

인공지능을 활용한 벽체 구조 변환 도면 생성 프로그램 개발 -MS GAN 알고리즘을 활용한 인공지능 도면 생성 프로그램 -

Development of wall structure transformation generation program using artificial intelligence

손신우* 이인석**

Son, Shin-Woo, Lee, in-seok,

1

요 약

최근 국내 건축물의 노후화로 인한 리모델링의 필요성이 대두되면서 한국 건축 산업에 있어 리모델링의 수요가 꾸준히 증가 하고 있으며 최근 유명인 및 연예인이 구입한 노후화된 건축물을 구매하여 리모델링을 진행하여 건축물의 경제적 가치가 상승했다는 기사와 맞물리며 리모델링에 대한 관심과 수요가 높아지고 있다. 이렇게 많은 관심과 수요가 있음에도 불구하고 국내에서 리모델링에 대한 연구 및 개발이 미흡한 실정이다. 이번 논문에선 국내 리모델링 연구 개발 및 문제점 해결에 일조 하고자 하며 특히 최근 4차 산업 혁명이 일어나며 각 산업 별로 컴퓨팅 기술을 이용하여 기존 산업에서 발생하고 있는 문제점이나 생산성을 높이려고 노력하고 있다. 이번 논문에서 이러한 산업에 흐름에 맞춰 4차 산업 혁명에서 가장 많이 회자되고 있는 인공지능 기술을 이용하여 리모델링이 가지고 있는 문제점을 해결하려고 한다.

키워드: 인공지능, 도면 자동화, 자동화, 리모델링 설계

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

건리모델링 사업을 입지 선정, 기획, 설계, 시공, 유지 및 보수 이 5가지의 기준을 분류했을 때 3번째 단계인 설계 단계에서 기존의 방식으로 도면 제작을 진행할 때 내부 구조를 변경하거나 내력벽 및 비내력벽의 위치를 수정하여 서로 다른 2~4장의 프로토 타입의 도면을 작성하고 이를 최종 담당자에게 제출하여 평가를 받고 수정하는 형식으로 진행이 된다. 이런 방식으로 리모델링 설계를 진행하게 될 경우 도면의 표변이 매우적이고 도면을 평가 하는데 있어 최종 담당자의 주관적인 평가각 들어가기 때문에 좋은 도면을 선택할 가능성이 낮아진다. 이를 만약 컴퓨터로 수 만가지의 도면을 뽑아내어 이를 평가하는 프로그램을 만들어 각 도면 별로 평가 기준표에 따라 점수를 부여하고 고득점을 받은 10~20개의 도면을 산출해 내면 좀 더 좋은 도면을 선택할 수 있다고 판단했으며 이를 자동화 하는 프로그램을 설계하는 것이 이번 연구의 목적이다.

2. 프로그램 설계 방향 및 방법

프로그램의 설계는 총 3단계로 구성되며 구성은 다음과 같다.

1. 컴퓨터에게 학습시킬 데이터를 python의 데이터 수집 라이브러리중 하나인 Beautiful Soup 으로 네이버 부동산의 도면 자료를 크롤링하여 데이터를 수집하여 프로그램에 알맞게 수정
2. 인공지능의 이미지 생성 알고리즘 중 하나인 GAN 을 사용하여 정제된 데이터를 컴퓨터에게 학습시켜 다량의 도면을 생성
3. 기존에 만들어진 리모델링 도면 구조평가 프로그램에 컴퓨터가 생성한 다량의 도면을 집어넣어 도면을 평가 후 고득점을 받은 상위 10개 도면 추출

* 아주대학교 대학교 건축공학과 학사과정

** 아주대학교 대학교 건축공학과 학사과정

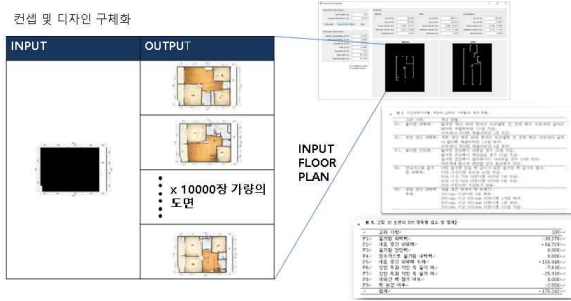


그림1 최종 프로그램 프로세스 도식화

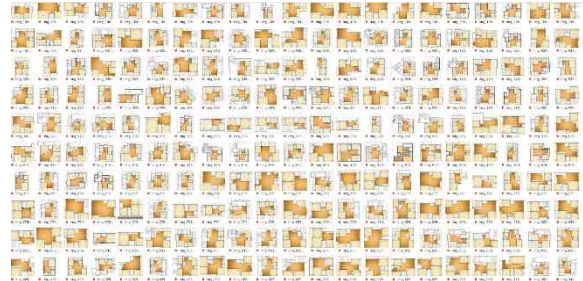


그림3 pix2pix를 이용하여 생성한 이미지(왼 라벨링 이미지, 오 생성된 이미지)

약 2800개의 아파트 평면도

2.1 데이터 수집

GAN의 알고리즘을 사용하여 프로그램을 제작하기 위해선 몇가지 선행조건이 있는데 그 중 하나가 일률적인 데이터의 형태를 제작하여 학습시켜야 한다는 것이다. 이를 비지도 학습(Supervised learning)이라고 한다.



그림4 학습에 필요한 dataset(왼 실제 도면 이미지, 오 라벨링이 된 이미지)

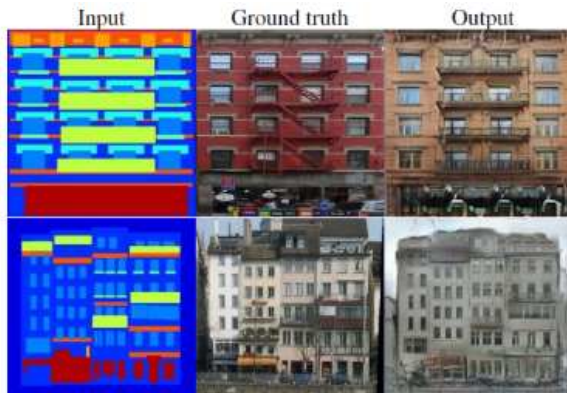


그림2 사진은 pix2pix라는 gan의 알고리즘을 차용한 프로그램

윗 사진은 gan의 알고리즘을 차용한 한 프로그램의 종류 중 하나이다. Gan이 작동을 하기 위해선 Input 값에는 컴퓨터가 인지 하기 편하도록 윗 사진의 중간 이미지(실제 이미지)와 매칭되는 라벨링 작업을 한 데이터 셋이 필요하며 이를 실제 데이터와 같이 학습을 시키게 되면 오른쪽과 이미지와 같은 결과값이 출력된다. 이와 같은 형태로 이번 도면 생성 프로그램을 제작하려면 라벨링 작업을 진행한 데이터 세트와 실제 도면의 이미지가 필요하다. 학습을 위해선 일률적인 데이터를 만드는게 중요함으로 이번 프로젝트를 진행하는데 있어서 네이버 부동산에서 제공하고 있는 도면 자료를 사용하였다. 학습을 위해 수 천장의 도면 자료가 필요 하지만 도면 이미지 자료를 네이버 측에서 제공하지 않음으로 컴퓨터 언어 중 하나인 python과 데이터 수집 라이브러리 중 하나인 Beautiful Soup을 사용하여 약 2800개에 해당하는 도면 이미지를 추출 했으며 이와 대칭을 이루는 라벨링 데이터를 제작했다

2.2 pix2pix에 데이터 적용

최종 프로그램에 사용될 알고리즘은 아니지만GAN 이라는 알고리즘 자체가 도면을 생성해낼 수 있는가에 대한 의문이 있었기 때문에 pix2pix를 기반으로 이미지를 생성해낼 수 있는지 실험을 진행했다. 실험은 학습을 위해 만들었던 1000개의 dataset으로 진행했으며 학습 결과 진척도에 따라 데이터를 늘려가는 방향으로 진행했으며 실험에 사용된 컴퓨터 제원과 결과값은 다음과 같다

최종 데이터 개수: 2600개

컴퓨터를 학습시키는데 필요한 Train data set의 개수: 2400개

학습된 데이터를 컴퓨터가 실제 도면과 비슷한지 확인하는 data set의 개수: 200개

CPU: i7-6700

GPU: 1080ti 1ea

1번 반복학습 소요시간: 평균 43초

400번 반복학습 소요시간: 286분= 4시간 46분

출력 이미지 픽셀: 256*256 pixel

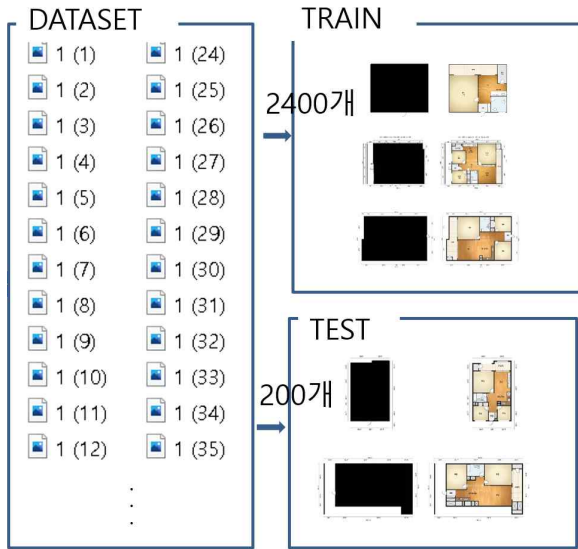


그림5 프로그램 진행과정을 도식화

- Room
- Veranda
- Entrance
- Bedroom

그림6 도면의 용도별 채색 분류

2.3 pix2pix 알고리즘을 적용하여 생성한 이미지 결과값



그림6 pix2pix를 이용하여 생성한 이미지(왼 라벨링 이미지, 오 생성된 이미지)



그림5 pix2pix를 이용하여 생성한 이미지(왼 라벨링 이미지, 오 생성된 이미지)

2.3 pix2pix 알고리즘 모델의 한계점

pix2pix를 사용했을 때 도면이 정상적으로 출력되었으며 결과값도 좋게 나왔으나 크게 2가지의 문제가 존재한다.

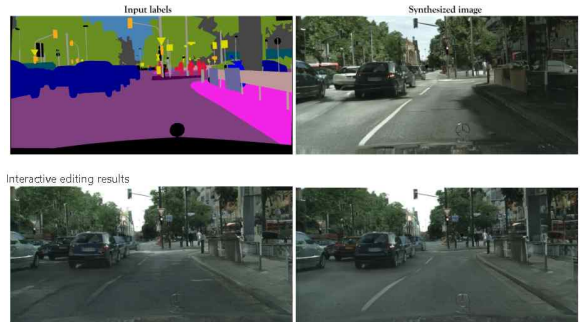
2.3.1 이미지 생성 화질의 한계

Pix2pix가 최대 생성해낼 수 있는 픽셀 크기가 256*256pixel이며 이는 사람의 육안으로는 어느정도 파악이 가능하지만 기존에 만들어진 리모델링 평가 프로그램에 이미지를 삽입하기엔 품질이 매우 떨어진다.

2.3.2 다량의 도면 생성 불가

알고리즘 자체가 이미지를 하나만 생성할 수 있는 형태로 구성되어 있기 때문에 다수의 이미지를 생성하는 건 불가능하다.

2.4 pix2pixHD 알고리즘 적용



기존의 pix2pix 방식은 낮은 화질과 하나의 이미지만 출력하는 문제가 있기 때문에 이를 개선하기 위해 그래픽 카드 개발사인 NVIDIA사에서 개발한 Pix2pixHD 알고리즘을 적용하기로 했다. 기존 pix2pix와 다르게 2K(1920*1048 pixel)까지 지원하며 다중 이미지 생성까지 할 수 있어 pix2pix 때 사용했던 컴퓨터와 동일하게 실험을 진행했으며 결과는 다음과 같다.

최종 데이터 개수: 2600개

컴퓨터를 학습시키는데 필요한 Train data set의 개수: 2400
장

학습된 데이터를 컴퓨터가 실제 도면과 비슷한지 확인하는
data set의 개수: 200개

CPU: i7-6700

GPU: 1080ti lea

1번 반복학습 소요시간: 평균 1600초

400번 반복학습 소요시간: 10620분= 177.7시간 =7.4일

출력 이미지 픽셀= 1024*1024 pixel



그림 7 pix2pixhd의 알고리즘을 사용하여 생성한 이미지



그림 8 pix2pixhd의 알고리즘을 사용하여 생성한 이미지

2.4.1 pix2pixHD의 알고리즘을 사용했을 때 한계점

출력된 이미지의 상태는 정상적으로 출력되었으며 화질 또한 1024*1024 pixel 로 출력 되었기 때문에 리모델링 도면 평가 프로그램에 대입하여 작업할 수 있는 품질을 생성할 수 있으나 컴퓨터 제원 성능의 한계로 다량의 도면을 뽑아 내는데 무리가 있다.

2.5 Bicycle gan 알고리즘을 적용



pix2pixhd는 도면을 출력하는데 있어 준수한 성능 보여줬으나 지금 사용하고 있는 컴퓨터 성능 한계상 다량의 도면을 생산할 수 없기 때문에 pix2pixhd 보다 화질은 떨어지지만 좀 더 다양한 도면을 생성하는 bicycle gan의 알고리즘을 사용하여 작업을 진행했으며 사용한 컴퓨터 제원과 결과값은 다음과 같다.

CPU: i7-6700

GPU: 1080ti lea

1번 반복학습 소요시간: 평균 860초

400번 반복학습 소요시간: 8666분= 95.5시간 =약 3일

출력 이미지 픽셀= 256*256 pixel

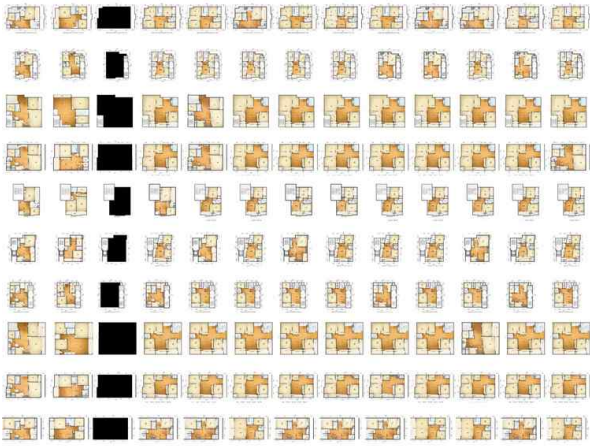


그림7

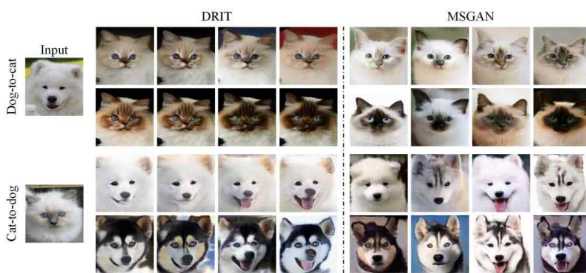


그림7

2.5.1 bicycle gan의 한계점

이미지를 출력 하는데 있어 준수한 성능을 보여줬지만 그림8에서 보는바와 같이 구조적으로 약간 다른 모습으로 출력력이 되지만 대부분의 도면이 비슷한 이미지로 출력하는 모습을 확인할 수 있다. 이는 10장의 이미지를 생성하는 것으로 초기 테스트를 진행했고 200장을 생성 했을때도 이와 유사한 현상이 발생했다. 코드를 수정하여 작업해도 동일한 현상이 발생했으며 이를 해결할 수 없어 다른 알고리즘을 적용하여 실험을 진행했다.

2.6 MS GAN의 알고리즘을 적용



MSGAN은 pix2pixhd보다 성능은 떨어지지만 여러장의 이미지를 생성하는데 특화되어 있는 알고리즘이기 때문에 이를 적용하여 실험을 진행하였으며 컴퓨터의 제원은 기존의

사용했던 것과 같으며 실험결과는 다음과 같다.

최종 데이터 개수: 2600개

컴퓨터를 학습시키는데 필요한 Train data set의 개수: 2400장

학습된 데이터를 컴퓨터가 실제 도면과 비슷한지 확인하는 data set의 개수: 200개

CPU: i7-6700

GPU: 1080ti 1ea

1번 반복학습 소요시간: 평균 1300초

400번 반복학습 소요시간: 8666분= 144.4시간 =6일

출력 이미지 픽셀= 256*256 pixel

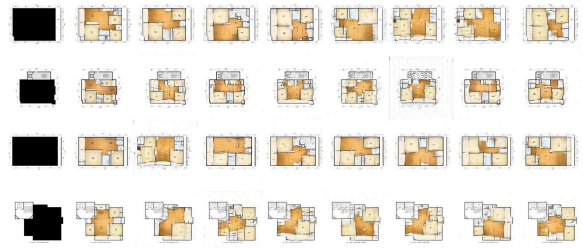


그림9 왼쪽의 검정색으로 라벨링된 이미지를 입력시 서로 다른 다양한 도면을 출력

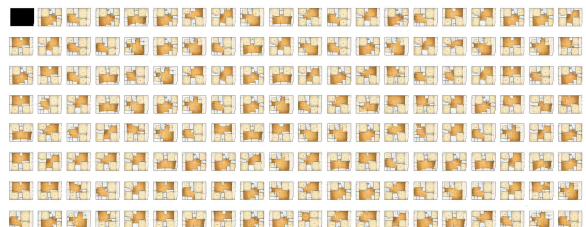


그림10 검정색으로 라벨링된 이미지를 입력시 다수의 도면을 생성(200개의 도면을 생성)

그림11 생성된 다수의 이미지 중 한 장의 이미지

2.6.1 MSGAN 알고리즘을 사용했을 때 한계점

하나의 아웃라인의 이미지(검정색 라벨링)를 집어 넣었을 때 다량의 이미지를 생산이 가능했으나 생성된 도면의 품질의 기존 pix2pix와 pix2pixhd의 수준에 한참 떨어지는 수준이다. 도면을 자세히 살펴보면 pix2pix와 pix2pixhd는 벽체를 완벽하게 구현해 냈으나 msgan을 사용했을 때 벽체가 일그러지며 정확히 산출되지 않으며 벽체가 끊겨서 생성되는 현상이 발생하는 것을 확인할 수 있었다.

2.6.2 MSGAN에서 발생한 문제에 대해 해결책 제시



MSGAN에서 생성한 이미지의 화질은 256*256 pixel로 생성되기 때문에 리모델링 구조 평가프로그램에 도입할 수 없기 때문에 이미지 후처리 작업을 하여 도면을 삽입해야 하며 2가지 단계로 나눠서 작업을 진행해야 하며 방법은 다음과 같다.

1) 인공지능을 활용한 이미지 업스케일링

최근에 개발된 인공지능 기술 분야 중 하나인 컨볼루션 신경망(CNN) 시스템을 통한 딥러닝으로 2차원의 이미지를 업스케일링을 하여 256*256pixel 에서 2k~3k까지 이미지를 확대 및 개선이 가능하다.

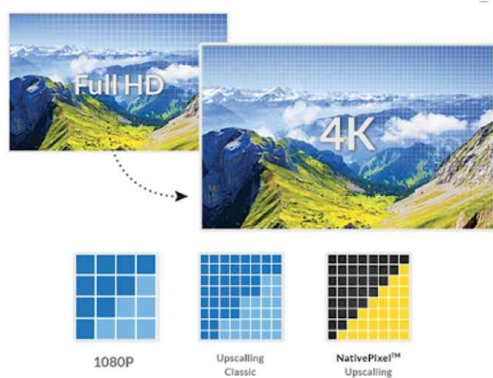


그림 12 full hd 화질에서 4K로 업스케일링을 진행하는 과정을 도식화

2) python 이미지 후처리 라이브러리인 open cv를 활용하여 벽체 수정

Msgan을 사용하여 만든 도면의 벽체 부분이 끊어져 출력되

거나 직선의 형태가 아니 곡선의 형태로 출력된 이미지를 벽체가 생성된 곳에 그리드 선을 그려 그림을 분해하고 다시 적합한 이미지로 재생성한다.

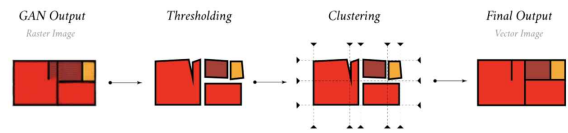


그림 8: 벽체화 단계 및 마이크로 라인 | 출처: 저자

그림 13 OPEN CV를 활용한 이미지 후처리 과정 도식화

3. 프로그램의 사용 시 기대효과

1)도면 설계시 비약적인 시간 단축

설계사가 클라이언트에게 수주를 받고 도면을 그리는 작업을 진행하게 될 경우 평균적으로 프로토타입의 도면을 그려 내는데 1일정도의 시간이 걸리지만 프로그램을 사용해서 도면을 제작하게 되면 1초당 38.4개의 도면을 생성할 수 있으며 도면을 20000개를 생성 하는데 걸리는 시간은 2분도 걸리지 않는 장점이 있다.

2)무한히 생성할 수 있는 도면

학습된 자료를 바탕으로 컴퓨터가 도면의 형태를 뽑아 내는 것이기 때문에 뽑아낼 수 있는 도면의 숫자의 제한이 없으며 각 도면마다 다른 구조의 형태를 띄고 있으며 이를 구조 평가 프로그램에 적용 시 수만장의 도면을 평가함으로써 기존의 재래식 방식보다 도면을 선택 하는데 있어 좋은 도면을 선택할 수 있게 해준다.

3)정량적 평가

기존의 방식은 설계의 최종 책임자가 설계자가 설계한 도면을 평가하여 수정하는 방식으로 진행이 된다. 이런 방식으로 진행하게 될 경우 평가를 하는데 시간이 많이 소요될 뿐 아니라 평가자의 주관적인 기준이 들어간다. 만약 컴퓨터로 평가를 진행하게 될 경우 체계화된 점수표에 따라 도면별로 점수를 매겨 보다 객관적으로 도면을 평가할 수 있다.

표 5. 그림 16 도면의 SPI 항목별 점수 및 합계

구분	점수	SPI
교체 사항		
F1: 실거실 내벽벽	실거실 벽의 바닥 면적이 리모델링 전 전체 벽의 30%보다 같거나 않다면 적용이러면 1.5점 차감.	-30.276
F2: 새로 생긴 내벽벽	30%보다 적으면 적용이러면 0점 차감.	+84.729
F3: 실거실 전단벽		0.000
F4: 연속적으로 실거실 내벽벽		0.000
F5: 새로 생긴 내벽벽 두께		+156.848
F6: 강한 속과 약한 속 길이 비		-7.630
F7: 강한 속과 약한 속 길이 비		-25.930
F8: 세대간 벽 실거 여부		0.000
F9: 벽 보강 여부		-2.500
합계		+175.242

표 3. 구조평가부분 기준에 대한 사항들이 기준 항목

구분	기준 설명
F1: 실거실 내벽벽	실거실 벽의 바닥 면적이 리모델링 전 전체 벽의 30%보다 같거나 않다면 적용이러면 1.5점 차감.
F2: 새로 생긴 내벽벽	30%보다 적으면 적용이러면 0점 차감. 나 없다면 적용이러면 1.5점 부여.
F3: 실거실 전단벽	30%보다 적으면 적용이러면 1.5점 부여. 없다면 전단벽이 적용이러면 1.5점 차감. 실거실 전단벽이 적용이러면 1.5점 차감.
F4: 연속적으로 실거 실 내벽벽	이항 실거실 단상 벽 상자가 모든 실거실 벽 길이의 합이 75% 이상이면 1.5점 부여. 50% 이상 75% 미만이면 1.0점 차감. 25% 이상 50% 미만이면 0.5점 차감. 25% 미만이면 0점 차감.
F5: 새로 생긴 내벽벽 두께	새로 생긴 내벽벽 두께가 300 mm 이상이면 2.0점 부여. 250 mm 이상 300 mm 미만이면 1.5점 부여. 200 mm 이상 250 mm 미만이면 1.0점 부여. 150 mm 이상 200 mm 미만이면 0.5점 차감.

그림 14 도면의 구조 및 공간별 점수 기준표

그림 15 합산된 도면의 점수표

2.7 향후 계획 및 발전 방향

Msgan에서 나온 이미지를 python을 통해 후처리를 하여 구조 평가 프로그램에 사용할 수 있을 수준으로 끌어올린 뒤 프로그램의 최종 목표는 검정색 outline에 내력 벽체를 설정하고 학습을 시켜 도면을 생성 하는 수준까지 하는게 최종 목표이다.

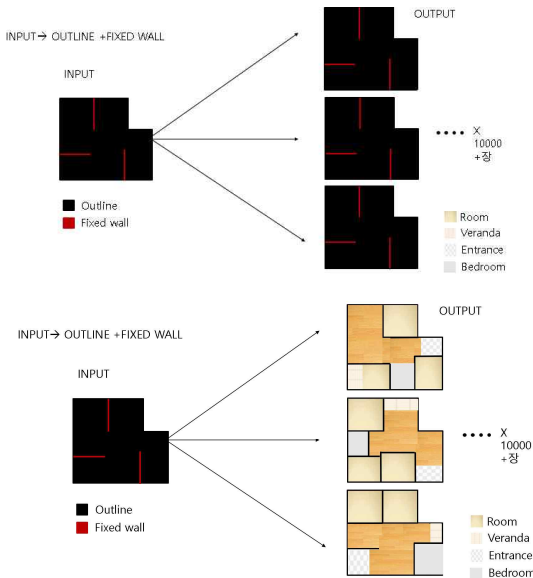


그림 16 프로그램의 최종 형태 input 값

그림 17 프로그램의 최종형태 output 값

참고문헌

Qi Mao, Hsin-Ying Lee, Hung-Yu Tseng, Siwei Ma, Ming-Hsuan Yang “Mode Seeking Generative Adversarial Networks for Diverse Image Synthesis”

Ting-Chun Wang, Ming-Yu Liu, Jun-Yan Zhu, Andrew Tao, Jan Kautz, Bryan Catanzaro, “High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs”

Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, Alexei A. Efros, “Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks”

Jun-Yan Zhu, Richard Zhang, Deepak Pathak, Trevor Darrell, Alexei A. Efros, Oliver Wang, Eli Shechtman, “Toward Multimodal Image-to-Image Translation”

Generative Design for Architectural Space Planning, Lorenzo Villaggi, and Danil Nagy, 2017, Autodesk Research

Unsupervised and Notation-Independent Wall Segmentation in Floor Plans Using a Combination of Statistical and Structural Strategies, Lluís-Pere de las Heras, Ernest Valveny, and Gemma Sanchez, 2014, Computer Vision Center, Barcelona, Spain

Architectural Intelligence, How Designers and Architects Created the Digital Landscape, Molly Wright Steenson, MIT Press

Samuel Schuster, Christian Leistner, Horst Bischof, “Fast and Accurate Image Upscaling with Super-Resolution Forests”

Architectural Drawings Recognition and Generation through Machine Learning, Hao Zheng (University of Pennsylvania), Weixin Huang (Tsinghua University), ACADIA 2018

구승범, “리모델링 구조 평가 프로그램 사용자 매뉴얼”

Enabling Alternative Architectures: Collaborative
Frameworks for Participatory Design, Nathan Peters,
Harvard GSD Thesis, 2017