Um sistema de visão computacional para detecção automática de caracteres em uma linha de montagem automotiva

Marcus V. C. Guelpeli[1], Bruno S. P. de Oliveira[2], Wellington C. A. Landim[2]

[1]Curso de Sistema de Informação - Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM) – Campus JK – Diamantina – MG – Brasil.

[2]Centro Universitário Barra Mansa (UBM) –Volta Redonda – RJ – Brasil.

marcus.guelpeli@ufvjm.edu.br,santosbm@gmail.com,wellington.landim@me.com.

Abstract. *This project emerged from the opportunity to resolve a problem of identifying the carrying skids on the paintshop line at MAN Latin America in Resende, Rio de Janeiro - Brasil, by identifying the number of the skids using automated techniques of image processing and optimization of time.*

Resumo. *Este trabalho surgiu à partir da oportunidade de resolver um problema de identificação dos skids que transportam as cabines da linha de pintura da MAN Latin America, em sua fábrica de Resende no Rio de Janeiro, através da identificação automatizada do numero do skid utilizando técnicas de processamento de imagens e da otimização do tempo.*

1. Introdução

De acordo com Campos (2001), as necessidades da automação das atividades de inspeção de imagens forçaram o crescimento da área e um grande esforço tem sido dedicado às soluções dos problemas e caracterização de objetos em uma imagem. A partir da década de 80, com os avanços conseguidos pela eletrônica e a mudança da arquitetura de processamento dos computadores, as técnicas digitais de processamento passaram a ser empregadas com êxito em diversos sistemas.

Assim sendo, foi proposto neste trabalho uma alternativa para resolver um problema de identificação dos *skids,* que são estruturas metálicas que transportam as cabines dentro da linha de pintura da MAN Latin America (http://www.man-la.com/), em sua fábrica de Resende no Rio de Janeiro, através da identificação automatizada do numero de identificação afixado ao *skid,*via processamento realizado pelo software LabVIEW®.

Atualmente, as cabines quando entram na linha de pintura têm seus dados associados ao numero do *skid* e esses circulam pela planta tendo seus números (virtuais) passados de mesa em mesa através de uma rotina de troca de dados no Controlador Lógico Programável (CLP) de controle de movimentação. Esta troca garante que o numero do *skid* não se altere durante toda a travessia da linha. No entanto, falhas de sistemas e movimentações manuais, podem alterar o numero do *skid* (virtual) em cima de uma mesa, dessa forma o *skid* fica com seu número virtualmente trocado e consequentemente a informação da cabine se altera, podendo causar perda de informação no sistema e até mesmo acidentes envolvendo os robôs de pintura.

Com a identificação automatizada através da imagem da placa de identificação do *skid*, poderia garantir que ao entrar em determinadas zonas onde o risco se torna alto, o *skid* com a informação do modelo e os dados da cabine seria realmente aquele que estaria sobre a mesa, não havendo, portanto, uma diferença entre o que está no *software* de controle de movimentação (virtual) e o que está sobre a mesa de transporte (real), o que otimizaria o trabalho dos operadores que não precisariam mais conferir os dados dos *skid*s e dar entrada no sistema.

2. Fundamentação Técnica

De acordo Pedrini (2008), o processo de aquisição de imagens digitais consiste em transformar as imagens reais em digitais. Como os computadores podem processar apenas imagens codificadas em informações digitais faz-se necessário a conversão para um formato adequado para que este possa processá-la. Este processo será realizado pela câmera digital, que captura a imagem realiza a digitalização e envia a informação digitalizada para o servidor.

De acordo com Campos (2001), uma imagem digital é obtida por um processo denominado digitalização, o qual envolve dois passos, a amostragem e a quantização. A amostragem consiste em discretizar o domínio de definição da imagem nas direções x e y, gerando uma matriz com determinados números de amostras onde cada elemento dessa matriz é denominado pixel. A quantização consiste em escolher um número inteiro, representado por uma incógnita, de níveis de cinza permitidos para cada ponto da imagem. Um digitalizador de imagens deve ter a capacidade de medir a quantidade

de energia em cada *pixel*, quantificar a medição contínua para produzir um conjunto de valores inteiros e escrever este conjunto em um dispositivo de armazenamento de dados.

Isto permitirá trabalhar com faixas de contraste adequados as características da imagem, salientando um aspecto específico produzindo melhores resultados, conforme observado na figura 2.

Figura 2. Skid nº 20 após a conversão para escala de cinza.

De acordo com Relf (2003), a equalização de histograma é o método que modifica o histograma da imagem original distribuindo uniformemente seus níveis de cinza, ou seja, faz com tais níveis apareçam na imagem aproximadamente com a mesma frequência, alterando o contraste de uma determinada gama de intensidades. Sua aplicação no tratamento da imagem se dá através da linearização dos níveis de cinza tornando muito mais fácil a leitura da placa onde se localizam os números dos *skid*s conforme indica a figura 3.

Figura 3 – Equalização de histograma.

No LabVIEW®, software utilizado para o tratamento da imagem, a gama de equalização de histograma obedece os limites de máximo e mínimo, sendo o valor mínimo a menor intensidade para utilizar durante a equalização. Após completar a equalização, todos os valores que são menores ou iguais ao mínimo na imagem original, são definidos para 0 em uma imagem de 8 bits. Em 16 bits com imagens de pontos flutuantes, os valores de pixels são ajustados para o menor valor de pixel encontrado no original. O valor máximo é a intensidade mais elevada durante a equalização. Após completar a equalização, todos os valores de pixels que são maiores ou iguais ao máximo da imagem original, são definidos a 255 para uma imagem de 8-bits. Em 16 bits com imagem de pontos flutuantes, os valores de pixels são ajustados para o maior valor de pixel encontrado no original.

3. Metodologia

A figura 4 mostra o diagrama lógico do modelo proposto para controle do *skids* na linha de produção com uso da CLP, comunicação OPC, LabVIEW®, identificação óptica de caractere (OCR) e com a saída LabVIEW® OPC Server.

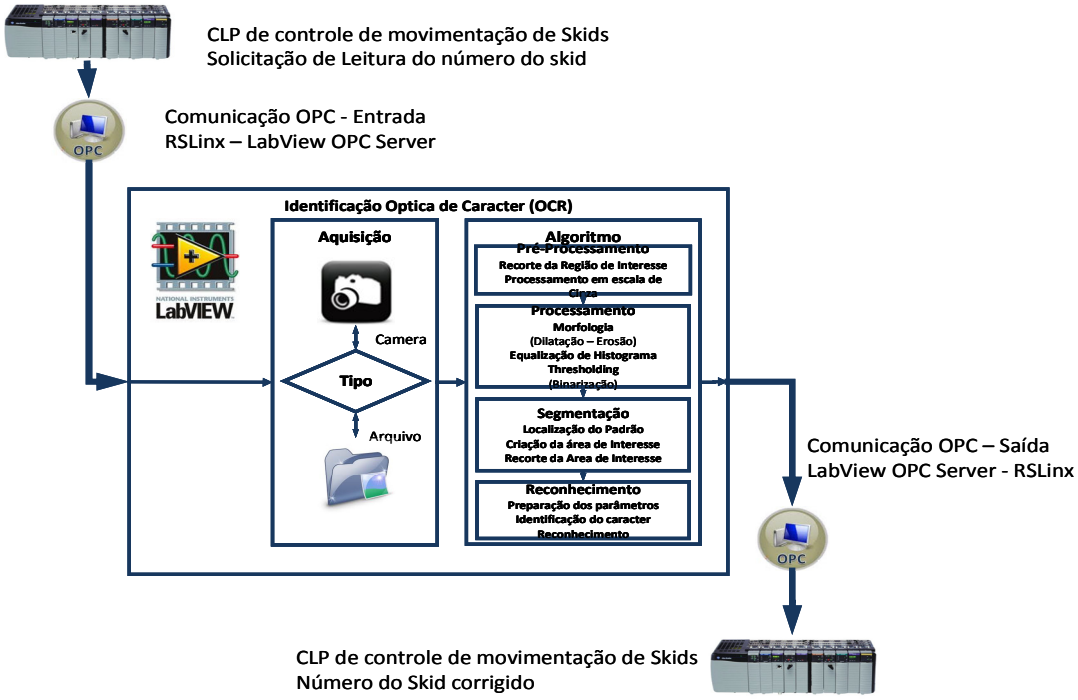


Figura 4. Modelo Proposto para controle de *skids*.

3.1. O LabVIEW®

O LabVIEW® é um *software* de programação com linguagem gráfica, conhecida por linguagem "G", que pertence à National Instruments e utiliza ícones ou blocos para a criação de aplicações. Ao contrário das linguagens de texto, ou mesmo as linguagens convencionais de CLPs, o LabVIEW® utiliza o fluxo de dados (data flow), o que significa que a chegada de dados a um determinado nó determina a ordem da sua execução. A rotina do programa segue o fluxo da informação e é executada quando a informação chega no bloco, caso haja mais de uma informação necessária esta é guardada até que todas as informações necessárias estejam disponíveis para sua execução. Isto proporciona uma possibilidade de paralelismo nas rotinas.

3.2.Aquisição das imagens.

As aquisições das imagens neste projeto foram feitas com uma câmera da marca Vivotek modelo IP8330 com a interface do software Vivotek ST7501 que capta continuamente a imagem do numero de identificação do skid na planta. Estes arquivos são gravados em um servidor de imagens para consulta em caso de problemas. Os vídeos são gravados com uma configuração de 24 bits com 640 x 480 bits de resolução. Para a aquisição destas imagens foram salvos alguns pontos do vídeo onde os *skids* não

estavam em movimento. A resolução do vídeo é a imagem direta da câmera com uma captura em intervalos de dois segundos, sendo possível uma gravação de até quarenta e oito horas. Após esse tempo, os arquivos vão sendo sobrescritos para economia de espaço no servidor.

Durante esta etapa foram escolhidas aleatoriamente sessenta imagens de *skid*s para que fossem analisadas pelo modelo proposto. A planta de pintura conta com um número de 200 *skid*s para transporte das cabines, que após o processo de pintura são transferidas para um outro transportador, liberando os *skid*s para retornarem vazios à planta e receberem outra cabine. Desta forma, a amostragem representa 30% do total de *skids* da linha, além de conter todos os caracteres que se deseja identificar. KUMAR (2009),utilizou em sua pesquisa uma amostragem de 100 exemplares com uma variedade muito maior de caracteres por ser uma identificação alfanumérica. Estas imagens foram armazenadas em um diretório no computador que controla o modelo proposto para que fosse possível o direcionamento do caminho das imagens durante a execução do programa para testes.

3.3.Testes de funcionamento do modelo

Esta etapa consistiu em encontrar o melhor ajuste para as configurações de funcionamento do sistema. Foram selecionadas, uma a uma, todas as imagens capturadas previamente para a configuração dos parâmetros de tratamento das imagens.

Com a imagem carregada, realizaram-se as parametrizações para a binarização e segmentação da área de interesse. Este procedimento foi repetido em todas as imagens até que fosse possível uma condição ideal para que fosse possível a identificação dos objetos em todas as imagens. Foi a etapa mais longa de configuração onde vários problemas foram percebidos. Dentre eles, pode-se citar a alteração do posicionamento do filtro de morfologia, que a princípio havia sido colocado antes da equalização de histograma e com o desenvolvimento do sistema verificou-se que este estaria mais apropriado e com resultados melhores quando colocado após a etapa de *Thresholding*.

3.4.Treinamento do banco de dados do OCR.

Para o treinamento dos caracteres foi utilizada a função de auxílio de treinamento nativa do programa onde a imagem tratada é selecionada e capturada pelo sistema e segmentada para a extração dos caracteres.

Para o treinamento dos caracteres, foi necessário que a imagem não passasse pelo OCR configurado e sim pelo bloco de auxílio, onde se tem a configuração de leitura dos caracteres. Os caracteres foram treinados com um mínimo de duas leituras para cada número, sendo que em alguns casos foram necessário mais treinamentos em função de variações no formato do objeto após a binarização. No entanto, o caractere que necessitou de mais treinamentos foi treinado apenas cinco vezes, conforme pode ser observado na figura 5 que contém todos os caracteres treinados do modelo proposto.

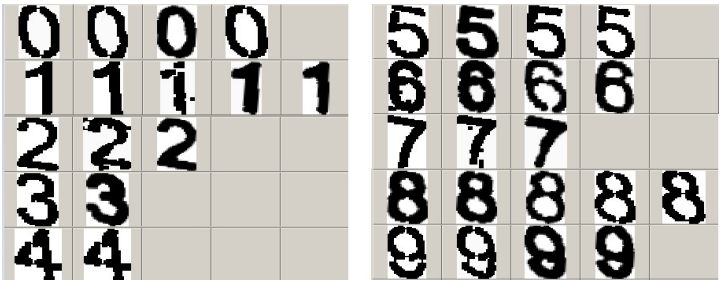


Figura 5 – Banco de dados de objetos treinados para o reconhecimento dos caracteres.

4. Resultados

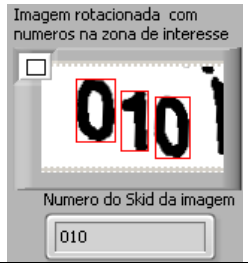
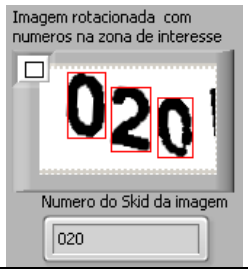
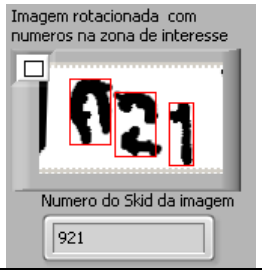
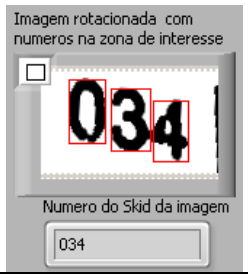
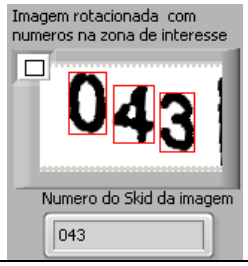
O modelo proposto foi testado exaustivamente para a verificação do funcionamento e leitura do sistema. Mesmo após o sistema totalmente configurado e treinado, por vezes se fez necessário alguma modificação nos parâmetros para que fosse possível melhorar seu desempenho.

Todas as imagens foram verificadas. Algumas vezes se alterava a configuração de uma determinada imagem para se melhorar a percepção e reconhecimento dos caracteres, o que forçava a análise de todas as imagens para verificar se havia gerado falha em alguma outra. O que se obteve no final foi uma condição favorável na qual todas as outras puderam ser reconhecidas com exceção de uma imagem especifica.

Na

Tabela 1, observa-se as leituras e resultados dos testes de funcionamento do modelo proposto com algumas das imagens dos *skids* contendo inclusive o caractere não identificado do *skid* 021, que estava pintado com zarcão cinza e se fundia em algumas partes com a cor do fundo da imagem. A tabela de verificação dos *skids* foi uma aproximação da tabela utilizada por KUMAR (2009), onde se mostra os resultados de seu trabalho de mestrado com um sistema similar a que foi utilizado no modelo proposto. Nela, pode-se observar a imagem da identificação dos *skids* já em escala de cinza (pré-processada), o número que se procurava, a imagem contendo a segmentação do OCR, a numeração encontrada e o status de leitura.

Tabela 1 – Alguns exemplos de testes de funcionamento do sistema Proposto.

Imagem	Numero Real	Reconhecimento	Numero Reconhecido	Status
	010		010	Ok
	020		020	Ok
	021		921	NOk
	034		034	Ok
	043		043	Ok

5. Conclusões

A digitação manual dos números dos *skids* além de requerer um tempo que poderia estar vinculado a outras funções do operador, também pode levar a um erro e consequentemente a uma falha, já que se torna um trabalho monótono no qual não se dá a devida importância uma vez que não agrega valor ao produto. A identificação automática de caracteres através do sistema de visão está cada vez mais sendo utilizada para a resolução de problemas onde o ser humano teria dificuldades. Essas dificuldades podem ser de natureza física em função da rapidez do objeto ou falta de condições de aproximação do ser humano; ou de natureza psíquica em função de um trabalho monótono onde o ser humano ficaria cansado e consequentemente tendencioso ao erro.

Vários trabalhos têm sido realizados para dar melhores condições de trabalhos aos seres humanos e consequentemente melhorar a qualidade dos serviços e aumentar a produtividade. Pensando nisso, optou-se por realizar este estudo no qual foi utilizado o *Software* LabVIEW® para a escrita do algoritmo e processamento das imagens. Apesar de ser um *software* com blocos fechados, onde somente se interage com seus terminais, foram utilizados muitos dos conceitos que são verificados em disciplinas como Visão Computacional; Algoritmos e Lógica de Programação; Informática Industrial; Redes Industriais e Inteligência Artificial.

Apesar de a eficiência geral do sistema, que foi de 98,33%, não ser tão satisfatória segundo KUMAR (2009), a utilização deste projeto com o *software* LabVIEW® atendeu perfeitamente ao que foi proposto, podendo ainda ter sua eficiência aumentada com pequenos ajustes não ligados ao programa tais como implementação de uma fonte luminosa e alteração da cor do zarcão aplicado no *skid*.

Referência Bibliografia

CAMPOS, T. J. (2001). Reconhecimento de caracteres alfa numéricos de placas em imagem de veículos. Dissertação (mestrado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação, Porto Alegre.

KUMAR, M. A. (2009). Real-Time VehicleLicence Plate Recognition (LPR) System. Dissertação (Mestrado) ThaparUniversity, Patiala.

PEDRINI, H. et al. (2008) Análise de imagens digitais. ED. THOMSON

RELF, C. G. (2003). Image aquisition and processing with LabVIEW®. CRC, Boca Raton, Florida.