Journal of Image and Signal Processing 图像与信号处理, 2026, 15(4), 632-639
Published Online October 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/jisp
https://doi.org/10.12677/jisp.2026.154055

Hans汉斯

基于Middlebury数据库的光流算法计算精度和性能分析

黄　岚，李同奋

广州赛宝认证中心服务有限公司，广东 广州

收稿日期：2026年9月27日；录用日期：2026年10月19日；发布日期：2026年10月29日

摘　要

本章首先介绍HS、LK、PLK、基于SIFT、SF五种光流计算方法的基本原理；然后通过计算机构图和Middlebury数据库中的标准图像，对各光流算法在不同位移情况下的计算精度进行研究，为光流算法弹载应用提供技术支撑。

关键词

光流算法，计算精度，Middlebury数据库，仿真

Analysis of Optical Flow Algorithm Accuracy and Performance Based on the Middlebury Database

Lan Huang, Tongfen Li

CEPREI Certification Body, Guangzhou Guangdong

Received: September 27, 2026; accepted: October 19, 2026; published: October 29, 2026

Abstract

Firstly, this chapter introduces the basic principles of five optical flow calculation methods, which include HS, LK, PLK, SIFT-based, and SF. Then, the calculation accuracy of each optical flow algorithm under different displacements is studied based on computer graphics and standard images in the Middlebury database, which provides technical support for the missile-borne application of optical flow algorithms.

文章引用: 黄岚, 李同奋. 基于 Middlebury 数据库的光流算法计算精度和性能分析[J]. 图像与信号处理, 2026, 15(4): 632-639. DOI: 10.12677/jisp.2026.154055

Keywords

Optical Flow Algorithm, Calculation Accuracy, Middlebury Database, Simulation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

基于视觉信息的制导与导航技术在无人飞行器[1] [2]、自动驾驶汽车[3]、深空探测器[4]和水下机器人[5]等上获得了广泛应用。光流信息也是一种视觉信息，光流是空间运动物体在成像平面上的像素运动的瞬时速度。光流包含了丰富的相对运动信息，可以应用在飞行器制导[6] [7]中。为了解决光流信息在飞行器制导方面的应用问题，尤其针对摄像机载体(如导弹)高速运动的情况，必须解决其在大位移情况下的计算精度问题。因此，本文主要进行光流算法的实验分析，重点针对大位移情况下光流算法的计算精度和适用范围进行研究，为基于光流信息的制导系统设计奠定基础。

2. 光流算法简介

Horn-Schunck (HS)算法[8]是基于光流基本等式添加整体平滑约束项构造能量函数来求解光流矢量值。HS 是基于图像灰度一致性假设提出的，当图像中存在大位移或遮挡情况下，这种假设很难成立。其次，HS 的整体平滑约束要求光流场平滑的变化，而图像中运动物体边界处的光流场往往是突变的，HS 的平滑约束将会导致光流场在运动物体边界处的计算存在较大的误差，同时也会导致运动物体的外形形状失真。

Lucas-Kanade (LK)算法[9]假设在一个很小的领域内 n ($n \geq 2$)，光流矢量保持不变。因此在这个空间领域内的每个像素点都可以使用光流基本等式，这样就能得到一个由 n 个等式组成的超定方程组，然后利用加权最小二乘法就能解出光流矢量值。

Pyramid-Lucas-Kanade (PLK) [10]算法是使用金字塔分层的思想基于 LK 算法得到的。当在金字塔的最高层使用 LK 算法时，原始图像中物体的大位移已被缩小了 $N-1$ 倍(N 为金字塔结构中共有的层数)，此时可认为图像的灰度满足连续性的假设。金字塔的层数越多，PLK 算法处理图像中大位移能力就越强，但随着金字塔层数的增加，PLK 光流算法的计算效率会大大降低。

SIFT [11] (Scale Invariant Feature Transform)算法是 David G. Lowe 在 2004 年提出的一种基于尺度空间的特征匹配算法。基于 SIFT 的光流算法是基于特征的算法，也就是利用图像序列中稳定的、鲁棒的、鲜明的特征点来计算光流。由于仅仅只选取图像特征参与计算，所得到的光流场稀疏的。

SF (SparseFlow) [12]光流算法是 Timofe 在 2015 年提出的。SF 光流算法是基于特征的方法，故其得到的光流是稀疏的。SF 光流算法通过角点提取算法来得到图像中的特征点，利用角点周围像素点的灰度信息、颜色信息以及其在像平面的位置等来描述特征向量，然后基于 INN (Iterative Nearest Neighbors)算法进行特征匹配，最后将相互匹配点的位置相减就得到图像的光流。

3. 各种光流算法的精度分析实验

3.1. 基于计算机构图的光流算法的精度统计分析

假设目标在地面静止不动，目标为 5 m × 5 m 的矩形黑块，目标的位置为(108, 0, 0) m，图像探测器初始位置为(0, 600, 0) m。为简单起见，图像探测器在 600 m 的高度以不同的速度沿地面坐标系的 Axi 轴

作匀速直线运动，没有转动运动。将探测器的真实移动速度和其在像平面的运动速度分别记录在表 1 中的第一列和第二列。图像探测器像平面像素的个数为 800 × 800。当图像探测器以不同的速度运动时，基于小孔成像原理，在图像探测器上生成目标的一系列图像，采集其前五十帧图像进行光流的计算，然后计算光流的均值 μ 和均方差 δ。表 1 和表 2 分别给出了图像探测器在不同运动速度下，基于五种光流算法计算得到的光流均值和均方差。表中 μ 和 δ 的下标表示光流计算方法的名称，例如 μPLK、δPLK 表示利用 PLK 算法计算得到的光流均值与均方差，两者的单位为像素/帧。当像点的运动速度大于 7 像素/帧时，HS 和 LK 算法的误差就很大，因此在表 1 中，没有记录当像点的运动速度大于 7 像素/帧时，两种光流算法的计算精度。仿真过程中，暂没有考虑光照强度、遮挡、噪声等因素对光流的影响，仅仅分析算法原理本身对计算精度的影响。

Table 1. Mean value of optical flow for five optical flow calculation methods
表 1. 五种光流计算方法的光流均值

探测器速度(m/s)	像点速度	μHS	μLK	μPLK	μSIFT	μSF
14	1	1.07	1.00	0.96	0.98	0.98
28	2	2.19	2.09	1.96	1.98	1.98
42	3	3.30	3.29	2.95	2.98	2.98
56	4	3.53	3.65	3.94	3.98	3.96
98	7	4.37	4.48	6.89	6.96	6.96
140	10	—	—	9.84	9.94	9.95
154	11	—	—	10.83	10.94	10.94
168	12	—	—	11.82	11.94	11.92
182	13	—	—	13.21	12.94	12.93
196	14	—	—	13.71	13.93	13.92
210	15	—	—	14.61	14.92	14.93

注：表格中除探测器速度之外，其余的变量单位都为像素/帧。

Table 2. Mean square deviation of optical flow for five optical flow calculation methods
表 2. 五种光流计算方法的光流均方差

探测器速度(m/s)	像点速度	δHS	δLK	δPLK	δSIFT	δSF
14	1	0.10	0.00	0.10	0.09	0.09
28	2	0.08	0.07	0.11	0.09	0.08
42	3	0.14	0.10	0.16	0.09	0.08
56	4	0.11	0.10	0.20	0.09	0.08
98	7	0.22	0.16	0.40	0.13	0.12
140	10	—	—	0.61	0.17	0.15
154	11	—	—	0.65	0.17	0.15
168	12	—	—	0.70	0.17	0.17
182	13	—	—	0.75	0.17	0.16
196	14	—	—	0.80	0.17	0.17
210	15	—	—	0.84	0.19	0.18

由表 1 和表 2 可见，HS 算法和 LK 算法只适合小位移的光流计算。PLK 算法是 LK 的改进算法，当

图像探测器平移速度较小时，PLK 算法还比较准确，但当平移速度变大时，其计算精度有所降低。基于 SIFT 和 SF 光流算法都是通过寻找图像之间相对应的特征点来计算其在前后两帧图像间的位移矢量，故对图像间是否存在大位移运动没有约束，即当相对平移速度较大时，其算法的精度依然较高。从表中可以看出，μ_{SIFT} 和 μSF 的差别并不是很大，得出的光流均方差较小，因此在五种算法中，基于 SIFT 和 SF 光流算法的精度相对较高。

3.2. 基于 Middlebury 数据库的标准图像的光流算法的精度分析

本节主要利用 Middlebury 数据库中的标准图像，利用两个实验对上述各种光流算法进行光流的计算以及光流计算精度的分析，第一个实验基于光流较小的 RubberWhale 图像序列，第二个实验基于光流较大的 Grove3 图像序列。在实验中，光流计算精度的考核指标采用 AEE (Average Endpoint Error)的误差估计方式。AEE 的计算公式为：

$$\mathrm{AEE}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\sqrt{\left(u_i-u_{i\mathrm{truth}}\right)^2+\left(v_i-v_{i\mathrm{truth}}\right)^2} \tag{1}$$

对于稠密光流而言，式(1)中的 M 表示图像中总的像素个数；对于基于匹配的光流算法而言，M 为光流匹配算法得到的匹配数目。(u_i,v_i) 表示使用某种光流算法计算得到的第 i 个像素的光流矢量，$(u_{i\mathrm{truth}},v_{i\mathrm{truth}})$ 表示第 i 个像素的标准光流矢量。在实验中，当基于 SIFT 和 SF 光流算法得到的某一特征点的光流幅值误差达到 5 个像素时，就认为该点为误匹配。

(1) 实验一：基于光流较小的 Rubber Whale 图像序列的精度分析

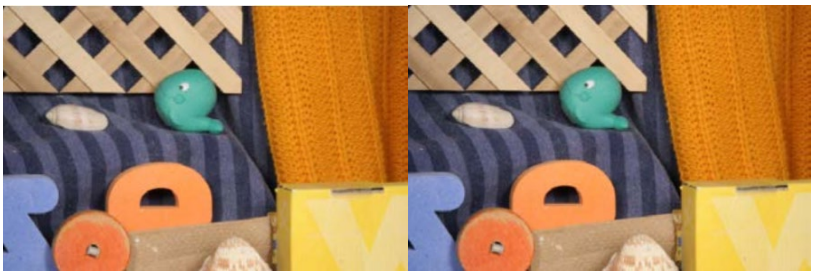
本实验基于 Rubber Whale 图像序列，利用各种光流算法进行光流的计算，并对其进行精度分析。Rubber Whale 图像序列中每个物体都有独立运动，且图像背景较复杂，该图像序列的大小为 388 像素 × 584 像素，Rubber Whale 图像序列的第 10 帧和第 11 帧分别如图 1(a)和图 1(b)所示，两帧图像中 x 方向标准光流场的范围为−4.58~2.58 个像素，y 方向标准光流场的范围为−2.58~2.91 个像素。图 1(c)为 Rubber Whale 图像序列可视化光流场的颜色编码，横坐标和纵坐标分别对应 Rubber Whale 图像序列中 x 方向和 y 方向的光流，横坐标和纵坐标的刻度表示光流的大小。图 1(d)为基于可视化光流的颜色编码，得到的 Rubber Whale 图像序列第 10 帧和第 11 帧间的标准光流场。图 1(e)~(g)分别为使用 HS、LK 和 PLK 光流算法计算得到的光流场，图 1(h)、图 1(i)分别为基于 SIFT 和 SF 光流算法得到的特征点的光流。表 3 和表 4 为各种光流算法计算误差的对比。

Table 3. The error of dense optical flow algorithm based on the Rubber Whale image sequence
表 3. 基于 Rubber Whale 图像序列计算得到稠密光流的光流误差

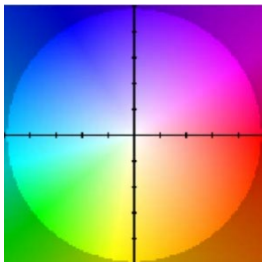
光流算法	AEE (像素)
HS 算法	0.42
LK 算法	0.44
PLK 算法	0.30

Table 4. The error and matching situation of the feature point matching algorithm based on the Rubber Whale image sequence
表 4. 基于 Rubber Whale 图像序列计算得到特征点匹配算法的光流误差及匹配情况

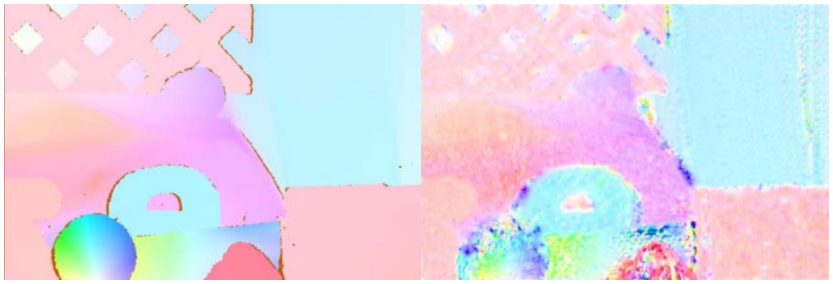
光流算法	AEE (像素)	匹配数	误匹配的数目
基于 SIFT 光流算法	0.47	111	0
SF 算法	0.30	521	0



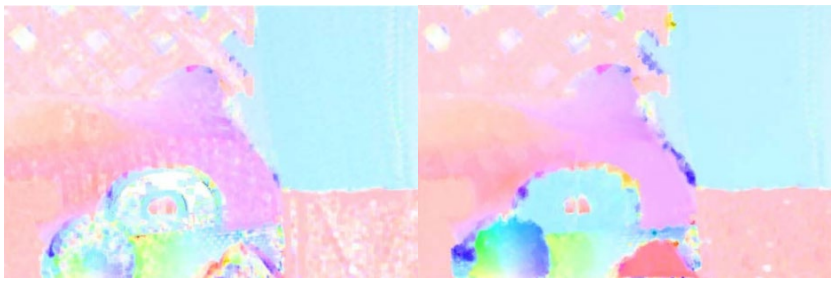
(a) 前一帧 Rubber Whale 图像　　(b) 后一帧 Rubber Whale 图像



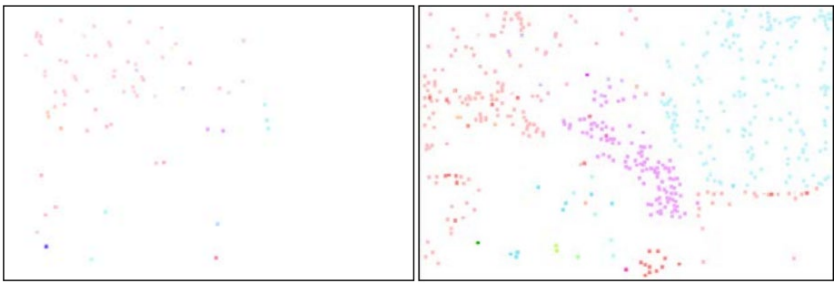
(c) 光流颜色编码



(d) 标准光流场　　(e) HS 算法得到的光流场



(f) LK 算法得到的光流场　　(g) PLK 算法得到的光流场



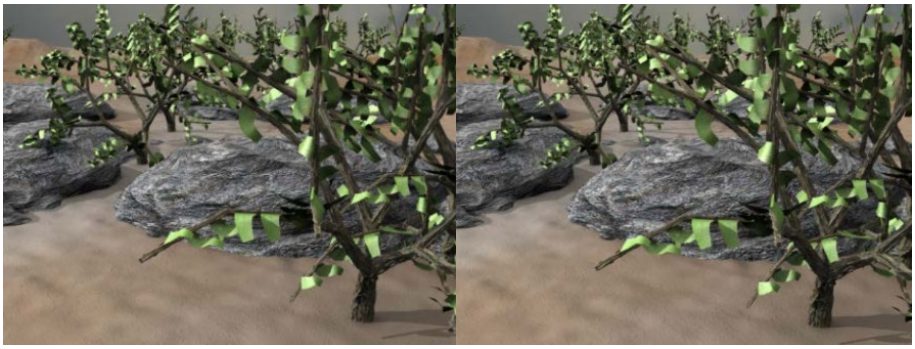
(h) 基于 SIFT 算法得到的光流　　(i) SF 算法得到的光流

Figure 1. The optical flows calculated based on the Rubber Whale image sequence
图 1. 基于 Rubber Whale 图像序列计算得到的光流

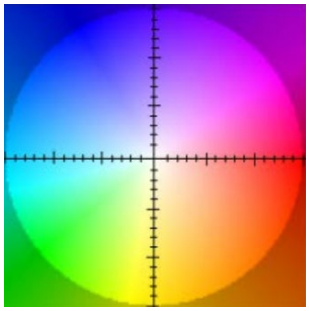
从图 1 可以看出，HS 算法在运动边缘区域和灰度变化较大区域计算出的光流误差较大；LK 算法计算出的光流在灰度变化大的区域效果好于 HS 算法，但在运动边界处的光流计算效果也比较差，这是局部约束对边缘像点影响的结果。PLK 算法是 LK 算法的改进算法，其在运动边缘区域和灰度变化较大区域的光流计算效果都要好于 HS 算法和 LK 算法。从表 3 和表 4 可以看出，PLK 算法计算的精度要比 HS 和 LK 算法要高。基于 SIFT 和 SF 光流算法是基于匹配的算法，其中 SF 算法的精度优于前者。

(2) 实验二：基于光流较大的 Grove3 图像序列的精度分析

本实验基于 Grove3 图像序列利用各种光流算法进行光流的计算，并对其进行精度分析。Grove3 图像序列为电脑合成的图像，图像的大小为 480 像素 ×640 像素。Grove3 图像序列中存在阴影，且图像中地面与石头的纹理较差。图 2(a)、图 2(b)分别为 Grove3 序列第 10 帧和第 11 帧图像，在两帧图像中 x 方向标准光流场为−2.32~14.34 个像素，y 方向标准光流场为−4.09~11.89 个像素。图 2(c)为 Grove3 图像序列可视化光流的颜色编码。图 2(d)为 Grove3 图像序列第 10 帧和第 11 帧间的标准光流场。图 2(e)~(i)为利用各种光流算法计算得到的光流。各种光流算法的计算误差对比如表 5 和表 6 所示。



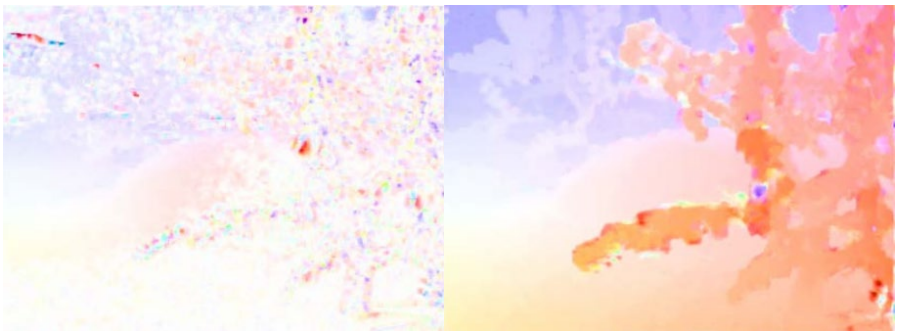
(a) 前一帧 Grove3 图像　　(b) 后一帧 Grove3 图像



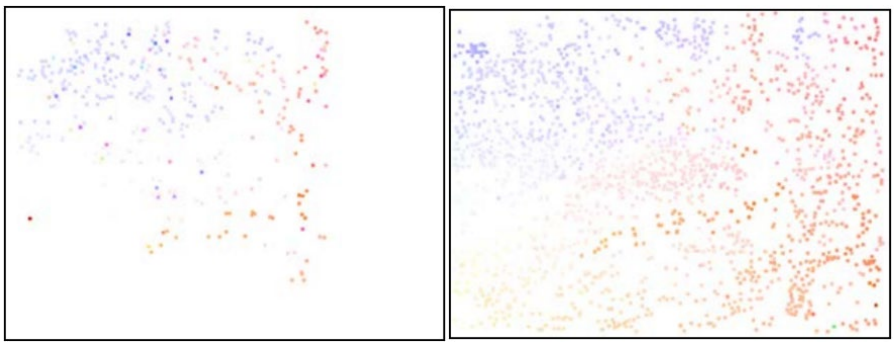
(c) 光流场颜色编码



(d) 标准光流场　　(e) HS 算法得到的光流场



(f) LK 算法得到的光流场　　(g) PLK 算法得到的光流场



(h) 基于 SIFT 算法得到的光流　　(i) SF 算法得到的光流

Figure 2. The optical flow calculated based on the Grove3 image sequence
图 2. 基于 Grove3 图像序列计算得到的各光流

Table 5. The error of dense optical flow algorithm based on the Grove3 image sequence
表 5. 基于 Grove3 图像序列计算得到的稠密光流误差

光流算法	AEE (像素)
HS 算法	3.85
LK 算法	3.39
PLK 算法	1.24

Table 6. The error and matching situation of the feature point matching algorithm based on the Grove3 image sequence
表 6. 基于 Grove3 图像序列计算得到特征点匹配算法的光流误差及匹配情况

光流算法	AEE (像素)	匹配数	误匹配的数目
基于 SIFT 光流算法	1.19	1911	112
SF 算法	0.72	1948	34

从上述的结果中可以看出，在大位移情况下，HS 算法和 LK 算法的精度有所下降。PLK 算法、基于 SIFT 和 SF 光流算法能较好地适用于大位移运动。在基于特征的光流算法中，其计算精度主要依赖于得到的匹配点精度；与实验一相比，本实验中基于 SIFT 和 SF 光流算法存在较多误匹配的点，故两者的精度都有所降低。但从总体上说，在五种算法中，基于 SIFT 和 SF 算法的精度相对较高。

4. 结论

从上述的实验结果表明：HS 算法和 LK 算法只适合小位移情况下的光流计算；PLK 算法适合在一定

位移内的光流计算；基于 SIFT 和 SF 的光流算法对大位移没有约束，但相对来说 SF 的光流算法精度要高于基于 SIFT 的算法。

参考文献

[1] Guo, J., Dong, X.M., Wang, L., Li, H.B. and Chen, Y. (2012) Control and Robust Vision Relative Navigation for Autonomous Aerial Refueling. *Advanced Materials Research*, **383**, 1953-1959. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.383-390.1953

[2] Zhu, Z., Su, A., Liu, H., Shang, Y. and Yu, Q. (2015) Vision Navigation for Aircrafts Based on 3D Reconstruction from Real-Time Image Sequences. *Science China Technological Sciences*, **58**, 1196-1208. https://doi.org/10.1007/s11431-015-5828-x

[3] Guo, J., Li, L., Li, K. and Wang, R. (2013) An Adaptive Fuzzy-Sliding Lateral Control Strategy of Automated Vehicles Based on Vision Navigation. *Vehicle System Dynamics*, **51**, 1502-1517. https://doi.org/10.1080/00423114.2013.811789

[4] Yu, M., Cui, H. and Tian, Y. (2014) A New Approach Based on Crater Detection and Matching for Visual Navigation in Planetary Landing. *Advances in Space Research*, **53**, 1810-1821. https://doi.org/10.1016/j.asr.2013.04.011

[5] Johnson-Roberson, M., Bryson, M., Friedman, A., Pizarro, O., Troni, G., Ozog, P., *et al*. (2017) High-Resolution Underwater Robotic Vision-Based Mapping and Three-Dimensional Reconstruction for Archaeology. *Journal of Field Robotics*, **34**, 625-643. https://doi.org/10.1002/rob.21658

[6] Holt, R.S. and Beard, R.W. (2010) Vision-Based Road-Following Using Proportional Navigation. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, **57**, 193-216. https://doi.org/10.1007/s10846-009-9353-7

[7] Manchester, I.R., Savkin, A.V. and Faruqi, F.A. (2008) Method for Optical-Flow-Based Precision Missile Guidance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **44**, 835-851. https://doi.org/10.1109/taes.2008.4655347

[8] Horn, B.K.P. and Schunck, B.G. (1981) Determining Optical Flow. *Artificial Intelligence*, **17**, 185-203. https://doi.org/10.1016/0004-3702(81)90024-2

[9] Lucas, B.D. and Kanade, T. (1981) An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vancouver, 24-28 August 1981, 674-679.

[10] Bouguet, J.Y. (2001) Pyramidal Implementation of the Affine Lucas Kanade Feature Tracker Description of the Algorithm. Intel Corporation, Technical Report, 1-10.

[11] Lowe, D.G. (2004) Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, **60**, 91-110. https://doi.org/10.1023/b:visi.0000029664.99615.94

[12] Timofte, R. and Van Gool, L. (2015) Sparse Flow: Sparse Matching for Small to Large Displacement Optical Flow. 2015 *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, Waikoloa, 5-9 January 2015, 1100-1106. https://doi.org/10.1109/wacv.2015.151