

2022 KSDS

봄 대학생 디자인학술발표대회

만화 제작 과정의 노동집약적 선화작업 효율화를 위한 AI의 창의적 이용에 관한 연구

김선욱

Undergrad. Student

2022.05.21



DESIGN
DEPT.

UNIST

1.
Introduction

2.
Research

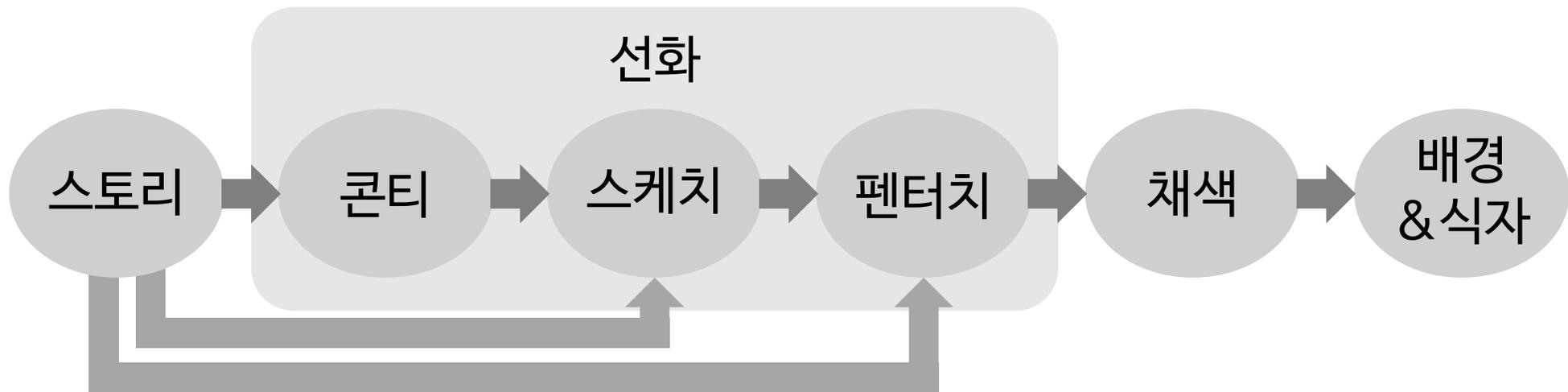
3.
Discussion

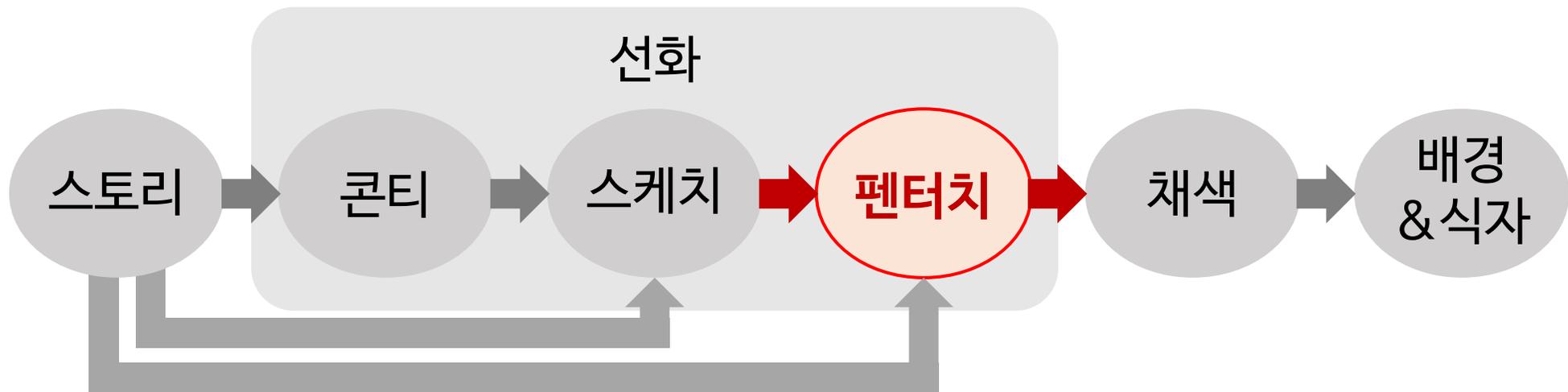
4.
What's Next?

1 | Introduction

만화 |

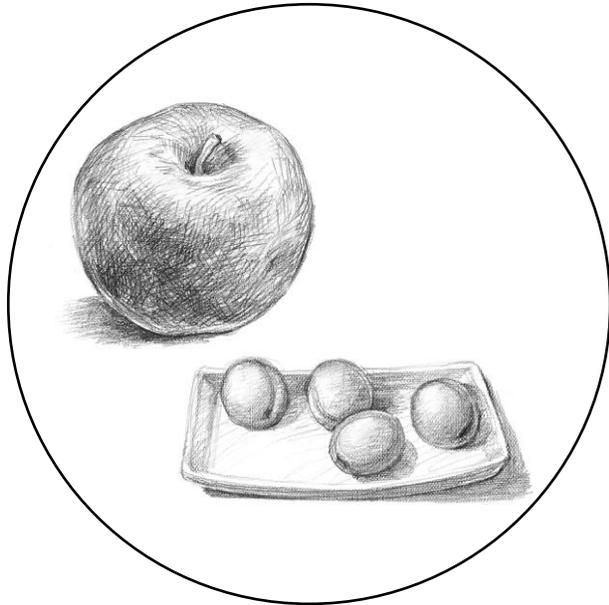






만화 스케치 요소

여러 요소의 조합으로 입체감과 역동성 증대 · 주제표현을 위한 수단으로 활용



스케치 기법
(e.g. 해칭, 문지르기)



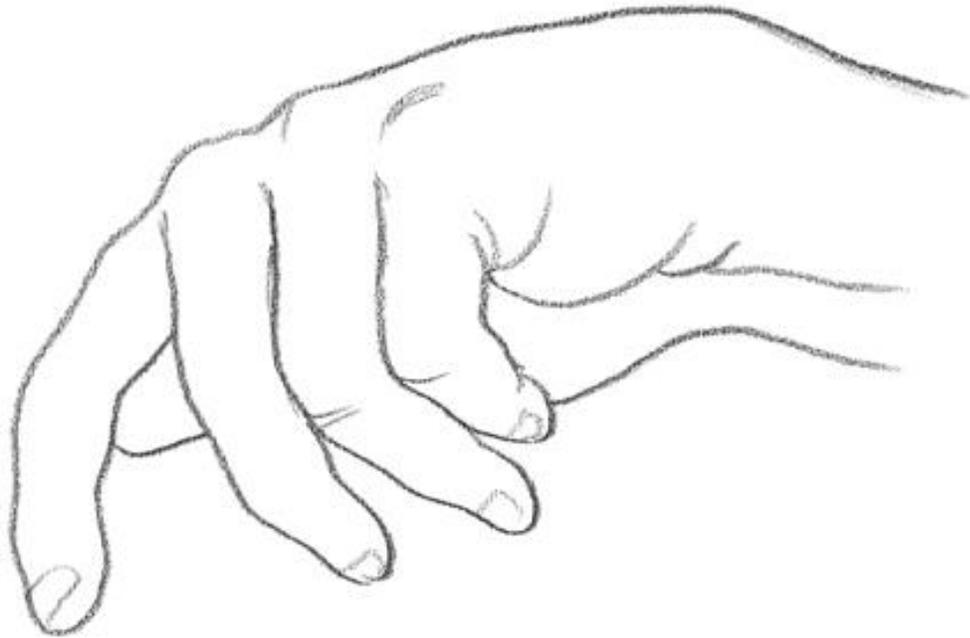
필압 조절



스케치 도구
(e.g. 연필, 콩테, 펜)

만화 스케치 요소

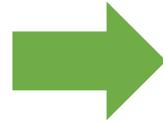
여러 요소의 조합으로 **입체감과 역동성 증대** · 주제표현을 위한 수단으로 활용



창의 작업 지원 도구(Creativity Support Tools)로 노동집약적 반복 작업 감소



아날로그 기반 작업 방식



하드웨어(e.g. 그래픽 태블릿)
소프트웨어(e.g. Clip Studio)



디지털 기반 작업 방식

AI 기반 창의 작업 지원 도구(Creativity Support Tools)로 노동집약적 반복 작업 감소

선 균일화, 연필 스타일 입히기, 명암 생성 등의 시도가 이루어지고 있음



AI 기반 창의 작업 지원 도구(Creativity Support Tools)로 노동집약적 반복 작업 감소

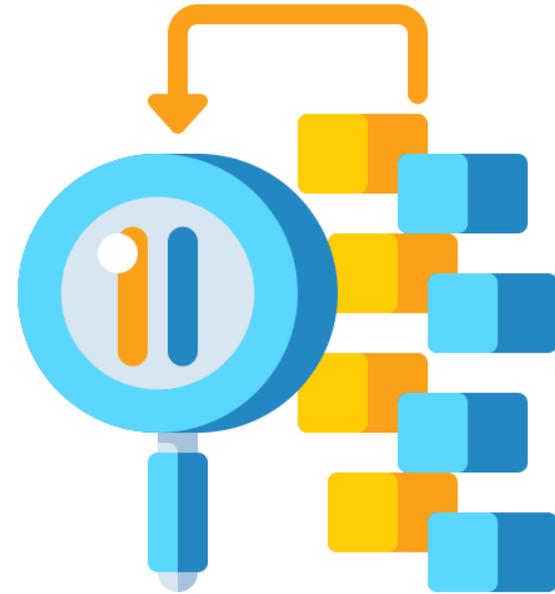
그러나 여러 한계가 존재

- 1) 작업 과정에 직접 기여할 수 있는 **파이프라인의 부재**
- 2) **선 스타일**에 집중하지 않고 **흑백 분리**에 지나치게 집중
- + **면 단위 해칭 등 명암 적용 문제**, 입출력 유형, 수정 가능 여부 등

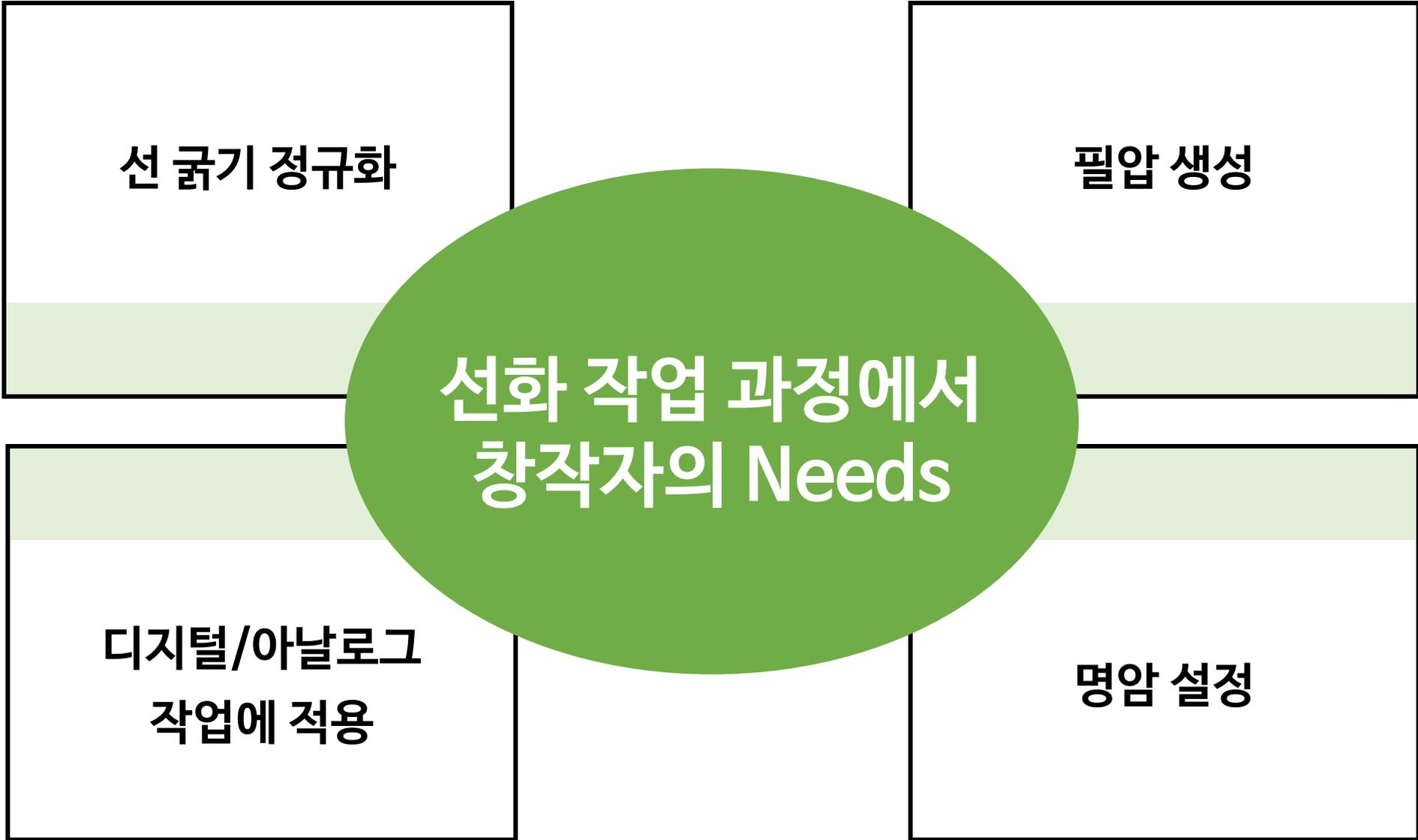
AI가 잘 할 수 있는 것?



반복 작업



패턴 인식



주요 연구 문제

- 1) AI 기반 선화 보정 **파이프라인** 생성
- 2) 만화와 유사하게 **필압이 조절된 선화** 출력
- + **명암 생성 모델** 출력 확인 및 **파이프라인**에 추가

2 | Research

스케치 단순화(Sketch Simplification) 문헌연구

[조건]

- I/O file type = 비트맵 파일
- 펜터치 중심의 선화 작업 과정의 간소화

[선정]

(Model 1) 선화 추출 및 최적화

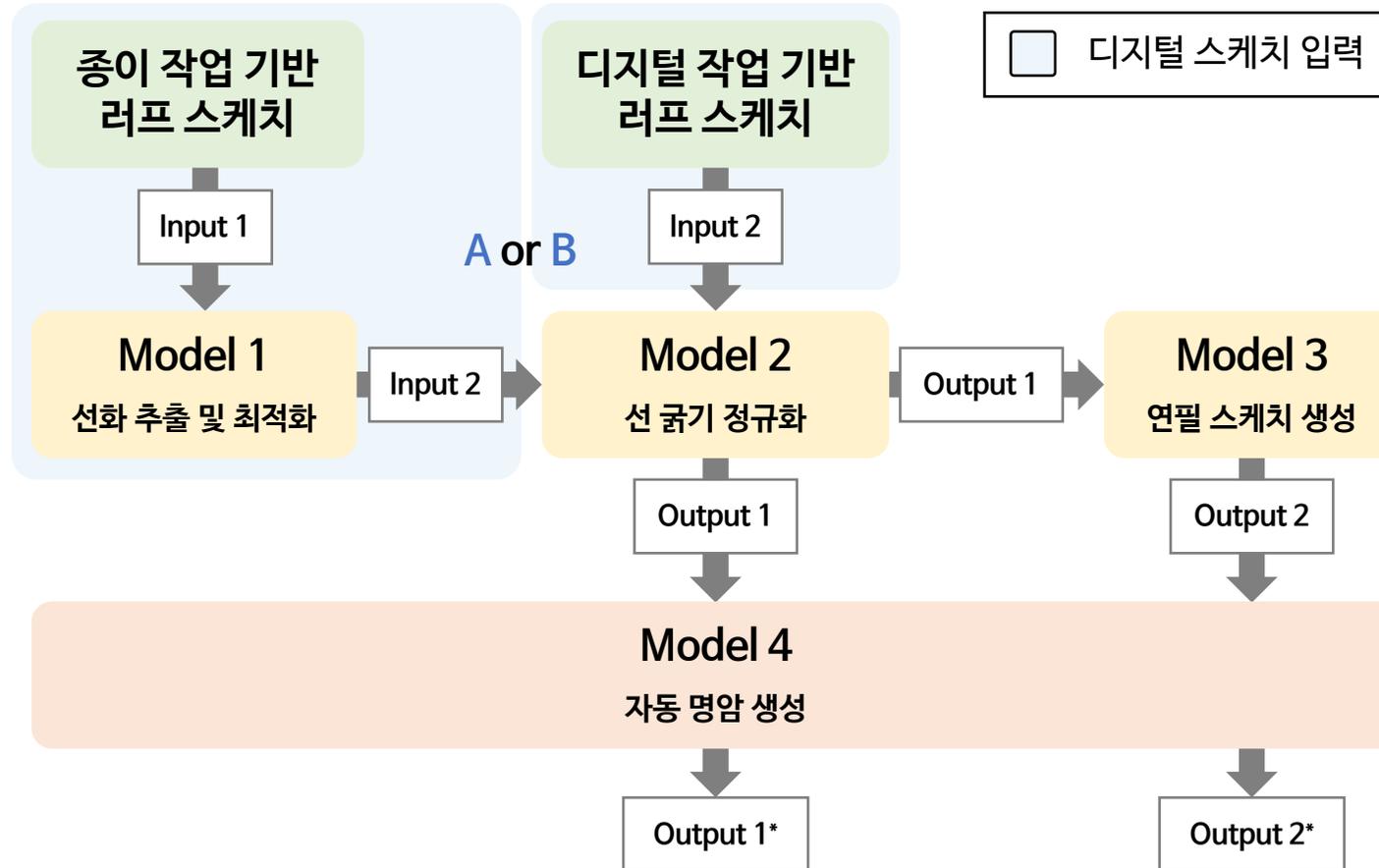
(Model 2) 선 굵기 정규화

(Model 3) 연필 스타일 스케치 생성

(Model 4) 자동 명암 생성

기타검토	인공지능 모델 기능
Shesh & Chen(2008)	스트로크 통합, 정리, 횡수 최적화
Liu et al(2015)	선 분리 및 통합 벡터화 성능 발전
Simo-Serra et al(2016)	(DCNN 기반) 선화 추출 및 최적화
Ogawa et al(2016)	스트로크 분류 성능 향상 탐구 및 스케치 선화 추출 및 최적화 발전
Liu et al(2019)	반복 합병 기반 벡터 선화 최적화
Lin(2020)	선화 클러스터링 기반 추출 및 최적화
Lu et al(2020)	(CGAN 기반) 선화 추출 및 최적화
Stanko et al(2020)	스트로크 벡터화 과정에서 선화 구분
Yan et al(2020)	스트로크 벡터화 및 정리, 최적화
Xu et al(2021)	(VGG 기반) 정규화된 선화 추출, 최적화
Petalica Paint(서비스)	두 스타일로 선화 추출 및 선택, 사용자의 추가 수정 작업 허용

선화 개선 창의 지원 도구 프로세스



선화 개선 창의 지원 도구 프로세스



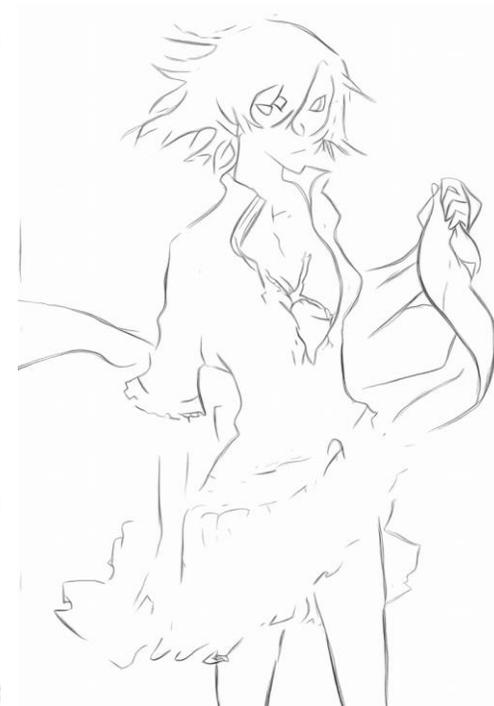
[Input 1]
종이 작업 기반 러프 스케치



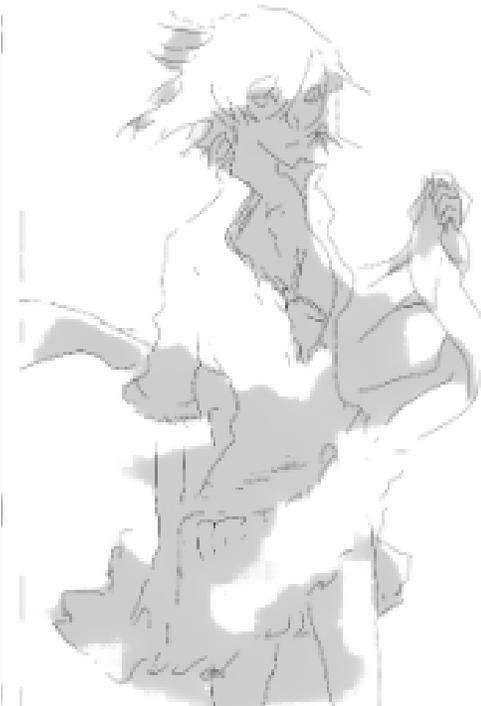
[Input 2]
디지털 작업 기반 러프 스케치



[Output 1]
선 굵기가 균일한 선화



[Output 2]
연필 스케치 스타일 선화
Model 3-1 이용



[Output 1*]
명암이 생성된 선화

선화 개선 창의 지원 도구 프로세스



[Input 1]
종이 작업 기반 러프 스케치



[Input 2]
디지털 작업 기반 러프 스케치



[Output 1]
선 굵기가 균일한 선화



[Output 2]
연필 스케치 스타일 선화
Model 3-1 이용

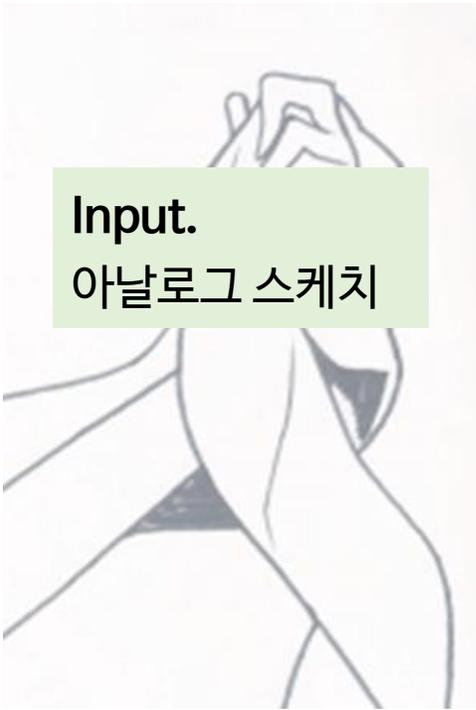


[Output 1*]
명암이 생성된 선화

선화 개선 창의 지원 도구 프로세스

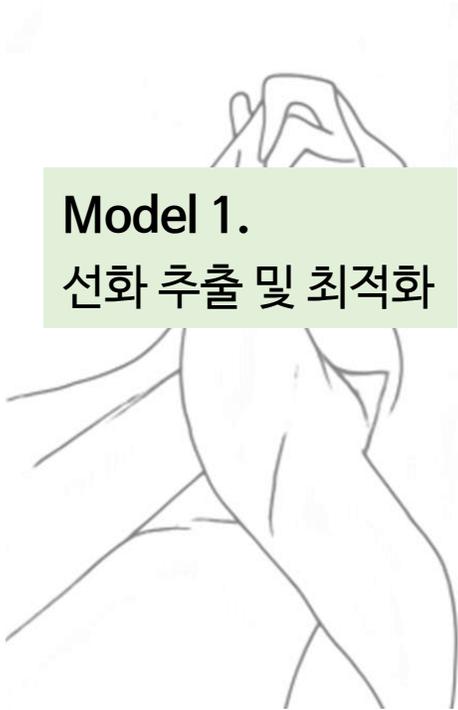
Input.

아날로그 스케치



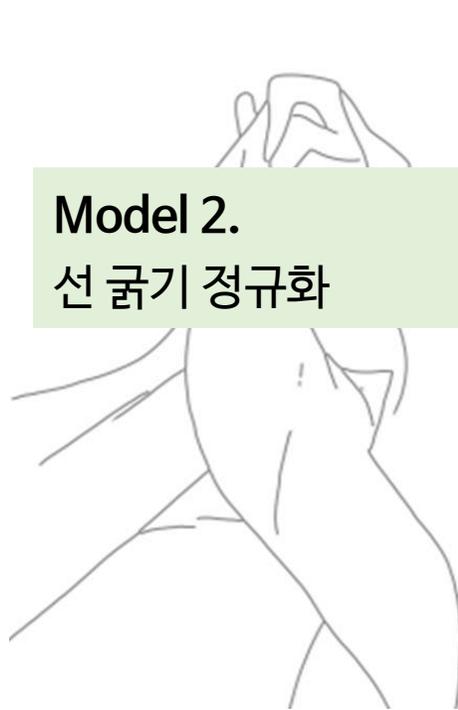
Model 1.

선화 추출 및 최적화



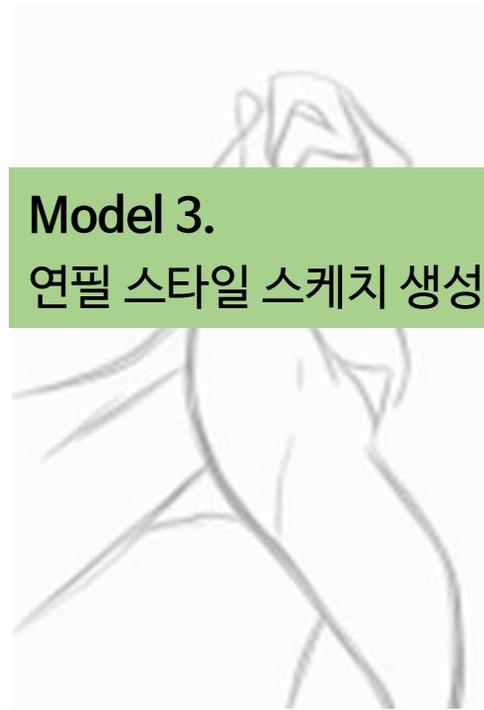
Model 2.

선 굵기 정규화



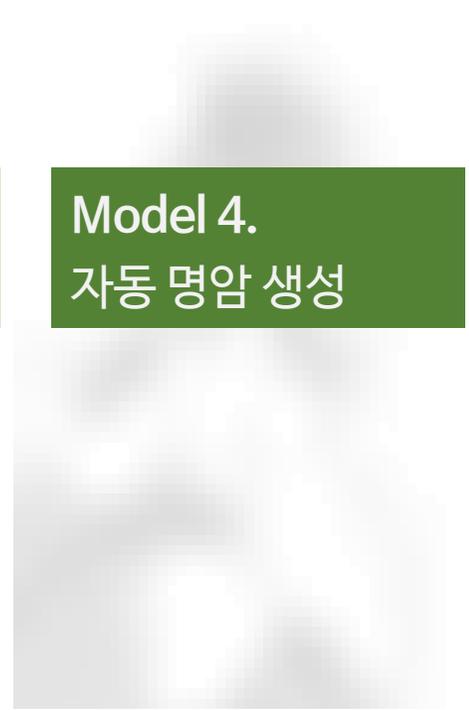
Model 3.

연필 스타일 스케치 생성



Model 4.

자동 명암 생성



[Input 1]

종이 작업 기반 러프 스케치

[Input 2]

디지털 작업 기반 러프 스케치

[Output 1]

선 굵기가 균일한 선화

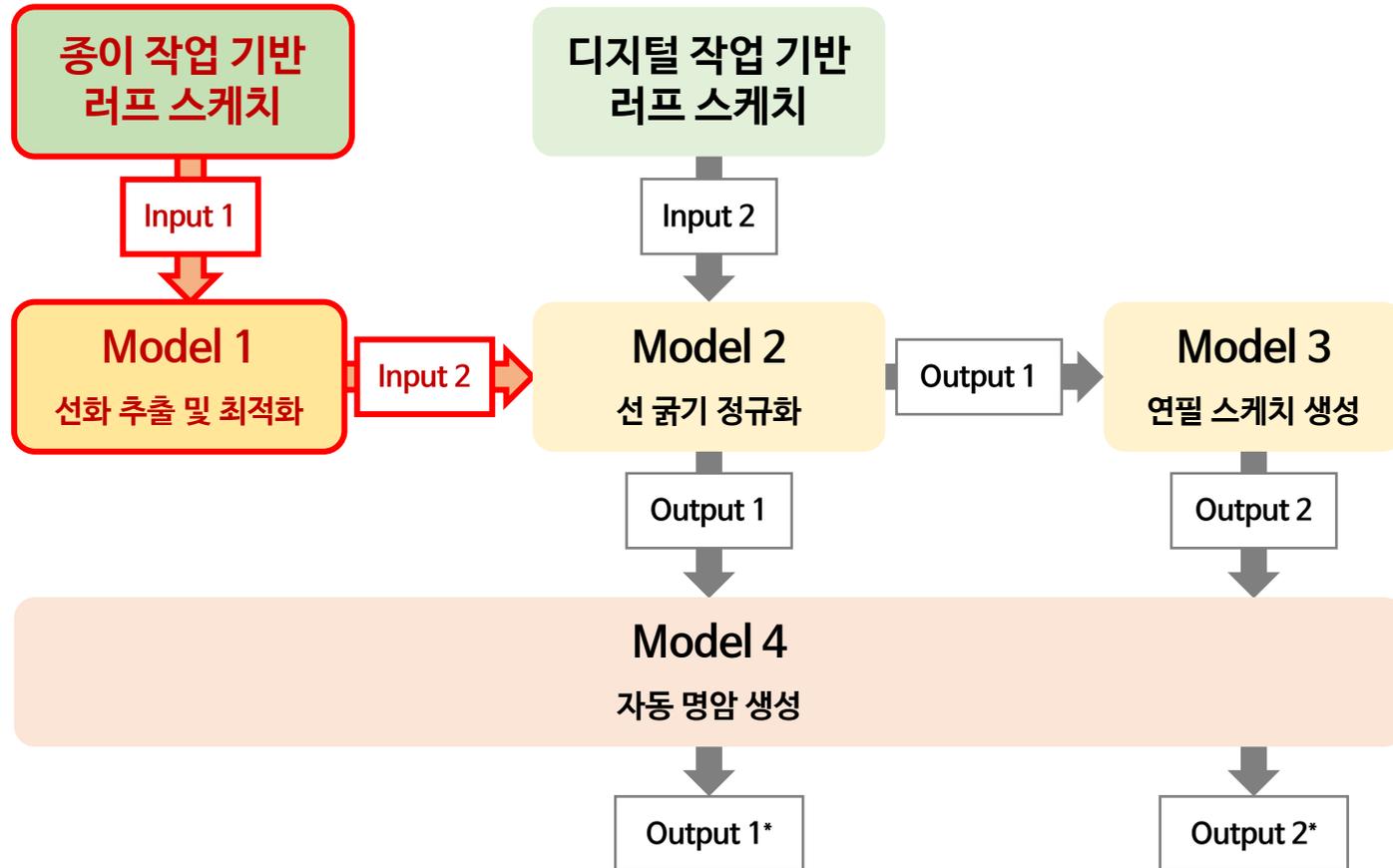
[Output 2]

연필 스케치 스타일 선화
Model 3-1 이용

[Output 1*]

명암이 생성된 선화

Process 1



Model 1. 선화 추출 및 최적화

Simo-Serra *et al.* Mastering Sketching. SIGGRAPH 2018.



[Input]



[Output]

Model 1. 선화 추출 및 최적화

채워져 있는 부분을 noise라 판단하며 선화로 옮기는 과정에서 필압도 일부 반영되는 점을 확인

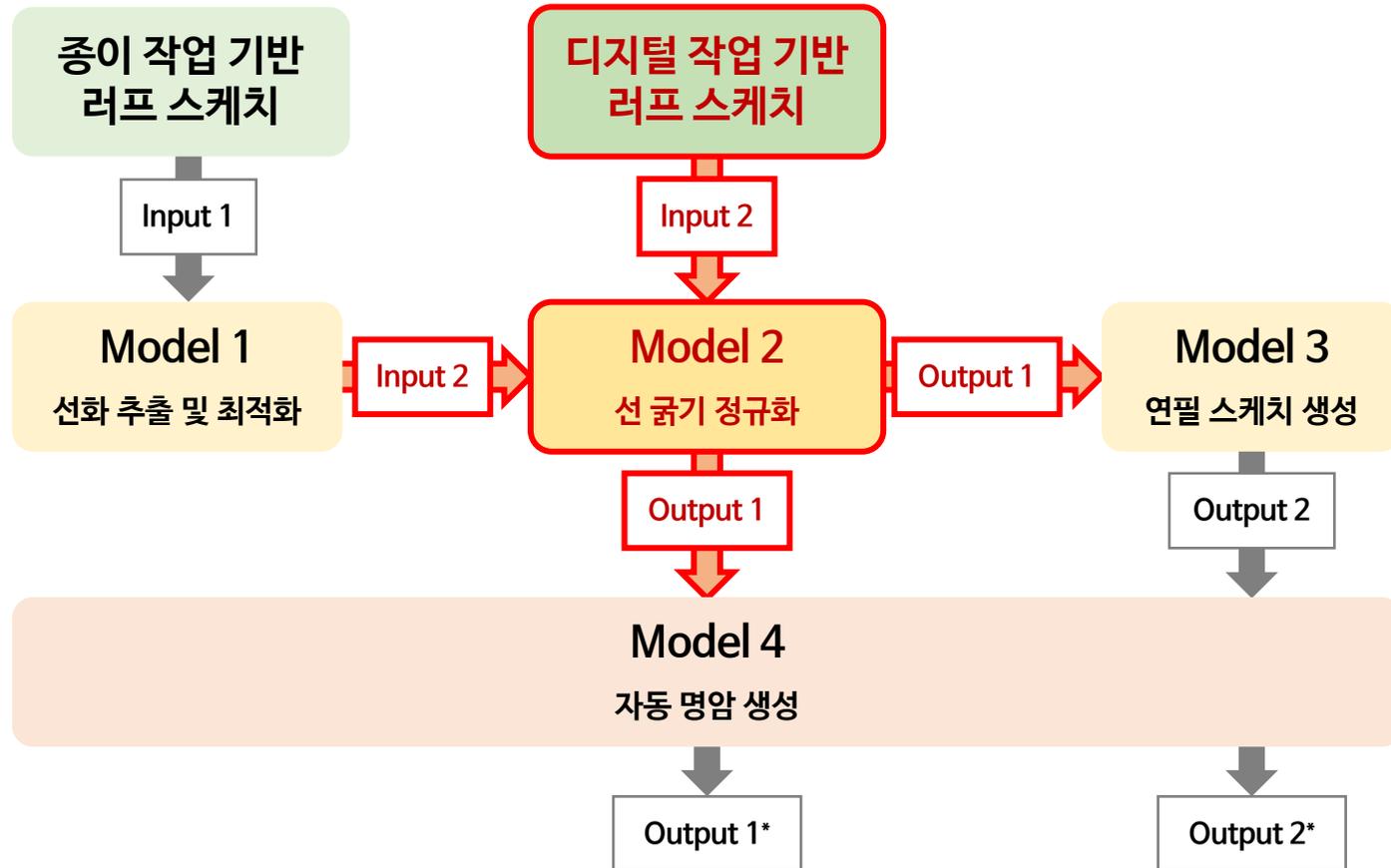


[Input]



[Output]

Process 2



Model 2. 선 굵기 정규화

Simo-Serra *et al.* Real-time data-driven interactive rough sketch inking. **SIGGRAPH 2018.**



[Input]



[Output]

Model 2. 선 굵기 정규화

굵기가 일정하지 않은 선들의 굵기가 일정하게 변화

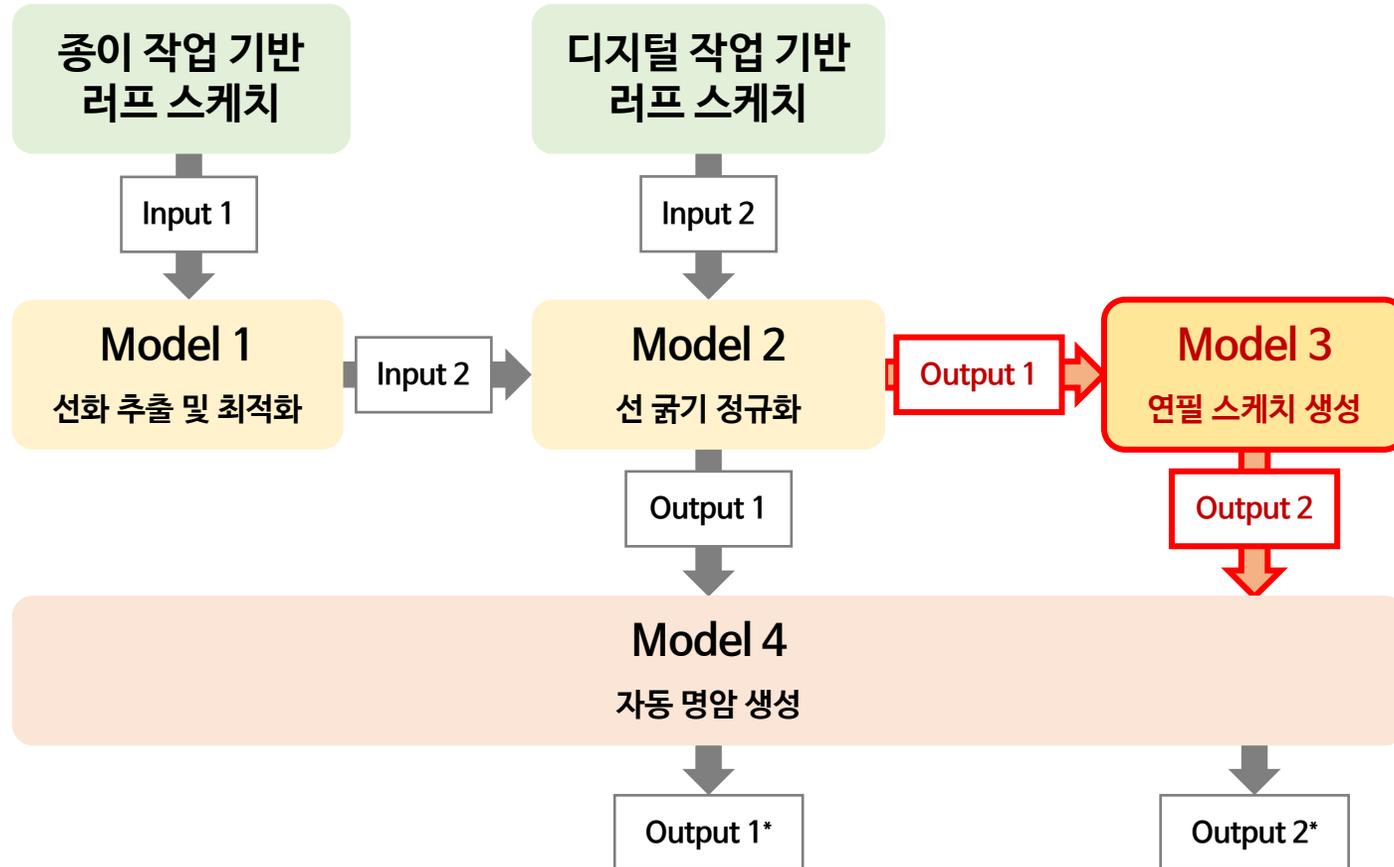


[Input]



[Output]

Process 3



Model 3-1. 연필 스타일 스케치 생성

Simo-Serra *et al.* Mastering Sketching. SIGGRAPH 2018.



[Input]



[Output]

Model 3-1. 연필 스타일 스케치 생성

의도했던 수준의 필압 차이를 보이지 않았으며, 입력된 선 굵기에 따른 이미지 퀄리티, 출력 차이 문제 존재



[Input]



[Output]

Model 3-2. 연필 스타일 스케치 생성

Simo-Serra *et al.* Mastering Sketching. SIGGRAPH 2018.



[Input]



[Output]

Model 3-2. 연필 스타일 스케치 생성

의도했던 수준에 근접한 필압 차이를 보였지만, 선 굵기가 얇아 연한 스케치가 출력

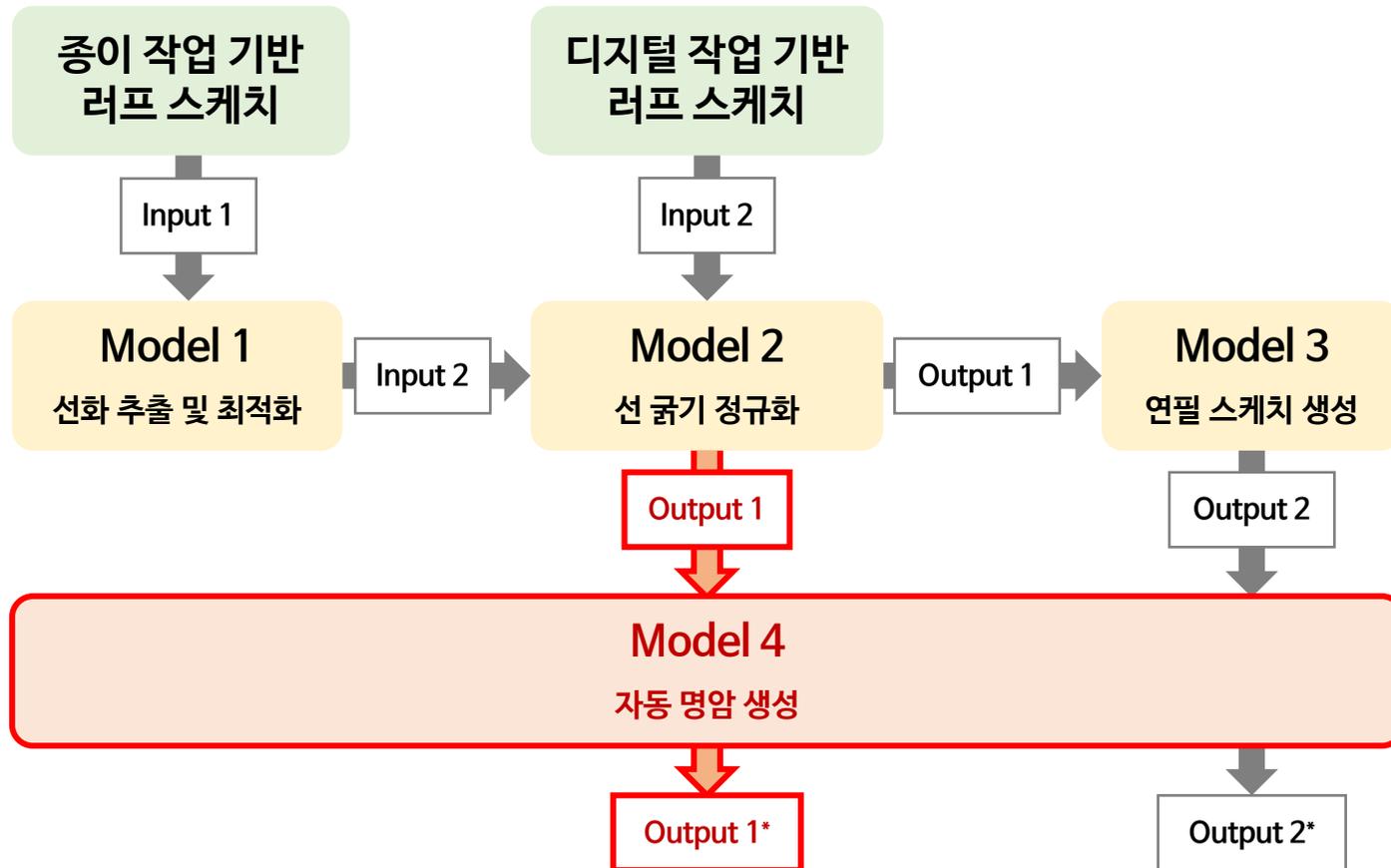


[Input]



[Output]

Process 4



Model 4. 자동 명암 생성

Zheng *et al.* Learning to Shadow Hand-Drawn Sketches. CVPR 2020.



[Input]



[Output]

Model 4. 자동 명암 생성

명암 자동 생성은 잘 이루어지나 전경-배경을 착각하는 문제가 발생하며, 매우 낮은 퀄리티의 이미지 출력



[Input]



[Output]

3 | Discussion

연구 결과 및 논의

우수한 만화용 선화는 필압을 통해 명암과 빛 조절을 표현하여 **입체감**과 **역동성**을 증대

결과 1. 선만 다루는 선화

⇒ 연필 스타일로만 필압이 조절된 선화 출력 파이프라인 구현

명암을 포함하여 보정된 선화

⇒ 질적, 기술적 문제로 제대로 구현하지 못함

결과 2. 출력 결과가 일대일대응으로, 입력 하나, 모델 하나당 출력 하나

연구 결과 및 논의

우수한 만화용 선화는 필압을 통해 명암과 빛 조절을 표현하여 **입체감**과 **역동성**을 증대

논의 1. 잠재요인으로 추측되는 선의 굵기의

선의 면적 특성 반영 및 파라미터 최적화 필요성 제고

논의 2. 연필 스타일 출력 모델을 통해 데이터셋 학습에 따른

선화의 필압 적용 가능성 확인

한계점과 해결방안

한계 1. 필압 적용 선화가 만화용 G펜 기반이 아니라
실제 작업에 바로 적용하기 어려움

한계 2. 균등성에 초점이 맞춰진 모델 및 획일화된 스타일의 출력

한계 3. 도허티 임계보다 긴 턴어라운드 타임으로 인한 생산성 저하
+ 명암 생성시 출력물의 퀄리티 하락 및 자원 과소비

한계점과 해결방안

해결방안 1. 더 많고 다양한 관련 데이터셋 수집으로 개선된 모델 개발

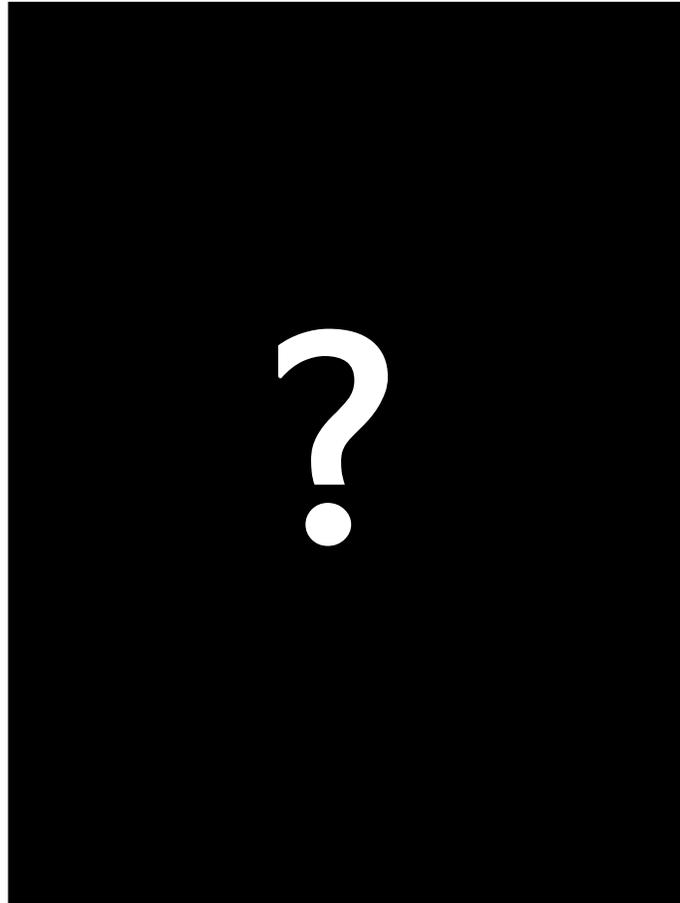
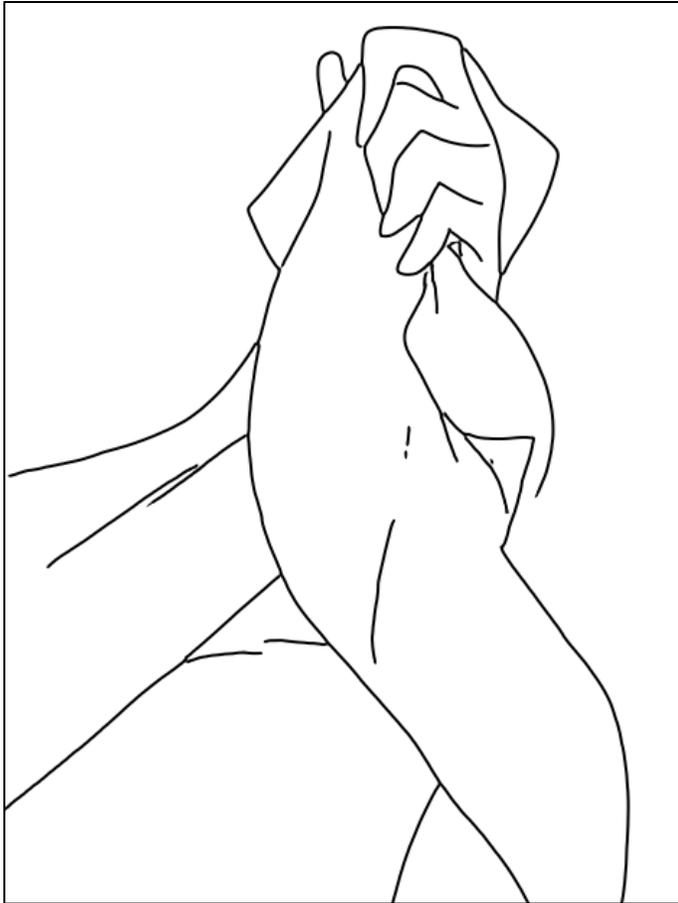
해결방안 2-1. 균등성보다 다양성에 가중치를 둔 창의적 결과 생성 필요

해결방안 2-2. 여러 결과 중 창작자 본인의 표현에 가까운 양식에
가중치를 두어 생성 불확실성 감소

해결방안 3. 잠재 요인 영향 최소화 및 출력 품질을 위한 파라미터 최적화

4 | What's Next?

후속 연구 1. 필압을 입힌 G펜 스타일 선화 생성

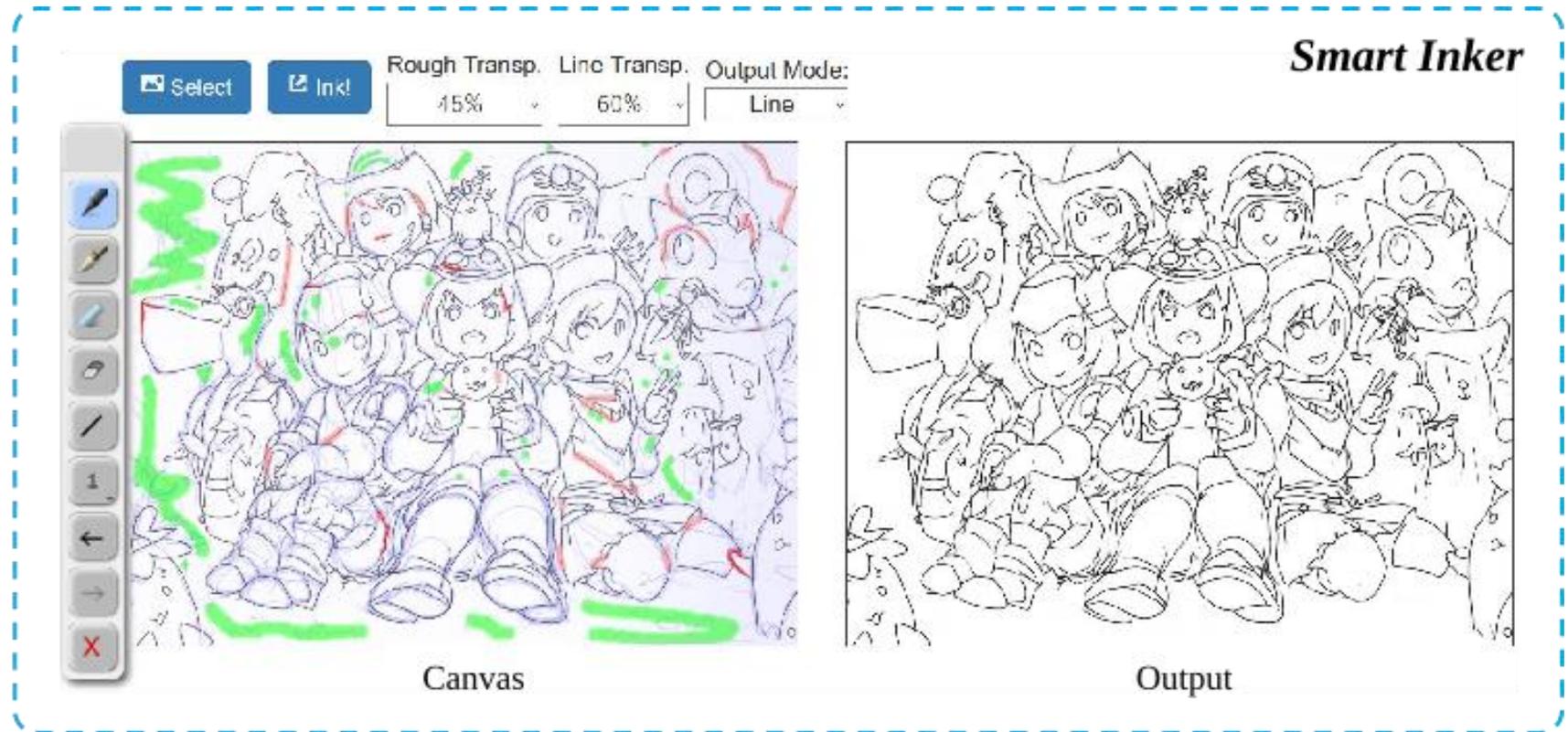
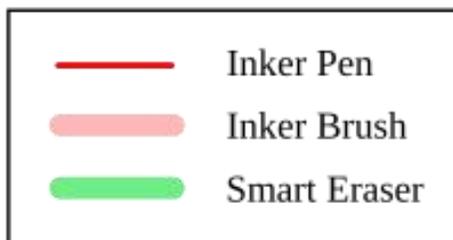


후속 연구 2-1. Interaction 기반 단서 제공 모델 [검토 필요]

Simo-Serra *et al.* Real-time data-driven interactive rough sketch inking. SIGGRAPH 2018.



Input rough sketch





- | | |
|---|--------------|
|  | Inker Pen |
|  | Inker Brush |
|  | Smart Eraser |



후속 연구 2-2. Interaction 기반 단서 제공 모델 [검토 필요]

Chen *et al.* Autocomplete Repetitive Stroking with Image Guidance. SIGGRAPH Asia 2021.



User Input



Suggestions



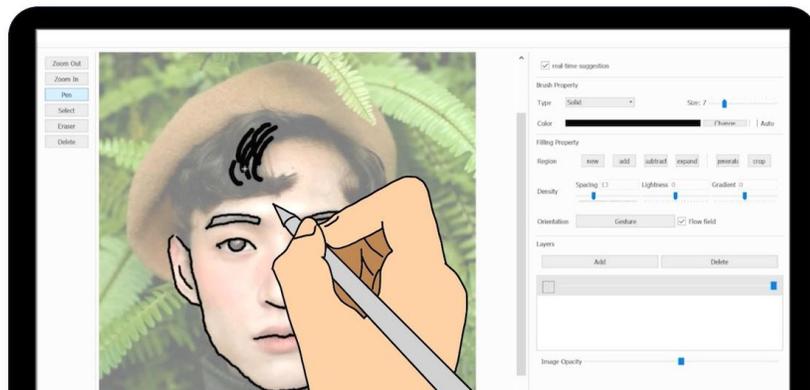
Edit



Accept

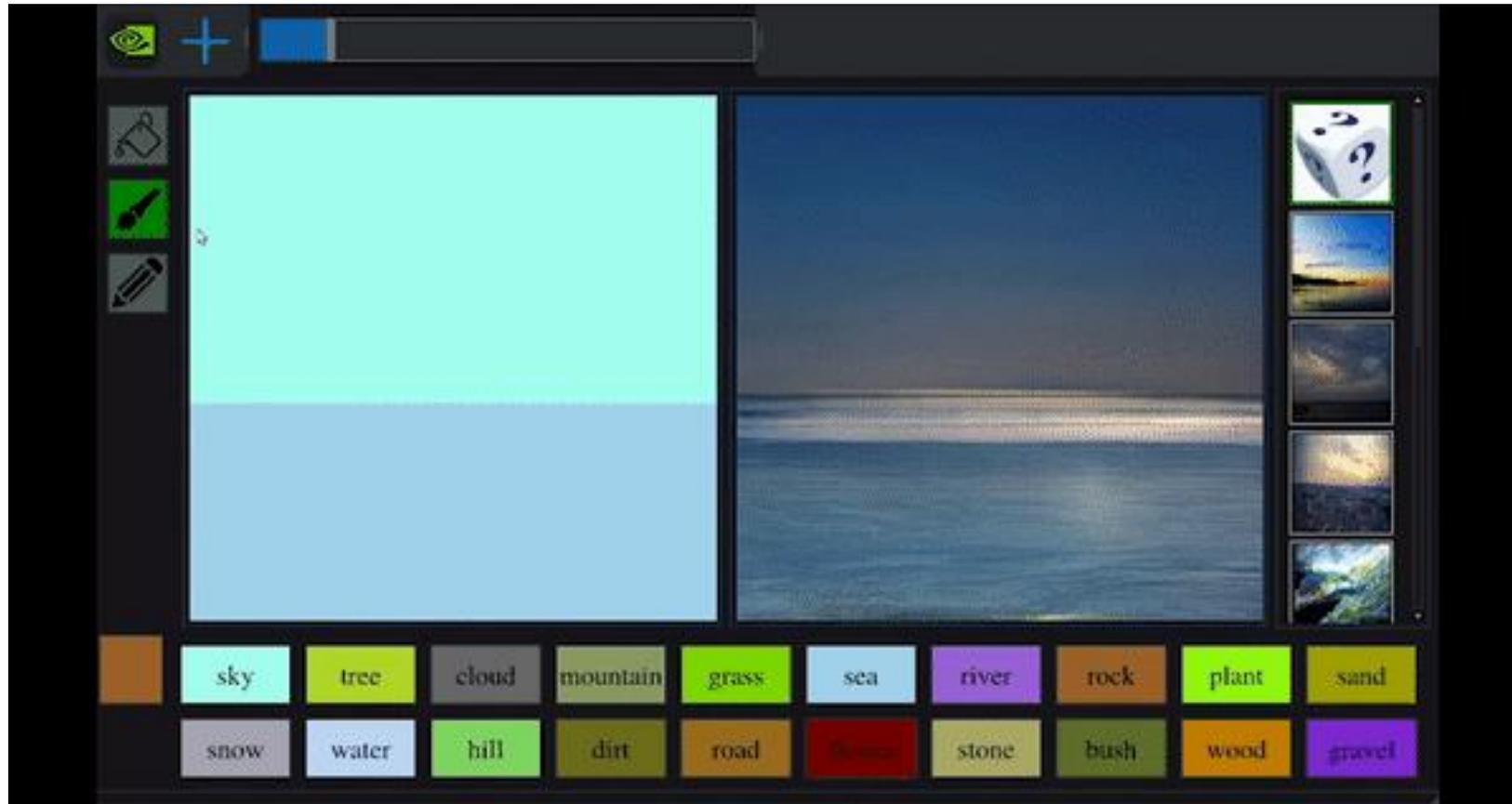


Result



후속 연구 3-1. 단서 기반 정밀 작업 자동화 [검토 필요]

Park *et al.* Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization. CVPR 2019.

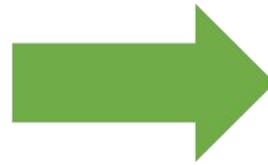


후속 연구 3-2. 단서 기반 정밀 작업 자동화 [검토 필요]

Hao *et al.* GANcraft: Unsupervised 3D Neural Rendering of Minecraft Worlds. ICCV 2021.



Semantically Labeled Block World

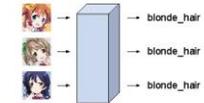


Photorealistic Rendering

디자인공학자와 예술가와의 지속적인 소통



チケットをダウンロードし、3行目で Caffe 用にデータを加工し、4行目で Caffe を実行して学習を行なっている。エラーメッセージなくコマが流れていれば正解にパスと判断し Ctrl+C で強制終了。CPU 温度が室温より高ければ、エラーメッセージが出て実行が終了する。



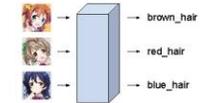
3. 二次元髪色分類モデルの学習

本章では Caffe を使って二次元のかわいい女の子の髪色判別器を学習させる方法を説明する。
まず基礎学習に不慣れな絵師のために、今回行なう教師あり学習およびホルドアウト検証について簡単に説明する。その後、Caffe を実際に動かす具体的な手順を説明していく。

教師あり学習では、ここで得られた出力と教師データを照合し、なるべく正解に近いラベルを出力するように判別器のパラメータを調整する。ここでのパラメータの調整はあくまで正解に出るだけであり、必ずしも今見た教師データに対して正解を出すようにするとは限らない。たとえば次の図では、パラメータ調整後の判別器に同じ画像を入力した結果、2枚の画像について正解するようになっている。

3.1 教師あり学習とホルドアウト検証

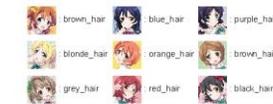
改めて述べても、我々の目標は二次元のかわいい女の子の画像を入力するとその髪の色に対応するラベルを出力するような判別器を導くことである。次の図は、すべての学習、検証と将来の全ての二次元のかわいい女の子の画像に対して、その髪の色を正しく返すような理想的な判別器に、エリーチカの画像を入力した場合の例である。



もちろん、この3枚に対して学習を繰り返しても、他の画像に対しても正解できるとは限らないので、今度は1年生3人の画像を入力してみることにする。



教師あり学習では、このような判別器を作成するための材料として、まず教師データセットを用意する。教師データセットとはこの理想的な判別器の入出力を示すもので、今回の場合は、二次元のかわいい女の子の画像とその正しい髪色ラベルの対応表となる。次の図はラヴァライブ1のキャラクターに対応する教師データセットの例である。



そしてまた同様にして、出力と教師データを照合し、パラメータの調整を行なう。この一連の流れを各教師データに対して繰り返すことにより、次第に判別器のパラメータが調整されていき、正答率を上げることが出来る。

次に、この判別器の正答率を計ることについて考える。どのように計るのが公平だろうか。例えば一つのアイデアとして、持っていた教師データセットすべてを判別器に入れ、正解したデータ数を総教師データ数で割るといった方法が考えられるかもしれない。しかしこの方法だと、学習に用いた教師データを評価にも用いるため、たとえ入力された教師データすべてで正しくても判別器の正答率は必ずしも100%にはなってしまうが、実際にはそのような判別器は未知の画像に対してうまく動くとは限らないため、正しく正答率を評価できるとは言いにくい。

今回の Caffe による画像判別器の作成にあたっては、判別器は深層ニューラルネットワークとして構築され、これに対して教師あり学習が行なわれる。今は深層ニューラルネットワークに関する知識は特に必要ないが、深層ニューラルネットワークは多数のパラメータを持ち、パラメータを調整することによって出力を変化させることができることを理解しておくことは重要である。判別器の学習を開始した直後、このパラメータは初期値であり、入力に対して特に意味のない出力を返すようになっていく。たとえば次の図は、入力した1年生3人の画像に対して、すべて blonde_hair を出力している。

公平な正答率評価を行なうためのもっとも簡単な手法の一つがホルドアウト検証である。ホルドアウト検証では、まず用意した教師データの訓練データ (training dataset) と評価データ (testing dataset) の2つにあらかじめ分割しておく。このとき、評価データのサイズは全教師データ数の 1/3 以下と小さくするのが普通である。そして訓練データの教師データだけを用いて学習を行ない、評価データには評価セットの教師データだけを用いて学習を行ない、評価データをあかじめ学習に使わない

- ❖ d02reams@unist.ac.kr
- ❖ <https://expc.unist.ac.kr>
- ❖ <https://design.unist.ac.kr>

