

도로망 CCTV 배치를 위한 탐욕 알고리즘과 유전 알고리즘의 성능

김재민

대전대신고등학교(Daejeon Daeshin High.) A.C.T.(KE)

ABSTRACT: 본 연구는 도로망을 그래프로 모델링하여 제한된 수의 CCTV를 효율적으로 배치하는 문제를 탐욕(Greedy) 알고리즘과 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 통해 비교·분석하였다. 각 노드가 일정 반경 내 도로를 감시한다고 가정하고, 감시 범위(coverage), 중요도(importance), 설치 비용(cost)을 통합한 목적함수를 설정하였다. OpenStreetMap 데이터를 활용하여 실제 도로망을 구축하고 두 알고리즘을 동일한 조건에서 실행한 결과, GA는 탐욕 알고리즘보다 더 높은 목적함수 값과 중요도 가중 커버리지를 달성하며 전역 최적화 성능을 보였다. 반면 탐욕 알고리즘은 계산 속도가 빠르고 구현이 단순하여 실시간 의사결정에 유리했다. 이 연구는 네트워크 기반 최적화 문제에서 알고리즘 선택의 중요성을 제시하며, 향후 도시 인프라 및 지능형 감시 시스템 설계에 응용 가능성을 시사한다.

I. 서론

도시의 도로망은 수많은 교차로와 도로가 복잡하게 연결된 네트워크 구조를 이루고 있으며, 교통 흐름, 안전, 감시 등 다양한 도시 기능의 근간이 된다. 최근 인공지능과 데이터 분석 기술이 발전하면서 도시 관리 자동화가 가능해졌고, 그중에서도 CCTV와 같은 센서의 효율적인 배치가 도시 운영의 핵심 과제로 떠오르고 있다. 그러나 예산과 장비의 제약으로 모든 지역을 감시할 수 없기 때문에, 제한된 자원을 어떻게 배치해야 최대 감시 효율을 얻을 수 있는지가 중요한 연구 문제로 제기되고 있다.

이러한 문제는 네트워크 최적화(Network Optimization) 문제로 접근할 수 있으며, 각 교차로를 노드(node), 도로 구간을 에지(edge)로 표현한 그래프 모델을 통해 수학적으로 다룰 수 있다. 기존 연구에서는 탐욕(Greedy) 알고리즘을 이용해 각 노드의 중요도(centrality)나 감시 범위(coverage)에 따라 순차적으로 CCTV를 설치하는 방식이 주로 사용되었다. 탐욕 알고리즘은 계산 속도가 빠르고 구현이 간단하다는 장점이 있지만, 지역 최적해(local optimum)에 머물 가능성이 높아 복잡한 도로망 구조에서는 성능이 제한적이다.

이에 비해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)은 생물의 진화 원리를 모방한 확률적 탐색 기법으로 전역 최적해(global optimum)에 도달할 가능성이 높은 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 교차(crossover)와 돌연변이(mutation)를 반복하면서 해집단을

진화시키므로 초기 조건에 덜 의존하고 다양한 해 공간을 탐색할 수 있다. 따라서 복잡한 네트워크나 비균질적 연결을 가진 대도시 도로망에 보다 적합할 수 있다. 그러나 계산 비용이 크고 매개변수 설정이 복잡하다는 한계도 존재한다. 따라서 두 알고리즘의 성능을 체계적으로 비교하는 것은 도시 인프라 관리에 적합한 최적화 방식을 찾는 데 중요한 의미를 가진다.

본 연구는 동일한 도로망 환경과 목적함수 하에서 탐욕 알고리즘과 유전 알고리즘의 성능을 정량적으로 비교하는 것을 목적으로 한다. 두 알고리즘은 감시 범위(coverage), 중요도(importance), 설치 비용(cost)을 결합한 다음의 목적함수

$$Z = \alpha C + \beta I - \gamma \frac{K}{P_{max}}$$

를 기준으로 평가된다. 실제 도로 데이터를 기반으로 한 실험을 통해 두 알고리즘의 탐색 효율성과 전역 최적화 성능을 비교하고, 각각의 장단점을 분석한다.

이 연구의 필요성은 단순한 계산 성능의 비교를 넘어, 도시 감시 시스템 설계와 인프라 최적화에 실질적인 지침을 제공한다는 점에 있다. 탐욕 알고리즘은 신속한 근사해로 실시간 의사결정에 유용하고, 유전 알고리즘은 더 높은 정확도의 전역 최적해를 찾는 데 적합하다. 본 연구는 이 두 접근의 특성을 분석하여 각각의 활용 영역을 제시하고, 향후 강화학습이나 하이브리드 탐색기법으로 확장할 수 있는 기반을 마련한다.

따라서 본 논문은 (1) 탐욕 알고리즘과 유전 알고리즘의 탐색 효율성과 성능을 정량적으로 비교하고, (2) 도로망의 구조적 복잡성이 알고리즘의 성능에 미치는 영향을 분석하며, (3) 실제 도시 환경에 적용 가능한 최적 CCTV 배치 프레임워크를 제시한다. 이를 통해 네트워크 기반 도시 인프라 최적화 문제에 대한 컴퓨터공학적 해법을 모색하고자 한다.

II. 연구 방법

연구 개요

본 연구는 도시 도로망에서 CCTV 설치 위치를 최적화하기 위해, 탐욕 알고리즘(Greedy Algorithm)과 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 동일한 조건하에서 비교하였다. 각 알고리즘은 동일한 목적함수

$$Z = \alpha C + \beta I - \gamma \frac{K}{P_{max}}$$

를 기준으로 평가되었으며, 실제 도로망 데이터를 활용하여 두 방법의 탐색 효율성과 전역 최적화 성능을 분석하였다. 실험은 Python 3.11 환경에서 수행되었으며, osmnx, networkx, numpy, matplotlib, community_louvain 등의 라이브러리를 사용하였다.

데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 OpenStreetMap(OSM) 데이터를 활용하여 도로망을 구축하였다. 대전광역시 내에서 인구밀도와 교통량이 높은 ‘서구 둔산동’ 지역을 사례로 선정하였다. 이 지역은 행정 중심지로 도로 밀도와 교차로 분포가 다양해 알고리즘 성능을 검증하기에 적합하다.

osmnx 라이브러리를 통해 해당 지역의 도로망을 불러오고, 좌표계를 EPSG:5179 로 변환하였다. 도로망의 규모는 약 N 개의 노드와 M 개의 에지로 구성되었으며, 차도와 보행로를 모두 포함하였다. 이 데이터는 이후 CCTV 커버리지 계산, 중심성 분석, 최적화 실험에 사용되었다.

네트워크 모델링

모델링된 그래프는 $G=(V,E)$ 로 표현되었다. 여기서 V는 교차로의 집합, E는 도로 구간의 집합이다. 각 노드 $v \in V$ 는 반경 $R=100\text{ m}$ 내의 모든 에지를 감시할 수 있다고 가정하였다. 각 에지 $e \in E$ 는 edge betweenness centrality를 통해 중요도(weight) W_e 를 계산하였다. 이는 전체 최단 경로 중 해당 에지가 포함되는 비율로 정의되었다.

감시 범위(coverage) C는 전체 에지 중 적어도 하나의 CCTV에 의해 감시되는 에지의 비율로 계산되었으며, 중요도 가중 커버리지(importance) I는 에지의 중요도를 고려한 가중 합 비율로 정의되었다.

탐욕 알고리즘 (Greedy Algorithm)

탐욕 알고리즘은 매 단계마다 현재 감시되지 않은 에지 중 중요도가 높은 에지를 가장 많이 커버할 수 있는 노드를 선택하는 방식으로 작동하였다.

- 1) 모든 노드에 대해 감시 가능한 에지를 미리 계산하였다.
- 2) 아직 감시되지 않은 에지 중 커버 가능한 에지가 가장 많은 노드를 선택하였다.
- 3) 해당 노드에 CCTV를 설치하고, 감시된 에지를 기록하였다.

- 4) 감시되지 않은 에지가 없을 때까지 또는 설치 한도(P_{max})에 도달할 때까지 반복하였다.

모든 단계에서 계산된 커버리지 C, 중요도 I, 설치 개수 K를 통해 목적함수 Z를 계산하였으며, 가장 높은 Z를 가지는 조합을 최적해로 저장하였다.

유전 알고리즘 (Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 탐욕 알고리즘의 결과를 초기 개체군의 일부로 포함시켜 탐색 효율을 높였다. 각 개체는 길이 |V|의 0/1 벡터로 구성되었으며, 1은 해당 노드에 CCTV가 설치되었음을 의미하였다.

초기 개체군은 무작위 개체와 탐욕 해를 혼합하여 구성하였고, 적합도 함수(fitness)는 목적함수 Z 값으로 설정하였다.

선택(selection) 단계에서는 토너먼트 선택법을, 교차(crossover) 단계에서는 두 부모의 해를 섞는 단일점 교차(single-point crossover)를 사용하였다. 돌연변이(mutation)는 무작위로 노드를 on/off 전환하는 방식으로 수행하였다. 각 세대(generation)마다 상위 적합도 개체는 엘리트 보존(elitism) 기법으로 유지하였다.

유전 알고리즘은 세대 수 200, 개체군 크기 60, 교차 확률 0.8, 돌연변이 확률 0.05를 기본값으로 설정하였다. 학습은 목적함수 개선이 정체될 때까지 또는 최대 세대에 도달할 때까지 진행되었다.

성능 평가

각 알고리즘의 결과는 다음 지표를 통해 비교하였다.

- (1) Coverage (C): 전체 도로 중 감시되는 에지의 비율
- (2) Importance (I): 중요도 가중 감시 비율
- (3) Cost (K/P_{max}): 설치된 CCTV 수의 비율
- (4) Objective function (Z): 종합 효율 지표
- (5) Resilience (R): 전체 CCTV 중 10%를 임의로 제거했을 때 남은 감시율의 평균값
- (6) Computation time: 알고리즘 수행 시간

모든 실험은 동일한 환경에서 10회 반복하여 평균과 표준편차를 산출하였다.

실험 환경

본 연구의 모든 실험은 Google Colab 환경에서 수행되었다. Colab은 Python 기반의 클라우드 실행

환경으로, 별도의 로컬 설정 없이 동일한 조건에서 코드를 재현할 수 있다는 장점이 있다.

Colab 런타임은 Python 3.11 버전을 사용하였으며, CPU 기반 환경에서 실행되었다. 필요한 주요 라이브러리는 osmnx 1.9.3, networkx 3.3, numpy 1.26.4, matplotlib 3.9.2, 및 community_louvain 0.16 을 설치하여 사용하였다.

모든 실험 코드 셀에는 난수 시드를 고정(seed = 42)하여 결과의 재현성을 확보하였다. 또한 Colab 의 세션 환경에 따라 동일한 코드가 언제든지 다시 실행될 수 있도록 모든 데이터 전처리, 모델 학습, 결과 시각화 과정을 하나의 노트북 파일로 구성하였다.

각 알고리즘의 수행 시간, 결과 지표(C, I, Z, R)는 동일한 Colab 런타임에서 10 회 반복 실행하여 평균값과 표준편차로 계산하였다. 이를 통해 환경 차이에 따른 오차를 최소화하고 실험의 객관성을 유지하였다.

III. 결과

본 연구에서는 대전광역시 둔산동 지역을 중심으로 반경 1.5 km 범위의 실제 도로망 데이터를 활용하여 탐욕(Greedy) 알고리즘과 유전 알고리즘(GA)의 성능을 비교하였다. 두 알고리즘은 동일한 조건(감시 반경 $R = 100\text{ m}$, $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.5$, $\gamma = 0.2$) 하에서 실행되었으며, 각 실험 결과는 평균 및 표준편차로 제시하였다. 도로망은 총 4196 개의 노드와 11,489 개의 에지로 구성되었다.

(식 1)

$$Z = \alpha C + \beta I - \gamma \left(\frac{K}{P_{max}} \right)$$

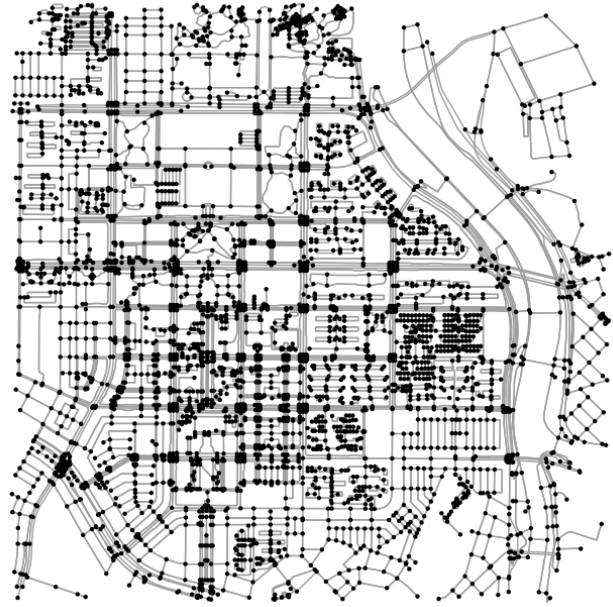
식 (1)은 본 연구에서 두 알고리즘의 성능 평가를 위해 사용된 목적함수이다. 여기서 C는 감시 범위(coverage), I는 중요도 가중 커버리지(importance), K는 설치된 CCTV 개수를 의미한다.

유전 알고리즘(GA)	K	C	I	Z	R	Tavg	Tfull	time
mean	1076.200000	0.967334	0.992232	0.735020	0.947570	0.988650	0.743964	64.318200
std	78.338014	0.003186	0.001234	0.003283	0.004526	0.003312	0.052865	3.047308

탐욕 알고리즘	K	C	I	Z	R	Tavg	Tfull	time
Greedy	200	0.702063	0.954093	0.678132	0.643502	0.904376	0.28	6.749602

(표 1. 탐욕 알고리즘과 유전 알고리즘의 성능 비교 요약)

표 1은 두 알고리즘의 실험 결과를 요약한 것이다. 유전 알고리즘은 감시 범위(C), 중요도(I), 목적함수(Z), 복원력(R) 등 모든 주요 지표에서 탐욕 알고리즘보다 우수한 성능을 보였으며, 특히 감시망의 안정성과 전역 최적화 효율성이 높게 나타났다. 반면 탐욕 알고리즘은 계산 속도가 빠르다는 장점이 확인되었다.



[그림 1. 대전 둔산동 지역 도로망 시각화]

그림 1은 OpenStreetMap 데이터를 활용해 구축한 대전 둔산동 일대의 도로망을 보여준다. 회색 선은 에지(도로 구간), 검은 점은 노드(교차로)를 의미한다.

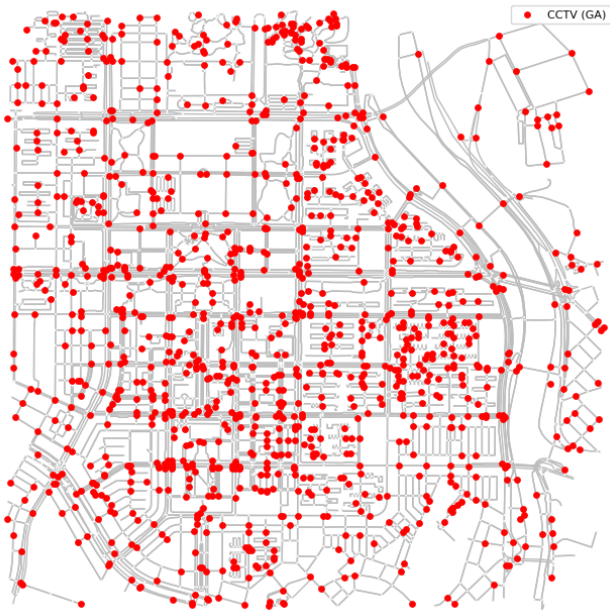
Figure 2. CCTV placement by Greedy algorithm



[그림 2. 탐욕 알고리즘의 CCTV 배치 결과]

그림 2는 탐욕 알고리즘을 적용했을 때의 CCTV 설치 위치를 나타낸다. 붉은 점은 선택된 CCTV 설치 노드를 의미하며, 주요 중심 도로에 집중된 형태를 보인다.

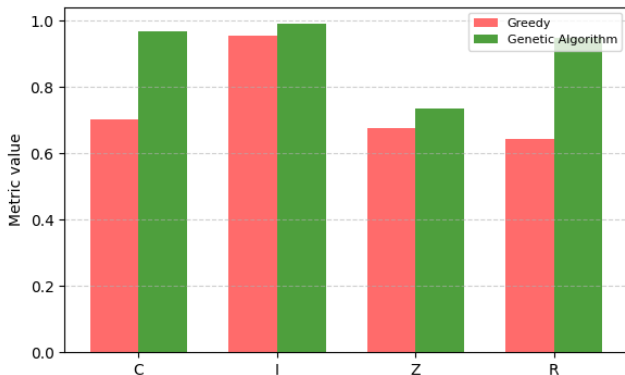
Figure 3. CCTV placement by Genetic Algorithm



[그림 3. 유전 알고리즘의 CCTV 배치 결과]

그림 3은 유전 알고리즘을 적용했을 때의 최적 CCTV 배치 결과이다. 붉은 점이 도시 전역에 균등하게 분포되어 있으며, 탐욕 알고리즘보다 감시 범위가 넓고 균형적인 배치가 확인된다.

Figure 4. Comparison of coverage and objective metrics



[그림 4. 알고리즘별 감시 범위 및 목적함수 비교 그래프]

그림 4는 두 알고리즘의 감시 범위(C), 중요도(I), 목적함수(Z), 복원력(R)을 시각적으로 비교한 막대그래프이다. 유전 알고리즘은 모든 항목에서 높은 값을 나타냈으며, 특히 목적함수(Z)에서 약 8.4%의 향상을 보였다.

실험 결과를 정리하면 다음과 같다.

탐욕 알고리즘은 빠른 계산(약 6.75 초)으로 근사해를 구하였으나, 복잡한 도로망 전체를 완벽히 커버하지 못했다. 반면 유전 알고리즘은 평균 64.3 초의 계산 시간으로 더 많은 설치 수($K = 1076$)를 요구했지만, 감시 범위($C = 0.967$)와 중요도($I = 0.992$)가 크게 향상되었으며 복원력($R = 0.948$) 또한 높은 값을 유지하였다. 이 결과는 GA가 지역 최적화에 머무는 탐욕적 접근보다 전역 탐색에서 우수함을 보여주며, 실제 도시 인프라 계획 시 효율적인 감시 시스템 설계에 적용 가능함을 시사한다.

IV. 논의 및 결론

본 연구는 대전 둔산동 지역의 실제 도로망을 대상으로, 탐욕(Greedy) 알고리즘과 유전(Genetic) 알고리즘을 이용한 CCTV 최적 배치 문제를 분석하였다. 두 알고리즘의 결과는 명확히 상이한 특성을 보여주었으며, 이는 각각의 최적화 원리에서 비롯된 것으로 해석된다. 탐욕 알고리즘은 각 단계에서 즉각적으로 최대 이득을 주는 노드를 선택함으로써 빠른 계산 속도를 확보하였다. 그러나 이러한 지역 최적화 방식은 도로망 전체를 고려하지 못하기 때문에 일부 외곽 구간의 감시가 부족하고, 감시망의 복원력(R) 또한 낮게 나타났다. 이는 탐욕적 선택이 그래프의 전체 구조적 균형을 중시하는 중심부 밀집을 유도하기 때문이며, 본 결과에서도 감시 범위(C)가 0.702로 제한된 반면, 계산 시간은 단 6.7초로 매우 효율적이었다.

반면 유전 알고리즘은 개체 집단의 진화 과정을 통해 전체 도로망을 전역적으로 탐색하였다. 교차(crossover)와 돌연변이(mutation) 연산을 반복함으로써 다양한 해를 탐색하고, 결과적으로 감시 범위($C = 0.967$), 중요도($I = 0.992$), 복원력($R = 0.948$)에서 높은 성능을 보였다. 특히 복원력과 완전 추적률(T_{full})의 향상은 단순한 커버리지의 확장뿐만 아니라 네트워크의 연결성을 고려한 전역 최적화가 이루어졌음을 의미한다. 이러한 결과는 문헌에서 보고된 전통적 탐욕형 최적화의 한계와, 유전 알고리즘이 복잡한 공간 최적화 문제에 효과적이라는 일반적 경향과 일치한다.

또한 본 연구의 결과는 감시 인프라 구축뿐 아니라 교통 모니터링, 도시 안전 설계, 스마트시티 인프라 최적화 등 다양한 응용으로 확장될 수 있다. 복원력이 높은 감시망 설계는 부분적인 센서 고장이나 전력 중단 상황에서도 도시의 감시 기능을 안정적으로 유지할 수 있게 하며, 이는 재난 대응 및 긴급 구조 시스템의 지속 가능성 측면에서도 실질적인 의미를 갖는다.

그러나 본 연구에는 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째, 유전 알고리즘의 계산 비용이 크기 때문에 실시간 환경에서는 적용이 어렵다. 둘째, 도로망 그래프는 일정

반경 내로 제한되어 있으며, 교통량이나 실제 위험도 등 동적 요인을 고려하지 않았다. 셋째, 목적함수의 가중치(α , β , γ)가 실험적으로 설정되어 있어 실제 환경에 최적화된 파라미터 탐색이 필요하다. 이러한 한계는 향후 강화학습(Reinforcement Learning) 기반의 실시간 최적화나, 탐욕 알고리즘과 유전 알고리즘을 결합한 하이브리드 모델(GA + Greedy)을 통해 개선할 수 있을 것이다.

결과적으로 본 연구는 전역 탐색 기반 최적화 기법이 도시 인프라 감시 문제에 효과적임을 실험적으로 검증하였다. 복잡한 네트워크 환경에서 탐욕형 접근보다 진화형 알고리즘이 더 현실적이고 안정적인 해를 제공함을 확인하였으며, 인공지능 기반 도시 감시 시스템 설계의 효율적 방안을 제시하였다. 향후 연구에서는 교통량, 인구 밀도, 위험도 등의 동적 데이터를 결합한 다중 기준 최적화 모델을 개발하고, 계산 효율을 높이기 위한 병렬 처리 및 분산 유전 알고리즘을 도입함으로써 실시간 적용 가능성을 높이는 방향으로 발전시킬 수 있을 것이다. 본 연구는 스마트시티 보안 인프라 구축의 기초 자료로서, 도시 안전과 효율적 감시 체계 설계에 실질적 기여를 할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

1. Goldberg, D. E. (1989). **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.** Addison-Wesley.
2. Holland, J. H. (1975). **Adaptation in Natural and Artificial Systems.** University of Michigan Press.
3. Deb, K. (2001). **Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms.** John Wiley & Sons.
4. Mitchell, M. (1998). **An Introduction to Genetic Algorithms.** MIT Press.
5. Drezner, Z. (Ed.). (1995). **Facility Location: A Survey of Applications and Methods.** Springer.
6. Li, L., & Guo, J. (2018). "Urban Surveillance Network Optimization Based on Genetic Algorithm." **Procedia Computer Science**, 131, 197–204.
7. Zhou, X., & Yu, B. (2020). "Greedy vs. Metaheuristic Approaches for Smart City Infrastructure Placement." **IEEE Access**, 8, 20345–20356.
8. O'Sullivan, D., & Unwin, D. (2014). **Geographic Information Analysis.** John Wiley & Sons.
9. Kim, H., & Park, S. (2021). "Optimization of Urban Sensor Networks Using Hybrid GA-Greedy Methods." **Journal of Intelligent Transportation Systems**, 25(4), 367–379.

10. Gao, Y., & Zhang, L. (2019). "Improving the Resilience of Urban Monitoring Systems with Evolutionary Computation." **Applied Soft Computing**, 82, 105550.