

PSI3571 – PRÁTICAS EM RECONHECIMENTO DE PADRÕES, MODELAGEM E INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL (2018)

Grupo I

Navarro

Gabriel Gouveia

Tiago Nagy

O GRUPO

Douglas Navarro



PSI – EC2

Algum entendimento
sobre algoritmo de treino
backpropagation

Gabriel Gouveia



PTC – EC2

Nenhuma experiência em
redes neurais

Tiago Nagy



PTC – EC2

Nenhuma experiência em
redes neurais



DIVISÃO DOS PROJETOS E TAREFAS

Douglas



Regressor

Estado do Metrô

Gabriel



Regressor

Detector angular de
veículos

Tiago



Classificador

Detector presencial de
veículos




ESTADO DO METRÔ

Como melhorar o transporte com inteligência artificial ?



QUANDO EU PEGO O METRÔ EU GOSTARIA DE VER ISSO



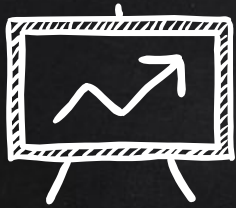
A high-angle, wide shot of a massive crowd of people filling an airport terminal. The crowd is dense and diverse, with many people looking towards the camera. In the foreground, a large, cylindrical pillar with a blue and white grid pattern stands prominently. To the right, a yellow sign with the word "Embarque" (Boarding) and a circular arrow icon is visible. In the background, a large screen displays a portrait of a man. The overall atmosphere is one of a busy, crowded public space.

MAS O QUE
EU ENCONTRO
É ISSO.



MOTIVAÇÃO

Metrô



Agir de forma preventiva a
condições de estresse



MOTIVAÇÃO

Metrô



Agir de forma preventiva a
condições de estresse

Usuário



Escolher os melhores
horários para utilizar o
transporte



MOTIVAÇÃO

Metrô



Agir de forma preventiva a condições de estresse

Usuário

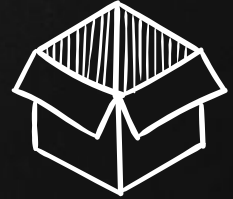


Escolher os melhores horários para utilizar o transporte

Dados



+



Legado



INTUIÇÃO: QUAIS SÃO OS FATORES ENVOLVIDOS?

✕ Horário do dia?



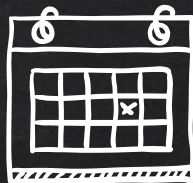


INTUIÇÃO: QUAIS SÃO OS FATORES ENVOLVIDOS?

✗ Horário do dia?



✗ Dia da semana?



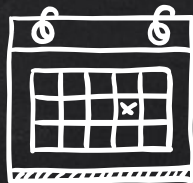


INTUIÇÃO: QUAIS SÃO OS FATORES ENVOLVIDOS?

✕ Horário do dia?



✕ Dia da semana?



✕ Linha de trem?



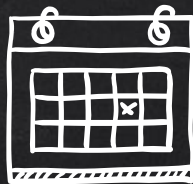


INTUIÇÃO: QUAIS SÃO OS FATORES ENVOLVIDOS?

✗ Horário do dia?

✗ Dia da semana?

✗ Linha de trem?



Eu preciso de dados !



PRIMEIRA ABORDAGEM – PAINÉIS LINHA AMARELA





NÃO POSSO COLETAR DE FORMA EFICIENTE OS DADOS IDEAIS...
MAS TAMBÉM NÃO QUERO EXPERIMENTAR COM POUCOS DADOS.

ENTÃO PEDI OS DADOS PARA A **TATIANA** DA VIAQUATRO



Douglas Navarro <douglas.navarro@usp.br>

to tatiana.pereira ▾

Olá, Tatiana

Estou realizando um trabalho acadêmico e gostaria de saber se os dados de lotação dos trens fornecidos em tempo real pela **ViaQuatro** através dos monitores nas estações são:

1. registrados de forma permanente e, caso sejam, quero saber também se
2. podem ser disponibilizados para uso não-comercial, como informei, no contexto de um trabalho acadêmico.

Sou aluno da Escola Politécnica da USP sob número de matrícula 8586760.

Obrigado



INFELIZMENTE, A RESPOSTA NÃO FOI A QUE EU QUERIA

Prezado Douglas, boa tarde,

Recebemos sua solicitação e agradecemos o interesse pela **ViaQuatro**.

Os monitores das plataformas da Linha 4 Amarela informam o tempo de chegada do próximo trem e também o nível de lotação de cada carro do próximo trem. O serviço, inédito em metrô no mundo, é possível graças a um software que monitora o peso dos carros do trem, gera a informação em tempo real e indica ao usuário onde há mais espaço para embarcar. A **ViaQuatro** levou três anos para desenvolver a ferramenta com o objetivo de tornar o embarque e o desembarque ainda mais rápidos e seguros e a viagem mais confortável. O monitor exibe o desenho do trem da Linha 4-Amarela com seus seis carros. Por meio de um sistema de sinalização de cores, semelhante às de um sinal de trânsito, o passageiro poderá identificar seu nível de ocupação: verde para baixo nível de lotação, amarela para médio e vermelho para nível mais alto de ocupação. Para orientar o passageiro a localizar o carro mais vazio, as portas de plataforma estarão identificadas por cores e números.

Respondendo suas perguntas, sim, os dados são registrados em banco de dados. Nós não disponibilizamos outras informações.

Contamos com sua compreensão.

Atenciosamente e à disposição.

ViaQuatro

Tatiana Pereira

Comunicação

(11) 3747-5109

www.viaquatro.com.br



BUSCANDO DADOS QUE EU POSSO USAR

ViaQuatro CENTRAL DE ATENDIMENTO Segunda a Sexta, das 08h30 às 20h00 Sábado e Domingo, das 09h00 às 18h00 0800-770 7100

INSTITUCIONAL LINHA 4 AMARELA GUIA DO USUÁRIO IMPRENSA TRABALHE CONOSCO FALE CONOSCO PERGUNTAS FREQUENTES

Campanha

GUIA BRASILEIRO

para a utilização dos sistemas de transporte sobre trilhos

Trace a rota da sua viagem:

Onde você está? Para onde você quer ir? **traçar rota**

Notícias

Linha 4 reúne atividade física e tecnologia em ação

Nas estações Luz e Paulista, bicicletas que carregam celulares são a atração com parceria da Medley

Estação Oscar Freire opera em horário normal

Desde o dia 21/04, o horário é das 4h40 à meia-noite nos dias úteis e domingos, e das 4h40 à 1h aos sábados

Ação de conscientização sobre doença rara

Estação Luz recebe flashmob para celebrar o Dia Internacional da Conscientização das Mucopolissacaridoses (MPS Day).

Projetos Especiais

Segurança, atenção com as crianças

Com objetivo de prevenir acidentes, a ViaQuatro, concessionária que opera a Linha 4 Amarela, lança nesta segunda-feira (20) campanha para orientar passageiros a adotar pequenas mudanças em hábitos do dia a dia que resultam em um ambiente mais seguro para todos.

Operação

Atualizado em 14/05/2018 08:44

4 Amarela

normal

Metrô de São Paulo

Atualizadas em 14/05/2018 08:42

1 Azul normal	2 Verde normal
3 Vermelha normal	5 Lilás normal
15 Prata normal	

CPTM

Atualizadas em 14/05/2018 08:43

7 Rubi normal	8 Diamante normal
9 Esmeralda normal	10 Turquesa normal
11 Coral normal	12 Safira normal
13 Jade operação encerrada	



TREINANDO A REDE NEURAL – ENTRADA E SAÍDA CODIFICADA

07/05/2018 – Azul – Normal



TREINANDO A REDE NEURAL – ENTRADA E SAÍDA CODIFICADA

07/05/2018 – Azul – Normal



Ano	Mês	Dia	Dia semana	Hora	Minuto	Linha
2018	5	7	0	23	45	1



TREINANDO A REDE NEURAL – ENTRADA E SAÍDA CODIFICADA

07/05/2018 – Azul – Normal



Ano	Mês	Dia	Dia semana	Hora	Minuto	Linha
2018	5	7	0	23	45	1

Estado
0

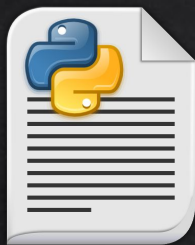


TREINANDO A REDE NEURAL – ENTRADA E SAÍDA CODIFICADA

Estado	Estado Codificado
Normal	0
Velocidade reduzida	1
Operação encerrada	2
Paralisada	3
Operação parcial	4



COLETANDO DADOS ATRAVÉS DE WEB SCRAPING

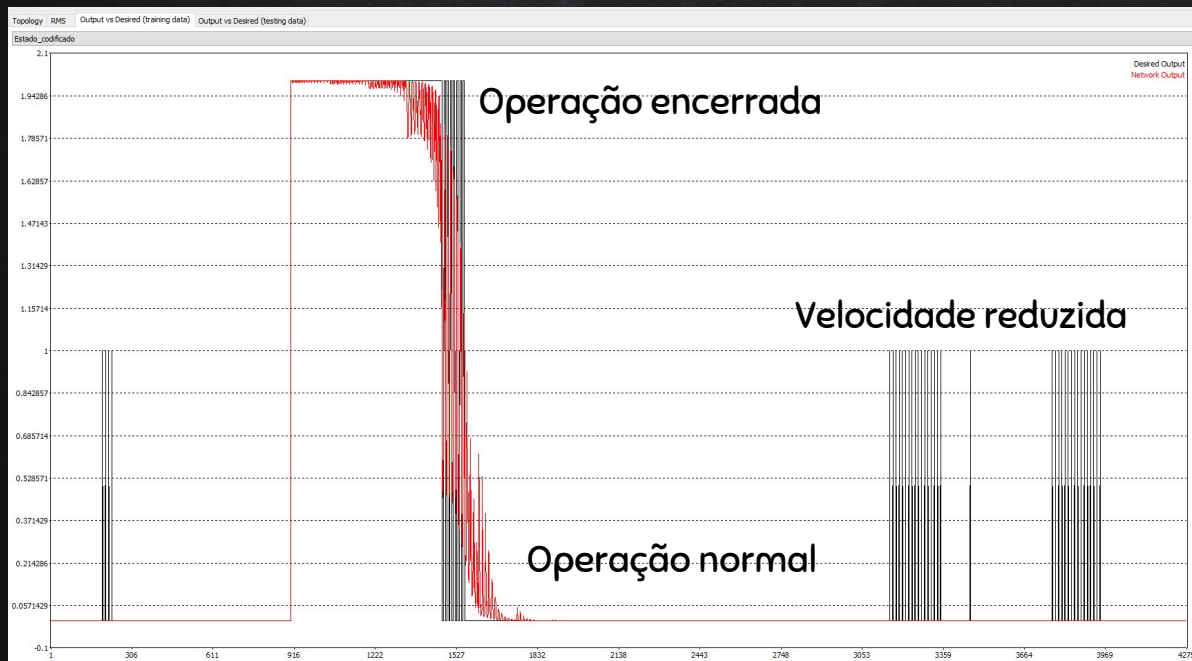


scraper.py

- HTTP GET ViaQuatro.com.br
- Faz *parse* do html usando BeautifulSoup
- Busca tags html e classes css identificadas a priori
- Produz arquivo de texto com resultados



PROVA DE CONCEITO / PRIMEIRO PROTÓTIPO USANDO MBP

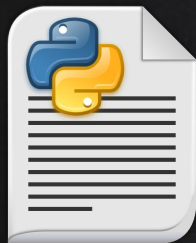


- Arquivos de texto produzidos pelo scraper
- Dados de 2 dias de coleta
- Rede neural bastante simples
- Como conceito, está aprovado!





COLETANDO DADOS ATRAVÉS DE WEB SCRAPING



scraper.py

- HTTP GET ViaQuatro.com.br
- Faz *parse* do html usando BeautifulSoup
- Busca tags html e classes css identificadas a priori
- Obtém acesso ao google sheets usando credenciais
- Registra horário, linha e estado na planilha

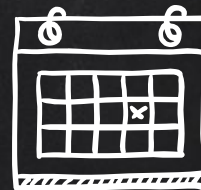


github.com/douglasnavarro/sp-subway-scraper



COLETANDO DADOS ATRAVÉS DE WEB SCRAPING

	A	B	C
1	05/06/2018 21:38	azul	normal
2	05/06/2018 21:38	verde	normal
3	05/06/2018 21:38	vermelha	normal
4	05/06/2018 21:38	amarela	normal
5	05/06/2018 21:38	lilas	normal
6	05/06/2018 21:38	prata	normal
7	05/06/2018 21:38	rubi	normal
8	05/06/2018 21:38	diamante	normal
9	05/06/2018 21:38	esmeralda	normal
10	05/06/2018 21:38	turquesa	normal
11	05/06/2018 21:38	coral	normal
12	05/06/2018 21:38	safira	normal
13	05/06/2018 21:43	azul	normal
14	05/06/2018 21:43	verde	normal
15	05/06/2018 21:43	vermelha	normal
16	05/06/2018 21:43	amarela	normal
17	05/06/2018 21:43	lilas	normal
18	05/06/2018 21:43	prata	normal
19	05/06/2018 21:43	rubi	normal
20	05/06/2018 21:43	diamante	normal
21	05/06/2018 21:43	esmeralda	normal



Até agora:

Maio – Junho

Aprox. 80.000 exemplares

bit.do/sp-subway-data

Baixo custo de manutenção – Dados serão coletados indefinidamente e disponibilizados para futuros aventureiros

(Nada pessoal, mas toma essa, Tatiana!)





ENSAIO DE REDES DE DIFERENTES COMPLEXIDADES

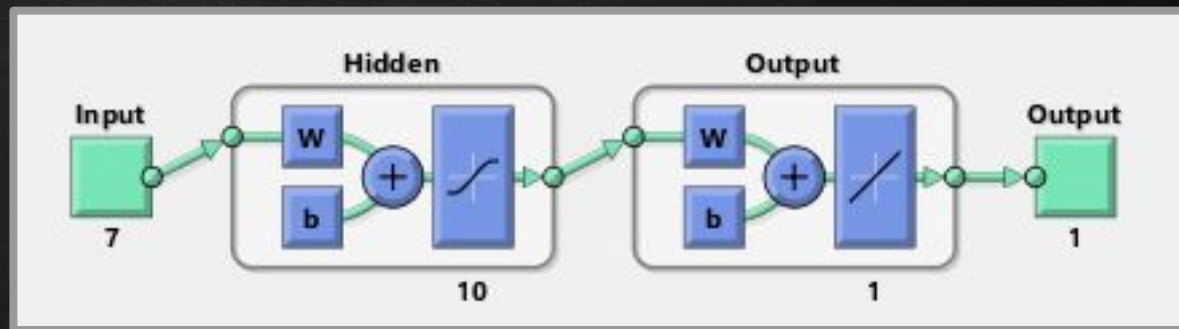
Número de Neurônios	Erro quadrático médio
10	$1.60e-1$
20	$1.18e-1$
30	$0.82e-1$
...	...
200	$0.0279e-1$

82484 exemplares no total

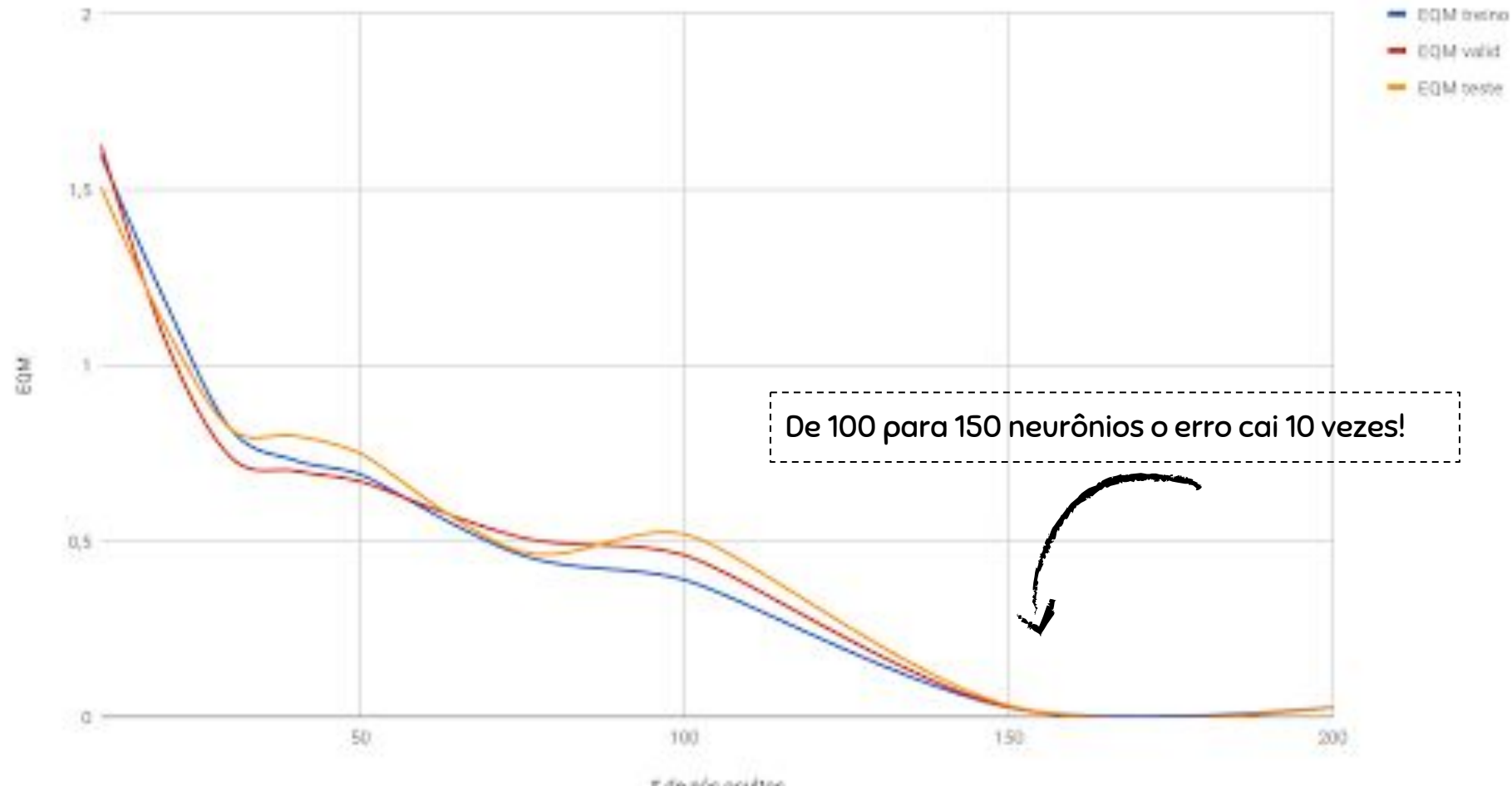
70% Treino

15 % Validação

15% Teste

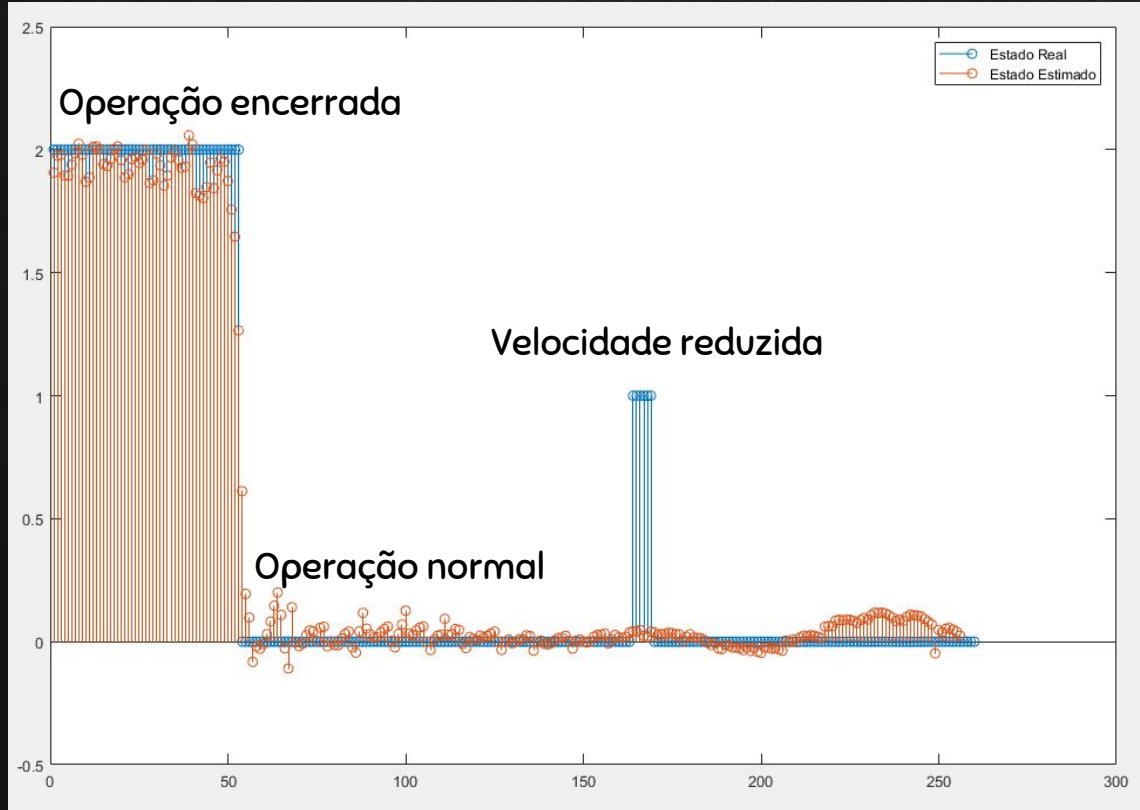


EQM x # de nós ocultos





O ERRO QUADRÁTICO NÃO É UM BOM INDICADOR



15 de Maio – Linha azul
00:00 até 23:59

00:00 às 4:30
Operação encerrada



às 4:00 23:59
Operação normal

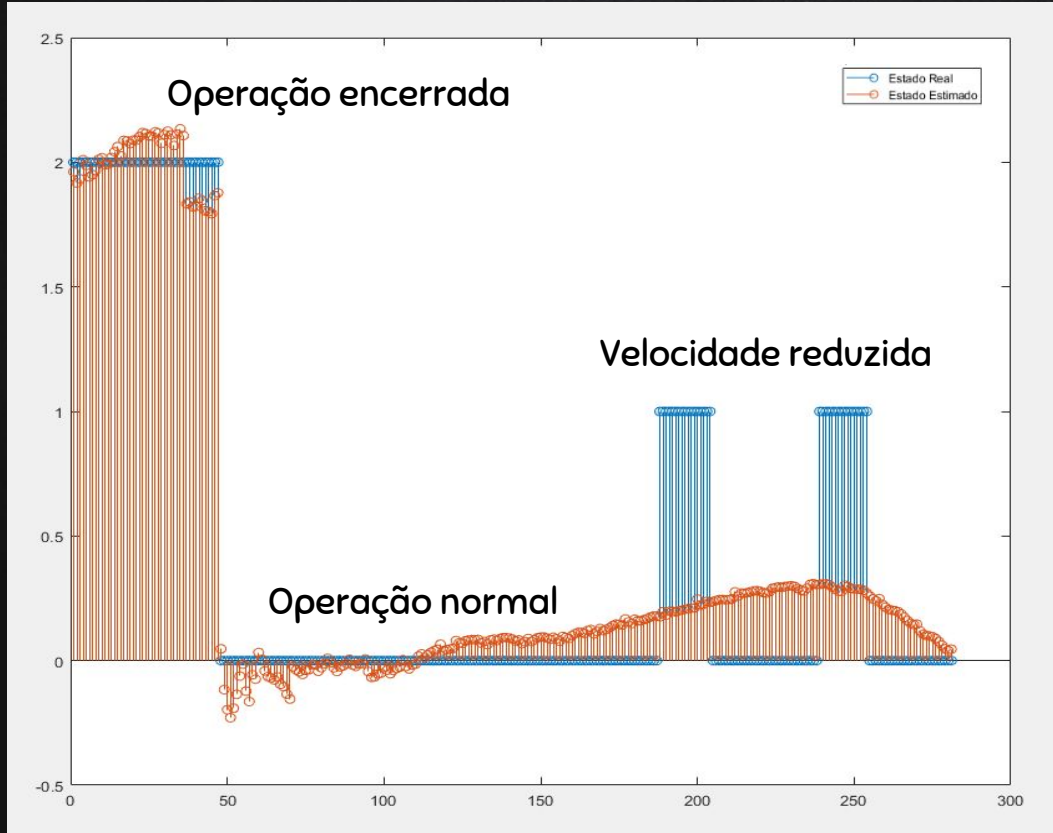


15:05 às 15:28
Velocidade reduzida





O ERRO QUADRÁTICO NÃO É UM BOM INDICADOR



9 de Maio - Linha turquesa
00:00 até 23:59

Operação encerrada



Operação normal



Velocidade reduzida

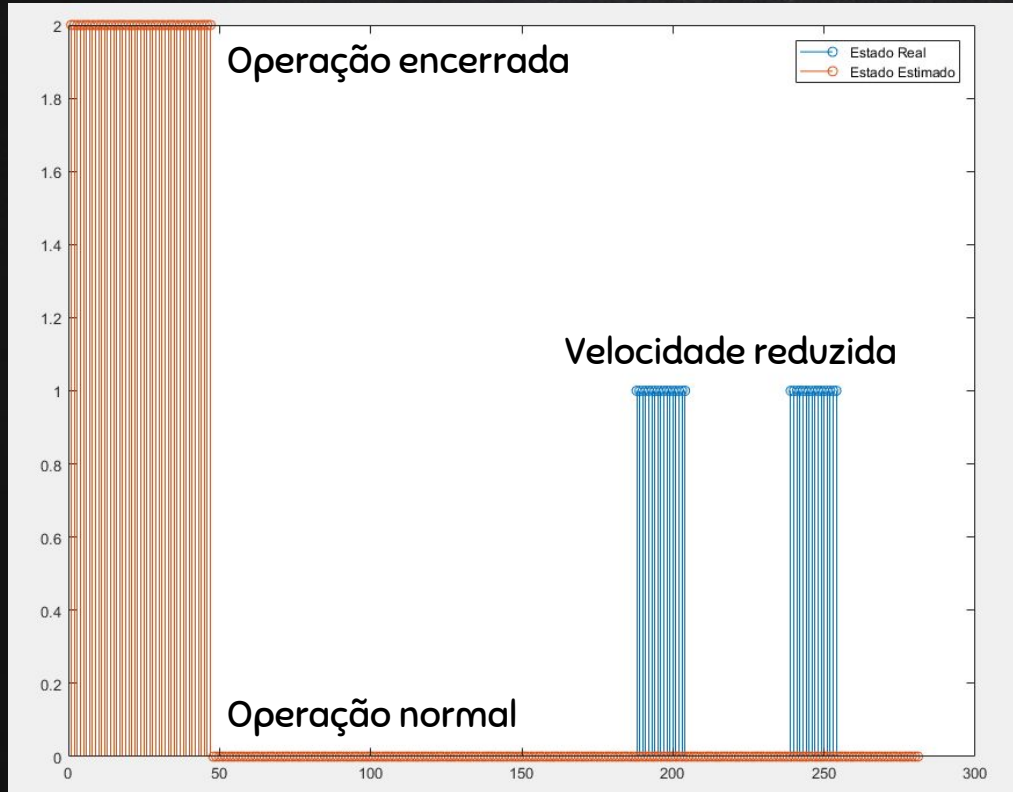




PRÓXIMOS PASSOS



Feedback



x Discretizar saída

x Adotar indicador de qualidade alternativo, como classification error

x Cruzar datasets com o que está sendo produzido, como informação de chuva no dia



x Fugir de mínimos locais fazendo re-sorteios!

2.

DETECTOR PRESENCIAL DE VEÍCULOS

Detectando veículos em uma imagem, utilizando redes neurais
artificiais

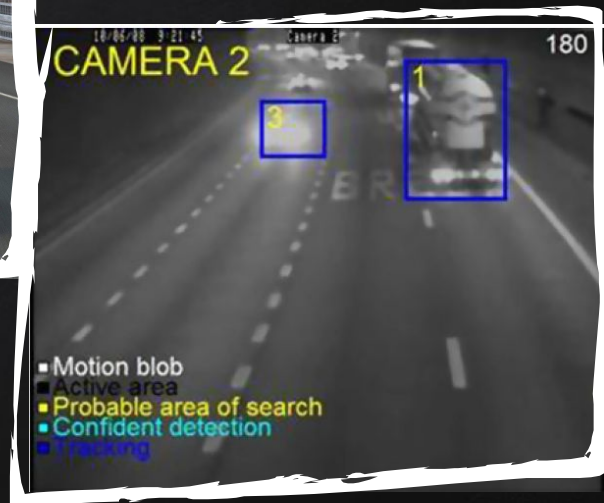


POR QUE UM DETECTOR PRESENCIAL DE VEÍCULOS?

- Veículos autônomos
- Fiscalização inteligente
- Segurança em rodovias e túneis [4]
- Controle inteligente de tráfego [3]



*1





QUAIS AS ENTRADAS DA REDE NEURAL?

Representação computacional da imagem



Imagem de carro 64x64



54	67	28	10	0	190	205
12	00	78	45	10	124	23
43	45	67	35	35	66	33
66	123	34	12	34	23	44
23	233	45	64	33	55	55
23	54	65	87	232	78	89

Matriz RGB 64x64x3



PROBLEMA: DIMENSÃO ELEVADA

$$64 \times 64 \times 3 = 12\,266$$

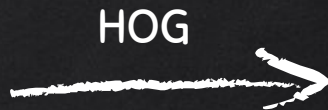
ENTRADAS!!!



SOLUÇÃO: EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS ADHOC: HISTOGRAMA DE GRADIENTES ORIENTADOS (HOG)

54	67	28	10	0	190	205
12	00	78	45	10	124	23
43	45	67	35	35	66	33
66	123	34	12	34	23	44
23	233	45	64	33	55	55
23	54	65	87	232	78	89

Matriz RGB 64x64x3



[45 56 23 6 80 ... 90 32]

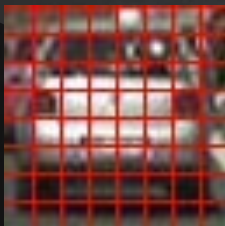
Vetor de características 1x1764

Por que HOG? [1], [2]



SOLUÇÃO: EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS ADHOC: HISTOGRAMA DE GRADIENTES ORIENTADOS (HOG)

Divisão em
células 8x8



Matriz de
gradientes

54	67	28	10
0	190	205	12
0	0	78	45
3	4	84	65

Magnitude
(64x64)

34	60	34	45
0	175	150	56
0	156	78	34
5	25	34	56

Direção
(64x64)

Cálculo do
histograma
em cada
célula



[20 54 56 78 34 4 6 8 14]

Vetor de 1x9

Normaliza-
ção



Vetor normalizado 1x36



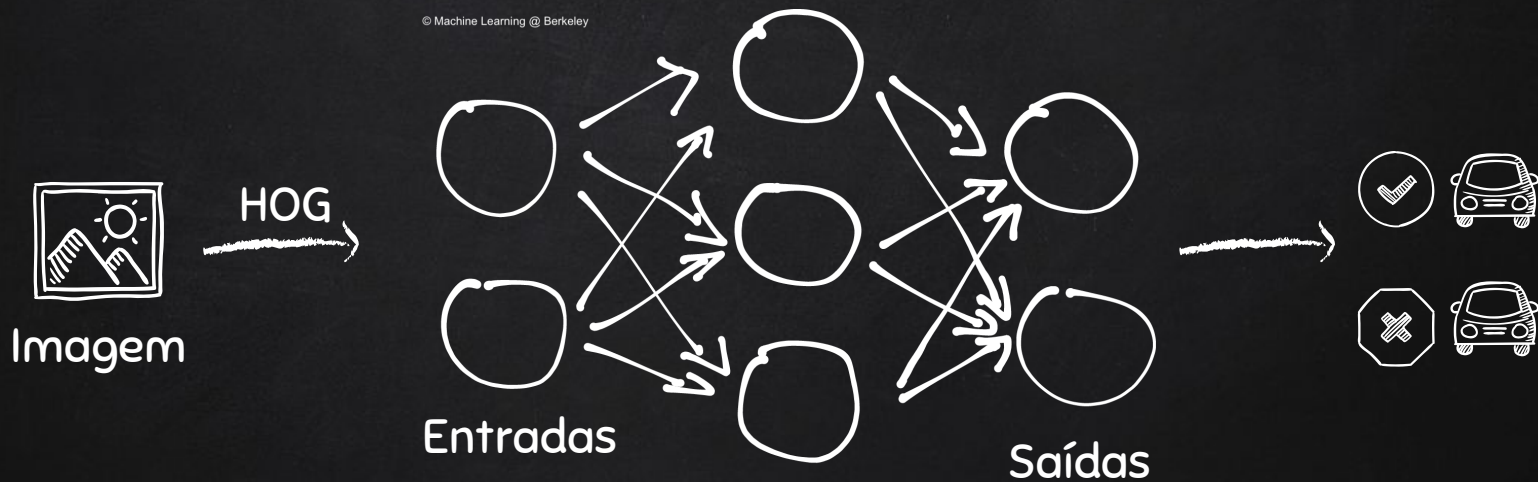
SOLUÇÃO: EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS ADHOC: HISTOGRAMA DE GRADIENTES ORIENTADOS (HOG)



Representação dos
histogramas na imagem



MODELAGEM POR REDES NEURAIS





COLETA DE DADOS



Base de dados Udacity com 8792 imagens
64x64 de carro e 8968 imagens de 64x64
de “não-carro”



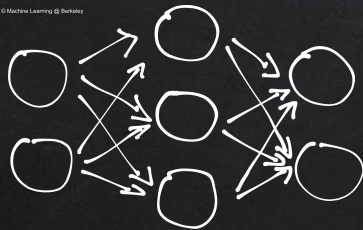
<https://br.udacity.com/course/self-driving-car-engineer-nanodegree--nd013>





PRIMEIRO PROTÓTIPO

© Machine Learning @ Berkeley



Modelo

- Ferramenta: ToolBox Matlab
- Número de neurônios na camada oculta: 5
- Medida de qualidade: Proporção de classificações corretas no total de amostras



PRIMEIRO PROTÓTIPO

RESULTADO

- Erro quadrático médio: 0.0268663
- Resultado da medida de qualidade: 97,62%
(Total de amostras)

Confusion Matrix		
Output Class	1	2
	8817 49.6%	272 1.5%
	151 0.9%	8520 48.0%
		Target Class
		98.3% 1.7%
		96.9% 3.1%
		97.6% 2.4%

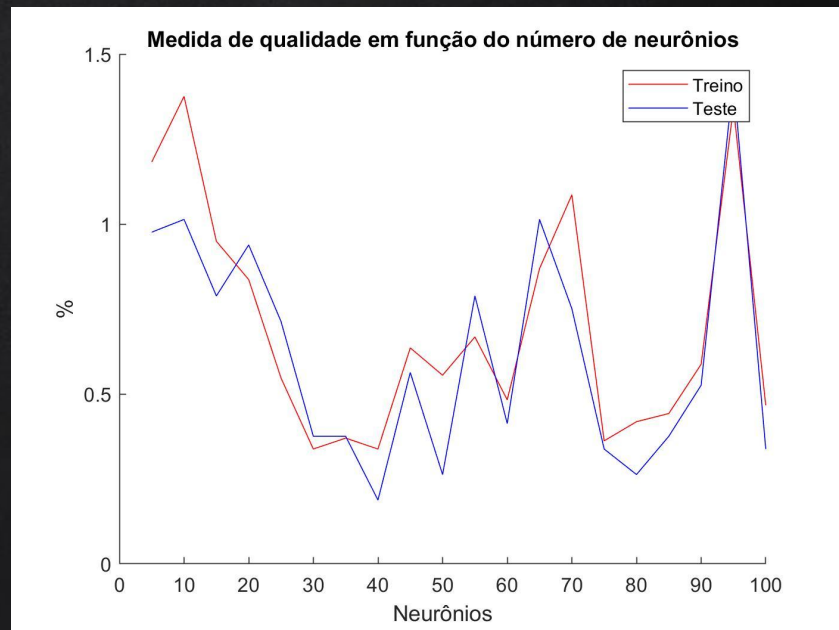


PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – 5:5:100 NEURÔNIOS/ 1 SORTEIO

Objetivos:

1- Análise de complexidade, para evitar eventual sobreaprendizado: Teste de 5 a 100 neurônios, 5 em 5.





PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – TESTE COM 40 NEURÔNIOS

- Erro quadrático médio escolhido: 0.0026
- Resultado da medida de qualidade: 99,66%
(Total de amostras)

Confusion Matrix

Output Class	1	2	
	1	2	3
1	8946 50.4%	38 0.2%	99.6% 0.4%
2	22 0.1%	8754 49.3%	99.7% 0.3%
	99.8% 0.2%	99.6% 0.4%	99.7% 0.3%
	1	2	3
Target Class	1	2	3



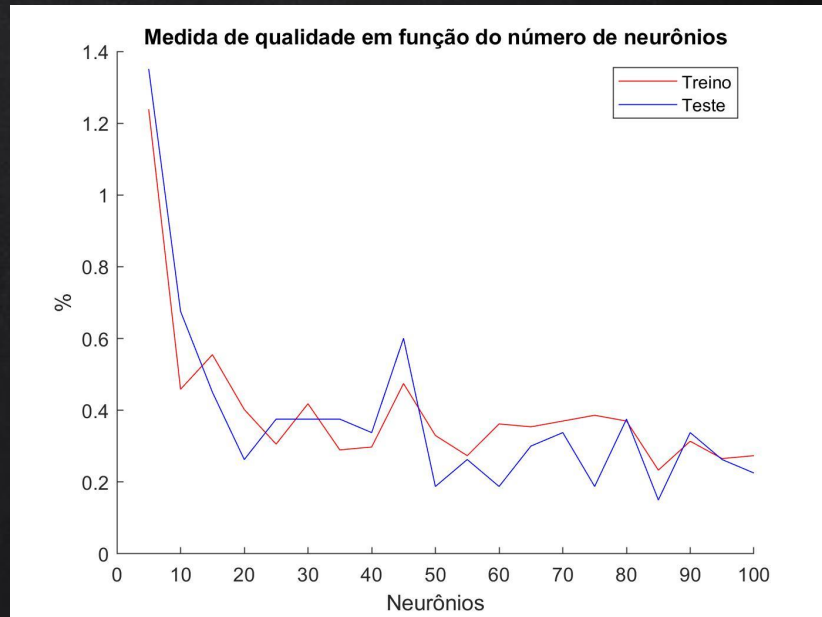
PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – 5:5:100 NEURÔNIOS/ 20 RE-SORTEIOS

Objetivos:

1- Análise de complexidade, para evitar eventual sobreaprendizado: Teste de 5 a 100 neurônios, 5 em 5.

2- Fuga de mínimos locais: Re-sorteio das condições iniciais (20 re-sorteios)





PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – TESTE COM 85 NEURÔNIOS

- Erro quadrático médio escolhido: 0.0020
- Resultado da medida de qualidade: 99,76%
(Total de amostras)

Confusion Matrix

	1	2	
1	8949 50.4%	23 0.1%	99.7% 0.3%
2	19 0.1%	8769 49.4%	99.8% 0.2%
	99.8% 0.2%	99.7% 0.3%	99.8% 0.2%
	1	2	Target Class



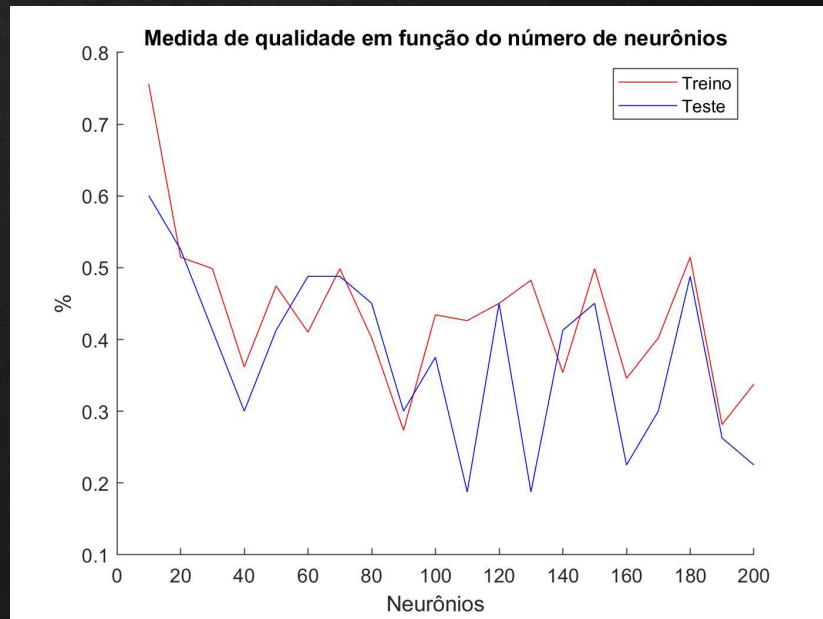
PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – 10:10:200 NEURÔNIOS/ 5 RE-SORTEIOS

Objetivos:

1- Análise de complexidade, para evitar eventual sobreaprendizado: Teste de 10 a 200 neurônios, 10 em 10.

2- Fuga de mínimos locais: Re-sorteio das condições iniciais (5 re-sorteios)





PRIMEIRO PROTÓTIPO

REFINAMENTO – TESTE COM 90 NEURÔNIOS

- Erro quadrático médio escolhido: 0.0033
- Resultado da medida de qualidade: 99,73%
(Total de amostras)

Confusion Matrix

	1	2	
Output Class			
1	8951 50.4%	31 0.2%	99.7% 0.3%
2	17 0.1%	8761 49.3%	99.8% 0.2%
	99.8% 0.2%	99.6% 0.4%	99.7% 0.3%
	1	2	Target Class



RESUMO DOS RESULTADOS DOS PROTÓTIPOS REFINADOS

	5 neurônios 1 sorteio	40 neurônios 1 sorteio	85 neurônios 20 re-sorteios	90 neurônios 5 re-sorteios
EQM	0.0268	0.0026	0.0020	0.0033
Medida de Qualidade	97,62%	99,66%	99,76%	99,73%



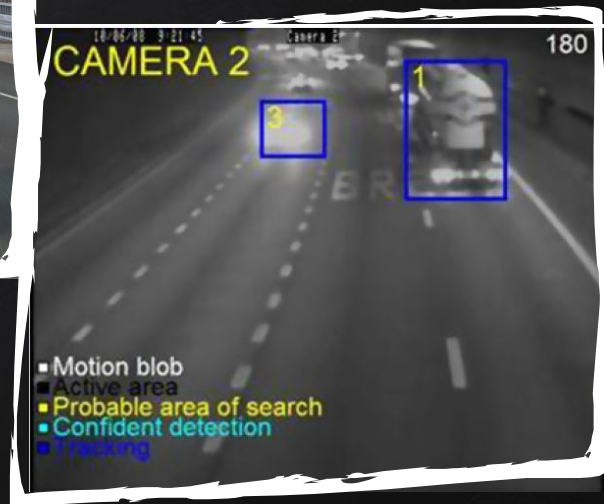
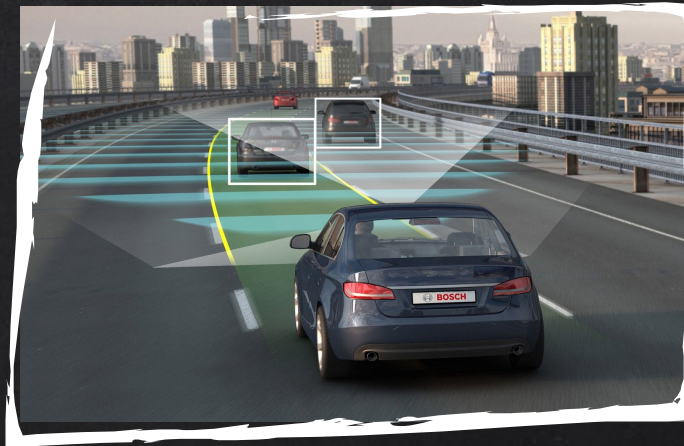
DETECTOR ANGULAR DE VEÍCULOS

Detectando o ângulo de observação de veículos em imagem,
utilizando redes neurais artificiais



POR QUE UM DETECTOR ANGULAR DE VEÍCULOS?

- Veículos autônomos
- Predição de rotas de outros veículos para evitar colisões





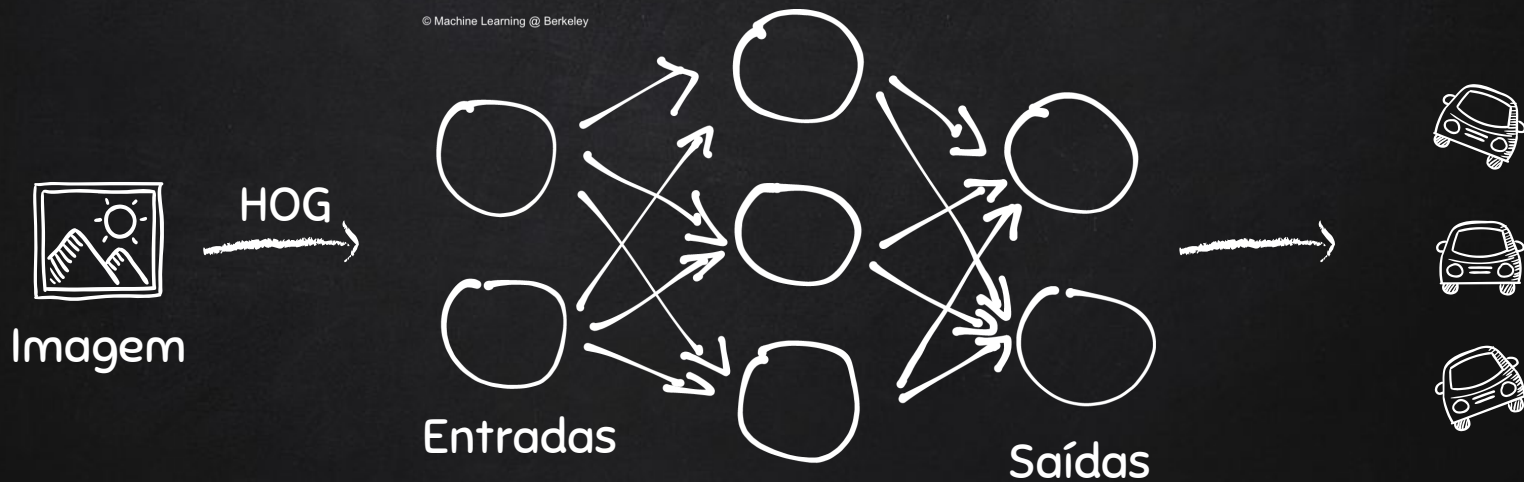
ESTUDO PRELIMINAR: É POSSÍVEL FAZER UM DETECTOR ANGULAR?

- Base de dados usada divide veículos em 3 categorias: vistos pela esquerda, pela direita, e pelo centro.
- Estudo preliminar: Treinamento de um classificador das 3 categorias da base de dados.





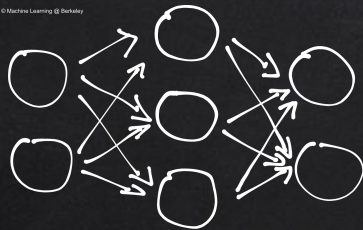
ESTUDO PRELIMINAR: MODELAGEM POR REDES NEURAIS





ESTUDO PRELIMINAR: MODELO

© Machine Learning @ Berkeley



Modelo

- Ferramenta: ToolBox Matlab
- Número de neurônios na camada oculta: 5
- Medida de qualidade: Proporção de classificações corretas nas amostras de teste



ESTUDO PRELIMINAR

RESULTADOS

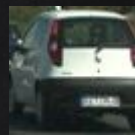
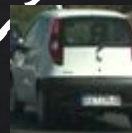
- Resultado da medida de qualidade: 94.4%
- Alta medida de qualidade indica que a matriz HOG pode ser altamente discriminante para identificação do ângulo

Confusion Matrix				
Output Class	1	2	3	
	1168 41.3%	42 1.5%	27 1.0%	94.4% 5.6%
	30 1.1%	867 30.7%	5 0.2%	96.1% 3.9%
	55 1.9%	0 0.0%	632 22.4%	92.0% 8.0%
				Target Class
				93.2% 6.8%
				95.4% 4.6%
				95.2% 4.8%
				94.4% 5.6%



DEFINIÇÃO DO PROJETO

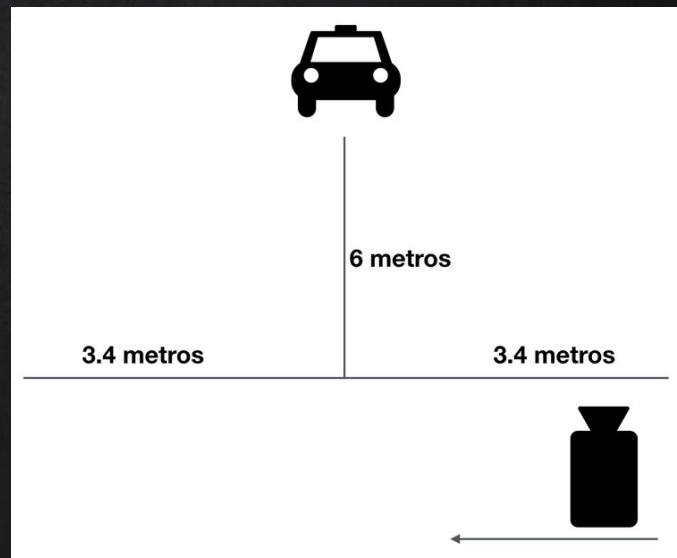
- Supondo que dois carros estejam paralelos ao carro que contém a câmera. Eles terão imagens similares se estiverem no mesmo campo de visão.
- A rede neural então pretende identificar qual é esse ângulo, supondo que os carros se encontram paralelos.





COLETA DE DADOS

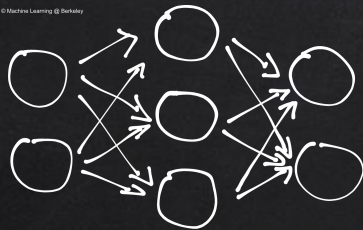
- Vídeos feitos com distâncias conhecidas.
- Uso do Detector Presencial de Veículos para encontrar o carro em diferentes frames.
- Crops feitos nos frames para alimentar o treinamento da rede. Total de 243 amostras





PRIMEIRO PROTÓTIPO

© Machine Learning @ Berkeley



Modelo

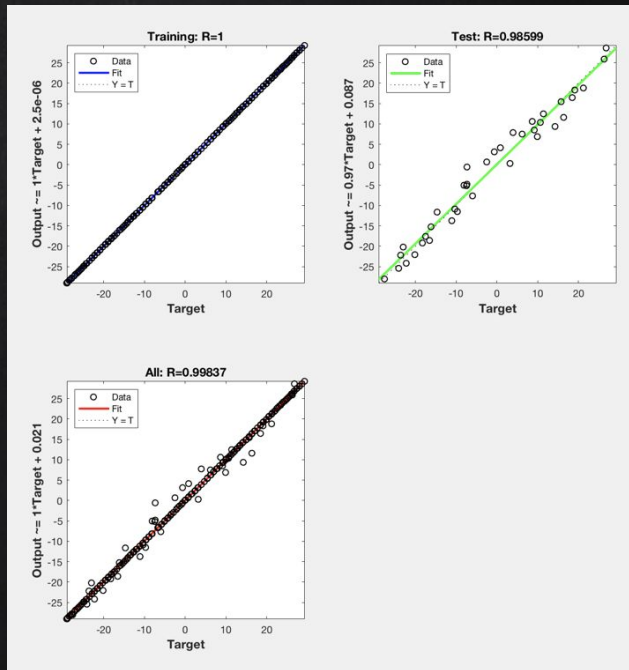
- Ferramenta: ToolBox Matlab
- Número de neurônios na camada oculta: 1
- Método de treinamento: regularização bayseana
- Medida de qualidade: EQM (significativa no caso projeto, pois representa o erro entre os ângulos)



PRIMEIRO PROTÓTIPO

RESULTADOS

- Erro quadrático médio do teste: 0.984
- Erro máximo: 6.3°





REFINAMENTO – PROPOSTAS

- Refinamento do pré-tratamento da imagem: conversão da imagem para o espaço de cores YCbCr
- Re-sorteio de pesos iniciais para fuga de mínimos locais



REFINAMENTO – MUDANÇA DE ESPAÇO DE COR

- Imagens podem ser representadas em diversos espaços de cor, entre eles, o RGB.
- YCbCr: Espaço de cor usado muitas vezes em processamento de vídeos digitais. Apresenta 1 canal de luminância (Y) e dois de cromaticidade (Cb e Cr).

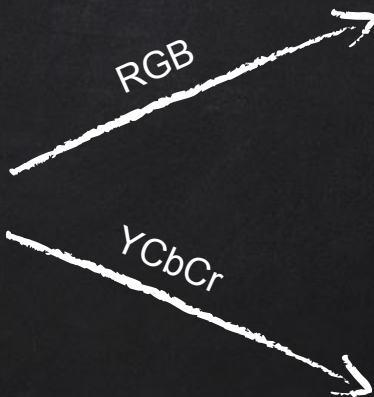
$$Y = 219 * \left(0.299 \frac{R}{255} + 0.587 \frac{G}{255} + 0.114 \frac{B}{255}\right) + 16$$

$$Cb = 224 * \left(-0.169 \frac{R}{255} - 0.331 \frac{G}{255} + 0.5 \frac{B}{255}\right) + 128$$

$$Cr = 224 * \left(0.500 \frac{R}{255} - 0.419 \frac{G}{255} - 0.081 \frac{B}{255}\right) + 128$$



REFINAMENTO – MUDANÇA DE ESPAÇO DE COR



Colour components: R, G and B



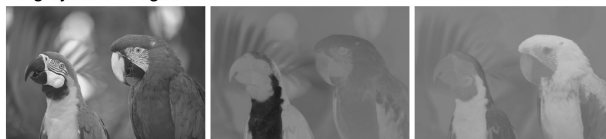
As grayscale images



Colour components: Y, Cb and Cr



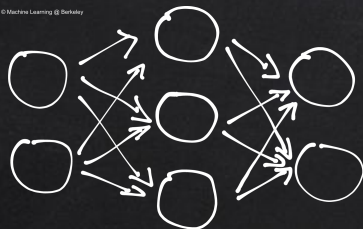
As grayscale images





REFINAMENTO – MODELO

© Machine Learning @ Berkeley



Modelo

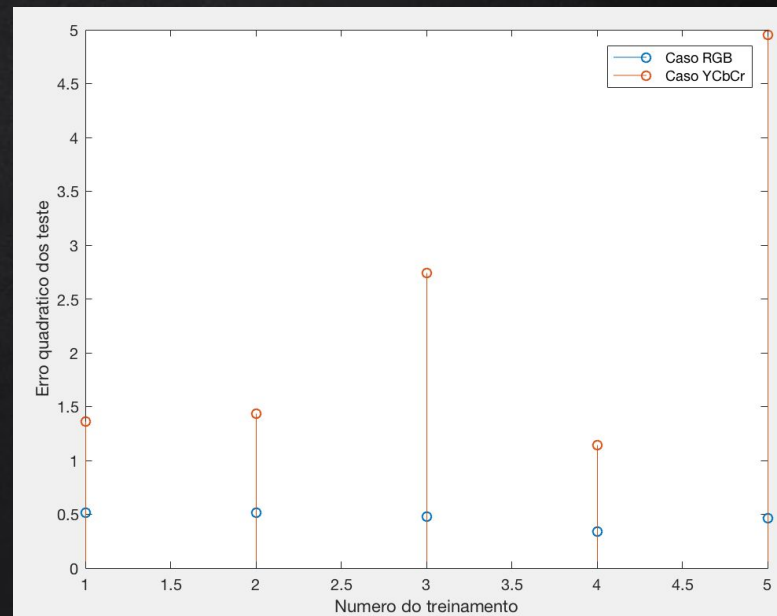
- Ferramenta: ToolBox Matlab
- Número de neurônios na camada oculta: 1
- Método de treinamento: regularização bayseana
- Medida de qualidade: EQM (significativa no caso projeto, pois representa o erro entre os ângulos)
- Número de re-sorteios: 5
- Tipos de entrada: HOG extraídas de imagens em RGB ou YCbCr



REFINAMENTO

RESULTADOS

- Menor EQM: 0.3419
- Resultados para RGB consistentemente melhores do que para YCbCr





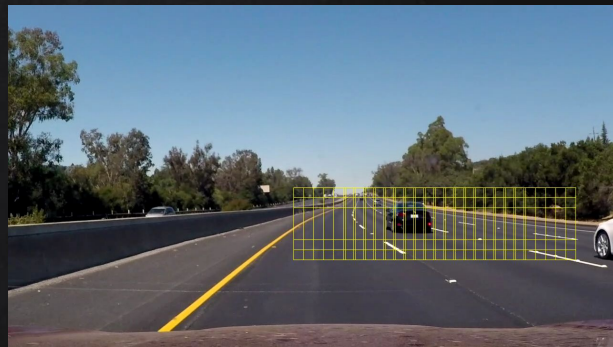
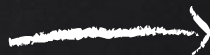
DEMONSTRAÇÃO

- 1) Sliding Windows
- 2) Detector Presencial de Veículos
- 3) Heat Map
- 4) Limiar de magnitude
- 5) Identificação de clusters
- 6) Limiar de tamanho
- 7) Identificação de região de interesse
- 8) Divisão de regiões grandes
- 9) Filtro temporal
- 10) Detector Angular de Veículos





1) SLIDING WINDOWS





1) SLIDING WINDOWS

- Definição de 7 diferentes tamanhos de janelas, em 7 diferentes regiões.





2) DETECTOR PRESENCIAL DE VEÍCULOS

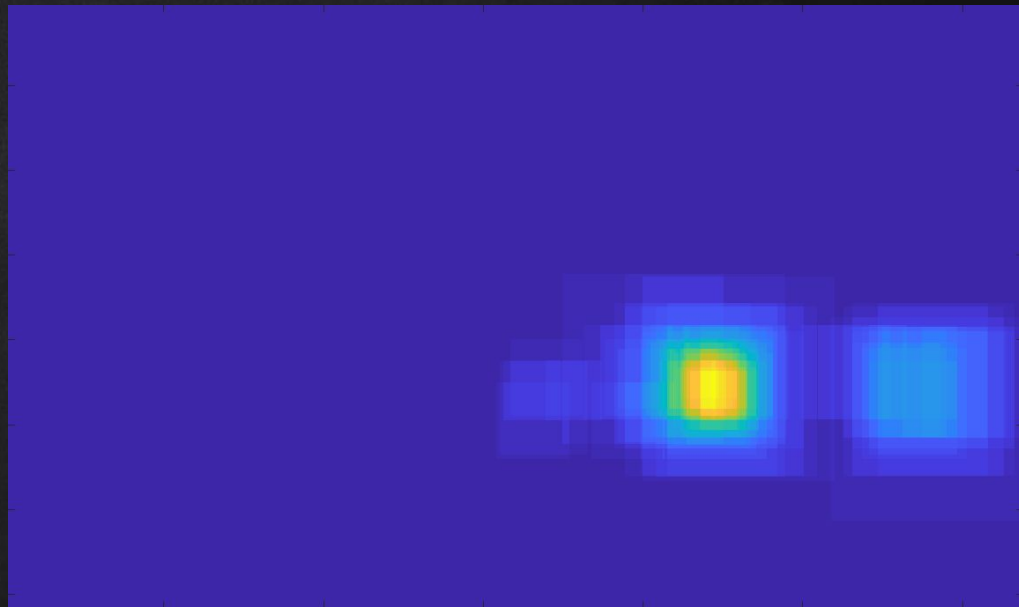
- Para cada janela:
 - Redimensionamento para 64x64 pixels
 - Extração de características: matriz HOG
 - Uso da rede neural otimizada treinada
 - Salvamento do veredicto: é ou não um carro?





3) HEAT MAP

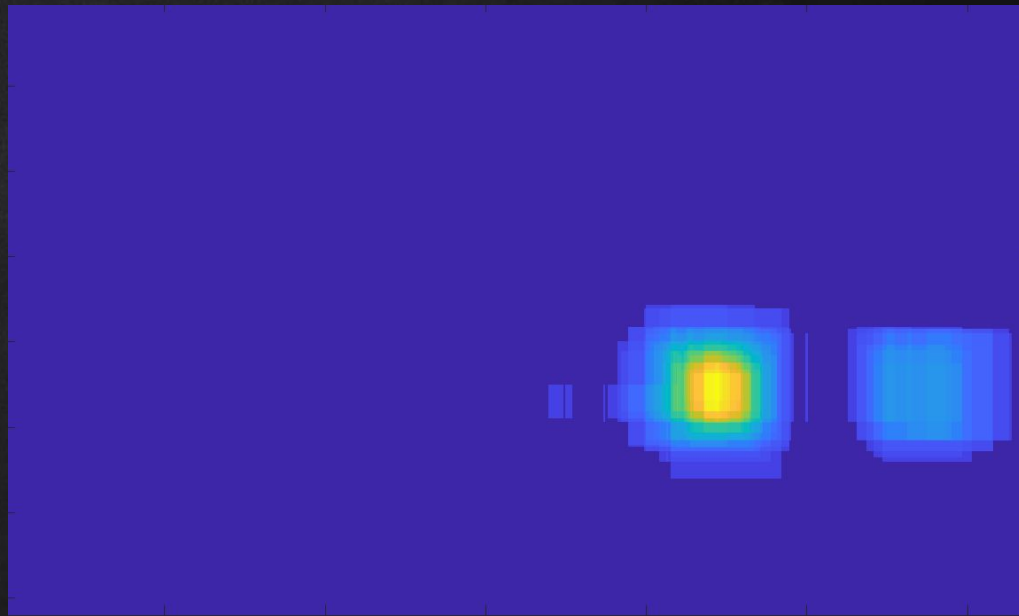
- Cada janela com um carro encontrado representa uma maior probabilidade de haver realmente um carro naquela região.
- Um mapa de calor nos permite observar tal efeito





4) LIMIAR DE MAGNITUDE

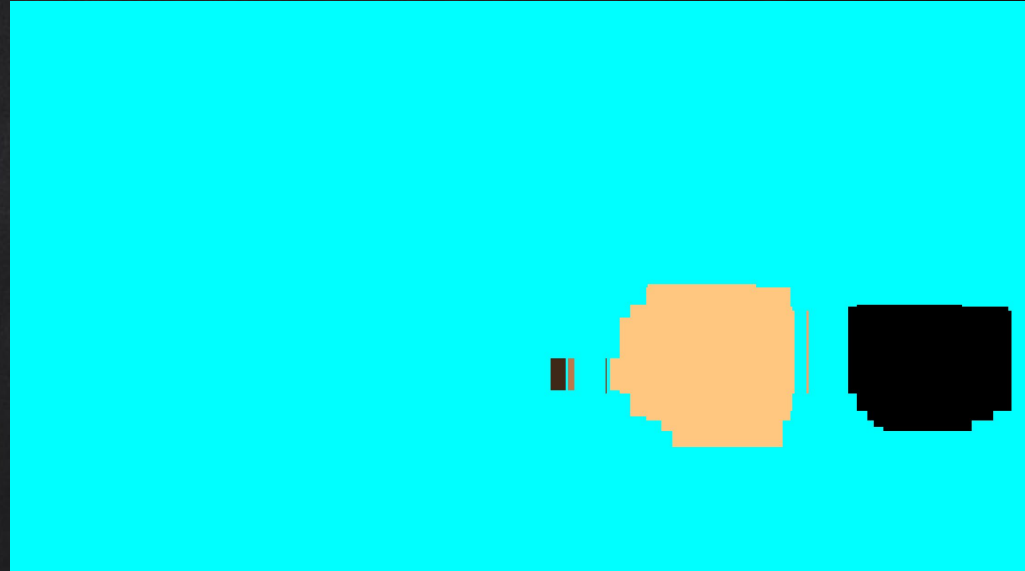
- Regiões de baixa probabilidade são descartadas
- Isto permite uma primeira fuga de falsos positivos.





5) IDENTIFICAÇÃO DE CLUSTER

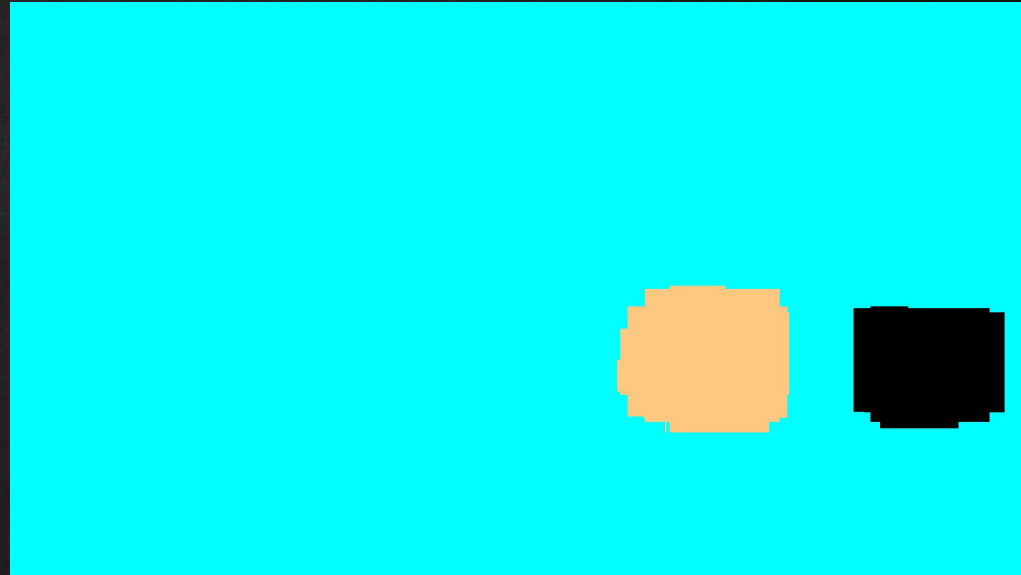
- Cada cluster é definido como uma região do heat map interconectada
- Cada cluster representa um veículo





6) LIMIAR DE TAMANHO

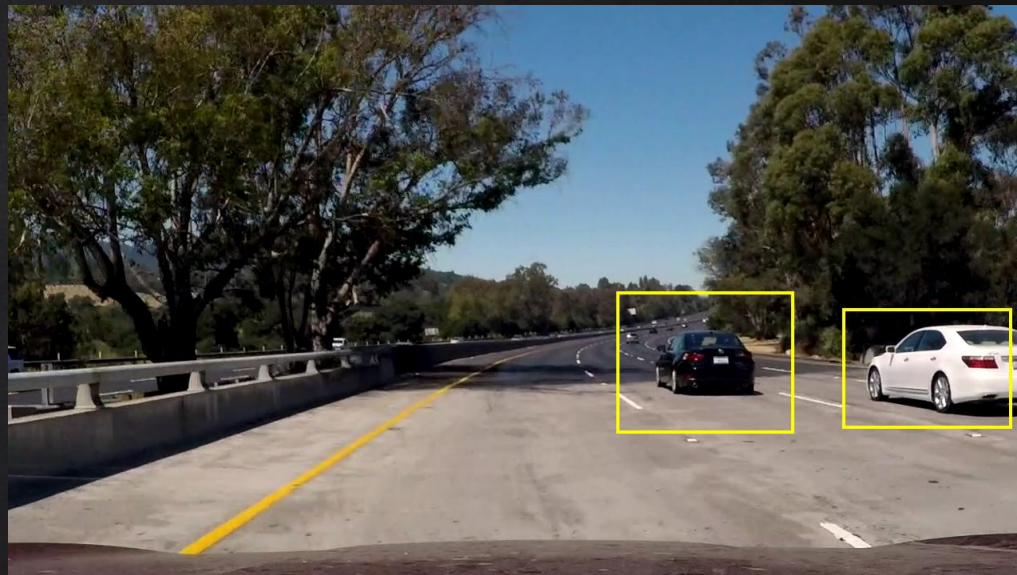
- Cluster menores do que um limiar são desconsideradas
- Esse limiar foi definido como o tamanho da menor janela usada para busca





7) IDENTIFICAÇÃO DE REGIÃO DE INTERESSE

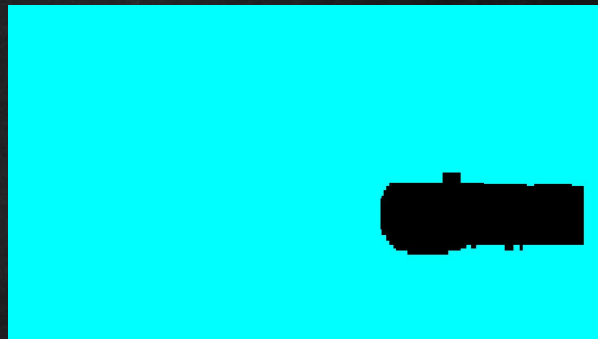
- Extração de dados de cada cluster:
 - Tamanho
 - Centro de massa
 - Proporções
- Esses dados são usados para calcular o retângulo que melhor engloba cada cluster





8) DIVISÃO DE REGIÕES GRANDES

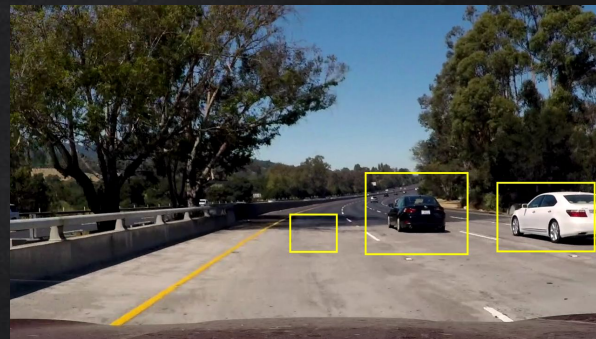
- Quando dois veículos estão próximos, seus clusters podem coincidir
- Caso o tamanho do cluster em uma direção seja maior do que duas vezes o tamanho na outra direção, tal cluster é dividido em dois





9) FILTRO TEMPORAL

- Ainda podem existir falso positivos no vídeo.
- Tais falsos positivos aparecem classicamente em apenas um frame isolado.
- Para eliminá-los, caso o algoritmo não encontre veículos em dada região nos frames anteriores e posteriores, considera-se que nenhum veículo deveria ser identificado





10) DETECTOR ANGULAR DE VEÍCULOS

- Para cada veículo encontrado:
 - Redimensionamento para 64x64 pixels
 - Extração de características: matriz HOG
 - Uso da rede neural otimizada treinada
 - Salvamento do ângulo





DEMONSTRAÇÃO



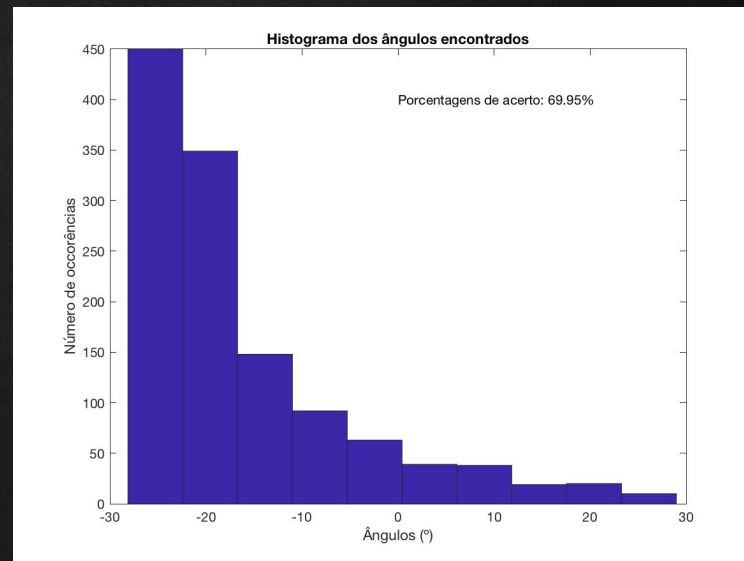


DEMONSTRAÇÃO – RESULTADOS

- Veículos encontrados em quase todos os frames
- Poucos falso positivos
- 70% dos ângulos encontrados estão na região correta

Possível evolução do sistema:

- Ângulos variam muito de frame a frame. Casos pegássemos, por exemplo, a mediano dos ângulos a cada n frames, o resultado poderia ser refinado





REFERÊNCIAS

- [1] L. Mao, M. Xie, Y. Huang, e Y. Zhang, "Preceding vehicle detection using histograms of oriented gradients", 2010 Int. Conf. Commun. Circuits Syst. ICCAS 2010 – Proc., p. 354–358, 2010.
- [2] N. Dalal e B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection", Proc. – 2005 IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2005, vol. I, p. 886–893, 2005.
- [3] O. Achler e M. M. Trivedi, "Camera based vehicle detection, tracking, and wheel baseline estimation approach", Proc. 7th Int. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst., p. 743–748, 2004.
- [4] R. Rios-Cabrera, T. Tuytelaars, e L. Van Gool, "Efficient multi-camera vehicle detection, tracking, and identification in a tunnel surveillance application", Comput. Vis. Image Underst., vol. 116, no 6, p. 742–753, 2012.



OBRIGADO!

Questões?