

인공지능을 이용한 주택 설계 기법 자동화 연구

- 유전 알고리즘을 이용한 법규 기반 최적 공간 탐색 -

A Study of Automation of Housing Design Method Using Artificial Intelligence

- Optimal Space Exploration with Genetic Algorithm Based on Building Codes -

○이진모*

Rhee, Jinmo

정재원**

Chung, Jae-won

Abstract

This paper reports on a generative potential of using the one algorithm of artificial intelligence (AI) techniques, genetic algorithm, in architectural design. Exploring an optimized space for housing design by responding to building codes of the given site, the paper proposes a novel housing design method with a proper representation of space to genetic algorithm. Not only can the method support architects automatically generate and review the available architectural volume options within the conditions of a specific site, but also provide an AI-based framework that architects uses in practice for housing design.

키워드 : 인공지능, 주택설계, 유전 알고리즘, 설계 자동화, 최적 공간

Keywords : Artificial Intelligence, Housing Design, Genetic Algorithm, Automated Architecture, Optimized Space

1. 서론

1.1 연구의 배경과 목적

인공지능 기술은 두 번의 침체기에서 벗어나 빠르게 발달하고 상용화가 시도되고 있다. 건축 부분에서도 인공지능 기술을 다양한 설계 분야와 접목하려는 시도가 늘어나고 있다. 유형(Type)을 기반으로 하는 주택설계 분야에서 인공지능의 도입은 1세대 디지털 건축 설계인 파라메트릭 건축이 갖고 있던 형태적 독창성²⁾과는 다른 일상적 공간의 진보가 가능하게 한다.

이러한 맥락에서 이 연구의 목적은 인공지능을 이용한 주택 설계의 구현 방법을 조사하는 것으로 인공지능 기반 건축 설계를 위한 하나의 예시적 프레임워크와 이에 적합한 공간 표현법을 제안한다.

1.2 연구의 범위와 방법

이 연구는 다양한 설계 분야 중, 주택설계를 대상으로 한다. 명확한 법규의 적용을 통해서 건축 볼륨이 조정되는 규제와 동시에 외부 공간에 따라 공간이 달라지는 높은 자유도를 갖고 있는 주택설계는 단순 알고리즘 기반 설계

방법이 아닌 인공지능 기반 설계 기법이 적용되기에 적합한 건축적 문제이다. 또한 이 연구에 이용되는 알고리즘은 유전 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 주어진 대지에 맞는 볼륨 찾기와 같은 최적화 문제(Optimization Problem)에 특화되어있는 학습 기반 알고리즘이다. 이 알고리즘은 고성능 컴퓨팅 자원과 시간이 요구되는 심층학습(Deep Learning)이나 신경망 기반 인공지능 알고리즘과는 달리 단시간에 고성능 하드웨어 없이 인공지능의 디자인 결과를 확인할 수 있는 장점³⁾을 갖는다.

이 연구는 실제 대지를 선택하고, 그 대지가 갖는 법규를 파라미터로 적용한다. 용적률과 건폐율을 맞추는 건축 볼륨을 찾도록 유전 알고리즘을 설정한 후, 어떠한 볼륨들이 생성되는지 관찰한다. 또한 전형적인(Typical) 내부공간을 설계하는 알고리즘을 작성하여 최적화된 볼륨에 대응하는 내부 공간을 산출한다. 이 정보를 BIM 어플리케이션과 연동하여 자동화된 설계 결과를 도출한다.

2. 관련 이론 고찰

2.1 설계 자동화 (Automated Architecture)

설계 자동화는 건축 설계 과정을 컴퓨터 혹은 기계에 의존하여 자동화한다는 개념으로, 건축가 대신 컴퓨터가 공간에 대한 결정을 내리는 것을 의미하는 것으로 컴퓨터 보조 건축 디자인(Computer-Aided Architectural Design,

* 카네기멜론대학교 건축학교 박사과정

(Corresponding author : School of Architecture, Carnegie Mellon University, jinmor@andrew.cmu.edu)

** 원오원 아키텍츠 건축사보, 한국예술종합학교 건축학사

²⁾ Carpo. (2017). The Second Digital Turn: Design Beyond Intelligence. MIT Press. 33-65.

³⁾ Mitchell. (1997) Machine Learning. McGraw-Hill, 250.

CAAD)의 한 분야이다.

컴퓨터의 발달과 함께 CAAD 분야가 시작되었다. 1960년대 인공지능의 등장과 함께 건축 설계에도 인공지능을 접목하여 디자인 과정을 자동화하려는 노력이 시작되었다. 초창기 인공지능은 주로 평면에서의 공간 배치 문제⁴⁾에 이용되었다. 그러나 초창기 인공지능의 개념은 당시의 하드웨어로는 구현이 어려웠기 때문에 인공지능 산업은 암흑기를 맞이하게 되었고⁵⁾, 건축에 인공지능을 접목하려는 시도 또한 줄어들게 된다. 이후 인공지능을 이용하여 건축적 결정을 내리는 문제에 컴퓨터를 사용하기보다, 컴퓨터가 갖고 있는 알고리즘적 특성과 다량의 개별화(Mass Customization)를 건축에 접목하려는 시도가 늘어났다.

최근 인공지능 기술의 비약적 발전으로 다시 한번 도시 및 건축 설계에 인공지능 기술을 접목하려는 시도가 늘어나고 있다. 건물을 설계하거나 인지하는 방식부터 바꿀 수 있는 인공지능 기술⁶⁾은 우리 사회의 다양한 건축 문제에 새로운 접근을 제공한다. 특히 인공지능을 이용한 설계 자동화는 유형성과 자유도가 공존하는 건축 프로그램인 주거 설계 분야에서 많은 실험이 일어나고 있다.

2.2 유전 알고리즘 (Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 기계학습 방법의 하나로 생물학적 진화와 비슷하게 작동되는 학습 방법을 제공한다. 일반적인 가정(General Hypotheses)에서 특정한 답을 찾거나 간단한 원리에서 복잡한 해를 구하는 학습방법과 달리, 유전 알고리즘은 기존의 가정을 이어받아 반복적으로 변형과 재합성을 통해 현재 가정될 수 있는 가장 적합한 해를 찾아낸다.⁷⁾ 유전 알고리즘은 인구(Population), 적합성(Fitness), 선택(Selection), 변이(Mutation), 그리고 번식(Reproduction)으로 이루어진다. 기존의 인구들이 적합성에 따라 정렬된 후, 일부는 선택되어 다음 인구까지 이어지고, 일부는 변이가 되어 새로운 유전자 배열을 갖게 된다. 선택된 인구와 변이 인구가 번식하여 새로운 인구를 만들어내는 것이 유전 알고리즘의 기본 원리이다.

3. 주택 설계를 위한 유전 알고리즘의 작성

3.1 공간 조성 방식과 알고리즘 계획

유전 알고리즘을 건축에 접목시키기 위해서는 공간을 만들어내는 방식에 대한 결정이 선행되어야 한다. 이 연구에서는 내부공간을 더해서 공간을 만드는 첨가적(Additive) 방식이 아닌 외부 공간을 빼면서 공간을 만드는 감산적(Subtractive) 방식으로 공간을 조성한다. 주어진 대지에

범위에 맞춰 최대 건축 볼륨을 산정한 후, 유전 알고리즘에 연결하면 얼마의 크기의 외부 공간을 어디에 배치할 것인지를 결정한다. 최대 건축 볼륨에서 외부공간을 제외한 공간을 내부공간으로 정의한다.

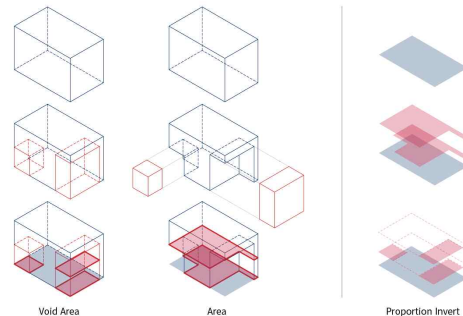


그림 1. 유전 알고리즘을 위한 감산적 공간 조성

3.2 공간 표현 (Space Representation)

감산적 공간 조성은 내·외부 공간이 모두 직육면체 형태로 표현이 가능하다는 점에서 균일한 공간 표현을 가능하게 한다. 유전 알고리즘을 실행하기 위해서는 직육면체를 일정한 유전자 구조로 변환하는 과정이 필요하다. 직육면체는 한 점의 x,y,z 좌표와 가로(w), 세로(l), 높이(h) 값으로 표현될 수 있다. 또한 이 직육면체가 발현되는지를 나타내는 On/Off 값을 적용하여 총 7개의 유전자로 구성된 유전단위를 통해 직육면체 공간을 표현한다. 하나의 유전단위는 하나의 외부공간을 의미한다. n 개의 유전단위를 병치하면 n개의 외부공간을 갖는 유전자가 형성된다. 이 유전자를 다시 N 개로 생성하면 n 개의 외부공간을 형성하는 N 개의 유전자로 이루어진 인구 혹은 유전자 풀이 형성된다.

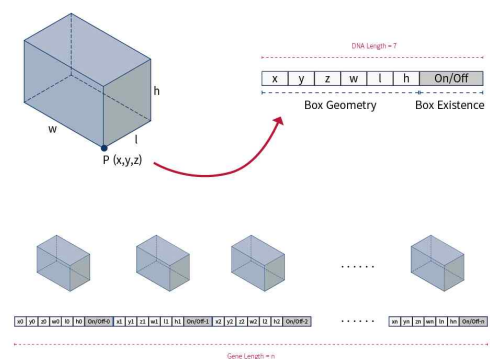


그림 2. 직육면체 공간의 유전자 구조로 변환

3.3 최적화 공간의 해

주어진 대지에 최적화된 공간의 해를 구하기 위해서는 최적화 목적함수로 계산되는 적합성을 구성하여야 한다. 이 실험에서 적합성은 용적률과 건폐율이라는 두 가지 변인으로 설정한다. 가장 적합한 해는 최대 용적률을 갖는

4) Cross. (1977). The Automated Architect, Pion, 41.

5) Jin et al. (2018). State-of-the-Art Mobile Intelligence: Enabling Robots to Move Like Humans by Estimating Mobility with Artificial Intelligence. Applied Sciences, 8, 21.

6) Steinfeld et al. (2019) Fresh Eyes: A Framework for the Application of Machine Learning to Generative Architectural Design, and a Report of Activities at Smartgeometry. Proceedings of CAAD FUTURES 19, 53.

7) Mitchell. (1997) Machine Learning. McGraw-Hill, 250.

동시에 최대 건폐율을 갖는다.

두 변인을 갖는 적합성은 이차원 공간에서 평균과 분산을 통해 계산될 수 있다. 좌표의 x축과 y축은 각각 용적률과 건폐율을 뜻하며 각 유전자가 갖고있는 용적률과 건폐율을 이용하여 유전자를 좌표로 위치시킨다. 원점과 평균 지점 벡터로부터의 최소 거리를 갖는 유전자가 가장 높은 적합성을 갖게된다.

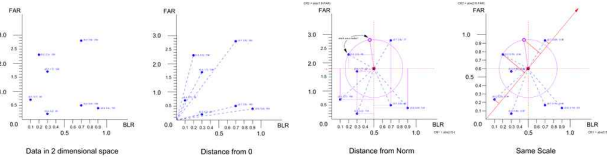


그림 3. 두 변인을 통한 적합성 계산 방식

<그림 4>는 유전 알고리즘이 어떻게 외부 공간을 설정하여 최적화된 내부 공간을 구해내는지를 보여준다. n개의 외부공간을 형성하는 N 개의 유전자를 생성한 후, 각 유전자들을 높은 적합성 순서로 정렬한다. 정렬된 유전자중, 상위 50%만 선택하여 변이 없이 번식과정에 이용한다. 나머지 50%는 유전단위의 위치를 교환하거나 무작위 생성을 통해 변이를 만든다. 이 변이된 유전단위의 일부와 변이 없이 선택된 유전단위의 일부를 교환하여 새로운 유전자를 번식시킨다. 인구, 적합성, 선택, 변이, 번식으로 구성되는 한 주기를 반복하면서 유전 알고리즘은 최적화된 외부 공간의 해를 찾는다.

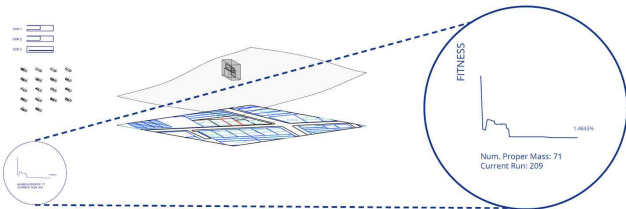


그림 5. 유전 알고리즘의 실행과 수렴여부

대략 200-300회의 주기를 실행하면 평균 12-18 개의 적합한 해의 집합이 구성되며 해가 한 방향으로 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 초기 50 주기에서는 다양한 외부 공간들이 실험 되었고, 약 100 주기를 지나면 해가 안정화되는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 유전 알고리즘 기반 인공지능 모델이 용적률과 건폐율에 최적화된 해를 찾는 방법을 학습하였다고 할 수 있다.

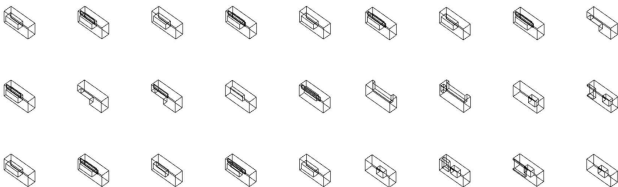


그림 6. 유전 알고리즘의 최적화된 볼륨

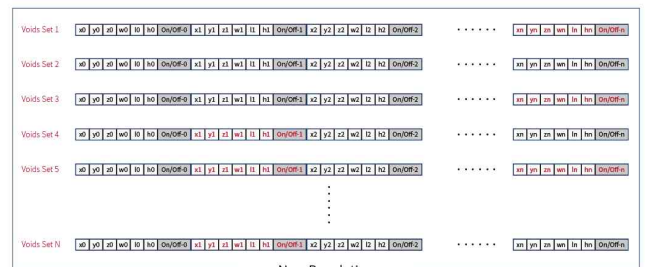
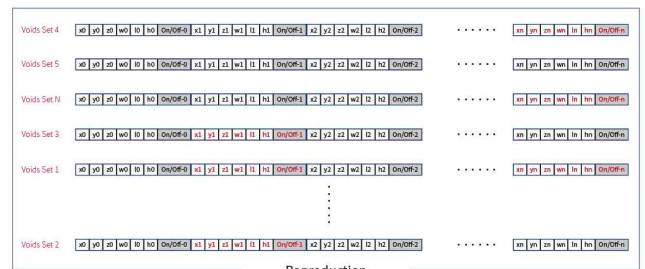
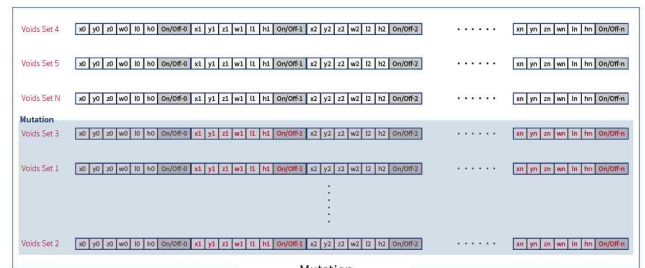
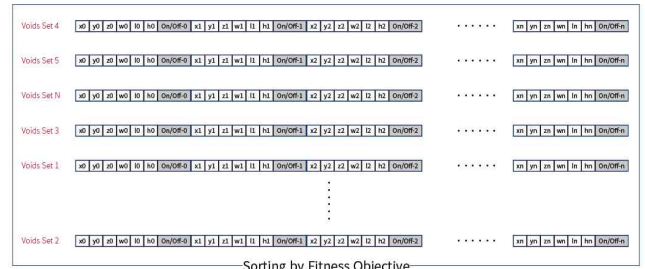
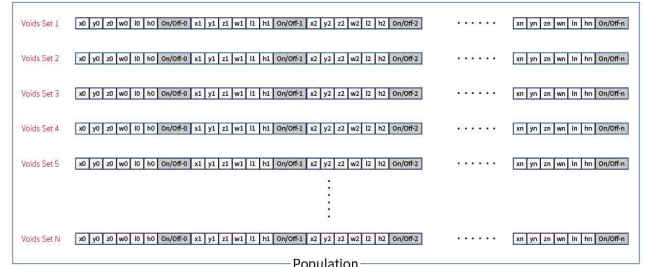


그림 4. 유전 알고리즘의 최적화 과정

3.4 최적화 공간의 내부

인공지능이 고안한 건물의 볼륨을 이용하여 주어진 범위에 맞게 내부공간을 구성한다. 우선 각 층을 구성하는 평면의 외곽선을 선택한 후, 최소의 꺾임을 갖는 공간을 탐색한다. 이 탐색 문제는 가장 적합한 사각형의 평면을 고르는 문제로 치환될 수 있다. 외곽선의 절점이나 모퉁이를 이용하여 가능한 많이 공간 사각형으로 나눈다. 그리고 사각형의 면적과 방향을 파라미터로 설정하여 병합된 사각형을 만들어나간다. 일정 규모의 사각형이 형성되면 병합과정을 멈추고, 다른 사각형들을 이용하여 새로운 병합과정을 수행한다.

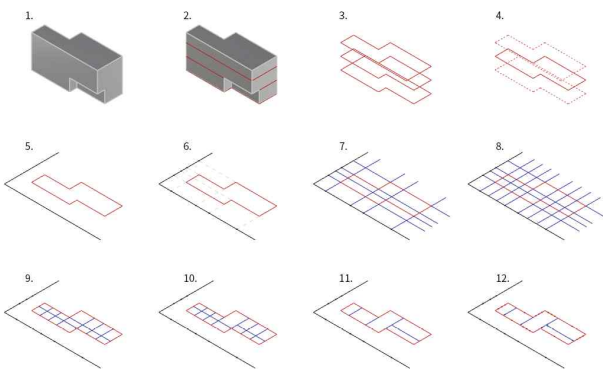


그림 7. 최적화 공간의 내부공간 계획 과정

이 알고리즘은 원 포장 (Circle Packing) 문제를 응용한 것으로 주어진 파라미터에 따라 최대의 사각형을 포장하는 문제로 변환된 것이다. 이 알고리즘의 장점은 유전 알고리즘의 결과로 나온 요철이 많은 평면도에 높은 효율로 적용 가능할 뿐만 아니라 복도와 같은 긴 공간을 방과 함께 형성할 수 있다는 점이다.

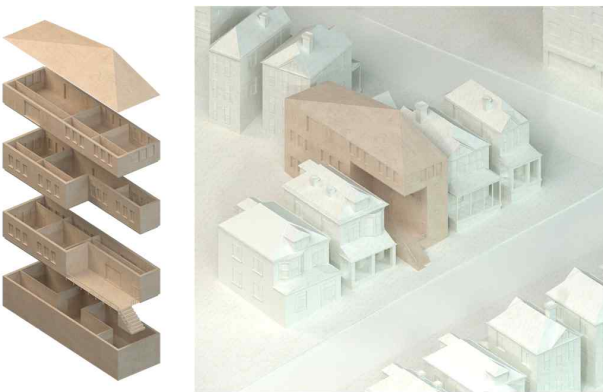


그림 8. 유전 알고리즘을 이용한 자동화된 주택 설계의 예

4. 결론

이 연구는 유전 알고리즘을 직접 공간 설계에 적용한 사례로 외부공간을 만드는 방법을 인공지능이 학습할 수 있음을 보여준다. 단순히 특정한 결과로서 볼륨을 생성했

다는 점보다, 유전 알고리즘을 통해 주어진 상황에 최적화된 외부공간과 내부공간을 컴퓨터가 제안할 수 있는 가능성과 이를 통해 주택 설계를 자동화할 수 있음을 확인했다. 이 과정에서 공간을 3차원 정보 그대로가 아닌 축약된 정보만으로 인공지능에게 학습시킬 수 있는 공간표현을 개발하였다. 이 공간 표현은 유전 알고리즘뿐만 아니라 중첩신경망(Convolution Neural Network)와 같은 심층학습 분야에서도 사용가능하다.

인공신경망, 탐색알고리즘 등 다른 인공지능 기술과 동등한 조건에서 알고리즘의 성능과 효율성을 비교 실험하지 않았기에 유전 알고리즘이 가장 높은 효율을 갖는다고 할 수 없다. 하지만 이 연구는 건축 공간을 복잡하고 무거운 인공신경망 없이도 학습하여 디자인 할 수 있는 가능성을 보여준 사례이다.

또한 유전 알고리즘의 변이 방법, 선택 방법, 적합 정렬 방법 등과 같은 다른 유전방식과 선택과 변이, 도태의 비율과 같은 초매개변수(Hyper-Parameter)에 대한 엄밀한 데이터 없이 직관적으로 설정했다. 향후, 같은 알고리즘을 이용하여 서로 다른 유전방식과 초매개변수 값을 데이터화하여 인공지능의 설계 결과를 정성적·정량적으로 분석해야 할 것이다.

참고문헌

1. Carpo, M. (2017). *The Second Digital Turn: Design Beyond Intelligence*. Cambridge, MIT Press, 33-65.
2. Mitchell, Tom. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill Education ed., New York, McGraw-Hill, 250.
3. Cross, N. (1977). *The Automated Architecture*, London, Pion, 41.
4. Jin, X., Su, T., Kong, J., Bai, Y., Miao, B., Chao, D. (2018) State-of-the-Art Mobile Intelligence: Enabling Robots to Move Like Humans by Estimating Mobility with Artificial Intelligence. *Applied Sciences*, 8, 21.
5. Steinfeld, K., Park, K., Menges, A., Walker, S. (2019) Fresh Eyes: A Framework for the Application of Machine Learning to Generative Architectural Design, and a Report of Activities at Smartgeometry 2018. *Proceedings of CAAD FUTURES 19 Conference*, 48-62