

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2. 1. Penelitian Sebelumnya

Penelitian deteksi objek dengan menggunakan kain sebagai objek penelitiannya telah dilakukan beberapa kali sebelumnya. Penelitian-penelitian ini umumnya mencoba untuk mendeteksi adanya cacat pada kain untuk kegunaan industri tekstil. Salah satu penelitian mencoba mendeteksi cacat pada kain dengan menggunakan pendekatan *Deep Convolutional Neural Network (Deep CNN)* (Fan dkk., 2021). Metode deteksi yang dipakai pada penelitian ini merupakan metode gabungan antara *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Variational Autoencoder (VAE)*. Metode CNN dipakai untuk mengesktrak pola pada kain, sedangkan metode VAE digunakan untuk modelling dan penentuan karakteristik. Dari gambar-gambar yang dimiliki, diperoleh tiga jenis pola pada kain untuk dideteksi, yaitu pola kotak-kotak, pola titik-titik, dan pola bintang. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan mampu memperoleh akurasi sebesar 86% pada kain dengan pola kotak-kotak, 98% pada kain dengan pola titik-titik, dan 98% pada kain dengan pola bintang.

Penelitian untuk mendeteksi cacat pada kain juga pernah dilakukan dengan menggunakan algoritma YOLO (Jing dkk., 2020). Penelitian dilakukan dengan menggunakan dua jenis kain, yaitu kain berwarna abu-abu sebanyak 680 kain dan kain warna berpola jeruji sebanyak 1200 kain.

Cacat yang dideteksi pada kain abu-abu adalah goresan, benda asing, dan lipatan, sedangkan cacat yang dideteksi pada kain warna berpola jeruji adalah serat benang, ujung yang rusak, dan lubang. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan mampu mendeteksi cacat pada masing-masing jenis kain dengan error rate paling tinggi sebesar 2.17% untuk cacat goresan pada kain abu-abu dan 2.04% untuk cacat serat benang pada kain warna berpola jeruji.

Selain itu, penelitian untuk membedakan motif-motif pada kain tenun Melayu juga pernah dilakukan (Rizki dkk., 2021). Metode deteksi objek yang dipilih adalah CNN dengan arsitektur AlexNet dan *Faster Region-based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* dengan arsitektur *Visually Geometry Group (VGG)* melalui metode validasi *K-Fold Cross Validation*. Hasil terbaik diperoleh pada nilai  $k = 5$  menunjukkan metode Faster R-CNN lebih unggul daripada CNN dengan nilai akurasi sebesar 82.14%, presisi sebesar 91.38%, dan *recall* sebesar 91.36%.

Tidak hanya motif, pemanfaatan *computer vision* juga dilakukan untuk mendeteksi pola yang ada pada sebuah kain tenun. Sebuah penelitian mencoba menggunakan arsitektur *residual network (ResNet)*, khususnya ResNet-50 (Iqbal Hussain dkk., 2020) untuk mendeteksi pola yang ada pada kain tenun. Pada penelitian ini terdapat tiga pola terdeteksi yaitu polos, kepar, dan satin. Model kemudian dievaluasi melalui beberapa parameter yaitu *accuracy*, *balanced accuracy*, dan *F1 score*. Hasil penelitian ini kemudian dibandingkan dengan arsitektur VGGNet dan menunjukkan hasil

yang lebih unggul, dimana *accuracy* yang diperoleh sebesar 99.3%, *balanced accuracy* sebesar 99.1%, dan *F1 score* sebesar 98.6%.

Penelitian lain juga dilakukan untuk klasifikasi tekstur yang ada pada kain tenun NTT (Setiohardjo & Harjoko, 2014). Tujuannya adalah untuk melakukan perbandingan pendekatan analisa tekstur antara *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Color Co-occurrence Matrix* (CCM). Penelitian dilakukan dengan menggunakan kain yang berasal dari empat daerah di NTT, yaitu Flores, Sumba, Timor, dan Sabu dengan masing-masing daerah memiliki 2 jenis resolusi gambar yaitu  $640 \times 480$  piksel dan  $4000 \times 3000$  piksel. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode pendekatan CCM selalu menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada GLCM, namun selalu membutuhkan waktu komputasi yang lebih tinggi.

Sebuah penelitian *image retrieval* juga dilakukan pada kain tenun tradisional NTT (Tena dkk., 2023). Pada penelitian ini, peneliti menciptakan datasetnya sendiri sebesar 4800 gambar dengan 120 kelas terdeteksi. Proses *retrieval* kemudian dilakukan dengan metode *Modified Convolutional Neural Network* (MCNN). Hasil yang diperoleh dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode MCNN mendapatkan hasil yang dinilai lebih unggul daripada tujuh arsitektur lainnya, dengan hasil akurasi *top-5* sebesar 99.96%, *top-10* sebesar 99.88%, *top-20* sebesar 99.50%, dan *top-50* sebesar 97.60%.

Tabel 2. 1. Perbandingan penelitian terdahulu

No	Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil
1	Junjun Fan, Wai Keung Wong, Jiajun Wen, Can Gao, Dongmei Mo, dan Zhihui Lai	<i>Fabric Defect Detection Using Deep Convolution Neural Network</i>	Deep CNN dan VAE	Akurasi sebesar 86% pada kain dengan pola kotak-kotak, 98% pada kain dengan pola titik- titik, dan 98% pada kain dengan pola bintang
2	Junfeng Jing, Dong Zhuo, Huanhuan Zhang, Yong Liang, dan Min Zheng	<i>Fabric Defect Detection Using the Improved YOLOv3 Model</i>	YOLOv3 termodifikasi	<i>Error rate</i> paling tinggi sebesar 2.17% untuk cacat goresan pada kain abu-abu dan 2.04% untuk cacat serat benang pada kain warna berpola jeruji.
3	Yoze Rizki, Reny Medikawati Taufiq, Dinia Putri, dan	Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN	Faster R- CNN	Hasil terbaik diperoleh pada nilai $k = 5$ dengan nilai akurasi sebesar 82.14%, presisi sebesar 91.38%, dan <i>recall</i> sebesar 91.36%,

No	Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil
	Harun Mukhtar			sehingga menunjukkan menunjukkan metode Faster R-CNN lebih unggul daripada CNN.
4	Muhammad Ather Iqbal Hussain, Babar Khan, Zhije Wang, dan Shenyi Ding	<i>Woven Fabric Pattern Recognition and Classification Based on Deep Convolutional Neural Networks</i>	ResNet-50	<i>Accuracy</i> sebesar 99.3%, <i>balanced accuracy</i> sebesar 99.1%, dan <i>F1 score</i> sebesar 98.6%, sehingga menunjukkan lebih unggul daripada VGG.
5	Nicodemus Mardanus Setiohardjo dan Agus Harjoko	Analisis Tekstur untuk Klasifikasi Motif Kain (Studi Kasus Kain Tenun Nusa Tenggara Timur)	GLCM dan CCM	CCM selalu menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada GLCM, namun selalu membutuhkan waktu komputasi yang lebih tinggi

No	Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil
6	Silvester Tena, Rudy Hartanto, dan Igi Ardiyanto	<i>Content-Based Image Retrieval for Traditional Indonesian Woven Fabric Images Using a Modified Convolutional Neural Network Method</i>	MCNN	Akurasi <i>top-5</i> sebesar 99.96%, <i>top-10</i> sebesar 99.88%, <i>top-20</i> sebesar 99.50%, dan <i>top-50</i> sebesar 97.60%, sehingga menunjukkan lebih unggul daripada 7 pendekatan lainnya.

Dari penelitian-penelitian *computer vision* tersebut, penelitian ke-2 merupakan penelitian yang paling mendekati dengan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian saat ini. Kedua penelitian ini sama-sama merupakan penelitian berbasis deteksi objek pada kain dengan menggunakan algoritma YOLO. Beberapa perbedaan yang ada antara kedua penelitian ini adalah:

1. Penelitian rujukan menggunakan algoritma YOLOv3 yang telah dimodifikasi, sedangkan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan YOLOv5.
2. Penelitian rujukan mencoba mendeteksi cacat kain yang ada di industri tekstil, sedangkan penelitian saat ini mencoba mendeteksi asal daerah dari sebuah kain tenun NTT.

3. Penelitian rujukan mengevaluasi model deteksi objek dengan mengukur *error rate*, sedangkan penelitian saat ini mengevaluasi model deteksi objek dengan mengukur *precision*, *recall*, dan mAP.

## **2. 2. Landasan Teori**

### **2. 2. 1. NTT dan Kain Tenunnya**

Nusa Tenggara Timur (NTT) merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang berbentuk kepulauan. NTT, dengan Kota Kupang sebagai ibukotanya, memiliki 21 kabupaten dan 1 kota yang tersebar pada 624 pulau (Badan Pusat Statistik Provinsi NTT, 2022). Kondisi geografis NTT inilah yang menyebabkan setiap daerah memiliki kebudayaannya masing-masing yang ditunjukkan oleh upacara adat, bahasa daerah, lagu daerah, dan kerajinan tradisional, termasuk kain tenun.

Kain tenun merupakan salah satu kerajinan tradisional andalan bagi masyarakat NTT. Tercatat kerajinan ini pertama kali diperkenalkan oleh seorang etnografer Belanda bernama G. P. Rouffaen di sekitar tahun 1900an (Lanu & Dewanto, 2016). Proses pembuatan kain tenun memerlukan tahap yang cukup panjang, dimulai dari pemisahan biji kapas, pembuatan benang, pencelupan, penenunan, hingga penjahitan (Firmansyah M dkk., 2017). Kegiatan ini diajarkan secara turun temurun kepada anak cucu sebagai bentuk upaya pelestarian tradisi daerah (Hoely & Snae, 2017).

Meskipun memiliki proses yang serupa, masing-masing daerah tetap menunjukkan ciri khasnya melalui motif yang digunakan pada kain tenun mereka. Motif-motif yang dibuat pada kain tenun umumnya

menggambarkan sesuatu yang unik dari daerah tersebut, misalnya seperti tumbuhan atau hewan yang banyak dijumpai di daerah itu, objek-objek yang berasal dari daerah itu, atau bahkan gambaran cerita rakyat atau legenda daerah itu (Siombo, 2019). Misalnya, daerah Sumba Timur cenderung menunjukkan motif-motif seperti kuda, udang, rusa, atau tengkorak pada kain tenunnya, sedangkan daerah Timor Tengah Selatan menunjukkan motif-motif seperti burung, buaya, atau cecak (Hoely & Snae, 2017). Semuanya ini untuk menunjukkan kekhasan dari setiap daerah.

Penggunaan kain tenun di daerah NTT tidak lagi hanya sebagai pakaian saja, namun sudah menjadi sebuah warisan budaya yang begitu dihargai. Kain tenun kini digunakan dalam banyak kesempatan, seperti sebagai mahar perkawinan (*belis*), digunakan dalam upacara-upacara adat, sebagai pembeda kedudukan sosial, alat transaksi tukar menukar (*barter*), bahkan sebagai penangkal kekuatan mistis (Mamulak, 2015). Beberapa kain tenun juga dipakai sebagai sarana bercerita tentang sebuah legenda dari daerah tertentu yang tertuang lewat motifnya (Hoely & Snae, 2017). Selain alasan-alasan tradisional tersebut, kerajinan kain tenun juga dinilai dapat meningkatkan kesejahteraan masyarakat karena dapat menampung banyak tenaga kerja dan juga menunjang perekonomian daerah (Setiawan & Suwarnigdyah, 2014).

### **2. 2. 2. Deteksi objek dan Algoritma YOLO**

Deteksi objek merupakan salah satu cabang dari *computer vision* yang terkenal. Hal ini ditunjukkan dengan perkembangannya yang pesat



dari cabang ini selama 20 tahun terakhir (Zou dkk., 2023). Deteksi objek bertujuan untuk mendeteksi satu atau sejumlah objek yang hadir di dalam sebuah gambar. Deteksi objek membutuhkan suatu set gambar yang akan digunakan sebagai bahan pelatihan untuk dapat membentuk sebuah model. Umumnya sebuah model memerlukan banyak gambar sebagai bahan pelatihan dan juga ratusan atau bahkan ribuan kali pelatihan. Namun secara teori, menurunkan jumlah gambar atau jumlah pelatihan yang dibutuhkan mungkin untuk dilakukan jika kita bisa membangun sebuah algoritma yang dapat memprediksi bentuk-bentuk dari objek yang dideteksi (Amit dkk., 2020).

Sama seperti cabang dari *computer vision* lainnya, deteksi objek memiliki sejumlah tantangan yang perlu diatasi untuk dapat membangun sebuah model yang baik. Pembangunan dataset sepatutnya tidak dilakukan secara sembarangan, namun sambil memperhatikan tantangan-tantangan ini. Tantangan itu adalah (Hou dkk., 2016; Hu dkk., 2016):

i. Pencahayaan (*illumination*)

Masalah pencahayaan merupakan tantangan dari deteksi objek yang disebabkan karena adanya perbedaan intensitas cahaya yang besar antara satu gambar dengan gambar lainnya. Sebuah model yang selesai dilatih dengan menggunakan gambar-gambar dengan pencahayaan yang baik bisa saja tidak dapat dipakai untuk mendeteksi sebuah objek karena gambar yang dideteksi terlalu gelap. Contoh tantangan *illumination* akan ditunjukkan oleh Gambar 2. 1.



Gambar 2. 1. Contoh tantangan *illumination*

ii. Ragam sudut pandang (*viewpoint variation*)

Perbedaan sudut pandang merupakan tantangan dari deteksi objek yang disebabkan karena perbedaan sudut pengambilan gambar suatu objek. Sebuah model yang dilatih hanya menggunakan gambar objek yang diambil dari depan mungkin tidak bisa mendeteksi objek tersebut ketika diberikan gambar dari belakang. Contoh tantangan *viewpoint variation* ditunjukkan oleh Gambar 2. 2.



Gambar 2. 2. Contoh tantangan *viewpoint variation*

iii. Skala (*scale*)

Tantangan skala terjadi akibat adanya perbedaan ukuran objek dari gambar yang tersedia. Hal biasa yang menjadi penyebabnya adalah

jarak pengambilan gambar yang terlalu jauh atau terlalu dekat. Suatu model yang dilatih menggunakan gambar-gambar objek yang terlihat besar akibat gambar diambil terlalu dekat dari kamera bisa saja tidak dapat mendeteksi objek yang sama ketika diberikan gambar dengan objek yang terlihat kecil. Contoh tantangan *scale* ditunjukkan oleh Gambar 2. 3.



Gambar 2. 3. Contoh tantangan *scale*

iv. Halangan (*occlusion*)

Halangan merupakan tantangan deteksi objek dimana objek yang seharusnya dideteksi terhalang sebagian oleh objek lain. Suatu model yang dilatih menggunakan gambar-gambar dimana objek terdeteksi terlihat secara utuh biasanya tidak bisa dipakai ketika diberikan gambar dengan objek yang terhalang. Contoh tantangan *occlusion* ditunjukkan oleh Gambar 2. 4.



Gambar 2. 4. Contoh tantangan *occlusion*

v. Perubahan bentuk (*deformation*)

Perubahan bentuk merupakan tantangan deteksi objek yang terjadi akibat objek yang dideteksi memiliki bentuk atau pose yang lain. Misalnya sebuah model mendeteksi orang dilatih dengan menggunakan gambar-gambar orang berpose berdiri tegak. Model ini kemungkinan tidak dapat dipakai untuk mendeteksi orang pada gambar seseorang sedang melompat. Contoh tantangan *deformation* ditunjukkan oleh Gambar 2.

5.



Gambar 2. 5. Contoh tantangan *deformation*

vi. Ragam intra kelas (*intra-class variation*)

Ragam intra kelas merupakan tantangan deteksi objek dimana suatu objek memiliki bermacam-macam variasi. Misalnya sebuah model pendeteksi sepeda motor yang dilatih menggunakan gambar-gambar dari motor bebek, kemungkinan besar tidak bisa mendeteksi gambar dari sepeda motor *scooter automatic* atau sepeda motor *sportsbike*. Contoh tantangan *intra-class variation* ditunjukkan oleh Gambar 2. 6.



Gambar 2. 6. Contoh tantangan *intra-class variation*

vii. Latar belakang kacau (*cluttered background*)

Latar belakang yang kacau dapat mengganggu model deteksi objek. Latar belakang yang kacau membuat objek menjadi sulit dilihat atau dibedakan dengan sekitarnya. Hal ini membuat model yang dilatih menggunakan gambar dengan latar belakang polos menjadi sulit dipakai ketika diberikan gambar dengan latar belakang yang tidak polos. Contoh tantangan *cluttered background* ditunjukkan oleh Gambar 2. 7.



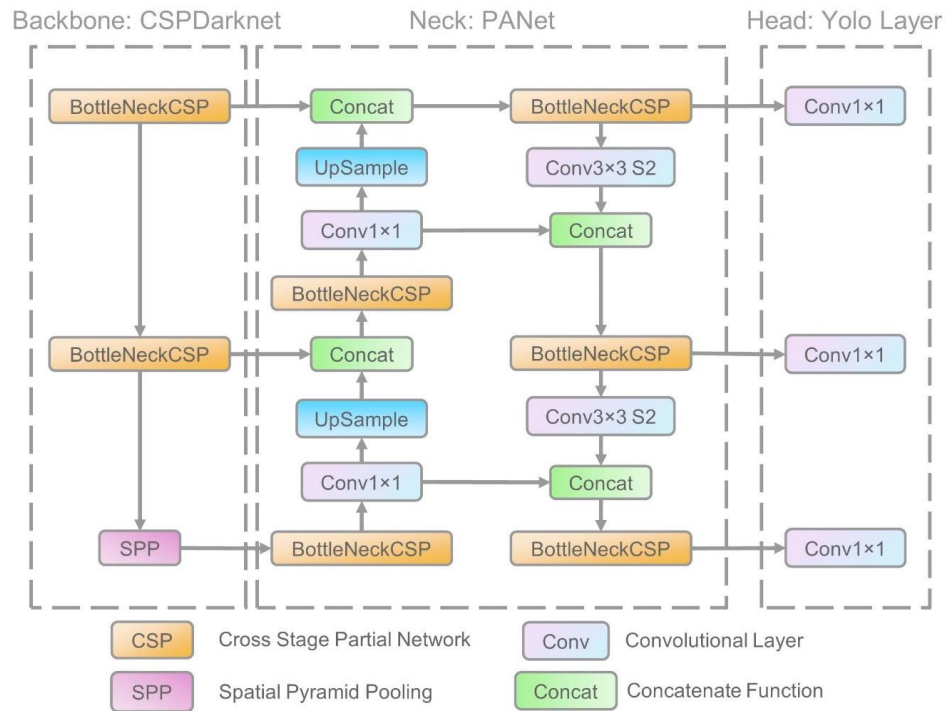
Gambar 2. 7. Contoh tantangan *cluttered background*

Hingga saat ini, sudah banyak algoritma yang tersedia dalam deteksi objek. Salah satu algoritma yang terkenal adalah algoritma *You Only Look Once* (YOLO). Algoritma YOLO adalah algoritma deteksi objek yang dikembangkan oleh Joseph Redmon pada tahun 2016. Ciri khas dari algoritma ini adalah performanya yang cepat dan memberikan hasil yang lebih baik daripada algoritma-algoritma deteksi objek sebelumnya, terutama untuk sistem deteksi secara *real time* (Redmon dkk., 2016; Shafiee dkk., 2017).

Salah satu versi dari YOLO yang banyak digunakan adalah YOLOv5. Arsitektur dari YOLOv5 dapat dilihat pada Gambar 2. 8. YOLOv5 menggabungkan CSPNet ke dalam Darknet, sehingga mengurangi ukuran model dan meningkatkan efisiensi inferensi. Selain itu, YOLOv5 menggunakan PANet untuk meningkatkan aliran informasi, meningkatkan akurasi deteksi objek, serta memaksimalkan penggunaan



sinyal lokalisasi yang akurat (PANet juga menggunakan fitur *pooling* yang adaptif) (Xu dkk., 2021).



Gambar 2. 8. Arsitektur YOLOv5 (Xu dkk., 2021)

YOLOv5 melakukan evaluasi dengan mengukur 3 parameter, yaitu *precision*, *recall*, dan *mean absolute precision* (mAP). *Precision* adalah pengukuran korelasi antara nilai dari positif yang diprediksi dengan nilai positif sebenarnya. Secara perhitungan matematika, *precision* dinyatakan dengan persamaan (Powers, 2007):

$$Precision = \frac{True\ Positive}{Predicted\ Positive} \quad (1)$$

*Recall* adalah pengukuran jumlah prediksi positif dengan keadaan positif yang sebenarnya. *Recall* merupakan metrik pengukuran penting di

dalam bidang *machine translation* untuk menunjukkan kesuksesan model pada penyalarsan kata dan dalam bidang medis untuk mengidentifikasi kasus positif sebenarnya. Perhitungan *recall* mengikuti persamaan (Powers, 2007):

$$Recall = \frac{True\ Positive}{Real\ Positive} \quad (2)$$

mAP adalah nilai rata-rata dari absolute *precision* (AP) yang diambil pada setiap kelas. AP sendiri merupakan hasil pengukuran sebaik apa suatu model deteksi objek dalam menentukan kelas yang tepat beserta lokasinya di dalam suatu gambar. Pengukuran AP dilakukan dengan cara mengalurkan *precision* dan *recall* pada setiap kelas ke dalam suatu kurva kemudian diukur luas bidang di bawahnya. Rata-rata *precision* pada setiap *recall* kemudian dibagi ke dalam 11 jarak yang sama besar dari (0 sampai 1 dengan jarak 0.1). secara matematis, perhitungan AP dinyatakan dalam persamaan (Everingham dkk., 2010):

$$AP = \frac{1}{11} \sum_{r \in (0,0.1,\dots,1)} p(r) \quad (3)$$

Evaluasi model tidak cukup hanya memperhatikan metrik-metrik terukur di atas. Pengguna juga perlu melakukan evaluasi hasil yang diperoleh dari hasil pelatihan model secara mandiri. Ada tiga kemungkinan



hasil yang diperoleh dari pelatihan model kita, yaitu (De Luna dkk., 2020; Hema & Kannan, 2018):

- i. *Underfit*, dimana hasil pelatihan yang diperoleh sama sekali tidak dapat digunakan untuk menggambarkan data yang dipakai untuk pelatihan.
- ii. *Good fit*, dimana hasil pelatihan yang diperoleh dapat menggambarkan data yang dipakai untuk pelatihan dan juga untuk data-data yang belum dilihat (*unseen data*). Ini terjadi karena model bisa menangkap bagian-bagian penting dari pelatihan dan menerapkannya pada data yang diberikan maupun data baru nantinya.
- iii. *Overfit*, dimana hasil pelatihan yang diperoleh terlalu menggambarkan data yang dipakai untuk pelatihan, sehingga tidak dapat dipakai untuk data-data yang belum dilihat. Ini terjadi karena model berusaha untuk meningkatkan metrik terukur terlalu lama, sehingga model menjadi ‘menghafal’ pelatihan daripada ‘mempelajari’