



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0128264
(43) 공개일자 2024년08월26일

- | | |
|--|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G06N 3/0455</i> (2023.01) <i>G06F 30/27</i> (2020.01)
 <i>G06N 3/0442</i> (2023.01) <i>G06N 3/0464</i> (2023.01)
 <i>G06N 3/048</i> (2023.01) <i>G06N 3/08</i> (2023.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G06N 3/0455</i> (2023.01)
 <i>G06F 30/27</i> (2020.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0021226
 (22) 출원일자 2023년02월17일
 심사청구일자 2023년02월17일</p> | <p>(71) 출원인
 한국기술교육대학교 산학협력단
 충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한국기술교육대학교내)</p> <p>(72) 발명자
 김병철
 세종특별자치시 달빛로 211 범지기마을10단지 1012-101</p> <p>(74) 대리인
 특허법인(유한) 대아</p> |
|--|---|

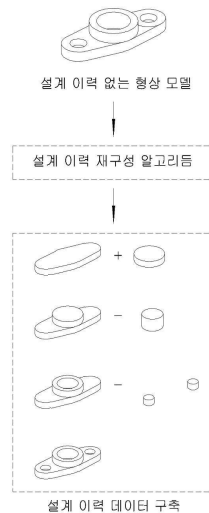
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템 및 설계 이력 재구성 방법

(57) 요약

본 발명은 특징 형상을 생성하는 모델링 명령어와 파라미터로 이루어지는 명령어 인스턴스를 선택 및 출력하는 과정을 반복하여 학습 데이터를 누적 형성하고, 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 변환하여 생성한 목표 형상 데이터를 인코더-디코더 모델에 입력하면, 디코더의 각 타임 스텝마다 인코더에 의해 변환된 컨텍스트의 목표 형상 데이터와 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 해당 타임 스텝의 출력 값을 생성하며, 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여 형상 설계 이력 데이터를 재구성하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템 및 설계 이력 재구성 방법에 관한 것이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/082 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345347366
과제번호	2020R1I1A3066259
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	심층 강화학습을 이용한 형상의 설계이력 재구성
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국기술교육대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

연산 유닛과 저장 유닛 및 메모리 유닛을 포함하는 사용자 단말;

저장 유닛 상에 미리 저장된 모델링 데이터로서, 특징 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어;

모델링 명령어에 따른 특징 형상의 치수를 정의하는 파라미터(parameter);

모델링 명령어에 파라미터를 대입하여 형성된 명령어 인스턴스(instance);

사용자 단말에 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 연산 유닛을 통해 변환하여 생성한 목표 형상 데이터;

목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상에 대응하는 특징 형상을 지정하는 명령어 인스턴스를 실행하는 타임 스텝(time step);

목표 형상 데이터를 개별 벡터 값으로 이루어지는 데이터인 컨텍스트(context)로 변환하는 인코더(encoder)와,

인코더에서 변환된 컨텍스트를 입력받아, 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복하여 최종 출력 데이터를 생성하는 게이트 순환 유닛(GRU, Gate Recurrent Unit)을 이용한 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)으로 이루어진 디코더(decoder)

로 구성되는 인코더-디코더 모델;

하나 이상의 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지며, 학습 수행을 위해 주어진 입력 형상에 대하여

a) 사전 정의된 모델링 명령어를 선택

b) 선택된 모델링 명령어가 지정하는 모델링 데이터의 특징 형상에 따른 파라미터를 대입하여 명령어 인스턴스 생성

c) 명령어 인스턴스에 따른 모델링 데이터의 출력 형상을 생성하여 저장 유닛에 기록

하는 과정을 반복함으로써 누적 형성되는 학습 데이터;

로 구성되며,

사용자 단말에 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 입력하면

i) 연산 유닛이 목표 형상 데이터를 생성하여 인코더에 입력

ii) 인코더가 목표 형상 데이터를 컨텍스트로 변환

iii) 디코더의 각 타임 스텝마다 입력 받은 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터와 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특징하여 해당 타임 스텝의 출력 값을 생성하며, 생성된 출력 값을 다음 타임 스텝의 입력 값으로 적용

iv) 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복

v) 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여, 최종 출력 데이터를 생성

함으로써, 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델로부터 형상 설계 이력 데이터를 재구성하는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

학습 데이터는

- i) 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택
- ii) 중복 선택된 명령어 인스턴스를 제거
- iii) 명령어 인스턴스를 정렬하고, 명령어 인스턴스에 번호를 부여

함으로써 누적 생성되는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서,

인코더는 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)으로 이루어진 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 4

제1항에 있어서,

디코더의 각 타임 스텝은,

- i) 임베딩 레이어(embedding layer)가 숫자로 표현된 명령어를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값을 드롭아웃 레이어(dropout layer)를 통과
- ii) 드롭아웃 레이어의 출력 값을 게이트 순환 유닛으로 입력
- iii) 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 은닉 상태 값(hidden state value)을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 출력
- iv) 게이트 순환 유닛의 출력 값을 완전 연결 레이어(fully-connected layer)에 입력
- v) 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력
- vi) 소프트맥스 레이어(softmax layer)가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하여, 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로서 출력

하는 구조로 이루어지되,

1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉 상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터이며, 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어로 사용되는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 5

제1항에 있어서,

설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은 STEP(Standard for the Exchange of Product Data)파일 또는 IGES(Initial Graphics Exchange Specification)파일을 포함하는 국제 표준 3D CAD(Computer Aided Design)파일인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 6

제1항에 있어서,

설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은, 사용자 단말에 연결된 3D 스캐너 또는 3D 카메라를 포함하는 외부 입력 장치로부터 생성된 형상 모델 데이터인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 7

제1항에 있어서,

목표 형상 데이터는 설정된 해상도의 2차원 픽셀을 3차원의 공간 형태로 구현한 복셀(voxel) 모델인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 8

제2항에 있어서,

학습 데이터 누적 생성 시, 주어진 입력 형상에 대하여

- a) 학습 데이터의 명령어 인스턴스 목록(목표 값)
- b) 디코더에서 출력된 명령어 인스턴스 목록(추정 값)

사이의 오차를 최소화 시키는 파라미터의 최적 값은, ADAM 최적화 알고리즘(Adaptive moment estimation Optimization Algorithm)이나 SGD(Stochastic Gradient Descent) 또는 AdaGrad 중 선택되는 어느 하나 이상의 알고리즘이 적용되는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 9

제7항에 있어서,

사용자 단말의 연산 유닛 또는 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도 조정이 이루어지며, 복셀 모델의 해상도 조정 시 복셀 모델의 스케일 조정이 이루어지는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템.

청구항 10

학습 수행을 위해 주어진 입력 형상에 대하여,

- a) 사전 정의된 특징 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어를 선택
- b) 선택된 모델링 명령어가 지정하는 모델링 데이터의 특징 형상에 따른 파라미터를 대입하여 명령어 인스턴스를 생성
- c) 생성된 명령어 인스턴스에 따른 모델링 데이터의 출력 형상을 생성하여, 명령어 인스턴스와 함께 저장 유닛에 기록

하는 과정을 반복 수행하여, 입력 형상에 따른 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지는 학습 데이터를 사용자 단말의 저장 유닛 상에 누적 형성하는 학습 데이터 생성 단계(S10);

사용자 단말에 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 입력하는 형상 데이터 입력 단계(S20);

사용자 단말에 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 연산 유닛을 통해 목표 형상 데이터로 변환하는 목표 형상 데이터 생성 단계(S30);

목표 형상 데이터를 인코더에 입력하여, 개별 벡터 값으로 이루어지는 컨텍스트(context)로 변환하는 컨텍스트 변환 단계(S40);

게이트 순환 유닛(GRU)을 이용한 순환 신경망(RNN)으로 이루어진 디코더가 컨텍스트를 입력 받아, 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상과 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 해당 타임 스텝(time step)의 출력 값을 생성하는 타임 스텝 실행 단계(S50);

목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복하여, 각 타임 스텝별로 출력 값을 생성하는 타임 스텝 반복 단계(S60);

각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여, 최종 출력 데이터를 생성하는 최종 출력 데이터 생성 단계(S70);

생성된 최종 출력 데이터의 명령어 인스턴스 목록으로부터 형상 설계 이력 데이터를 생성하는 설계 이력 출력 단계(S80);

로 이루어진 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

학습 데이터 생성 단계(S10)는

- i) 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택하는 명령어 인스턴스 선택 과정(S11)
- ii) 명령어 인스턴스 선택 과정(S11)에서 중복 선택된 명령어 인스턴스를 제거하는 중복 명령어 제거 과정(S12)
- iii) 중복 명령어가 제거된 명령어 인스턴스를 정렬하는 명령어 인스턴스 정렬 과정(S13)
- iv) 정렬된 명령어 인스턴스에 번호를 부여하는 디코더 명령어 생성 과정(S14)

으로 이루어진 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 12

제10항에 있어서,

타임 스텝 실행 단계(S50)의 각 타임 스텝은,

임베딩 레이어(embedding layer)가 숫자로 표현된 명령어를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값을 드롭아웃 레이어(dropout layer)를 통과시키는 명령어 인스턴스 입출력 과정(S51);

드롭아웃 레이어의 출력 값을 게이트 순환 유닛으로 입력하고, 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 은닉 상태 값(hidden state value)을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 출력하는 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52);

게이트 순환 유닛의 출력 값을 완전 연결 레이어(fully-connected layer)에 입력하고, 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력하는 완전 연결 레이어 입출력 과정(S53);

소프트맥스 레이어(softmax layer)가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하여, 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로서 출력하는 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54);

으로 이루어지되,

1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉 상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터이며, 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어로 사용되는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 13

제10항에 있어서,

형상 데이터 입력 단계(S20)에서 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은 STEP(Standard for the Exchange of Product Data)파일 또는 IGES(Initial Graphics Exchange Specification)파일을 포함하는 국제 표준 3D CAD(Computer Aided Design)파일인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 14

제10항에 있어서,

형상 데이터 입력 단계(S20)에서 사용자 단말에 입력되는 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터는, 사용자 단말에 연결된 3D 스캐너 또는 3D 카메라를 포함하는 외부 입력 장치로부터 생성된 형상 모델 데이터인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 15

제10항에 있어서,

목표 형상 데이터 생성 단계(S30)에서 변환되는 목표 형상 데이터는, 설정된 해상도의 2차원 픽셀을 3차원의 공

간 형태로 구현한 복셀(voxel) 모델인 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

청구항 16

제15항에 있어서,

목표 형상 데이터 생성 단계(S30)에는 사용자 단말의 연산 유닛이나 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도 조정 및 복셀 모델의 해상도 조정에 따른 복셀 모델의 스케일 조정이 수행되는 복셀 모델 최적화 단계(S31)가 더 포함되는 것을 특징으로 하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 형상 모델을 재구성하는 시스템에 관한 것으로, 보다 상세하게는 특징 형상을 생성하는 모델링 명령어와 파라미터로 이루어지는 명령어 인스턴스를 선택 및 출력하는 과정을 반복하여 학습 데이터를 누적 형성하고, 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 변환하여 생성한 목표 형상 데이터를 인코더-디코더 모델에 입력하면, 디코더의 각 타임 스텝마다 인코더에 의해 변환된 컨텍스트의 목표 형상 데이터와 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특징하여 해당 타임 스텝의 출력 값을 생성하며, 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여 형상 설계 이력 데이터를 재구성하는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템 및 설계 이력 재구성 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 딥러닝은 기계학습 기술의 종류 중 하나인 인공신경망을 수많은 계층 형태로 연결한 기법을 뜻하며, 입력층과 출력층 사이에 다중의 은닉층이 존재하는 심층 신경망, 동물의 시각 피질의 구조와 유사하게 뉴런 사이의 연결 패턴을 형성하는 컨볼루션형 신경망, 시간에 따라 매순간 신경망을 쌓아올리는 재귀 신경망, 입력 집합에 대한 확률 분포를 학습할 수 있는 제한 볼츠만 머신 등이 있다.

[0003] 딥러닝의 응용 예시로서, 대한민국 등록특허공보 제10-2079027호(2020.02.13.등록)에서는 딥러닝 기술을 통해 최적 설계를 수행하는 딥러닝 기술을 이용한 위상최적설계 방법을 제안하고 있다.

[0004] 또한, 대한민국 등록특허공보 제10-2111667호(2020.05.11.등록)에서는 딥러닝을 통해 3D 설계도면 데이터를 인식 및 판별하여, 유사한 설계 도면을 검색할 수 있는 3D 설계도면 데이터 처리를 통한 딥러닝용 2D 이미지 데이터셋 생성 장치 및 이를 이용한 딥러닝 기반의 유사설계도면 검색 시스템을 제시하고 있다.

[0005] 위와 같은 기술에는 특징형상 인식(feature recognition)이 적용되며, 특징형상(feature)은 형상에 공학적 의미를 더한 개념으로, CAD(Computer Aided Design) 분야에서 널리 사용된다.

[0006] 특징형상 인식은 주어진 형상에서 어떤 부분이 어떤 특징형상에 해당하는지 찾아내는 것으로, 그래프 기반(graph-based) 방법, 볼륨 분해(volume decomposition) 방법, 힌트 기반(hint-based) 방법, 기계학습을 이용한 방법 등이 있으며, 기계학습을 이용한 방법에는 FeatureNet, UV-Net, BRepNet 등이 있다.

[0007] 그러나, 기존의 특징형상 인식 방법에서는 적용 가능한 형상이 가공 특징형상으로 제한되어 있으며, 가공 특징형상들은 형상을 제거하는 방식의 특징형상들로만 구성되기 때문에, 형상을 추가하거나 제거하거나 또는 변형하는 방식의 설계 특징형상에는 적용하기 어렵고, 특징형상 간의 순서나 특징형상을 정의하는데 필요한 파라미터까지 인식하지 못하는 문제가 있었다.

[0008] 따라서 위와 같은 최적 설계 방법이나 도면 검색 시스템을 활용하면 도면 데이터의 관리 및 설계 도면 작성 효율을 향상시킬 수 있으나, 프로젝트 협업을 위해 협업자간 설계 도면의 공유 시, 도면으로부터 제품 설계 이력을 파악하는데 어려움이 있어, 설계 이력 데이터 재구축을 위한 산업적 비용이 발생하게 된다.

[0009] 특히, 국제 표준 CAD파일인 STEP파일 또는 IGES파일의 경우 제품의 설계 이력 정보가 저장되지 않기 때문에, 협업자간 CAD 도면 공유 시 모델 형상 설계 이력을 파악하기 어려우므로, 설계 이력 데이터 재구축을 위한 시간적

비용적 손실이 발생하게 되는 문제가 있었다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0010] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허공보 제10-2079027호 (2020.02.13. 등록)
(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허공보 제10-2111667호 (2020.05.11. 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0011] 본 발명에서는 인코더-디코더 모델을 응용하여, 제품의 설계 이력 정보가 저장되지 않은 국제 표준 CAD 파일이나, 3D 이미지 데이터로부터 모델 형상 설계 이력을 파악할 수 있는 시스템을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0012] 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템은, 연산 유닛과 저장 유닛 및 메모리 유닛을 포함하는 사용자 단말; 저장 유닛 상에 미리 저장된 모델링 데이터로서, 특징 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어; 모델링 명령어에 따른 특징 형상의 치수를 정의하는 파라미터(parameter); 모델링 명령어에 파라미터를 대입하여 형성된 명령어 인스턴스(instance); 사용자 단말에 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 연산 유닛을 통해 변환하여 생성한 목표 형상 데이터; 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상에 대응하는 특징 형상을 지정하는 명령어 인스턴스를 실행하는 타임 스텝(time step); 목표 형상 데이터를 개별 벡터 값으로 이루어지는 데이터인 컨텍스트(context)로 변환하는 인코더(encoder)와, 인코더에서 변환된 컨텍스트를 입력받아, 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복하여 최종 출력 데이터를 생성하는 게이트 순환 유닛(GRU, Gate Recurrent Unit)을 이용한 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)으로 이루어진 디코더(decoder)로 구성되는 인코더-디코더 모델; 하나 이상의 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지며, 학습 수행을 위해 주어진 입력 형상에 대하여 a) 사전 정의된 모델링 명령어를 선택 b) 선택된 모델링 명령어가 지정하는 모델링 데이터의 특징 형상에 따른 파라미터를 대입하여 명령어 인스턴스 생성 c) 명령어 인스턴스에 따른 모델링 데이터의 출력 형상을 생성하여 저장 유닛에 기록하는 과정을 반복함으로써 누적 형성되는 학습 데이터;로 구성되며, 사용자 단말에 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 입력하면 i) 연산 유닛이 목표 형상 데이터를 생성하여 인코더에 입력 ii) 인코더가 목표 형상 데이터를 컨텍스트로 변환 iii) 디코더의 각 타임 스텝마다 입력 받은 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터와 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 해당 타임 스텝의 출력 값을 생성하며, 생성된 출력 값을 다음 타임 스텝의 입력 값으로 적용 iv) 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복 v) 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여, 최종 출력 데이터를 생성 함으로써, 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델로부터 형상 설계 이력 데이터를 재구성한다.
- [0013] 본 발명의 실시 예에 따르면 학습 데이터는 i) 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택 ii) 중복 선택된 명령어 인스턴스를 제거 iii) 명령어 인스턴스를 정렬하고, 명령어 인스턴스에 번호를 부여함으로써 누적 생성된다.
- [0014] 본 발명의 실시 예에 따르면 인코더는 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)으로 이루어진다.
- [0015] 본 발명의 실시 예에 따르면 디코더의 각 타임 스텝은, i) 임베딩 레이어(embedding layer)가 숫자로 표현된 명령어를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값은 드롭아웃 레이어(dropout layer)를 통과 ii) 드롭아웃 레이어의 출력 값을 게이트 순환 유닛으로 입력 iii) 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 은닉 상태 값(hidden state value)을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 출력 iv) 게이트 순환 유닛의 출력 값을 완전 연결 레이어(fully-connected layer)에 입력 v) 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력 vi) 소프트맥스 레이어(softmax layer)가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하여, 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로서 출력하는 구조로 이루어지되, 1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉

상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터이며, 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어로 사용된다.

- [0016] 본 발명의 실시 예에 따르면 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은 STEP(Standard for the Exchange of Product Data)파일 또는 IGES(Initial Graphics Exchange Specification)파일을 포함하는 국제 표준 3D CAD(Computer Aided Design)파일이다.
- [0017] 본 발명의 실시 예에 따르면 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은, 사용자 단말에 연결된 3D 스캐너 또는 3D 카메라를 포함하는 외부 입력 장치로부터 생성된 형상 모델 데이터이다.
- [0018] 본 발명의 실시 예에 따르면 목표 형상 데이터는 설정된 해상도의 2차원 픽셀을 3차원의 공간 형태로 구현한 복셀(voxel) 모델이다.
- [0019] 본 발명의 실시 예에 따르면 학습 데이터 누적 생성 시, 주어진 입력 형상에 대하여 a) 학습 데이터의 명령어 인스턴스 목록(목표 값) b) 디코더에서 출력된 명령어 인스턴스 목록(추정 값) 사이의 오차를 최소화 시키는 파라미터의 최적 값은, ADAM 최적화 알고리즘(Adaptive moment estimation Optimization Algorithm)이나 SGD(Stochastic Gradient Descent) 또는 AdaGrad 중 선택되는 어느 하나 이상의 알고리즘이 적용된다.
- [0020] 본 발명의 실시 예에 따르면 사용자 단말의 연산 유닛 또는 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도 조정이 이루어지며, 복셀 모델의 해상도 조정 시 복셀 모델의 스케일 조정이 이루어진다.
- [0021] 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법은, 학습 수행을 위해 주어진 입력 형상에 대하여, a) 사전 정의된 특징 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어를 선택 b) 선택된 모델링 명령어가 지정하는 모델링 데이터의 특징 형상에 따른 파라미터를 대입하여 명령어 인스턴스를 생성 c) 생성된 명령어 인스턴스에 따른 모델링 데이터의 출력 형상을 생성하여, 명령어 인스턴스와 함께 저장 유닛에 기록하는 과정을 반복 수행하여, 입력 형상에 따른 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지는 학습 데이터를 사용자 단말의 저장 유닛 상에 누적 형성하는 학습 데이터 생성 단계; 사용자 단말에 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 입력하는 형상 데이터 입력 단계; 사용자 단말에 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 연산 유닛을 통해 목표 형상 데이터로 변환하는 목표 형상 데이터 생성 단계; 목표 형상 데이터를 인코더에 입력하여, 개별 벡터 값으로 이루어지는 컨텍스트(context)로 변환하는 컨텍스트 변환 단계; 게이트 순환 유닛(GRU)을 이용한 순환 신경망(RNN)으로 이루어진 디코더가 컨텍스트를 입력 받아, 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상과 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 해당 타임 스텝(time step)의 출력 값을 생성하는 타임 스텝 실행 단계; 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝(time step)을 반복하여, 각 타임 스텝별로 출력 값을 생성하는 타임 스텝 반복 단계; 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여, 최종 출력 데이터를 생성하는 최종 출력 데이터 생성 단계; 생성된 최종 출력 데이터의 명령어 인스턴스 목록으로부터 형상 설계 이력 데이터를 생성하는 설계 이력 출력 단계;로 이루어진다.
- [0022] 본 발명의 실시 예에 따르면 학습 데이터 생성 단계는 i) 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택하는 명령어 인스턴스 선택 과정 ii) 명령어 인스턴스 선택 과정에서 중복 선택된 명령어 인스턴스를 제거하는 중복 명령어 제거 과정 iii) 중복 명령어가 제거된 명령어 인스턴스를 정렬하는 명령어 인스턴스 정렬 과정 iv) 정렬된 명령어 인스턴스에 번호를 부여하는 디코더 명령어 생성 과정으로 이루어진다.
- [0023] 본 발명의 실시 예에 따르면 타임 스텝 실행 단계의 각 타임 스텝은, 임베딩 레이어(embedding layer)가 숫자로 표현된 명령어를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값은 드롭아웃 레이어(dropout layer)를 통과시키는 명령어 인스턴스 입출력 과정; 드롭아웃 레이어의 출력 값을 게이트 순환 유닛으로 입력하고, 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 은닉 상태 값(hidden state value)을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 출력하는 게이트 순환 유닛 입출력 과정; 게이트 순환 유닛의 출력 값을 완전 연결 레이어(fully-connected layer)에 입력하고, 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력하는 완전 연결 레이어 입출력 과정; 소프트맥스 레이어(softmax layer)가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하여, 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로서 출력하는 소프트맥스 레이어 입출력 과정;으로 이루어지되, 1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉 상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터이며, 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어로 사용된다.
- [0024] 본 발명의 실시 예에 따르면 형상 데이터 입력 단계에서 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은 STEP(Standard

for the Exchange of Product Data)파일 또는 IGES(Initial Graphics Exchange Specification)파일을 포함하는 국제 표준 3D CAD(Computer Aided Design)파일이다.

[0025] 본 발명의 실시 예에 따르면 형상 데이터 입력 단계에서 사용자 단말에 입력되는 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터는, 사용자 단말에 연결된 3D 스캐너 또는 3D 카메라를 포함하는 외부 입력 장치로부터 생성된 형상 모델 데이터이다.

[0026] 본 발명의 실시 예에 따르면 목표 형상 데이터 생성 단계에서 변환되는 목표 형상 데이터는, 설정된 해상도의 2차원 픽셀을 3차원의 공간 형태로 구현한 복셀(voxel) 모델이다.

[0027] 본 발명의 실시 예에 따르면 목표 형상 데이터 생성 단계에는 사용자 단말의 연산 유닛이나 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도 조정 및 복셀 모델의 해상도 조정에 따른 복셀 모델의 스케일 조정이 수행되는 복셀 모델 최적화 단계가 더 포함된다.

발명의 효과

[0028] 본 발명의 실시 예에 따르면 제품의 설계 이력 정보가 저장되지 않는 국제 표준 3D CAD(Computer Aided Design)파일인 STEP파일 또는 IGES파일로부터 형상 설계 이력 데이터를 재구성할 수 있도록 하며, 3D CAD 파일을 활용하는 프로젝트 작업자간 3D CAD 파일 공유 시, 형상 설계 이력 데이터를 쉽게 파악할 수 있도록 함으로써, 설계 이력 데이터 재구축을 위한 산업적 비용 발생을 절감할 수 있는 효과가 있다.

[0029] 본 발명의 실시 예에 따르면 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템의 사용자 단말에 3D 스캐너나 3D 카메라를 포함하는 형상 모델 데이터 생성 외부 입력 장치를 연결하여 단순 형상 데이터를 추출함으로써, 3D CAD파일이 작성되지 않은 형상의 설계 이력을 재구성이 가능하도록 하며, 이를 통해 형상 분석이나 설계에 소요되는 시간 및 비용을 크게 절감할 수 있는 효과를 가진다.

[0030] 본 발명의 실시 예에 따르면 설계 형상의 가공 계획을 수립 시, 인코더-디코더를 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템을 적용함으로써, 가공 특징형상 인식을 통한 가공 계획 자동 수립이 가능하도록 하여, 제품 가공 계획 수립 시간 및 비용을 크게 절감할 수 있는 효과가 있다.

[0031] 본 발명의 실시 예에 따르면 설계 이력 및 파라미터 정보 없는 형상 모델로부터 설계 이력 및 파라미터 정보 획득을 가능하도록 하여, 설계 최적화 수행에 소요되는 시간 및 비용을 크게 절감할 수 있는 효과가 있다.

[0032] 본 발명의 실시 예에 따르면 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템을 구동하는 사용자 단말의 연산 유닛 또는 메모리 유닛 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도를 변경함으로써, 시스템 구동 성능을 최적화할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0033] 도 1 및 도 2는 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템을 통한 설계 이력 재구축 과정을 도식화한 도면이다.

도 3은 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템에서 생성된 복셀 모델의 예시를 나타내는 도면이다.

도 4는 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템에서, 인코더-디코더 모델이 명령어 인스턴스로부터 입력 형상을 생성하는 프로세스의 예시를 나타내는 도면이다.

도 5는 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템에서, 인코더의 합성곱 신경망 구조를 나타내는 도면이다.

도 6은 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템에서 게이트 순환 유닛을 이용한 순환 신경망 구조를 나타내는 도면이다.

도 7은 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템의 형상 모델의 설계 이력 재구성 과정을 도식화한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 설명한다.

- [0035] 본 발명에 따른 동작 및 작용을 이해하는 데 필요한 부분을 중심으로 상세히 설명한다.
- [0036] 본 발명의 실시 예를 설명하면서, 본 발명이 속하는 기술 분야에 익히 알려졌고 본 발명과 직접적으로 관련이 없는 기술 내용에 대해서는 설명을 생략한다.
- [0037] 이는 불필요한 설명을 생략함으로써 본 발명의 요지를 흐리지 않고 더욱 명확히 전달하기 위함이다.
- [0038] 또한, 본 발명의 구성 요소를 설명하는 데 있어서, 동일한 명칭의 구성 요소에 대하여 도면에 따라 다른 참조부호를 부여할 수도 있으며, 서로 다른 도면임에도 동일한 참조부호를 부여할 수도 있다.
- [0039] 그러나 이와 같은 경우라도 해당 구성 요소가 실시 예에 따라 서로 다른 기능을 갖는다는 것을 의미하거나, 서로 다른 실시 예에서 동일한 기능을 갖는다는 것을 의미하는 것은 아니며, 각각의 구성 요소의 기능은 해당 실시 예에서의 각각의 구성 요소에 대한 설명에 기초하여 판단하여야 할 것이다.
- [0040] 또한, 본 명세서에서 사용되는 기술적 용어는 본 명세서에서 특별히 다른 의미로 정의되지 않는 한 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 일반적으로 이해되는 의미로 해석되어야 하며, 과도하게 포괄적인 의미로 해석되거나, 과도하게 축소된 의미로 해석되지 않아야 한다.
- [0041] 또한, 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.
- [0042] 본 출원에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 여러 구성요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다.
- [0044] 본 발명에 따른 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템은 연산 유닛과 저장 유닛 및 메모리 유닛을 포함하는 사용자 단말 상에 구현되며, 사용자 단말의 저장 유닛에는 형상 데이터를 변환하는 프로세스와 학습 데이터를 생성하는 프로세스 및 인코더-디코더 모델을 실행하는 프로그램이 저장되고, 프로그램의 각 프로세스는 연산 유닛의 프로세스 및 메모리 유닛에 의해 실행된다.
- [0045] 시스템 사용자가 사용자 단말에 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 입력하면, 연산 유닛을 통해 형상 데이터를 변환하는 프로세스를 실행하여 목표 형상 데이터로 변환하며, 목표 형상 데이터로서 설정된 해상도의 2차원 픽셀을 3차원의 공간 형태로 구현한 복셀(voxel) 모델이 적용될 수 있다.
- [0046] 복셀은 부피(volume)와 픽셀(pixel)을 조합하여 형성된 개념으로, 입체 형상을 가진 모델을 격자 형태로 분해하여 2차원 데이터인 픽셀의 개념을 3차원 공간으로 확장함으로써 형성된 체적 요소이며, 3차원 공간에서 정규 격자 단위의 값을 나타낸다.
- [0047] 복셀 모델은 변환 대상 모델의 형상 데이터를 이산화된 격자로 표현하여, 복셀 크기에 해당하는 3차원 배열로 나타내며, 복셀 모델로 표현된 형상은 형상에 해당하는 부분인 +1 값과, 비어 있는 부분인 0 값의 두 가지 상태 값으로 표현된다.
- [0048] 또한, 도 3에서 도시하는 바와 같이 사용자 단말의 연산 유닛 또는 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 분할된 격자 수량을 조절하는 해상도 조정이 이루어질 수 있다.
- [0049] 메모리 유닛의 가용 용량이 큰 경우 복셀 모델의 분할 격자 수량을 증가시켜 렌더링된 복셀 모델의 형상 정밀도를 높이고, 메모리 유닛의 가용 용량이 작은 경우 연산 유닛의 원활한 작동을 위해 복셀 모델의 분할 격자 수량을 감소시켜 복셀 모델의 렌더링 성능을 향상시킨다.
- [0050] 복셀 모델의 분할 격자 수량을 증가시키면 렌더링된 복셀 모델의 크기 증가가 발생하며, 반대로 복셀 모델의 분할 격자 수량을 감소시키면 복셀 모델의 크기 감소가 발생하게 되므로, 복셀 모델의 해상도 조정 시 복셀 모델의 스케일 조정이 이루어진다.
- [0051] 도 7에서 도시하는 바와 같이 인코더-디코더 모델은 목표 형상 데이터를 입력받는 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)으로 이루어진 인코더(encoder)와, 게이트 순환 유닛(GRU, Gate Recurrent Unit)을 이용한 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)으로 이루어진 디코더(decoder)로 구성된다.
- [0052] 인코더에 적용된 합성곱 신경망은 인간의 시신경 기술을 모방하여 데이터를 학습하고 패턴을 사용해 이미지를 분류하는 알고리즘으로, 이미지를 인식하기 위한 패턴을 찾는 데 특히 유용하다.

- [0053] 인코더는 입력된 목표 형상 데이터를 개별 벡터 값으로 이루어지는 컨텍스트(context)로 변환하며, 디코더는 인코더로부터 입력받은 변환된 컨텍스트로부터, 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터와 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 출력한다.
- [0054] 본 발명에 적용되는 인코더-디코더 모델은 지도 학습(supervised learning)을 통해 학습되므로, 지도 학습을 위해 입력 형상과 이에 대응하는 명령어 인스턴스들의 목록으로 구성된 학습 데이터를 필요로 한다.
- [0055] 학습 데이터는 저장 유닛 상에 미리 저장된 모델링 데이터들로 이루어지며, 학습 데이터를 구성하는 각 모델링 데이터는 특정 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어와, 모델링 명령어에 따른 특정 형상의 치수를 정의하는 파라미터(parameter)로 이루어진다.
- [0056] 모델링 명령어에 파라미터를 대입하여 형성된 모델링 데이터를 명령어 인스턴스(instance)라고 하며, 학습 데이터에는 다양한 종류의 명령어 인스턴스들이 포함된다.
- [0057] 명령어 인스턴스의 모델링 명령어는 다음의 표에 따른 실시 예와 같이 구성될 수 있다.

명령어	명령어 인스턴스
+bx(x,y,z,dx,dy,dz)	가로, 세로, 높이가 각각 dx, dy, dz이고, 한 꼭지점의 위치가 (x,y,z)인 박스 추가
-bx(x,y,z,dx,dy,dz)	가로, 세로, 높이가 각각 dx, dy, dz이고, 한 꼭지점의 위치가 (x,y,z)인 박스 제거
+cy(x,y,z,r,h)	반지름과 높이가 각각 r, h이고, 밑면 중심의 위치가 (x,y,z)인 원통 추가
-cy(x,y,z,r,h)	반지름과 높이가 각각 r, h이고, 밑면 중심의 위치가 (x,y,z)인 원통 제거

- [0058]
- [0059] 명령어 인스턴스의 모델링 명령어는 모든 종류의 특정 형상을 구현하기 위하여, 위의 실시 예 이외에도 구 형상이나 다각형 뿔을 추가하거나 제거하는 등 다양한 종류의 명령어로 구성된다.
- [0060] 학습 데이터는 하나 이상의 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지며, 학습 수행을 위해 주어진 입력 형상으로부터, 사전에 정의된 특정 형상(feature)을 생성하는 모델링 명령어를 선택하고, 선택된 모델링 명령어가 지정하는 모델링 데이터의 특정 형상에 따른 파라미터를 대입하여 명령어 인스턴스를 생성한다.
- [0061] 생성된 명령어 인스턴스에서 선택하는 모델링 명령어와 모델링 명령어에 대입된 파라미터, 즉 생성된 명령어 인스턴스를 출력한 결과는 입력 형상과 동일하게 형성되며, 생성된 명령어 인스턴스 출력 결과로부터 모델링 데이터의 출력 형상을 생성한다.
- [0062] 생성된 출력 형상은 명령어 인스턴스와 함께 저장 유닛에 기록되어 하나의 학습 데이터를 형성하며, 이와 같은 학습 데이터 형성 과정이 반복되면서 모든 종류의 특정 형상을 구현할 수 있는 학습 데이터가 구축된다.
- [0063] 학습 데이터를 생성하는 상세 프로세스는 아래의 도표와 같이 진행된다.

모델링 명령어 정의	명령어 인스턴스 생성	중복 제거	정렬	명령어 인스턴스 번호 부여
+bx(x,y,z,dx,dy,dz) -bx(x,y,z,dx,dy,dz) +cy(x,y,z,r,h) -cy(x,y,z,r,h)	+bx(4,12,16,8,12) +bx(20,4,12,20,8) +cy(0,16,16,8) -cy(16,24,4,4) +cy(16,28,16,24) -bx(4,8,8,8,12) +bx(20,4,12,20,8) +cy(0,16,16,8) +cy(16,24,4,4) -cy(16,28,16,24)	+bx(4,12,16,8,12) +bx(20,4,12,20,8) +cy(0,16,16,8) -cy(16,24,4,4) +cy(16,28,16,24) -bx(4,8,8,8,12) +bx(20,4,12,20,8) +cy(0,16,16,8) +cy(16,24,4,4) -cy(16,28,16,24)	+bx(4,12,16,8,12) +bx(20,4,12,20,8) +cy(0,16,16,8) -cy(16,24,4,4) +cy(16,28,16,24) -bx(4,8,8,8,12) +cy(16,24,4,4) -cy(16,28,16,24)	<SOH> → 0 <EOH> → 1 +bx(20,4,12,20,8) → 2 +bx(4,12,16,8,12) → 3 +cy(0,16,16,8) → 4 +cy(16,28,16,24) → 5 +cy(16,24,4,4) → 6 -bx(4,8,8,8,12) → 7 -cy(16,24,4,4) → 8 -cy(16,28,16,24) → 9

- [0064]
- [0065] 모든 종류의 특정 형상을 구현할 수 있는 학습 데이터를 구축하기 위하여 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택하게 되며, 명령어 인스턴스의 임의 선택 결과 명령어 인스턴스의 중복 선택이 발생할 수 있다.

- [0066] 중복된 명령어 인스턴스는 학습 데이터의 중복 형성을 초래하므로, 중복 생성된 명령어 인스턴스를 제거하는 과정이 수행되며, 중복 선택된 명령어 인스턴스의 제거가 완료되면 남아있는 명령어 인스턴스를 정렬한다.
- [0067] 위의 도표에서는 선택된 명령어 인스턴스의 목록에 $+bx(20,4,12,20,8)$ 과, $+cy(0,16,16,8)$ 이 중복 포함되어 있으며, 중복 제거 프로세스에서 중복된 명령어 인스턴스인 $+bx(20,4,12,20,8)$ 과, $+cy(0,16,16,8)$ 를 제거한다.
- [0068] 정렬된 각 명령어 인스턴스에는 고유의 번호를 부여하며, 명령어 인스턴스에 부여된 번호는 디코더에 학습 데이터를 입력 값으로서 입력할 때, 수치만을 취급 가능한 디코더의 입력 값 식별 수단이 된다.
- [0069] 이때, <SOH>는 start of history, <EOH>는 end of history를 의미하며, 인코더-디코더 모델을 이용하여 설계 이력을 재구성할 때, <SOH>가 1차 타임 스텝의 입력 값이 되고, 반복 수행된 타임 스텝의 출력 값이 <EOH>가 되면 타임 스텝의 반복 수행을 중지한다.
- [0070] 학습 데이터 구축 시, 주어진 입력 형상에 대하여 학습 데이터의 명령어 인스턴스 목록(목표 값)과, 디코더에서 출력된 명령어 인스턴스 목록(추정 값) 사이의 오차를 최소화 시키는 파라미터의 최적 값을 찾게 되며, 파라미터의 최적 값을 찾는 과정에서 ADAM 최적화 알고리즘(Adaptive moment estimation Optimization Algorithm)이나 SGD(Stochastic Gradient Descent) 또는 AdaGrad 중 선택되는 어느 하나 이상의 알고리즘을 사용한다.
- [0071] ADAM 최적화 알고리즘은 2개의 lower-order moments의 추정치를 기반으로 stochastic object functions를 first-order gradient based로 최적화하는 알고리즘으로, 간단한 구현 및 효율적인 연산이 가능하여 메모리 요구 사항이 낮고, gradient의 diagonal rescaling에 독립적으로 가동되기 때문에 파라미터마다 학습률을 다르게 조정 가능하여 형상 설계 이력 구성과 같이 다수의 파라미터가 필요하거나 희박(sparse)한 문제에 적합하며, 최적화 성능이 뛰어난 장점이 있다.
- [0072] 디코더에 적용된 게이트 순환 유닛(GRU, Gate Recurrent Unit)을 이용한 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)은, 출력 결과가 이전의 계산 결과에 영향을 받는 인공 신경망의 한 종류로, 현재까지 계산된 결과에 대한 정보를 토대로 다음 결과를 예측하여 유닛간 연결이 순환적 구조를 갖는 특징을 가지며, 이러한 구조는 시간에 따라 변하는 동적 특징 모델링 상태를 신경망 내부 메모리에 저장할 수 있도록 한다.
- [0073] 이에 따라 각 타임 스텝에서 출력된 명령어 인스턴스는, 다음 타임 스텝의 입력 값으로 다시 적용되면서 타임 스텝(time step)을 반복 수행하게 되며, 1차 타임 스텝의 출력 값이 2차 타임 스텝의 입력 값으로 적용되고, 2차 타임 스텝의 출력 값이 3차 타임 스텝의 입력 값으로 적용되는 순환 프로세스를 반복하게 된다.
- [0074] 디코더는 타임 스텝을 반복하면서 설계 이력을 재구성하는데 필요한 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 특정하여 출력하며, 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 타임 스텝을 반복하여 최종 출력 데이터를 생성한다.
- [0075] 도 4는 인코더-디코더 모델의 디코더를 통해 각 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 출력함으로써, 설계 이력을 재구성하는 예를 도시한다.
- [0076] 도 4의 명령어 인스턴스에 따르면,
- [0077] 1. 1차 타임 스텝:
- [0078] (0,0,0)의 좌표에 길이와 폭 및 높이 크기가 각각 16,10,6인 박스 형상의 모델링을 추가
- [0079] 2. 2차 타임 스텝:
- [0080] 1차 타임 스텝 출력 값의 (5,0,6) 좌표에, 길이와 폭 및 높이 크기가 각각 11,10,2인 박스 형상의 모델링을 제거
- [0081] 3. 3차 타임 스텝:
- [0082] 2차 타임 스텝 출력 값의 (5,0,2)의 좌표에, 길이와 폭 및 높이 크기가 각각 2,10,6인 박스 형상의 모델링을 제거
- [0083] 4. 4차 타임 스텝:
- [0084] 3차 타임 스텝 출력 값의 (7,0,2)의 좌표에, 길이와 폭 및 높이 크기가 각각 9,5,4인 박스 형상의 모델링을 제거

- [0085] 5. 5차 타임 스텝(최종 타임 스텝):
- [0086] 4차 타임 스텝 출력 값의 (0,0,1)의 좌표에, 길이와 폭 및 높이 크기가 각각 1,10,1인 박스 형상의 모델링을 제거
- [0087] 하는 모델링 명령어에 따른 특징 형상의 추가 또는 제거를 순차적으로 실행함으로써 설계 이력을 구현하며, 도 4의 목표 형상 데이터 특징 형상은 5세트로 구성되어 타임 스텝의 반복 횟수 또한 5회로 이루어진다.
- [0088] 각 타임 스텝의 출력 값인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여 최종 출력 데이터를 생성하며, 최종 출력 데이터에 따른 명령어 인스턴스 배열 순서로부터 형상 설계 이력 데이터를 재구성한다.
- [0089] 도 6에서 도시하는 바와 같이 디코더에 적용된 게이트 순환 유닛의 각 타임 스텝은, 임베딩 레이어(embedding layer), 드롭아웃 레이어(dropout layer), 게이트 순환 유닛, 완전 연결 레이어(fully-connected layer), 그리고 소프트맥스 레이어(softmax layer)의 순서대로 출력과 입력이 연속적으로 이루어진다.
- [0090] 디코더는 수치만을 취급 가능하므로, 임베딩 레이어는 숫자로 표현된 명령어를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값은 드롭아웃 레이어를 통과하면서 드롭아웃 레이어의 출력 값으로 전환된다.
- [0091] 이때, 임베딩 레이어가 입력 받는 숫자는, 학습 데이터 형성 과정에서 각 학습 데이터의 명령어 인스턴스에 부여된 고유의 번호이며, 번호를 통해 각 타임 스텝으로 입력되는 학습 데이터의 특징이 가능하도록 한다.
- [0092] 드롭아웃 레이어의 출력 값은 게이트 순환 유닛으로 입력되며, 게이트 순환 유닛은 드롭아웃 레이어의 출력 값에 은닉 상태 값(hidden state value)을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 생성한다.
- [0093] 순환 신경망의 은닉 상태 값은, 특정 타임 스텝의 게이트 순환 유닛이 다음 타임 스텝의 게이트 순환 유닛으로 전송하는 데이터로, 특정 타임 스텝에서 다음 타임 스텝으로의 순전파(forward propagation) 진행 시, 게이트 순환 유닛의 출력 값을 은닉 상태로 전달한다.
- [0094] 게이트 순환 유닛의 출력 값이 완전 연결 레이어에 입력되면, 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력하며, 소프트맥스 레이어에 입력된 완전 연결 레이어의 출력은 확률로 변환된다.
- [0095] 소프트맥스 레이어는 변환된 확률 중 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로 출력한다.
- [0096] 소프트맥스 레이어는 소프트맥스 함수(softmax function)를 포함하며, 소프트맥스 함수는 입력 값을 [0,1]사이의 값으로 모두 정규화하여 출력하여, 출력값들의 총합이 1이 되는 특성을 가진다.
- [0097] 이에 따라 소프트맥스 함수는 최대값 함수에 근사하도록 작동하면서 최대값을 미분 가능한 근사치로 제공하며, 3개 이상으로 분류하는 다중 클래스 분류(multi-class classification)에 적용되어, 분류될 클래스 수와 동일한 차원의 벡터를 입력받아 각 클래스에 속할 확률을 추정하여 결과를 확률로 해석할 수 있도록 변환한다.
- [0098] 이때, 1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉 상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터가 된다.
- [0099] 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어로 사용되면서 타임 스텝이 반복 수행되는 순환 프로세스가 이루어지며, 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 세트(set) 수만큼 반복 수행되는 타임 스텝이 완료되면서 최종 출력 데이터가 생성된다.
- [0100] 최종 출력 데이터에 포함되는 학습 데이터의 명령어 인스턴스는 설계 이력 순서대로 배열되며, 최종 출력 데이터를 통해 형상 모델의 설계 이력을 재구성할 수 있다.
- [0101] 특히, CATIA나 SolidWorks 와 같은 3D CAD(Computer Aided Design) 프로그램에서는 부품 형상을 특징형상(feature) 단위로 정의하며, 특징형상에 파라미터를 부가하여 부품 형상을 구현한다.
- [0102] 국제 표준 3D CAD 파일인 STEP(표준 제품 데이터 교환, Standard for the Exchange of Product Data)파일 또는 IGES(그래픽 교환 규격, Initial Graphics Exchange Specification)파일의 경우, 3D CAD 모델을 구성하는 특징형상과 파라미터 및 특징형상의 적용 순서로 이루어지는 제품의 설계 이력 정보가 저장되지 않으며, STEP파일 또는 IGES파일로 전달된 모델 형상 데이터의 공유 후 3D CAD파일의 수정을 수행할 수 없기 때문에, 산업적 비용

이 발생하는 단점을 가진다.

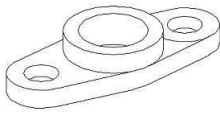
- [0103] 따라서 본 발명의 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템은 제품의 설계 이력 정보가 손실된 3D CAD파일의 형상 모델 데이터로부터 형상 설계 이력 데이터를 재구성할 수 있도록 함으로써, 산업적 비용 발생을 절감할 수 있도록 한다.
- [0104] 또한, 사용자 단말에 3D 스캐너나 3D 카메라 등과 같은 형상 모델 데이터를 생성하는 외부 입력 장치를 연결하는 경우, 3D CAD 도면이 작성되지 않은 제품의 형상 모델을 형성함과 동시에, 해당 제품의 설계 이력을 재구성함으로써, 제품 설계 시간 및 비용을 크게 절감할 수 있도록 한다.
- [0105] 그리고 설계 형상의 가공 계획을 세울 때, 본 발명의 인코더-디코더를 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템을 적용하면, 가공 특징형상 인식을 통해 가공 계획을 자동으로 수립할 수 있도록 하여, 제품 가공 계획 수립 시간 및 비용을 크게 절감할 수 있도록 한다.
- [0106] 아울러 설계 최적화를 위해서는 설계 이력 및 파라미터 정보를 필요로 하는데, 설계 이력 및 파라미터 정보 없이 형상 모델 정보만을 가지더라도, 본 발명의 인코더-디코더를 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 시스템을 적용하면 설계 최적화 수행이 가능하게 된다.
- [0107] 이와 같이 구성되는 인코더-디코더 모델을 이용한 형상 모델의 설계 이력 재구성 방법을 설명하면 다음과 같다.
- [0108] 도 1 및 도2에서 도시하는 바와 같이 학습 데이터 생성 단계(S10)에서는, 학습 수행을 위해 주어진 입력 형상에 대하여, 임의의 명령어 인스턴스를 선택하고, 선택된 명령어 인스턴스의 특징 형상에 따른 파라미터를 대입하여 출력 형상을 생성한다.
- [0109] 생성된 출력 형상은 선택된 명령어 인스턴스와 파라미터와 함께 저장 유닛에 기록되며, 임의의 명령어 인스턴스 선택과 파라미터 대입 및 출력 형상 생성을 반복 수행하여, 입력 형상에 따른 명령어 인스턴스 목록으로 이루어지는 학습 데이터를 사용자 단말의 저장 유닛 상에 누적 형성한다.
- [0110] 수신한 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상을 구현하기 위하여 각 타임스텝에서 명령어 인스턴스를 순차적으로 적용함으로써 출력 값을 생성하는 디코더의 실행 프로세스와 반대로, 학습 데이터 생성 프로세스는 디코더의 출력 값에 해당하는 입력 형상으로부터 디코더의 입력 값에 해당하는 명령어 인스턴스를 생성한다.
- [0111] 학습 데이터 생성 단계(S10)는 명령어 인스턴스 선택 과정(S11)과, 중복 명령어 제거 과정(S12)과, 명령어 인스턴스 정렬 과정(S13) 및 디코더 명령어 생성 과정(S14)의 순서대로 진행된다.
- [0112] 명령어 인스턴스 선택 과정(S11)에서는, 학습 데이터 형성을 위해 주어진 입력 형상에 대하여 미리 설정된 임의의 명령어 인스턴스를 하나 이상 선택하며, 명령어 인스턴스의 임의 선택 과정에서 중복되는 명령어 인스턴스가 발생할 수 있다.
- [0113] 중복 명령어 제거 과정(S12)에서는, 중복 선택된 중복 선택된 명령어 인스턴스를 제거하며, 명령어 인스턴스 정렬 과정(S13)에서는 미리 설정된 규칙에 따라 중복 명령어가 제거된 명령어 인스턴스를 정렬한다.
- [0114] 디코더 명령어 생성 과정(S14)에서는 정렬된 명령어 인스턴스에 번호를 부여하며, 1차 타임 스텝의 입력 값이 되는 <SOH>와 타임 스텝의 반복 수행 종료 출력 값인 <EOH>는 각각 0과 1이 부여될 수 있다.
- [0115] 타임 스텝 반복 단계(S60)에서 1차 타임 스텝의 임베딩 레이어는 번호 1을 입력받아 명령어 인스턴스 <SOH>에 따른 1차 타임 스텝 개시가 이루어지며, 최종 타임 스텝에서 명령어 <EOH>가 출력되면 타임 스텝의 반복 수행이 종료되면서 최종 출력 값을 생성한다.
- [0116] 형상 데이터 입력 단계(S20)에서는 시스템 사용자가 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 사용자 단말로 입력하며, 목표 형상 데이터 생성 단계(S30)에서는 연산 유닛을 통해 사용자 단말로 입력된 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델의 형상 데이터를 목표 형상 데이터로 변환한다.
- [0117] 형상 데이터 입력 단계(S20)에서 입력되는 설계 이력 데이터가 없는 형상 모델은 STEP 파일 또는 IGES 파일을 포함하는 국제 표준 3D CAD 파일일 수 있으며, 또는 사용자 단말에 연결된 3D 스캐너나 3D 카메라를 포함하는 외부 입력 장치로부터 생성된 형상 모델 데이터를 입력받도록 구성될 수 있다.
- [0118] 또한, 변환되는 목표 형상 데이터는 복셀 모델로 이루어질 수 있으며, 목표 형상 데이터 생성 단계(S30)에는 사용자 단말의 연산 유닛이나 메모리 유닛의 가용 용량에 따라 복셀 모델의 해상도 조정 및 복셀 모델의 해상도 조정에 따른 복셀 모델의 스케일 조정이 수행되는 복셀 모델 최적화 단계(S31)가 부가되어 수행될 수 있다.

- [0119] 컨텍스트 변환 단계(S40)에서는 목표 형상 데이터를 인코더에 입력하여, 개별 벡터 값으로 이루어지는 컨텍스트(context)로 변환하며, 타임 스텝 실행 단계(S50)에서는 디코더가 컨텍스트를 입력 받아, 컨텍스트에 포함된 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상과 동일한 출력 형상을 가지는 학습 데이터를 특정하여 해당 타임 스텝(time step)의 출력 값을 생성한다.
- [0120] 타임 스텝 실행 단계(S50)의 각 타임 스텝은 명령어 인스턴스 입출력 과정(S51)과, 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52)과, 완전 연결 레이어 입출력 과정(S53) 및 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54)으로 이루어진다.
- [0121] 명령어 인스턴스 입출력 과정(S51)에서는 임베딩 레이어가 숫자로 표현된 명령어인 학습 데이터의 명령어 인스턴스를 입력받아 일정 크기의 벡터로 변환하여 출력하며, 임베딩 레이어의 출력 값은 드롭아웃 레이어를 통과하여 드롭아웃 레이어의 출력 값을 생성한다.
- [0122] 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52)에서는 드롭아웃 레이어의 출력 값을 게이트 순환 유닛으로 입력하고, 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 이전 순차의 타임 스텝으로부터 수신한 은닉 상태 값을 붙여 게이트 순환 유닛 출력 값을 출력한다.
- [0123] 이때, 1차 타임 스텝에서 게이트 순환 유닛이 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙이는 은닉 상태 값은 인코더에서 출력된 컨텍스트 벡터가 된다.
- [0124] 완전 연결 레이어 입출력 과정(S53)에서는 게이트 순환 유닛의 출력 값을 완전 연결 레이어에 입력하고, 완전 연결 레이어가 게이트 순환 유닛의 출력 값을 명령어 인스턴스 개수와 동일한 크기의 벡터로 출력한다.
- [0125] 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54)에서는 소프트맥스 레이어가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하여, 가장 큰 확률 값을 선택하여 명령어 인스턴스 값으로서 출력한다.
- [0126] 타임 스텝 반복 단계(S60)에서 타임 스텝이 반복 수행될 때, 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스 값은 다음 스텝의 임베딩 레이어에 입력되는 명령어 인스턴스로 사용된다.
- [0127] 타임 스텝 반복 단계(S60)에서는 목표 형상 데이터를 구성하는 특징 형상의 데이터 세트(data set) 수만큼 타임 스텝 실행 단계(S50)를 반복 수행하여, 각 타임 스텝별로 출력 값을 생성한다.
- [0128] [타임 스텝 반복 단계(S60)의 실시 예]
- [0129] 1. 1차 타임 스텝의 명령어 인스턴스 입출력 과정(S51):
- [0130] 임베딩 레이어가 특정 숫자(0)로 표현된 명령어 인스턴스 <SOH>를 입력받아 256 크기의 벡터로 변환한다.
- [0131] 2. 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52):
- [0132] 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛이 인코더에서 출력된 1024 크기의 컨텍스트 벡터를 은닉 상태 값으로 입력받아 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙여, 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛에 입력되는 벡터의 크기를 1281로 만든다.
- [0133] 이때, 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛은 1024 크기를 가지는 새로운 은닉 상태 값을 출력하며, 새로운 은닉 상태 값은 2차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52)에 입력되는 은닉 상태 값으로 사용된다.
- [0134] 3. 1차 타임 스텝의 완전 연결 레이어 입출력 과정(S53):
- [0135] 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛 출력 값을 완전 연결 레이어에 입력하여, 명령어 인스턴스 개수와 동일한 256 크기의 벡터로 출력한다.
- [0136] 4. 1차 타임 스텝의 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54):
- [0137] 소프트맥스 레이어가 완전 연결 레이어의 출력을 확률로 변환하며, 가장 큰 확률 값을 가지는 명령어 인스턴스 값을 선택하여 1차 타임 스텝의 최종 출력으로서 출력한다.
- [0138] 이때, 벡터의 크기는 위와 다른 수치로의 조정이 가능하다.
- [0139] 5. 2차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52):
- [0140] 1차 타임 스텝의 소프트맥스 레이어에서 출력된 명령어 인스턴스를, 명령어 인스턴스의 입력 값으로 적용한다.
- [0141] 6. 2차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛 입출력 과정(S52):

- [0142] 1차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛에서 출력된 새로운 은닉 상태 값을, 2차 타임 스텝의 게이트 순환 유닛의 은닉 상태 값으로 입력받아, 드롭아웃 레이어의 출력 값에 붙인다.
- [0143] 7. 완전 연결 레이어 입출력 과정(S53) 및 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54)을 순차적으로 반복 수행하면서 n차 타임 스텝을 진행한다.
- [0144] 8. 최종 타임 스텝의 소프트맥스 레이어 입출력 과정(S54)에서 <EOH>가 출력되면서 타임 스텝의 반복 수행이 종료된다.
- [0145] 최종 출력 데이터 생성 단계(S70)에서는 타임 스텝 반복 단계(S60)의 각 타임 스텝에서 출력한 명령어 인스턴스를 타임 스텝의 실행 순서대로 출력하여 최종 출력 데이터를 생성한다.
- [0146] 설계 이력 출력 단계(S80)에서는, 최종 출력 데이터 생성 단계(S70)에서 생성된 최종 출력 데이터의 명령어 인스턴스 목록으로부터 형상 설계 이력 데이터를 생성한다.
- [0148] 상기 내용을 참조하여 본 발명의 실시 예들을 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 당업자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적 특징을 변경하지 않고 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다.
- [0149] 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적인 것이 아닌 것으로서 이해되어야 하고, 상기 상세한 설명에서 기술된 본 발명의 범위는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타나며, 특허 청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 등가 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

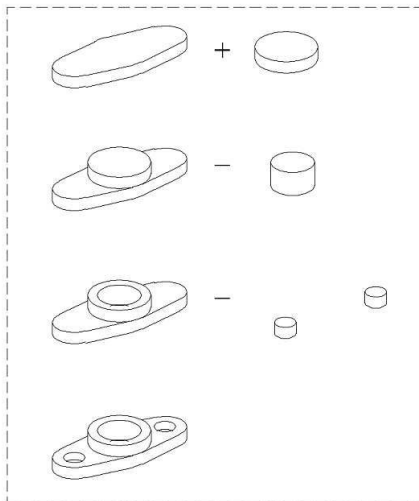
도면1



설계 이력 없는 형상 모델

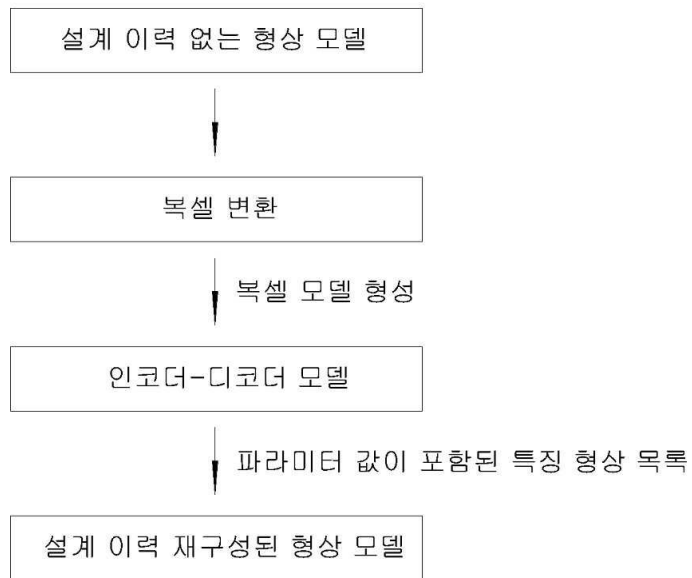


설계 이력 재구성 알고리즘



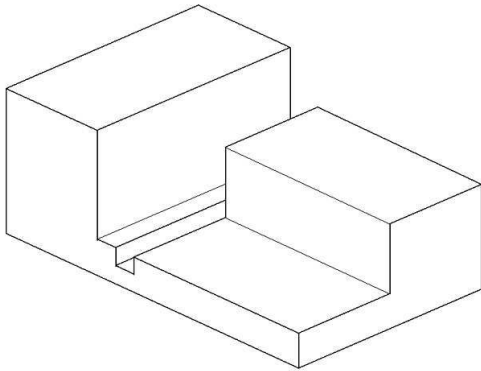
설계 이력 데이터 구축

도면2



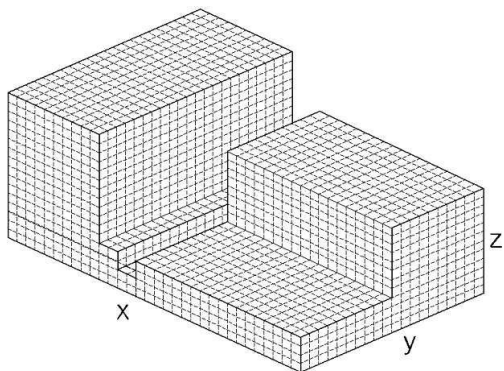
도면3

(a)



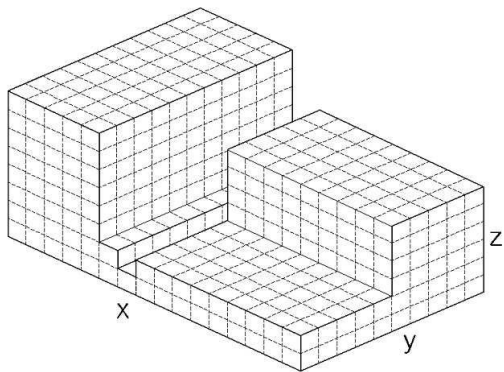
설계 이력 없는 형상 모델

(b)



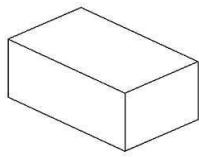
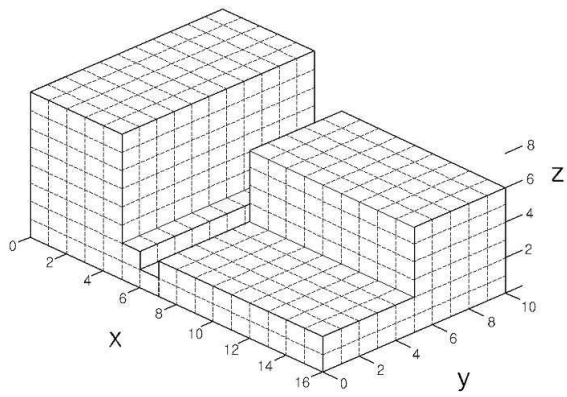
고해상도 복셀 모델

(c)

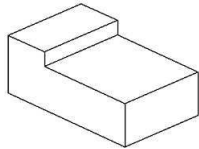


저해상도 복셀 모델

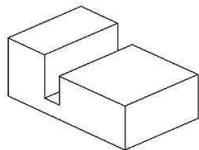
도면4



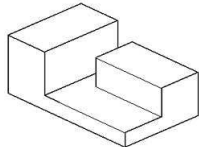
박스 추가 모델링 명령어
+bx(0,0,0,16,10,6)



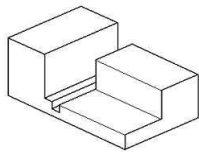
박스 제거 모델링 명령어
-bx(5,0,6,11,10,2)



박스제거 모델링 명령어
-bx(5,0,2,2,10,6)

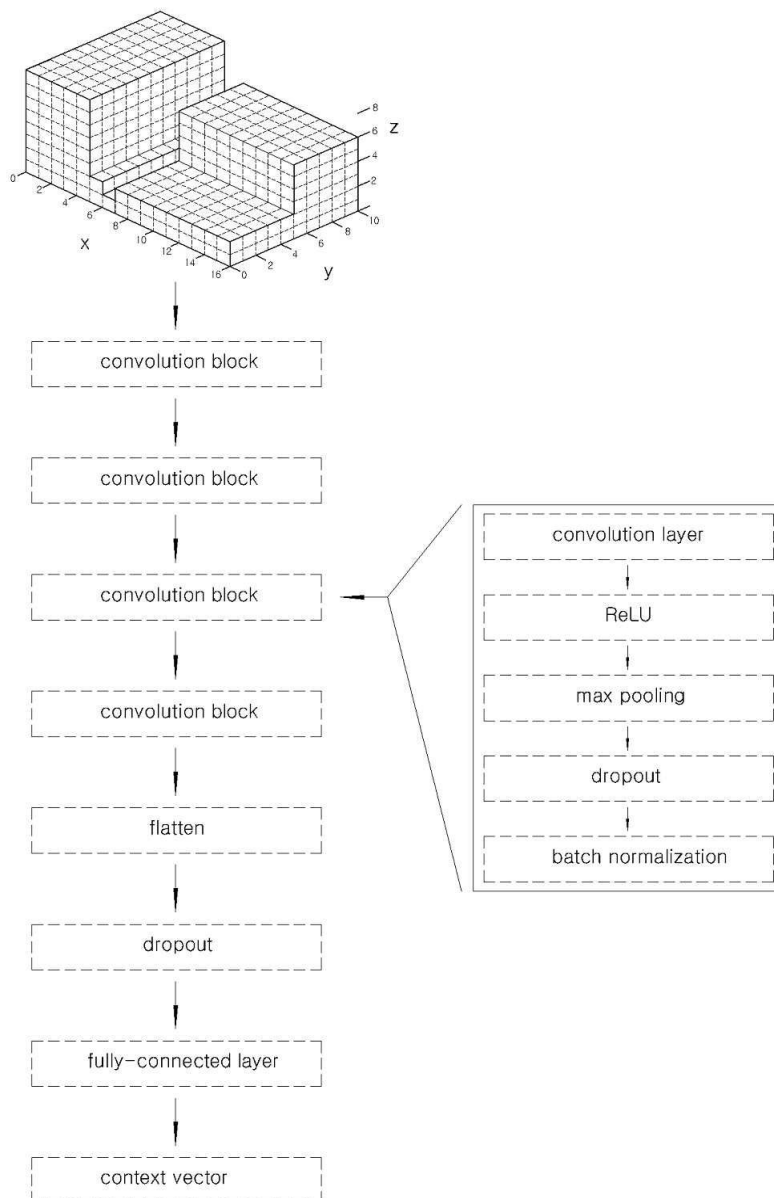


박스제거 모델링 명령어
-bx(7,0,2,9,5,4)

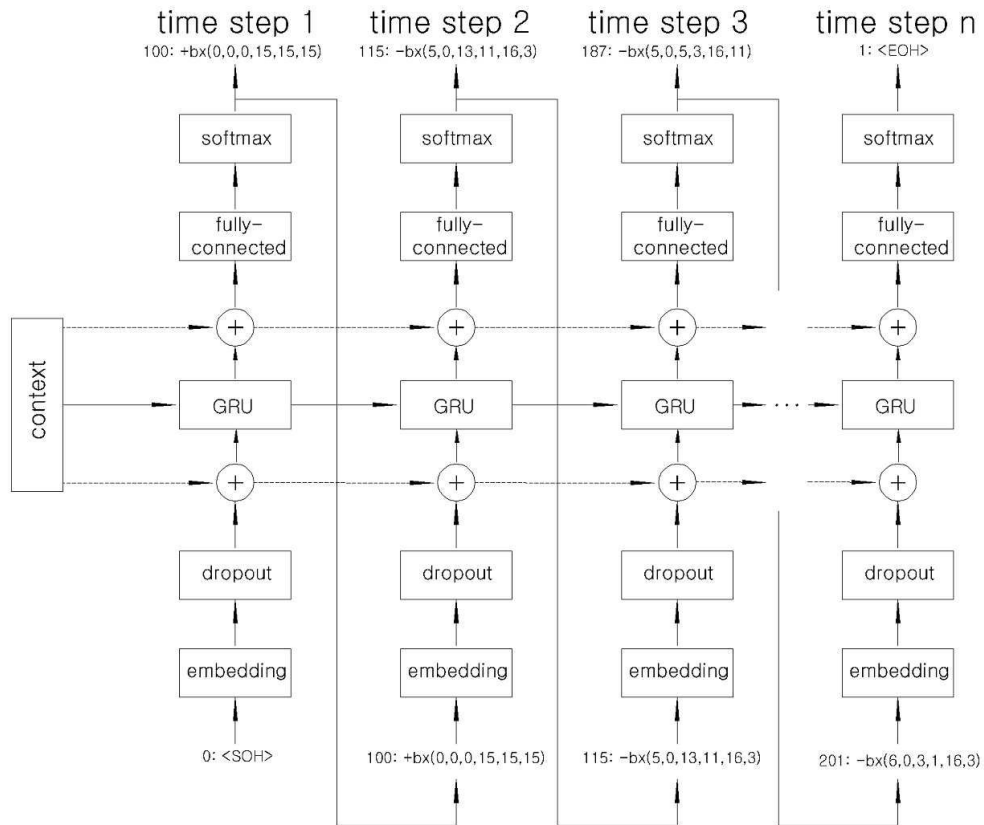


박스제거 모델링 명령어
-bx(0,0,1,1,10,1)

도면5



도면6



도면7

