

## АНАЛІЗ АЛГОРИТМІЧНИХ МЕТОДІВ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТИЗОВАНИХ ПРИСТРОЇВ У ЗАМКНЕНИХ СЕРЕДОВИЩАХ

Коваленко О. В., Сазонов А. Ю.

КПІ ім. Ігоря Сікорського, kov.olvikt@gmail.com

Однією із основних проблем, що виникають під час навігації мобільних роботизованих комплексів (МРК) у замкнених середовищах, є необхідність їх одночасної локалізації та картографування – *SLAM* (англ. *Simultaneous Localization and Mapping*). Під локалізацією розуміють визначення поточного положення МРК відносно деякої системи координат [1], змістовну сутність якої наведено на рис. 1.

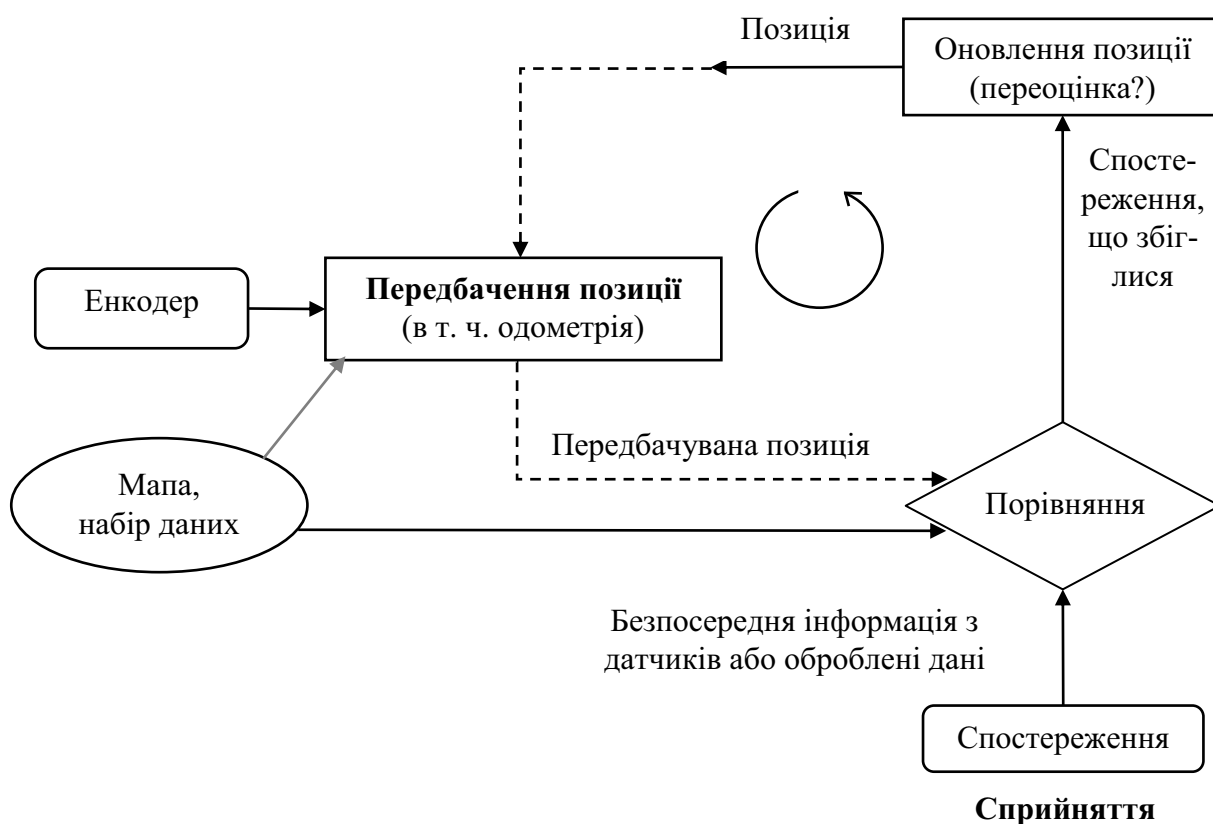


Рис. 1. Схема локалізації МРК

Навігацію можна вважати успішною тоді, коли вирішено 4 завдання: сприйняття – інтерпретація даних з датчиків та виділення необхідної інформації; локалізація – забезпечення робота здатністю визначати власне положення у навколишньому середовищі; пізнання – здатність робота приймати правильні рішення для досягнення поставленої мети; керування рухом – здатність робота керувати потужністю власних двигунів для забезпечення оптимальної – за попередньо заданим критерієм – траєкторії [2].

Окрім наведеного, існують також додаткові обставини, на які необхідно звертати увагу під час розробки систем навігації, наприклад:

– проблема відповідності (асоціативність даних) – виникає після тривалого «вивчення» середовища з метою отримання поточних орієнтирів (*landmarks*) у навколишньому середовищі, коли робот повертається на початкову позицію або багаторазово відвідує попередньо позначені зони, робот може помилково промаркувати відвідану позицію як нову, хоча вона такою не буде;

– невизначеність – негативний вплив на можливості та продуктивність роботів, яка поділяється на технічну (виникає через помилки в устаткуванні та шумах у компонентах) та невизначеність локалізації (виникає через наявність множини маршрутів);

– сенсорний шум/похибки вимірювань – датчики як один із компонентів апаратного забезпечення робота недосконалі, тому сенсорна інформація дещо відрізняється від реальної, наприклад, зміна освітлення навколишнього середовища може впливати на його сприйняття за допомогою відео потоку з камери;

– часова складність алгоритму (*time complexity*) – кількість команд, які алгоритм виконує після запуску за певний час, називається обчислювальною складністю, і це число залежить від розміру вхідного алгоритму, який в системі *SLAM* зазвичай обчислюється приблизно на основі кількості орієнтирів та складності обчислень, які необхідно виконати для кожного орієнтира.

Майже за два десятки років дослідження та покращення *SLAM* виникло багато підходів до його реалізації (рис. 2). Однак основними двома, на яких ґрунтуються майже всі інші, є засновані на фільтрах (*filter-based methods*) та підходи на методах оптимізації (*optimization-based approach*), серед яких перші (також відомі як імовірнісні – *probabilistic* – методи) набули більшого поширення. Разом з тим, серед усіх методів отримання інформації з навколишнього середовища на цей час найбільш перспективними є візуальні методи [3].

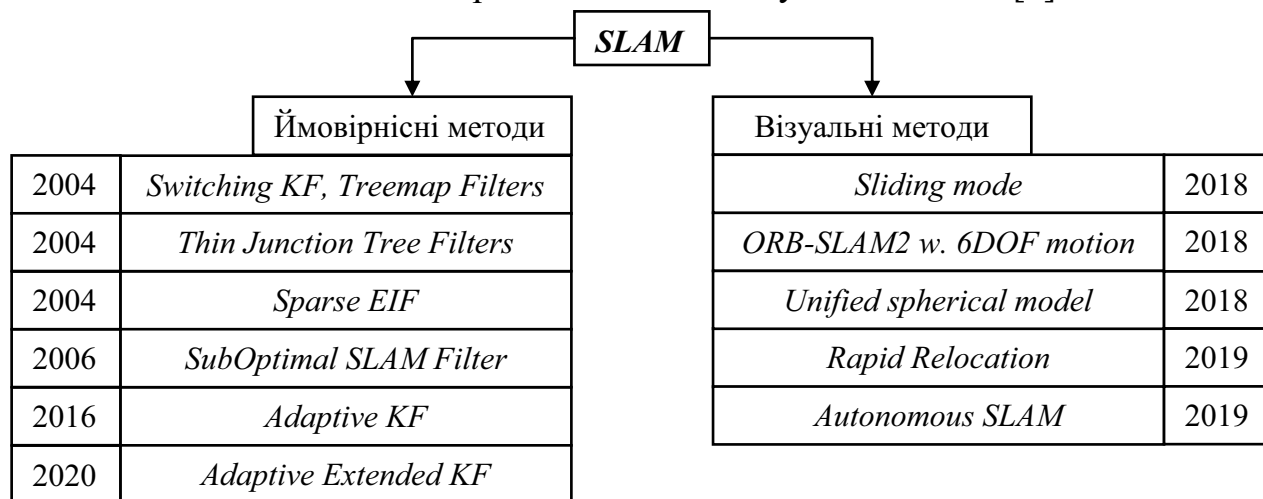


Рис. 2. Останні розроблені методи *SLAM*

*Switching Kalman Filter, Thin Junction Tree Filters, Treemap Filters* – до переваг можна віднести простоту реалізації, зрозумілу апроксимацію та лінійну залежність підвищення обчислювальної складності. Недоліками є недостатня асоціативність даних, наявність вимог до відновлення положення та механізму перемикавання, а також недостатня стійкість у великих середовищах.

*Sparse Extended Information Filters* – забезпечує відображення графічних сіток, спарсифікацію, має сталу обчислювальну складність. Недоліками є гірша якість ніж у *Extended Kalman Filter*, проблеми асоціативності даних, слабка репрезентативність, ітеративність та повільність.

*SubOptimal SLAM Filter* – забезпечує швидкість обчислення для невеликих площ, є ефективним при роботі з адекватними орієнтирами. До недоліків слід віднести високі вимоги до об'єму пам'яті, злиття декількох мап, проблеми асоціативності даних, необхідність спільних орієнтирів для різних карт, висока обчислювальна складність.

*Adaptive KF* – забезпечує регулювання приростів у реальному часі, високу точність, надійність оцінок та відображення. Недоліками є наявність гаусового шуму, залежність від кількості орієнтирів, висока обчислювальна складність, проблеми асоціативності даних у складних середовищах.

*Adaptive Extended KF* – забезпечує регулювання приростів у реальному часі, точність, стабільність, неупередженість оцінки. Недоліками є висока обчислювальна складність, проблеми асоціативності даних, проблеми з картами великих розмірів.

*Sliding Mode* здатний повторно відстежувати пройдені місця і є загалом надійним, проте має високу обчислювальну вартість; *ORB-SLAM2 with 6DOF motion* розрізняє відмінності між кадрами знятими у 3DoF і 6DoF за рахунок погіршення продуктивності.

*Unified spherical model* надає більш вичерпну мапу, однак вона не придатна до багаторазового використання, і зі збільшенням досліджуваної площі збільшується ризик виникнення невизначеності.

*Rapid Relocation* це покращена версія *ORB-SLAM2*, хоча його мапа й недосконала.

*Autonomous SLAM* має 2D-карту щільності й гарну продуктивність у складних середовищах, але струси камери дуже негативно впливають на роботу системи.

На основі проведеного аналізу можна зробити такі висновки: по-перше, візуальні методи є більш перспективним напрямком досліджень, по-друге, навіть у найсучасніших методів є свої вади, тому подальші дослідження доцільно зосереджувати на синтезуванні нових методів, які об'єднуюватимуть їх переваги та усуватимуть недоліки.

1. Pfister S. T. Algorithms for Mobile Robot Localization and Mapping, Incorporating Detailed Noise Modeling and Multi-scale Feature Extraction : thesis PhD / California Institute of Technology. Pasadena, California, 2006. 200 p.

2. Roland S., Illah R. N. Introduction to Autonomous Mobile Robots. Holland, Bradford Company, 2004. 335 p. ISBN: 978-0-262-19502-7.

3. Hamid T., Zhao C. X. SLAM; definition and evolution. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2021. Volume 97, Article 104032.