

ДОСЛІДЖЕННЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ МЕТОДАМИ ОПТИЧНОГО ПОТОКУ

Мегель Ю. Є., д.т.н., проф., e-mail: [megelye@gmail.com](mailto:megelye@gmail.com)

Чалий І. В., к.т.н., доц., e-mail: [ivchaly@gmail.com](mailto:ivchaly@gmail.com)

Міхнова О. Д., к.т.н., доц., e-mail: [mikhnova@btu.kharkov.ua](mailto:mikhnova@btu.kharkov.ua)

Державний біотехнологічний університет

**Актуальність дослідження.** Необхідність моніторингу стану технічних та медичних рухомих об'єктів виникає у повсякденному житті щохвилини. На сьогодні існує багато алгоритмів розрахунку оптичного потоку, серед яких найвідомішими та одними з найперших винайдених є алгоритм Лукаса і Канаде (1981), алгоритм Хорна і Шунка (1981), алгоритм Блека і Анандана (1996). Повний перелік існуючих алгоритмів можна знайти у базі даних Middleburgy (рис. 1), де наведено оцінку продуктивності кожного алгоритму для різних типів стандартизованих відеоданих, хоча й без урахування процесорних потужностей комп'ютерів, на яких проводяться розрахунки. Ця база з алгоритмами постійно оновлюється, що свідчить про актуальність цього напрямку досліджень. На грудень 2009 у базі було лише 24 алгоритми, тоді як на грудень 2012 доступно було вже 77, наприкінці 2021 року база містила 191 алгоритм.

Average endpoint error	avg. rank	Army (Hidden texture)				Mequon (Hidden texture)				Schefflera (Hidden texture)				Wooden (Hidden texture)				Grove (Synthetic)				Urban (Synthetic)				Yosemite (Synthetic)				Teddy (Stereo)			
		all		disc		all		disc		all		disc		all		disc		all		disc		all		disc		all		disc		all		disc	
		im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1	im0	im1		
RAFT-[194]	1.7	0.07	0.21	0.05	0.15	0.49	0.11	0.17	0.32	0.14	0.05	0.24	0.03	0.46	0.68	0.23	0.09	0.31	0.07	0.06	0.11	0.07	0.28	0.61	0.20	0.28	0.80	0.23	0.34	0.80	0.23		
NFN-Local [75]	5.8	0.07	0.20	0.05	0.15	0.51	0.12	0.18	0.37	0.14	0.10	0.49	0.06	0.41	0.61	0.21	0.23	0.66	0.19	0.10	0.12	0.17	0.34	0.80	0.23	0.34	0.80	0.23	0.34	0.80	0.23		
PMMST [112]	13.3	0.09	0.36	0.21	0.07	0.18	0.51	0.16	0.21	0.42	0.17	0.10	0.43	0.08	0.51	0.74	0.28	0.24	0.65	0.20	0.11	0.33	0.12	0.15	0.17	0.33	0.74	0.43	0.35	0.74	0.43		
RAFT-TF_RVC [179]	13.3	0.10	0.33	0.30	0.05	0.18	0.55	0.14	0.21	0.43	0.19	0.08	0.23	0.04	0.51	0.75	0.25	0.14	0.42	0.11	0.07	0.33	0.12	0.15	0.08	0.37	0.80	0.27	0.43	0.35			
OFLAF [78]	14.5	0.08	0.21	0.06	0.16	0.53	0.12	0.19	0.37	0.14	0.14	0.57	0.07	0.51	0.78	0.25	0.31	0.76	0.25	0.11	0.33	0.12	0.15	0.21	0.42	0.78	0.63	0.30	0.42	0.78	0.63		
MDP-Flow2 [88]	15.0	0.08	0.21	0.07	0.15	0.48	0.11	0.20	0.40	0.14	0.15	0.80	0.08	0.63	0.93	0.43	0.26	0.76	0.23	0.11	0.33	0.12	0.17	0.28	0.38	0.79	0.44	0.40	0.79	0.44			
NN-field [71]	16.4	0.08	0.22	0.05	0.17	0.55	0.13	0.19	0.39	0.15	0.09	0.48	0.05	0.41	0.61	0.20	0.52	0.64	0.26	0.13	0.63	0.13	0.47	0.20	0.35	0.83	0.11	0.21	0.35	0.83	0.11		
ComponentFusion [94]	19.6	0.07	0.21	0.05	0.16	0.55	0.12	0.20	0.44	0.15	0.11	0.85	0.06	0.71	0.81	0.53	0.32	0.67	0.28	0.11	0.33	0.13	0.15	0.20	0.41	0.88	0.17	0.54	0.88	0.17			
CoT-AMFlow [174]	22.4	0.08	0.22	0.07	0.15	0.48	0.12	0.21	0.45	0.15	0.16	0.86	0.08	0.67	0.96	0.56	0.27	0.82	0.24	0.12	0.49	0.12	0.15	0.18	0.42	0.85	0.12	0.60	0.85	0.12			
TC/T-Flow [77]	26.4	0.07	0.21	0.05	0.19	0.24	0.68	0.12	0.28	0.33	0.66	0.14	0.14	0.15	0.86	0.07	0.67	0.96	0.49	0.22	0.82	0.12	0.19	0.11	0.33	0.11	0.30	0.50	0.96	0.64			
PRAFlow_RVC [177]	27.2	0.11	0.66	0.27	0.08	0.24	0.64	0.19	0.28	0.33	0.61	0.23	0.23	0.12	0.62	0.06	0.60	0.87	0.38	0.18	0.33	0.50	0.16	0.07	0.33	0.12	0.15	0.08	0.49	0.30	0.92		
WLF-Flow [91]	27.3	0.08	0.21	0.06	0.18	0.55	0.13	0.25	0.30	0.56	0.17	0.12	0.14	0.68	0.88	0.15	0.61	0.91	0.41	0.43	0.48	0.96	0.21	0.29	0.13	0.63	0.12	0.21	0.51	0.42	1.03		
UndAF [187]	28.2	0.09	0.36	0.26	0.07	0.16	0.53	0.11	0.22	0.33	0.48	0.15	0.15	0.17	0.93	0.08	0.70	1.04	0.48	0.29	0.92	0.12	0.24	0.12	0.49	0.12	0.15	0.18	0.44	0.45	0.20		
NNF-EAC [101]	29.0	0.09	0.36	0.22	0.07	0.17	0.53	0.13	0.23	0.45	0.49	0.15	0.15	0.16	0.86	0.09	0.60	0.89	0.40	0.38	0.88	0.78	0.28	0.12	0.49	0.12	0.15	0.18	0.44	0.57	1.24		
Layers++ [37]	29.7	0.08	0.21	0.07	0.19	0.24	0.56	0.17	0.20	0.40	0.18	0.35	0.13	0.13	0.58	0.07	0.48	0.70	0.33	0.47	0.60	1.01	0.27	0.33	0.15	0.92	0.14	0.24	0.78	0.46	0.24		
IROF++ [58]	30.5	0.08	0.23	0.07	0.21	0.58	0.17	0.28	0.33	0.63	0.20	0.15	0.32	0.73	0.31	0.09	0.60	0.89	0.42	0.43	0.48	1.08	0.31	0.48	0.10	0.16	0.12	0.15	0.12	0.47	0.26		
LME [70]	30.7	0.08	0.21	0.06	0.18	0.55	0.13	0.25	0.30	0.64	0.14	0.15	0.32	0.72	0.09	0.43	0.91	0.96	0.53	0.39	0.92	1.18	0.28	0.10	0.12	0.15	0.12	0.15	0.12	0.15			

Method	time* frames	color	Reference and notes	
[1] 2D-CLG	844	2	gray	The 2D-CLG method by Bruhn et al. as implemented by Stefan Roth. [A. Bruhn, J. Weickert, and C. Schnörr. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods. IJCV 63(3), 2005.] Parameters were set to match the published performance on Yosemite sequence, which may not be optimal for other sequences.
[2] Pyramid LK	12	2	color	A modification of Bouguet's pyramidal implementation of Lucas-Kanade.
[3] Horn & Schunck	49	2	gray	A modern Matlab implementation of the Horn & Schunck method by Deqing Sun. Parameters set to optimize AAE on all training data.
[4] Black & Anandan	328	2	gray	A modern Matlab implementation of the Black & Anandan method by Deqing Sun.
[5] Brox et al.	18	2	color	T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberger, and J. Weickert. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping. ECCV 2004. (Improved using separate robust functions as proposed in A. Bruhn and J. Weickert, Towards ultimate motion estimation, ICCV 2005; improved by training on the training set.)
[6] Fusion	2,666	2	color	V. Lempitky, S. Roth, and C. Rother. Discrete-continuous optimization for optical flow estimation. CVPR 2008.
[7] Dynamic MRF	366	2	gray	B. Glocker, N. Paragios, N. Komodakis, G. Tziritas, and N. Navab. Optical flow estimation with uncertainties through dynamic MRFs. CVPR 2008. (Method improved since publication.)
[8] Second-order prior	14	2	gray	W. Trobin, T. Pock, D. Cremers, and H. Bischof. An unbiased second-order prior for high-accuracy motion estimation. DAGM 2008. (Method improved since publication; for details see W. Trobin, Ph.D. thesis.)
[9] GroupFlow	600	2	gray	X. Ren. Learning Grouping for Optical Flow. CVPR 2008.

Рис. 1– Приклад характеристик алгоритмів у базі даних Middleburgy

**Метою досліджень** є вивчення особливостей існуючих методів оптичного потоку та аналіз можливостей їх застосування у медичній та технічній областях.

**Основні матеріали досліджень.** В основі оптичного потоку лежить наявність відносно стабільної інтенсивності в локальних областях зображень, які ідуть послідовно у змінюваному за часом фрагменті відео. Таким чином, якщо у деякій локальній області з'являються значні зміни, це означає наявність руху у даному сегменті зображення. Іншими словами, кореляція сегментів зображення розглядається з точки зору зміни їх інтенсивності від кадру до кадру.

Коли швидкість зміни інтенсивності у ряді зображень є гомогенною, рух майже не спостерігається за допомогою оптичного потоку. Така концепція допомагає оцінити тільки значні зміни. Більше того, спалахи камери можуть мати негативний вплив, оскільки метод значною мірою покладається на інтенсивність. Але, коли ми розглядаємо медичні зображення із штучним освітленням та доволі сталими характеристиками фону та спалахів камери, нюанси роботи даного методу діють на користь. З успіхом можуть бути застосовані глобальні та локальні методи на базі диференціювання інтенсивності, оскільки вони отримують швидкість рухомого пікселя від просторово-часових похідних інтенсивності. До цієї групи належить алгоритм Хорна-Шунка. Він передбачає, що інтенсивність пікселів з однієї області інтересу залишається практично незмінною під час руху об'єктів. Однак, рух може спричинити зміну ознак зображення у локальній області при афінному перетворенні. Таким чином, повинен бути деякий рівень варіативності інтенсивності пікселів усередині однієї та тієї ж самої області.

Наявність багатьох рухів у локальній області додає цілий ряд рівнянь, що повинні бути розв'язані. Наприклад, питання апертури можна вирішити завдяки введенню до розрахунку похідної другого порядку до інтенсивності пікселів. Коли ми отримуємо матрицю інтенсивності пікселів із їх похідними другого порядку, які змінюються у часі, із додатковими обмеженнями, алгоритм починає вимагати додаткові обчислювальні ресурси. Щоб уникнути цієї проблеми, використовується теорема Гаусса.

Як один із варіантів, можна розраховувати похідні інтенсивності після визначення границь контуру об'єктів. Виявлення границь об'єктів традиційно виконується за допомогою фільтра Габора, фільтрів класифікації пікселів з наглядом та без, Марківсько-голанцюга, сегментації за водорозділом. До більш складних методів сегментації на об'єкти належать: дескриптори Фур'є, моменти Церніке, ланцюговий код Фрімана, вейвлет-трансформація, оператор Робертса, оператор Собеля, оператор Кірша, оператор Прюїтта, оператор Лапласа, детектор границь Кенні. Як і оптичний потік, багато із вищезгаданих методів використовують градієнтний аналіз інтенсивності.

**Висновок.** Аналіз існуючих методів виявлення оптичного потоку на основі сегментованих областей показав значну варіацію потоку на границях об'єктів. Іншими словами, різні швидкості руху виникають на граничних пікселях одного й самого об'єкта. Саме тому на границях об'єктів має сенс застосовувати згладжувальну швидкість. Це дозволить отримати універсальній вектор швидкості для опису повної швидкості об'єкта. Також це дає можливість уникнути похибок при некоректній сегментації на області.

Будучи методом штучного інтелекту, оптичний потік також може застосовуватись при сегментації зображень, прогнозуванні часу до зіткнення, розрахунку швидкості (часу розширення або звуження), компенсації руху та будь-яких інших вимірюваннях потоку. Першочергову увагу при цьому слід приділяти однорідності освітлення областей інтересу, рух яких розглядається, сталій яскравості фоновій сцени для забезпечення чистоти оцінки руху. Усе це накладає деякі обмеження на область застосування.

#### ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Коваленко С. М., Коваленко С. В., Міхнова О. Д., Лозова С. О. Автоматизація контролю рухів пацієнта під час сну. *Modern scientific challenges and trends*. Issue 8(53), С.22-23, 2022.
2. Baker S., Scharstein D., Lewis J.P., Roth S. A database and evaluation methodology for optical flow. *International Journal of Computer Vision*. Vol. 92, no. 1, PP. 1–31, 2011.
3. Beauchemin S.S., Barron J.L. The Computation of Optical Flow. *ACM Computing Surveys*. Vol. 27, no. 3, pp.433-467, 1995.
4. Duncan J. H., Chou T. On the detection of motion and computation of optical flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Vol. 14, no. 3, pp. 346-352, 1992.
5. Perrone J. A. Simple technique for optical flow estimation. *Journal of the Optical Society of America*. Vol. 7, no. 2, pp. 264-278, 1990.