

АНАЛИЗ МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАЗМЕЩЕНИЯ КАМЕР НАБЛЮДЕНИЯ В ПОМЕЩЕНИЯХ С ПЕРЕГОРОДКАМИ

Новыш И. М., Герман Ю. О.

Кафедра информационных технологий автоматизированных систем,
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
Минск, Республика Беларусь
E-mail: inovysh@gmail.com, jgerman@bsuir.by

В данной работе рассматриваются методы решения задачи оптимального размещения камер видеонаблюдения в помещениях со сложной планировкой и перегородками. Цель исследования заключается в сравнении эффективности различных алгоритмов оптимизации для максимального покрытия наблюдаемой области при минимальном количестве камер.

ВВЕДЕНИЕ

Задача оптимального размещения камер наблюдения относится к классу NP-трудных задач комбинаторной оптимизации. Актуальность исследования обусловлена ростом интереса к автоматизации систем видеонаблюдения в целях обеспечения безопасности и интеллектуального мониторинга объектов. Проблема оптимального размещения камер является ключевой при проектировании систем наблюдения в помещениях со сложной архитектурой и наличием перегородок, так как напрямую влияет на эффективность системы, экономию оборудования и вычислительных ресурсов. Практическая значимость работы заключается в возможности адаптации рассмотренных алгоритмов для решения задач в робототехнических системах, системах «умного дома» и распределенных сетях датчиков [1, 2].

I. РАССМАТРИВАЕМЫЕ МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ О ПОКРЫТИИ

Для решения задачи оптимального размещения камер видеонаблюдения в помещениях с перегородками в работе были рассмотрены различные алгоритмы оптимизации, отличающиеся как принципами построения, так и характером поиска решений. Их выбор обусловлен стремлением охватить как детерминированные, так и стохастические подходы, что позволяет провести более полное сравнение эффективности методов в различных условиях.

Одним из базовых подходов является жадный алгоритм [3], который реализует пошаговую стратегию выбора позиций камер. На каждом этапе алгоритм добавляет ту камеру, которая обеспечивает максимальное дополнительное покрытие неохваченных областей помещения. Такой метод прост в реализации, обладает высокой скоростью работы и хорошо масштабируется на небольшие задачи. Однако его недостаток заключается в том, что он не учитывает глобальные зависимости между выбранными позициями, из-за чего может приводить к локально оптимальным, но не глобально наилучшим решениям.

В противоположность жадным методам, алгоритм муравьиной колонии [4] представляет собой стохастическую метаэвристику, вдохновлённую коллективным поведением насекомых. Он моделирует процесс поиска пути муравьями, при котором особи оставляют феромонные следы, отражающие успешность найденных решений. С течением итераций феромоны на более перспективных маршрутах усиливаются, направляя поиск к потенциально лучшим вариантам размещения камер. Достоинством данного подхода является способность избегать застревания в локальных минимумах, однако он требует значительных вычислительных ресурсов и тщательной настройки параметров, таких как интенсивность феромона и коэффициент испарения. В противном случае алгоритм может сходиться слишком медленно или не обеспечивать полного покрытия наблюдаемой области.

Другим мощным стохастическим методом является имитация отжига. Данный алгоритм основан на физической аналогии процесса кристаллизации металлов, где система постепенно охлаждается, переходя из хаотического состояния к более устойчивому. В контексте рассматриваемой задачи это означает постепенное «улучшение» конфигурации размещения камер, при котором на ранних этапах допускаются менее выгодные перемещения, что помогает избежать локальных минимумов, а затем — постепенное «замораживание» поиска для стабилизации найденного решения. Метод имитации отжига часто показывает высокую устойчивость и гибкость при увеличении размера сетки или усложнении конфигурации перегородок, хотя требует подбора оптимального режима охлаждения и числа итераций.

Отдельный интерес представляет метод групповых резолюций [5], использующий идею коллективного анализа множественных локальных решений. Его суть заключается в разделении исходной задачи на подзадачи и их последовательном решении с последующим объединением результатов. Такой подход позволяет повысить вероятность нахождения глобального оптимума,

особенно при высокой размерности задачи. Метод хорошо сочетается с другими эвристиками и может использоваться как дополнительный этап уточнения решений, полученных стохастическими алгоритмами.

Наконец, генетический алгоритм [6] опирается на принципы естественного отбора и генетической эволюции. Каждое возможное размещение камер рассматривается как особь, а совокупность решений как популяция. С помощью операций кроссовера, мутации и отбора происходит постепенное улучшение качества решений в каждом поколении. Этот метод обладает высокой универсальностью и способен находить близкие к оптимальным решения даже в задачах со сложными ограничениями. Однако эффективность алгоритма во многом зависит от параметров — размера популяции, вероятности мутации и стратегии селекции, — что требует предварительной настройки или адаптивных механизмов.

Таким образом, рассмотренные методы охватывают широкий спектр подходов — от быстрых детерминированных алгоритмов до гибких стохастических метаэвристик. Их совместное использование и комбинирование в гибридных схемах позволяет повысить качество решений при сохранении приемлемого времени вычислений.

II. СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ

Проведённые вычислительные эксперименты показали, что эффективность алгоритмов значительно зависит от размерности сетки и конфигурации перегородок. Жадный алгоритм продемонстрировал минимальное время решения задачи и обеспечил до 95–98 % покрытия наблюдаемой области, что делает его эффективным инструментом при решении задач малой размерности [3]. Алгоритм муравьиной колонии [4] в ряде экспериментов не обеспечивал полного покрытия сетки или требовал значительно большего времени для сходимости, что ограничивает его применение при больших объёмах данных. Метод имитации отжига [5] показал результаты, сопоставимые с жадным алгоритмом, однако на сетках большего размера проявил более высокую устойчивость и лучшее качество покрытия. Генетический алгоритм обеспечил близкое к оптимальному покрытие, но его эффективность во многом зависела от настройки параметров мутации и кроссовера [6]. Метод групповых резолюций позволил повысить качество решения за счёт объединения резуль-

татов нескольких локальных поисков, но также требовал значительных вычислительных затрат.

Таким образом, выбор метода зависит от характера задачи: для небольших сеток оптимален жадный алгоритм, а для задач с большим числом преград и увеличенной размерностью предпочтителен метод имитации отжига.

Ниже приведена сравнительная таблица с результатами проведенных опытов.

Таблица 1 – Работа алгоритмов для сетки 30x30

Алгоритм	Число камер	Время работы, с	Покрытие, %
Жадный	111	19.2	100
Генетический	111	1222.2	100
МГР	152	724.4	100
Имитация отжига	111	20.8	100
Метод муравья	92	1090.7	82

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные результаты показывают, что жадный алгоритм является наиболее эффективным по времени выполнения при приемлемом качестве покрытия, в то время как метод имитации отжига обеспечивают более устойчивое поведение при увеличении сложности задачи. Алгоритм муравьиной колонии, несмотря на способность избегать локальных минимумов, требует длительного времени вычислений.

Перспективным направлением дальнейших исследований является разработка гибридных алгоритмов, комбинирующих преимущества детерминированных и вероятностных подходов [7], а также применение методов машинного обучения для адаптивного выбора стратегии размещения камер в зависимости от геометрии помещения и ограничений вычислительных ресурсов.

1. Зайченко, Ю. П. Современные методы оптимизации. — Киев: Слово, 2019. — С. 15–20.
2. Blum, C., Roli, A. Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison. ACM Computing Surveys, 2003. — p. 268–276.
3. Cormen, T. H. et al. Introduction to Algorithms. MIT Press, 2022. — p. 116–120.
4. Dorigo, M., Stützle, T. Ant Colony Optimization. MIT Press, 2004. — p. 43–65.
5. Баранов, Г. А. Метод групповых учётов и резолюций в задачах комбинаторной оптимизации. Вестник МГТУ, 2018. — №4. — С. 98–104.
6. Holland, J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, 1975. — p. 45–67.
7. Eiben, A. E., Smith, J. E. Introduction to Evolutionary Computing. Springer, 2015. — p. 89–95.