**Aplicațiile GCC-GAN în îmbunătățirea realistă a semnelor de circulație sintetice**

1. **Modelarea părții experimentale**

**Subcapitole:**

* 1. Date utilizate
* Tipuri de date:
  + **Date inițiale:** Imagini reale cu semne de circulație obținute din seturi de date publice (e.g., German Traffic Sign Recognition Benchmark [6], Mapillary Traffic Sign Dataset [3]).
  + **Date generate:** Imagini sintetice create prin tehnici GAN, ce conțin semne rare sau personalizate.
* Preprocesare:
  + Normalizarea dimensiunilor imaginilor.
  + Transformări geometrice și augmentare (rotații, scalări, variații de iluminare).
* Scopul datelor:
  + Crearea unui set de antrenare diversificat și reprezentativ pentru rețelele neuronale utilizate în mașinile autonome.
  1. Experimente realizate
* **Experiment 1:** Antrenarea GCC-GAN pe un set inițial de imagini reale pentru a valida consistența geometrică și coloristică.
* **Experiment 2:** Compararea realismului semnelor generate cu abordări anterioare, utilizând metode precum StyleGAN și GAN-uri condiționale.
* **Experiment 3:** Evaluarea performanței clasificatorului (WideResNet) pe semnele de circulație rare generate de GCC-GAN comparativ cu alte metode.
  1. Validarea rezultatelor
* Metrici de evaluare:
  + Perceptual Loss pentru realism vizual [7].
  + Frechet Inception Distance (FID) pentru compararea calității imaginilor generate.
  + Acuratețea clasificatorului WideResNet pe seturi de date augmentate.
* Metode comparative:
  + Evaluarea GCC-GAN vs. metode anterioare (e.g., StyleGAN, GAN-uri condiționale).
  + Utilizarea seturilor de date similare cu cele din articolele de referință pentru validare.
  1. Model Matematic
* **Funcția obiectivului GAN**: Combinație între pierderea adversarială (pentru realism vizual) și pierderi suplimentare pentru consistența geometrică și coloristică.
  + Pierdere adversarială:
  + Pierdere pentru consistență geometrică ): penalizează discrepanțele în structura obiectelor.
  + Pierdere pentru consistența coloristică): asigură păstrarea tonalităților realiste.

A white sheet with black text and white text

Description automatically generatedA white background with black text

Description automatically generatedA white sheet with black text

Description automatically generated A screenshot of a computer

Description automatically generated

1. **Studiu de caz pe date inițiale:**

**Subcapitole:**

* 1. Colectarea datelor inițiale
* Selectarea unui subset din **Mapillary Traffic Sign Dataset** ce include semne comune și rare.
* Crearea unui set de imagini sintetice prin augmentare (inserare de semne artificiale în fundaluri reale).
  1. Implementarea codului
* **Tehnologii utilizate**:
  + Limbaj de programare: Python (TensorFlow, PyTorch pentru GAN).
  + Framework: **TensorFlow** pentru modelarea GAN.
  + Alternative: PyTorch, Keras (motivația alegerii TensorFlow este suportul extensiv pentru modele personalizate).
* **Funcționalități implementate:**
  + Plasarea semnelor sintetice în fundaluri reale.
  + Retușarea marginilor pentru integrarea naturală.
* **Validare:**
  + Testarea automată a funcționalităților (unittest).
  1. Analiza rezultatelor inițiale
* Vizualizarea semnelor generate și compararea lor cu imagini reale.
* Prezentarea metricilor FID și a scorurilor WideResNet pe semne rare.

1. **Pregătirea validării pe un set real de date**

**Subcapitole:**

* 1. Lucrări conexe și abordări existente
* Descrierea metodologiei din [1], [8], [10].
* Compararea diferențelor între GCC-GAN și abordările existente:
  + GCC-GAN integrează consistența geometrică și coloristică, absentă la metodele precedente.
  + Abordările existente nu gestionează bine semnele rare în condiții de iluminare sau rotații.
  1. Metrici și rezultate așteptate
* GCC-GAN se așteaptă să obțină valori FID mai mici decât cele obținute de StyleGAN pe semne sintetice.
* Clasificatorul WideResNet antrenat pe date generate de GCC-GAN ar trebui să performeze mai bine pe semne rare decât același model antrenat cu date generate prin alte metode.
  1. Plan de implementare
* Comparația GCC-GAN cu alte metode pe baza datelor **din German Traffic Sign Recognition Benchmark** și **Mapillary Traffic Sign Dataset.**
* Validarea empirică prin experimentarea cu date reale și sintetice combinate

**Bibliografie**

[1] Anton Konushin, Boris Faizov, and Vlad Shakhuro. “Road images augmentation with synthetic traffic signs using neural networks”. In: preprint arXiv:2101.04927 (2021), pp. 1-15.

[2] Bor-Chun Chen and Andrew Kae. “Toward Realistic Image Compositing with Adversial Learning”. In: IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2019), IEEE pp. 8407-8416.

[3] Christian Ertler, Jerneja Mislej, Tobias Ollmann, Yubin Kuang, Lorenzo Porzi and Gerhard Neuhold. “The mapillary traffic sign dataset for detection and classification on a global scale”. In: Computer Vision–ECCV 2020 Proceedings, Part XXIII 16. Springer. 2020, pp. 68–84.

[4] Alec Radford, Luke Metz and Soumith Chintala. “Unsupervized Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversial Networks”. In: preprint arXiv:1511.06434 (2015), pp. 1–16.

[5] Raymond A. Yeh, Chen Chen, Teck Yian Lim, Alexander G. Schwing, Mark Hasegawa-Johnson, Minh N. Do. “Semantic Image Inpainting with Deep Generative Models”. In: CVPR. (2017), pp. 5485–5493.

[6] Sebastian Houben, Johannes Stallkamp, Jan Salmen, Marc Schlipsing, and Christian Igel. “Detection of traffic signs in real-world images: The german traffic sign detection benchmark”. In The 2013 international joint conference on neural networks (IJCNN), pages 1–8. IEEE, 2013.

[7] Justin Johnson, Alexandre Alahi, and Li Fei-Fei. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. In Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II 14, pages 694–711. Springer, 2016.

[8] Tero Karras, Samuli Laine, and Timo Aila. A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pages 4401–4410, 2019.

[9] Yanghao Li, Naiyan Wang, Jiaying Liu, and Xiaodi Hou. Demystifying neural style transfer. arXiv preprint arXiv:1701.01036, 2017.

[10] Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014.

[11] Eitan Richardson and Yair Weiss. On gans and gmms. Advances in Neural Information Processing Systems, 31, 2018.

[12] Vladislav Igorevich Shakhuro and AS Konouchine. Russian traffic sign images dataset. Computer optics, 40(2):294–300, 2016.

[13] Johannes Stallkamp, Marc Schlipsing, Jan Salmen, and Christian Igel. Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition. Neural networks, 32:323–332, 2012.

[14] Alexandru Telea. An image inpainting technique based on the fast marching method. Journal of graphics tools, 9(1):23–34, 2004.

[15] Leon A Gatys, Alexander S Ecker, and Matthias Bethge. Image style transfer using convolutional neural networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 2414–2423, 2016