

Original Research Paper

Performance Evaluation of Feature Detection Algorithms and Their Impact on the Accuracy and Efficiency of Visual Odometry

Seyed Javad Shojae Alsadati¹, Mahdi Nasiri Sarvi^{2*}, and Mohammad Sayanjali³

1, 2. Schoole of Advanced Technologies, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

3. Iranian Space Research Institute, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received 05 November 2024

Revised 18 January 2025

Accepted 22 February 2025

Available Online 16 March 2025

Keywords:

Visual odometry

Detection algorithms

Computer vision

Feature detection

Feature matching

ABSTRACT

Feature detection is a critical component of visual odometry, directly influencing position estimation accuracy. This process forms the basis for identifying key points in images, playing a pivotal role in subsequent operations such as feature matching and motion tracking. This study examines the impact of various feature detection algorithms on position estimation accuracy in visual odometry, focusing on a comparative analysis of the Harris, FAST, SIFT, CenSurE, and ORB algorithms. Performance evaluation was conducted based on accuracy and computational efficiency in position estimation. Each algorithm's average errors and processing times were calculated and systematically compared using an image dataset. Results indicate that the CenSurE algorithm is optimal for real-time applications and scenarios demanding rapid processing due to its lower computational cost. Its high-speed feature extraction capability makes it particularly suitable for such use cases. Conversely, despite its higher processing time, the Harris algorithm offers superior accuracy in position estimation and angular measurement, making it a preferred choice when precision is prioritized over speed. The FAST and SIFT algorithms balance accuracy and computational efficiency; the FAST algorithm, with its lower processing time, performs effectively in horizontal orientations, whereas the Harris algorithm excels in precision. The ORB algorithm exhibits moderate speed and acceptable performance but demonstrates reduced accuracy in certain positional features. This study enhances the understanding of the trade-offs between accuracy and efficiency in feature detection for visual odometry, providing a foundation for further research in optimizing algorithm selection for specific applications.

*Corresponding Author's E-mail: mnasiri@iust.ac.ir

How to Cite this Article:

S. J. Shojae Alsadati, M. Nasiri Sarvi, and M. Sayanjali, "Performance evaluation of feature detection algorithms and their impact on the accuracy and efficiency of visual odometry," *Journal of Space Science and Technology*, Vol. 18, No. 1, pp. 38-52, 2025, (in Persian), <https://doi.org/10.22034/jsst.2025.1506>.



COPYRIGHTS

© 2025 by the authors. Published by Aerospace Research Institute. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of [The Creative Commons Attribution 4.0 International \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های استخراج ویژگی و تأثیر آن‌ها بر دقت و کارایی ناوبری بصری

سیدجواد شجاع‌الساداتی^۱، مهدی نصیری سروی^{۲*}، و محمد سینجلی^۳ 

- ۱- کارشناسی ارشد، دانشکده فناوری‌های نوین، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
 ۲- استادیار، دانشکده فناوری‌های نوین، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
 ۳- استادیار، پژوهشگاه فضایی ایران، تهران، ایران

چکیده

اطلاعات مقاله

استخراج ویژگی یکی از مراحل اساسی در ناوبری بصری است که تأثیر چشمگیری بر دقت تخمین موقعیت دارد. این مرحله به‌عنوان پایه فرآیند شناسایی و تمایز اشیاء و نقاط شاخص در تصاویر عمل کرده و در مراحل بعدی، مانند تطابق ویژگی‌ها و ردیابی حرکت، نقش حیاتی ایفا می‌کند. این مقاله تأثیر الگوریتم‌های استخراج ویژگی بر دقت تخمین موقعیت در ناوبری بصری را بررسی کرده و هدف اصلی آن تحلیل و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های FAST، SIFT، CenSurE و ORB از نظر دقت در تخمین موقعیت و مدت زمان پردازش هر مرحله است. با استفاده از مجموعه داده‌های تصویری، میانگین خطاها و مدت زمان‌های پردازش برای هر الگوریتم محاسبه و نتایج به‌صورت مقایسه‌ای ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم CenSurE به‌دلیل زمان پردازش کمتر، برای کاربردهای بلادرنگ و سایر کاربردهایی که نیازمند پردازش سریع هستند، ایده‌آل است. سرعت بالای این الگوریتم در پردازش ویژگی‌ها، آن را به گزینه‌ای مناسب برای این نوع کاربردها تبدیل می‌کند. در مقابل، الگوریتم Harris با وجود مدت زمان پردازش بیشتر، دقت بالایی در تخمین موقعیت و سنجش زوایای چرخشی دارد و در سناریوهایی که دقت بر سرعت اولویت دارد، گزینه‌ای کارآمد است. الگوریتم‌های FAST و SIFT نیز ترکیبی از سرعت و دقت را ارائه می‌دهند، الگوریتم FAST با زمان پردازش پایین، عملکرد مناسبی در محورهای افقی دارد و برای کاربردهایی با نیاز به پردازش سریع مناسب است، در حالی که Harris دقت بیشتری را در تخمین موقعیت فراهم می‌آورد. الگوریتم ORB نیز با سرعتی متوسط، عملکردی نسبتاً قابل قبول را نشان می‌دهد، اما در برخی ویژگی‌های موقعیتی دقت کمتری دارد. این مقاله به درک عمیق‌تری از اثرات الگوریتم‌های استخراج ویژگی بر دقت تخمین موقعیت کمک کرده و بستر مناسبی برای تحقیقات آینده در این حوزه فراهم می‌سازد.

تاریخچه مقاله:

دریافت ۱۵ آبان ۱۴۰۳
 بازنگری ۲۹ دی ۱۴۰۳
 پذیرش ۰۴ اسفند ۱۴۰۳
 اولین انتشار ۲۶ اسفند ۱۴۰۳

واژه‌های کلیدی:

ناوبری بصری
 الگوریتم‌های آشکارساز
 بینایی ماشین
 الگوریتم‌های استخراج ویژگی
 تطابق ویژگی

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: mnasiri@iust.ac.ir

How to Cite this Article:

S. J. Shojae Alsadati, M. Nasiri Sarvi, and M. Sayanjali, "Performance evaluation of feature detection algorithms and their impact on the accuracy and efficiency of visual odometry," *Journal of Space Science and Technology*, Vol. 18, No. 1, pp. 38-52, 2025, (in Persian), <https://doi.org/10.22034/jsst.2025.1506>.



COPYRIGHTS

© 2025 by the authors. Published by Aerospace Research Institute. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of [The Creative Commons Attribution 4.0 International \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



علائم و اختصارات

CENSURE	الگوریتم مرکز-حاشیه
Det	دترمینان
IMU	واحد اندازه‌گیری اینرسی
LoG	لاپلاسیان گوسی
M	ماتریس خود همبستگی
Rad	رادیان
SFM	تکنیک ساختار از حرکت
SLAM	مکان‌یابی و نقشه‌برداری همزمان
SVM	ماشین‌های بردار پشتیبان
Tr	رد ماتریس
VO	ناوبری بصری
WO	آودومتري چرخ(محاسبه‌گر حرکت چرخ)
ϕ	زاویه رول
θ	زاویه پیچ
Ψ	زاویه یاو

مقدمه

ناوبری بصری^۱ فرآیند تخمین حرکت یک عامل (مانند وسیله نقلیه، انسان، ربات و غیره) با استفاده از داده‌های یک یا چند دوربین متصل به آن است. این روش در حوزه‌های مختلفی از جمله رباتیک، واقعیت افزوده، صنعت خودرو و غیره به کار می‌رود. اصطلاح ناوبری بصری برای اولین بار توسط نیستر^۲ در سال ۲۰۰۴ مطرح شد [۱].

این فرآیند مبتنی بر استخراج اطلاعات از تصاویر دریافتی دوربین و استفاده از این اطلاعات برای تخمین موقعیت و جهت‌گیری عامل در محیط است. این فرآیند شامل مراحل مختلفی از جمله آشکارسازی ویژگی^۳، تطبیق ویژگی^۴ و تخمین حرکت و موقعیت دوربین می‌باشد. آشکارسازی ویژگی یک فرآیند سطح پایین است که اغلب به عنوان نقطه شروع برای بسیاری از کاربردهای بینایی ماشین به کار می‌رود؛ بنابراین، موفقیت یک الگوریتم تا حد زیادی به این مرحله اولیه وابسته است. در حالت ایده‌آل برای ناوبری بصری، آشکارسازهای ویژگی باید مقاوم

باشند و بتوانند ویژگی‌های مشابه را در تصاویر متوالی، بدون تأثیر چرخش، تغییر مقیاس یا تغییرات روشنایی، شناسایی کنند. سپس این ویژگی‌ها در تصاویر مختلف تطبیق داده می‌شوند که امکان تخمین ماتریس اساسی^۵ و پیش‌بینی حرکت دوربین (عامل) را فراهم می‌کند. از این رو، دقت و مقاومت آشکارساز و الگوریتم تطبیق، تأثیر مستقیمی بر کیفیت تخمین‌ها دارند.

در طول دهه‌های گذشته، آشکارسازها و توصیف‌گرهای ویژگی تصویر به ابزارهای محبوبی در جامعه بینایی ماشین تبدیل شده‌اند و به طور گسترده در طیف وسیعی از کاربردها مورد استفاده قرار می‌گیرند. نمایش تصویر [۲]، طبقه‌بندی [۳] و بازیابی تصویر [۴]، تشخیص [۵] و تطبیق شیء [۶]، بازسازی صحنه سه‌بعدی [۷]، ردیابی حرکت [۸، ۹]، طبقه‌بندی بافت [۱۰، ۱۱]، مکان‌یابی ربات [۱۲] و سیستم‌های بیومتریک [۱۳]، همگی به وجود ویژگی‌های پایدار در تصویر متکی هستند. بنابراین، تشخیص و استخراج ویژگی‌های تصویر گام‌های حیاتی برای این کاربردها هستند.

الگوریتم‌های متنوعی برای استخراج ویژگی توسعه یافته‌اند که هر کدام دارای مزایا و معایب خاص خود هستند. از جمله الگوریتم‌های رایج می‌توان به الگوریتم‌های هریس (Harris)، فست^۶ (FAST)، سیفت^۷ (SIFT)، اُ آر بی^۸ (ORB) و مرکز-حاشیه^۹ (CENSURE) اشاره کرد. این الگوریتم‌ها از نظر معیارهایی، مانند سرعت اجرا، قدرت تشخیص و مقاومت در برابر نویز تصویر با یکدیگر متفاوت هستند. انتخاب الگوریتم مناسب برای هر کاربرد خاص، به نیازمندی‌های آن، از جمله محدودیت‌های زمانی، دقت مورد نظر و نوع محیط عملیاتی عامل بستگی دارد.

اشمید^{۱۰} و همکاران، روش‌های مختلف استخراج اطلاعات و ویژگی‌ها از داده‌ها را در مقاله خود مورد بررسی و تحلیل قرار داده‌اند [۱۴]. کریادو^{۱۱} و همکاران نیز رویکردی جدید برای شناسایی نقاط مهم در تصاویر با بهره‌گیری از تحلیل شبکه‌های پیچیده ارائه کرده‌اند؛ در این رویکرد، به هر تصویر یک شبکه وزنی و هندسی نسبت داده می‌شود که حاوی اطلاعات ارزشمند درباره مکان نقاط مهم است [۱۵].

با توجه به اهمیت استخراج دقیق ویژگی‌ها در فرآیند اتصال تصاویر و تأثیر آن بر کاهش خطاهای عدم انطباق در تصویر نهایی، شارما^{۱۲} و همکارانش به مقایسه جامعی از آشکارسازها و توصیف‌گرهای مختلف از نظر تعداد نقاط منطبق، زمان پردازش و کیفیت تصویر متصل شده پرداخته‌اند [۱۶].

7. Scale-Invariant Feature Transform
8. Oriented FAST and Rotated BRIEF
9. Center Surround Extrema
10. Schmid
11. Criado
12. Sharma

1. Visual Odometry (VO)
2. Nister
3. Feature Detection
4. Feature Matching
5. Essential Matrix
6. Features from Accelerated Segment Test

طبیعی عملکرد پایداری دارد [۲۰].

لو^{۱۳} روشی برای استخراج ویژگی‌های متمایز^{۱۴} و ناورد^{۱۵} از تصاویر ارائه داده است که برای تطبیق قابل اعتماد بین نماهای مختلف از یک شیء یا صحنه قابل استفاده هستند. این ویژگی‌ها که با نام سیفت (تبدیل ویژگی مقیاس‌ناپذیر) شناخته می‌شوند، نسبت به مقیاس و چرخش تصویر ناورد هستند و در برابر اعوجاج آفین^{۱۶}، تغییرات دیدگاه سه‌بعدی، نویز و تغییرات روشنایی مقاوم می‌باشند [۲۱].

راستن^{۱۷} و دراماند^{۱۸} به بررسی ضرورت تشخیص سریع لبه‌ها برای کاربردهای بلادرنگ، از جمله پردازش ویدئو، پرداخته‌اند. روش‌های موجود مانند سیفت، هریس و SUSAN^{۱۹}، با وجود تولید ویژگی‌های با کیفیت، از نظر محاسباتی پر هزینه هستند و برای عملکرد بلادرنگ مناسب نیستند [۲۲].

گوپتا^{۲۰} و همکارانش به بررسی استفاده از ویژگی‌های دست‌ساز برای بهبود دقت تشخیص اشیاء پرداخته‌اند. با وجود پیشرفت‌های یادگیری عمیق، ویژگی‌های دست‌ساز^{۲۱} همچنان عملکرد قابل قبولی ارائه می‌دهند. در این مقاله، از دو آشکارساز معروف، آر بی و سیفت، برای استخراج ویژگی از تصاویر استفاده شده است. ویژگی‌های سیفت به‌طور خاص برای تحلیل تصاویر با توجه به تغییرات مقیاس و جهت مفید هستند. برای کاهش ابعاد بردار ویژگی تصویر، از الگوریتم کاهش ابعاد نگاشت حفظ‌کننده محلی^{۲۲} استفاده شده است [۲۳].

روبلی^{۲۳} و همکارانش به معرفی آر بی، یک الگوریتم جدید برای تشخیص و توصیف ویژگی‌های تصاویر، پرداخته‌اند. هدف اصلی این الگوریتم ارائه جایگزینی سریع‌تر و کارآمدتر برای الگوریتم‌های سیفت و SURF است، که در عین حال دقت قابل قبولی را حفظ کند [۲۴].

لی^{۲۴} به بررسی الگوریتم‌های مختلف تشخیص ویژگی برای کاربرد در مکان یابی و نقشه برداری ربات‌ها با استفاده از بینایی پرداخته است [۲۵].
سیمونه آندولفو^{۲۵} و همکارانش دو رویکرد کلیدی، سه‌بعدی به سه‌بعدی و دوبعدی به دوبعدی را برای بهبود مکان‌یابی مریخ نورد‌ها با استفاده از سیستم‌های ناوبری بصری بررسی کرده‌اند. این روش‌ها با بهره‌گیری از تصاویر استریو، موقعیت و جهت مریخ نورد را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی مانند محاسبات حرکت چرخ‌ها و حسگرهای

در مطالعه‌ای دیگر کوساکا^۱ و همکاران، روشی برای تشخیص خودروها در صحنه‌های رانندگی شبانه با استفاده از تصاویر دوربین تک چشمی نصب شده روی خودرو ارائه داده‌اند. با توجه به چالش‌های تشخیص شکل خودروها در شب، این روش بر اساس تشخیص چراغ‌های جلو و عقب خودروها، که به‌صورت نواحی روشن در تصویر به نام هاله‌های روشنایی^۲ ظاهر می‌شوند، عمل می‌کند. این روش از عملگر لاپلاسیان گاوسی^۳ برای تشخیص تغییرات روشنایی بین هاله‌های روشنایی و نواحی اطراف آن‌ها استفاده می‌کند. با اینکه عملگر لاپلاسیان گاوسی در برابر تغییرات نور محیط مقاوم است، هزینه محاسباتی بالای آن منجر به استفاده از روش اکسترم‌های مرکز-حاشیه برای تشخیص سریع‌تر هاله‌های روشنایی شده است [۱۷].

موریلز^۴ و پرونا^۵ عملکرد چندین آشکارساز و توصیف‌گر ویژگی محبوب را در تطبیق ویژگی‌های اشیاء سه‌بعدی در شرایط مختلف زاویه دید و نورپردازی بررسی کرده‌اند [۷].

در حوزه بازسازی سه‌بعدی با استفاده از تکنیک ساختار از حرکت^۶ (SFM)، انتخاب الگوریتم‌های تشخیص و توصیف ویژگی نقش بسزایی در دقت و کارایی این فرآیند دارد [۱۸]. گووند^۷ و پرتوریا^۸، ارزیابی جامعی از الگوریتم‌های پیشرفته تشخیص ویژگی مانند آشکارسازهای گوشه هریس و توصیف‌گرهای سیفت و ویژگی‌های مقاوم و شتاب‌یافته (SURF)^۹ در زمینه SFM انجام داده‌اند [۱۸].

هربرت^{۱۰}، یک روش جدید برای آشکارسازی و توصیف نقاط کلیدی تصویر ارائه شده که نسبت به مقیاس و چرخش تصویر مقاوم است. این روش، به نام ویژگی‌های مقاوم و شتاب‌یافته (SURF)، از نظر تکرار پذیری، تمایز و استحکام، نسبت به روش‌های پیشین عملکرد بهتری دارد یا حداقل با آن‌ها برابری می‌کند، در حالی که سرعت محاسبه و مقایسه آن بسیار بالاتر است [۱۹].

هریس و استفنز^{۱۱} به اهمیت پایداری فیلتر لبه تصویر برای تفسیر سه‌بعدی توالی تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های ردیابی ویژگی اشاره کرده‌اند. آن‌ها برای پوشش نواحی تصویر حاوی بافت و ویژگی‌های مجزا، از یک آشکارساز ترکیبی گوشه و لبه مبتنی بر تابع خود همبستگی محلی^{۱۲} استفاده کرده‌اند و نشان داده‌اند که این آشکارساز در تصاویر

14. Distinctive features
15. Invariant features
16. Affine Distortion
17. Rosten
18. Drummond
19. Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus
20. Gupta
21. Hand Crafted Features
22. Locality Preserving Projection (LPP)
23. Rublee
24. Li
25. Simone Andolfo

1. Kosaka
2. Bright areas of Pixels
3. Laplacian of Gaussian (LoG)
4. Moreels
5. Perona
6. Structure from Motion
7. Govender
8. Pretoria
9. Speeded-Up Robust Features
10. Herbert
11. Stephens
12. Local auto-correlation function
13. Lowe

توصیف‌گرها وظیفه‌ی استخراج اطلاعات دقیق از این نقاط و توصیف آن‌ها به‌صورت کمی و عددی را بر عهده دارند.

در مرحله تشخیص ویژگی، هدف یافتن نقاط کلیدی مهم در تصویر است که بتوانند به‌خوبی در تصاویر دیگر نیز تطابق داده شوند. این نقاط کلیدی معمولاً شامل ویژگی‌هایی نظیر گوشه‌ها^۴ یا بلوب‌ها^۵ هستند؛ به‌عبارت دیگر، نقاطی که از نظر شدت رنگ یا بافت تفاوت‌های با رزی با نواحی اطراف خود دارند. گوشه‌ها به‌عنوان نقاطی تعریف می‌شوند که در محل تقاطع دو یا چند لبه قرار گرفته‌اند، در حالی که بلوب‌ها الگوهای از تصویر هستند که در آن‌ها تغییرات قابل توجهی در ویژگی‌هایی مانند شدت نور مشاهده می‌شود، ولی گوشه یا لبه نیستند [۱].

الگوریتم‌هایی مانند سift علاوه بر شناسایی نقاط کلیدی، برای هر یک از این نقاط یک توصیف‌گر نیز استخراج می‌کنند. این توصیف‌گرها به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که هر ویژگی را به‌صورت منحصر به فرد و با استفاده از مجموعه‌ای از اعداد توصیف کنند. این امر به فرآیند تطبیق ویژگی‌ها در تصاویر مختلف کمک کرده و احتمال اشتباه در شناسایی نقاط مشابه را کاهش می‌دهد. استفاده از توصیف‌گرهای ویژگی باعث می‌شود که قابلیت انطباق صحیح ویژگی‌های مشابه تحت شرایط مختلف، مانند تغییرات مقیاس، چرخش و تغییرات نورپردازی، بهبود یابد [۱۸].

هر آشکارساز ویژگی مزایا و معایب خاص خودش را دارد که لازم است در انتخاب آن‌ها برای کاربردهای مختلف در نظر گرفته شود. آشکارسازهای گوشه به دلیل سرعت محاسباتی بالا گزینه‌ای مناسب به‌شمار می‌آیند، اما معمولاً از تمایز پذیری کمتری برخوردارند. در مقابل، آشکارسازهای بلوب تمایز بیشتری ارائه می‌دهند، اما سرعت تشخیص آن‌ها کمتر است. از لحاظ دقت مکان‌یابی، گوشه‌ها معمولاً در موقعیت تصویر دقیق‌تر از بلوب‌ها مکان‌یابی می‌شوند، اما این دقت در تغییرات بزرگ مقیاس کاهش می‌یابد. به‌عبارت دیگر، گوشه‌ها پس از تغییرات شدید در مقیاس و زاویه دید، کمتر از بلوب‌ها قابل تشخیص مجدد هستند؛ در حالی که بلوب‌ها در چنین شرایطی پایدارتر هستند و قابلیت تشخیص مجدد بیشتری دارند. با این حال، بلوب‌ها در تمامی محیط‌ها بهترین انتخاب نیستند؛ به‌عنوان مثال، الگوریتم سift به‌طور خودکار گوشه‌ها را نادیده می‌گیرد و این در حالی است که محیط‌های شهری پر از گوشه‌های قابل توجه هستند. به همین دلیل، انتخاب مناسب‌ترین آشکارساز ویژگی باید با دقت و بر اساس شرایط و نیازها انجام شود. عواملی مانند محدودیت‌های محاسباتی، نیازهای زمان واقعی، نوع محیط و همچنین خط پایه حرکت (که به فاصله بین تصاویر گرفته شده اشاره دارد) همگی در این انتخاب تأثیر گذارند [۱].

اینرسی (WO+IMU) تخمین می‌زنند. شبیه‌سازی‌های انجام شده در محیط‌هایی با شرایط مشابه مریخ نشان می‌دهد که این روش‌ها می‌توانند خطای مکان‌یابی را به کمتر از ۲۵ سانتی‌متر کاهش دهند و این روش‌ها شرایط لازم برای انجام مأموریت‌های علمی را در محیط‌های چالش برانگیزی مانند خاک‌های نرم و سطوح شیب‌دار فراهم می‌کنند [۲۶].

یانگ چنگ^۱ و همکاران به کاربرد ناوبری بصری در مریخ نورد‌های اسپیریت^۲ و آپورچونیتی^۳ پرداخته‌اند. این روش با استفاده از تصاویر استریو و شناسایی و دنبال کردن ویژگی‌های سطح، موقعیت و جهت مریخ نورد را با دقت بالایی تخمین می‌زنند. شبیه‌سازی‌ها و آزمایش‌های میدانی نشان داده‌اند که ناوبری بصری، به‌ویژه در محیط‌های با لغزش بالا مانند سطوح شیب‌دار و خاک‌های نرم، تأثیر قابل توجهی در کاهش خطای مکان‌یابی دارد و امکان برنامه‌ریزی دقیق‌تر و موفق‌تر مأموریت‌های علمی را فراهم می‌کند [۲۷].

در این مقاله، عملکرد پنج الگوریتم استخراج ویژگی هریس، فست، سift، آر بی و مرکز-حاشیه در حوزه ناوبری بصری مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. هدف اصلی این مقاله، ارزیابی کارایی این الگوریتم‌ها از نظر زمان اجرا و دقت در تخمین موقعیت عامل در محیط‌های خارجی است. برای این منظور، از مجموعه داده‌ای شامل تصاویر گرفته شده توسط یک خودرو در یک محیط خارجی ساختار یافته استفاده شده است.

در ادامه، مقاله به‌صورت ذیل سازمان‌دهی شده است: در بخش دوم، به ارائه‌ی مروری جامع بر الگوریتم‌های استخراج ویژگی پرداخته می‌شود. بخش سوم به تشریح دقیق روش‌های آزمایش و مجموعه داده‌های مورد استفاده اختصاص دارد. در بخش چهارم، نتایج آزمایش‌ها به‌طور کامل گزارش و تحلیل خواهند شد. در نهایت، بخش پنجم به جمع‌بندی یافته‌ها و ارائه نتیجه‌گیری‌های نهایی می‌پردازد.

آشکارسازها و توصیف‌گرهای ویژگی

آشکارسازها و توصیف‌گرهای ویژگی در حوزه بینایی ماشین ابزارهایی بسیار مهم به‌شمار می‌روند که به شناسایی و توصیف بخش‌های معنادار تصاویر کمک می‌کنند. به بیان ساده، یک ویژگی به قطعه‌ای از تصویر گفته می‌شود که می‌تواند اطلاعات مفیدی برای حل یک مسئله خاص ارائه دهد. این ویژگی‌ها می‌توانند شامل ساختارهای ساده‌ای مانند نقاط، گوشه‌ها یا لبه‌ها و یا حتی ساختارهای پیچیده‌تری نظیر الگوهای بافتی و اشیاء در تصویر باشند. آشکارسازهای ویژگی برای شناسایی این نقاط کلیدی که در تصاویر برجسته و مهم هستند به‌کار می‌روند، در حالی که

الگوریتم استخراج ویژگی هریس

آشکارساز هریس یک روش ترکیبی برای شناسایی گوشه‌ها و لبه‌ها در تصاویر است که بر اساس تابع خود همبستگی محلی عمل می‌کند. این روش با تحلیل تغییرات شدت نور در یک ناحیه کوچک، امکان تمایز بین گوشه‌ها، لبه‌ها و نواحی تخت را فراهم می‌کند. اگر ماتریس خود همبستگی دو مقدار ویژه بزرگ داشته باشد، نقطه به‌عنوان گوشه شناسایی می‌شود، در لبه‌ها یکی بزرگ و دیگری کوچک است و در نواحی تخت هر دو مقدار ویژه کوچک هستند [۲۰].

که در معادلات بالا M ماتریس خود همبستگی است. این تابع به گونه‌ای طراحی شده است که نقاط گوشه با مقدار R مثبت شناسایی می‌شوند، نقاط لبه با مقدار R منفی و نواحی تخت با مقدار کوچک R [۲۰].

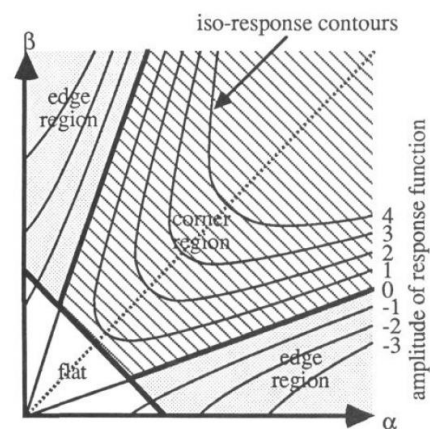
آشکارساز هریس به دلیل قابلیت پایداری و دقت بالا در موقعیت‌یابی گوشه‌ها، به یکی از پرکاربردترین و قابل اعتمادترین روش‌ها در حوزه بینایی ماشین تبدیل شده است و به‌ویژه در کاربردهای مربوط به ردیابی و هم‌ترازی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۰].

الگوریتم استخراج ویژگی سیفت

روش سیفت توسط دیوید لو به‌عنوان یک تکنیک قدرتمند برای استخراج ویژگی‌های تصویر معرفی شده است، که قابلیت ناوردا بودن نسبت به تغییرات مقیاس و دوران را دارد. ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از این روش در برابر تغییرات مقیاس، دوران، اعوجاج آفین و تغییر زاویه دید مقاوم هستند. همچنین این ویژگی‌ها در برابر نویز و تغییرات روشنایی پایداری بالایی دارند و می‌توانند به شکل قابل اعتمادی برای تطابق میان تصاویر مختلف استفاده شوند. به دلیل تمایز پذیری بالا، این ویژگی‌ها امکان تشخیص صحیح را در پایگاه‌های داده بزرگ فراهم می‌کنند و نقش مهمی در شناسایی اشیاء و صحنه‌ها ایفا می‌کنند [۲۱].

الگوریتم سیفت برای استخراج ویژگی‌ها شامل چند مرحله است:

- (۱) تشخیص نقاط اکستریم در فضای مقیاس: در این مرحله، الگوریتم در مقیاس‌ها و مکان‌های مختلف تصویر جستجو می‌کند تا نقاط کلیدی را شناسایی کند. این کار با استفاده از تابع اختلاف گاوسی^۲ انجام می‌شود که به شناسایی نقاطی کمک می‌کند که نسبت به تغییرات مقیاس و جهت ناوردا هستند. این امر باعث می‌شود که ویژگی‌ها نسبت به تغییرات مقیاس مقاوم باشند [۲۱].
- (۲) مکان‌یابی نقاط کلیدی: پس از شناسایی نقاط کاندید، یک مدل دقیق به این نقاط برازش داده می‌شود تا مکان و مقیاس بهینه تعیین شود. نقاطی که کنتراست پایینی دارند یا به دلیل ویژگی‌های لبه‌ای ضعیف پایداری کافی ندارند، در این مرحله حذف می‌شوند. این فرآیند به بهبود دقت نهایی نقاط کلیدی و شناسایی ویژگی‌های پایدار کمک می‌کند [۲۱].
- (۳) اختصاص جهت به نقاط کلیدی: به هر نقطه کلیدی براساس گرادینان‌های محلی تصویر یک یا چند جهت اختصاص داده



شکل ۱- فضای انحنا اصلی تابع خود همبستگی [۲۰].

Fig. 1. Principal curvature space of the autocorrelation function [20].

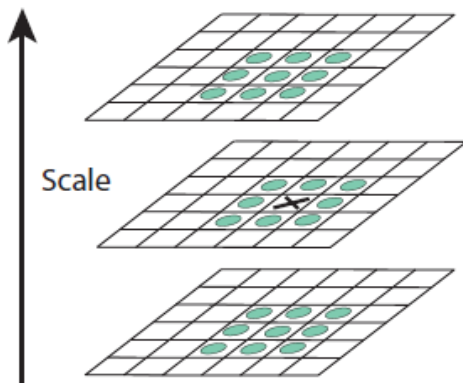
شکل (۱) فضای انحنا اصلی تابع خود همبستگی را نشان می‌دهد که برای طبقه‌بندی نقاط به گوشه‌ها، لبه‌ها و نواحی تخت استفاده می‌شود. گوشه‌ها نقاطی هستند که در هر دو جهت بالا دارند، لبه‌ها نقاطی با انحنا بالا در یک جهت و پایین در جهت دیگر، و نواحی تخت نقاطی با انحنا کم در هر دو جهت هستند. خطوط نازک در شکل نشان‌دهنده خطوط پاسخ معادل^۱ هستند که تفاوت در مقادیر پاسخ گوشه و لبه را در نقاط مختلف تصویر نشان می‌دهند و عملکرد آشکارساز هریس را در شناسایی ویژگی‌ها توضیح می‌دهند.

تابع پاسخ هریس، که به‌عنوان معیاری برای تشخیص گوشه‌ها به‌کار می‌رود، از ترکیب دترمینان و رد ماتریس خود همبستگی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۰]:

$$R = \text{Det} - \text{Tr}^2 \quad (۱)$$

$$\text{Tr}(M) = \alpha + \beta = A + B \quad (۲)$$

$$\text{Det}(M) = \alpha\beta = AB - C^2 \quad (۳)$$



شکل ۳- فرآیند تولید تصاویر اختلاف گاوسی در فضای مقیاس [۲۱].

Fig. 3. Generation process of difference of gaussian images in scale space [21].

در شکل (۳)، نقاطی که به عنوان ماکزیمم یا مینیمم شناسایی می‌شوند، با مقایسه هر پیکسل با ۲۶ همسایه خود در نواحی 3×3 در مقیاس‌های فعلی و مجاور تعیین می‌شوند. این روش به تشخیص نقاط کلیدی در تصویر کمک می‌کند و تغییرات قابل توجهی در شدت نور را شناسایی می‌کند. این نقاط کلیدی برای مراحل بعدی الگوریتم سیفت اهمیت زیادی دارند و به الگوریتم این امکان را می‌دهند تا ویژگی‌های برجسته را استخراج کند [۲۱].

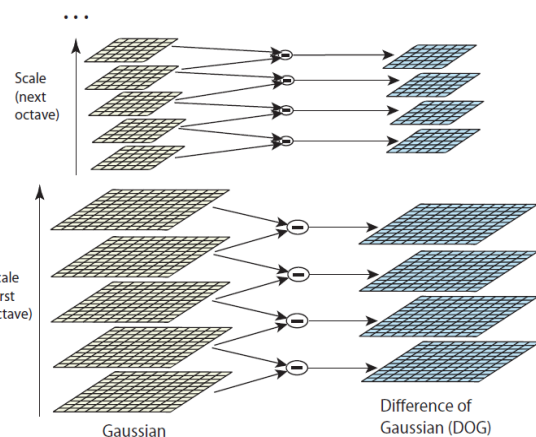
الگوریتم سیفت با استفاده از ویژگی‌های تمایز پذیر خود به یکی از روش‌های پرکاربرد در بینایی ماشین تبدیل شده است. این ویژگی‌ها با دقت بالا در تصاویر مختلف تطابق داده می‌شوند و ابتدا از تصاویر مرجع استخراج و در پایگاه داده ذخیره می‌شوند. سپس با مقایسه ویژگی‌های تصویر جدید و استفاده از الگوریتم‌های نزدیک‌ترین همسایه، تطابق‌ها شناسایی می‌شوند. این الگوریتم به دلیل مقاومت در برابر تغییرات محیطی، توانایی شناسایی اشیاء کوچک در پس زمینه‌های پیچیده و تطابق در محیط‌های پر ازدحام، برای کاربردهایی مانند شناسایی اشیاء، ردیابی حرکت و بازسازی سه بعدی بسیار مناسب است [۲۱].

الگوریتم استخراج ویژگی فست

الگوریتم فست که توسط ادوارد راستن^۳ و تام دروموند^۴ توسعه داده شده، یک روش بسیار سریع و کارآمد برای شناسایی گوشه‌ها (لبه‌ها) در تصاویر است که به‌ویژه برای کاربردهای بلادرنگ طراحی شده است. این روش از طریق چند مرحله اصلی عمل می‌کند [۲۲].

می‌شود. این جهت‌ها به گونه‌ای محاسبه می‌شوند که در مراحل بعدی تمامی عملیات براساس این جهت‌ها و ناوردا نسبت به تغییرات دوران صورت گیرد. این مرحله تضمین می‌کند که توصیف‌گرهای ویژگی در برابر دوران تصویر مقاوم باشند [۲۱].

(۴) ایجاد توصیف‌گر نقاط کلیدی: در این مرحله، گرادیان‌های محلی در مقیاس تعیین شده برای هر نقطه کلیدی اندازه‌گیری و به یک توصیف‌گر تبدیل می‌شوند. این توصیف‌گرها با استفاده از هیستوگرام‌های^۱ جهت گرادیان در نواحی مختلف اطراف نقطه کلیدی ساخته می‌شوند و به گونه‌ای طراحی شده‌اند که نسبت به تغییرات شکل و روشنایی مقاوم باشند. توصیف‌گرهای سیفت به دلیل داشتن اطلاعات دقیق و قابل اعتماد، برای تطابق ویژگی‌ها در پایگاه‌های داده بزرگ بسیار مناسب هستند [۲۱].



شکل ۲- فرآیند تولید تصاویر اختلاف گاوسی در فضای مقیاس [۲۱].

Fig. 2. Process of generating difference of gaussian images in scale space [21].

شکل (۲) فرآیند تولید تصاویر اختلاف گاوسی را برای هر اکتاو^۲ از فضای مقیاس نشان می‌دهد. در این فرآیند، تصویر اولیه به‌طور مکرر با توابع گاوسی کانولوشن می‌شود تا مجموعه‌ای از تصاویر فضای مقیاس ایجاد گردد. سپس، تصاویر گاوسی مجاور از یکدیگر کسر می‌شوند تا تصاویر اختلاف گاوسی تولید شوند. این مراحل پس از هر اکتاو تکرار می‌شوند و تصویر گاوسی به میزان دو برابر کاهش می‌یابد، که به الگوریتم سیفت اجازه می‌دهد تا نقاط کلیدی را در مقیاس‌های مختلف شناسایی کند [۲۱].

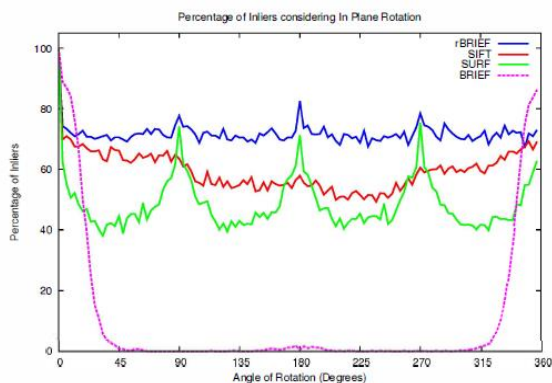
3. Edward Rosten
4. Tom Drummond

1. Histograms
2. Octave

الگوریتم فست با وجود سرعت بالا، محدودیت‌هایی دارد که باید در نظر گرفته شود. از جمله این محدودیت‌ها، حساسیت به نویز در تصاویر است که می‌تواند دقت تشخیص را کاهش دهد. همچنین قادر به تولید تابع پاسخ گوشه نیست و برای انتخاب گوشه‌های مناسب‌تر نیاز به روش‌های تکمیلی مانند اندازه‌گیری پاسخ گوشه هریس است [۲۲].

الگوریتم استخراج ویژگی آر بی

الگوریتم آر بی ترکیبی از تکنیک‌های فست و بریف^۴ (ویژگی‌های ابتدایی باینری قوی و مستقل) است و به منظور شناسایی و توصیف ویژگی‌ها در تصاویر به طور مؤثر و سریع طراحی شده است. ابتدا، نقاط کلیدی با استفاده از روش فست شناسایی می‌شوند و سپس فیلتر هریس برای انتخاب نقاط با بالاترین نمره گوشه به کار می‌رود. پس از شناسایی، آر بی برای هر نقطه جهت‌گیری خاصی محاسبه می‌کند تا الگوریتم نسبت به چرخش ناوردا باشد. سپس، توصیف‌گر بریف بر اساس آزمایش‌های باینری میان پیکسل‌ها ویژگی‌ها را توصیف می‌کند. با ترکیب این اطلاعات، الگوریتم آر بی توصیف‌گرهایی را ایجاد می‌کند که در برابر چرخش و نویز مقاوم هستند. همچنین، برای بهبود عملکرد، از روش‌های یادگیری برای انتخاب تست‌های باینری با واریانس بالا و همبستگی پایین استفاده می‌کند [۲۴].



شکل ۵- نحوه شناسایی گوشه‌ها با استفاده از آزمون بخش‌بندی [۲۴].

Fig. 5. Corner detection process using the segmentation test [24].

شکل (۵) عملکرد الگوریتم آر بی را در مقایسه با الگوریتم‌های سیفت و SURF تحت شرایط چرخش و وجود نویز گوسی^۵ نشان می‌دهد. در این شکل، دقت تطابق گوشه‌ها برای هر یک از الگوریتم‌ها به صورت گرافیکی نمایش داده شده است [۲۴].

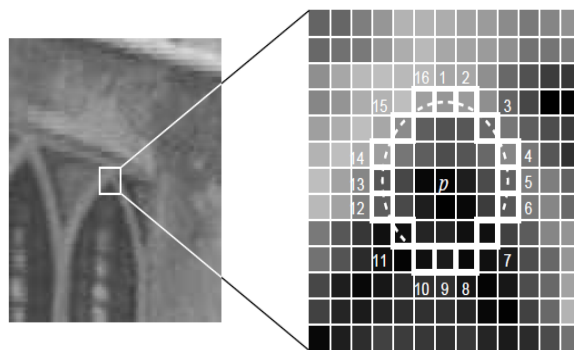
در ابتدا، از آزمون بخش‌بندی^۱ استفاده می‌شود که شامل بررسی یک دایره متشکل از ۱۶ پیکسل در اطراف نقطه کاندید است. نقطه به‌عنوان گوشه شناسایی می‌شود اگر تعدادی از این پیکسل‌ها (معمولاً ۱۲ پیکسل متوالی) به‌طور قابل توجهی روشن‌تر یا تیره‌تر از پیکسل کاندید باشند. این آزمون به شناسایی نقاط کلیدی که ویژگی‌های مشخصی دارند کمک می‌کند [۲۲].

به‌منظور افزایش سرعت، ابتدا تنها چهار پیکسل از ۱۶ پیکسل دایره که در جهات اصلی قرار دارند، بررسی می‌شوند. اگر این پیکسل‌ها شرایط مشخصی را نداشته باشند، نقطه به‌عنوان گوشه در نظر گرفته نمی‌شود و نیازی به بررسی بقیه پیکسل‌ها نیست. این آزمون سریع اولیه^۲ به‌عنوان یک فیلتر اولیه عمل کرده و باعث کاهش تعداد محاسبات می‌شود [۲۲].

برای بهبود عملکرد و افزایش دقت، از یادگیری ماشین برای ساخت یک درخت تصمیم استفاده می‌شود. این درخت تصمیم، نقاط را به‌عنوان گوشه یا غیر گوشه طبقه‌بندی می‌کند. این رویکرد نه تنها سرعت الگوریتم را افزایش می‌دهد، بلکه باعث می‌شود الگوریتم به‌صورت بهینه گوشه‌ها را شناسایی کند [۲۲].

پس از شناسایی گوشه‌ها، برای حذف نقاط اضافی، از مرحله حذف غیر ماکزیمم‌ها^۳ استفاده می‌شود. در این مرحله، یک تابع امتیاز برای هر گوشه محاسبه می‌شود و گوشه‌هایی که امتیاز کمتری نسبت به گوشه‌های مجاور دارند، حذف می‌شوند. این کار تضمین می‌کند که تنها نقاط برجسته و منحصر به فرد به‌عنوان گوشه باقی بمانند [۲۲].

این رویکرد باعث می‌شود که الگوریتم فست با سرعت و کارایی بالا، گوشه‌های تصویر را شناسایی کرده و برای کاربردهای بلادرنگ مانند پردازش ویدئو و ردیابی در سیستم‌های مکان‌یابی و نقشه‌برداری همزمان (SLAM) مورد استفاده قرار گیرد [۲۲].



شکل ۴- نحوه شناسایی گوشه‌ها با استفاده از آزمون بخش‌بندی [۲۲].

Fig. 4. Corner detection method using the partitioning test [22].

4. BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)

5. Gaussian

1. Segment Test Criterion

2. High-speed Test

3. Non-maximal Suppression

این الگوریتم در کاربردهایی نظیر تشخیص اشیاء و ردیابی در شرایط بلادرنگ مورد استفاده قرار می‌گیرد و به خصوص برای دستگاه‌های با منابع محدود، مانند تلفن‌های هوشمند، مناسب است [۲۴].

الگوریتم استخراج ویژگی مرکز-حاشیه

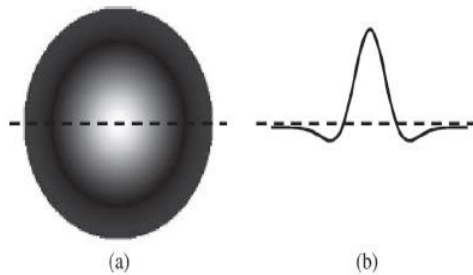
الگوریتم استخراج ویژگی‌های مرکز-حاشیه (CenSurE) یک روش کارآمد برای شناسایی ویژگی‌ها در تصاویر است که به‌ویژه برای تشخیص وسایل نقلیه در شرایط شبانه طراحی شده است. هدف اصلی این الگوریتم بهبود دقت و کارایی در شناسایی اشیاء است و برای این منظور از رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین و توصیف‌گرهای قوی استفاده می‌کند [۱۷].

الگوریتم مرکز-حاشیه با استفاده از یک ساختار شناسایی ویژگی مبتنی بر مرکز و محیط اطراف عمل می‌کند. در این روش، نقاط قابل توجه و شاخص در تصویر شناسایی می‌شوند. این طراحی به‌گونه‌ای است که ویژگی‌های مهم به‌خوبی شناسایی شوند و به این ترتیب دقت تشخیص وسایل نقلیه در شرایط نوری چالش برانگیز، مانند شب، افزایش یابد.

در این الگوریتم، توصیف‌گرهایی به کار می‌روند که توانایی تحمل تغییرات نوری و محیطی را دارند. این توصیف‌گرها به‌طور خاص برای شرایط شبانه بهینه‌سازی شده‌اند، به‌طوری‌که حتی در محیط‌های کم نور نیز می‌توانند ویژگی‌ها را با دقت بالا شناسایی کنند [۱۷].

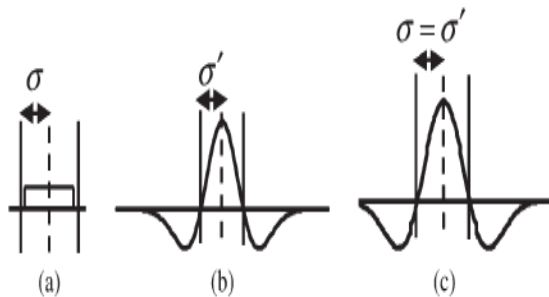
یکی از نکات جالب درباره الگوریتم مرکز-حاشیه، استفاده از الگوریتم‌های دسته‌بندی مانند ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) است. این الگوریتم‌ها در شناسایی و طبقه‌بندی دقیق وسایل نقلیه نقش مهمی دارند و می‌توانند عملکرد الگوریتم را در شرایط پیچیده بهبود بخشند [۱۷].

الگوریتم مرکز-حاشیه ابتدا ناحیه مرکزی در تصویر را شناسایی کرده و شدت نور در آن را با شدت نور در نواحی اطراف مقایسه می‌کند. این مقایسه به شناسایی نقاط اکسترمم کمک می‌کند، به‌طوری‌که نقاط با شدت نور بالاتر در مرکز به عنوان ماکزیمم (گوشه‌های بالقوه) و نقاط با شدت نور کمتر در مرکز به عنوان مینیمم شناسایی می‌شوند. برای دقت بیشتر، الگوریتم از نواحی مرکز و اطراف با اندازه‌های متفاوت استفاده می‌کند که امکان تشخیص ویژگی‌های دقیق‌تر را فراهم می‌آورد [۱۷].



شکل ۶- اپراتور لاپلاسیان از گوسی (LOG) در شناسایی ویژگی‌ها [۱۷].

Fig. 6. Laplacian of gaussian (log) operator for feature detection [17].



شکل ۷- پاسخ با استفاده از اپراتور لاپلاسیان از گوسی (LOG) [۱۷].

Fig. 7. Response using the laplacian of gaussian (log) operator [17].

در شکل ۷، بخش الف (a) سیگنال ورودی را به تصویر می‌کشد که نمایان‌گر داده اولیه برای اعمال اپراتور است. در بخش ب (b)، اپراتور لاپلاسیان از گوسی نمایش داده می‌شود که برای شناسایی نقاط اکسترمم در سیگنال ورودی استفاده می‌شود. در نهایت، بخش ج (c) پاسخ به‌دست آمده از اعمال اپراتور LOG بر روی سیگنال ورودی را نشان می‌دهد. این پاسخ نشان‌دهنده نقاط کلیدی و ویژگی‌های مهمی است که در شناسایی اشیاء و ویژگی‌ها در تصاویر بسیار مفید خواهد بود.

ساختار الگوریتم ناوبری بصری

این مقاله به بررسی عملکرد و مقایسه پنج الگوریتم مختلف استخراج ویژگی در حوزه ناوبری بصری می‌پردازد. داده‌های استفاده‌شده از مجموعه کیتی^۲، شامل ۱۵۰ تصویر سیاه و سفید با وضوح بالا است که توسط دوربینی نصب شده بر روی یک خودروی متحرک ثبت شده‌اند. این داده‌ها به‌عنوان ورودی برای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی به کار رفته‌اند.

اجرای الگوریتم‌های استخراج ویژگی و محاسبه تغییرات موقعیتی

پس از کالیبراسیون، الگوریتم‌های هریس، فست، سیفت، مرکز-حاشیه و آ آر بی به‌طور متوالی روی تصاویر اعمال شدند. هدف این مرحله، شناسایی نقاط کلیدی و تولید توصیف‌گرهای مربوط به هر نقطه برای استفاده در پردازش‌های بعدی است.

برای ردیابی نقاط کلیدی بین فریم‌های متوالی، از روش جریان اپتیکی^۱ استفاده شده است و الگوریتم لوکاس-کانایده^۲ نیز به کار گرفته شد تا تغییرات موقعیتی نقاط کلیدی بین دو تصویر متوالی محاسبه شود. این فرآیند امکان تخمین حرکت نقاط در فضای سه‌بعدی را فراهم می‌کند و به بهبود دقت در تخمین موقعیت کمک می‌کند.

محاسبه خطا و ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها

به‌منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های استخراج ویژگی، خطای باز نمایی هندسی^۳ محاسبه شد. این خطا به تفاوت هندسی میان موقعیت نقطه پیش‌بینی شده توسط داده‌های الگوریتم و نقطه اندازه‌گیری شده در واقعیت^۴ اشاره دارد. هر الگوریتم بر روی مجموعه‌ای یکسان از تصاویر ورودی اجرا شده و نتایج آن با استفاده از این معیار بررسی شده است.

نتایج

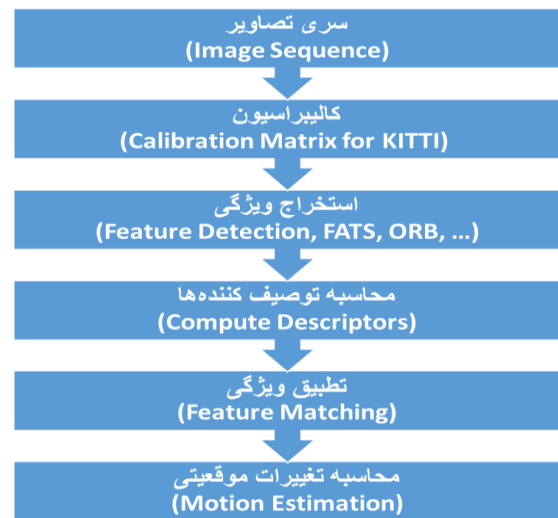
در این مقاله، پنج الگوریتم استخراج ویژگی که در بخش‌های قبلی معرفی شدند، برای ارزیابی عملکردشان بر روی مجموعه‌ای از تصاویر ثبت شده از داده‌های کیتی بررسی شدند. هدف اصلی این ارزیابی تحلیل و مقایسه این الگوریتم‌ها از جنبه‌های مختلفی مانند دقت موقعیتی، خطاهای چرخشی و زمان اجرا در زمینه ناوبری بصری بود.

شکل (۱۰) به مقایسه مسیرهای تخمینی تولید شده توسط الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی، شامل SIFT، FAST، Harris، CenSurE و ORB، در مختصات X، Y و Z می‌پردازد. همچنین، مسیر واقعی (Ground Truth) به‌عنوان مبنای ارزیابی برای بررسی دقت این الگوریتم‌ها استفاده شده است. این مقایسه به‌خوبی تفاوت‌های موجود در دقت و عملکرد هر الگوریتم را در تطبیق مسیر تخمینی با مسیر واقعی نمایش می‌دهد



شکل ۸- نمونه‌ای از داده‌های تصویری مورد استفاده در ارزیابی الگوریتم.

Fig. 8. Sample of image data used for algorithm evaluation.



شکل ۹- فلوجارت کلی فرآیند پیاده‌سازی الگوریتم ناوبری بصری.

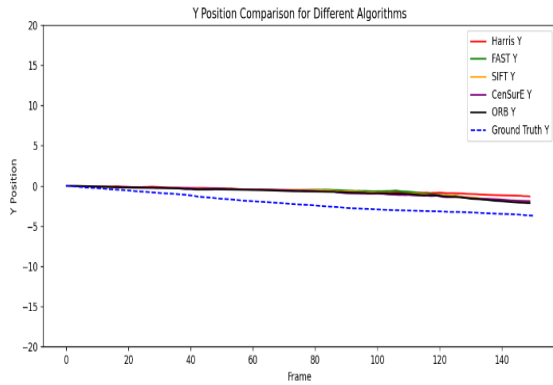
Fig. 9. Overall flowchart of the visual navigation algorithm implementation process.

مرحله پیش‌پردازش و کالیبراسیون

برای افزایش دقت و صحت استخراج ویژگی‌ها، تصاویر ورودی ابتدا کالیبره می‌شوند. این فرآیند شامل حذف اعوجاج‌های شعاعی ناشی از لنز و بهبود کیفیت تصویر است. مرحله کالیبراسیون اهمیت زیادی دارد، چون دقت الگوریتم‌ها به کیفیت تصاویر ورودی بستگی دارد. ماتریس کالیبراسیون شامل پارامترهای اصلی دوربین، مانند فاصله کانونی، نقطه اصلی تصویر و اندازه سنسور به‌دقت تنظیم شده است.

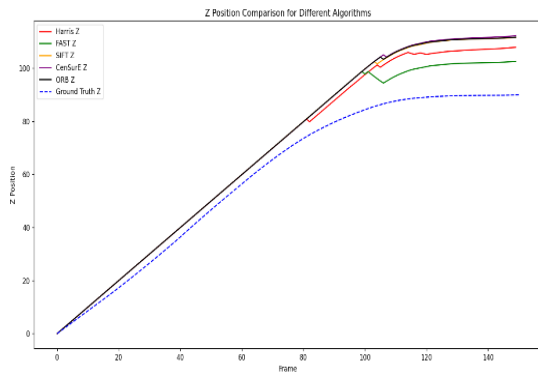
3. Reprojection Error
4. Ground Truth

1. Optical Flow
2. Lucas-Kanade



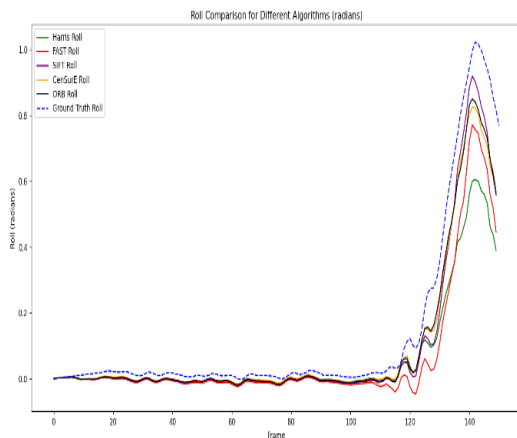
شکل ۱۲- مقایسه خطای موقعیت در امتداد محور Y برای الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی.

Fig. 12. Comparison of position error along the Y-axis for different feature extraction algorithms.



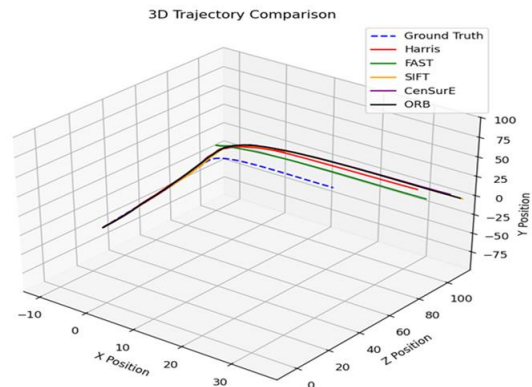
شکل ۱۳- مقایسه خطای موقعیت در امتداد محور Z برای الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی.

Fig. 13. Comparison of position error along the Z-axis for different feature extraction algorithms.



شکل ۱۴- نمودار مقایسه خطای زاویه ϕ در الگوریتم‌های استخراج ویژگی.

Fig. 14. Comparison chart of angle error ϕ in feature extraction algorithms.

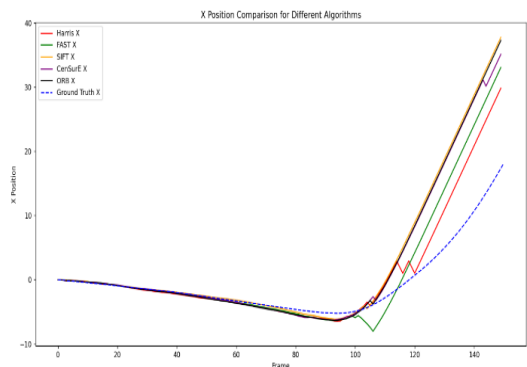


شکل ۱۰- مقایسه مسیرهای سه‌بعدی خروجی الگوریتم‌ها در مختصات X، Y و Z.

Fig. 10. Comparison of three-dimensional trajectories of algorithm outputs in X, Y, and Z coordinates.

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های استخراج ویژگی، معیارهایی نظیر خطای موقعیتی در سه محور اصلی X، Y و Z در نظر گرفته شده است. این معیارها به ما امکان می‌دهند تا دقت هر الگوریتم را در تعیین موقعیت نقاط کلیدی در فضای سه‌بعدی بررسی کنیم. نتایج این ارزیابی در شکل‌های (۱۱)، (۱۲) و (۱۳) ارائه شده است که نشان‌دهنده میزان تطابق مسیرهای تخمینی الگوریتم‌ها با مسیر واقعی در محورهای مختلف هستند. این شکل‌ها به خوبی تفاوت‌های موجود در عملکرد الگوریتم‌ها را در بُعد موقعیتی نمایش می‌دهند.

علاوه بر این، خطاهای چرخشی در زوایای رول (ϕ)، پیچ (θ) و یاو (ψ) نیز به‌عنوان معیار دیگری برای ارزیابی در نظر گرفته شده است. این خطاها بیانگر توانایی الگوریتم‌ها در تخمین دقیق حرکات دوربین و تغییرات زاویه‌ای نسبت به صحنه هستند. نتایج مربوط به این ارزیابی‌ها در شکل‌های (۱۴)، (۱۵) و (۱۶) آورده شده است که تفاوت در دقت الگوریتم‌ها را در تخمین زوایای حرکتی نمایان می‌سازد.



شکل ۱۱- مقایسه خطای موقعیت در امتداد محور X برای الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی.

Fig. 11. Comparison of position error along the X-axis for different feature extraction algorithms.

کاربردهای بلادرنگ، جایی که سرعت و دقت به‌طور همزمان اهمیت دارند، نقش کلیدی ایفا می‌کنند.

جدول ۱- میانگین خطای الگوریتم‌های استخراج ویژگی در راستاهای X، Y و Z.

Table 1. Average error of feature extraction algorithms in the X, Y, and Z directions.

Algorithm	Average Z error (m)	Average Y error (m)	Average X error (m)
Harris	37.28	1.55	5.99
SIFT	38.16	1.47	8.11
FAST	36.49	1.53	7.37
ORB	39.21	1.51	8.14
CenSurE	39.35	1.47	7.93

جدول ۲- میانگین خطای زوایا بر حسب رادیان بر اساس تحلیل الگوریتم‌های استخراج ویژگی.

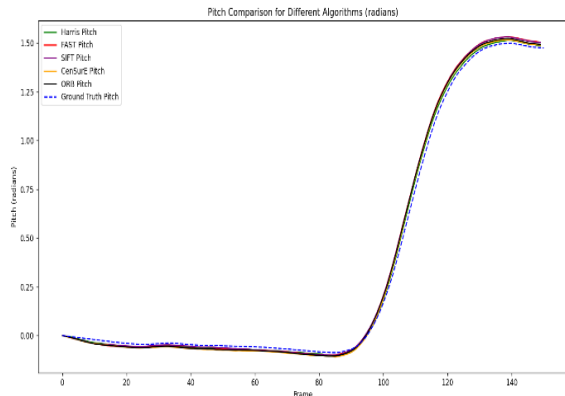
Table 2. Average angle errors in radians based on the analysis of feature extraction algorithms.

Algorithm	Average Yaw angle error (ψ) (Rad)	Average Pitch angle error (θ) (Rad)	Average Roll angle error (ϕ) (Rad)
Harris	0.02933	0.02607	0.03084
SIFT	0.03683	0.02551	0.04226
FAST	0.05858	0.02628	0.06591
ORB	0.03798	0.02469	0.04177
CenSurE	0.03862	0.02312	0.03798

جدول ۳- مدت زمان پردازش کل و زمان هر مرحله برای الگوریتم‌های استخراج ویژگی.

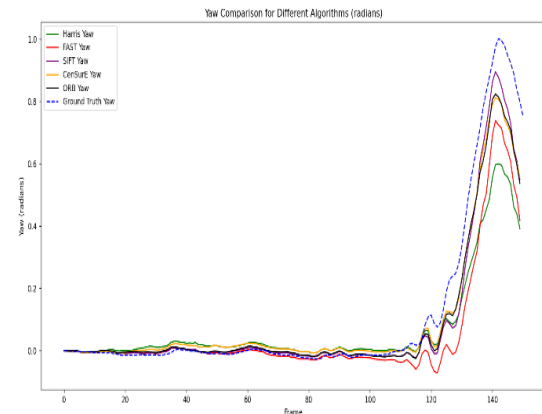
Table 3. Total processing time and time per stage for feature extraction algorithms.

Algorithm	Execution time per stage (seconds)	Total execution time (seconds)
Harris	0.12	13.32
SIFT	0.21	23.87
FAST	0.10	9.71
ORB	0.29	11.74
CenSurE	0.03	2.75



شکل ۱۵- نمودار مقایسه خطای زاویه θ در الگوریتم‌های استخراج ویژگی.

Fig. 15. Comparison chart of angle error θ in feature extraction algorithms.



شکل ۱۶- نمودار مقایسه خطای زاویه ψ در الگوریتم‌های استخراج ویژگی.

Fig. 16. Comparison chart of angle error ψ in feature extraction algorithms.

همان‌طور که پیش‌تر در نمودارها به‌صورت گرافیکی نمایش داده شد، اطلاعات مرتبط با عملکرد الگوریتم‌های استخراج ویژگی در جداول زیر به‌صورت عددی ارائه شده است. جدول (۱) مقادیر میانگین خطای موقعیتی الگوریتم‌ها در سه محور X، Y و Z را نشان می‌دهد.

به‌همین ترتیب، جدول (۲) میانگین خطاهای زاویه‌ای (رول ϕ ، پیچ θ و یاو ψ) را ارائه می‌دهد و عملکرد الگوریتم‌ها را در برآورد حرکات زاویه‌ای دوربین نسبت به صحنه نشان می‌دهد.

علاوه بر این، جدول (۳) مدت زمان پردازش کلی و زمان هر مرحله برای الگوریتم‌های مختلف را نشان می‌دهد که اطلاعات عددی مرتبط با سرعت پردازش الگوریتم‌ها را ارائه کرده و معیاری ارزشمند برای مقایسه کارایی آن‌ها به‌شمار می‌رود. این نتایج به‌ویژه در

الگوریتم مرکز-حاشیه با مدت زمان پردازش 0.03 ثانیه در هر مرحله، سریع‌ترین الگوریتم در میان روش‌های بررسی شده است و به همین خاطر برای کاربردهای بلادرنگ انتخاب مناسبی محسوب می‌شود. این الگوریتم در تخمین موقعیت‌های دو بعدی عملکرد خوبی دارد و میانگین خطای 7.93 و 1.47 در راستاهای X و Y را به ثبت رسانده است. با این حال، میانگین خطای 39.35 در راستای Z نشان می‌دهد که در تخمین عمق دقت کمتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر دارد.

در مقابل، الگوریتم هریس با مدت زمان پردازش 0.12 ثانیه در هر مرحله، عملکرد کندتری دارد اما در برآورد زوایای چرخشی و همچنین موقعیتی بسیار دقیق‌تر نسبت به سایر الگوریتم‌ها عمل می‌کند، که آن را برای کاربردهایی که دقت بر سرعت ارجحیت دارد، مناسب می‌کند.

الگوریتم‌های فست و سیفت تعادلی بین دقت و سرعت ارائه می‌دهند. این دو الگوریتم، بسته به شرایط، گزینه‌های مناسبی برای کاربردهای ترکیبی هستند.

الگوریتم آر بی با مدت زمان پردازش 0.29 ثانیه در هر مرحله عملکرد متوسطی دارد. با این حال، میانگین خطای 39.21 در راستای Z نشان می‌دهد که در تخمین عمق چندان دقیق نیست و ممکن است برای کاربردهای که نیاز به دقت بالای در راستای ذکر شده دارند، مناسب نباشد. علاوه بر این، میانگین خطاهای زوایا چرخشی آر بی در مقایسه با برخی الگوریتم‌های دیگر بیشتر است که می‌تواند بر دقت کلی تأثیر بگذارد.

این نتایج نشان می‌دهد که انتخاب الگوریتم مناسب به نیازهای خاص هر کاربرد بستگی دارد. برای کاربردهای بلادرنگ، الگوریتم مرکز-حاشیه به دلیل سرعت بالای پردازش گزینه‌ای ایده‌آل است، در حالی که الگوریتم هریس به واسطه دقت بالای خود در برآورد زوایا و موقعیت برای مواردی که دقت بر سرعت ارجحیت دارد، انتخاب بهتری خواهد بود. همچنین، الگوریتم‌های فست و سیفت گزینه‌هایی هستند که ترکیب مناسبی از سرعت و دقت ارائه می‌دهند و در شرایط مختلف می‌توانند مفید باشند. در نهایت، این ارزیابی نشان می‌دهد که تعادل میان دقت و سرعت نقش مهمی در سیستم‌های ناوبری بصری دارد و انتخاب درست الگوریتم تأثیر مستقیمی بر کارایی و دقت این سیستم‌ها خواهد داشت.

تعارض منافع

هیچگونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

طبق جدول (۱) بررسی میانگین خطاهای موقعیتی نشان می‌دهد که الگوریتم هریس با خطاهای 5.99 متر در محور X و 1.55 متر در محور Y، عملکرد دقیقی در تخمین موقعیت در راستای سطح دارد. از سوی دیگر، الگوریتم فست با خطای 36.49 متر در محور Z، عملکرد برتری در تخمین موقعیت در راستای عمق ارائه می‌دهد. سایر الگوریتم‌ها، مانند آر بی و مرکز-حاشیه، اگر چه در محور Y به هریس نزدیک هستند، اما در محورهای X و Z دقت کمتری دارند.

طبق جدول (۲)، بررسی زوایای حرکتی نشان می‌دهد که الگوریتم هریس دقیق‌ترین عملکرد را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی ارائه می‌دهد. این الگوریتم با میانگین خطاهای 0.03084 رادیان (1.767 درجه) در زاویه رول، 0.02607 رادیان (1.494 درجه) در زاویه پیچ و 0.02933 رادیان (1.68 درجه) در زاویه یاو، دقت بالای خود را در تخمین حرکات زاویه‌ای به خوبی نشان می‌دهد.

الگوریتم مرکز-حاشیه نیز عملکرد قابل توجهی به ویژه در زاویه پیچ با کمترین خطای 0.02312 رادیان از خود ارائه می‌دهد. علاوه بر این، خطاهای این الگوریتم در زوایای رول (0.03798 رادیان) و یاو (0.03862 رادیان) نیز در محدوده‌ای قابل قبول قرار دارند، که آن را به گزینه‌ای مناسب برای کاربردهایی با نیاز به دقت زاویه‌ای بالا تبدیل می‌کند. در مقابل، الگوریتم فست در زوایای رول و یاو با خطاهای 0.06591 و 0.05858 رادیان ضعیف‌ترین عملکرد را نشان می‌دهد. با این حال، در زاویه پیچ، این الگوریتم با خطای 0.02628 رادیان به الگوریتم هریس و مرکز-حاشیه نزدیک بوده و عملکرد قابل قبولی ارائه می‌دهد.

به طور کلی، این ارزیابی‌ها به ما این امکان را می‌دهند که نقاط قوت و ضعف هر الگوریتم را شناسایی کرده و بر اساس نیازهای خاص هر کاربرد، بهترین گزینه را انتخاب کنیم. نتایج به دست آمده از این ارزیابی‌ها می‌تواند به بهبود دقت و کارایی سیستم‌های ناوبری بصری و سایر کاربردهای مرتبط کمک نماید.

نتیجه‌گیری

این مقاله با ارزیابی جامع خطاهای موقعیتی، زاویه‌ای و زمان پردازش، عملکرد الگوریتم‌های استخراج ویژگی را در بهبود دقت و کارایی سیستم‌های ناوبری بصری تحلیل کرده است. نتایج این مطالعه با روشن ساختن نقاط قوت و ضعف هر الگوریتم، چارچوبی منسجم و کاربردی برای انتخاب مناسب‌ترین گزینه بر اساس الزامات و اولویت‌های هر کاربرد ارائه می‌دهد.

Intelligence, vol. 27, no. 8, pp. 1265-1278, 2005,
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.151>.

- [11] L. Liu and P. Fieguth, "Texture classification from random features," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 3, pp. 574-586, 2012, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.145>.
- [12] A. C. Murillo, J. J. Guerrero, and C. Sagues, "Surf features for efficient robot localization with omnidirectional images," in *International Conference on Robotics and Automation*, Rome, Italy, 2007, pp. 3901-3907, <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2007.364077>.
- [13] N. Farajzadeh, K. Faez, and G. Pan, "Study on the performance of moments as invariant descriptors for practical face recognition systems," *IET Computer Vision*, vol. 4, no. 4, pp. 272-285, 2010, <https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2009.0140>.
- [14] C. Schmid, R. Mohr, and C. Bauckhage, "Comparing and evaluating interest points," in *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)*, Bombay, India, 1998, pp. 230-235, <https://doi.org/10.1109/ICCV.1998.710723>.
- [15] C. Schmid, R. Mohr, and C. Bauckhage, "Evaluation of interest point detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol. 37, no. 2, pp. 151-172, 2000, <https://doi.org/10.1023/A:1008199403446>.
- [16] S. K. Sharma, K. Jain, and A. K. Shukla, "A comparative analysis of feature detectors and descriptors for image stitching," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 10, 2023, Art. no. 6015, <https://doi.org/10.3390/app13106015>.
- [17] N. Kosaka and G. Ohashi, "Vision-based nighttime vehicle detection using CenSurE and SVM," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 16, no. 5, pp. 2599-2608, 2015, <https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2413971>.
- [18] N. Govender, "Evaluation of feature detection algorithms for structure from motion," in *3rd Robotics and Mechatronics Symposium (ROBMECH 2009)*, Pretoria, South Africa, 2009, p. 4.
- [19] B. Herbert, "Surf: Speeded up robust features," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [20] C. G. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in *Alvey Vision Conference*, Manchester, UK, 1988.
- [21] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004, <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>.
- [22] E. Rosten and T. Drummond, "Machine learning for high-speed corner detection," in *Computer Vision—*

مراجع

- [1] F. Fraundorfer and D. Scaramuzza, "Visual odometry: Part ii: matching, robustness, optimization, and applications," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 19, no. 2, pp. 78-90, 2012, <https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2182810>.
- [2] P. T. Yap, X. Jiang, and A. C. Kot, "Two-dimensional polar harmonic transforms for invariant image representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 7, pp. 1259-1270, 2010, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.119>.
- [3] S. Liu and X. Bai, "Discriminative features for image classification and retrieval," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 6, pp. 744-751, 2012, <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2011.12.008>.
- [4] J. Wang, Y. Li, Y. Zhang, C. Chao Wang, H. Xie, and G. Chen, "Notice of violation of IEEE publication principles: bag-of-features based medical image retrieval via multiple assignment and visual words weighting," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 30, no. 11, pp. 1996-2011, 2011, <https://doi.org/10.1109/TMI.2011.2161673>.
- [5] A. Andreopoulos and J. K. Tsotsos, "50 Years of object recognition: Directions forward," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, no. 8, pp. 827-891, 2013, <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2013.04.005>.
- [6] B. Kim, H. Yoo, and K. Sohn, "Exact order based feature descriptor for illumination robust image matching," *Pattern Recognition*, vol. 46, no. 12, pp. 3268-3278, 2013, <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.04.015>.
- [7] P. Moreels and P. Perona, "Evaluation of features detectors and descriptors based on 3D objects," *International Journal of Computer Vision*, vol. 73, pp. 263-284, 2007, <https://doi.org/10.1007/s11263-006-9967-1>.
- [8] G. Takacs, V. Chandrasekhar, S. Tsai, D. Chen, R. Grzeszczuk, and B. Girod, "Rotation-invariant fast features for large-scale recognition and real-time tracking," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 28, no. 4, pp. 334-344, 2013, <https://doi.org/10.1016/j.image.2012.11.004>.
- [9] J. M. Del Rincón, D. Makris, C. O. Uruñuela, and J. C. Nebel, "Tracking human position and lower body parts using Kalman and particle filters constrained by human biomechanics," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 41, no. 1, pp. 26-37, 2010, <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2010.2044041>.
- [10] S. Lazebnik, C. Schmid, and J. Ponce, "A sparse texture representation using local affine regions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

- Engineering*, vol. 2017, 2nd International Seminar on Advances in Materials Science and Engineering, Singapore, 2017, Paper 012003, <https://doi.org/10.1088/1757-899X/231/1/012003>.
- [26] S. Andolfo, F. Petricca, and A. Genova, "Rovers localization by using 3D-to-3D and 3D-to-2D visual odometry," in *8th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*, Naples, Italy, 2021, pp. 334-339, <https://doi.org/10.1109/MetroAeroSpace51421.2021.9511741>.
- [27] Y. Cheng, M. W. Maimone, and L. Matthies, "Visual odometry on the Mars exploration rovers-a tool to ensure accurate driving and science imaging," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 54-62, 2006, <https://doi.org/10.1109/MRA.2006.1638016>.
- ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Part I*, A. Leonardis, H. Bischof, and A. Pinz, Eds. Springer, 2006, pp. 430-443, https://doi.org/10.1007/11744023_34.
- [23] S. Gupta, M. Kumar, and A. Garg, "Improved object recognition results using SIFT and ORB feature detector," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, no. 23, pp. 34157-34171, 2019, <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08232-6>.
- [24] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF," in *International Conference on Computer Vision*, Barcelona, Spain, 2011, pp. 2564-2571, <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>.
- [25] S. Li, "A review of feature detection and match algorithms for localization and mapping," in *IOP Conference Series: Materials Science and*