

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Uang menjadi salah satu bagian penting dalam kehidupan manusia. Dengan adanya uang, manusia dapat memenuhi kebutuhan hariannya seperti makanan, minuman, pakaian, dan tempat tinggal[1]. Pentingnya uang tidak hanya pada aspek ekonomi semata. Uang juga memiliki peran yang signifikan dalam masyarakat. Di era modern, pemanfaatan uang sudah semakin berkembang. Uang tidak hanya dijadikan alat transaksi konvensional seperti jual beli antara masyarakat, namun juga dapat digunakan untuk melakukan transaksi antara manusia dan juga mesin. Salah satu kemudahan yang dapat dirasakan oleh masyarakat adalah adanya teknologi atau sistem yang mampu mengenali nominal dari uang kertas[2]. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah teknologi yang dapat membedakan uang kertas berdasarkan nominalnya, salah satu yang dapat digunakan adalah *artificial intelligence*.

Kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* adalah salah satu bagian dari ilmu komputer yang melatih mesin (komputer) agar dapat melakukan pekerjaan seperti yang dilakukan oleh manusia[3]. Kecerdasan buatan telah diterapkan dalam berbagai sektor. Di bidang kesehatan, kecerdasan buatan digunakan untuk mendeteksi penyakit dengan bantuan sistem pakar. Di industri kuliner, robot dapat menggantikan peran pelayan di restoran. Selain itu, dalam hiburan, kecerdasan buatan digunakan dalam berbagai permainan, seperti permainan catur melawan komputer[4]. Kecerdasan buatan memiliki cabang ilmu seperti pembelajaran mesin, pemrosesan bahasa alami, pengenalan pola, robotika, dan juga visi komputer. Visi komputer atau biasa dikenal dengan *computer vision* dapat mengenali citra dengan kemampuan yang sama atau bahkan dapat melebihi penglihatan manusia asli[5]. *Computer vision* sendiri memiliki banyak penerapan. Salah satu metode yang paling populer untuk digunakan adalah *object detection*. *Object detection* merupakan salah satu cabang dari bidang *computer vision* yang dapat menemukan objek dalam bentuk gambar maupun video[6]. Teknologi *object detection* ini dapat

digunakan dalam berbagai aspek seperti untuk membantu navigasi karena fungsinya yang mirip dengan sistem penglihatan manusia[7]. Teknologi *object detection* telah digunakan dalam berbagai bidang seperti kesehatan, transportasi, keamanan, dan juga ekonomi. Saat ini sudah banyak algoritma dalam *deep learning* mengenai *object detection* di antaranya adalah *R-CNN* dan *Fast R-CNN*.

R-CNN (*Region Based Convolutional Neural Network*) merupakan metode deteksi objek yang menggunakan CNN untuk melakukan klasifikasi berdasarkan *region* dalam sebuah citra [8]. Metode ini dikemukakan oleh Ross Girshick pada tahun 2013. *R-CNN* menggunakan *selective search* sebagai metode dalam membentuk *region proposal*. Dalam proses deteksi pada metode *R-CNN*, dibentuk sebanyak 2000 persegi dalam sebuah citra yang disebut *region proposal*[9]. Namun *R-CNN* memiliki masalah besar yaitu komputasinya yang sangat lambat dan juga berat, karena dalam metode ini dibutuhkan waktu sekitar 47 detik untuk mengklasifikasikan 2000 proposal[10]. Oleh karena itu, terdapat algoritma penerus yang memiliki komputasi yang lebih cepat dari *R-CNN* yaitu *Fast R-CNN*. *Fast R-CNN* dibangun berdasarkan *R-CNN* untuk dapat melakukan klasifikasi proposal objek dengan lebih efisien[11]. *Fast R-CNN* dapat melakukan komputasi 25 kali lebih cepat dibandingkan dengan *R-CNN*. Hal ini dikarenakan pada *Fast R-CNN* terdapat perbedaan letak dari *region of interest*[12]. Pada *Fast R-CNN* tidak diperlukan untuk membentuk proposal dari sebuah *input* yang mencapai 2000 proposal, karena pada *fast R-CNN* hanya perlu menjalankan jaringan saraf satu kali pada seluruh gambar[13]. Namun, penggunaan *Fast R-CNN* juga terbilang masih belum cukup untuk melakukan deteksi objek masih menggunakan *selective search* sebagai *region proposal* yang memiliki komputasi yang lambat. Maka dari itu, pada tahun 2015, Ross Girshick mengemukakan pembaruan metode dari *R-CNN* dan *Fast R-CNN* yang memiliki komputasi yang lebih cepat, yaitu *Faster R-CNN*.

Faster R-CNN merupakan metode *object detection* oleh mesin yang pengenalan objeknya dilakukan dengan mencari ciri-ciri yang dimiliki oleh

objek pada citra. *Faster R-CNN* memiliki kelebihan dibandingkan algoritma pendahulunya. Pada *Faster R-CNN* sudah tidak lagi menggunakan *selective search* dalam algoritmanya. Peran dari *selective search* digantikan oleh *Region Proposal Network (RPN)*. RPN dapat menggantikan *selective search* yang digunakan pada *R-CNN* dan *Fast R-CNN* untuk membuat usulan wilayah dengan lebih cepat, sehingga mengurangi waktu komputasi. Penelusuran dilakukan melalui lapisan-lapisan seperti dalam jaringan saraf tiruan melalui proses konvolusi, yang lebih dikenal sebagai *Convolutional Neural Network (CNN)*. [14]. *Faster R-CNN* menerapkan dua arsitektur CNN yang berbeda, yaitu ZFNet dan juga VGG-16, namun kedua arsitektur tersebut memiliki kelemahan seperti arsitektur CNN pada umumnya yaitu mengenai *vanishing gradient*. *Vanishing gradient* adalah permasalahan umum yang terjadi pada arsitektur CNN, di mana ketika jaringan terlalu dalam, maka gradien dari fungsi *loss* menurun mendekati nilai 0 setelah beberapa iterasi sebelum mencapai konvergen, yaitu kondisi di mana nilai fungsi *loss* (yang mengukur kesalahan prediksi jaringan) telah menurun sampai pada titik di mana perubahan nilainya sangat kecil atau hampir tidak berubah setelah iterasi tambahan [15]. Salah satu arsitektur CNN yang dapat mengatasi permasalahan *vanishing gradient* adalah ResNet.

ResNet atau *Residual Network* merupakan arsitektur yang dibangun oleh Kaiming He. Arsitektur pada ResNet memiliki tiga ciri khusus berupa koneksi lompat (*skip connection*), lalu menggunakan *batch normalization*, dan juga menghilangkan *fully connected layer* pada bagian akhir [16]. Dibandingkan dengan model arsitektur CNN lainnya, model ResNet memiliki kelebihan yaitu kinerjanya tidak menurun walaupun arsitekturnya semakin dalam [17]. Cara yang digunakan ResNet efektif dalam mengatasi permasalahan *vanishing gradient problem* yang terjadi pada arsitektur CNN lain [16]. Permasalahan ini dapat diatasi dalam arsitektur ResNet yang menerapkan *skip connection*.

Selain pemilihan algoritma yang tepat, proses *preprocessing* pada citra juga memiliki peran penting dalam pengenalan objek. Salah satu metode *preprocessing* yang umum digunakan adalah pengolahan citra dalam ruang

warna RGB. Ruang warna RGB (*Red, Green, Blue*) merupakan model warna yang paling umum digunakan dalam representasi citra digital. Representasi RGB memungkinkan sistem untuk menangkap dan memanipulasi warna dengan cara yang mirip dengan penglihatan manusia, sehingga sering digunakan dalam aplikasi *computer vision*[18]. Selain itu, kombinasi ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) dengan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) juga digunakan untuk dapat melihat objek dengan sudut pandang lain. HSV merupakan model warna yang mendekati cara manusia menggambarkan warna, dengan memisahkan informasi warna (*hue*) dari informasi intensitas (*value*), sehingga lebih *robust* terhadap perubahan pencahayaan[19]. HOG merupakan representasi bentuk objek lokal yang digunakan untuk mengidentifikasi fitur dari gradien intensitas pada sebuah gambar. Keunggulan HOG adalah kemampuannya dalam menangkap tepi atau gradien yang sangat khas dari bentuk asli objek, sehingga efektif dalam mendeteksi bentuk dan tepi objek[20]. Kombinasi HSV dan HOG dalam *preprocessing* dapat memberikan informasi lain tentang ciri-ciri visual uang kertas.

Berdasarkan pemaparan latar belakang di atas metode *Faster R-CNN* memiliki komputasi lebih baik dibandingkan dengan pendahulunya, serta apabila digunakan arsitektur ResNet-50 akan memiliki hasil yang lebih baik, karena dapat mengatasi *vanishing gradient*. Namun, penggunaan algoritma *Faster R-CNN* untuk mendeteksi objek uang kertas rupiah belum dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini akan dituangkan ke dalam Tugas Akhir yang berjudul “Penerapan Algoritma *Faster R-CNN* dalam Pengenalan Uang Kertas Rupiah”. Hasil dari penelitian ini adalah sebuah model yang dapat melakukan deteksi objek berupa uang kertas rupiah dengan menggunakan dua skema *preprocessing* yaitu dengan menggunakan citra RGB dan kombinasi HSV dengan HOG.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. Belum adanya penelitian terkait yang menggunakan Algoritma *Faster R-CNN* dalam mendeteksi objek uang kertas.
2. Belum diketahuinya kesesuaian antara hasil prediksi yang menggunakan Algoritma *Faster R-CNN* dengan nilai uang kertas yang dideteksi.

1.3. Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka pertanyaan peneliti dalam melakukan penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana penggunaan algoritma *Faster R-CNN* dalam mengidentifikasi nilai uang kertas?
2. Berapa tingkat kesesuaian nilai mata uang yang ditunjukkan dari hasil penggunaan Algoritma *Faster R-CNN* dalam mendeteksi uang kertas?

1.4. Batasan Masalah

Berdasarkan perumusan masalah dan tujuan penelitian, untuk mencapai hasil penelitian yang sesuai dengan masalah yang ada, ditetapkan batasan-batasan penelitian sebagai berikut:

1. Penelitian difokuskan pada penggunaan algoritma *Faster R-CNN* dengan arsitektur ResNet-50 dalam mendeteksi objek uang kertas rupiah.
2. Penelitian hanya difokuskan untuk mendeteksi objek berupa uang kertas rupiah dengan emisi tahun 2016, 2022, serta edisi khusus nominal Rp75.000 emisi 2020.
3. Hasil dari penelitian ini adalah sebuah model dari *Faster R-CNN* dengan arsitektur ResNet-50 yang digunakan untuk mendeteksi uang kertas rupiah.

1.5. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, dapat dijabarkan tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan algoritma *Faster R-CNN* dalam mengidentifikasi uang kertas rupiah.
2. Mengukur kinerja model yang dihasilkan dari algoritma *Faster R-CNN* dalam mengidentifikasi uang kertas rupiah.

1.6. Manfaat Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, batasan masalah dan tujuan penelitian yang telah diuraikan di atas, maka dapat diketahui manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Manfaat Teoritis
 - a. Bagi Penulis, sebagai tambahan pengetahuan bagi penulis dalam *Object Detection* khususnya pada algoritma *Faster R-CNN*.
 - b. Bagi Institut Teknologi Telkom Purwokerto, dapat digunakan sebagai bahan referensi maupun pembandingan dalam penelitian selanjutnya.
 - c. Bagi Masyarakat, dapat menyelesaikan permasalahan dalam pengenalan uang kertas .
2. Manfaat Praktis
 - a. Bagi penulis, dapat menjadi media dalam menerapkan algoritma *Faster R-CNN*.
 - b. Bagi Institut Teknologi Telkom Purwokerto, dapat digunakan sebagai sampel model untuk penelitian selanjutnya.
 - c. Bagi masyarakat, penelitian ini dapat dijadikan alat bagi masyarakat, khususnya untuk dimanfaatkan sebagai sistem pembayaran otomatis yang dapat mengenali uang kertas rupiah.