SECTION 16.
SYSTEM ANALYSIS, MODELING AND OPTIMIZATION

Древич Любомир Орестович
здобувач вищої освіти третього рівня
Кафедра інформаційних систем та мереж
Інститут комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

Науковий керівник: Буров Євген Вікторович
д.-р. тех. наук, доцент кафедри інформаційних систем та мереж
Інститут комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

АНАЛІЗ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ДОРОЖНІХ СМУГ В УМОВАХ НЕВІДОМОГО ТУМАННОГО СЕРЕДОВИЩА

Вступ

У сучасних умовах забезпечення безпеки дорожнього руху є однією з найважливіших задач інтелектуальних транспортних систем. Одним із ключових аспектів є точна і надійна сегментація дорожніх смуг, яка забезпечує коректну навігацію, особливо за складних погодних умов, таких як густий туман. Такі умови значно ускладнюють роботу систем комп'ютерного зору через низький рівень видимості та неоднорідність навколишнього середовища.

Актуальність даної проблеми обумовлена необхідністю розробки алгоритмів, здатних адаптуватися до невідомих туманних сцен, зберігаючи високу точність і швидкість роботи. Використання сучасних методів сегментації, зокрема на основі глибоких нейронних мереж, дозволяє отримувати більш детальні і точні результати порівняно з класичними підходами. Однак, для досягнення максимальної ефективності важливо проаналізувати переваги та недоліки різних методів у специфічних умовах.

Складність сегментації дорожніх смуг у туманних умовах зумовлена зменшенням контрастності зображень, появою шумів та спотворень, викликаних розсіюванням світла. Це створює виклик для традиційних методів обробки зображень, які часто не здатні коректно виділяти смуги за таких умов. У відповідь на це сучасні підходи, що базуються на глибоких нейронних

мережах, демонструють значний потенціал завдяки здатності вчитися на великих обсягах даних і адаптуватися до нових середовищ. Однак, залишається відкритим питання щодо узгодження точності та продуктивності алгоритмів, що є особливо важливим для їх застосування в реальному часі.

Виклад основного матеріалу

Основними викликами сегментації дорожніх смуг в умовах туману є зниження якості зображень і обмеження здатності алгоритмів комп'ютерного зору до адаптації в екстремальних умовах. Туман значно погіршує видимість, створюючи неоднорідність освітлення та підвищення шуму, що призводить до зниження контрастності між дорогою, смугами та іншими об'єктами. Це ускладнює процес точного виділення меж об'єктів, що є критичним для системи навігації або безпілотних транспортних засобів.

У традиційних методах сегментації комп'ютерного зору, таких як виділення контурів або порогова сегментація, відсутня гнучкість для адаптації до нових, змінних умов освітлення та низької видимості, характерних для туманних сцен. Невизначені межі та низький контраст ускладнюють ефективну роботу таких алгоритмів, оскільки вони покладаються на виразні межі об'єктів. В результаті, низька точність визначення смуг може призвести до серйозних помилок в навігації та зниження безпеки дорожнього руху. Ще однією проблемою є недостатність даних для тренування алгоритмів машинного навчання. Туманні умови зустрічаються не так часто, що ускладнює збирання великого обсягу високоякісних даних для тренування нейронних мереж. Це обмежує здатність моделей до узагальнення та підвищує їхню вразливість до нестандартних ситуацій. Навіть сучасні глибокі нейронні мережі, що можуть перенавчатися на нових даних, стикаються з труднощами під час роботи із сценаріями, які відрізняються від тих, що використовувалися під час тренування.

Крім того, ускладнення додає чутливість моделей до шумів та артефактів, що виникають через неоднорідний розподіл туману. Наявність туману може створювати ефект розсіювання світла, що не лише знижує чіткість контурів, але й створює фальшиві об’єкти або перешкоди, які можуть бути помилково ідентифіковані моделлю. Це негативно впливає на її здатність правильно розпізнавати дорожні елементи. Ще один суттєвий виклик полягає у необхідності забезпечення високої швидкості обробки для роботи в реальному часі. Техніки глибокого навчання часто є ресурсоємними і вимагають великих обчислювальних потужностей, що ускладнює їх застосування в ситуаціях, де потрібне миттєве прийняття рішень, наприклад, у безпілотних автомобілях.

Оптимізація алгоритмів для досягнення прийнятного компромісу між точністю та швидкістю є критично важливою для успішного впровадження таких рішень у реальному житті.

Головні виклики сегментації дорожніх смуг у туманних умовах пов'язані із зниженням якості вхідних даних, недостатністю репрезентативних датасетів для тренування, чутливістю до шуму та необхідністю забезпечення високої продуктивності для роботи в реальному часі. Ці проблеми вимагають комплексного підходу, який включає вдосконалення алгоритмів сегментації, адаптацію моделей до роботи в умовах низької видимості та попередню обробку зображень для підвищення їх якості. Отже, головні виклики сегментації дорожніх смуг у туманних умовах пов'язані із зниженням якості вхідних даних, недостатністю репрезентативних датасетів для тренування, чутливістю до шуму та необхідністю забезпечення високої продуктивності для роботи в реальному часі. Ці проблеми вимагають комплексного підходу, який включає вдосконалення алгоритмів сегментації, адаптацію моделей до роботи в умовах низької видимості та попередню обробку зображень для підвищення їх якості.

У цьому контексті використання PSPNet[1] може значно сприяти покращенню сегментації дорожніх смуг за складних погодних умов, зокрема у тумані. PSPNet має низку переваг, що роблять його ефективним рішенням для роботи у складних середовищах.

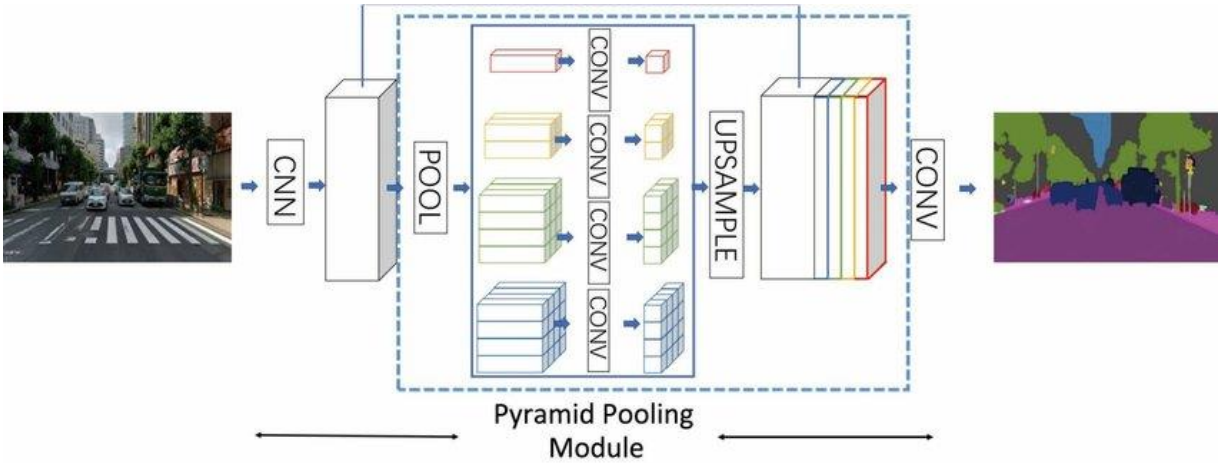

Рис. 1. **Базова структура PSPNet із модулем пірамідального згортання**

PSPNet зокрема використовує пірамідальну обробку контексту, яка дозволяє аналізувати зображення на різних рівнях деталізації. Це дозволяє моделі враховувати як локальні ознаки (наприклад, текстуру асфальту та дорожню розмітку), так і глобальний контекст (загальна структура дороги та

розташування смуг). Такий підхід допомагає долати проблему низької контрастності й неповної видимості, адже модель може заповнювати пропуски у видимих даних, ґрунтуючись на контекстній інформації. Глибокі нейронні мережі також мають здатність до перенавчання, що дає можливість адаптуватися до нових, раніше невідомих умов. Наприклад, додаткове тренування PSPNet на специфічних датасетах, які включають туманні сцени, дозволяє моделі покращити свої результати в умовах, що відрізняються від тих, на яких вона спочатку тренувалася. Це забезпечує більшу надійність та точність роботи у складних середовищах, де стандартні алгоритми можуть давати збої або видавати помилкові результати. Крім того, PSPNet добре справляється з урахуванням глобального контексту, що дозволяє йому уникати помилкової класифікації артефактів, які можуть бути створені туманом[1]. Врахування загальної картини допомагає моделі розрізняти справжні дорожні смуги від шумів та інших перешкод, що значно підвищує точність сегментації. Завдяки такому підходу, модель здатна забезпечити надійне розпізнавання дорожніх елементів, навіть якщо видимість значно погіршується. Однак використання PSPNet також вимагає значних обчислювальних потужностей через його складну архітектуру і велику кількість параметрів[1]. Це робить його менш придатним для застосування у пристроях з обмеженими ресурсами, таких як вбудовані системи автомобілів. Для вирішення цієї проблеми можливе застосування різних оптимізаційних методів, таких як зменшення складності моделі або її квантова оптимізація для прискорення обчислень[2,3,4].

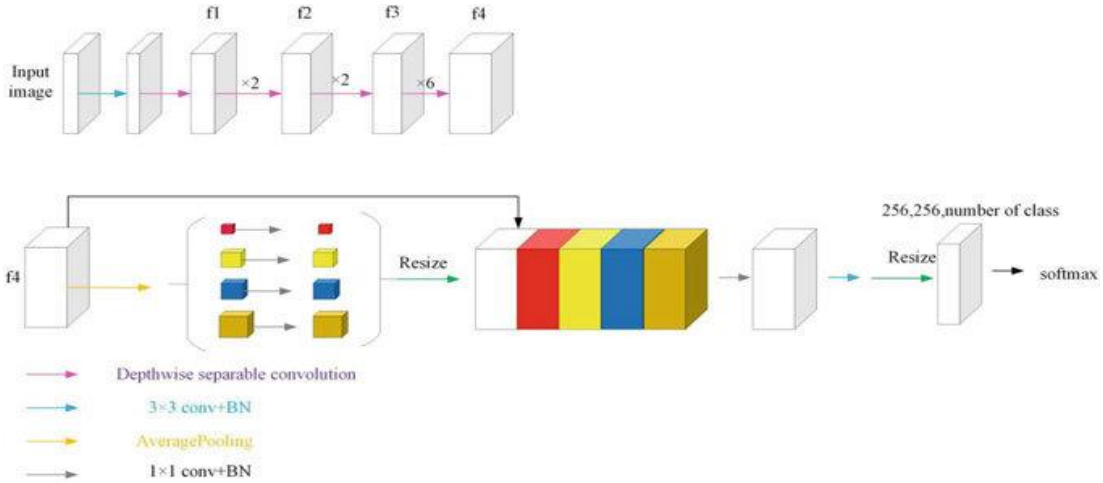

Рис. 2. **Структура PSPNet на базі MobileNet**

Для успішного впровадження сегментації дорожніх смуг на основі PSPNet у безпілотних транспортних засобах та навігаційних системах критично

важливо забезпечити її роботу в реальному часі. Основним викликом є висока обчислювальна складність PSPNet, що робить її важко застосовною на пристроях з обмеженими ресурсами[1]. Складність архітектури та велика кількість параметрів потребують значних обчислювальних потужностей, що обмежує використання PSPNet в умовах, коли потрібне швидке прийняття рішень, наприклад, у безпілотних автомобілях.

Для вирішення цієї проблеми існує кілька стратегій оптимізації, які дозволяють зменшити затрати обчислювальних ресурсів і досягти необхідної продуктивності. Одним із підходів є використання мобільних версій глибинних архітектур, таких як MobileNet[2], які можуть забезпечити зниження кількості параметрів і складності обчислень без суттєвої втрати якості сегментації. MobileNet використовує групові згортки (depthwise separable convolutions), що дозволяють значно зменшити обсяг обчислень і пам'яті, необхідної для обробки зображення[2].

Ще однією ефективною стратегією є квантована оптимізація, при якій значення параметрів моделі зменшуються з використанням меншої кількості бітів, наприклад, з 32-бітових значень до 8-бітових[4]. Це дозволяє значно зменшити вимоги до пам'яті і пришвидшити обчислення, що є важливим для роботи на вбудованих системах з обмеженими ресурсами. Крім того, використання технік прунингу (pruning), що передбачають видалення малозначущих параметрів моделі, дозволяє зменшити її обсяг і складність, що сприяє підвищенню швидкості роботи[3]. Загалом, для забезпечення роботи PSPNet в реальному часі необхідно застосовувати комплексний підхід, що включає архітектурні оптимізації, квантовану оптимізацію, прунинг та використання апаратних прискорювачів[5]. Завдяки таким оптимізаціям можна значно підвищити ефективність моделі і забезпечити її застосування в практичних сценаріях, де швидкість обробки має вирішальне значення для безпеки і надійності системи.

Висновки. Оптимізація PSPNet для використання в реальному часі є ключовою задачею для впровадження технологій сегментації в безпілотних транспортних засобах та інших системах навігації. Використання мобільних архітектур, таких як MobileNet, квантована оптимізація, прунинг, а також спеціалізовані апаратні прискорювачі, дозволяє значно знизити вимоги до обчислювальних ресурсів і забезпечити високу продуктивність моделі. Комплексний підхід до оптимізації PSPNet забезпечує можливість її успішного застосування в умовах реального часу, де швидкість обробки даних є критично важливою для безпеки та ефективності роботи системи.

Список використаних джерел:

1. Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., & Jia, J. (2017). Pyramid Scene Parsing Network. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2881-2890. Вилучено з: https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.660
2. Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., & Adam, H. (2017). MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. *arXiv preprint arXiv:1704.04861*. Вилучено з: https://arxiv.org/abs/1704.04861
3. Han, S., Pool, J., Tran, J., & Dally, W. (2015). Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Network. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 1135-1143. Вилучено з: https://arxiv.org/abs/1506.02626
4. Jacob, B., Kligys, S., Chen, B., Zhu, M., Tang, M., Howard, A., Adam, H., & Kalenichenko, D. (2018). Quantization and Training of Neural Networks for Efficient Integer-Arithmetic-Only Inference. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2704-2713. Вилучено з: https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00286
5. Jouppi, N. P., Young, C., Patil, N., & Patterson, D. (2017). In-Datacenter Performance Analysis of a Tensor Processing Unit. *Proceedings of the 44th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA)*, 1-12. Вилучено з: https://doi.org/10.1145/3079856.3080246