

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Perusahaan industri manufaktur perlu memperhatikan kualitas produk untuk mempertahankan nilai dan kepuasan pelanggan. Hal ini karena, mutu dari produk dapat menentukan profitabilitas suatu perusahaan (Khanna, dkk, 2017). Kualifikasi produk yang baik dapat dilihat dari kesempurnaan secara fisik yang terlihat pada produk yang tidak memiliki kecacatan (Hall, dkk, 2016). Pengendalian mutu produk dapat dilakukan pada bagian *quality control* (QC) untuk diperiksa kelayakan kondisi fisik produk (Khanna, dkk, 2017).

Keramik merupakan salah satu produk yang secara fisik dapat diidentifikasi kerusakannya secara kasat mata. Kerusakan dapat terjadi akibat kegagalan dalam proses produksi. Jenis kerusakan secara visual pada keramik yang biasa terjadi yaitu adanya keretakan, perbedaan warna, goresan, dan lain sebagainya (Onita, dkk, 2018). Kontrol terhadap kualitas keramik secara visual yang dilakukan manual oleh tenaga manusia tidak sepenuhnya dapat diandalkan, mengingat beberapa keterbatasan manusia yang dapat berisiko terjadinya *human-error* (Nazelliana, 2014). Faktor terjadinya *human-error* disebabkan oleh kurangnya keterampilan dan pengetahuan, maupun kondisi saat bekerja (London, dkk, 2021). Inspeksi terhadap produk memerlukan biaya dan waktu produksi yang banyak, mengingat perlunya ketelitian dalam pengecekan fisik yang dilakukan secara berulang-ulang (Onita, dkk, 2018).

PT. Sango Internasional merupakan perusahaan keramik di Kota Semarang yang memproduksi keramik jenis *tableware*. Produksi keramik *tableware* pada PT. Sango Internasional melalui tahapan QC untuk menghindari lolos seleksi pada produk yang memiliki kerusakan. Pendataan terhadap kualitas produk dilakukan secara rutin. Tabel 1.1 menunjukkan data persentase kerusakan produk pada bagian QC periode November 2020–Januari 2021, rata-rata kerusakan visual pada produk mencapai 18%.

Tabel 1.1 Persentase Kerusakan Produk Periode Oktober 2020 – Januari 2021

<b>Periode</b>	<b>Persentase Rata-rata Kerusakan</b>
Oktober 2020	19%
November 2020	16%
Desember 2020	18%
Januari 2021	19%

Namun demikian, meskipun sudah melalui tahapan QC, masih terdapat komplain dari pelanggan terkait adanya kecacatan pada produk yang dibeli. Tabel 1.2 menunjukkan data pengaduan pelanggan produk *tableware* pada bulan Januari–Maret 2021. Berdasarkan data tersebut, jumlah pengaduan pada produk *tableware* hingga bulan Maret 2021 mencapai 19 pengaduan. Jenis kecacatan yang ditemukan bermacam-macam meliputi adanya retak, goresan, kotor, dan lain sebagainya. Salah satu faktor terjadinya pengaduan yang dilakukan oleh pelanggan diindikasikan karena kelalaian petugas dalam penyortiran barang. Hal ini disebabkan karena penyortiran produk jadi masih dilakukan secara manual atau lebih dikenal dengan istilah "mata telanjang", dimana *human-error* mudah terjadi apabila karyawan kurang fokus. Dengan demikian, perlu adanya suatu metode dalam melakukan deteksi kerusakan guna meminimalisir terjadinya lolos sortir pada produk yang terdapat kerusakan.

Tabel 1.2 Jumlah Pengaduan Pelanggan Periode Januari – Maret 2021

<b>Periode</b>	<b>Jumlah</b>
Januari	8
Februari	6
Maret	5
<b>Total</b>	<b>19</b>

Pemanfaatan teknologi informasi yang melibatkan komputer dapat menjadi salah satu cara untuk meminimalisir risiko kesalahan dalam mendeteksi kerusakan produk (Carrillo-Gutierrez, dkk, 2016). Pemanfaatan teknologi dalam identifikasi cacat produk mengacu pada paradigma manufaktur dimana mesin manufaktur terhubung dalam jaringan, dipantau oleh sensor, dan dikendalikan oleh komputer untuk

meningkatkan kualitas produk dan produktivitas sistem (Wang dkk, 2019). Dengan demikian, diperlukan metode untuk mendapatkan hasil keputusan secara akurat dan *real-time*. Inspeksi visual secara otomatis yang dilakukan dengan memanfaatkan citra objek telah banyak diterapkan dalam pengecekan kualitas keramik. Namun, kesalahan dalam mendeteksi kerusakan pada keramik masih mungkin terjadi pada inspeksi visual secara otomatis (Alamsyah, dkk, 2019).

Penelitian sebelumnya terkait dengan deteksi kerusakan pada produk telah dilakukan dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra digital dan *Machine learning*. *Machine learning* sebagai salah satu pendekatan dalam kecerdasan buatan (*artificial intelligence/AI*), dikembangkan untuk mempelajari pola dari data secara mandiri tanpa ada campur tangan dari pengguna (Rahmayuna, dkk, 2018). Deteksi kerusakan melalui citra telah dilakukan dengan melibatkan teknik *preprocessing*, segmentasi maupun klasifikasi. Pengembangan teknik pemrosesan pada objek citra yang saat ini digunakan dan menghasilkan akurasi yang tepat adalah algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) (Wang, dkk, 2019). Penggunaan metode CNN mampu memberikan akurasi yang tepat dalam mengenali pola citra. Namun, dalam implementasinya, algoritma CNN memberikan kompleksitas yang tinggi sehingga berpengaruh pada lamanya waktu proses yang dibutuhkan.

Tingginya kompleksitas komputasi pada algoritma CNN dapat terjadi karena banyaknya dimensi warna pada citra yang diproses dalam suatu waktu. Berdasarkan jenis warna, citra dibedakan menjadi 3 jenis, yaitu citra RGB, citra *grayscale* dan citra biner. Citra RGB (*red, green, blue*) memiliki tingkat intensitas warna akan lebih tinggi dibandingkan dengan citra dengan format *grayscale* dan biner (Andono dan Sutojo, 2015). Meskipun demikian, CNN dapat menyelesaikan permasalahan ekstraksi fitur pada citra RGB yang memiliki tiga dimensi warna dan menghasilkan fitur unik pada citra (Geron, 2017). Namun, meskipun citra memiliki kaya akan informasi, tidak semua bagian pada citra mengandung informasi yang diperlukan. Pada beberapa kasus klasifikasi citra, terkadang hanya sebagian daerah yang diperlukan informasinya, hal ini disebut dengan *region of interest/ROI*. Perolehan ROI dapat dilakukan dengan

memisahkan objek utama dari latar belakang (*background*) citra melalui proses segmentasi (Yang, dkk, 2021). ROI memungkinkan terjadinya peningkatan kinerja dan waktu yang lebih cepat pada saat proses pemodelan tidak terkecuali pada pemodelan CNN (Eppel, 2017).

Wang, dkk (2016) melakukan deteksi kerusakan pada produk botol *wine* dimana metode yang digunakan adalah *Gaussian filter* dan *Hough transform* yang memanfaatkan garis tepi citra untuk mendapatkan ROI citra. Selanjutnya, citra ROI menjadi masukan untuk diklasifikasi menggunakan algoritma CNN (Wang, dkk, 2019). Namun, ROI yang dihasilkan menggunakan *Hough transform* tidak sepenuhnya berfokus pada objek yang diteliti. Tan, dkk (2020) melakukan deteksi goresan pada ubin keramik menggunakan teknik morfologi dan *Fuzzy C-Means*. Hasilnya berupa citra keramik yang telah tersegmentasi dan mendeteksi goresan pada ubin keramik. Ahmad dan Rao (2015) melakukan penelitian untuk mendeteksi persentase kerusakan pada keramik menggunakan teknik morfologi dan *Fuzzy Logic*. Hasil dari penelitian ini yaitu citra keramik yang tersegmentasi dan perhitungan persentase kerusakan pada ubin keramik. Namun, pada penelitian Tan, dkk (2020) serta Ahmad dan Rao (2015) tidak melakukan klasifikasi pada jenis kerusakan pada ubin keramik.

Deteksi pada kerusakan perlu dilakukan dengan cepat dan akurat agar dapat diimplementasikan secara *real-time*. Permasalahan kompleksitas sistem perlu dipertimbangkan untuk menghasilkan sistem yang mampu mendeteksi secara cepat dan akurat. Pada penelitian ini, objek penelitian berupa citra keramik *tableware* yang diambil dari kamera. Perolehan ROI pada objek keramik *tableware* dapat dilakukan melalui teknik segmentasi, salah satunya *morphological ehancement*. *Morphological enhancement* merupakan pendekatan yang memanfaatkan intensitas keabuan pada citra pada piksel yang saling bertetangga untuk menjadi blok warna yang sama. *Morphological enhancement* digunakan pada penelitian ini untuk mendapatkan hasil segmentasi yang jelas. Dengan demikian, citra ROI yang telah diperoleh akan menjadi masukan (*input*) untuk dilatih dan dimodelkan menggunakan CNN. Arsitektur CNN yang digunakan adalah AlexNet karena arsitektur ini memiliki dimensi lapisan yang

tidak terlalu banyak, namun mampu menghasilkan model yang baik (Mehrota dkk, 2020).

Implementasi teknik *morphological enhancement* dan CNN pada sistem deteksi kerusakan pada keramik *tableware* berbasis CNN diharapkan mampu menjadi solusi untuk melakukan inspeksi produk secara cepat karena kemampuan pengenalan pola pada CNN merupakan yang terbaik saat ini. Selain itu, penggunaan *morphological enhancement* sebagai teknik *preprocessing* juga diharapkan mampu meningkatkan kinerja proses deteksi kerusakan pada keramik *tableware*.

### **1.2. Tujuan Penelitian**

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis pada kerusakan keramik melalui sistem deteksi kerusakan produk keramik *tableware* yang dibangun menggunakan metode *morphological enhancement* dan CNN.

### **1.3. Manfaat Penelitian**

Manfaat utama dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi salah satu solusi bagi perusahaan keramik *tableware* dalam melakukan inspeksi pada kontrol kualitas produk keramik *tableware* secara otomatis. Selain itu, pengembangan metode yang digunakan dalam penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pihak-pihak yang terlibat dalam penelitian deteksi kecacatan produk keramik *tableware*.

SEKOLAH PASCASARJANA