
Input_1	input	(200, 200, 3)	0
Conv2d	(conv2d)	(200, 200, 64)	256
Conv2d_1	(conv2d)	(200, 200, 128)	73856
Conv2d_2	(conv2d)	(200, 200, 128)	147584
Max_pool	maxPool2d	(100, 100, 128)	0
Conv2d_3	(conv2d)	(100, 100, 256)	295168
Conv2d_4	(conv2d)	(100, 100, 256)	590080
Conv2d_5	(conv2d)	(100, 100, 256)	590080
Maxpool_1	maxPool2d	(50, 50, 256)	0
Flatten	flatten	640000	0
dense	dense	256	163840256
RPN	rpn	128	-
Efficient Net BO	Input_tensor	32	-
Total Parameters			165.537.280

Berikut merupakan cuplikan hasil parameter arsitektur *Inception-EfficientNet*, Hasil RPN (*Region Proposal Network*), dan konstruksi titik model.



Gambar 7. Hasil Weight Arsitektur



Gambar 8. Hasil RPN

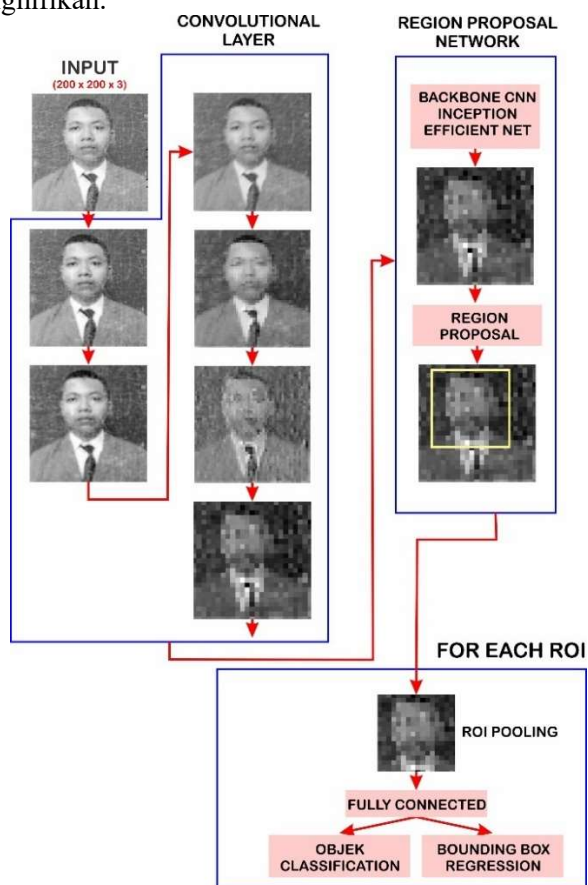
```

Hasil Final: [[0. 0.3786853 0. 0.01819936 0. 0.
0. 0. 0.01888162 0. 0.00352832 0.04073489
0. 0.00327599 0. 0.01636827 0. 0.00862273
0.00567147 0.00856002 0.05723191 0.02593795 0. 0.
0. 0.02243489 0. 0.03704345 0. 0.
0.01771245 0.00240323 0. 0. 0. 0.01206564
0.02484932 0.01450109 0. 0.00647244 0. 0.04518896
0. 0. 0.01754177 0.04291431 0.03888545 0.
0. 0. 0. 0. 0. 0.00353173
0.04143642 0.02056796 0.01064114 0. 0. 0.0095681
0. 0. 0.01149541 0. 0.0327646 0.0218642 0.
0.03855783 0.02419562 0. 0. 0.03213609 0.
0.00146371 0.02181011 0.03285103 0.00220744 0.02756962 0.
0.02018499 0.01870682 0.03160525 0.06349348 0.03124421 0.
0.00877521 0. 0. 0.00056377 0. 0.01646125
0. 0.01297215 0.00092192 0.04330558 0. 0.00674552
0.07565315 0. 0. 0.00640954 0. 0.
0. 0. 0. 0.05072375 0. 0.
0.0336152 0. 0.03667706 0. 0.01721016 0.01246101
0.04429043 0.02300708 0. 0. 0.06962236 0.00312393
0.01527992 0.01010024 0.02293542 0.00728741 0. 0.01907269
    
```

Gambar 9. Hasil Final Result

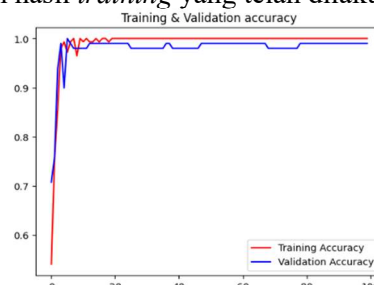
H. Pelatihan Model dengan Faster R-CNN

Penggabungan arsitektur *Inception-EfficientNet* pada model *Faster R-CNN* dilakukan untuk memanfaatkan informasi representasi yang lebih kaya terhadap citra deteksi, memungkinkan sistem untuk belajar fitur-fitur yang lebih kompleks dan abstrak, menghasilkan *region proposal network* yang akurat, serta meningkatkan kinerja sistem deteksi objek secara signifikan.

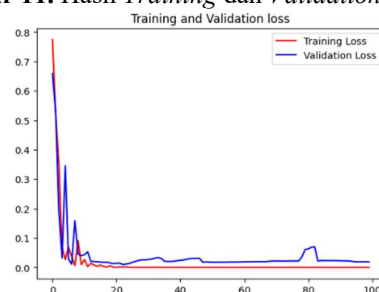


Gambar 10. Pemrosesan Citra Foto Metode *Faster R-CNN*

Proses *training* dilakukan terhadap citra gambar *cropping* yang hanya memuat foto mahasiswa. Pada proses *training* dilakukan dengan *epochs* berjumlah 100 *epochs* untuk *step* pembelajaran model. Berikut merupakan hasil *training* yang telah dilakukan.



Gambar 11. Hasil *Training* dan *Validation Accuracy*



Gambar 12. Hasil *Training* dan *Validation Loss*

Berdasarkan pola *training accuracy* dan *loss* terhadap pembelajaran model, didapatkan parameter *confusion* sebagai berikut.

Tabel 4. *Confusion Matriks* Hasil *Training*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Hafizh	0.98	0.98	0.99	53
Richo	1.00	0.99	0.99	54
Vandy	1.00	0.99	0.99	54

Berdasarkan Tabel 3, parameter *confusion* pada proses *training* menghasilkan nilai yang konvergen terhadap indeks pengenalan pada setiap kelas. Selanjutnya hal ini akan dijadikan indikasi dalam menganalisis kebaikan model dalam menanggapi kemampuan pengenalannya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN


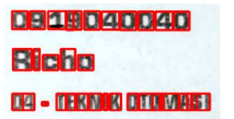
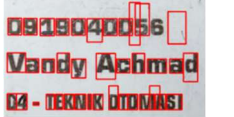
Bab ini bertujuan untuk melaporkan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap model yang telah diujikan pada bab sebelumnya. Pada tahap ini akan membahas secara rinci hasil pengujian dalam rangka mengukur keandalan dan kinerja model yang telah dikembangkan, mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model, serta menggambarkan solusi yang mungkin diperlukan untuk mengatasi berbagai tantangan yang muncul. Dengan demikian,

pembahasan ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam dan pemahaman yang komprehensif terkait dengan performa model yang telah dirancang.

A. Pengujian Karakter Identitas dengan OCR

Pada sub bab ini, peneliti melakukan pengujian terhadap pengenalan elemen karakter identitas menggunakan teknik *Optical Character Recognition* (OCR). Pengujian ini akan dilakukan pada tiga sampel gambar yang mewakili tiga kelas berbeda, yaitu "hafizh", "richo", dan "vandy". Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengukur efektivitas dan akurasi kemampuan model OCR dalam mengenali karakter identitas pada gambar. Berikut merupakan pengujian karakter gambar dengan OCR.

Tabel 5. Pengujian Deteksi Karakter dengan Metode OCR

Kelas	Bounding Box Karakter	Hasil Output Name	Akurasi
hafizh		0919040050 Muhammad Tegar Hafizh D4- TEKNIK OTOMAS!	97,78%
richo		0919040040 Richo D4- TEKNIK OTOMASI	100%
vandy		0919040056 Vandy Achmad D4 - TEKNIK OTOMAS!	97,29%
Akurasi Keberhasilan Rata-rata			98,35%

Perolehan nilai akurasi ditentukan dengan perbandingan jumlah karakter yang berhasil dikenali berbanding dengan total karakter aktual yang diujikan.

$$Akurasi = \frac{jumlah\ karakter\ benar}{jumlah\ karakter\ yang\ diuji} \times 100\% \quad (1)$$




Berdasarkan pengujian metode OCR terhadap pengenalan karakter identitas didapatkan akurasi keberhasilan rata-rata yakni sebesar 98,35%.

B. Pengujian Klasifikasi Foto dengan Faster R-CNN

Pengujian ini dilakukan dengan meng-input data gambar yang belum pernah dikenali oleh sistem yakni data sample testing. Pengujian dilakukan pada data

testing sebanyak 12 data dengan 4 *sample* pengujian pada setiap kelasnya. Berikut merupakan pengujian klasifikasi foto pada KTM yang telah diujikan.

Tabel 6. Pengujian Deteksi Karakter dengan Metode OCR

Data Aktual	Konvergensi Hasil Prediksi	Uji ke-	Hasil Deteksi	Akurasi
hafizh		1	hafizh	91.88%
		2	hafizh	92.11%
		3	hafizh	89.35%
		4	hafizh	91.54%
richo		1	richo	94.52%
		2	richo	93.33%
		3	richo	93.17%
		4	richo	90.01%
vandy		1	vandy	92.66%
		2	vandy	91.97%
		3	vandy	89.82%
		4	vandy	91.63%
Akurasi Keberhasilan Rata-rata				91.83%

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada Tabel 6, diperoleh tingkat akurasi keberhasilan rata-rata pada 12 *sample* pengujian yakni sebesar 91.83%.

C. Pengujian Keseluruhan Sistem

Pengujian keseluruhan sistem bertujuan untuk melakukan analisis terhadap kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap pola pengenalan objek yang akan dideteksi. Pada pengujiannya dilakukan dengan menganalisis kinerja arsitektur *Inception-EfficientNet* pada model *Faster R-CNN* yang telah dikembangkan dalam mengklasifikasikan foto pada KTM. Selanjutnya, pengujian ini juga dimaksudkan untuk mengevaluasi kemampuan model OCR yang telah dilatih untuk pengenalan identitas pada KTM (Kartu Tanda Mahasiswa). Seluruh hasil dari pengujian ini akan dianalisis secara lebih mendalam, terutama terkait integrasi dan interaksi terhadap hasil deteksi dari kedua metode yang diimplementasikan pada sistem.

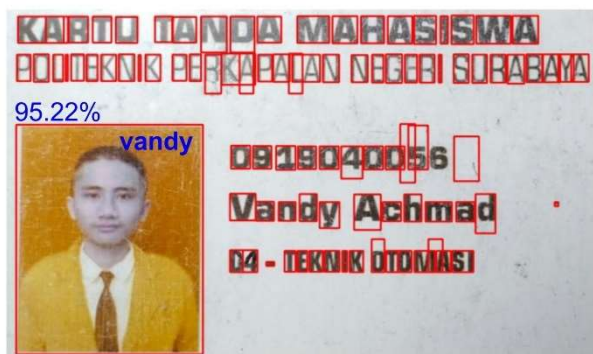
Pada pengujiannya dilakukan dengan integrasi pengenalan antara kedua metode yang tertera pada Gambar 13, Gambar 14, dan Gambar 15 berikut. Selanjutnya pada Gambar 16, Gambar 17, dan Gambar 18 merupakan hasil pembacaan *output* deteksi karakter.



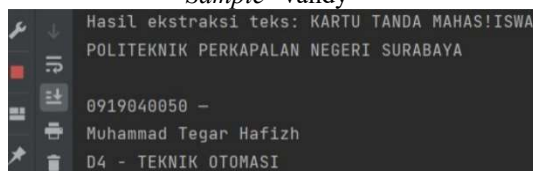
Gambar 13. Keberhasilan Uji Integrasi Metode pada Sample "hafizh"



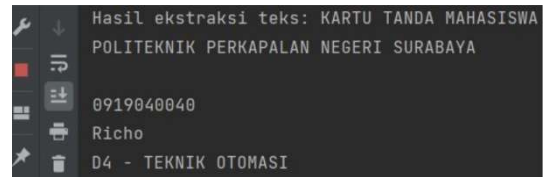
Gambar 14. Keberhasilan Uji Integrasi Metode pada Sample "richo"



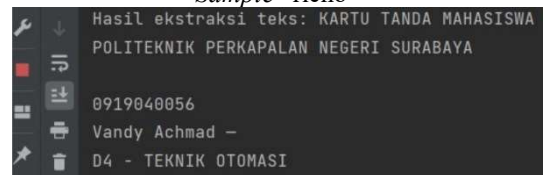
Gambar 15. Keberhasilan Uji Integrasi Metode pada Sample "vandy"



Gambar 16. Keberhasilan Uji Deteksi Karakter pada Sample "hafizh"



Gambar 17. Keberhasilan Uji Deteksi Karakter pada Sample "richo"



Gambar 18. Keberhasilan Uji Deteksi Karakter pada Sample "vandy"

Tabel 7. Pengujian Keakuratan OCR

Data Uji	Hasil Deteksi	Jumlah Karakter		Akurasi
		benar	total	
richo	0919040040	31	31	100%
	Richo			
	D4 - TEKNIK OTOMASI			
hafizh	0919040050 -	39	40	97,5%
	Muhammad Tegar			
	D4 - TEKNIK OTOMASI			
vandy	0919040056	36	37	97,29%
	Vandy Achmad -			
	D4 - TEKNIK OTOMASI			
Akurasi Keberhasilan Rata-rata				98,26

Berikut disajikan hasil pengujian integrasi metode OCR dan *Faster R-CNN* pada hasil deteksi terhadap hasil keputusan untuk akses ijin. Pada pengujiannya dilakukan sebanyak 15 kali dengan data *random*. Tabel 8 berikut merupakan hasil pengujian integrasi terhadap akses ijin.

Tabel 8. Pengujian Deteksi Keseluruhan Sistem

Data yang diujikan	Hasil OCR	Hasil <i>Faster R-CNN</i>	Kondisi	Output
richo	richo	richo	Benar	Akses Diijinkan
hafizh	hafizh	hafizh	Benar	Akses Diijinkan
vandy	vandy	vandy	Benar	Akses Diijinkan

vandy	vandy	vandy	Benar	Akses Diijinkan
hafizh	hafizh	hafizh	Benar	Akses Diijinkan
richo	richo	richo	Benar	Akses Diijinkan
richo	richo	hafizh	Salah	Akses Ditolak
hafizh	hafizh	hafizh	Benar	Akses Diijinkan
richo	richo	richo	Benar	Akses Diijinkan
vandy	vandy	vandy	Benar	Akses Diijinkan
hafizh	hafizh	hafizh	Benar	Akses Diijinkan
vandy	vandy	vandy	Benar	Akses Diijinkan
richo	richo	richo	Benar	Akses Diijinkan
vandy	vandy	vandy	Benar	Akses Diijinkan
hafizh	hafizh	hafizh	Benar	Akses Diijinkan

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 8, didapatkan hasil akurasi dengan perbandingan antara total data benar berbanding dengan total data yang diujikan. Pengujian sistem keseluruhan didapatkan akurasi keberhasilan sebesar 93,34%. Setelah dilakukan pengamatan lebih lanjut, adanya kesalahan deteksi salah satunya diakibatkan karena adanya kesamaan karakter dan tingkat pencahayaan dalam pengambilan citra sehingga mengakibatkan adanya kesamaan karakter foto.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilaksanakan, secara keseluruhan sistem pengenalan identitas Kartu Tanda Mahasiswa memberikan indeks klasifikasi pada 3 kelas yakni "richo", "hafizh", dan "vandy". Melalui serangkaian pengujian dan evaluasi, hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa;

Penelitian ini melakukan kolaborasi arsitektur *Inception-EfficientNet* dengan konstruksi 5 lapisan konvolusi pada 2 *maxpooling*, serta penambahan RPN (*Region Proposal Network*) dan ROI *Pooling* yang menjadi modifikasi inti untuk membentuk metode *Faster R-CNN*. Hasil penelitian menemukan temuan baru yang menunjukkan bahwa penyusunan dan modifikasi arsitektur *Inception-EfficientNet* telah menghasilkan akurasi *training* yang mencapai 98%.

Penerapan metode OCR dalam penelitian ini memberikan kontribusi nyata dalam mengenali setiap karakter *teks* pada Kartu Tanda Mahasiswa (KTM). Dalam pengujian, metode OCR mampu mengenali karakter dengan akurasi pengujian mencapai 98,35% dan akurasi implementasi sebesar 98,26%. Pengujian metode *Faster R-CNN* dalam mengklasifikasikan hasil pengenalan objek pada foto juga menghasilkan akurasi *training* yang sangat baik dengan *persentase* sebesar 98%. Sementara itu, pada pengujian metode *Faster R-CNN* terhadap pengenalan objek pada foto, akurasi keberhasilan mencapai 91,83%.

Berdasarkan pengujian terhadap keseluruhan sistem menggunakan sampel sebanyak 15 kali melalui integrasi metode OCR dan *Faster R-CNN* diperoleh akurasi deteksi sebesar 93,34%.

Keberhasilan kesimpulan tersebut menyatakan bahwa penerapan dan penggabungan metode *Optical Character Recognition* (OCR) dan *Faster Region Convolutional Neural Network* (*Faster R-CNN*) mengindikasikan akurasi optimal dalam klasifikasi pengenalan identitas pada Kartu Tanda Mahasiswa. Hal ini menjadi indikasi akses yang lebih baik terhadap fasilitas perpustakaan di lingkungan kampus. Di masa depan, peneliti berharap adanya pengembangan lebih lanjut terkait kolaborasi dengan metode terbaru untuk pengenalan sistem deteksi yang lebih luas. Hal ini diharapkan akan membuka peluang bagi perkembangan yang lebih luas dalam hal keandalan dan manfaatnya.

REFERENSI

- [1] H. Y. Madawara, P. F. Tanaem, and D. H. Bangkalang, "PERANCANGAN UI/UX APLIKASI KTM MULTIFUNGSI MENGGUNAKAN METODE DESIGN THINKING," *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 111–125, 2022, doi: 10.37792/jukanti.v5i2.560.
- [2] Z. Zulaikha, A. C. Alfarabi, A. R. Aprilianto, M. M. Fuadi, M. Tafrikan, and B. Hardiansyah, "Deteksi Kartu Tanda Mahasiswa (KTM) Universitas Islam Negeri (UIN) Walisongo dengan Feature Matching," *Zeta - Math J.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–6, 2022, doi: 10.31102/zeta.2023.8.1.1-6.
- [3] A. Wardana, A. Azzahra Batubara, B. S. Wanandi, C. Muzaddidah, K. Andrea, and M. A. Hafizh, "Rancangan Desain Prototype RFID

- Pada Presensi Mahasiswa Menggunakan KTM Di Prodi Sistem Informasi UINSU,” *Juktisi (Jurnal Teknol. Inf. Sist. Komputer)*, vol. 1, no. 3, p. 199, 2023.
- [4] I. F. Anshori, M. Faiz, and N. Handiani, “PENERAPAN IMK PADA KARTU TANDA MAHASISWA BERBASIS AUGMENTED REALITY,” *J. RESPONSIF*, vol. 4, no. 1, pp. 56–60, 2022.
- [5] Richo, R. Y. Adhitya, M. K. Hasin, M. Syai, and E. Setiawan, “Analisis Pengaruh Optimizer pada Model CNN untuk Identifikasi Cacat pada Perakat Kemasan,” *J. SISFOTENIKA*, vol. 13, no. 2, pp. 217–229, 2023.
- [6] P. M. Purba, A. Cipta Amandha, M. A. Putra, N. M. Harahap, R. A. Siregar, and I. Meilina, “Perancangan Sistem Absensi Mahasiswa Menggunakan Teknologi Near Field Communication Berbasis Android,” *J. Komput. Teknol. Inf. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 3, pp. 138–147, 2023.
- [7] Y. Mansyur, “Optical Character Recognition Untuk Deteksi Pelat Mobil Dan Motor Kendaraan Pada Kampus Teknik Gowa,” Univ. Hasanuddin, 2018.
- [8] S. S. Nurhaliza and Lussiana, “Sistem Pengenalan Karakter Dokumen Secara Otomatis Menggunakan Metode Optical Character Recognition,” *PETIR J. Pengkaj. dan Penerapan Tek. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 166–175, 2022, doi: 10.33322/petir.v15i1.1610.
- [9] A. A. Lubis, P. Sirait, Albert, A. Tanrisono, and Andy, “Klasifikasi Citra Multi Wajah Menggunakan Domain Adaptive Faster Region Convolutional Neural Network,” *J. SIFO Mikroskil*, vol. 20, no. 2, pp. 159–168, 2019, doi: 10.55601/jsm.v20i2.673.
- [10] D. Alamsyah and D. Pratama, “Deteksi Ujung Jari menggunakan Faster-RCNN dengan Arsitektur Inception v2 pada Citra Derau,” *JuSiTik J. Sist. dan Teknol. Inf. Komun.*, vol. 2, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.32524/jusitik.v2i1.435.
- [11] R. Z. Kaixuan Zhao, Meng Zhang, Weizheng Shen, Xiaohang Liu, Jiangtao Ji, Baisheng Dai, “Automatic body condition scoring for dairy cows based on efficient net and convex hull features of point clouds,” *Comput. Electron. Agric.*, p. 205, 2023.
- [12] N. H. Ente, M. Rohandi, and R. Yusuf, “SISTEM INFORMASI PENGARSIPAN MENGGUNAKAN OPTICAL CHARACTER RECOGNITION BERBASIS WEB DI KANTOR NOTARIS DAN PPAT HAKSON IS ENTE, SH. M.Kn,” *Diffus. J. Syst. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 195–203, 2023.
- [13] N. Y. S. Mendrofa, A. Mahfuzie, M. Faisal, A. Haidar, and P. Rosyani, “PERBANDINGAN METODE YOLO DAN FAST R-CNN DALAM SISTEM DETEKSI PENGENALAN KENDARAAN,” *JRIIN J. Ris. Inform. dan Inov.*, vol. 1, no. 2, pp. 431–436, 2023.
- [14] R. Haswinsa, I. I. Tritoasmoro, and Nur Ibrahim, “SISTEM DETEKSI QR CODE PADA MOBIL BERGERAK DENGAN METODE FASTER R-CNN,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 264–272, 2021, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversit y.ac.id/index.php/engineering/article/view/14272%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomu niversity.ac.id/index.php/engineering/article/do wnload/14272/14056>.
- [15] Z. P. Ruoxian Li, Jiayong Yu, Feng Li, Ruitao Yang, Yudong Wang, “Automatic bridge crack detection using Unmanned aerial vehicle and Faster R-CNN,” *Constr. Build. Mater.*, p. 362, 2023.
- [16] U. Ungkawa and G. A. L. Hakim, “Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 3, pp. 731–743, 2023.
- [17] E. Eka Citra, D. Hatta Fudholi, and C. Kusuma Dewa, “Implementasi Arsitektur EfficientNetV2 Untuk Klasifikasi Gambar Makanan Tradisional Indonesia,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. April, pp. 766–777, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i2.5881.