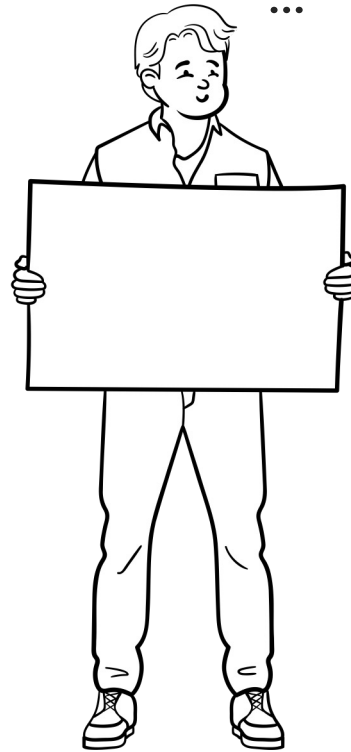


What is the hottest AI model making waves recently?



Many can be the one, but one of them can be ...

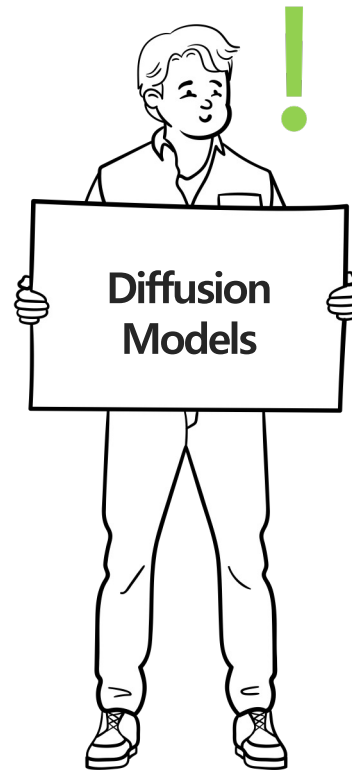




Image Generation / Editing

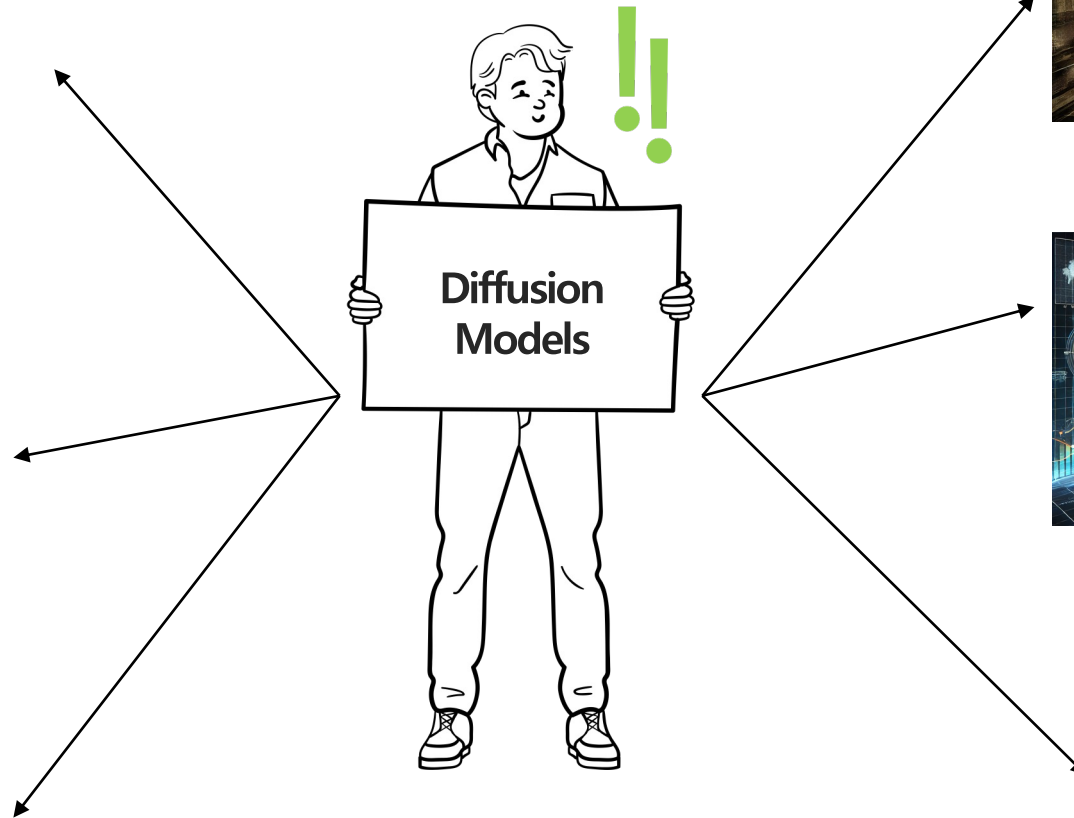


Video Generation / Editing



Text Generation

Many can be the one, but one of them can be ...



Super Resolution



Time Series Analysis

And More!

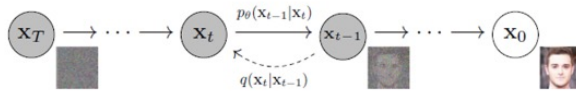
# Welcome to: DMQA Seminar(<http://dmqa.korea.ac.kr/activity/seminar>)

Many can be the one, but one of them can be

## 종료

### Diffusion Probabilistic Models (DDPM)

- Forward process: 데이터( $x_0$ ) + 노이즈 → 랜덤 노이즈( $x_T$ )
- Reverse process: 랜덤 노이즈 ( $x_T$ ) + 노이즈 제거 → 데이터( $x_0$ )
- 노이즈를 제거하는 reverse process를 학습할 수 있다면 랜덤 노이즈로부터 데이터 생성 가능



## Score-based Generative Models and Diffu

발표자:  **조한샘**

📅 2022년 2월 11일

🕒 오후 1시 ~

📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)

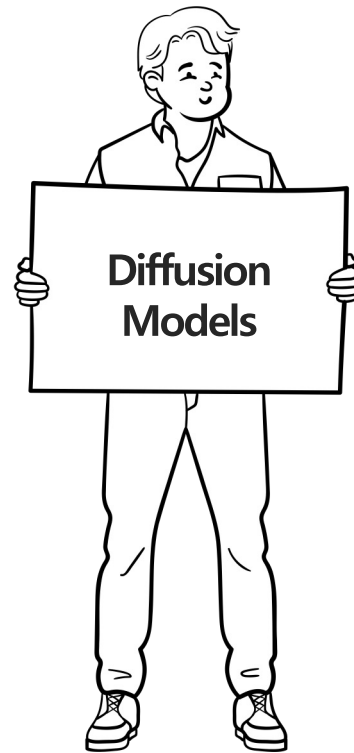
[세미나 정보 보기](#) →

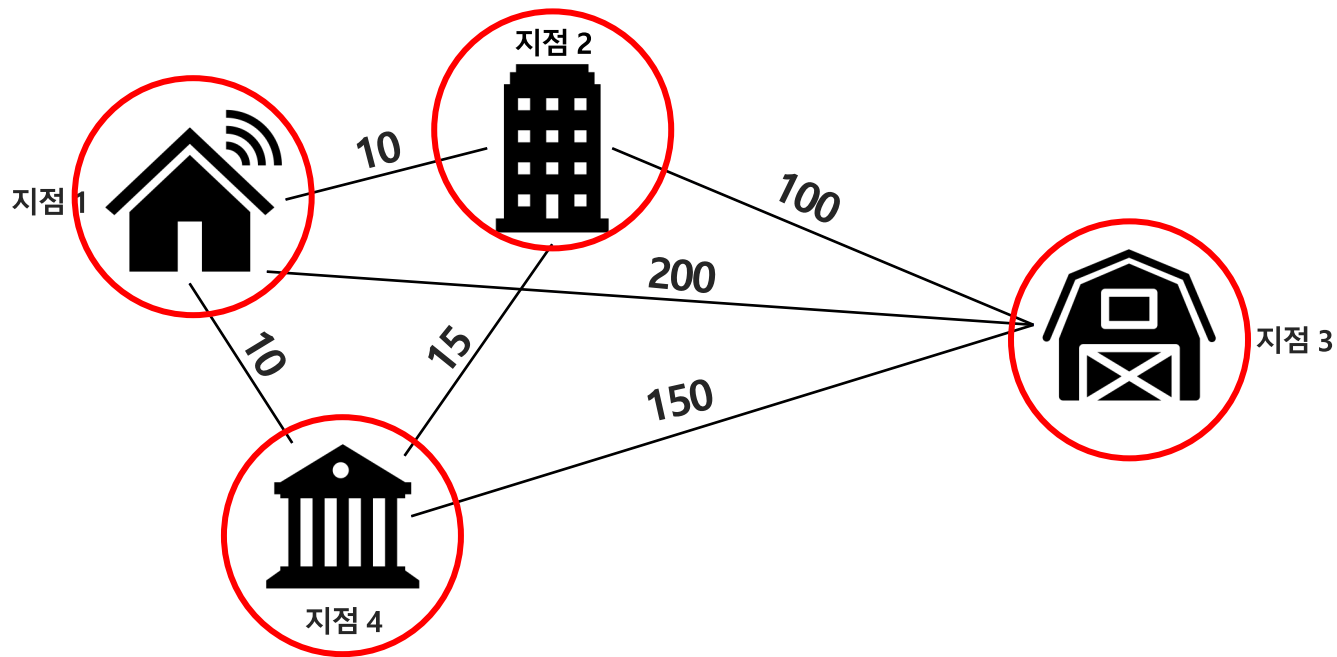
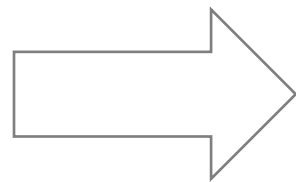
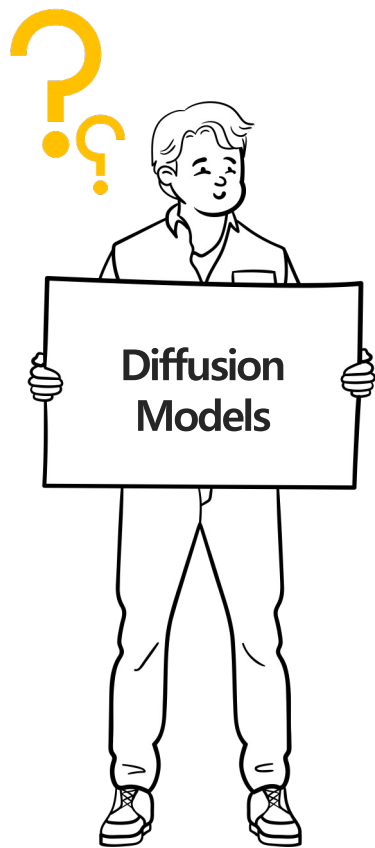
## Diffusion Models

<p><b>종료</b></p> <p>Enhance Prompt Understanding In Text-to-Image Diffusion Model</p> <p>2024.02.11 이진우</p> <p>Enhance prompt understanding in diffu</p> <p>발표자: 이진우</p> <p>📅 2024년 12월 27일</p> <p>🕒 오전 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Time Series Anomaly Detection Using Diffusion Models</p> <p>Seokho Moon</p> <p>Time Series Anomaly Detection Using Dif</p> <p>발표자: 문석호</p> <p>📅 2024년 11월 15일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Diffusion Models for Tabular Data</p> <p>Yongchan Jo</p> <p>Diffusion Models for Tabular Data</p> <p>발표자: 유지현</p> <p>📅 2024년 10월 18일</p> <p>🕒 오전 9시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>
<p><b>종료</b></p> <p>The Inherent Ability to Find Semantic Correspondences in Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.07.16 Data Mining &amp; Quality Analytics Lab.</p> <p>The Inherent Ability to Find Semantic Co</p> <p>발표자: 박태남</p> <p>📅 2024년 8월 2일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Super Resolution with Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.07.16 Data Mining &amp; Quality Analytics Lab.</p> <p>Super resolution with diffusion models</p> <p>발표자: 장구민</p> <p>📅 2024년 7월 19일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Direct Preference Optimization with Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.07.16 Data Mining &amp; Quality Analytics Lab.</p> <p>Direct Preference Optimization with Diffu</p> <p>발표자: 장진희</p> <p>📅 2024년 5월 31일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>

<p><b>종료</b></p> <p>Enhancing Prompt Understanding In Text-to-Image Diffusion Model</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 이진우</p> <p>Enhancing prompt understanding in diffi</p> <p>발표자: 이진우</p> <p>📅 2024년 5월 31일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>The Two Formulations of Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 이종현</p> <p>The Two Formulations of Diffusion Model</p> <p>발표자: 이종현</p> <p>📅 2024년 3월 22일</p> <p>🕒 오후 3시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Unsupervised Out-of-Distribution Detection using Diffusion and Consistency Models</p> <p>Seokho Moon</p> <p>Unsupervised Out-of-Distribution Detecti</p> <p>발표자: 문석호</p> <p>📅 2024년 3월 15일</p> <p>🕒 오후 1시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Accelerating Diffusion Models: Consistency Models and Hybrid Approach</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 조한샘</p> <p>Accelerating Diffusion Models: Consisten</p> <p>발표자: 조한샘</p> <p>📅 2023년 12월 15일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Applications of Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar (2024. 11. 16)</p> <p>2024.11.16 Data Mining &amp; Quality Analytics Lab.</p> <p>Applications of Diffusion Models</p> <p>발표자: 박태남</p> <p>📅 2023년 9월 15일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Introduction to Personalization with Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 장진희</p> <p>Introduction to Personalization with Diff</p> <p>발표자: 장진희</p> <p>📅 2023년 9월 15일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>
<p><b>종료</b></p> <p>Diffusion Models for Time Series</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 송창욱</p> <p>Diffusion models for Time-series</p> <p>발표자: 송창욱</p> <p>📅 2024년 3월 8일</p> <p>🕒 오전 9시 ~</p> <p>📺 고려대학교 신공학관 218호</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Controllable Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 유지현</p> <p>Controllable Diffusion Models</p> <p>발표자: 유지현</p> <p>📅 2024년 2월 16일</p> <p>🕒 오전 9시 ~</p> <p>📺 고려대학교 신공학관 218호</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Diffusion-based Anomaly Detection</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 안시후</p> <p>Diffusion-based Anomaly Detection</p> <p>발표자: 안시후</p> <p>📅 2024년 1월 12일</p> <p>🕒 오후 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Image Editing with Diffusion Model</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 이진우</p> <p>Image Editing with Diffusion Model</p> <p>발표자: 이진우</p> <p>📅 2023년 8월 25일</p> <p>🕒 오전 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Conditional Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 이종현</p> <p>Conditional Diffusion Models</p> <p>발표자: 이종현</p> <p>📅 2023년 6월 25일</p> <p>🕒 오전 12시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>	<p><b>종료</b></p> <p>Improving Sampling Speed of Diffusion Models</p> <p>DMQA Open Seminar</p> <p>2024.02.11 조한샘</p> <p>Improving Sampling Speed of Diffusion M</p> <p>발표자: 조한샘</p> <p>📅 2023년 2월 10일</p> <p>🕒 오후 1시 ~</p> <p>📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)</p> <p>세미나 정보 보기 →</p>

## Text Generation





Combinatorial Optimization Problem

---

Open DMQA Seminar

# Defying Boundaries - Diffusion Models in Combinatorial Optimization

---



Data Mining & Quality Analytics Lab.

**차민성(Minsung Cha)**

고려대학교 산업경영공학과

# Speaker



## ❖ 차민성 (Minsung Cha)

- 고려대학교 일반대학원 산업경영공학과 재학
- Data Mining & Quality Analytics Lab. (지도교수: 김성범 교수님)
- M. S. Student (2023.03 ~ Present)

## ❖ Research Interest

- Reinforcement Learning
- Deep Learning Algorithms
- Optimization

## ❖ Contact

- E-mail | [djpanda1217@korea.ac.kr](mailto:djpanda1217@korea.ac.kr)



# Introduction

## ❖ 최근 데이터 생성의 강력한 도구로 자리잡은 Diffusion Models

- 원본 데이터에 노이즈를 점진적으로 추가하는 과정(**forward process**)과
- 노이즈가 추가된 데이터로부터 원본 데이터를 점진적으로 복원하는 과정(**reverse process**)을 통해
- **데이터의 분포를 학습**하고, 학습된 분포를 기반으로 **새로운 고품질 데이터를 생성**
- 최근 이미지 영역 뿐만 아니라, **다양한 영역의 고품질 데이터 생성**을 위한 도구로 각광받고 있음

Forward Process: 원본 데이터에 노이즈 추가



Reverse Process: 노이즈 추가 데이터로부터 원본 데이터 복원

# Introduction


## ❖ 최근 데이터 생성의 강력한 동향

- 원본 데이터에 노이즈를 첨가
- 노이즈가 추가된 데이터로부터
- 데이터의 분포를 학습하고,
- 최근 이미지 영역 뿐만 아니라

**종료** Diffusion Probabilistic Models (DDPM)

- Forward process: 데이터( $x_0$ ) + 노이즈  $\rightarrow$  랜덤 노이즈( $x_T$ )
- Reverse process: 랜덤 노이즈( $x_T$ ) + 노이즈 제거  $\rightarrow$  데이터( $x_0$ )
- 노이즈를 제거하는 reverse process를 학습할 수 있다면 랜덤 노이즈로부터 데이터 생성 가능

**Score-based Generative Models and Diffusion Models**

발표자:  조한샘

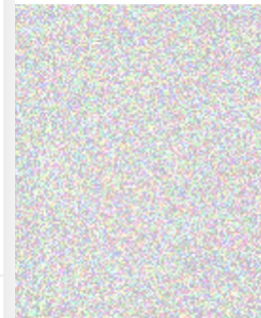
📅 2022년 2월 11일

🕒 오후 1시 ~

📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)

세미나 정보 보기  $\rightarrow$

(reverse process)을 통해  
생성  
구로 각광받고 있음



Reverse Process: 노이즈 추가 데이터로부터 랜덤 데이터 복원

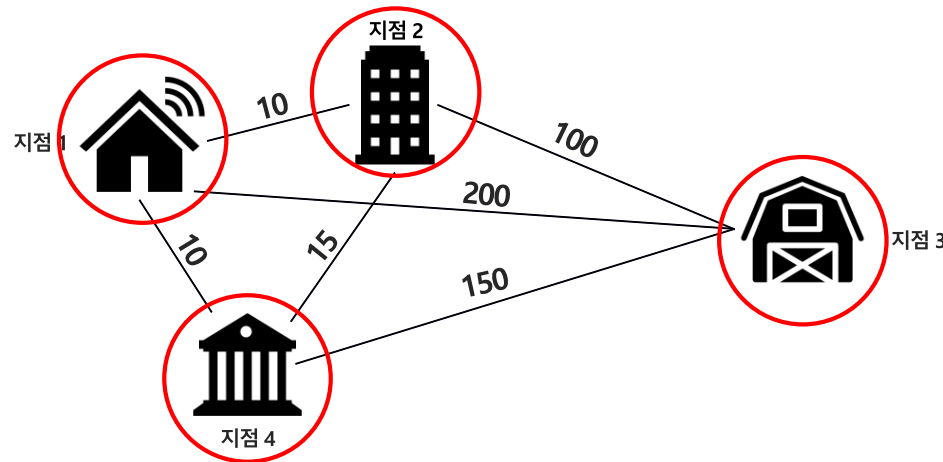
**Seminar Full Name: Score-based Generative Models and Diffusion Models**

이미지 출처: <https://developer.nvidia.com/blog/improving-diffusion-models-as-an-alternative-to-gans-part-1/>

# Introduction

## ❖ 최적화 분야의 대표적인 난제, Combinatorial Optimization(CO)

- 이산적 해 공간에서 최적해를 찾거나,
- 주어진 제약 조건을 만족하는 해 중 가장 좋은 해를 도출하는 것이 목표
- 잘 풀 수 있다면 현실 문제 해결의 효율성을 극대화할 수 있으나, 일반적으로 **다항 시간 내 해결 가능한 알고리즘이 알려져있지 않으며**, 문제의 크기에 따라 해 공간이 기하급수적으로 증가하여 모든 해를 탐색하기 어려움



A Canonical Example of CO Problems:  
**TSP(Traveling Salesman Problem)**

**Naïve Approach:**  
하나씩 가능한 경로 찾아보고  
길이가 최소인 경로를 찾으면 된다!

방문 지점이  $n$ 개라면  
탐색해야할 경로의 수는

$$n! \times \frac{1}{n} \times \frac{1}{2} = \frac{(n-1)!}{2}$$

# Introduction

## ❖ 최적화 분야의 대표적인 난제, Combinatorial Optimization(CO)

- 이산적 해 공간에서 최적해를 찾거나,
- 주어진 제약 조건을 만족하는 해 중 가장 좋은 해를 도출하는 것이 목표
- 잘 풀 수 있다면 현실 문제 해결의 효율성을 극대화할 수 있으나, 일반적으로 **다항 시간 내 해결 가능한 알고리즘이 알려져있지 않으며**, 문제의 크기에 따라 **해 공간이 기하급수적으로 증가**하여 모든 해를 탐색하기 어려움

월 655만원 = 455개/일, 53개/1시간당 배송해야 연봉 1억

유튜브 1개 프로그램으로 월 150만원 가량의 광고수익을 얻으려면 얼마나 클릭을 받아야 할까? 이 정도의 수입을 얻으려면 약 100만 번의 클릭을 받아야 가능 하단다.

통상 일선 택배 배송근로자 연봉 1억 원에 연봉자 실 수령액은 약 700만원/월 가량이다. 일반 급여자와 비교해 소득세부분은 절반에 그쳐 각종 세금을 제외하면 순수하게 손에 쥐는 급여액은 예상보다 적은 액수다. 여기서 차량운영비와 소모성 비용을 제외하면 그 액수는 더욱 초라해 진다.

반면 1인 택배근로자가 이 정도의 수입을 얻으려면 하루 배송물량은 무려 400개에 달한다. 하루 수입은 28만원이다. 예전처럼 배송지역이 넓었다면 슈퍼맨만 가능할 수치다. 그렇다고 배송구역의 밀도가 높고, 배송상품의 크기가 작아도 이 정도의 물량을 보통의 근로자가 소화하려면 물리적으로 쉽지 않은 양이다.

### A Canonical Example of CO Problems: TSP(Traveling Salesman Problem)

**Naïve Approach:**  
하나씩 가능한 경로 찾아보고  
길이가 최소인 경로를 찾으면 된다!

**방문 지점이  $n$ 개라면  
탐색해야할 경로의 수는**

$$\frac{(n-1)!}{2} = \frac{454!}{2}$$

출처: 물류신문, "택배근로자 연봉 '1억 진실은', 소모적 논쟁 끝내야" 2021년 7월 15일. (<https://www.klnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=301954>)

# Introduction

## ❖ 최적화 분야의 대표적인

- 이산적 해 공간에서 최적
- 주어진 제약 조건을 만족
- 잘 풀 수 있다면 현실 문

이 알려져있지 않으며,

월 655만원 = 455개/일, 53

유튜브 1개 프로그램으로 월

도의 수입을 얻으려면 약 10

통상 일선 택배 배송근로자

와 비교해 소득세부분은 절

적은 액수다. 여기서 차량운

반면 1인 택배근로자가 이 중

은 28만원이다. 예전처럼 바

가 높고, 배송상품의 크기가

않은 양이다.

AC

### TSP(Trav

출처: 물류신문, "택배근로자 연봉 '1억 진실은', 소모적 논쟁 끝내야" 20

종료

## Machine Learning Driven Heuristics for Combinatorial Optimization Problems

Core Algorithms



2024.05.17

Data Mining & Quality Analytics Lab. Open Seminar

## Machine Learning Driven Heuristics for C

발표자:



차민성

📅 2024년 5월 17일

🕒 오전 12시 ~

📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)

세미나 정보 보기 →

상 시간 내 해결 가능한 알고리즘

모든 해를 탐색하기 어려움

**Naïve Approach:**

가장 빠른 가능한 경로 찾아보고

최소인 경로를 찾으면 된다!

방문 지점이  $n$ 개라면

탐색해야할 경로의 수는

$$\frac{(n-1)!}{2} = \frac{454!}{2}$$

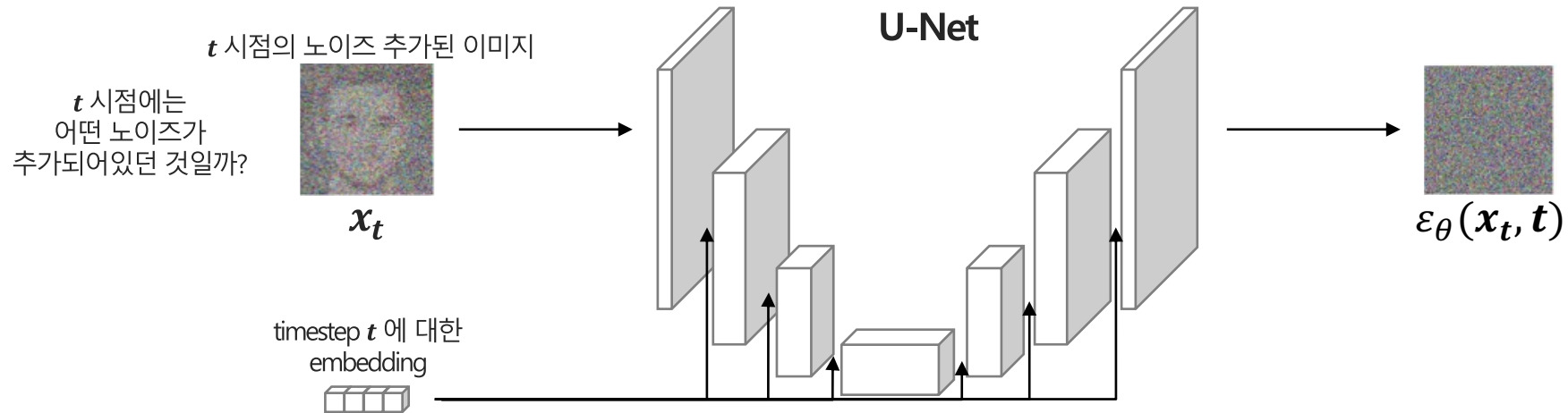
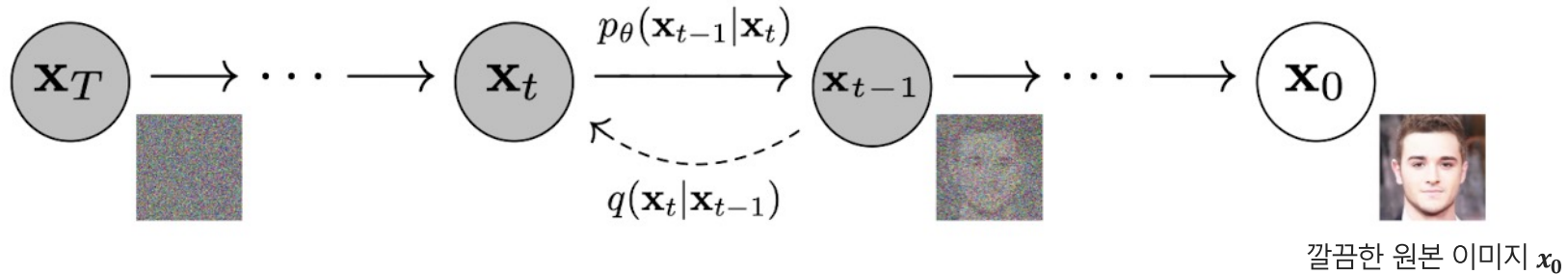
HOW?

# DIFUSCO [NeurIPS 2023]

Graph-based Diffusion Solvers for Combinatorial Optimization

❖ 기존 Diffusion Models에서는 어떻게 데이터의 분포를 학습했는가?

DDPM

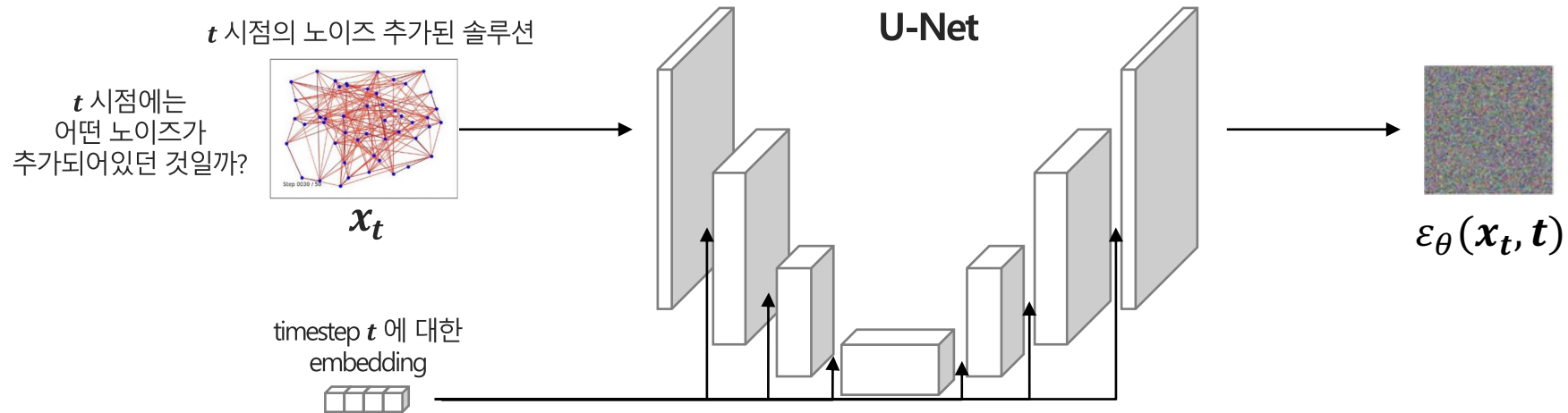
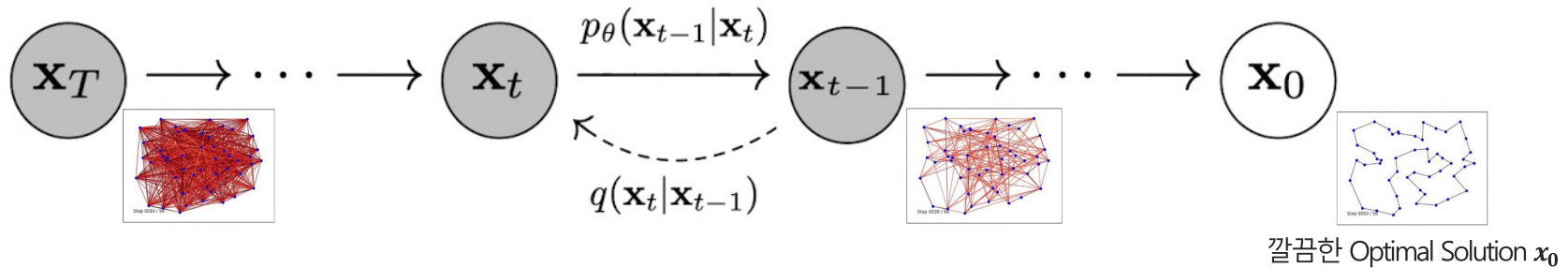


# DIFUSCO [NeurIPS 2023]

Graph-based Diffusion Solvers for Combinatorial Optimization

❖ Combinatorial Optimization 관점에서 어떻게 Optimal Solution의 분포를 학습할 수 있을 것인가?

DIFUSCO



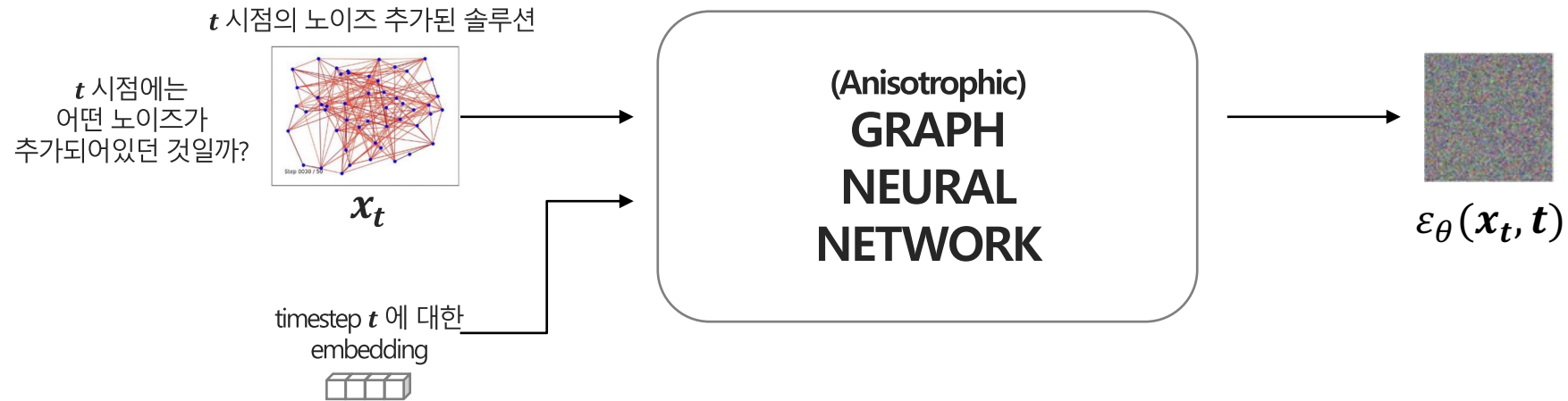
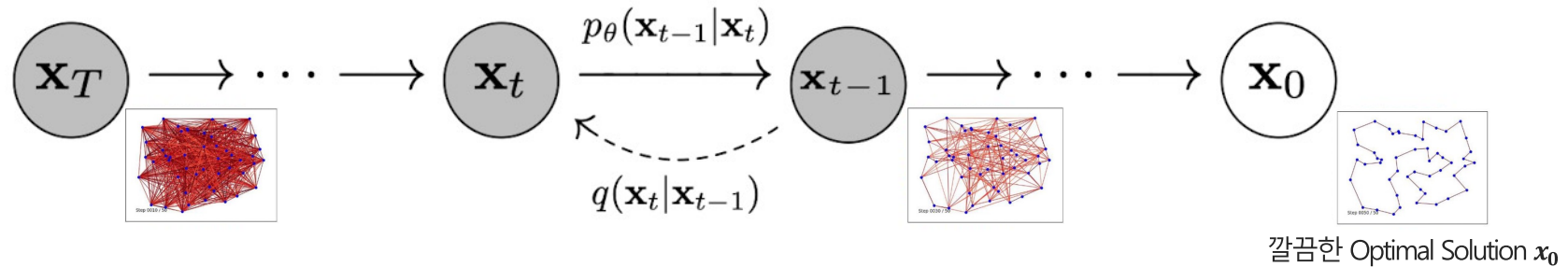


# DIFUSCO [NeurIPS 2023]

Graph-based Diffusion Solvers for Combinatorial Optimization

❖ Combinatorial Optimization 관점에서 어떻게 Optimal Solution의 분포를 학습할 수 있을 것인가?

DIFUSCO



WHY?

# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도 높음  
Scalability Issue

### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

다중 모드 분포를 모델링하는 데 한계

### Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 한계  
Scalability Issue

# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

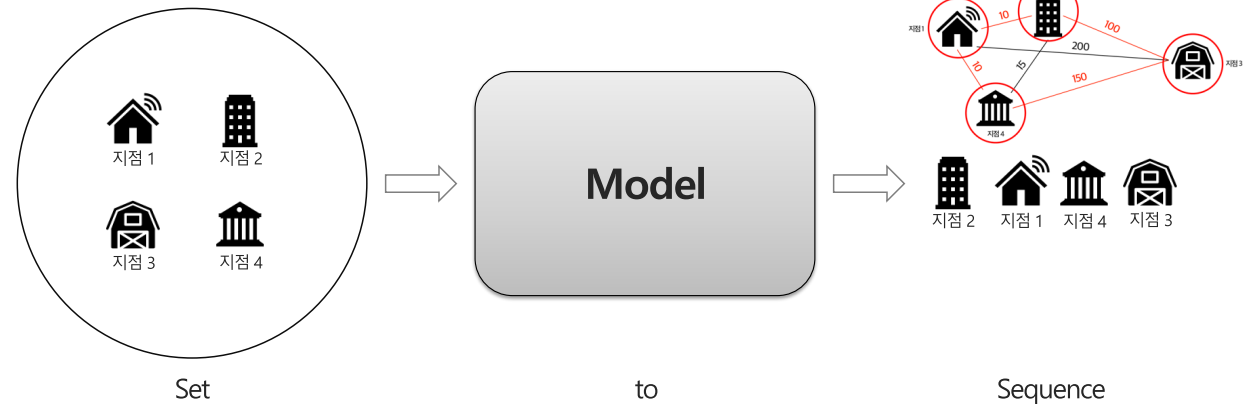
계산복잡도 높음  
Scalability Issue

### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

다중 모드 분포를 모델링하는 데 한계

### Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality



중요

### Machine Learning Driven Heuristics for Combinatorial Optimization Problems

Core Algorithms

2024.05.17  
Data Mining & Quality Analytics Lab, Open Seminar

#### Machine Learning Driven Heuristics for C

발표자: 차민성

2024년 5월 17일  
오전 12시 ~  
온라인 비디오 시청 (YouTube)

세미나 정보 보기 →

# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도 높음  
Scalability Issue

### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

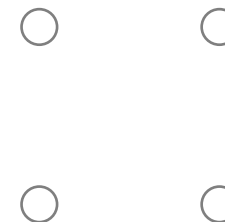
다중 모드 분포를 모델링하는 데 한계

### Improvement Heuristics Solvers

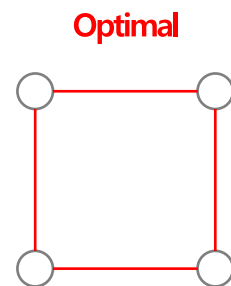
학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality

방문 지점이 4개니까  
가능한 총 경로의 수는

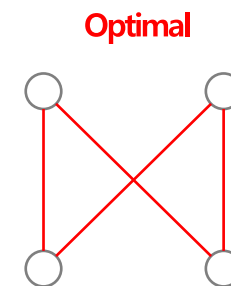
$$\frac{(4 - 1)!}{2} = 3$$



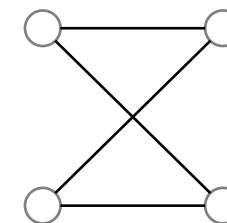
## Problem Instance



Sol. #1  
Total Length = 10



Sol. #2  
Total Length = 10



Sol. #3  
Total Length = 15

## 다중 모드 분포의 예시

# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

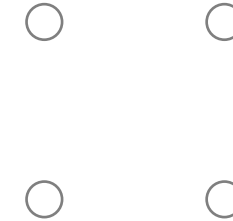
계산복잡도 높음  
Scalability Issue

### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

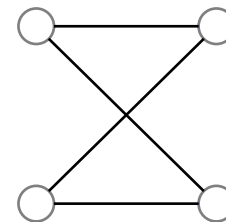
다중 모드 분포를 모델링하는 데 한계

### Improvement Heuristics Solvers

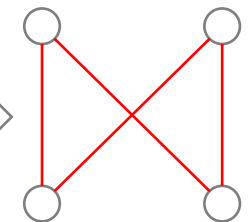
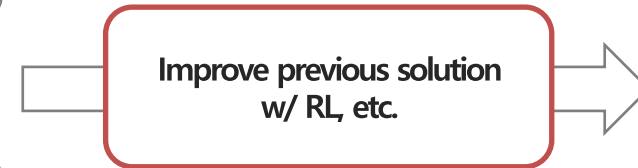
학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality



## Problem Instance



**Current Solution**  
Total Length = 15



**Better Solution**  
Total Length = 10

# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도 높음  
Scalability Issue

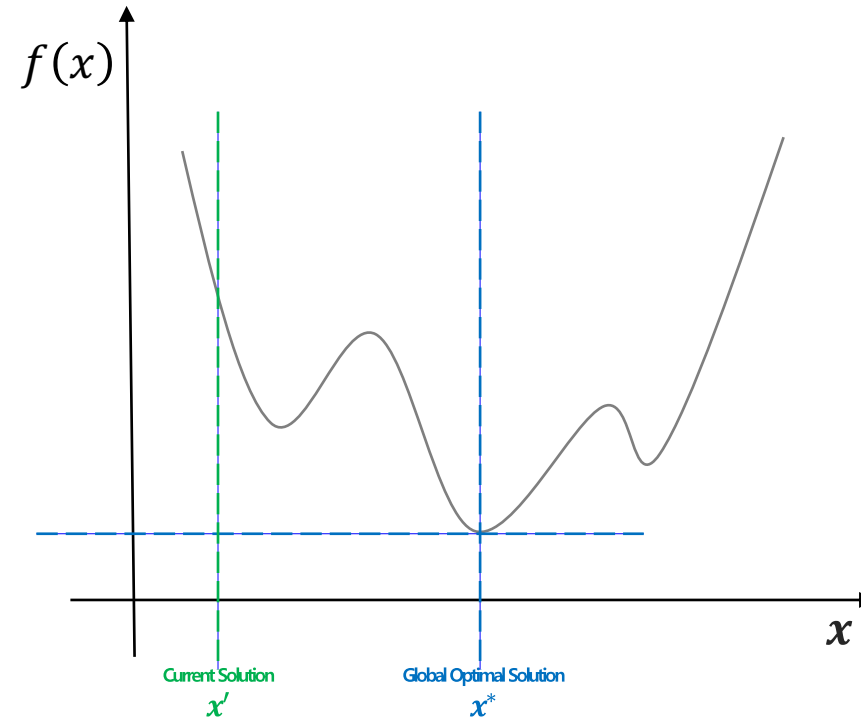
### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

다중 모드 분포를 모델링하는 데 한계

## Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality

$\min f(x)$



# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도 높음  
Scalability Issue

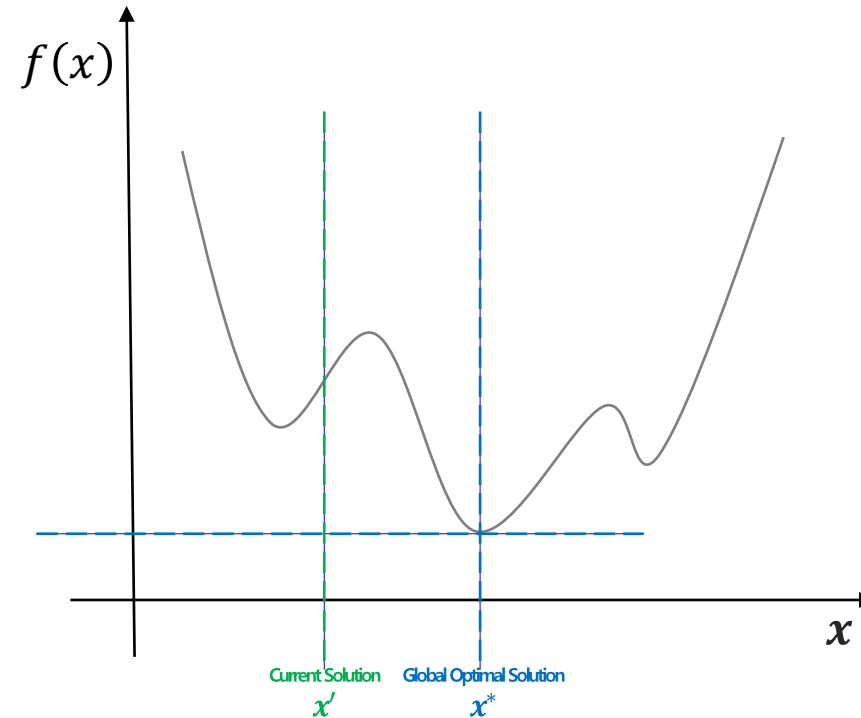
### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

다중 모드 분포 모델링에 한계

## Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality

$\min f(x)$





# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도 높음  
Scalability Issue

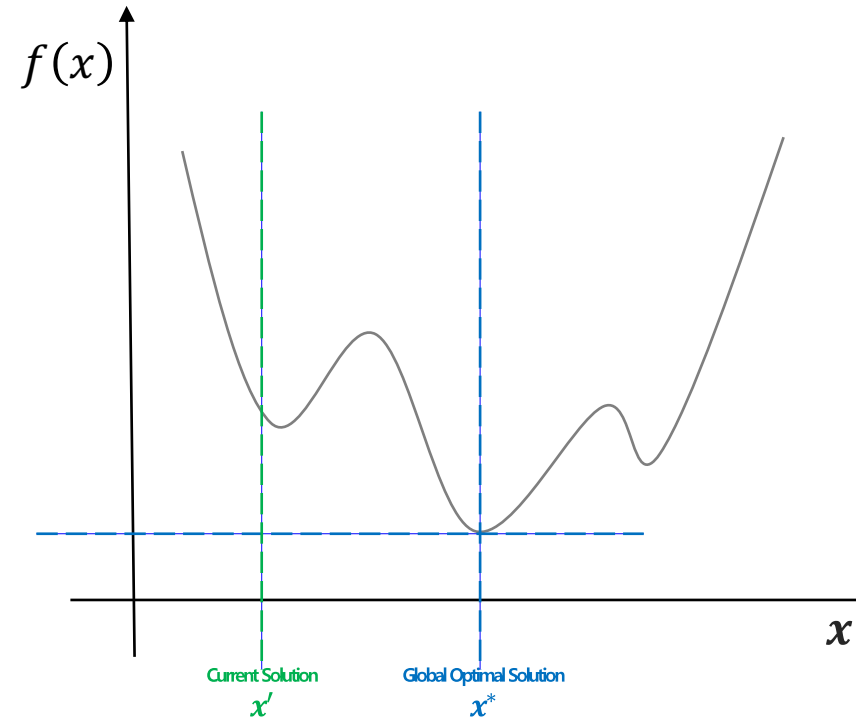
### Non-Autoregressive, Constructive Solvers

다중 모드 분포 모델링에 한계

## Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 한계  
Scalability Issue  
Local Optimality

$\min f(x)$



# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

### Autoregressive, Constructive Solvers

계산복잡도  
Scalability Issue

### Non-Autoregressive Solvers

다중 모드 분포 모델링에 한계

### Improvement Heuristics Solvers

학습 효율성 하계  
Scalability  
Locality

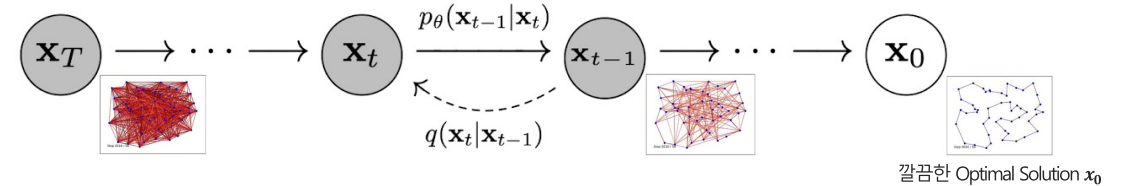
**SOLVED**

**SOLVED**

## DIFUSCO

### 다중 모드 분포 모델링 및 학습 가능

Forward Process에서 노이즈 추가로 해 다양화  
Reverse Process에서 노이즈 제거로 해 정교화  
→ 다중 모드 분포 자연스럽게 학습 가능, 다양한 해 추론



# Why Diffusion?

Previous Models vs. DIFUSCO

## Previous Models

Autoregressive, Convolutional Solvers

**SOLVED**

issue

Non-Autoregressive Solvers

**SOLVED**

다중 스케일링에 한계

Improvement Heuristics Solvers

**SOLVED**

학습

quality

## DIFUSCO

병렬 추론 가능

병렬적 추론이 가능  
→ 기존 Solver 대비 **계산 효율성 개선**  
+) Scalability는 실험으로 입증 (대규모 문제에서도 안정적으로 작동)

# Additional Components

## Discrete Diffusion & Cosine Denoising Scheduling

### ❖ Discrete Diffusion

- Combinatorial Optimization 문제의 해 공간은 이산 공간
- 이산적 데이터에 대한 연산에 최적화된, Bernoulli Noise를 활용한 Discrete Diffusion의 도입으로 문제의 형태에 더 적합한 Diffusion 과정 도입
- 실험을 통해 Continuous Diffusion, Discrete Diffusion을 모두 적용하고, Discrete Diffusion이 더 우수한 성능을 보임을 확인

$$q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) := \mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \sqrt{1 - \beta_t} \mathbf{x}_{t-1}, \beta_t \mathbf{I})$$

[Forward Process of Continuous Diffusion] 연속적 데이터에 적용 (from. DDPM)

$$q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = \text{Cat}(\mathbf{x}_t; \mathbf{p} = \mathbf{x}_{t-1} \mathbf{Q}_t)$$

[Forward Process of Discrete Diffusion] 이산적 데이터에 적용 (from. D3PM)  
DIFUSCO는 위 수식을 기반으로 하되 Bernoulli Noise를 활용

### ❖ Cosine Denoising Scheduling

- Inference 과정에서 Linear/Cosine Denoising Scheduling을 비교
- Cosine Denoising Scheduling이 문제 해결에 더 우수함을 실험적으로 증명

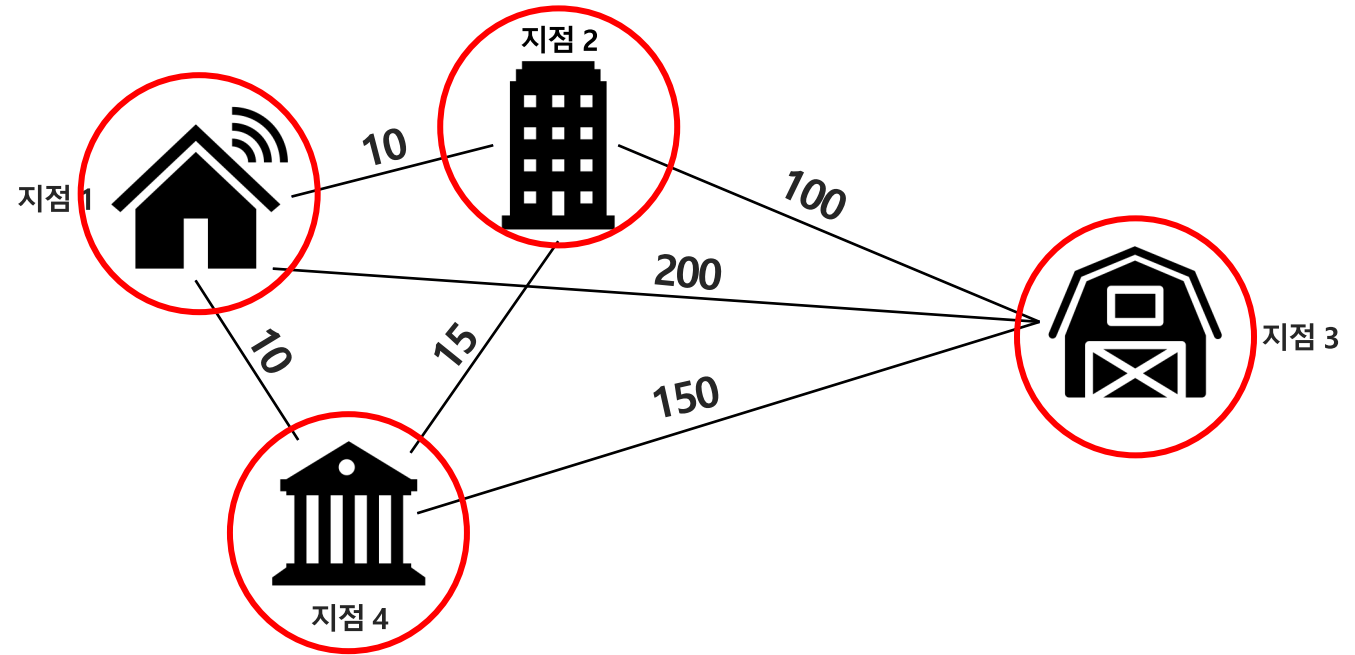
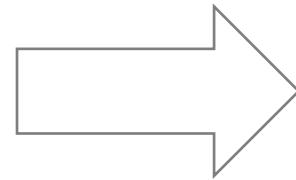
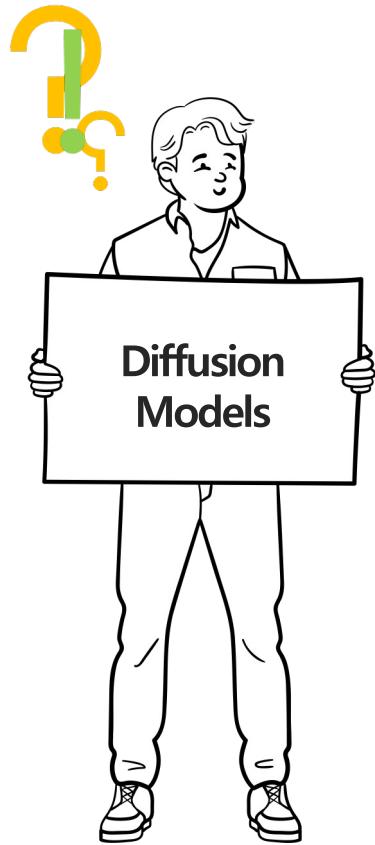
# Conclusion

## ❖ 의의

- **Diffusion Models**를 **Combinatorial Optimization** 문제에 **효과적으로 적용**한 최초 사례 중 하나
- 기존 Solver들의 한계를 극복하며 **더 높은 확장성과 표현력**(다양한 해 도출 능력), 그리고 **성능**을 보여줌
- **TSP, MIS** 문제에서 기존 접근법 대비 **더 효율적이고, 노드 수가 많아지더라도 일반화된 성능 입증**
- **Denoising Scheduling**을 통한 성능 향상 방안 제시(Cosine Denoising Scheduling)

## ❖ 한계

- ER 그래프와 같은 랜덤한 그래프 구조에서는 성능 개선 폭 제한적  
→ 그래프 구조의 특성에 따라 모델의 성능의 편차 발생 가능



Combinatorial Optimization Problem

# Thank You!

# References

- Sun, Z., & Yang, Y. (2023). Difusco: Graph-based diffusion solvers for combinatorial optimization. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 3706-3731.
- Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. *Advances in neural information processing systems*, 33, 6840-6851.
- Austin, J., Johnson, D. D., Ho, J., Tarlow, D., & Van Den Berg, R. (2021). Structured denoising diffusion models in discrete state-spaces. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34, 17981-17993.