

Detecção e monitoramento de vagas de estacionamento através de visão computacional

Vitor de Alencastro Lacerda - 11/0067142

Universidade de Brasília

November 28, 2016

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

Roteiro

- 1 Problema e motivação**
- 2 Objetivos**
- 3 Fundamentação Teórica**
- 4 Redes Neurais Artificiais**
- 5 Solução proposta**
- 6 Resultados Experimentais**
- 7 Conclusão**

Problema

Problema

Procurar vagas em grandes estacionamentos é uma tarefa dispendiosa e que consome muito tempo.

Motivações

- Rondar estacionamentos em busca de vagas gasta tempo e dinheiro.
- Sistema atrai clientes para estabelecimentos que o adotarem.
- As soluções para estacionamento fechados não são utilizadas nos estacionamentos abertos porque são caras, difíceis de instalar e de difícil escalabilidade.
- Utilizar algoritmos de visão computacional é uma solução barata, eficiente e eficaz para realizar esse monitoramento.

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 **Objetivos**
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

Objetivos

Objetivo Geral

Desenvolver um sistema capaz de analisar imagens de uma câmera de vídeo para identificar vagas vazias e ocupadas em um estacionamento descoberto e ajudar motoristas a estacionar seus carros mais rapidamente.

Objetivos

Objetivos específicos:

- Mapear automaticamente as posições das vagas do estacionamento com mínima marcação de humanos.
- Informar aos motoristas a quantidade de vagas livres e ocupadas em uma região do estacionamento.
- Funcionar mesmo se a execução for iniciada em estacionamento ocupado.

Objetivos

Resultado Esperado

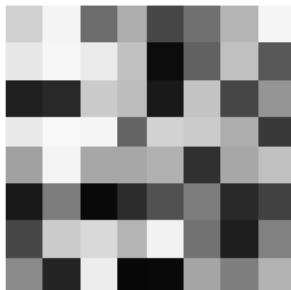
Um sistema barato e eficiente que seja capaz de facilitar a tarefa de encontrar vagas em grandes estacionamentos descobertos, sem o uso de sensores ou necessidade de grandes obras para instalação.

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

Representação de imagens

- É necessário um modelo de representação de imagens em computadores.
- Forma mais simples são imagens de nível de cinza.
- Matriz $M \times N$ de elementos de 1bit que representam a luminosidade do pixel.



(a)

208	244	108	173	71	112	181	245
231	246	234	193	12	97	192	87
32	40	202	189	25	195	70	149
233	248	245	100	210	203	173	57
161	244	167	167	177	48	167	192
25	124	9	44	81	125	41	65
71	204	217	180	242	114	30	129
139	36	238	8	9	165	127	178

(b)

Espaços de cor

- Modelos de representação de cores.
- RGB e YCbCr.
- Ambos compostos de três canais.

RGB

- Canais vermelho(R), verde(G) e azul(B).
- Matrizes contém fatores de influência de cada cor na imagem final.

$$C_{i,j} = p_{i,j,1}.R + p_{i,j,2}.G + p_{i,j,3}.B, (1 < i < M, 1 < j < N) \quad (1)$$

RGB



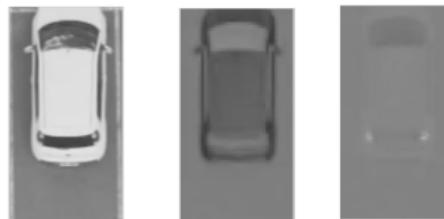
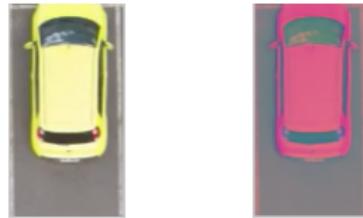
Uma imagem RGB e seus três canais separados.

YCbCr

- Usado em vídeos por sua capacidade de compressão.
- Canais de luminância(Y), crominância azul(Cb) e crominância vermelha(Cr).
- Pode ser obtida através da imagem RGB.
- Canais de crominância são gerados pela diferença entre Y e canais R e B.

$$Y = 0,299.R + 0,587.G + 0,114.B \quad (2)$$

YCbCr



A imagem YCbCr obtida de uma imagem RGB e seus canais.

Descritores de textura

Algoritmos que retorna valores que representam padrões de uma imagem analisada. Analisam a imagem como um todo, ao invés de *pixel-a-pixel*.

GLCM

- *Gray Level Co-occurrence Matrix.*
- Aplicada em imagens de nível de cinza.
- Medidas estatísticas.
- Analisa uma certa relação espacial entre dois *pixels*.
- Para este trabalho, a relação é a vizinhança direita.

GLCM

- Saída do algoritmo é uma matriz $M \times M$ onde M é o maior nível de cinza possível.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	1	0	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	2	0
6	0	0	0	0	0	0	0	1
7	2	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0

Exemplo da elaboração da GLCM. Extraída de
<https://www.mathworks.com/help/images/ref/graycomatrix.html>

GLCM

Medidas

Contraste: $C = \sum_{i,j} (i - j)^2 P_{(i,j)}$

Correlação: $Co = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P_{(i,j)}}{\sigma_i \sigma_j}$

Energia: $E = \sum_{i,j} P_{(i,j)}^2$

Homogeneidade: $H = \sum_{i,j} \frac{P_{(i,j)}}{1+|i-j|}$

Detecção de Movimento

Detecção de Movimento

Análise da diferença entre dois quadros para estimar a movimentação de objetos na cena.

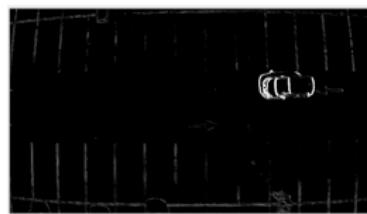
Fluxo Óptico

Estimativa da velocidade do movimento de cada *pixel* da imagem.

Fluxo óptico



(a)



(b)

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais

Sistemas inspirados no cérebro humano para realização de tarefas como classificação de padrões e ajuste de funções. Usam elementos de processamento distintos que trabalham paralelamente(neurônios).

Haykin define como:

"...um processador distribuído massivamente paralelo composto por unidades simples de processamento, que possui uma propensidade natural a armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso."

Arquitetura utilizada

- Arquitetura *feed-forward*.
- Uma camada oculta com 15 neurônios com função logística.
- Camada de saída com função *softmax*.

Treinamento

- Treinamento supervisionado.
- 116 imagens de seções - 57 classe 1(carro) e 59 classe 2(vaga).
- Conjunto de treinamento - 82 imagens.
- Conjunto de validação - 17 imagens.
- Conjunto de testes - 17 imagens.
- Máximo de 1000 iterações.

Confusão

Training Confusion Matrix		
Output Class	Target Class	
	1	2
1	41 50.0%	4 4.9%
2	1 1.2%	36 43.9%
	97.6% 2.4%	90.0% 10.0%
		93.9% 6.1%

Validation Confusion Matrix		
Output Class	Target Class	
	1	2
1	8 47.1%	0 0.0%
2	0 0.0%	9 52.9%
	100% 0.0%	100% 0.0%
		100% 0.0%

Test Confusion Matrix		
Output Class	Target Class	
	1	2
1	7 41.2%	0 0.0%
2	0 0.0%	10 58.8%
	100% 0.0%	100% 0.0%
		100% 0.0%

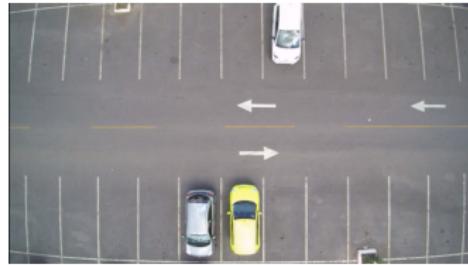
All Confusion Matrix		
Output Class	Target Class	
	1	2
1	56 48.3%	4 3.4%
2	1 0.9%	55 47.4%
	98.2% 1.8%	93.2% 6.8%
		95.7% 4.3%

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

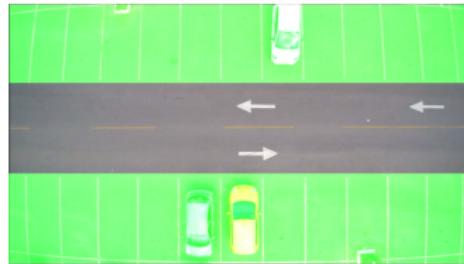
Aquisição

Imagens de câmeras montadas em postes de luz ou similar.



Regiões de interesse

- Definidas no momento de instalação.
- Não devem ter intersecção.
- Regiões onde há vagas na imagem.



Seções verticais

Cada ROI é dividida em um número igual de seções verticais.



Classificação das seções

A classificação tem 4 etapas:

- Extração das características.
- Classificação pela Rede Neural.
- Ajuste pelos vizinhos.
- Sistema de votação

Extração das características

Imagens individuais de cada seção são extraídas.



Extração das características

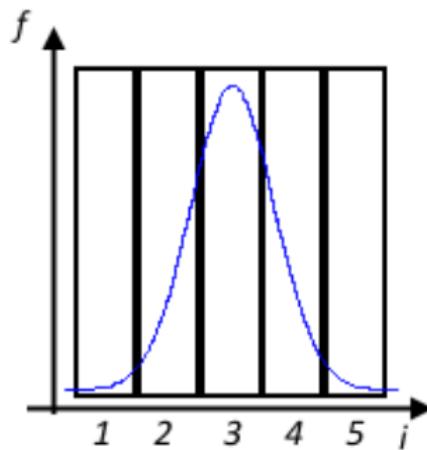
- Medidas GLCM: $\begin{pmatrix} \text{Contraste} \\ \text{Correlao} \\ \text{Energia} \\ \text{Homogeneidade} \end{pmatrix}$
- Médias dos canais de crominância: $\begin{pmatrix} MCb \\ MCr \end{pmatrix}$
- Vetor final de entrada: $\begin{pmatrix} \text{Contraste} \\ \text{Correlao} \\ \text{Energia} \\ \text{Homogeneidade} \\ MCb \\ MCr \end{pmatrix}$

Classificação da Rede Neural Artificial

- Duas classes possíveis: carro(1) ou vaga (2).
- Rede neural recebe vetor de entrada e retorna vetor com probabilidade de cada classe.

$$\begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

Ajuste dos Vizinhos



Ajuste dos vizinhos

A classe das seções vizinhas influencia a classificação de uma seção de acordo com as equações:

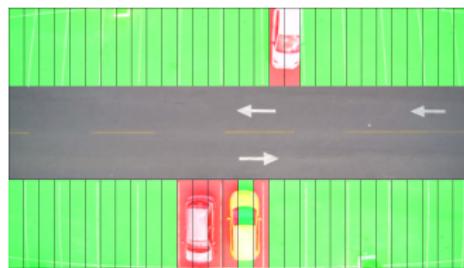
$$f(s, v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp^{\frac{-(i_s - i_v)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

$$P_{cv} = P_{cv}(1 + f(s, v)) \quad (5)$$

$$P_{\bar{cv}} = P_{\bar{cv}}(1 - f(s, v)) \quad (6)$$

Ajuste dos Vizinhos

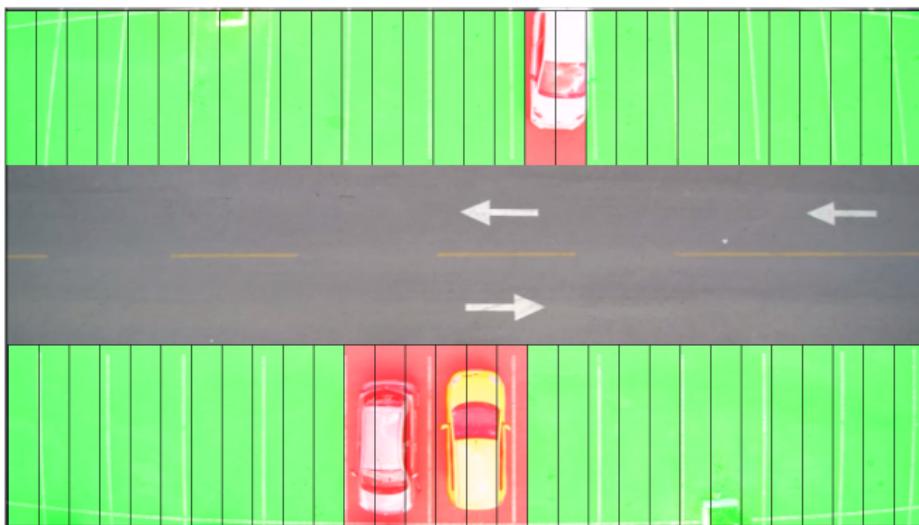
Ajuda a evitar erros como este:



Sistema de votação

- Votação define se a seção está estabilizada ou não.
- Voto é baseado no vetor de probabilidades modificado pelo ajuste dos vizinhos.
- $voto = \begin{cases} 1, & \text{se } P_1 \geq 0,6 \\ 2, & \text{caso contrário} \end{cases}$
- Seção não muda de classe se estiver estabilizada.
- Evitar flutuações na ocupação das seções.

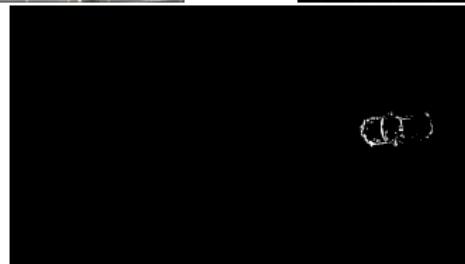
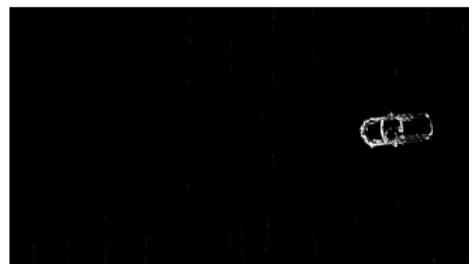
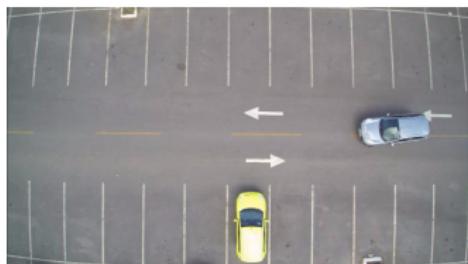
Seções classificadas



Detecção de movimento

- Movimento detectado pela ferramenta do Fluxo Óptico
- Resultado: imagem que representa as magnitudes dos vetores velocidade
- Essa imagem é limiarizada para eliminar os vetores não significativos.

Detecção de movimento



Regiões do movimento

Regiões são detectadas através de análise dos pixels não-pretos da imagem limiarizada.



Mapeamento das vagas

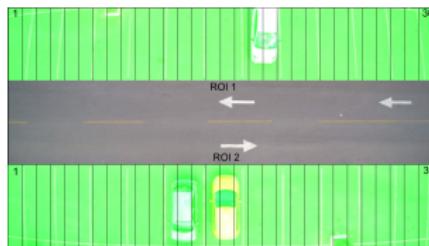
- No momento inicial da execução conjuntos de seções ocupadas consecutivas formam uma vaga.
- Quando um movimento termina, as posições aonde ele acabou e começou são analisadas.
- As seções verticais interceptadas pelo movimento nestas posições ficam não-estabilizadas, são reclassificadas e marcadas como uma vaga.
- Assume-se que os carros estão parando em vagas corretamente.

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 **Resultados Experimentais**
- 7 Conclusão

Experimentos

- Oito vídeos curtos com ROIs determinadas previamente divididas em 30 seções verticais.
- Desempenho do programa foi comparado com resultados de três observadores humanos: F, M e P.



Experimentos

Ocupação das seções

- Um acerto ocorre se em um determinado momento t , o programa e o observador concordam quanto a ocupação da seção.
- 60 acertos possíveis por segundo.
- Taxa de acerto = número total de acertos/acertos possíveis.

Vagas ocupadas

- Um acerto ocorre se em um determinado momento t , o programa e o observador concordam quanto ao número de vagas ocupadas.
- Número de acertos possíveis é igual a duração do vídeo.

Vídeo 1

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	886	98,44%
P	886	98,44%
M	884	98,22%
Média	885,3	98,37%

Vídeo 1

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	1	7%
P	1	7%
M	1	7%
Média	1	7%

Vídeo 2

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	586	97,66%
P	586	97,66%
M	586	97,66%
Média	586	97,66%

Vídeo 2

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	10	100%
P	10	100%
M	10	100%
Média	10	100%

Vídeo 3

Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	1165	97,08%
P	1113	92,75%
M	1136	94,66%
Média	1138	94,83%

Vídeo 3

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	19	95%
P	11	55%
M	18	90%
Média	16	80%

Vídeo 4

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	1750	97,22%
P	1749	97,16%
M	1772	98,44%
Média	1757	97,61%

Vídeo 4

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	22	73,33%
P	22	73,33%
M	24	80%
Média	22,66	75,55%

Vídeo 5

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	597	99,50%
P	585	97,50%
M	587	97,83%
Média	1757	97,61%

Vídeo 5

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	10	100%
P	9	90%
M	10	100%
Média	9,66	96.66%

Vídeo 6

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	752	96,40%
P	774	99,23%
M	767	98,33%
Média	764,33	97,99%

Vídeo 6

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	10	76,92%
P	11	84,61%
M	9	69,23%
Média	10	76,92%

Vídeo 7

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	1013	99,31%
P	1014	99,41%
M	1016	99,60%
Média	1014,33	99,44%

Vídeo 7

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	16	94,11%
P	16	94,11%
M	17	100%
Média	16,33	96,07%

Vídeo 8

Acertos - seções		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	1376	99,71%
P	1379	99,92%
M	1379	99,92%
Média	1378	99,85%

Vídeo 8

Acertos - vagas		
Observador	Acertos	Taxa de acertos
F	23	100%
P	23	100%
M	23	100%
Média	23	100%

Roteiro

- 1 Problema e motivação
- 2 Objetivos
- 3 Fundamentação Teórica
- 4 Redes Neurais Artificiais
- 5 Solução proposta
- 6 Resultados Experimentais
- 7 Conclusão

Conclusão

- Procurar por vagas em estacionamentos custa tempo e dinheiro.
- Para estacionamentos descobertos, soluções que utilizam vídeo são mais adequadas.
- O trabalho apresentado analisa vídeos de câmeras montadas em postes de luz para determinar a ocupação das vagas.

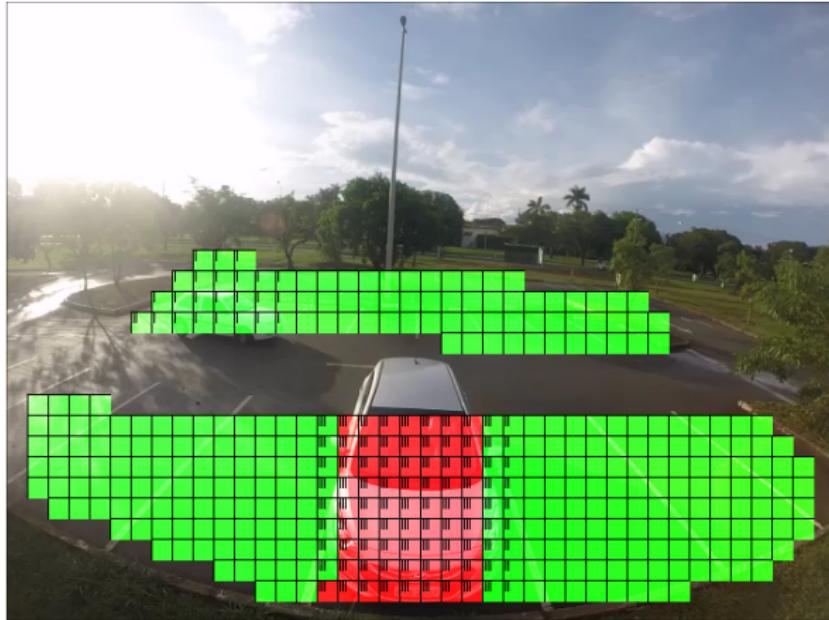
Conclusão

- Resultados semelhantes aos dos observadores na maior parte dos casos.
- Resistente a erros pontuais de classificação da rede.
- Dificuldades em classificação de veículos com coloração semelhante ao asfalto.
- Algumas falhas no mapeamento causadas por inconsistências no tamanho dos carros.

Conclusão

Por fim, o programa se mostrou capaz de ajudar de maneira simples os motoristas a encontrarem vagas em estacionamentos descobertos e de suprir a demanda por uma solução adequada para estes estacionamentos. No futuro porém, é necessário um refinamento do mapeamento e uma evolução do sistema para que seja capaz de analisar corretamente imagens capturadas por câmeras instaladas em posições mais oblíquas ao estacionamento.

Trabalhos futuros



Referencias |

Conclusao

[?] [?] [?] [?][?] [?] [?] [?]
[?] [?] [?] [?]