

Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Sebagai Upaya Preventif Tindakan Pemalsuan Mata Uang Rupiah di Indonesia

Mohammad Darrel Tristan Budirosso

2006577302

Departemen Teknik Elektro

Depok, Jawa Barat

mohammad.darrel01@ui.ac.id

I. INTRODUCTION

Jaringan Saraf Tiruan Konvolusi, yang disebut juga sebagai Convolutional Neural Network (CNN), atau ConvNet, memiliki arsitektur feedforward yang dalam dan mampu menggeneralisasikan dengan lebih baik dibandingkan dengan fully connected layer. CNN dapat mempelajari fitur-fitur abstrak dengan efisien dan juga dapat mengidentifikasi objek dengan baik. CNN dianggap lebih baik daripada model klasik lainnya karena menggunakan konsep weight sharing yang mengurangi jumlah parameter dan menghasilkan generalisasi yang lebih baik. CNN dapat dilatih dengan lancar dan tidak mengalami overfitting karena memiliki parameter yang lebih sedikit. Tahap klasifikasi diintegrasikan dengan tahap ekstraksi fitur dan keduanya menggunakan proses learning. Lebih sulit untuk mengimplementasikan jaringan besar dibandingkan dengan menggunakan model umum dari jaringan saraf tiruan buatan (ANN) daripada mengimplementasikannya dalam CNN.

Pada makalah proyek UAS kali ini, peneliti akan membahas secara lebih lanjut terhadap pengaplikasian dari CNN sebagai bentuk upaya preventif tindakan pemalsuan uang yang marak terjadi di Indonesia. Pemalsuan uang adalah tindakan yang melibatkan pembuatan uang palsu atau manipulasi uang yang sudah ada untuk menghasilkan uang yang tidak sah atau ilegal. Pemalsuan uang adalah kejahatan serius yang dapat menyebabkan dampak ekonomi dan sosial yang signifikan.

Ada beberapa cara untuk memalsukan uang, di antaranya mencetak uang palsu menggunakan teknologi cetak modern, atau memodifikasi uang yang sudah ada dengan cara seperti menghapus nomor seri atau mengubah nominal uang. Pelaku pemalsuan uang sering mencoba meniru keaslian uang dengan cara menambahkan tanda-tanda keamanan yang mirip dengan yang terdapat pada uang asli, seperti gambar dan nomor seri yang terukir, tinta khusus, atau tanda air.

Pemalsuan uang dapat berdampak buruk pada perekonomian suatu negara karena dapat memicu inflasi, merusak kepercayaan masyarakat terhadap mata uang yang digunakan, dan dapat merusak reputasi negara di mata dunia internasional. Oleh karena itu, hukum dan sanksi yang ketat diberlakukan untuk menanggulangi kejahatan pemalsuan uang.

Berdasarkan data yang diberikan oleh Bank Indonesia (BI), per periode januari hingga juli 2021 terdapat 188.370 lembar uang Rupiah palsu yang beredar di Indonesia, yang mana angka tersebut menunjukkan peningkatan sejumlah 43,16% dibandingkan dengan periode tahun sebelumnya.

Rasio temuan atas uang Rupiah palsu ini kemudian diterjemahkan menjadi tiga berbanding satu juta dari uang

Rupiah yang beredar di pasar keuangan Indonesia. Data menunjukkan bahwa uang Rupiah palsu ini paling banyak ditemukan di DKI Jakarta yang kemudian disusul oleh provinsi Jawa Barat serta Jawa Timur.

Dikarenakan maraknya penyebaran mata uang Rupiah palsu di peredaran pasar Indonesia, pemerintah membentuk Badan Koordinasi Pemberantasan Uang Palsu (BOTASUPAL) sebagaimana yang tercantum dalam Undang Undang Nomor 7 Tahun 2011 tentang Mata uang Rupiah, yang terdiri dari gabungan Badan Intelijen Indonesia (BIN), Kepolisian Republik Indonesia (POLRI), Kejaksaan Agung, Kementerian Keuangan Republik Indonesia, dan Bank Indonesia. BOTASUPAL berperan aktif dalam melakukan tindakan preventif atas tindakan pemalsuan Mata Uang Rupiah, dimana tindakan ini dapat dilakukan dengan cara menentukan standar kurs Mata Uang Rupiah terutama berkaitan dengan fisik Mata Uang Rupiah tersebut serta menggunakan database dari Bank Indonesia Counterfeit Analysis Centre (BI-CAC) untuk meningkatkan kualitas dari upaya pencegahan dan peningkatan keamanan Mata Uang Rupiah. Dengan adanya sistem CNN sebagai bentuk implementasi deep learning dalam rekognisi mata uang rupiah palsu, peneliti berharap bahwa metode CNN yang akan dikembangkan ini dapat digunakan oleh aparat penegak hukum dalam melakukan tindakan pencegahan yang diperlukan dalam hal pemalsuan mata uang rupiah.

II. LITERATURE

A. *Counterfeit Currency Recognition Using Deep Learning: A Review- Twana Nasih Ahmed , Sabat Salih Muhamad*

Pada jurnal yang berjudul “*Counterfeit Currency Recognition Using Deep Learning: A Review*” dibahas bahwa terdapat beberapa metode deep learning yang dapat digunakan untuk mendeteksi counterfeit pada mata uang, metode tersebut diantaranya adalah CNN, dan General Adversarial Networks (GANs). Jurnal tersebut melakukan komparasi antara studi literatur yang ada terkait dengan penggunaan CNN dan GAN dalam membedakan antara lembaran mata uang yang asli dengan lembaran mata uang yang palsu. Peneliti setuju dengan kajian yang dilakukan oleh jurnal tersebut yang kemudian dapat dipahami sebagai poin-poin berikut antara lain argumentasi penggunaan CNN untuk mengenali uang kertas palsu jauh lebih akurat dibandingkan dengan GAN layaknya, ketiadaan suatu fitur ekstraksi yang dibutuhkan secara signifikan serta dapat mengenali fitur penting dalam lembar mata uang rupiah (terutama visual) tanpa diperlukannya tenaga manusia.

B. *Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach - Sakshi Indoliaa, Anil Kumar Goswamib , S. P. Mishrab , Pooja Asopaa*

Jurnal ini membahas mengenai konsep dari Convolutional Neural Network (CNN) yang ditinjau dari metode deep learning. Tujuan daripada penulisan penelitian jurnal ini adalah untuk memahami lebih lanjut mengenai penggabungan dari prinsip-prinsip fundamental yang tercantum dalam suatu CNN, model-model yang umum digunakan dalam metode CNN, bentuk bentuk arsitektur umum yang digunakan dalam implementasi CNN, dan algoritma yang digunakan. Penulis sepakat dengan hasil penelitian ini, bahwa terdapat beberapa keuntungan yang dapat diperoleh dari penggunaan metode CNN dibandingkan dengan metode machine learning yang konvensional digunakan dalam rekognisi citra dari mata uang palsu. CNN muncul sebagai suatu teknik yang digunakan untuk klasifikasi yang berbasis dengan informasi yang kontekstual. CNN memiliki kemampuan untuk memahami fitur-fitur yang umumnya bersifat kontekstual terutama dalam hal visual, sehingga dapat melampaui permasalahan yang kerap dijumpai dalam klasifikasi pixel dan parameter parameter yang dibutuhkan dalam mengenali lembaran mata uang yang palsu.

C. *Recent Advances in Convolutional Neural Networks - Jiuxiang Gua,* , Zhenhua Wangb,* , Jason Kuenb , Lianyang Mab , Amir Shahroudyb , Bing Shuaib , Ting Liub , Xingxing Wangb , Li Wangb , Gang Wangb , Jianfei Caic , Tsuhan Chenc*

Pada jurnal ini, dilakukan pembahasan tren pengembangan dari metode CNN yang digunakan dalam memecahkan permasalahan permasalahan sehubungan

dengan visual recognition, speech recognition, dan text recognition. Perkembangan ini mengikuti aspek aspek seperti layer design, fungsi aktivasi, loss function, optimisasi hingga fast computation. Penulis mengambil data spesifik yang tercantum dalam jurnal ini yaitu terkait dengan pengaplikasian dari CNN yakni dalam bentuk klasifikasi gambar, object tracking, hingga text detection and recognition yang berkontribusi besar dalam implementasi CNN sebagai suatu sistem yang dapat mengenali ciri ciri uang palsu. Penulis sependapat dengan jurnal ini dalam hal yang terkait dengan kekurangan kekurangan CNN yang dapat menjadi suatu rintangan dalam melakukan implementasi CNN. Hal hal tersebut antara lain adalah dibutuhkannya dataset dengan skala yang besar daya komputasi yang besar, yang berujung pada kebutuhan penggunaan sumber daya manusia (SDM) untuk mengumpulkan dataset yang dibutuhkan, deep model yang digunakan oleh CNN membutuhkan penyimpanan yang besar dan juga waktu yang signifikan sehingga tidak cocok ntuk digunakan dalam platform mobile yang umumnya memiliki sumber daya terbatas. Yang terakhir dan juga tantangan terbesar dari CNN adalah implementasi membutuhkan kemampuan dan pengalaman untuk dapat memilih hyperparameter yang sesuai seperti learning rate, kernel size dari filter konvolusional, dan jumlah layer.

III. BASIC THEORY

A. *Convolutional Neural Network*

Convolutional neural network merupakan suatu cabang pengembangan yang didasar pada Multilayer Perceptron (MLP) yang dimana didesain untuk mengolah data yang memiliki skala dua dimensi. CNN termasuk kedalam jenis dari Deep Neural Network yang disebabkan oleh kedalaman jaringan yang dapat terbilang tinggi dan juga memiliki banyak pengaplikasian pada data citra. Pada kasus yang dimana terdapat masalah klasifikasi citra, MLP sendiri kurang efektif untuk digunakan pada masalah tersebut dikarenakan bahwa pada MLP informasi spasial dari data citra tidak disimpan dan akan mengasumsikan bahwa setiap pixel merupakan fitur yang independen sehingga akan menghasilkan output yang kurang baik. CNN sendiri pertama kali dikembangkan dengan nama NeoCognitron yang ditemukan oleh Kunhiko Fukushima yang merupakan seorang peneliti dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories. Konsep awal CNN tersebut yang kemudian akan dimatangkan oleh Yann LeChun, yang dimana seorang peneliti dari AT&T Bell Laboratories yang terletak di Holmdel, New Jersey, USA.

B. *Konsep CNN*

Convolutional Neural Network merupakan salah satu tipe dari Deep Learning neural network architecture yang dimana umum digunakan pada Computer Vision. Computer Vision sendiri merupakan suatu bidang yang ada pada Kecerdasan Buatan yang memungkinkan sebuah komputer untuk memiliki pengertian dan penginterpretasian akan sebuah citra atau data visual yang ada.

Pada machine learning, Artificial Neural Network memiliki performa yang sangat baik. Neural network sendiri digunakan pada beragam dataset seperti citra (gambar),

audio, dan juga text. Tipe neural network yang berbeda juga digunakan dengan tujuan yang berbeda beda. Pada contohnya untuk kita bisa memprediksi urutan dari suatu huruf, maka kita menggunakan Recurrent Neural Network atau biasa disebut sebagai LSTM, sama juga seperti ketika kita ingin melakukan klasifikasi citra maka kita akan menggunakan Convolutional Neural Network.

Pada sebuah Neural Network yang ada pada umumnya, terdapat tiga tipe layer yang digunakan yaitu adalah :

1. **Input Layer** : Input layer merupakan layer yang dimana kita akan memberikan input kepada model yang akan kita gunakan. Jumlah dari neuron yang nantinya akan kita gunakan akan sama dengan jumlah fitur yang ada pada data kita (contohnya jumlah pixel yang ada jika data yang kita gunakan adalah citra).
2. **Hidden Layer** : Input dari input layer maka akan diteruskan kepada hidden layer. Banyaknya hidden layer dapat beragam sesuai dengan model dan besar data yang kita gunakan. Setiap hidden layer akan kemudian memiliki jumlah neuron yang berbeda-beda yang pada umumnya akan lebih besar dari jumlah fitur yang ada pada dataset yang kita gunakan. Output yang dihasilkan dari setiap layer ini kemudian akan dikomputasi oleh multiplikasi matriks dari output layer sebelumnya dengan bobot yang dapat diterima dari layer tersebut dan kemudian oleh pertambahan dari bias yang dapat diterima dan diikuti oleh activation function yang dimana akan membuat jaringan tersebut nonlinear.
3. **Output Layer** : Output dari hidden layer akan kemudian diteruskan kembali kepada sebuah logistic function seperti sigmoid atau softmax yang dimana akan mengkonversi output dari setiap class menjadi sebuah probability score dari setiap class tersebut.

Data kemudian akan diteruskan kembali kepada model dan output dari setiap layer yang didapatkan melalui tahapan diatas disebut sebagai feedforward. Dari tahapan feedforward tersebut kemudian kita akan melakukan kalkulasi error menggunakan sebuah error function. Error function ini pada pokoknya berfungsi sebagai parameter ukuran performa dari suatu jaringan. Setelah proses tersebut selesai, maka kemudian akan dilakukan backpropagation kembali ke dalam model dengan mengkalkulasikan derivative yang muncul. Tahapan terakhir inilah yang kemudian dikenal sebagai Backpropagation yang dimana berfungsi untuk meminimalisir loss yang terjadi dalam keseluruhan proses learning.

BAB IV. Experiment

Pada makalah ini, penulis menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan juga *Deep Learning* untuk melakukan identifikasi terhadap mata uang Rupiah palsu melalui *image detection* yang dimana *dataset* yang digunakan akan dilakukan *training* dengan menggunakan 2 tipe *dataset* yaitu adalah mata uang Rupiah palsu dan juga mata uang Rupiah asli. Fitur yang akan

digunakan pada pelatihan *dataset* yang sendiri adalah sebagai berikut :

1. *Grayscale Conversion* : training akan mengubah gambar mata uang input menjadi skala abu-abu menggunakan `cv2.cvtColor()` untuk menyederhanakan data dan mengurangi kompleksitas komputasi. Gambar skala abu-abu memiliki satu saluran (hitam dan putih) daripada tiga saluran (merah, hijau, dan biru) pada gambar berwarna.
2. *Image Resizing* : training akan mengubah ukuran gambar skala abu-abu menjadi ukuran tetap 100x100 piksel menggunakan `cv2.resize()`. Mengubah ukuran gambar menjadi ukuran yang konsisten penting untuk memastikan bahwa semua gambar masukan memiliki dimensi yang sama, yang merupakan persyaratan untuk melatih CNN.
3. *Convolutional Neural Network* : pada training dataset ini akan digunakan CNN untuk ekstraksi fitur. CNN cocok digunakan untuk tugas klasifikasi gambar karena dapat secara otomatis mempelajari dan mengekstraksi fitur yang relevan dari gambar. Arsitektur model dalam kode tersebut mencakup lapisan konvolusi (Conv2D) yang diikuti oleh lapisan penggabungan maksimum (MaxPooling2D) untuk menangkap pola lokal dan mengurangi dimensi spasial.
4. *Flattening and Dense Layers* : Setelah lapisan konvolusi dan penggabungan, kode tersebut mencakup lapisan flattening (Flatten) untuk mengubah peta fitur multidimensional menjadi vektor fitur datar. Vektor ini kemudian diteruskan melalui lapisan terhubung penuh (Dense) untuk melakukan klasifikasi. Lapisan dense mempelajari hubungan antara fitur yang diekstraksi dengan label kelas yang sesuai.
5. *Softmax Activation* : Lapisan dense terakhir dalam kode tersebut menggunakan fungsi aktivasi softmax (softmax) untuk menghasilkan skor probabilitas untuk setiap kelas. Softmax memastikan bahwa probabilitas kelas yang diprediksi menjumlah menjadi 1, memungkinkan kita menginterpretasikan keluaran sebagai distribusi probabilitas atas kelas-kelas tersebut.
6. *Loss Function and Optimization* : Kode tersebut menggunakan categorical cross-entropy (`categorical_crossentropy`) sebagai fungsi loss, yang cocok untuk masalah klasifikasi multi-kelas. Model dioptimasi menggunakan optimizer Adam (adam), yang merupakan pilihan populer untuk melatih model deep learning.
7. *Training and Evaluation* : Kode tersebut melatih model menggunakan data pelatihan dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan data pengujian. Setelah pelatihan, kode tersebut mencetak loss dan akurasi pengujian.

Hasil dari training dan evaluasi yang telah dilakukan pada model klasifikasi Convolutional Neural Network adalah sebagai berikut :

Klasifikasi report di atas memberikan evaluasi performa dari sebuah model klasifikasi. Berikut adalah penjelasan untuk setiap bagian dari klasifikasi report:

```

Classification report:

              precision    recall  f1-score   support

     0:         1.00         1.00         1.00         24
     1:         1.00         1.00         1.00         16

 accuracy: 1.00
macro avg: 1.00         1.00         1.00         40
weighted avg: 1.00         1.00         1.00         40

Confusion Matrix
[[24  0]
 [ 0 16]]

Accuracy
1.0

```

1. Precision: Menunjukkan sejauh mana model dapat mengidentifikasi dengan tepat kelas yang positif. Precision dihitung dengan membagi jumlah prediksi benar positif dengan jumlah total prediksi positif. Dalam kasus ini, precision untuk kelas 0 adalah 1.00, yang berarti model mengklasifikasikan semua contoh kelas 0 dengan benar. Precision untuk kelas 1 juga adalah 1.00, yang berarti model mengklasifikasikan semua contoh kelas 1 dengan benar.

2. Recall: Menunjukkan sejauh mana model dapat mengidentifikasi dengan tepat contoh kelas yang positif. Recall dihitung dengan membagi jumlah prediksi benar positif dengan jumlah total contoh yang sebenarnya positif. Dalam kasus ini, recall untuk kelas 0 adalah 1.00, yang berarti model berhasil mengidentifikasi semua contoh kelas 0 dengan benar. Recall untuk kelas 1 juga adalah 1.00, yang berarti model berhasil mengidentifikasi semua contoh kelas 1 dengan benar.

3. F1-score: Merupakan ukuran yang menggabungkan precision dan recall menjadi satu nilai. F1-score dapat memberikan gambaran yang lebih baik tentang performa model, terutama jika terdapat ketidakseimbangan antara jumlah contoh kelas yang positif dan negatif. F1-score yang mencapai 1.00 menunjukkan performa yang sangat baik.

4. Support: Menunjukkan jumlah contoh dalam setiap kelas. Dalam kasus ini, terdapat 24 contoh kelas 0 dan 16 contoh kelas 1.

5. Accuracy: Menunjukkan sejauh mana model dapat mengklasifikasikan dengan benar contoh-contoh secara keseluruhan. Accuracy dihitung dengan membagi jumlah prediksi benar dengan jumlah total contoh. Dalam kasus ini, akurasi mencapai 1.0, yang berarti model mengklasifikasikan semua contoh dengan benar.

Confusion Matrix juga disediakan dalam klasifikasi report, yang menunjukkan jumlah prediksi yang salah dan benar

dalam bentuk matriks. Dalam kasus ini, tidak ada prediksi yang salah, dengan 24 prediksi benar untuk kelas 0 dan 16 prediksi benar untuk kelas 1.

Secara keseluruhan, klasifikasi report menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik, dengan presisi, recall, f1-score, dan akurasi yang sempurna (1.00) untuk kedua kelas.

BAB V. Conclusion

Convolutional Neural Network (CNN) memiliki keunggulan dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek dengan lebih baik daripada model klasik lainnya. CNN mampu mengidentifikasi fitur-fitur abstrak dengan efisien dan menggunakan konsep weight sharing untuk mengurangi jumlah parameter dan menghasilkan generalisasi yang lebih baik. CNN juga dapat digunakan untuk mencegah tindakan pemalsuan uang dengan menggunakan teknologi deep learning.

Pemalsuan uang merupakan kejahatan serius yang dapat berdampak buruk pada perekonomian dan kepercayaan masyarakat terhadap mata uang. Dalam upaya pencegahan pemalsuan uang, penggunaan CNN sebagai bentuk implementasi deep learning dalam mengenali mata uang palsu diharapkan dapat membantu aparat penegak hukum dalam tindakan preventif.

Beberapa metode deep learning lainnya seperti General Adversarial Networks (GANs) juga dapat digunakan untuk mendeteksi pemalsuan mata uang, namun CNN dianggap lebih akurat dalam mengenali fitur-fitur penting pada lembaran mata uang. CNN juga memiliki keuntungan dalam memahami fitur-fitur yang kontekstual terutama dalam hal visual.

Meskipun CNN memiliki banyak keunggulan, implementasinya dalam jaringan besar membutuhkan sumber daya yang besar, termasuk dataset yang besar dan daya komputasi yang memadai. Selain itu, pengaturan hyperparameter yang tepat juga menjadi tantangan dalam implementasi CNN.

Dalam eksperimen yang dilakukan dalam makalah ini, CNN dan deep learning digunakan untuk mengidentifikasi mata uang Rupiah palsu melalui image detection. Training dilakukan menggunakan dataset mata uang Rupiah palsu dan asli dengan fitur-fitur seperti grayscale conversion dan image resizing.

Dengan menggunakan CNN dan deep learning, diharapkan dapat meningkatkan keamanan dalam mencegah pemalsuan mata uang dan melindungi ekonomi serta reputasi negara dari dampak negatif pemalsuan uang.