Métodos de *Deep Learning* aplicados à Segmentação Semântica de Imagens para Percepção de Veículos Autônomos

Gabriel Toffanetto França da Rocha
Laboratório de Mobilidade Autônoma – LMA
Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas

Campinas, Brasil
g289320@dac.unicamp.br

***Abstract*—**
***Index Terms*—Deep learning, Visão computacional, Segmentação Semântica de Imagem, Robótica móvel, Veículos autônomos**

I. Introdução

Veículos com capacidade de se guiarem de forma autônoma estão cada vez mais presentes no dia a dia da sociedade contemporânea, possibilitando que o motorista possa realizar outras atividades durante a navegação, ou que o mesmo seja assistido em caso de alguma falha humana do condutor. Para que o automóvel seja capaz de se mover por conta própria, o mesmo deve ser capaz de perceber o ambiente, e sensores como sonares, radares, LiDARs e câmeras podem ser utilizados para tal. Porém, a câmera se faz como uma solução mais viável economicamente, e como visto na literatura, apresenta soluções que contemplam os desafios da navegação autônoma de veículos em ambientes urbanos, como visto nos trabalhos de [6] e [14].

Para que um veículo autônomo possa entender o ambiente à sua volta, é necessário que ele saiba reconhecer as entidades que o compõem, como por exemplo: estrada, veículos, calçadas, pedestres e vegetação, para que assim, o mesmo saiba diferenciar área navegável de obstáculos [9]. Para isso, se faz emprego da técnica de segmentação semântica de imagens, onde cada pixel da imagem é classificado de acordo com a entidade do ambiente da qual ele faz parte [8]. A Fig. 1 mostra a aplicação da técnica de segmentação semântica fundida à informação de profundidade dada por uma câmera *stereo*, permitindo a obtenção de um *grid* de percepção dinâmica local (DLP), que projeta no plano 2D o ambiente contendo a detecção de múltiplos objetos para que o veículo consiga planejar seu caminho [16].

Existem métodos de processamento de imagens que realizam o mascaramento de cada entidade da imagem, porém a definição de qual é a classe de cada segmento se faz desafiadora, sendo anteriormente empregada a utilização de redes neurais artificiais (ANNs) para tal, como feito por [15]. Porém, devido à utilização de ANNs somente para a classificação final, era necessário muito pré-processamento para realização da segmentação semântica. Com o desenvolvimento das redes neurais profundas (DNNs), obteve-se métodos com poder

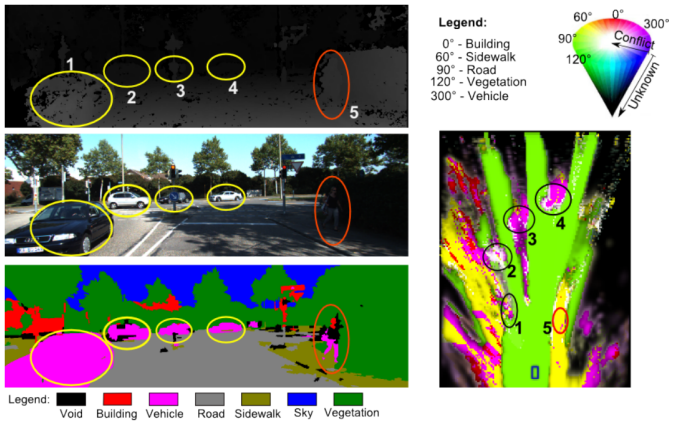


Fig. 1: DLP com ênfase na detecção múltipla de objetos móveis obtido com a fusão da imagem semanticamente segmentada e as informações de profundidade [16].

suficiente para que, dada uma imagem bruta de entrada e uma imagem de referência (*ground truth*) segmentada para comparação, a rede profunda consegue aprender como realizar a segmentação da imagem do ambiente urbano, como nas várias arquiteturas mostradas por [11]. Com a popularização desses métodos, já existem diversos conjuntos de dados para treinamento das DNNs, como vistos em [3] e [1], [2]. Existem também *datasets* que trazem cenas ainda mais desafiadoras, como o [10] que apresenta imagens urbanas durante noites chuvosas.

Dessa forma, a percepção do ambiente por meio de visão computacional se faz indispensável para o desenvolvimento dos veículos autônomos, e com isso, os métodos de *deep learning* se fazem uma grande ferramenta para conseguir-se reconhecer as entidades de uma cena urbana com robustez às variações de luz e reflexos, sendo assim uma solução a ser explorada. Além do desempenho da segmentação semântica, o tempo demandado para tal operação também é vital, uma vez que durante a navegação, todos os módulos operam em tempo real, e a quantidade de *frames* segmentados por segundo é uma informação importante. Dessa forma, esse trabalho propõem a utilização de redes neurais profundas para a segmentação semântica de imagens de cenas urbanas, utilizando *datasets*

da literatura e para testes finais, segmentar imagens reais adquiridas pelo autor. Com esse teste, espera-se poder julgar se o treinamento da rede neural com conjuntos de dados da literatura conseguem gerar máquinas que generalizam bem em localidades não vistas durante o treinamento, criando modelos robustos e confiáveis.

Este trabalho é dividido em seis partes, onde na Seção I é realizada a motivação e contextualização da pesquisa e na Seção II é apresentado o estado da arte, discorrendo sobre as soluções utilizadas atualmente. Com isso, a Seção III apresenta a metodologia a ser utilizada neste trabalho, seguida dos resultados obtidos na Seção IV e sua análise na Seção V. Por fim, são apresentadas as conclusões na Seção VI e as referências utilizadas.

II. Estado da Arte

As aplicações de *deep learning* para solução de problemas de segmentação semântica de imagem vem trazendo resultados de alta performance diretamente a partir de dados brutos, ou seja, sem a necessidade de pré-processamento das informações capturadas pela câmera. Porém, para que seja possível a realização dessa tarefa em tempo real, a literatura propõem a utilização de aproximações que permitem a redução do tempo de inferência [11]. Entre tais métodos, se propõem a utilização de *depthwise separable convolution*, *channel shuffling*, utilização de *decoders* enxutos, redução eficiente do tamanho dos *feature maps* e *two-branch network*. A última em especial, sendo utilizada no presente trabalho, permite que seja utilizada uma arquitetura mais leve, onde um ramo será suficientemente profundo para obter as informações contextuais da entrada, enquanto o outro é raso para captar os detalhes espaciais, ou seja, um ramo define os segmentos da imagem, e o outro os classifica.

O *survey* [11] demonstra a comparação entre diversas arquiteturas de redes neurais, ponderando o desempenho das mesmas, por meio da métrica mIoU, e o tempo de inferência, expressado em *frames* por segundo (FPS). Estão presentes na comparação, redes baseadas em *encoder-decoder*, U-Net, DenseNet, SENet e *two-branch network*, onde as que derivam a arquitetura da última, como a BiSeNet [18], BiSeNet V2 [17] e STDC [5] apresentam as maiores velocidades de inferência, com a última alcançando os 250 FPS, enquanto SqueezeNet [13] obtém o maior mIoU, chegando a 84,3%.

III. Metodologia

Para a solução do problema foi escolhida uma rede da família STDC, que conseguem realizar a segmentação semântica de imagens de forma rápida e com desempenho estado da arte. Tal arquitetura apresenta grande riqueza de recursos, empregando inspirações na BiSeNet, SENet, U-Net e utilizando mecanismos de atenção, além da utilização de uma função de custo secundária para potencializar a captação de detalhes pela rede. A rede STDC75-1 foi escolhida por apresentar a maior velocidade nos testes realizados pelos autores do *survey* [11], com um desempenho de segmentação considerável, permitindo uma melhor *performance* no *hardware* disponível.

A. Arquitetura

A rede STDC1 [5] é baseada na arquitetura de *two-branch network*, onde existe uma bifurcação da rede em dois ramos, um ligado à extração de informações de contexto e o outro aplicado para obtenção de informações espaciais da entrada. A informação de contexto demanda de uma maior profundidade, implementando mecanismos de atenção em dois níveis para extração dos atributos necessários para a identificação das regiões da imagem, como mostrado na Fig. 2(a).

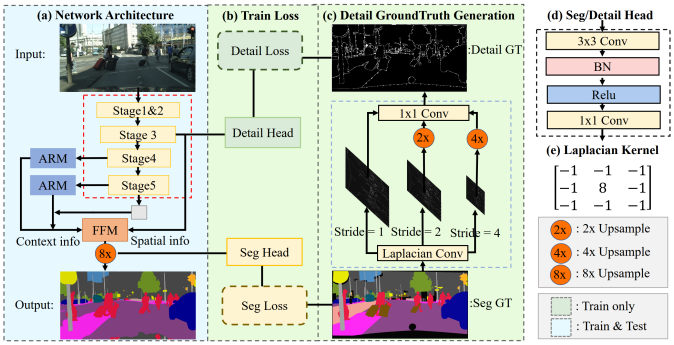


Fig. 2: Arquitetura completa da rede neural utilizada [5].

Porém, o fato de se processar a informação de entrada em dois ramos, traz um inconveniente para o problema de segmentação em tempo real, que é justamente o tempo de inferência da rede. Desta forma, a rede aplica uma estratégia elegante ao utilizar no lugar de um ramo com novas camadas, uma *skip connection* do *Stage 3*, para o bloco de fusão dos *feature maps* oriundos dos dois braços da rede. Para forçar a captura das informações espaciais, a saída da *skip connection* é utilizada em uma tarefa auxiliar de detecção de bordas de cada região semântica da imagem, por meio de uma *detail head*, como visto na Fig. 2(b). Tal procedimento é realizado por meio de treinamento supervisionado, onde com a aplicação de filtros laplacianos na imagem rótulo de segmentação semântica, se obtém a imagem rótulo com as bordas de cada segmento da imagem de entrada, procedimento ilustrado na Fig. 2(c). Tal informação explicita os detalhes à serem capturados pelo ramo espacial, e a perda é computada por meio da saída da *detail head* e o rótulo obtido. Reforça-se que esse procedimento é realizado apenas em treinamento, enquanto durante a inferência a rede neural irá utilizar as habilidades aprendidas por meio do gradiente sobre a perda atrelada à segmentação (*seg loss*) e à detecção de bordas (*detail loss*), sem realizar explicitamente a extração das bordas de cada região da imagem.

O módulo principal da rede é o *Short-Term Dense Concatenate Module* (STDC), que possuí quatro camadas convolucionais (convolução + *batch normalization* + ReLU), e os *feature maps* de todas as camadas do bloco são concatenadas na saída, formando assim um bloco com característica densa, como descrito na Fig. 3. Dada uma entrada de M canais, a

primeira camada possuí *kernels* 1×1, gerando $N/2$ *feature maps*. A segunda camada realiza *downsampling*, apresentando *stride* = 2 e *kernel* 3×3, assim como as consecutivas, porém contribuindo com $N/4$ canais de saída. Por fim, as duas ultimas camadas contribuem cada uma com $N/8$ mapas de ativação, e com isso, o bloco concatena todos os canais de saída, apresentando uma saída com N canais. Tal configuração se fez para valorizar a tarefa de segmentação de imagem, onde nas primeiras camadas existem mais filtros, e com isso, conseguindo explorar melhor a extração de informações multi-escala [5].

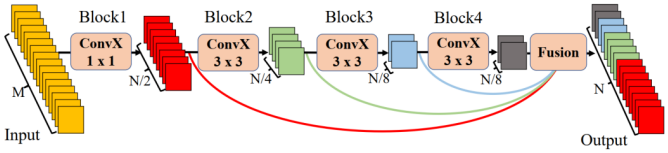


Fig. 3: Estrutura do módulo STDC. Adaptado de [5].

A estrutura da rede STDC1 é dividida em estágios, conforme a Fig. 2(a), sendo o 1º e 2º reponsáveis por operações de convolução, *batch normalization* e ReLU aos dados de entrada, com *stride* igual a 2. Já os estágios 3, 4 e 5 apresentam realizações em série de módulo STDC. O mecanismo de atenção e o bloco *Feature Fusion Module* (FFM) são baseados na rede BiSeNet [18], onde o primeiro funciona com base em obter os pesos de atenção por meio da aplicação de *global pooling*, computando o vetor de pesos por uma camada convolucional com *kernel* 1×1, aplicando *batch normalization* e ativação logística. Dessa forma, a informação de contexto global é integrada com baixo custo computacional, evitando *up-sampling*. Já o bloco FFM, é inspirado no conceito da SENet, e condiciona a soma as informações do ramo de contexto e do ramo espacial da rede *two-branch*. O mesmo se faz por meio da concatenação dos *feature maps*, normalização por *batch normalization* e ponderação dessas informações por meio de um vetor de pesos obtido por meio da aplicação de *global pooling*, e duas camadas de convolução de *kernel* de tamanho unitário, a primeira seguida por ReLU e a segunda por uma sigmoide. Por fim é realizado um *upsampling* de 8 vezes para a recuperação da dimensão de entrada.

Sua implementação se deu com base nos códigos fonte disponibilizados pelos autores da rede, modificados para o problema em questão, e disponibilizados no GitHub[1]. Utilizou-se o *framework* PyTorch, juntamente dos pacotes CUDA necessários para utilização da GPU NVIDIA em treinamento e inferência.

B. Dataset de treinamento e dados de teste

O conjunto de dados Cityscapes [3] foi escolhido como base para treinamento e avaliação do modelo, sendo um *dataset* que contempla imagens de alta resolução, de contextos urbanos, capturados em diversas cidades da Europa. A base de dados conta com a anotação de 30 classes, sendo que 19 estão disponíveis para o problema de segmentação semântica, sendo elas: estrada, calçada, pedestre, piloto/condutor, carro, caminhão, ônibus, trem, moto, bicicleta, edifício, muro, cerca, poste, placa de transito, semáforo, vegetação, solo e céu, cuja legenda está disponível na Fig. 4. Estão disponíveis no mesmo, 5000 imagens com anotação fina dos segmentos semânticos, divididos em treinamento (2975), validação (500) e teste (1525). A resolução das imagens é de 2048×1024 pixels, sendo uma entrada desafiadora para a inferência em tempo real.

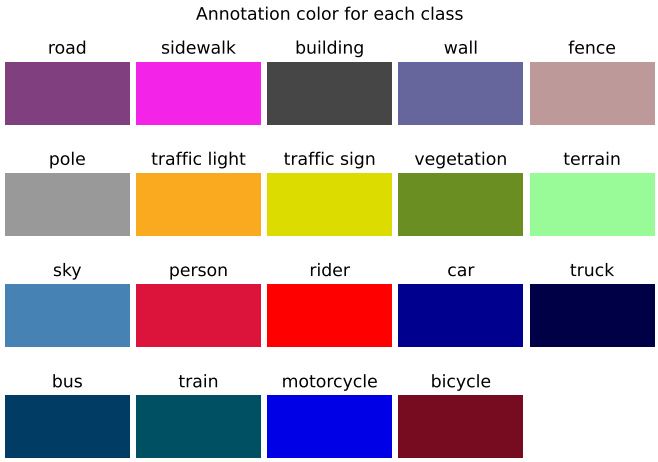


Fig. 4: Legenda de cores referentes à cada classe do *dataset*.

Foram implementadas estratégias de *data augmentation* pelos autores da rede neural [5], utilizando alteração de cor, brilho e contraste, inversão horizontal, aplicação de escala e corte, buscando a inserção de robustez e maximização da capacidade de generalização, evitando *overfitting*. A aplicação de escala também é utilizada para reduzir a dimensão dos dados de entrada, facilitando a predição do mapa de segmentação semântico em tempo real pela rede, onde foi escolhida a escala de 0,75 por fornecer um desempenho maior.

Para teste da capacidade de generalização do modelo, realizou-se uma coleta de dados na mesma forma da realizada pelos autores do *dataset*, no *campus* da Unicamp, sendo assim, imagens de locais que não foram vistos em treinamento, e aplicou-se a inferência da máscara de segmentação semântica das mesmas por meio da rede STCD1.

C. Método de treinamento

O treinamento da rede neural foi realizado por meio do algoritmo de gradiente descendente estocástico (SGD), com *momentum* de 0,9, decaimento de pesos de $5e^{-4}$, com atualização dos pesos por *mini-batch* de 4 amostras, devido às limitações de memória da GPU utilizada. O treinamento é limitado por número de iterações, onde com base na rede original, foi limitado em 60000 iterações, onde é adotada uma estratégia de *warmup*. Com isso, a taxa de aprendizado é incrementada de um valor pequeno até o valor alvo durante as primeiras 1000 interações para estabilização do processo de otimização e evitar a divergência do mesmo. Além disso, durante o

[1] github.com/toffanetto/STDC-Seg

treinamento a taxa de aprendizado é adaptada por meio de uma política polinomial, dada por $(1 - iter/max\_iter)^{power}$, onde foi considerada uma potência de 0.9 [5].

Como função de custo para ajuste dos pesos, é considerada a entropia cruzada, por se tratar de um problema de classificação, e aplicando recursos de *Online Hard Example Mining* para a otimização da tarefa de aprendizado da segmentação semântica. O OHEM é uma estratégia de exploração de amostras desafiadoras, que tendem a trazer mais aprendizado ao modelo devido à riqueza de informações transpassadas pela complexidade de classificação, sendo selecionados durante o treinamento, e trazendo mais robustez à rede [12].

Também é computada a função de custo para o problema de detecção dos detalhes. Nesse caso, não é utilizado a entropia cruzada, devido a ser um problema altamente desbalanceado, onde a mesma não apresenta bons resultados. Nesse caso, são aplicadas as métricas de entropia cruzada binária (L_{bce}) e *dice loss* (L_{dice}), conforme (1). A *dice loss*, enunciada em (2) se baseia em medir a sobreposição entre o mapa predito e seu respectivo rótulo, variando no intervalo [0, 1], sendo assim robusta ao número de pixels de cada classe. O equacionamento é realizado considerando uma entrada de $H \times W$ pixels, obtendo assim uma predição do mapa de detalhes p_d, sendo g_d seu respectivo rótulo, e ϵ uma constante para evitar a divisão por zero [4].

$$L_{detail}(p_d, g_d) = L_{dice}(p_d, g_d) + L_{bce}(p_d, g_d) \tag{1}$$

$$L_{dice}(p_d, g_d) = 1 - \frac{2\sum_i^{H\times W} p_d^i g_d^i + \epsilon}{\sum_i^{H\times W} (p_d^i)^2 + \sum_i^{H\times W} (g_d^i)^2 + \epsilon} \tag{2}$$

D. Métricas de avaliação

Sendo um problema de segmentação com $k+1$ classes considerando o fundo da imagem, têm-se que p_{ij} é o número de pixels pertencentes à classe i que foram preditos para a classe j, logo, $i = j$ representa uma classificação correta da classe do pixel.

Com isso, as duas métricas mais vistas na literatura são a *Intersection over Union* (IoU) e *mean Intersection over Union* (mIoU). A IoU, enunciada em (3), é obtida pela quantidade de pixels preditos corretamente para uma certa classe (interseção), divido pela quantidade de pixels preditos incorretamente somado ao *ground truth* (união) [11].

$$\text{IoU} = \frac{\sum_{i=0}^{k} p_{ii}}{\sum_{i=0}^{k}\sum_{j=0}^{k} (p_{ij} + p_{ji}) - \sum_{i=0}^{k} p_{ii}} \tag{3}$$

Ao realizar a média da IoU para $k+1$ classes, se obtém a mIoU, conforme (4). Devido à informação de um desempenho médio para todas as classes, essa métrica foi escolhida para realização da medida de efetividade da segmentação semântica.

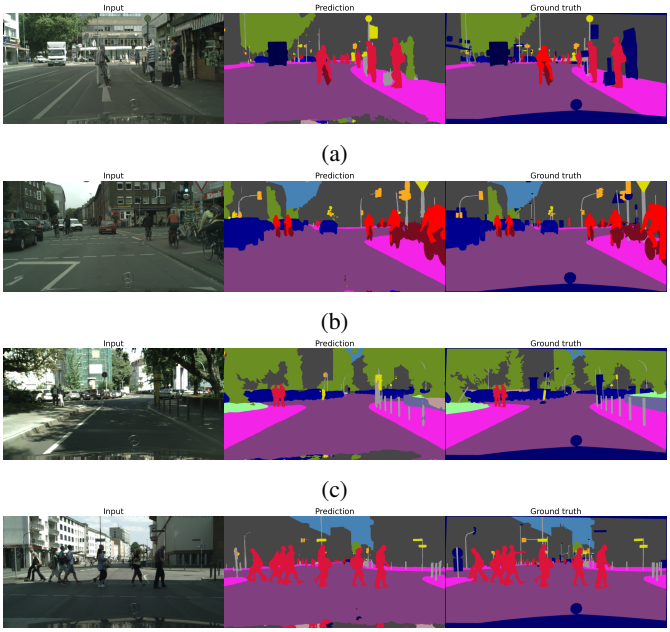
$$\text{mIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^{k} \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^{k} (p_{ij} + p_{ji}) - p_{ii}} \tag{4}$$

IV. Resultados

A. Avaliação de desempenho

Ao realizar a validação da rede treinada para as 500 amostras de teste do conjunto de validação do *dataset* Cityscapes, obteve-se um índice de mIOU igual a **74,5046%**.

B. Cityscapes



(a) (b) (c) (d)

Fig. 5: Predições para cenas do *dataset* Cityscapes.

C. Unicamp

V. Análise dos Resultados

A partir do resultado de mIoU obtido, pode-se dizer que a rede treinada obtida está entre as concorrentes do estado da arte. Analisando algumas amostras tomadas do dados de teste, observa-se na Fig. 5(a) a detecção precisa do ciclista, dos pedestres, e também a diferenciação entre a rua e a calçada, que visualmente não apresentam grande diferença. Já na Fig. 5(b), é possível ver a definição das entidades do trânsito, como carros, caminhões, semáforos e placas, assim como seus respectivos postes. Novamente, a ciclovia é reconhecida como calçada. Por fim, as imagens das Fig. 5(c) e 5(d) se mostram mais desafiadores, uma vez que possuem sombras. Porém, a rede neural consegue com facilidade definir a rua, os pedestres, a calçada e as placas de sinalização mesmo com a presença de diferentes níveis de iluminação da cena.

VI. Conclusões

Agradecimentos

Deixo meus agradecimentos aos professores Dr. Levy Boccato e Dr. Romis Attux, por todos os conhecimentos compartilhados e que tornaram possível a realização deste trabalho.

REFERÊNCIAS

[1] BROSTOW, G. J., FAUQUEUR, J., AND CIPOLLA, R. Semantic object classes in video: A high-definition ground truth database. *Pattern Recognition Letters 30*, 2 (Jan. 2009), 88–97.

[2] BROSTOW, G. J., SHOTTON, J., FAUQUEUR, J., AND CIPOLLA, R. Segmentation and Recognition Using Structure from Motion Point Clouds. In *Computer Vision – ECCV 2008*, D. Forsyth, P. Torr, and A. Zisserman, Eds., vol. 5302. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008, pp. 44–57.

[3] CORDTS, M., OMRAN, M., RAMOS, S., REHFELD, T., ENZWEILER, M., BENENSON, R., FRANKE, U., ROTH, S., AND SCHIELE, B. The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding, Apr. 2016.

[4] DENG, R., SHEN, C., LIU, S., WANG, H., AND LIU, X. Learning to predict crisp boundaries, July 2018.

[5] FAN, M., LAI, S., HUANG, J., WEI, X., CHAI, Z., LUO, J., AND WEI, X. Rethinking BiSeNet For Real-time Semantic Segmentation, Apr. 2021.

[6] GARCIA, O., VITOR, G. B., FERREIRA, J. V., MEIRELLES, P. S., AND DE MIRANDA NETO, A. The VILMA intelligent vehicle: An architectural design for cooperative control between driver and automated system. *Journal of Modern Transportation 26*, 3 (Sept. 2018), 220–229.

[7] GÉRON, A. *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, second ed. O'Reilly, 2020.

[8] HE, H.-J., ZHENG, C., AND SUN, D.-W. Image Segmentation Techniques. In *Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation*. Elsevier, 2016, pp. 45–63.

[9] JEBAMIKYOUS, H.-H., AND KASHEF, R. Autonomous vehicles perception (AVP) using deep learning: Modeling, assessment, and challenges. *IEEE Access 10* (2022), 10523–10535.

[10] JIN, J., FATEMI, A., LIRA, W., YU, F., LENG, B., MA, R., MAHDAVI-AMIRI, A., AND ZHANG, H. RaidaR: A Rich Annotated Image Dataset of Rainy Street Scenes, Oct. 2021.

[11] PAPADEAS, I., TSOCHATZIDIS, L., AMANATIADIS, A., AND PRATIKAKIS, I. Real-Time Semantic Image Segmentation with Deep Learning for Autonomous Driving: A Survey. *Applied Sciences 11*, 19 (Sept. 2021), 8802.

[12] SHRIVASTAVA, A., GUPTA, A., AND GIRSHICK, R. Training Region-based Object Detectors with Online Hard Example Mining, Apr. 2016.

[13] TREML, M., ARJONA-MEDINA, J., UNTERTHINER, T., DURGESH, R., FRIEDMANN, F., SCHUBERTH, P., MAYR, A., HEUSEL, M., HOFMARCHER, M., WIDRICH, M., NESSLER, B., AND HOCHREITER, S. Speeding up Semantic Segmentation for Autonomous Driving.

[14] VITOR, G. B. *Urban environment and navigation using robotic vision: conception and implementation applied to autonomous vehicle = Percepção do ambiente urbano e navegação usando visão robótica: concepção e implementação aplicado à veículo autônomo*. Doutor em Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, Sept. 2014.

[15] VITOR, G. B., LIMA, D. A., VICTORINO, A. C., AND JANITO V. FERREIRA. A 2D/3D Vision Based Approach Applied to Road Detection in Urban Environments. In *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (Gold Coast City, Australia, June 2013), IEEE, pp. 952–957.

[16] VITOR, G. B., VICTORINO, A. C., AND FERREIRA, J. V. Modeling evidential grids using semantic context information for dynamic scene perception. *Knowledge-Based Systems 215* (Mar. 2021), 106777.

[17] YU, C., GAO, C., WANG, J., YU, G., SHEN, C., AND SANG, N. BiSeNet V2: Bilateral Network with Guided Aggregation for Real-time Semantic Segmentation, Apr. 2020.

[18] YU, C., WANG, J., PENG, C., GAO, C., YU, G., AND SANG, N. BiSeNet: Bilateral Segmentation Network for Real-time Semantic Segmentation, Aug. 2018.