

Framework para Detecção de Semáforos Baseado em Atenção Visual

Thiago Almeida, Nathanael Vasconcelos, Alcides Benicasa
Departamento de Sistemas de Informação
Universidade Federal de Sergipe - UFS
Itabaiana - SE, Brasil
thiago7a@gmail.com, nathan-vasconcelos@hotmail.com, alcides@ufs.br

Resumo—Este artigo tem como objetivo propor um mecanismo de detecção e reconhecimento de semáforos que se baseia em conceitos biológicos de inteligência artificial, mais especificamente atenção visual, e de processamento de imagens. O mecanismo proposto utiliza informações obtidas do histograma de cores da área detectada para classificar determinada cena como possuindo um semáforo vermelho ou verde. Resultados de experimentos realizados nos períodos noturnos e diurnos revelam a eficiência do modelo proposto.

Abstract—This article aims to propose a detection and recognition mechanism of traffic lights which is based on biological concepts of artificial intelligence, specifically visual attention, and image processing. The proposed mechanism uses information from the color histogram of the detected area for classifying scene as having a red or green light. Experimental results obtained in the daytime and nighttime periods reveal the efficiency of the proposed framework.

Palavras-chave—detecção e reconhecimento de semáforo; sistemas de transporte inteligentes; atenção visual; processamento de imagens; reconhecimento baseado em histograma de cores.

I. INTRODUÇÃO

A quantidade de informação visual e sonora disponível para ser processada pelos seres vivos é quase sempre muito grande. A capacidade de selecionar consciente ou inconscientemente determinados estímulos, sejam visuais, sonoros ou outros, dentre uma grande variedade de estímulos é essencial e intrínseca à maioria dos seres vivos. Essa capacidade biológica de atenção visual, ou sonora, nos faz capazes de reagir rapidamente a alterações no ambiente.

Uma atividade que necessita muito da atenção visual é a direção automobilística. É notável a quantidade de atenção que um motorista precisa dispor para dirigir bem, uma vez que há diversos componentes que necessitam da atenção do condutor, especialmente em grandes cidades, nas quais o trânsito se torna cada vez mais caótico. Um dos artifícios utilizado mundialmente para ajudar a controlar e organizar o trânsito nas cidades é o semáforo.

Ainda outro cenário de aplicação de reconhecedor automático de semáforos é o de uso de veículos autoguiados. Há um grande número de pesquisas nessa área, e embora diversos pesquisadores destaquem o uso de sensores entre os carros autoguiados que dispensem o uso dos semáforos, algo mais realista, de acordo com [2], seria um cenário híbrido, com veículos autoguiados e outros não, necessitando ainda

de semáforos. Os veículos autoguiados necessitariam então de um bom detector e reconhecedor de semáforos para não vir a causar acidentes.

A área de Sistemas de Transporte Inteligentes (*Intelligent Transport Systems* - ITS, sigla em inglês), na qual o presente trabalho está inserido, é bastante vasta e é composta de subáreas como: redes veiculares, comunicação entre veículos e componentes da via, monitoração de veículos e de vias, entre várias outras. Existem vários centros de pesquisa, alguns inclusive governamentais, como por exemplo [3], [4] e [5].

Diversos tipos de reconhedores têm sido sugeridos na literatura, e embora todos utilizem alguma técnica de processamento de imagens, nenhum dos estudados até o momento aborda diretamente atenção visual. Para melhor análise de alguns desses trabalhos pode-se consultar [6], [2], [7] e [8].

No entanto, implementar um detector e reconhecedor de semáforos não é uma tarefa trivial, uma vez que há diversos problemas a serem vencidos para se detectar e reconhecer o estado de um semáforo de forma confiável. Entre os desafios estão a condição do tempo que altera a iluminação do ambiente e dificulta a identificação de qual sinal está ativo no semáforo, semáforos de tipos diferentes (horizontal ou vertical, suspenso ou em poste), além de outros componentes que se confundem com o semáforo por terem características comuns como a cor.

O objetivo do trabalho é, então, propor um mecanismo de detecção e reconhecimento de semáforos baseado em uma técnica de Inteligência Artificial (IA) associada a Processamento de Imagens (PI) conhecida como atenção visual, que funcione bem em diferentes cenários, inicialmente diurno e noturno.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção serão apresentados conceitos importantes para o entendimento do mecanismo proposto. Na primeira subseção alguns conceitos de Processamento de Imagens serão explicados. Na subseção seguinte o modelo de Atenção Visual, no qual o mecanismo proposto foi baseado, será abordado, por fim, serão apresentados trabalhos relacionados.

A. Processamento de Imagens

Segundo [9], uma imagem pertencente a uma cena pode ser definida como uma função bidimensional $f(x, y)$, composta por um determinado número de *pixels*, de modo que cada *pixel* deva possuir coordenadas de localizações x e y , associadas a

um valor específico. É importante notar que o processamento de uma imagem depende diretamente destes valores. O termo *pixel* é uma abreviatura do inglês *picture element* que significa elemento da figura, corresponde a menor unidade de uma imagem digital, onde são descritos a cor e o brilho específico de uma célula da imagem [10].

Com base nos pixels de uma imagem é possível realizar diversos tipos de processamento. Alguns dos processamentos comumente aplicados a uma imagem são a limiarização e o cálculo de histograma. De acordo com [11], o objetivo da limiarização é identificar duas classes distintas na imagem, por meio do uso de um limiar para dividir a imagem em dois conjuntos de *pixels*.

Para [11], o histograma de uma imagem é composto por um conjunto de números, indicando o percentual de *pixels* contidos na imagem, que apresentam um determinado nível de cinza. A informação obtida através do cálculo do histograma de cores de uma imagem pode ser útil para a indicação de sua qualidade quanto ao nível de contraste, brilho médio, ou demais informações a serem utilizadas para fins específicos.

B. Atenção Visual

Conforme abordado anteriormente, a quantidade de informação visual e sonora disponível para ser processada pelos seres vivos é consideravelmente grande. No entanto algumas dessas informações costumam se sobressair e chamar naturalmente a atenção num determinado contexto.

No caso de estímulos visuais, [12] afirma que alguns estímulos são naturalmente conspicuosos ou salientes em um determinado contexto. Para exemplificar, pode-se imaginar uma jaqueta vermelha posicionada entre vários ternos pretos. A jaqueta receberá, automática e involuntariamente, a atenção de quem visualiza o conjunto.

Desta forma, segundo [13] a atenção auxilia na redução da quantidade de informação que resulta de todas as combinações possíveis dos estímulos sensoriais pertencentes a uma cena, pois apenas informações que estão dentro da área da atenção são processadas, enquanto que o restante é suprimido [14]. Considerado isso, [15] define atenção visual como um eficiente mecanismo para reduzir tarefas complexas, como análise de uma cena, em um conjunto de sub-tarefas menores.

Para [16], algumas características como cor, orientação ou tamanho dos objetos em uma imagem são responsáveis por guiar o mecanismo biológico de atenção visual. O sistema de atenção visual proposto por [17] é um dos mais conhecidos e utilizados atualmente para seleção de regiões salientes em imagens.

Na Figura 1, uma adaptação de [17], é apresentado o modelo do mapa de saliências. O modelo pode ser descrito nas seguintes etapas: extração de características, filtragem linear, diferenças centro-vizinhança, normalização e soma dos mapas de características. A imagem de entrada é decomposta em três mapas de características: intensidade, cor e orientação. Os mapas de características são criados através de pirâmides de Gauss e Gabor, através de sucessivas filtrações e sub-amostragens da imagem de entrada [17]. Para uma análise

mais aprofundada do referido modelo podem ser consultados [17] e [15].

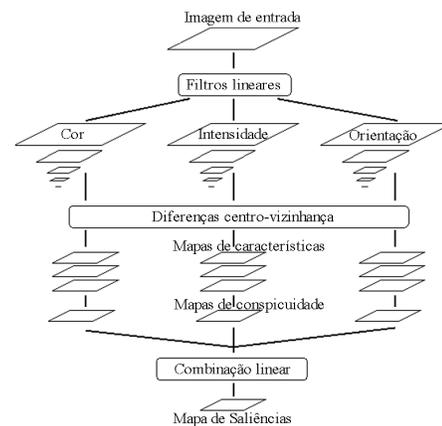


Figura 1. Arquitetura do modelo do mapa de saliências, adaptada de [17].

O mecanismo que se propõe neste trabalho utiliza informação de cor tanto para detecção como para o reconhecimento. Durante essa fase, o passo inicial consiste em criar o mapa de saliência da imagem com o fim de destacar áreas vermelhas e verdes. Na fase de reconhecimento, o mecanismo proposto utiliza informações do histograma de cores calculado usando o resultado da fase de detecção. O processo detalhado será explicado na seção a seguir.

III. MODELO PROPOSTO

Esta seção apresentará detalhadamente o modelo desenvolvido. Inicialmente serão abordados os passos de criação do mapa de saliência, e como o mapa de saliência apresentado difere do mapa de saliência proposto por [15]. Em seguida, serão apresentados os passos referentes à classificação com base em histogramas.

O modelo proposto pode ser dividido em duas partes, a detecção de área saliente e, em seguida, o processo de classificação dessa área. Ambos os processos são norteados pela Atenção Visual Computacional. O diagrama da Figura 2 apresenta o fluxo do mecanismo proposto, que pode ser descrito brevemente como: o processo se inicia com a obtenção da imagem de entrada, provida de uma câmera posicionada dentro de um veículo e direcionada para a parte dianteira do veículo; após isso a imagem obtida é tratada e, em seguida, processada com o algoritmo de atenção visual com fim de obter o mapa de saliência; no passo seguinte o mapa de saliência é limiarizado; esse mapa limiarizado é utilizado para ponderar o histogramas de verde e vermelho da imagem original; e por fim, a classificação se dá com base nestes histogramas. Nas subseções a seguir o processo será mais profundamente detalhado.

A. Obtenção e Pré-processamento de Imagem

O primeiro passo do mecanismo proposto é a obtenção da imagem de entrada para o processamento. Neste caso, uma

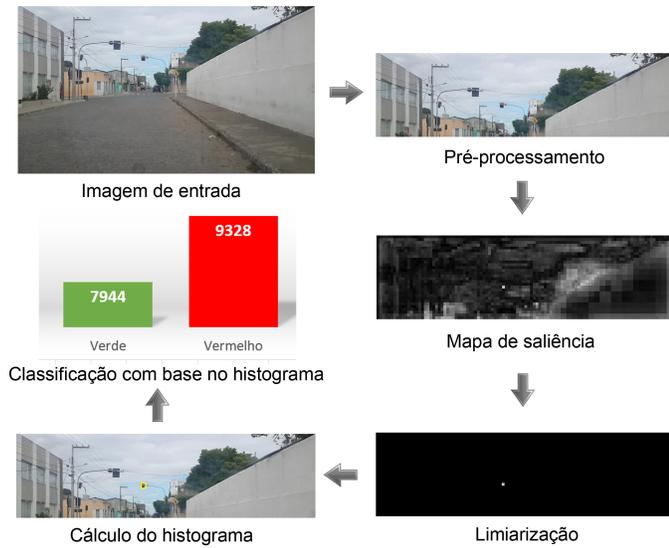


Figura 2. Diagrama que representa o fluxo do mecanismo proposto

câmera é utilizada e um conjunto de fotos ou vídeos são obtidos.

Na fase seguinte, de pré-processamento, os dados de entrada são tratados. Com o objetivo de melhorar a velocidade de processamento faz-se necessário redimensionar a mídia obtida caso a resolução seja muito alta, sendo que essa perda de qualidade não influencia no resultado do processamento posterior. A resolução utilizada foi de 640 *pixels* de largura por 480 *pixels* de altura. No caso de vídeos ainda é necessário realizar a extração de quadros (*frames*), uma vez que o procedimento se dá foto a foto.

Em muitos casos, o objeto procurado em uma determinada cena se encontrará sempre em uma determinada localidade da mesma, dessa forma é possível definir uma altura ou largura de corte.

Uma vez que o semáforo sempre aparecerá na metade superior da cena foi utilizada uma altura de corte chamada de θ_{cut} , esse valor varia de 0 a 1, sendo que 1 representa a imagem inteira e 0 não realiza processamento algum pois desconsidera a imagem. Na Figura 3 observamos a imagem de entrada pré-processada com $\theta_{cut} = 0.5$, esta será a imagem utilizada como base para demonstrar outros passos do modelo.



Figura 3. Imagem de entrada pré-processada com $\theta_{cut} = 0.5$

B. Detecção de Semáforo

1) *Criação do Mapa de Saliência*: Para detectar os pontos mais salientes da imagem de entrada, que são os pontos vermelhos ou verdes da luz do semáforo, foi utilizado o

algoritmo de mapa de saliência proposto por [17], abordado na seção anterior. Algumas adaptações foram feitas no algoritmo implementado, para que este se encaixasse melhor às necessidades da pesquisa corrente.

O primeiro passo do algoritmo é a extração dos canais de cores, seguido da aplicação de uma pirâmide gaussiana, conforme proposto por [17]. Os canais de cores R (vermelho) e G (verde) são extraídos da imagem apresentada na Figura 3. Foram utilizados apenas os canais R e G pois são as cores de semáforo que se procura como pontos salientes na cena. Essa diferença entre o modelo proposto e o modelo de [17], que também extrai e utiliza os canais B (azul) e Y (amarelo), permite obter maior velocidade de processamento, uma vez que a manipulação da imagem é diminuída pela metade ao desconsiderar dois dos quatro canais disponíveis.

Os canais de cores são submetidos a um processo de filtragem linear. Este processo é realizado por meio da geração de Pirâmides Gaussianas. As Pirâmides Gaussianas são geradas utilizando um algoritmo proposto por Burt e Adelson apud [12], a imagem de entrada é representada por uma matriz G_0 , essa matriz contém c colunas e r linhas de pixels. Para cada nível da pirâmide é gerada uma imagem em uma escala menor que a escala no nível superior. A imagem de entrada é a base ou nível zero da Pirâmide Gaussiana. Cada nível inferior da pirâmide contém uma imagem que é uma redução ou uma versão filtrada passa-baixa da imagem da base da pirâmide [12]. A imagem em cada nível perde qualidade, e ao mesmo tempo em que parte da informação é perdida, as regiões mais relevantes da imagem permanecem e ganham destaque. Esse passo é fundamental a fim de separar apenas regiões que se sobressaíam na imagem.

Os mapas de características são obtidos por meio da diferença entre canais de cores em diferentes escalas (níveis da pirâmide), este processo é conhecido como diferença centro-vizinhança. Nesta subtração de imagens, o centro é um *pixel* da imagem em uma escala $c \in \{2, 3, 4\}$ e a vizinhança é o *pixel* correspondente de outra imagem em uma escala $s = c + \sigma$ com $\sigma \in \{3, 4\}$ da pirâmide [18].

A subtração destas duas imagens é obtida pela interpolação das imagens para a escala fina, seguida da subtração ponto a ponto [12].

Aplicando a Equação 1 aos níveis das pirâmides gaussianas geradas, é possível calcular os mapas de características de cor para o canal de cor RG (vermelho e verde combinados).

$$\mathcal{RG}(c, s) = |(R(c) - G(c)) \ominus (G(s) - R(s))| \quad (1)$$

De posse dos mapas de características faz-se necessário calcular o mapa de conspicuidade RG, que constitui na soma e normalização dos mapas de características. A normalização, proposta por [17], é realizada previamente à somatória dos mapas de cada característica, com o objetivo de amplificar regiões que apresentem um nível de saliência que a contraste das demais, bem como inibir regiões salientes não contrastantes.

O mapa de saliência proposto por [17] é constituído por três mapas que combinados destacam pontos salientes aos olhos

humanos, seguindo um comportamento semelhante ao biológico, estes são: mapa de orientações, mapa de cores e mapa de intensidade. No entanto, as regiões que são procuradas na imagem de entrada se destacam apenas por cor, e não por orientação (vertical, horizontal, diagonal) ou por intensidade da região, por esse motivo, o mapa de saliência final utilizado na pesquisa é formado apenas pelo mapa de conspicuidade RG. Esse mapa de cores destaca as regiões vermelhas e verdes da imagem de entrada.

Dessa forma, pode-se definir o mapa de saliência \bar{S} proposto neste trabalho como:

$$\bar{S} = \bigoplus_{c=2}^4 \bigoplus_{s=c+3}^{c+4} [\mathcal{N}(\mathcal{RG}(c, s))] \quad (2)$$

2) *Limiarização do Mapa de Saliência*: O passo seguinte é a limiarização do mapa de saliência, com o fim de destacar o ponto mais saliente na cena. Para tanto se faz necessário definir um limiar, que foi denominado θ_{sal} . O mapa de saliência é gerado em tons de cinza, sendo que as regiões mais claras do mapa são os pontos mais salientes. O θ_{sal} varia de 0 a 1, sendo que 0 representa a ausência de limiar e o mapa não sofre alteração alguma, e 1 representa o limiar mais alto, ocasionando na total perda de informação da imagem. Sendo o θ_{sal} um valor não-inteiro, é necessário multiplicá-lo pelo valor 255, a fim de obter o valor exato do limiar em valor de pixel, que varia de 0-255. A limiarização utilizada pode ser definida por:

$$lim(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & f(x, y) \geq \theta_{sal} * 255 \\ 0 & f(x, y) < \theta_{sal} * 255 \end{cases} \quad (3)$$

C. Reconhecimento com Histogramas

Considerando o mapa de saliência limiarizado, é possível aplicá-lo à imagem original pré-processada, de forma que os valores dos *pixels* do ponto saliente são realçados enquanto os valores dos *pixels* do restante da cena são inibidos. Isso é feito por multiplicar *pixel a pixel* o mapa de saliência limiarizado pela imagem pré-processada original. Como exemplo deste processo, na Figura 4 é apresentado o resultado da multiplicação do mapa de saliência limiarizado à imagem de entrada.



Figura 4. Resultado da aplicação do mapa de saliência limiarizado à imagem de entrada pré-processada

Por fim, calcula-se o histograma da imagem obtida após a multiplicação, apresentada na Figura 4. Considerando que o mapa de saliência destaca uma área verde ou vermelha, é preciso identificar a cor predominante da área. Para tanto, o somatório de verde do histograma (σ_{verde}) é calculado, bem como o somatório de vermelho do histograma ($\sigma_{vermelho}$).

É importante notar que, o tom de verde e vermelho do semáforo é particularmente forte, o que permite supor que, entre os pontos mais salientes da cena, sempre estará a luz do semáforo, e este será o ponto de maior atenção. Notado isso, o cálculo de σ_{verde} e $\sigma_{vermelho}$ do histograma da imagem pré-processada, ponderada pelo mapa limiarizado, permite classificar a cena com a presença de um semáforo sinalizando ‘verde’ ou ‘vermelho’, a depender do maior valor encontrado ao comparar σ_{verde} e $\sigma_{vermelho}$.

Como exemplo, os valores encontrados para a imagem de entrada apresentada na 3 para $\sigma_{vermelho}$ foi de 9832, bastante superior ao de σ_{verde} , que foi de 7944, resultando assim em uma classificação correta da cena como possuindo um semáforo vermelho.

Na seção a seguir serão apresentados experimentos que validam o modelo.

IV. EXPERIMENTOS

Com o objetivo de testar e validar o mecanismo proposto uma aplicação foi construída. Esta aplicação possui como entrada um conjunto de imagens que são processadas e classificadas, exibindo como resultado se na cena possui um semáforo verde ou vermelho.

A seguir serão apresentados uma série de experimentos utilizando essa aplicação. Para todos os experimentos foram utilizados os parâmetros $\theta_{cut} = 0,40$ e $\theta_{sal} = 0,30$. Estes parâmetros foram escolhidos com base em conjuntos de testes e se mostraram os mais adequados para o conjunto de experimento apresentados neste trabalho.

As imagens de entrada foram obtidas de vídeos gravados durante o dia e durante a noite, da câmera traseira de um celular posicionado dentro de um carro. A câmera utilizada possui resolução de 8 megapixels, e os vídeos foram gravados na seguinte dimensão: 1920 pixels de largura por 1080 pixels de altura. Os vídeos foram redimensionados para 640 pixels de largura por 480 pixels de largura e foram extraídos quadros dos vídeos em intervalos de 1 segundo.

O custo computacional para processar cada imagem foi de 300-400 milissegundos, considerando os parâmetros utilizados.

O primeiro experimento, constitui-se de um conjunto de 28 quadros, dos quais 18 possuem o semáforo vermelho, e 10 possuem o semáforo verde. Foi realizado em ambiente arborizado, que pode confundir o modelo a depender dos parâmetros utilizados.

O segundo experimento, constitui-se de um conjunto de 51 quadros, dos quais 37 possuem o semáforo vermelho, e 14 possuem o semáforo verde. O experimento foi realizado em ambiente arborizado, sem luz forte, com semáforos grandes e visivelmente destacados. Embora a presença de árvores seja grande, a maior parte some ao aplicar o valor de θ_{cut} .

O terceiro experimento, constitui-se de um conjunto de 35 quadros, dos quais 25 possuem o semáforo vermelho, e 10 possuem o semáforo verde. A maior parte das cenas possui dois semáforos, um superior e um lateral, sendo que o superior apresenta duas luzes vermelhas. Interessante notar

que apesar da presença de uma placa vermelha ao lado do semáforo superior, este sempre se destaca, validando assim o bom comportamento do modelo.

O quarto experimento, constitui-se de um conjunto de 35 quadros, dos quais 24 possuem o semáforo vermelho, e 11 possuem o semáforo verde. Na Figura 5 é possível observar um trecho detalhado do experimento, onde estão exibidas diversas linhas, que apresentam, nesta ordem, as imagens de entrada, os mapas de saliência, os mapas de saliência limiarizados, e por fim as classificações encontradas ao calcular os histogramas ponderados. A mesma organização é utilizada nas outras figuras de trechos dos experimentos realizados.

Este experimento apresenta incidência de luz forte na cena, o que dificulta a detecção e posterior classificação. Apesar disto, observa-se que o modelo obteve um bom comportamento com os parâmetros utilizados.

O quinto experimento, constitui-se de um conjunto de 16 quadros, dos quais 4 possuem o semáforo vermelho, e 12 possuem o semáforo verde. O experimento apresenta grande variação de posição do semáforo entre os quadros, e apesar disto, o modelo detecta corretamente a saliência.

O sexto experimento, realizado à noite, constitui-se de um conjunto de 57 quadros, dos quais 47 possuem o semáforo vermelho, e 10 possuem o semáforo verde. Na Figura 6 é possível observar um trecho detalhado do experimento. À noite, o modelo comportou-se particularmente bem, uma vez que os semáforos tornam-se mais luminosos devido a ausência de luz solar. Considerou-se um ambiente livre de outras luzes vermelhas ou verdes, como letreiros por exemplo.

Os experimentos apresentados possuem um total de 194 quadros, sendo 137 obtidos pelo dia e 57 pela noite, todos realizados na cidade de Ribeirópolis - SE. O modelo comportou-se bem em todos os ambientes detalhados anteriormente, sendo estes: com árvores e objetos vermelhos, como placas, presentes na cena; com incidência de luz solar forte; à noite; e com grande variação de posição entre os quadros.

V. CONCLUSÃO

O modelo proposto obteve um funcionamento satisfatório ao descobrir o sinal do semáforo em ambientes diurnos e noturnos. Embora os experimentos tenham sido realizados apenas com semáforos verticais, entende-se que o mecanismo apresentaria comportamento semelhante em outros tipos de semáforo, uma vez que o mecanismo realiza o reconhecimento com base no histograma da área mais saliente, e não há relação com a forma ou outras características do objeto semáforo. Com o fim de provar isso, futuramente serão realizados experimentos com outros tipos de semáforo.

Importante enfatizar o desempenho do modelo, que implementado obteve velocidade de processamento de 300-400 milissegundos por quadro, utilizando os parâmetros definidos. Isso mostra a viabilidade de uso do modelo em tempo real. Experimentos em tempo real serão realizados em trabalhos futuros.

O modelo proposto implementado precisa de algumas melhorias para que possa ser utilizado, entre elas diminuir os

casos em que ocorre erro na classificação. A falha na detecção e posterior reconhecimento em alguns casos deu-se, em sua maioria, por haver um outro objeto que, por alguma variação do ambiente recebeu o maior foco de atenção.

Dessa forma, um objetivo a ser alcançado em trabalhos futuros é refinar o reconhecimento, utilizando mecanismo que escolha entre as áreas mais salientes da cena, e não apenas a mais saliente de todas. Esse reconhecimento pode ser feito com base em algoritmos de inteligência artificial, utilizando informações do semáforo ou do mapa de saliência para classificação.

Outra informação importante a ser definida é a distância mínima necessária para obter uma boa detecção e reconhecimento, constitui então um trabalho futuro obter essa informação, bem como calcular a distância aproximada em que o semáforo se encontra.

Com o objetivo de situar melhor o modelo proposto na literatura, é necessário realizar comparações com outros trabalhos que não utilizam atenção visual, para dessa forma mostrar porque a abordagem é interessante de ser utilizada. Este ponto constitui um dos trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

- [1] Diaz-Cabrera, M., Cerri, P., Medina-Sanchez, J. (2012) Suspended traffic lights detection and distance estimation using color features. World Academy of Science, Engineering and Technology. Acesso em: 17 set. 2014. [Online]. Available: <http://www.ce.unipr.it/people/berozzi/pap/cr/itsc2012.semafori.pdf>
- [2] U.S. Department of Transportation (US DOT). (2015) Intelligent transportation systems joint program office. Acesso em: 15 fev. 2015. [Online]. Available: <http://www.its.dot.gov/>
- [3] Australian government - Department of Infrastructure and Regional Development. (2015) How are intelligent transport systems being used? Acesso em: 15 fev. 2015. [Online]. Available: <http://www.infrastructure.gov.au/transport/its/itsuse.aspx>
- [4] LaRA. (2015) Lara - la route automatisée. Acesso em: 15 fev. 2015. [Online]. Available: <http://www.lara.prd.fr/>
- [5] W. J. C. S. Chung, Y., "A vision-based traffic light detection system at intersections," *Journal of National Taiwan Normal University: Mathematics, Science Technology*, vol. 47, pp. 67-86, 2002.
- [6] N. F. Charette, R., "Real time visual traffic lights recognition based on spot light detection and adaptive traffic lights templates," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 358-363, 2009.
- [7] S. Y. K. S. P. J. J. H. Kim, H., "Night-time traffic iht detection based on svm with geometric moment features," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 7, 2013.
- [8] R. E. Gonzalez, R. C. e Woods, *Processamento Digital de Imagens - 3ª ed.* São Paulo: Pearson, 2010.
- [9] J. Morgan, "Técnicas de segmentação de imagens na geração de programas para máquinas de comando numérico." 2008.
- [10] H. N. Marques, O. F. e Vieira, *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.
- [11] A. Benicasa, "Sistemas computacionais para atenção visual top-down e bottom-up usando redes neurais artificiais," *USP - São Carlos*, 2013.
- [12] F. Shic and B. Scassellati, "A behavioral analysis of computational models of visual attention," *International Journal of Computer Vision*, 2007.
- [13] L. Carota, G. Indiveri, and V. Dante, "A softwarehardware selective attention system," 2004.
- [14] L. Itti, "Models of bottom-up attention and saliency," 2005.
- [15] J. M. Wolfe and T. S. Horowitz, "What attributes guide the deployment of visual attention and how do they do it?" 2004.
- [16] K. C. N. E. Itti, L., "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 20(11)*, pp. 1254-1259, 1998.
- [17] E. T. Pereira, "Atenção visual bottom-up guiada por otimização via algoritmos genéticos." 2007.

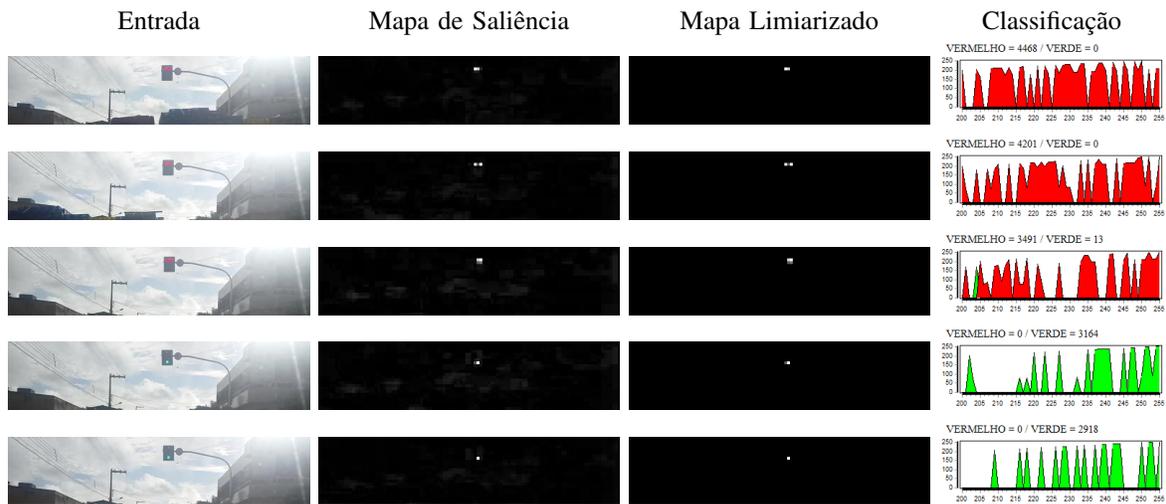


Figura 5. Experimento 4 - trecho de 5 imagens das 35 imagens obtidas dia 01/12/2014, em Ribeirópolis - SE, às 6 horas. Utilizou-se $\theta_{cut} = 0,40$ e $\theta_{sal} = 0,30$

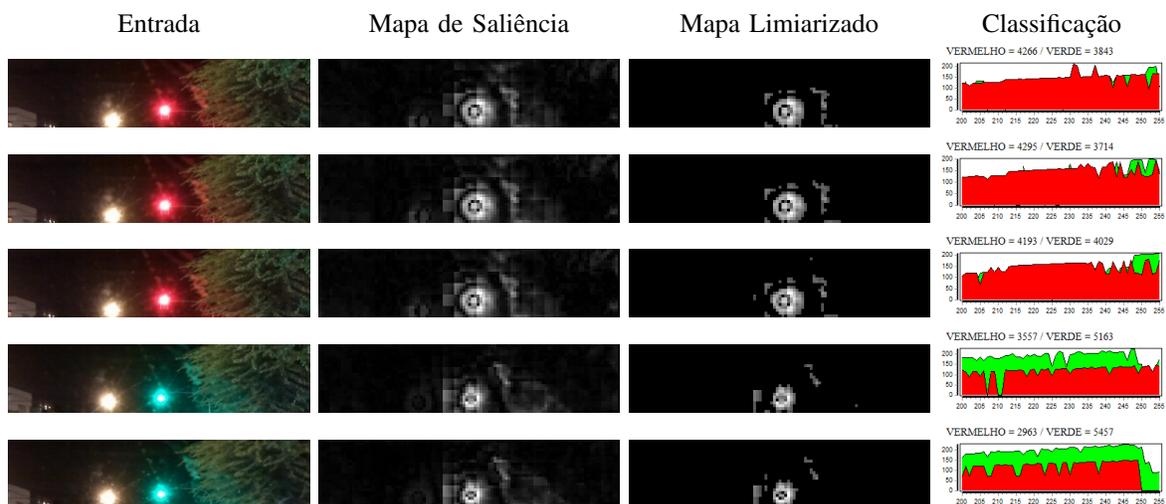


Figura 6. Experimento 6 - trecho de 5 imagens das 57 imagens obtidas dia 22/12/2014, em Ribeirópolis - SE, às 21 horas. Utilizou-se $\theta_{cut} = 0,40$ e $\theta_{sal} = 0,30$