

APLICAÇÃO DE UM BRAÇO ROBÓTICO E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A CLASSIFICAÇÃO E SEPARAÇÃO DE OBJETOS DEFEITUOSOS NUMA ESTEIRA TRANSPORTADORA AUTOMATIZADA

Miguel Gonçalves de Freitas (Universidade Federal de Goiás)

miguel.goncalves.freitas@gmail.com

Symone Gomes Soares Alcalá (Engenharia de Produção)

symonesoares@gmail.com

**Talles Marcelo Gonçalves de Andrade Barbosa (Pontifícia
Universidade Católica de Goiás)**

talles.ucg@gmail.com



Novas tecnologias, como sistemas de visão e braços robóticos, têm possibilitado a inspeção e separação automatizada de produtos em indústrias para reduzir custos operacionais e aumentar a qualidade de produtos e processos. Sendo assim, este artigo propõe um sistema de visão para a inspeção de objetos defeituosos numa esteira transportadora por meio de uma Rede Neural (RN). Além disso, o sistema integra um braço robótico de baixo custo para a separação de objetos defeituosos e não defeituosos em recipientes adequados. Testes experimentais foram realizados para selecionar a RN com melhor desempenho em diferentes níveis de iluminação. Ademais, foram realizados testes para avaliar o desempenho da RN e do braço robótico em tempo real, sendo que os resultados da RN foram satisfatórios em ambientes com diferentes condições de iluminação, e o braço robótico demonstrou bom desempenho na realização dos movimentos e desempenho regular no transporte dos objetos. A principal contribuição deste artigo é a proposta de um sistema de visão e robótico para fazer inspeções e separações automatizadas de produtos, de modo que pode ser facilmente testada em aplicações industriais reais.

Palavras-chave: Sistema de Visão; Braço Robótico; Inteligência Artificial; Qualidade de Produtos; Inspeção e Separação de Produtos.

1. Introdução

No contexto fabril, garantir a qualidade dos produtos fabricados é de essencial importância para não haver custos adicionais com devoluções ou prejudicar a marca da empresa. Dado que a qualidade possui relação, geralmente, com a presença ou não de defeitos em produtos, a inspeção e o controle da qualidade se tornam necessários (COSTA; MENDONÇA; ALCALÁ, 2018).

No que tange o ambiente competitivo atual das grandes empresas, o uso de tecnologias para a inspeção é usado com o intuito de se obter padronização, redução dos custos de produções de grande volume e confiabilidade. Desse modo, a automatização da inspeção é utilizada como alternativa tecnológica à inspeção manual. Inspeções automatizadas têm sido amplamente realizadas por meio de sistemas de visão computacional.

Sistemas de visão computacional envolvem o uso de técnicas de reconhecimento de padrões e processamento de imagens para extração de características com o intuito de se obter dados para a automatização da inspeção (FELICIANO; SOUZA; LETA, 2010). Assim, utiliza-se modelos computacionais de Inteligência Artificial, tal como a Rede Neural (RN), um modelo baseado no sistema nervoso central que permite a extração de características de defeitos em produtos.

Neste mesmo ambiente, é observado o aumento da necessidade de tarefas que exigem um nível alto grau de complexidade, precisão e produtividade. Com o intuito de atender esses objetivos, há o uso de dispositivos automáticos, tal como usados na robótica (MIMOSO; TORRES; XAVIER, 2012). A separação de objetos em processos finalizados em uma indústria é uma tarefa que determina todo o ritmo de uma linha produtiva, de forma que a automatização desta tarefa aumenta o ritmo, tal como a utilização de um braço robótico, em relação às separações manuais. Para Shah e Pandey (2018), um braço robótico é um robô manipulador programável que possui funções similares aos braços humanos. Entretanto, por ser algo programável, possui maior grau de padronização e alta velocidade de movimentos, permitindo aplicações industriais para muitos fins (SHAH; PANDEY, 2018).

Por exemplo, Bato et al (2000) utilizou um sistema totalmente automatizado de classificação, por meio de um sistema de visão, e separação, utilizando um manipulador robótico, em uma esteira transportadora para o manuseio de morangos de diferentes tamanhos e formatos enquadrados em três classes. Além disso, Giannoccaro, Spedicato e Lay-Ekuakille (2014) aplicaram um sistema de visão e um braço robótico inteligente para a classificação e separação de rolamentos de diferentes tamanhos. Entretanto, esses dispositivos automatizados possuem alto custo, necessitam de operadores experientes para a regulagem e manutenção e alto investimento, se tornando inviáveis para aplicações industriais (DE BIASI; SUZUKI; SANTOS, 2017).

Sendo assim, este artigo propõe um sistema automatizado de baixo custo e de fácil operação para classificação e separação de caixas com defeitos de pintura, por meio da utilização de um sistema de visão, que utiliza uma RN para classificação de caixas defeituosas, e um braço robótico, para separação de caixas defeituosas. Assim sendo, são integrados uma câmera para a obtenção de imagens, um *software* para o processamento e a extração de características que possibilitem a classificação por meio de uma RN entre uma caixa com ou sem defeito, e um braço robótico para manipular o objeto ao local desejado. Ademais, os resultados da RN foram satisfatórios, de forma que em ambientes com iluminação controlada possui alta eficiência. Além disso, o braço robótico demonstrou bom desempenho na realização dos movimentos e desempenho regular no transporte das caixas. Cumpre ressaltar, que o sistema construído em escala reduzida permite avaliar a metodologia proposta, possibilitando que a planta opere de forma autônoma, em ambiente real. Ainda, a partir deste sistema proposto é possível obter novas variáveis e dados para o aprimoramento dos modelos desenvolvidos em simulador.

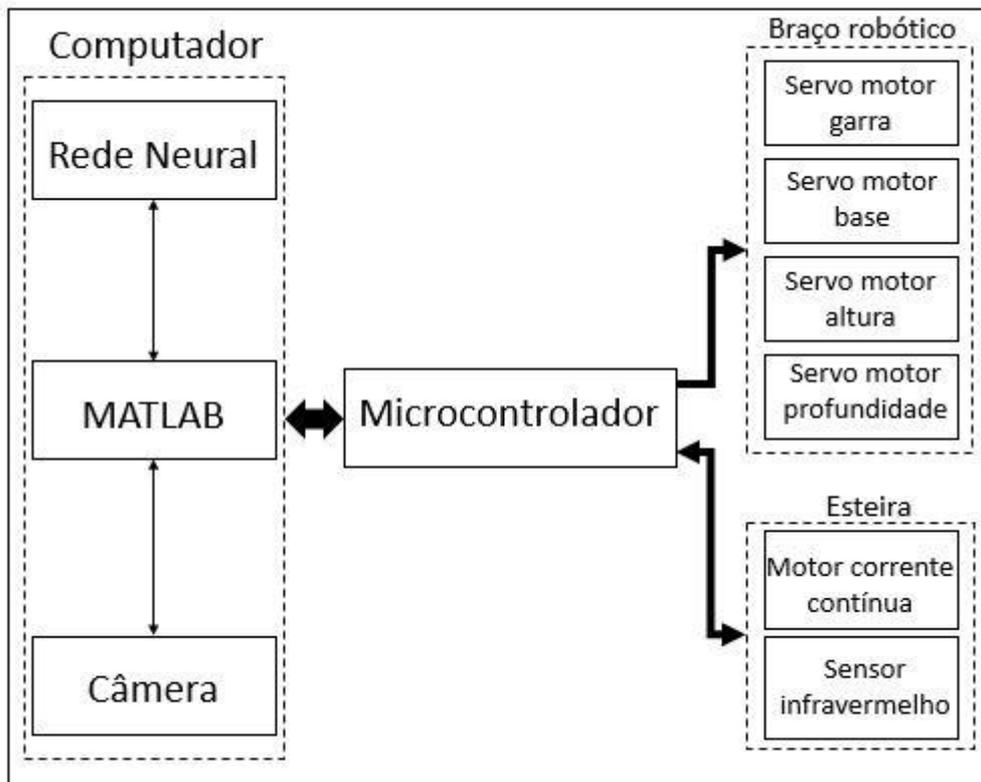
Este trabalho é dividido em quatro seções: a primeira que introduz o tema e a contextualização, bem como apresenta o trabalho proposto. A Seção 2, que exhibe a metodologia do trabalho, para melhor compreensão. A Seção 3, a qual demonstra os resultados obtidos pela classificação e a movimentação do robô utilizado. A Seção 4, que aborda as considerações finais do trabalho e trabalhos futuros para melhorias do sistema desenvolvido.

2. Metodologia

O sistema proposto realiza a aquisição de imagens de objetos dispostos numa esteira transportadora, e em seguida, as processa e as classifica em defeituosos e não defeituosos. Após a classificação, caso o objeto não esteja defeituoso, ele é transportado para um recipiente ao final da esteira, e caso o objeto esteja defeituoso, ele é transportado pelo braço robótico para outro recipiente na lateral da esteira.

Para a classificação e separação de objetos, o *hardware* utilizado é similar ao usado no trabalho (MENDONÇA; COSTA; ALCALÁ, 2018): Notebook DELL com processador i3 2,4GHz e 3GB RAM embutido com o *software* MATLABR2018a integrado a uma câmera Logitech HD Webcam C270 e a um microcontrolador Arduino Mega 2560. Este último é responsável por um motor de Corrente Contínua (CC) que controla a esteira transportadora e um sensor infravermelho para a detecção de objetos. Para o sistema proposto neste artigo, foram incluídos ao microcontrolador 4 servo motores, os quais em conjunto, são responsáveis pelo controle do braço robótico. A Figura 1 mostra um diagrama que exhibe o sistema proposto.

Figura 1 – Componentes do sistema utilizado



Fonte: Elaborado pelos autores

As subseções a seguir abordam cada componente de *hardware* e *software* utilizado no sistema proposto.

O objeto utilizado na classificação e separação é uma caixa no formato de cubo de arestas de 2,5cm, pintado de vermelho. Além disso, a caixa defeituosa possui um risco na pintura de um dos lados de sua superfície. A Figura 2 mostra uma caixa sem defeitos e uma caixa com defeito em sua pintura.

Figura 2 – Imagens de uma caixa sem defeito e uma caixa com defeito



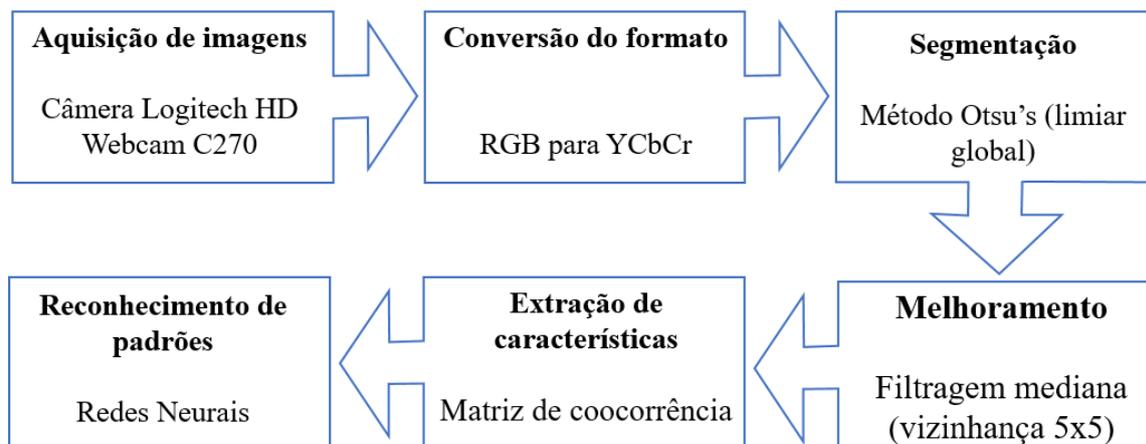
Fonte: Elaborado pelos autores

2.1. MATLAB: classificação de objetos utilizando Rede Neural Artificial

Para a classificação das caixas em defeituosas e não defeituosas é utilizado um modelo de Inteligência Artificial (IA). Para isso, escolheu-se o modelo de Redes Neurais (RNs), o qual se destaca por sua maior eficiência no reconhecimento de padrões dos dados, tolerância a falhas, capacidade de obtenção de respostas em tempo real e flexibilidade no reconhecimento de dados (KASABOV, 1998).

Assim, este artigo cria modelos de RN como proposto pelo trabalho Costa, Mendonça e Alcalá (2018). Para isso, a RN é desenvolvida utilizando um conjunto de imagens digitais de caixas com e sem defeitos, sendo que 65% das imagens são utilizadas para treino da RN, 20% das imagens para teste da RN e 15% das imagens para validação da RN. Ademais, após a aquisição do conjunto de imagens, é realizado um pré-processamento de todas as imagens. Este pré-processamento consiste na conversão da imagem no formato RGB para YCbCr, um sistema que destaca a iluminação e níveis de colorização. Em seguida, é realizada a segmentação da imagem, extraindo o objeto do fundo da imagem, de forma que é utilizado o método Otsu's. Após isso, a imagem passa por um melhoramento, utilizando filtragem mediana, para o aumento de sua qualidade. Ao final, é feita a extração de 15 características da imagem, utilizando matriz de coocorrência, as quais serão utilizadas para criação e teste da RN. A Figura 3 mostra os passos utilizados para o desenvolvimento da RN responsável pela classificação dos objetos.

Figura 3 – Metodologia para extração de características das imagens



Fonte: Adaptado de Costa, Mendonça e Alcalá (2018).

Desse modo, com o intuito de auxiliar no desenvolvimento do modelo de RN proposto, utilizou-se o software MATLAB R2018a. Este software auxilia tanto no desenvolvimento da RNA com funções pré-estabelecidas, quanto na integração da câmera e Arduino ao Notebook. Além disso, a utilização do *software* MATLAB possibilita a escolha mais adequada do modelo de RN, bem como seu desenvolvimento e teste, por meio de funções existentes na *toolboxNeural Network* (Redes Neurais).

Para isto, é necessária a instalação de ferramentas de integração de ambos componentes, os quais são encontrados nas *toolboxes* do programa, são eles: *Arduino Support from MATLAB* e *MATLAB Support Package for USB Webcams*.

2.2. Arduino

É um ambiente de prototipagem eletrônica de *hardware* livre, projetado com microcontrolador Atmel AVR e com o intuito de ser utilizado de forma didática, de modo que possui um custo menor que os demais tipos de microcontrolador. Além disso, seu ambiente de programação é em uma linguagem específica baseada na linguagem C/C++, de forma que até mesmo pessoas não habituadas com programação consigam desenvolver seus projetos de forma eficaz (SILVA, 2016).

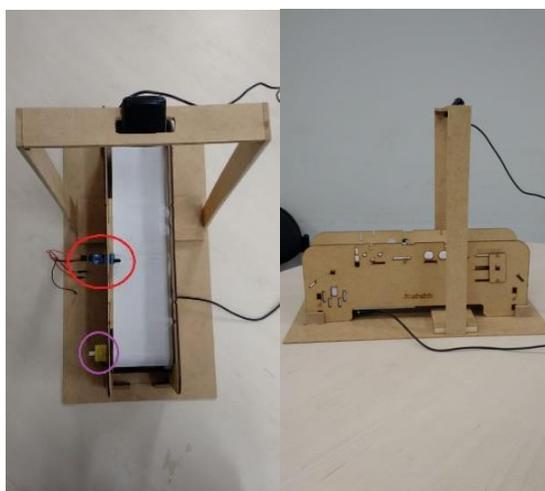
O Arduino utilizado no sistema proposto é o Arduino Mega 2560. Este modelo, possui maior capacidade de memória e maior número de portas digitais quando comparado aos demais modelos e é baseado no microcontrolador ATmega 2560 (MENDONÇA; ALCALÁ; COSTA, 2018).

No sistema proposto, o Arduino é conectado ao notebook, com o intuito de se integrar ao *software* MATLAB para o envio de dados do estado do sensor infravermelho e a coleta de variáveis para o controle do motor CC e os servo motores que movimentam o braço robótico.

2.3. Esteira transportadora

Para a movimentação e a detecção da caixa utilizada no projeto, é utilizada uma esteira transportadora estruturada por MDF e com suporte para uma câmera, um motor CC e um sensor infravermelho. A Figura 4 a seguir mostra a parte estrutural da esteira transportadora já com seus componentes, o sensor de obstáculo infravermelho e motor CC, circundados com cores vermelho e roxo, respectivamente.

Figura 4 – Estrutura da esteira transportadora



Fonte: Elaborado pelos autores

2.3.1. Sensor infravermelho

Para a detecção de objetos na esteira, é utilizado um módulo de sensor de obstáculos reflexivo infravermelho, com LM393 regulável, para Arduino. O sensor é colocado em um vão de

suporte localizado ao lado direito da estrutura da esteira. Assim sendo, quando um objeto passa em frente ao sensor, esse o detectará e o Arduino acionará o MATLAB para a captura de uma imagem e a classificação do objeto.

2.3.2. Motor de corrente contínua

Para movimentar a esteira, é utilizado um motor CC 3-6V com caixa de redução e eixo duplo de velocidade média, em condições normais, de até 140 rotações por minuto. Entretanto, a fonte de alimentação padrão do Arduino via USB não é capaz de fornecer a corrente necessária ao motor. Assim sendo, o motor possui um circuito independente baseado numa fonte de alimentação externa com 9V.

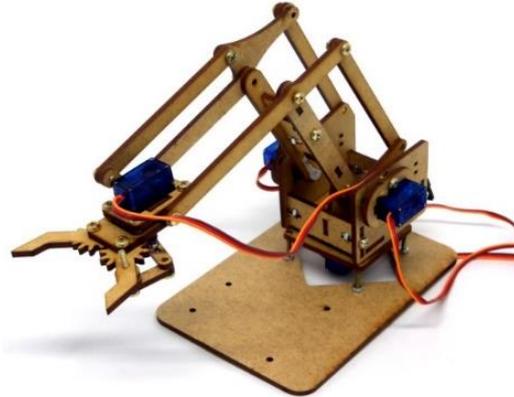
2.4. Braço robótico

Em um ambiente industrial, a escolha de um braço robótico adequado é essencial para a eficiência e eficácia do processo industrial. Além disso, a escolha de forma errônea acarreta grandes prejuízos devido ao alto custo desse tipo de equipamento. As características dos braços robóticos incluem: graus de liberdade, velocidade de rotações do eixo, torque máximo admissível, tipos de eixos, e modelo.

Graus de liberdade é a quantidade de juntas que um braço robótico possui, podendo ou não contar com a junta do manipulador na ponta responsável pelo movimento dos objetos. Além disso, um braço robótico pode possuir diversos modelos, os quais são responsáveis pelo movimento e tipo do robô, e são divididos em cinco categorias: robô cartesiano, robô cilíndrico, robô esférico, robô articulado e, *Selective Compliance Assembly Robotic Arm* – Robô de montagem de conformidade seletiva (SCARA) (SHAH; PANDEY, 2018).

Neste sistema foi utilizado um robô articulado, o qual segundo Shah e Pandey (2018), possui uma maior complexidade de movimentos devido ao seu número de eixos. Assim sendo, o robô escolhido foi o Braço Robótico em MDF de baixo custo com quatro juntas para o encaixe de servo motores que possibilitam a movimentação, como mostra a Figura 5.

Figura 5 – Braço robótico em MDF com quatro servo motores



Fonte: (Eletrogate, 2019)

Este braço robô é desenvolvido para situações acadêmicas e de prototipagem, e possui como especificações (Eletrogate, 2019):

- altura total: 18cm;
- largura média do braço: 40mm;
- abertura máxima da garra: 55mm; e
- espessura do MDF: 3mm.

2.4.1. Servo motores

Para realizar o movimento de cada junta do braço robótico, foram utilizados quatro servo motores do tipo Micro Servo 9g SG90 TowerPro, que possui como características: fácil acoplagem e funcionamento com o tipo de robô escolhido, e baixo custo.

As especificações do servo motor são (FilipeFlop, 2019):

- voltagem de Operação: 3,0 – 7,2V;
- ângulo de rotação: 180 graus;
- velocidade: 0,12 seg/60graus sem carga;
- torque máximo: 1,6 kg.cm;
- dimensões: 32 x 30 x 12mm; e
- peso: 9g.

Para o pleno funcionamento da estrutura do braço robótico, são utilizados quatro servos em articulações distintas: um na base, para girar o braço para diferentes lados; dois acima da base, para controlar a altura e a profundidade; um para movimentar a garra. Desta forma, o braço robótico é projetado para o movimento de sua garra em três dimensões para executar as tarefas propostas.

2.5. Câmera

Com o intuito de adquirir imagens das caixas na esteira, é utilizada uma câmera Logitech HD Webcam C270 conectada ao notebook e integrada ao MATLAB. Assim sendo, é definido como resolução de captura de imagem 1280x720, ou seja, 1280 pixels na vertical e 720 pixels na horizontal. Essa resolução é considerada de boa qualidade para o propósito do sistema.

2.6. Integração dos componentes

Cada componente do sistema exerce um papel essencial para a classificação e separação da caixa. A Figura 6 exibe o funcionamento do sistema proposto utilizando um diagrama de sequência.

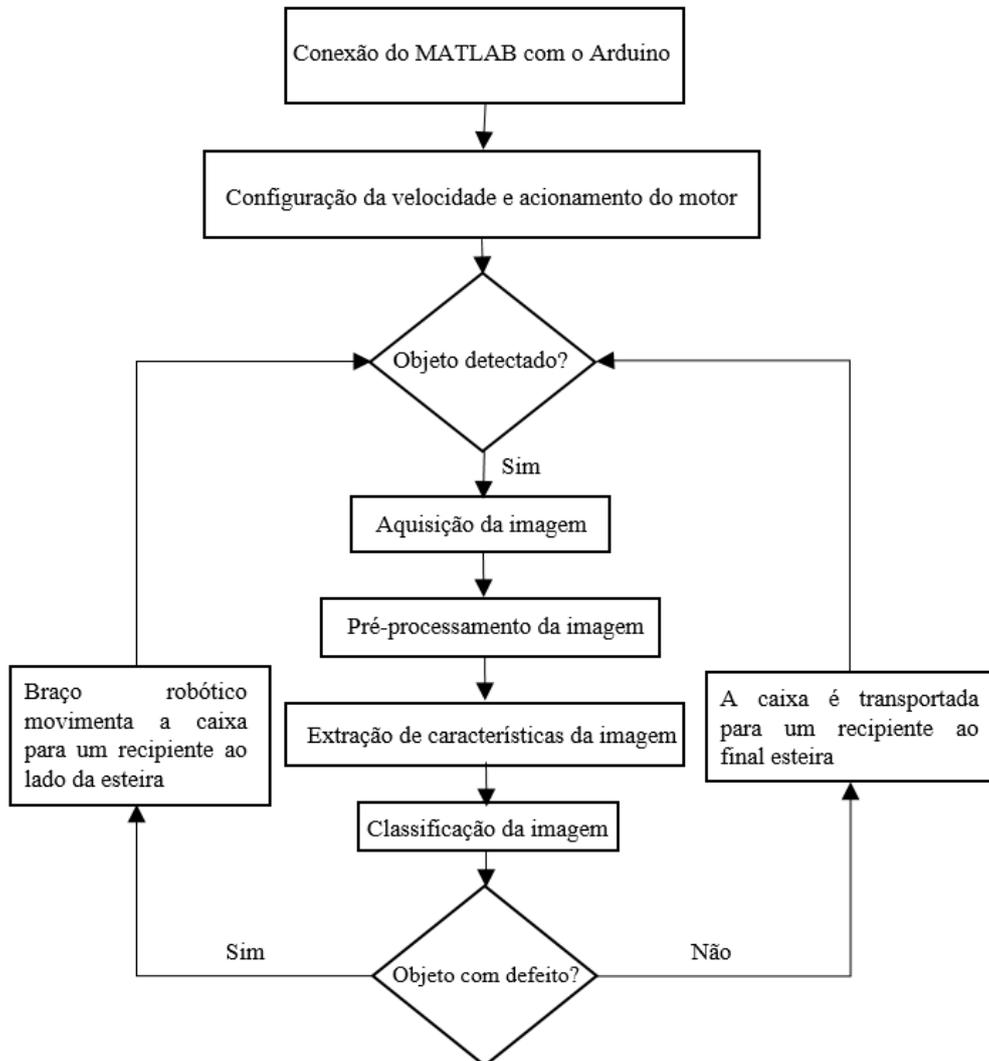
Como observado, o sistema se inicia com o MATLAB configurando e acionando a conexão com o Arduino. Em sequência, o MATLAB configura a velocidade do motor CC para movimentar esteira transportadora a partir do envio de uma variável controladora da velocidade para o Arduino. Após isso, a esteira transportadora é ativada, de modo que o Arduino aguarda que o sensor infravermelho detecte um objeto.

Caso detectado um objeto seja detectado, o Arduino repassa o comando de ativação da captura de imagem para o MATLAB, o qual obterá uma imagem e em seguida, a processará para a extração de características e classificação em defeituosa ou não defeituosa, utilizando a RN descrita anteriormente.

Em seguida, se a RN classificar a caixa como defeituosa, o braço robótico retirará a caixa da esteira e a moverá para um recipiente na lateral da esteira; e se a RN classificar como a caixa como não defeituosa, não há movimento do braço robótico, permitindo que a caixa chegue ao final da esteira e caia, em seguida, dentro de um recipiente. Entretanto, independentemente da

classificação, após esses passos, o Arduino aguarda novamente que o sensor infravermelho detecte algum objeto para iniciar o ciclo novamente.

Figura 6 – Diagrama de sequência do sistema proposto



Fonte: Elaborado pelos autores

3. Resultados

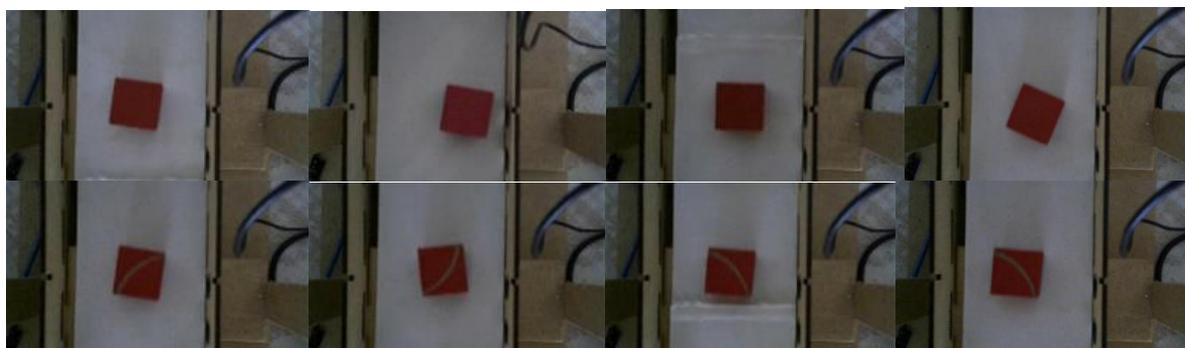
As subseções a seguir descrevem os testes realizados para a escolha do melhor modelo de RN tendo em conta diferentes padrões de luminosidade, e o resultado final do sistema proposto que utiliza um braço robótico para a separação das caixas com e sem defeito.

3.1. Escolha do modelo de RN utilizando diferentes padrões de luminosidade

Para avaliar a iluminação adequada para maior eficiência na classificação de objetos, foram produzidas três RNs, cada uma treinada com um conjunto de imagens com diferente condição luminosidade: iluminação baixa a média (Tipo 1), iluminação média a alta (Tipo 2) e iluminação baixa a alta (Tipo 3). Além disso, para avaliar o desempenho de cada RN em imagens não utilizadas para treino, são realizados testes com imagens com diferentes iluminações obtidas e classificadas em tempo real.

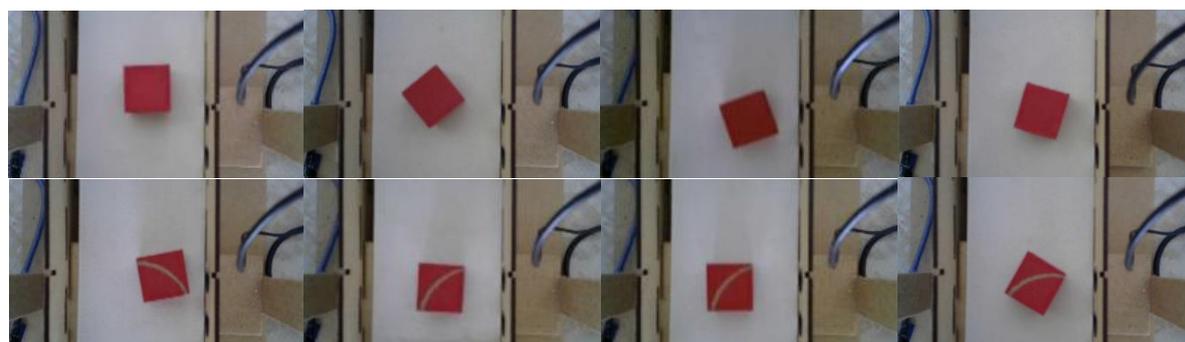
Foram obtidos um conjunto de 400 imagens do Tipo 1, um conjunto de 400 imagens do Tipo 2 e um conjunto que é a junção de todas as 800 imagens obtidas, a Tipo 3. As Figuras 7 e 8 apresentam imagens obtidas respectivamente na iluminação baixa a média, e média a alta. A configuração e o treino das RNs foram feitos como proposto pelo trabalho (COSTA; MENDONÇA; ALCALÁ, 2018).

Figura 7 - Imagens de caixas com iluminação baixa a média (Tipo 1)



Fonte: Elaborado pelos autores

Figura 8 - Imagens de caixas com iluminação média a alta (Tipo 2)



Fonte: Elaborado pelos autores

A Tabela 1 mostra os resultados de classificações corretas de cada RN, sendo que 65% das imagens foram utilizadas para treinar a RN (treino), 15% das imagens para auxiliar na validação e convergência da RN (validação), e 20% das imagens para avaliação da RN (teste). Os resultados mostram que a RN com maior desempenho no teste é a RN Tipo 1.

Tabela 1 – Porcentagem das classificações corretas das RNs em cada conjunto de dados

RN	Treino	Validação	Teste
RN Tipo 1	100,00%	100,00%	100,00%
RN Tipo 2	92,31%	95,00%	96,26%
RN Tipo 3	97,70%	98,33%	98,13%

Fonte: Elaborado pelos autores

Posteriormente foram realizados testes em tempo real, que consistem em classificações de imagens de forma instantânea pelo sistema, ou seja, quando a imagem da caixa é capturada com a esteira transportadora em movimento. Nestes testes, cada RN classificou 40 objetos de cada característica de iluminação em tempo real (com a esteira em movimento sem o braço robótico). A Tabela 2 apresenta as porcentagens de classificações corretas das RNs com os testes em tempo real.

Tabela 2 – Porcentagem das classificações corretas das RNs em cada tipo de teste

RN/Conjunto de dados	Teste Tipo 1	Teste Tipo 2	Teste Tipo 3	Média Geral
RN Tipo 1	52,50%	100,00%	72,50%	94,23%
RN Tipo 2	67,50%	100,00%	95,00%	90,58%
RN Tipo 3	80,00%	100,00%	90,00%	96,06%

Fonte: Elaborado pelos autores

Observa-se que todas as RNs obtiveram eficiência máxima no teste de imagens Tipo 2. Entretanto, a RN Tipo 3 obteve maior média de porcentagem de classificações corretas. Isto posto, a RN utilizada no sistema proposto será a RN Tipo 3.

3.2. Testes do sistema proposto em tempo real com o braço robótico

Realizaram-se ainda 40 testes para a classificação das caixas com a esteira em movimento (20

testes com a caixa com defeito e 20 testes com a caixa sem defeito) e o braço robótico proposto pelo trabalho para a separação e caixas. Desse modo, a Tabela 3 exibe os resultados obtidos nessas três sequências, em porcentagem de acerto, para cada tipo de classificação, onde “Movimento do servo” descreve como cada um dos servos se movimenta em relação ao ângulo previamente programado, “Sequência de movimentos” é a ordem em que os servos motores são acionados em relação ao programado, e “Movimentos com caixa” é o transporte da caixa para o recipiente ao lado da esteira, quando classificada como defeituosa.

Tabela 3 – Porcentagem de movimentos corretos com o braço robótico em tempo real

	Movimento do servo	Sequência de movimentos	Movimentos com caixa
Sem defeito	100%	100%	-
Com defeito	95%	100%	60%

Fonte: Elaborado pelos autores

Como observado, as sequências dos movimentos em ambos os tipos de classificação são corretas em todos os testes realizados. Entretanto, ocorreram 5% de erros na movimentação do servo motor com caixas com defeito, de modo que os servos, mesmo com a indicação correta dos movimentos a se fazer, realizavam movimentos não planejados e de maneira aleatória. Além disso, os movimentos errados do braço com a caixa com defeito ocorreram devido à queda da caixa, que escorregava entre a garra durante o percurso.

4. Considerações finais

Este artigo propôs um sistema de visão, com braço robótico, para a classificação e a separação de caixas com defeitos numa esteira transportadora utilizando uma RN. O sistema proposto se demonstrou eficiente na classificação de caixas com a RN Tipo 3, classificando corretamente 96,06% de caixas nos dados de testes. Além disso, a RN Tipo 3 obteve 100% de classificação correta em ambientes com alta luminosidade.

Ademais, foram realizados testes de movimentos do braço robótico com uma sequência definida, exibindo 5% de erros nos movimentos. Entretanto, mesmo sendo uma taxa de erros baixa, erros podem impactar numa linha de produção, com seus movimentos aleatórios e de

alto risco. Não obstante a isso, quedas de caixas em 40% durante o transporte delas para o recipiente são também significantes.

Para minimizar as quedas durante o transporte uma solução é forçar a garra de modo a gerar uma força atrito maior. Entretanto, com o aumento de força na garra, há maiores indícios de erros na movimentação. Logo, a solução alternativa é a trocas dos servos por um modelo mais eficiente.

REFERÊNCIAS

BATO, Pepito Menguito et al. Study on sorting system for strawberry using machine vision (Part 2). **Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery**, v. 62, n. 2, p. 101-110, 2000.

COSTA, Ingrid Martins Valente; MENDONÇA, Lorena Cândida; ALCALÁ, Symone Gomes Soares. Um Estudo de Caso de Redes Neurais Artificiais para a Detecção de Objetos Defeituosos Numa Esteira de Produção Automatizada. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 38, 2018, Maceió. **Anais eletrônicos...** Maceió: ABEPRO, 2018. Disponível em:

<http://www.abepro.org.br/biblioteca/TN_WIC_259_490_35920.pdf>. Acesso em: 08 abril 2019.

DE BIASI, Herculano; SUZUKI, Nilton Kazuo Gomes; SANTOS, Rudinei. Desenvolvimento de uma Bancada Integrada de Robótica, Inteligência Artificial e Visão Computacional. **Anais do Computer on the Beach**, p. 347-356, 2017.

ELETROGATE. **Kit Braço Robótico em MDF**. Disponível em: <<http://blog.eletrogate.com/kit-braco-robotico-mdf-com-arduino/>>. Acesso em: 08 abril 2019.

FELICIANO, Flávio F.; DE SOUZA, Igor L.; LETA, Fabiana Rodrigues. Visão computacional aplicada à metrologia dimensional automatizada: considerações sobre sua exatidão. **Engevista**, v. 7, n. 2, 2005.

FilipeFlop. **Micro Servo 9g SG90 TowerPro**. Disponível em: <<https://www.filipeflop.com/produto/micro-servo-9g-sg90-towerpro/>>. Acesso em: 08 abril 2019.

GIANNOCCARO, Nicola Ivan; SPEDICATO, Luigi; LAY-EKUAKILLE, Aimè. A robotic arm to sort different types of ball bearings from the knowledge discovered by size measurements of image regions and RFID support. **International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems**, v. 7, n. 2, p. 674-700, 2014.

KASABOV, Nikola K. **Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering**. Second Printing, Massachusetts Institute of Technology: A Bradford book, 1998.

MENDONÇA, Lorena Cândida; COSTA, Ingrid Martins Valente; ALCALÁ, Symone Gomes Soares. Proposta de um Sistema de Visão de Baixo Custo com Microcontrolador Arduino para a Aquisição Automática de Imagens Digitais de Objetos numa Esteira Transportadora Automatizada. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 38, 2018, Maceió. **Anais eletrônicos...** Maceió: ABEPRO, 2018. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/TN_WIC_259_490_35901.pdf>. Acesso em: 08 abril 2019.

MIMOSO SOUZA, Geovane; TORRES DELGADO, Martha Ximena; XAVIER CRUZ, Tiago. CONSTRUÇÃO DE UM BRAÇO ROBÓTICO CONTROLADO A PARTIR DE UM FPGA. In: **Colloquium Exactarum**. 2012.

SILVA, Artejose Revoredo da. **Sistema Inteligente de Controle e Monitoramento de Ambiente de Laboratórios de Análises Químicas**. 2016. 72 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Software) – Instituto Metrôpole Digital, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

SHAH, R.; PANDEY, A. B. Concept for automated sorting robotic arm. **Procedia Manufacturing**, v. 20, p. 400-405, 2018.