

СИНТЕТИЧНІ ДАНІ ДЛЯ НАВЧАННЯ МОДЕЛЕЙ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В ЗАВДАННЯХ БПЛА

Айзацький О.М., Дергачов К.Ю.

Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут»,
Харків, Україна

Останнім часом спостерігається стрімке зростання популярності використання комп'ютерного зору у задачах, пов'язаних із безпілотними літальними апаратами (БПЛА). Однак, однією з ключових перешкод на шляху розвитку цих технологій є нестача доступних та точно анотованих реальних наборів даних. Процес збору та ручного маркування реальних зображень є надзвичайно дорогим та трудомістким, що, до того ж, часто призводить до неточності у розмітці [1]. Наприклад, за деякими оцінками, ручне створення масок для семантичної сегментації може займати до 90 хвилин роботи на один кадр [2]. Створення наборів даних для авіації є особливо складним завданням, на яке впливають численні фактори та обмеження. Існують без польотні зони та безпекові обмеження для зйомки з БПЛА. Крім того, закони про конфіденційність, зокрема GDPR в Європі, суттєво обмежують збір та використання реальних даних, що містять персональну інформацію.

Метою доповіді є представлення результатів дослідження щодо створення та оцінки ефективності синтетичних наборів даних для вирішення складних завдань комп'ютерного зору, на прикладі детекції автомобілів у міських умовах з перспективи БПЛА. Синтетичні дані були згенеровані у середовищі Unity з використанням програмного пакета Unity Perception Package. Дослідження включає порівняльний аналіз ефективності моделей на базі архітектури YOLOv8, навченої виключно на реальних даних з використанням набору даних VisDrone2019-DET, та моделей, навчених на розроблених синтетичних наборах даних, а також аналіз ефективності тонкого налаштування (fine-tuning) синтетичної моделі на обмеженій кількості реальних даних.

В доповіді наводяться результати порівняння моделей, навчених на реальних та синтетичних даних, для задачі однокласової детекції авто. Базова модель YOLOv8, навчена на відфільтрованому за відповідним класом наборі даних VisDrone, показала тестовий результат $mAP@0.5 = 0.6723$. Для генерації синтетичних даних було створено проект у Unity, що включає динамічну систему зміни погоди та освітлення, систему симуляції трафіку автомобілів і пішоходів, систему автономної генерації зображень з анотаціями та систему глибокої рандомізації параметрів сцени, положення об'єктів і камери. Було розроблено 8 сцен (4 денні та 4 нічні), що відтворюють різноманітні міські умови та сценарії. На даному етапі дослідження було створено два ітеративні синтетичні набори даних. Модель, навчена на першому наборі, досягла $mAP@0.5 = 0.2467$, тоді як другий, покращений набір, показав значне зростання ефективності – $mAP@0.5 = 0.4015$. Покращення було досягнуто шляхом збагачення сцен (додано парковки, рослинність), вдосконалення нічного освітлення та збільшення різноманітності планів камери. Кількість 3D-моделей

автомобілів було збільшено з 34 до 63, реалізовано більш реалістичну систему траєкторії руху камери, що імітує політ БПЛА, на основі шляхів Безье з рандомізацією кута нахилу, створено фотореалістичні ефекти нічних фар автомобілів з використанням відблисків лінз та ефектів об'ємного світіння. Для визначення розбіжностей між синтетичними та реальними даними використовувався як статистичний аналіз, так і візуальна обробка результатів. Статистичний аналіз показав різницю в дисперсії Лапласа, у синтетичних даних вищий рівень деталізації та інший рівень різкості, а також вузький динамічний діапазон і помітні кольорні зсуви по Н-каналу. Візуальна обробка результатів виявила фундаментальну проблему різниці в анотаціях amodal/modal (Unity ануотує лише видимі частини об'єктів, тоді як VisDrone розмічений повними обмежувальними рамками навіть якщо об'єкти частково перекриті). Також виявлено нестачу складних нічних сцен з великою кількістю об'єктів у синтетиці через обмеження продуктивності рендерингу в реальному часі. Якість синтетичних даних у цьому контексті можна охарактеризувати через "розрив з реальністю" (Reality Gap), який, у свою чергу, поділяють на "розрив змісту" (Content Gap) та "розрив зовнішнього вигляду" (Appearance Gap) [6]. Вважається, що розрив змісту, тобто різноманітність об'єктів, сценаріїв та оточення, впливає на кінцевий результат значно більше, ніж фотореалізм [4]. Проте наше дослідження показує, що у складних задачах наближення до фотореалізму також дає відчутний результат. Наприклад, додавання різноманітності планів камери та розміщення авто на дорозі значно покращило детекцію, але й створення фотореалістичних ефектів фар дало помітний приріст на нічних сценах, а додавання 3D-моделей авто зі специфічними рисами, наприклад панорамний дах, значно покращило розпізнавання моделей, що до цього не розпізнавались. Ключовим експериментом стало тонке налаштування (fine-tune), модель, попередньо навчена на синтетичних даних, після до навчання лише на 400 реальних зображеннях досягла $mAP@0.5 = 0.5892$, що становить 87% ефективності порівняно з моделлю, навченою на повному реальному наборі даних. У більш простих задачах, синтетичні дані здатні показувати результати, близькі до реальних [1], але у таких складних умовах, як аерофотозйомка міського середовища, модель, навчена виключно на синтетиці, не демонструє такої ж ефективності [2]. Однак використання стратегії тонкого налаштування, коли модель попередньо навчається на синтетиці, а потім до навчається на дуже малій кількості реальних даних, показує високу ефективність [2, 4, 6]. Цей підхід дозволяє значно зекономити ресурси на зборі та дорогому ануотуванні великих реальних наборів даних.

Список літератури

1. M. Wisniewski, Z. Rana, I. Petrunin, A. Holt, and S. Harman. 2024. Drone Detection using Deep Neural Networks Trained on Pure Synthetic Data. arXiv preprint arXiv:2411.09077 (2024).
2. C. Hiniger and J. Rüter, "Synthetic Training Data for Semantic Segmentation of the Environment from UAV Perspective," *Aerospace*, vol. 10, no. 7, p. 604, 2023. doi: 10.3390/aerospace10070604

3. Jacobsen, B. N. (2023). Machine learning and the politics of synthetic data. *Big Data & Society*, 10(1). <https://doi.org/10.1177/2053951722114537>
4. S. Borkman et al., “Unity Perception: Generate Synthetic Data for Computer Vision,” arXiv preprint, arXiv:2107.04259, 2021.
5. Rizzoli, G., Barbato, F., Caligiuri, M., & Zanuttigh, P. (2023). SynDrone - Multi-modal UAV Dataset for Urban Scenarios. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) Workshops*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.10491>
6. Krump, M., & Stütz, P. (2023). Deep Learning Based Vehicle Detection on Real and Synthetic Aerial Images: Training Data Composition and Statistical Influence Analysis. *Sensors*, 23(7), 3769. DOI: 10.3390/s23073769

АВТОМАТИЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ ПОЛЯРІВ НА ОСНОВІ ПАРАМЕТРИЗОВАНОГО ОПИСУ ГЕОМЕТРІЇ ЛІТАЮЧОГО КРИЛА ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ПОЛЬОТУ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

Дубінін В.А., Пугач Д.В., Дергачов К.Ю.
Національний аерокосмічний університет
«Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна

Розробка літальних апаратів є складним і ресурсозатратним процесом, що вимагає багаторазових етапів випробувань і доопрацювань. Традиційний підхід із численними циклами «проекування — тестування» часто призводить до пошкодження або втрати прототипів і значно залежить від погодних умов, доступності полігонів та кваліфікованого персоналу. Одним із ефективних способів оптимізації є перенесення випробувань у віртуальне середовище, що дозволяє мінімізувати витрати, прискорити тестування й уникнути фізичних ризиків. Проте більшість існуючих симуляторів або надто повільні для роботи в реальному часі, або базуються на спрощених фізичних моделях, що знижує достовірність результатів [1].

Метою роботи є створення архітектури системи, що забезпечує автоматичний розрахунок аеродинамічних поляр літального апарату на основі параметричного опису його геометрії та використання отриманих даних для моделювання польоту в реальному часі. Основою розробки став підхід відкладених обчислень, коли складні аеродинамічні розрахунки виконуються заздалегідь, а результати у вигляді коефіцієнтів зберігаються у таблицях [2]. Під час симуляції система лише звертається до цих таблиць, що забезпечує швидкодію й дозволяє виконувати реалістичне моделювання навіть на звичайних обчислювальних системах. Також використано модель незалежних аеродинамічних поверхонь, у межах якої літальний апарат описується як набір простих геометричних елементів — крил, стабілізаторів, рулів, фюзеляжу. Для кожного з них визначаються власні сили та моменти, що підвищує точність і гнучкість симуляції [3].

Для автоматизації розрахунків використано взаємодію зі сторонніми програмними пакетами, такими як XFLR5, AVL або SU2, які забезпечують