Artificial Intelligence and Intelligence Business

정상근
SKT

2015-04-24

우리는
왜 지금
Machine Learning 을
이야기 하나?

1992	*2015*
1,567(만원)	0*(만원)*

1995	2015
108(만원)	0(만원)

1999

2015

1 day

1 Min.

1992 *2015*

1,567(만원) 0*(만원)*

"IBM AIX Unix OS"

InfoWorld September 28, 1992, page 16

1995 *2015*

108(만원) 0*(만원)*

"Oracle Web Server"

InfoWorld September 25, 1995, page 8

1999 *2015*

1 week 1 min.

“Personal Web Page”

```
from flask import Flask
app = Flask(__name__)

@app.route("/")
def hello():
    return "Hello World!"

if __name__ == "__main__":
    app.run()
```

```
$ pip install Flask
$ python hello.py
 * Running on http://localhost:5000/
```

소프트웨어의 공공재화

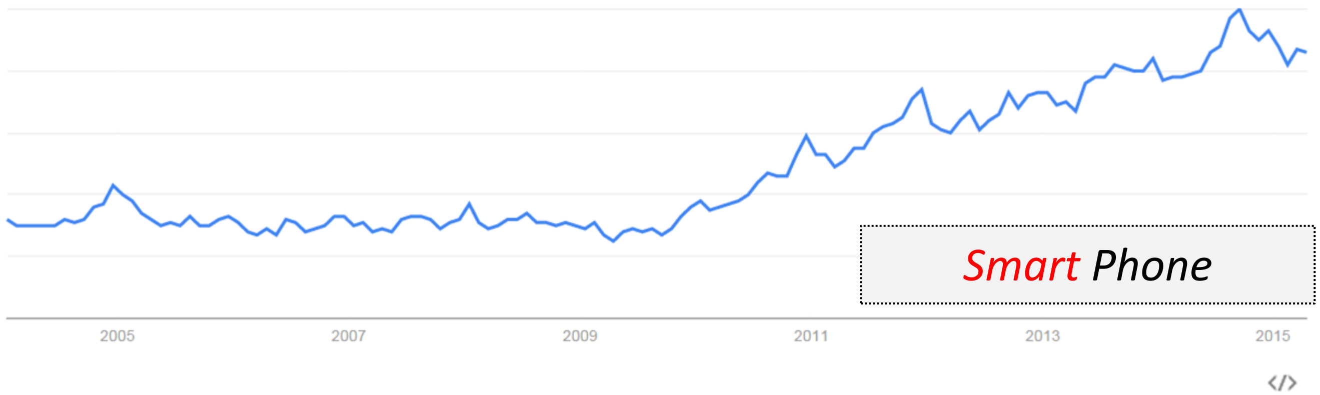
- 누구나 쉽게 소프트웨어를 구할 수 있고
- 사용할 수 있고
- 개선해서 배포할 수 있는 시대

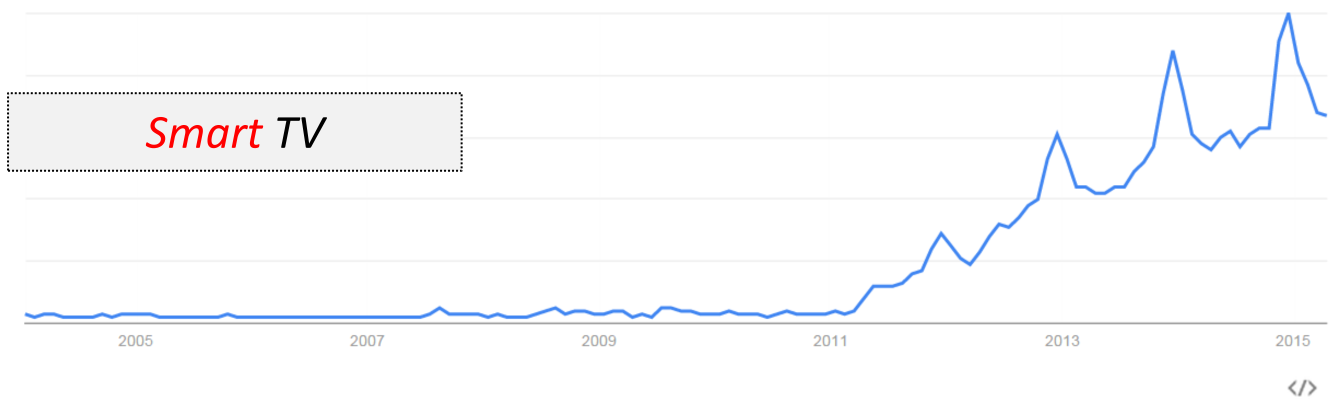
- 같은 기능을 하는 대체재를 쉽게 구할 수 있음

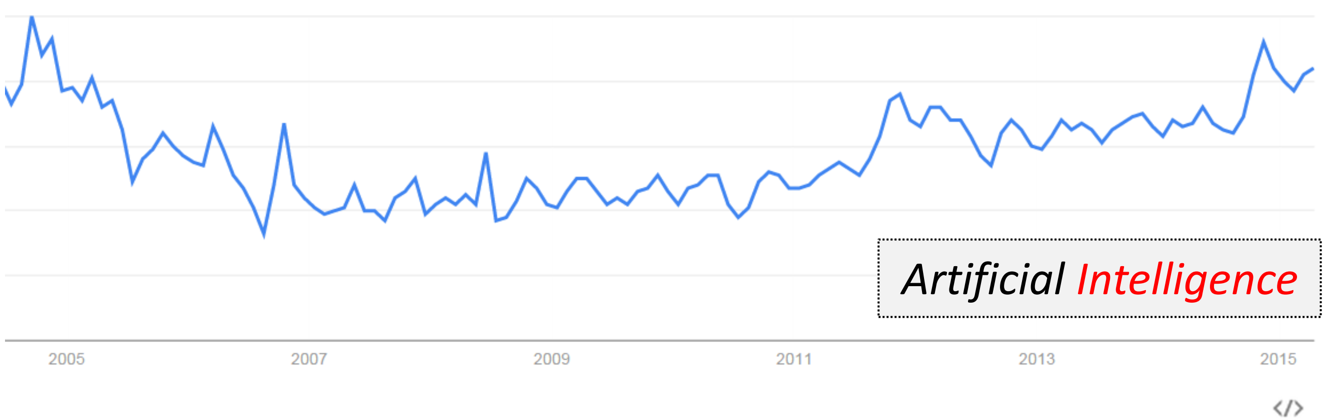
Software + α

- Functional S/W 에
- 또 다른 가치를 부여해야 경쟁력을 가짐

α

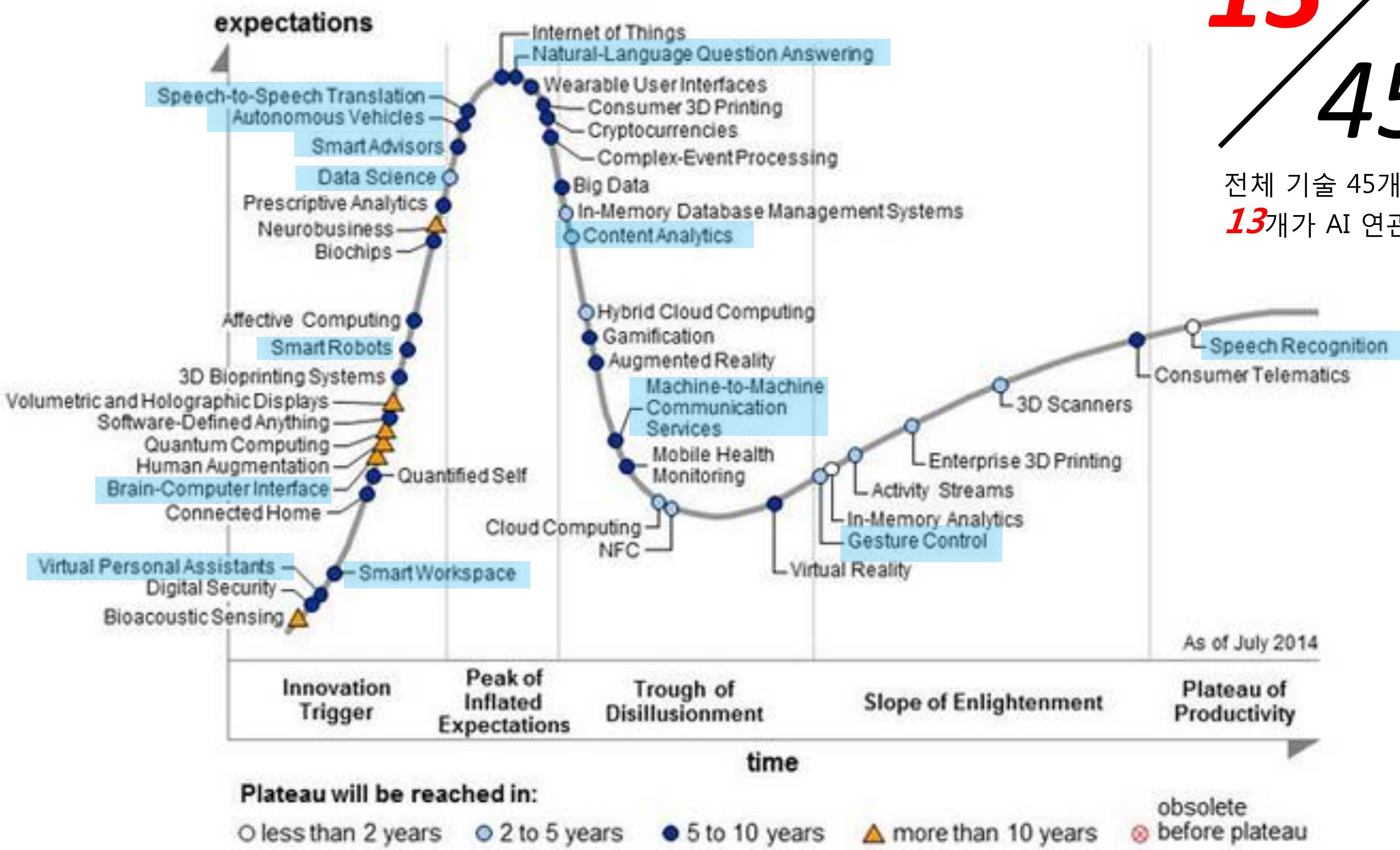






Google Trends

Figure 1. Hype Cycle for Emerging Technologies, 2014



Source: Gartner (August 2014)

13/45

전체 기술 45개 중
13개가 AI 연관 기술

Software + AI

- 기존의 기능에 인공지능이 부여되어 새로운 가치 창출
- AI 가 접목되어 전혀 다른 SW 로 탄생

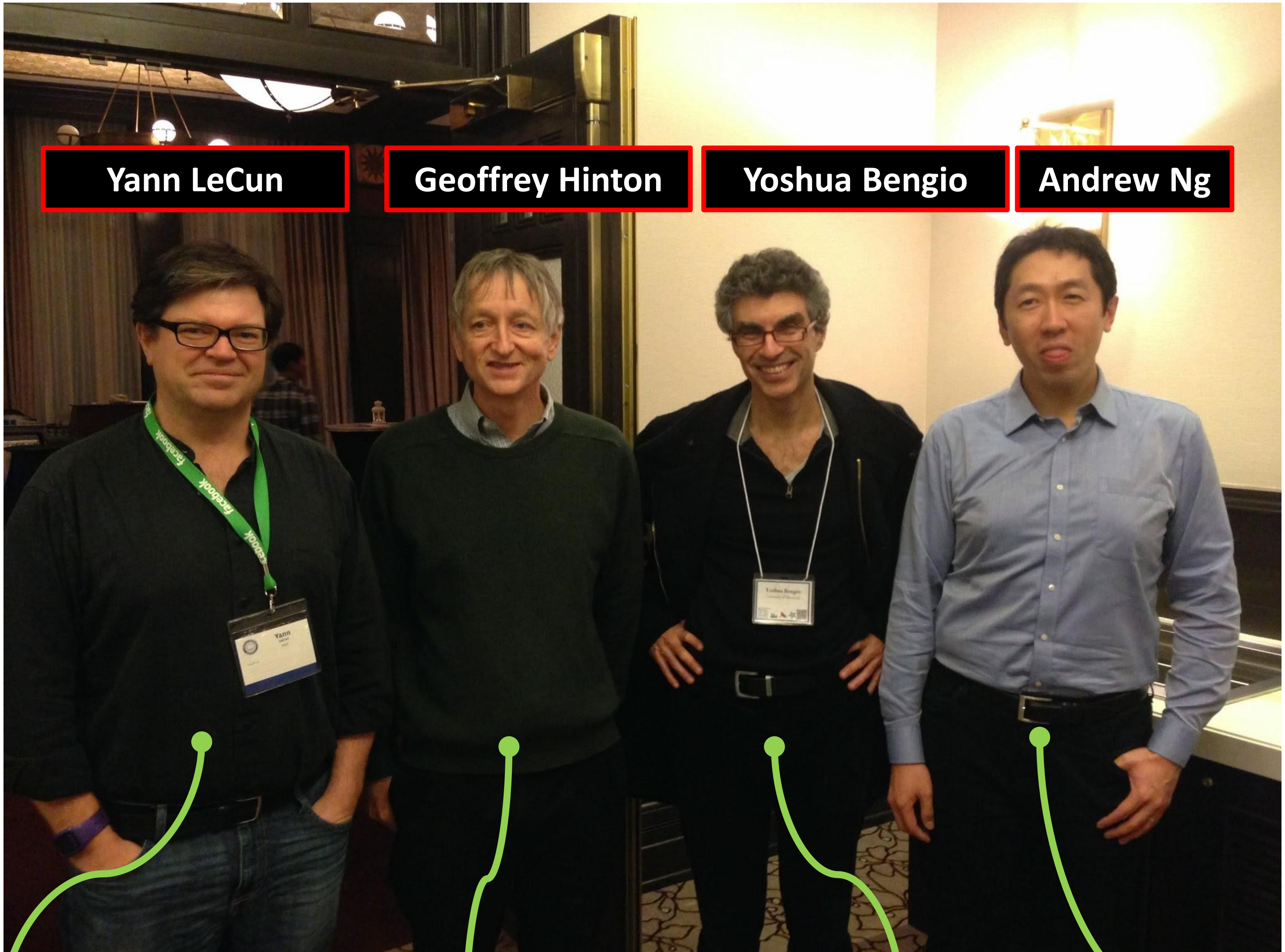
Summly

A group of people shopping at an outdoor market.

There are many vegetables at the fruit stand.

Image 2 Text

Fantastic 4



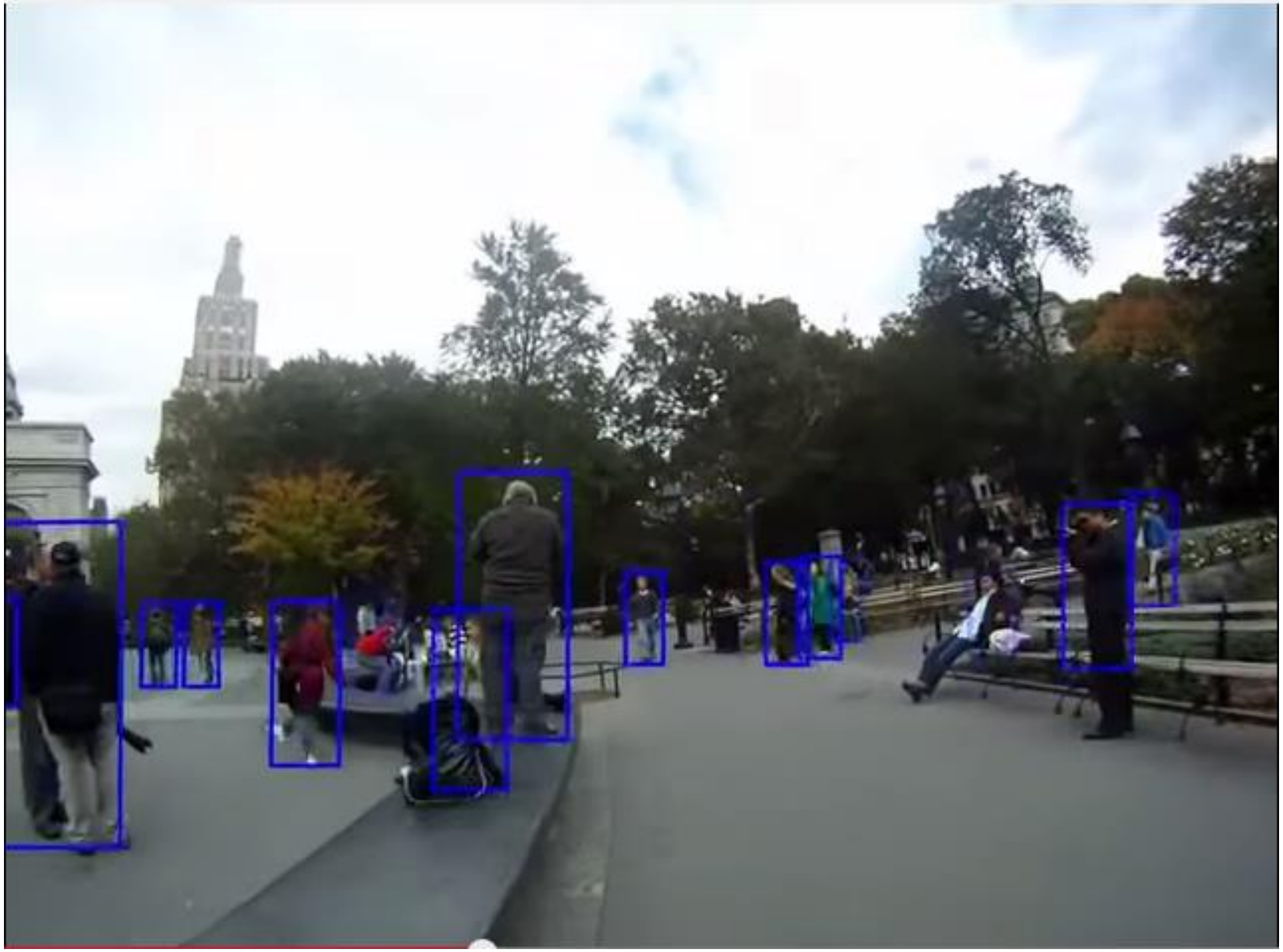
Director of AI Research

Distinguished Researcher

Head of Machine Learning Lab.

Chief Scientist

Video Understanding (Pedestrian Detection)

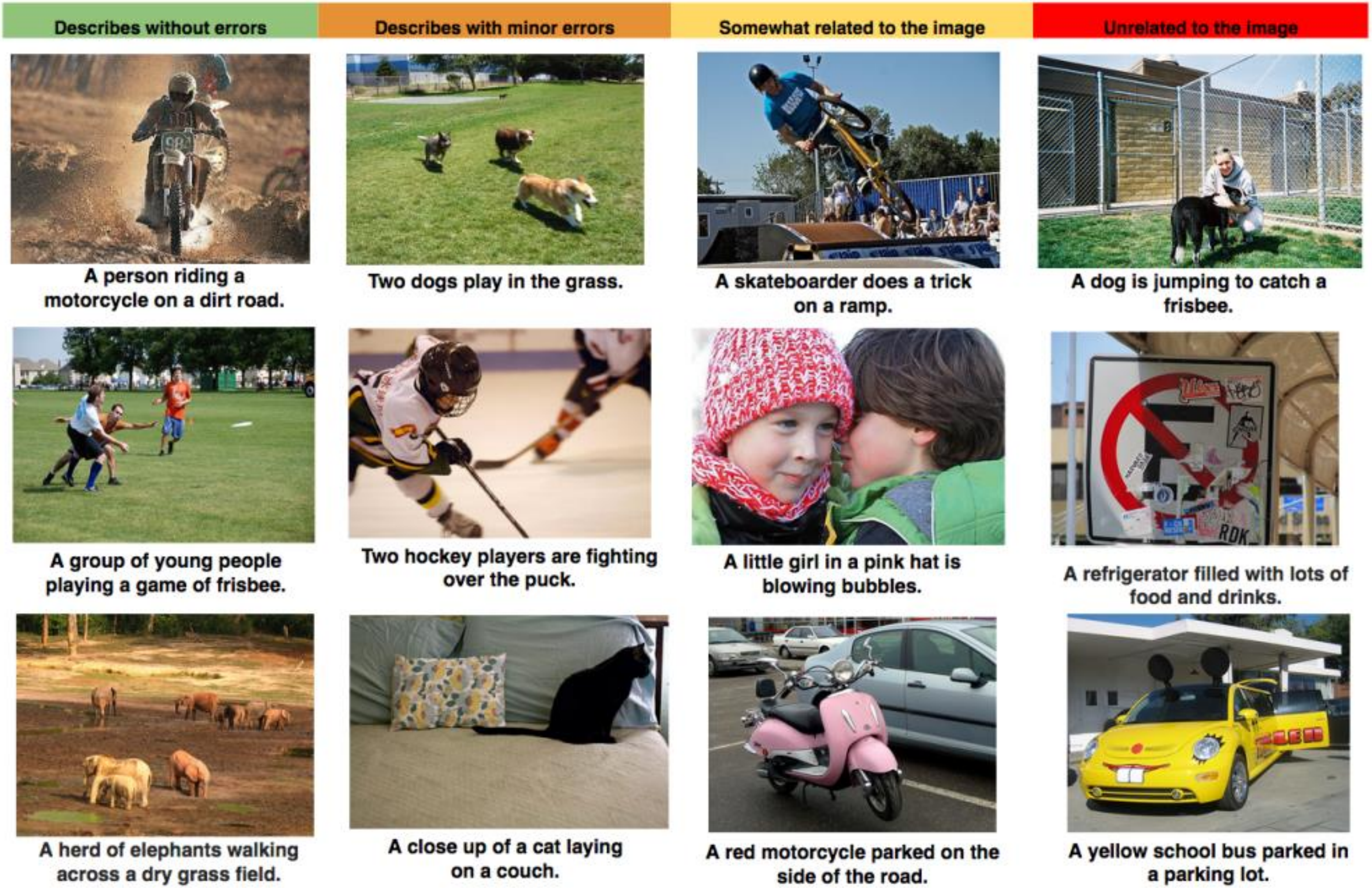


http://www.youtube.com/watch?v=MnZNSZGNGyc

Video Understanding (Real-time Genre Detection)

Google

Image Understanding



Google

http://techcrunch.com/2014/11/18/new-google-research-project-can-auto-caption-complex-images/

Semantic Guessing

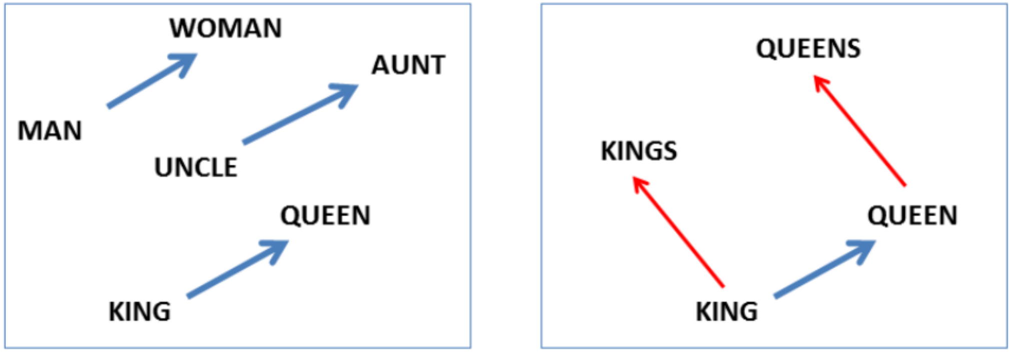


Figure 2: Left panel shows vector offsets for three word pairs illustrating the gender relation. Right panel shows a different projection, and the singular/plural relation for two words. In high-dimensional space, multiple relations can be embedded for a single word.

:: DNN 을 통해 Symbol 을 공간상에 Mapping 가능하게 됨으로써 Symbol 들 간의 관계를 '수학적' 으로 추측해 볼 수 있는 여지가 있음

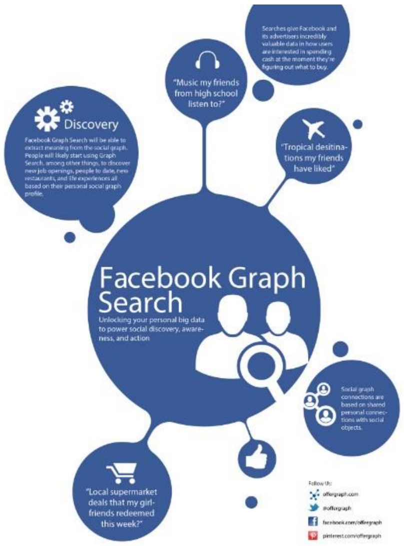
Ex) King – Man + Woman ≈ Queen

:: List of Number 가 Semantic Meaning 을 포함하고 있음을 의미

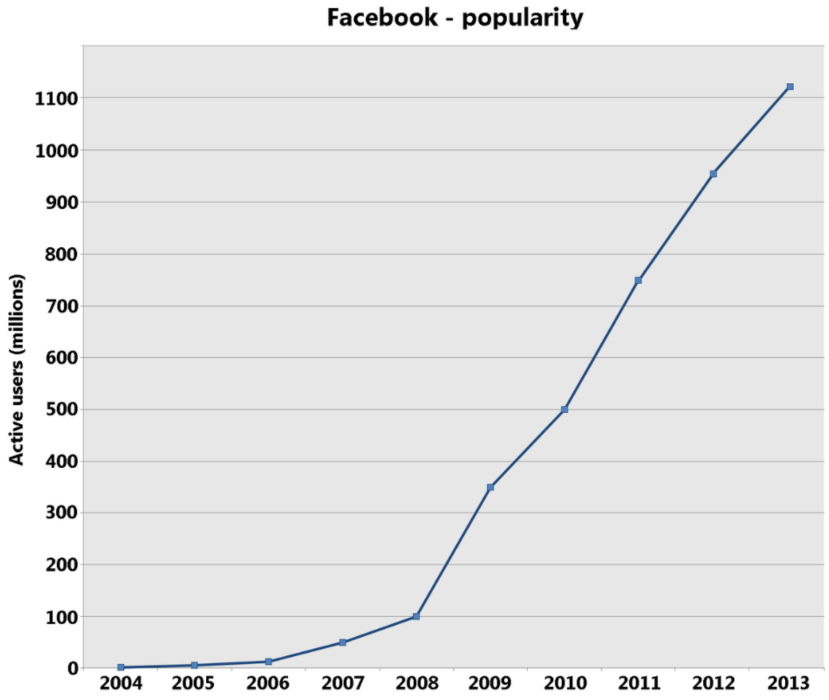
Microsoft, "Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations", 2013

AI Big 3 - Google

AI Big 3 - Facebook



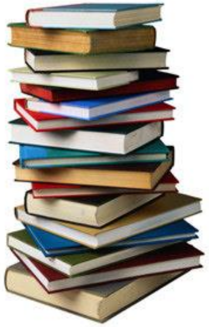
Torch



http://www.fscinteractive.com/2013/08/22/facebook-graph-search-and-what-it-means-for-you/

http://en.wikipedia.org/wiki/Facebook#/media/File:Facebook_popularity.PNG

AI Big 3 - Amazon



Why?

왜 Deep Learning 에 투자를 하는 것일까?

“Representation Learning”

- 실세계의 현상과 사물의 특징을 **기계가 스스로** 파악할 수 있게 됨

Better Today Than Yesterday

"Representation Learning"

No more
handcraft feature engineering!

- color = 'red'
- shape = 'round'
- leafs = 'yes'
- dot = 'yes'
- …

→

Numbers

- 사과를 '사과'로 구별 짓는 표현방식을 **스스로** 학습

“Distributed Representation”

:: DNN 가 기존 AI 방법론들에 비해 큰 의미가 있는 것은 실세계에 있는 실제 Object를 표현할 때 Symbol 에 의존하지 않는다.

[Representation]

Cat

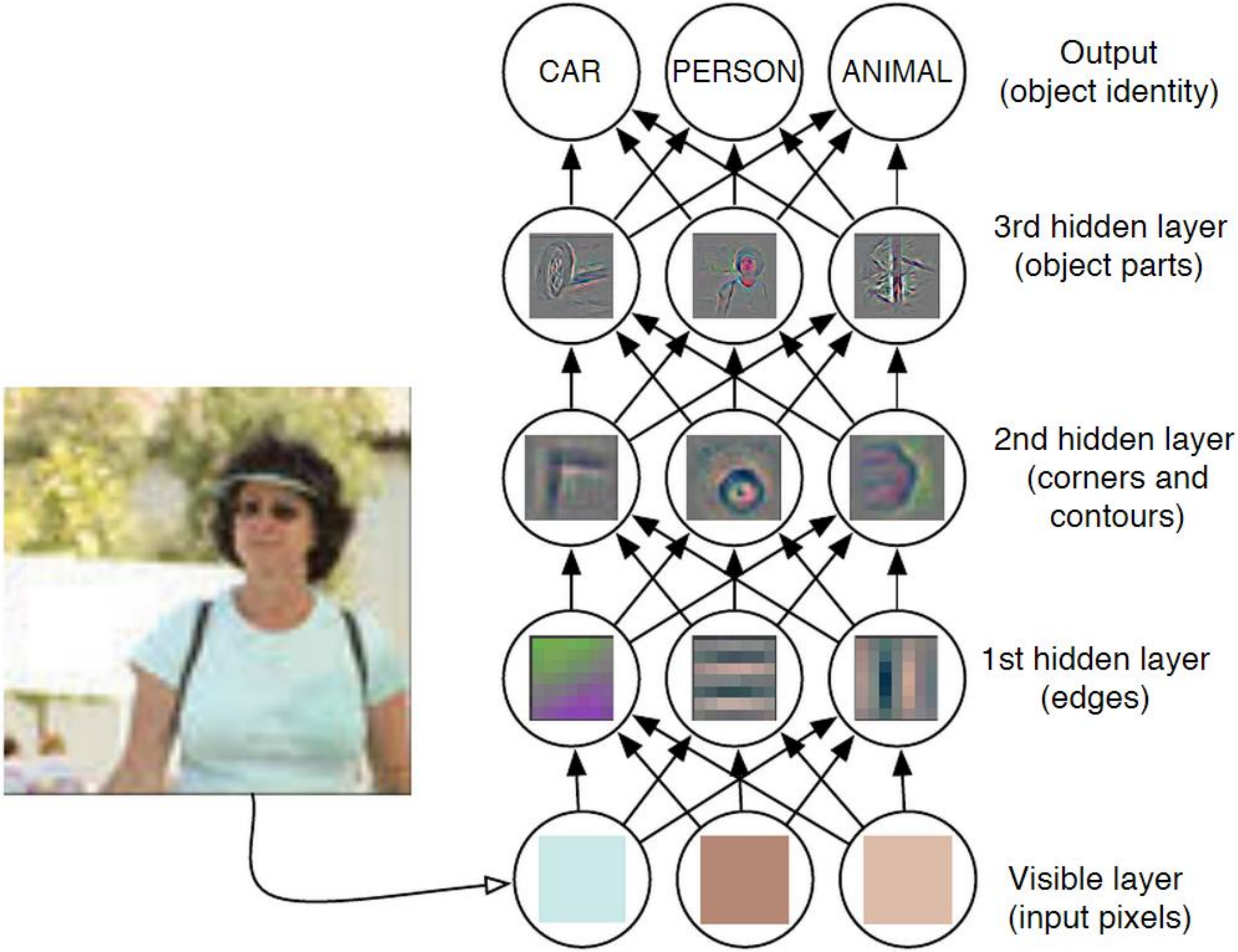
One-Hot Representation

[0, 0, 0, **1**, 0, …]

Cat

Distributed Representation

[**34.2, 93.2, 45.3**, …]



http://www.iro.umontreal.ca/~bengioy/dlbook/intro.html

How?

어떻게 DNN 은 사물의 특징을 스스로 파악할 수 있을까?

Latent Variable

- Deep Neural Network 의 핵심
- Essence of Modern Machine Learning
- Hidden Variable

x

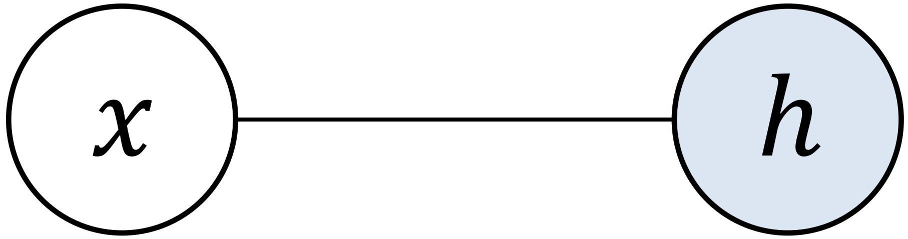
- 실세계에 존재하는 관측 가능한 것
- 관측 가능 ➔ Count 가능 ➔ P(x)

h

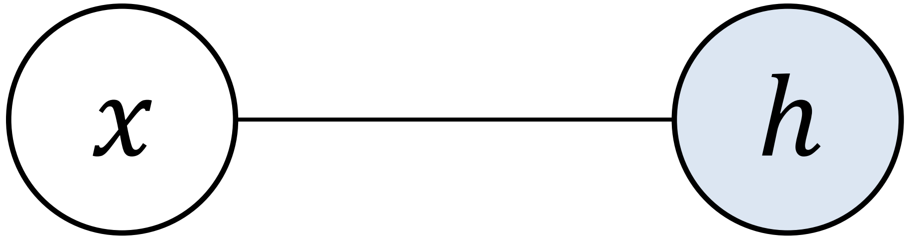
- 이세상에 존재하지 않는 가상의 값
- 간접적으로 추측 만 가능
- 무엇이든 될 수 있는 값

∞

h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역



두 개의 변수를 묶어 주고



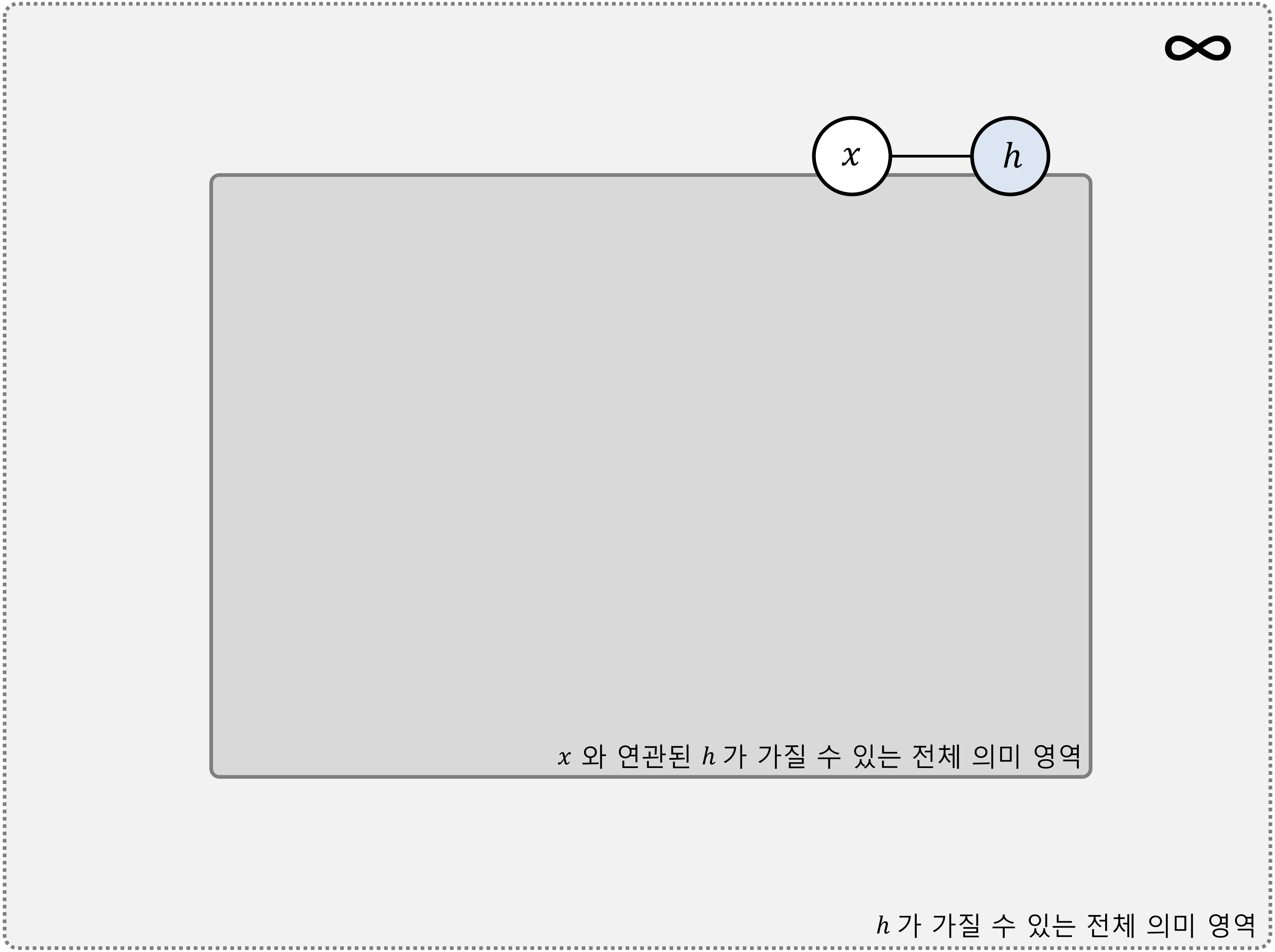
두 개가 같이 나오도록

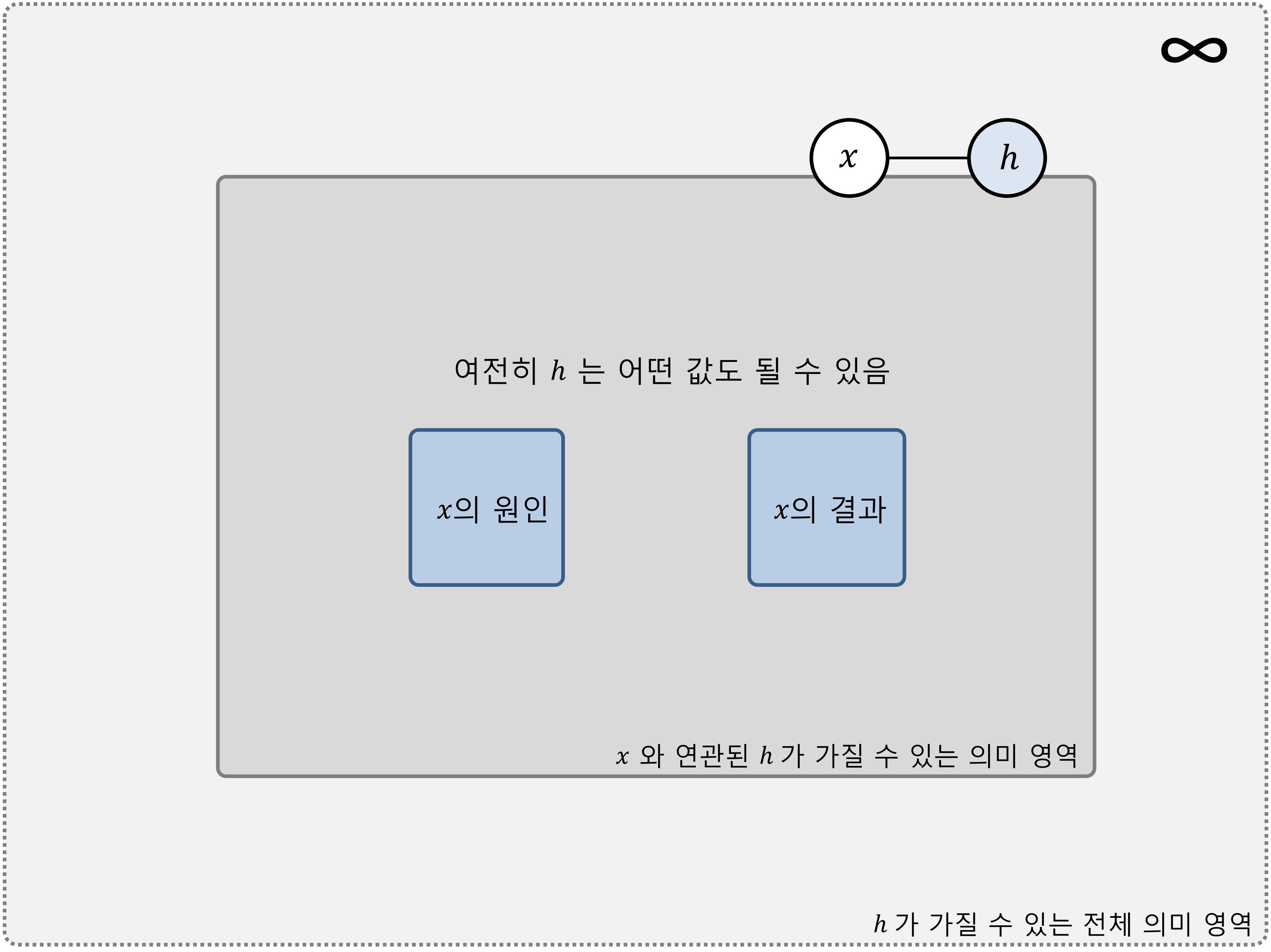
$\mathrm{P}(x, h)$: 같이 나타날 횟수

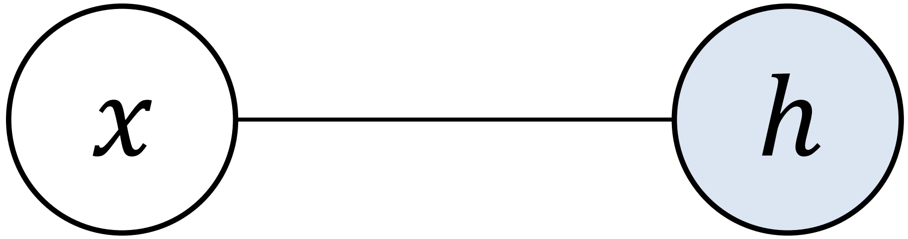
$$\mathrm{P}(x, h) = P(x|h)P(h)$$

$$\begin{cases} P(x) = \int_h P(x|h)p(h)dh & \text{: continuous} \\ P(x) = \sum_h P(x|h)p(h) & \text{: discrete} \end{cases}$$

x 와 같이 잘 나타나는 h가 되도록 탐색


∞
x
h
x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역
h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역

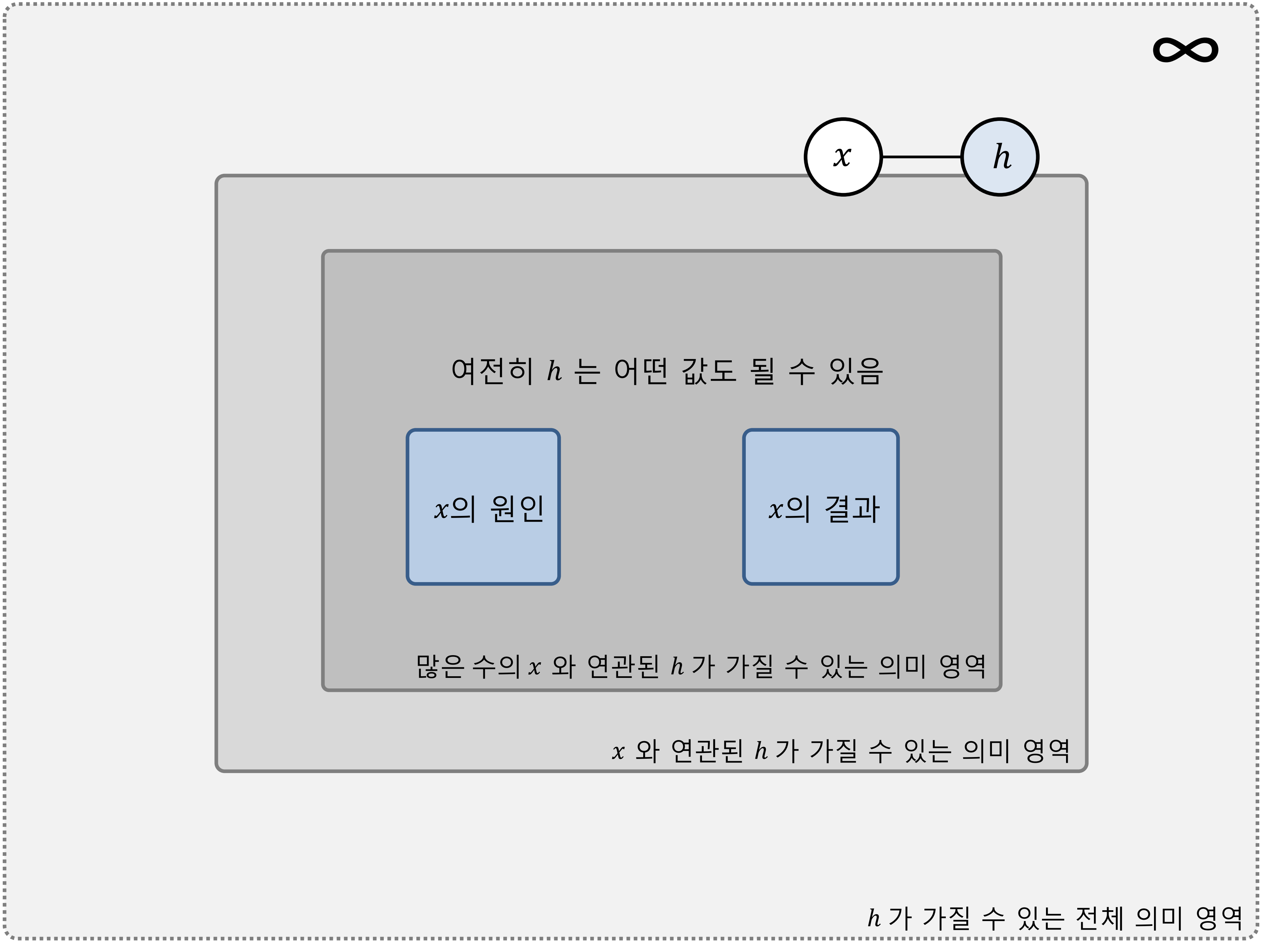

∞
x
h
여전히 h 는 어떤 값도 될 수 있음
x의 원인
x의 결과
x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역



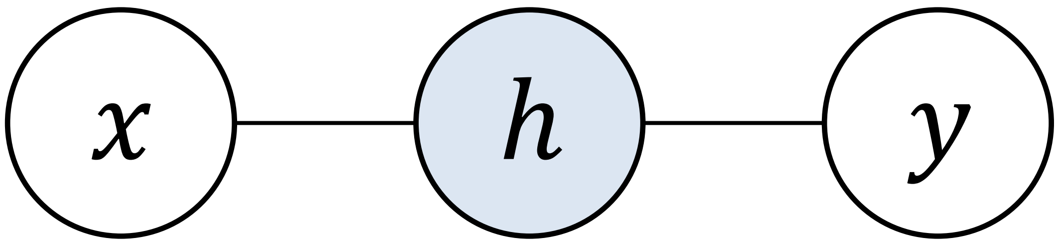
같이 많이 나타나는 h 를 찾을 때 사용되는

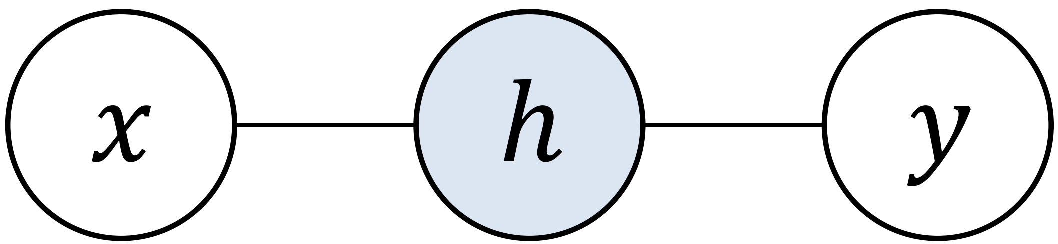
x 의 개수가

100개 라면 ?
1,000개 라면 ?
10,000개 라면 ?
100,000개 라면 ?
1,000,000개 라면 ?
10,000,000개 라면 ?
...


∞
x
h
여전히 h 는 어떤 값도 될 수 있음
x의 원인
x의 결과
많은 수의 x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역

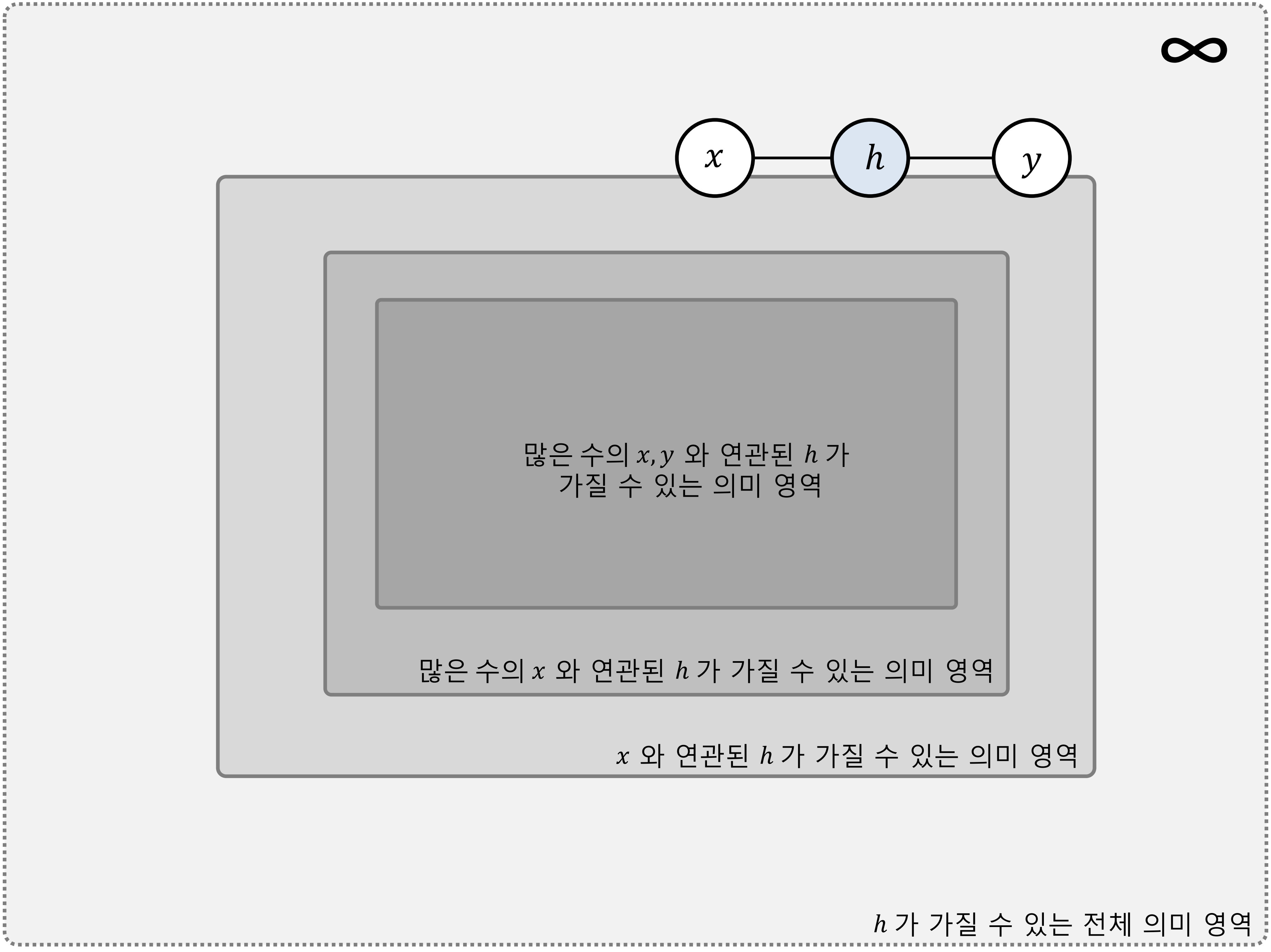
또 다른 변수 y 를 연관시켜 본다면?



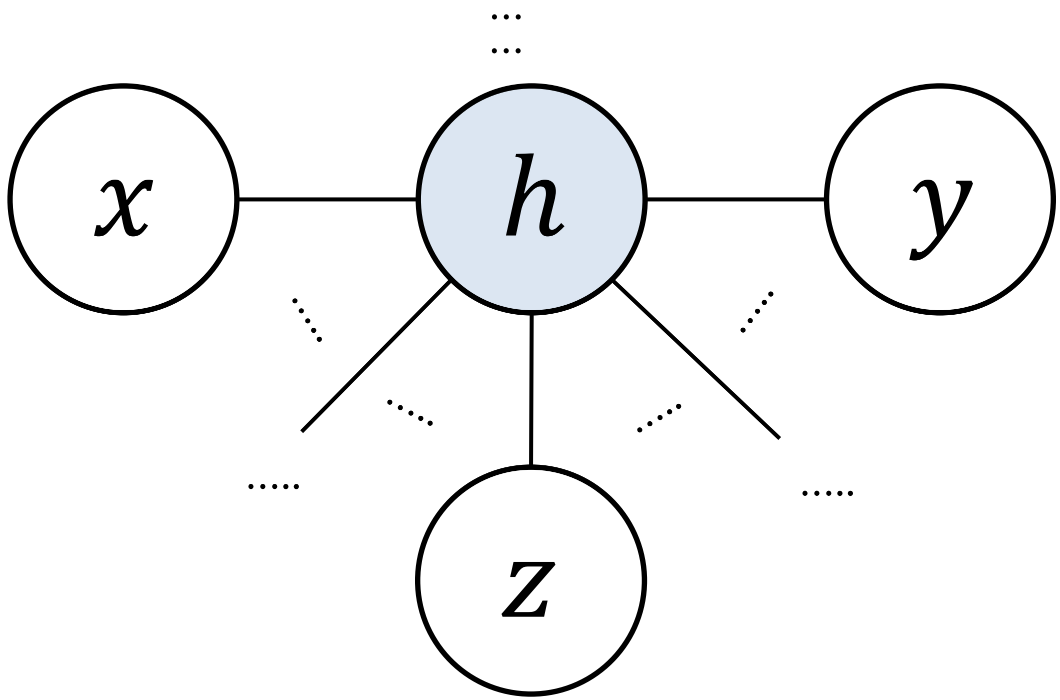


세 개가 같이 나오도록

$P(x, y, h)$

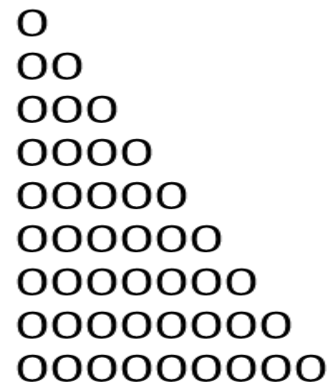

∞
x
h
y
많은 수의 x, y 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
많은 수의 x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
x 와 연관된 h 가 가질 수 있는 의미 영역
h 가 가질 수 있는 전체 의미 영역

또 다른 변수 z 를 연관시켜 본다면?
또 다른 변수 z_1 를 연관시켜 본다면?
또 다른 변수 z_2 를 연관시켜 본다면?

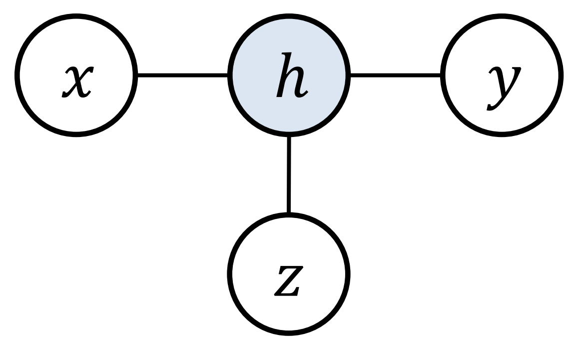


Latent Variable 의 의미영역을 축소시킬 수 도구

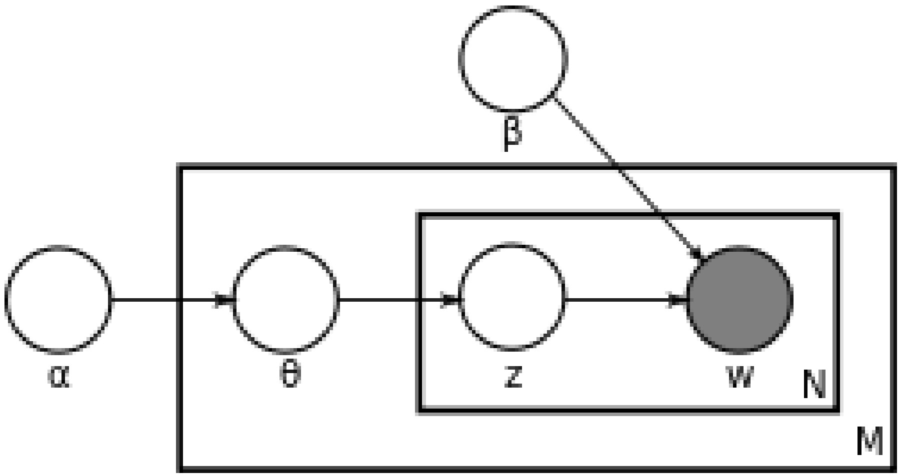
1) 많은 수의 데이터



2) 구조적 연관성



Latent Dirichlet Allocation



Topic Modeling

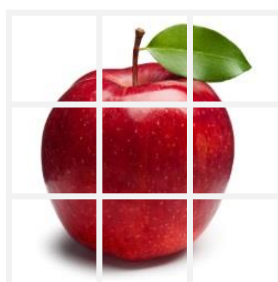
Blei, David M.; **Ng, Andrew** Y.; Jordan, Michael I (January 2003). Lafferty, John, ed. "Latent Dirichlet allocation". *Journal of Machine Learning Research*

:: Latent Variable 을 활용하여 Topic Modeling 을 수행한 논문

Latent Variable In DNN

[Task]

"사과"



3x3 = 9

[What We Want]

y

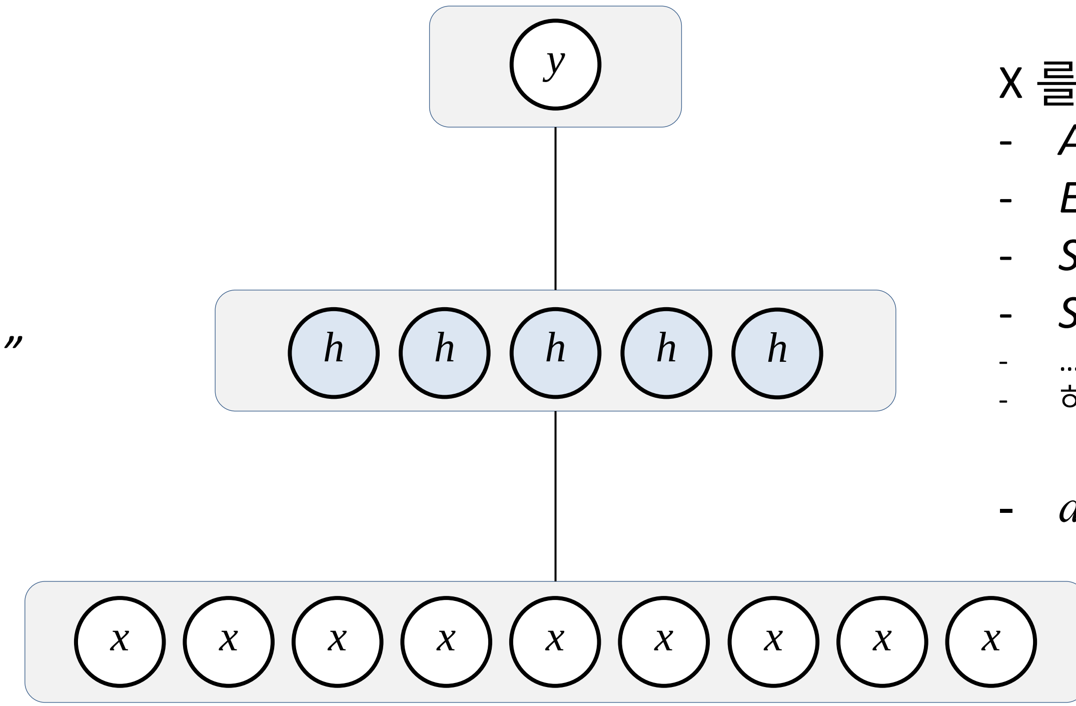
Something

Describe x
and
Cause y

x x x x x x x x x

Latent Variable In DNN

[Design Structure]

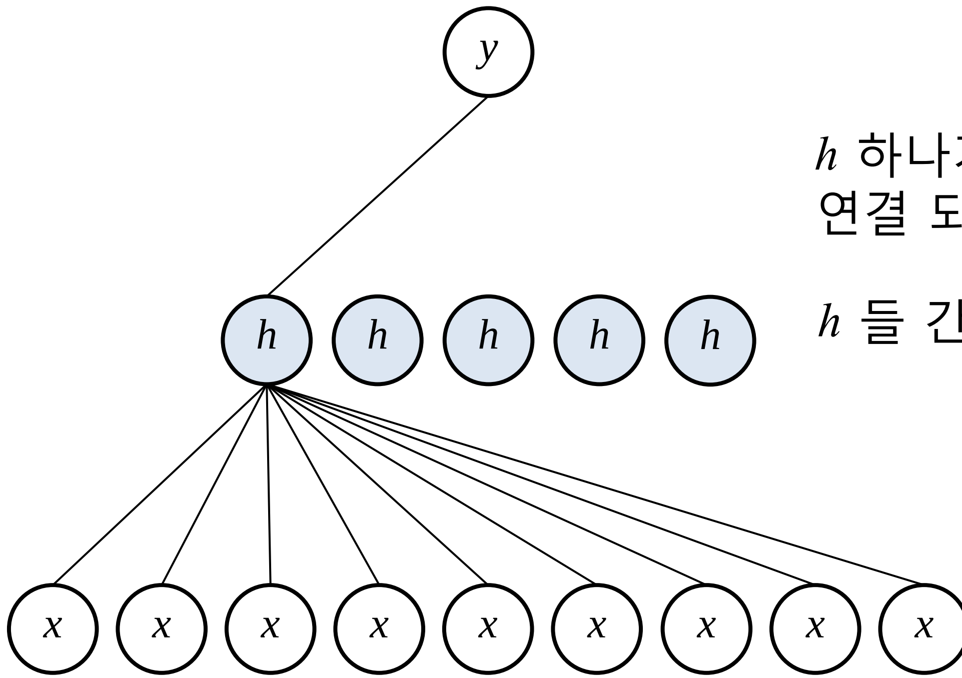


"Under-complete"

X 를
- *Abstraction*
- *Encoding*
- *Semantic Extraction*
- *Summary*
- ….
- 하기 위해서

- $dim(h) < dim(x)$

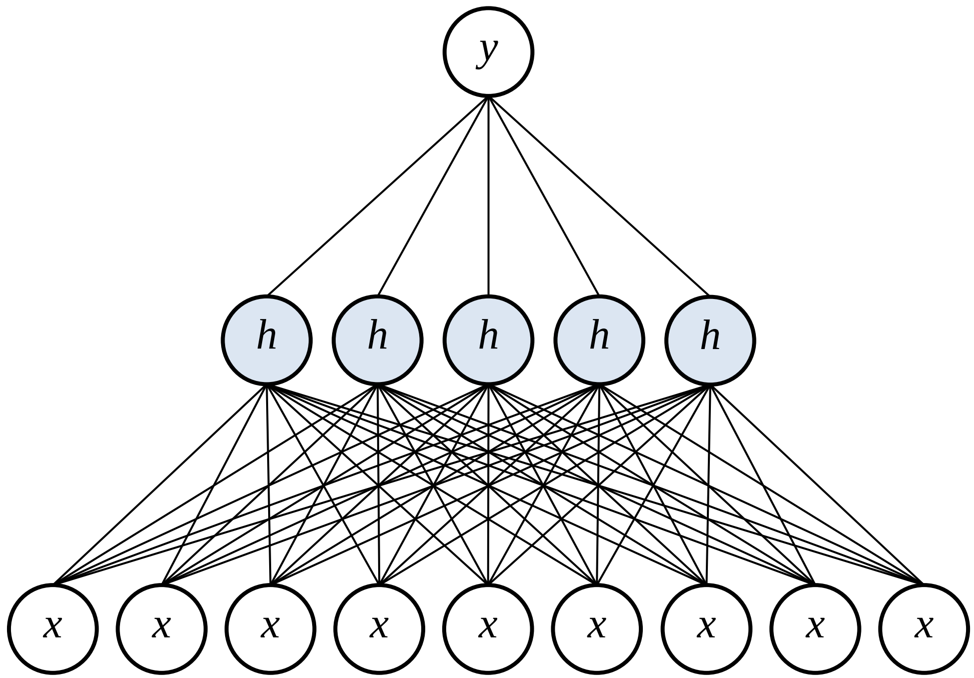
Latent Variable In DNN



h 하나가 모든 x와
연결 되도록

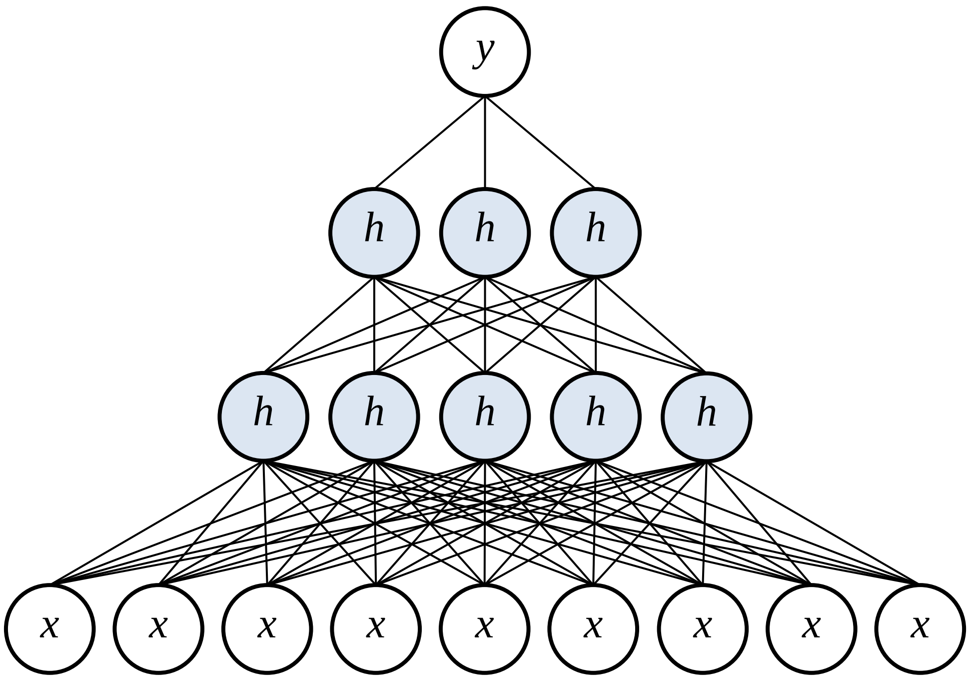
h 들 간의 연관성은 없도록

Latent Variable In DNN



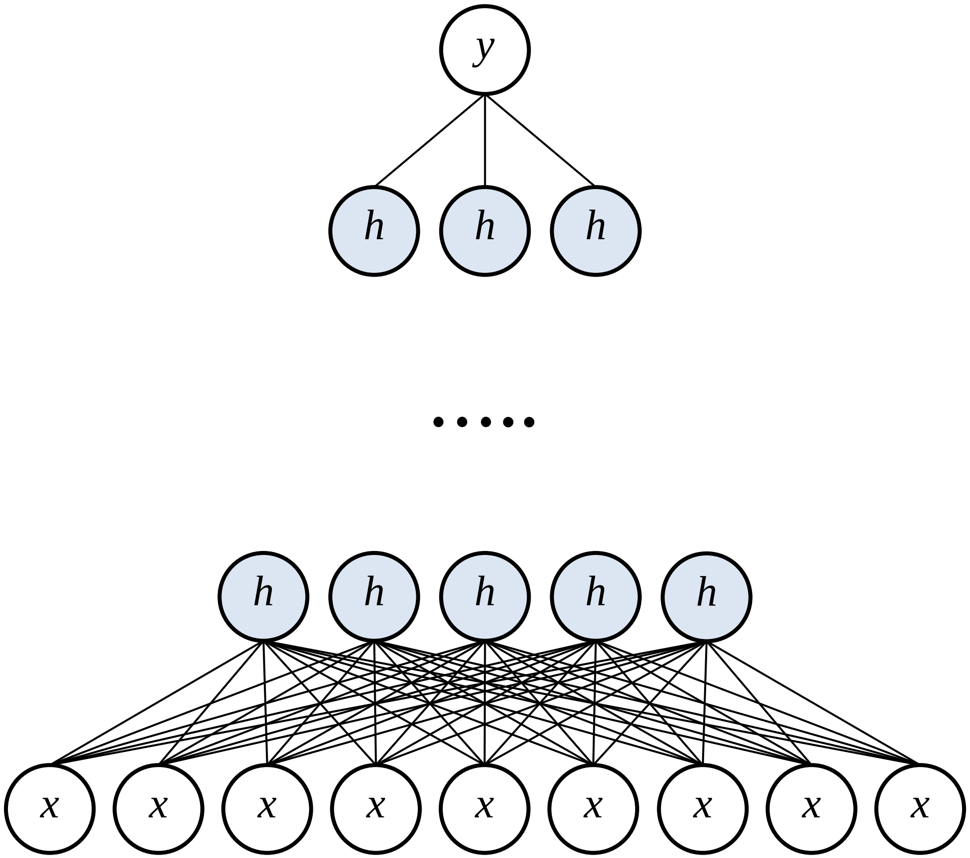
Single Layer

Latent Variable In DNN



Multilayer - 2

Latent Variable In DNN



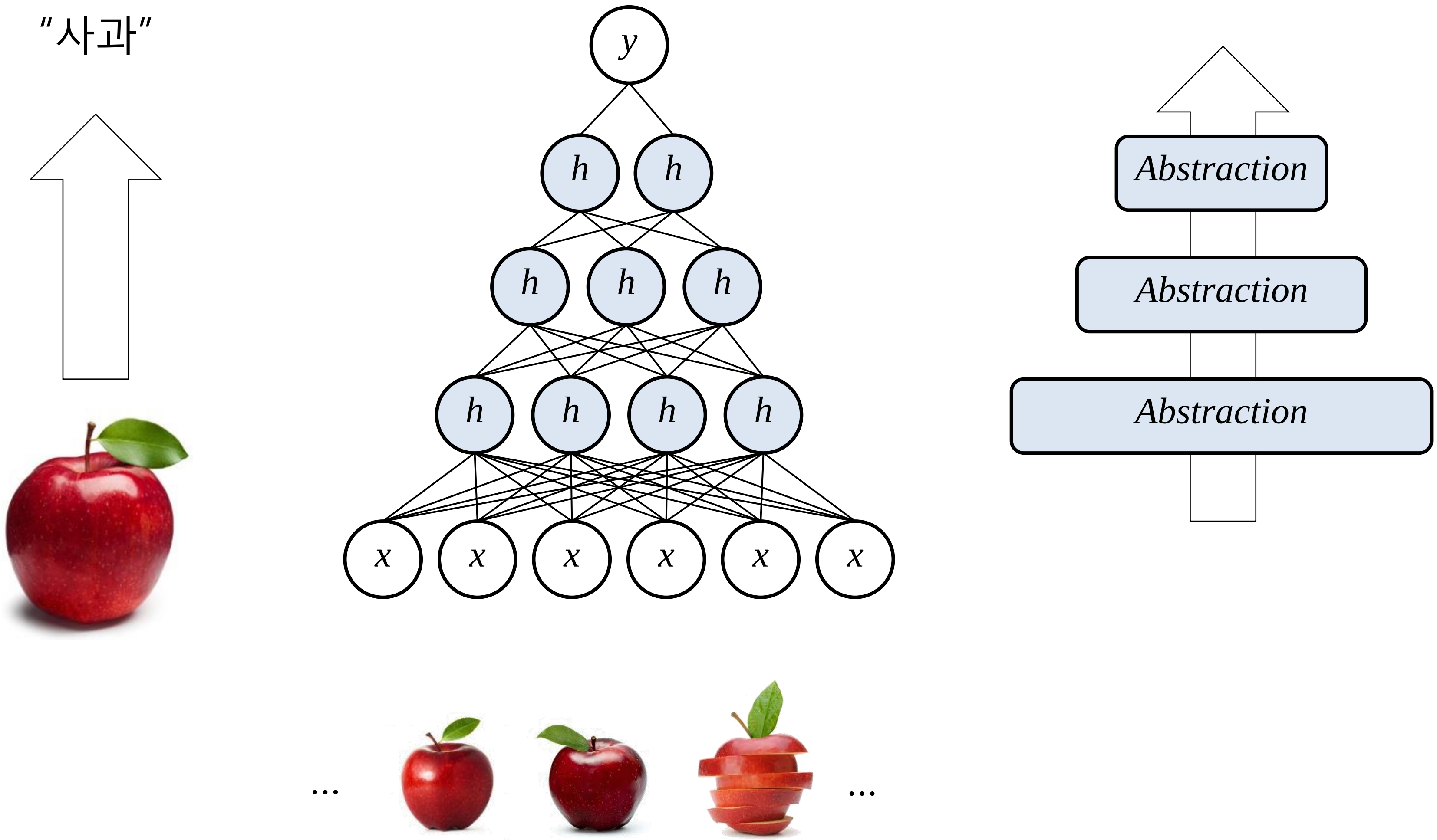
Multilayer - N

Number of h >>>> number of x, y

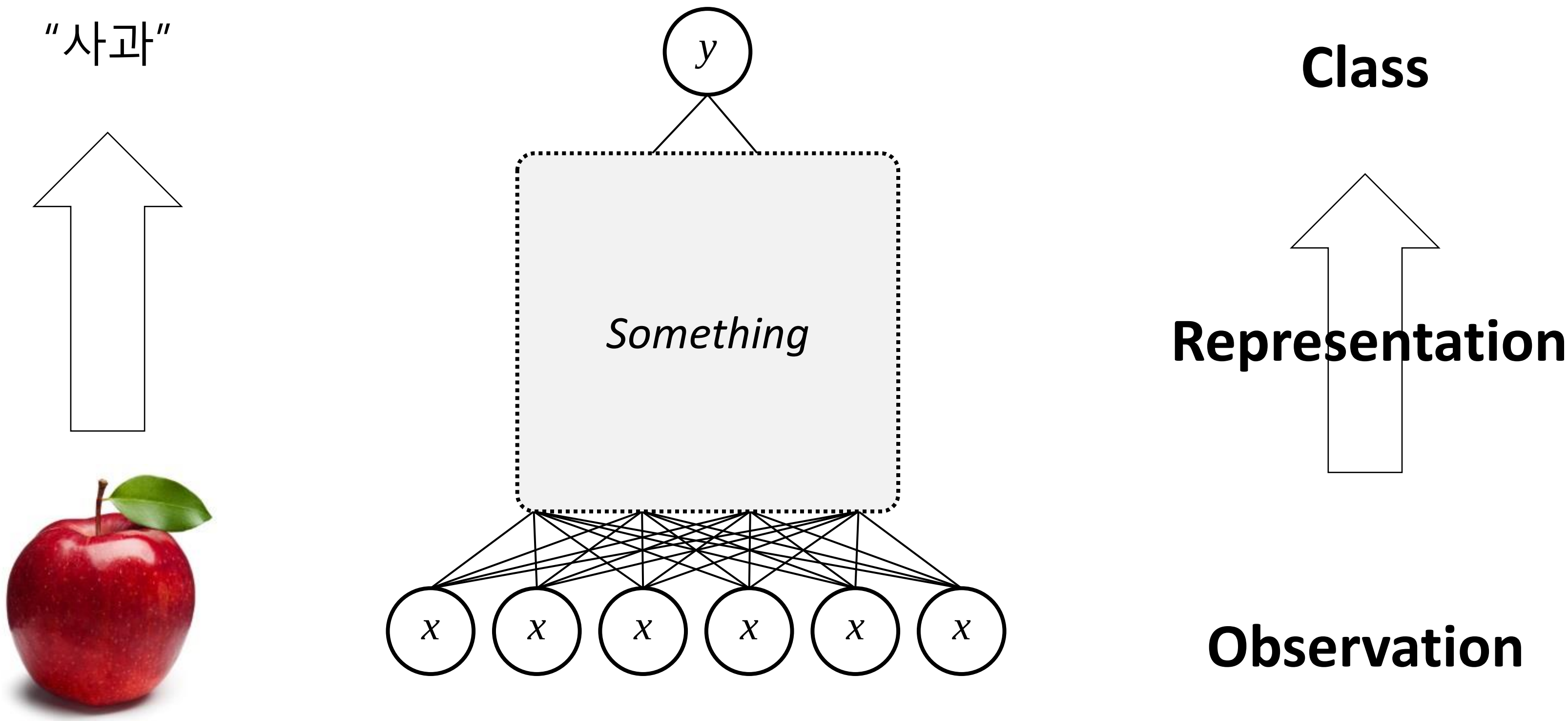
Intuitive Interpretation of Latent Variable in DNN

“사과”

Intuitive Interpretation of Latent Variable in DNN

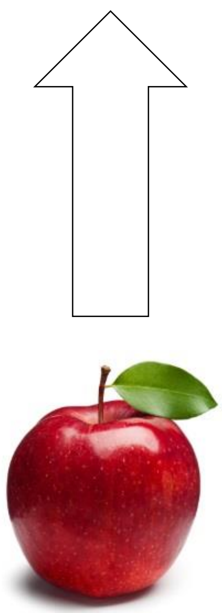


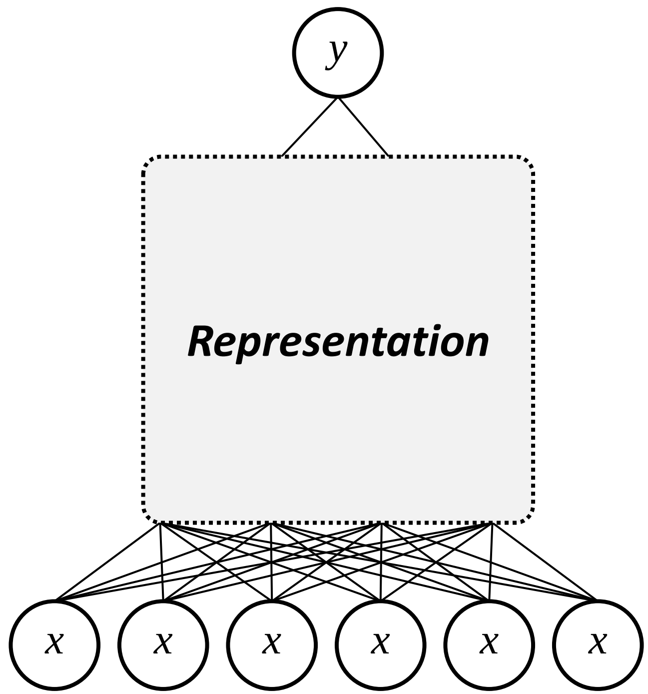
Intuitive Interpretation of Latent Variable in DNN



Intuitive Interpretation of Latent Variable in DNN

"사과"





Class

Representation

Observation

잘 설계된 구조와
수많은 데이터를 통해 학습된(찾아낸)
Latent Variable 은 **사물의 특징을 설명**할 수 있게 된다.

Deeper Network, Harder Learning

RBM, Auto-Encoder, LSTM 등등의 주요 Deep Learning 기술은 등은 latent variable h를 잘 찾기 위한 방법론

- *Network 가 깊으면 깊을 수록 최종 성능이 좋다는 것은 밝혀짐*
  - *단, 깊어지면 깊어질 수록 Error Propagation 이 어려워짐*
    - *"Vanishing gradient problem"*

?

Representation Learning 이 우리에게 주는 의미는?

Classical Machine Learning Vs. Deep Learning based ML

사람이 만든 규칙에 의한

사물 → 특징추출 → 특징 → AI Algorithm

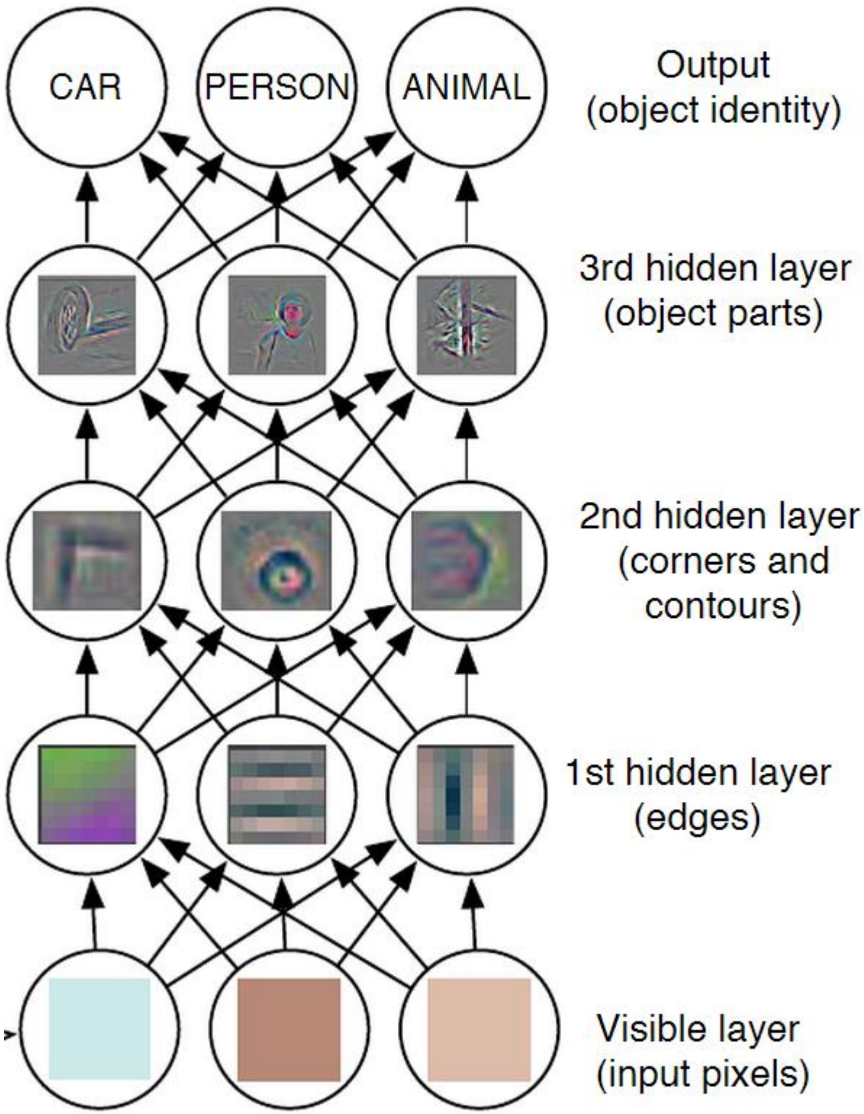
- color = ‘red’
- shape = ‘round’
- …

학습된 파라미터에 의한

사물 → 특징연산 → 숫자 → AI Algorithm

Numbers

사물 → Number



[Vision]

Le and Mikolov,
“Distributed Representations of Sentences and Documents“

Mikolov et al.,
“Distributed Representations of Words and Phrases and their compositionality “

Document Level	Document Embedding
Sentence Level	Sentence Embedding
Phrase Level	Phase Embedding
Word Level	Word Embedding

[NLP]

Observation | **Semantic**

사물
현상

→

숫자

Representation Learning 은

실세계의 사물이나 현상을
숫자로 바꿔주는

Semantic Filter,
Semantic Glasses,
Semantic Converter를
가능하게 한다.

Analog to Digital Vs. *Object to Semantic*

Analog to Digital

Analog / Digital Converter

Object to Semantic

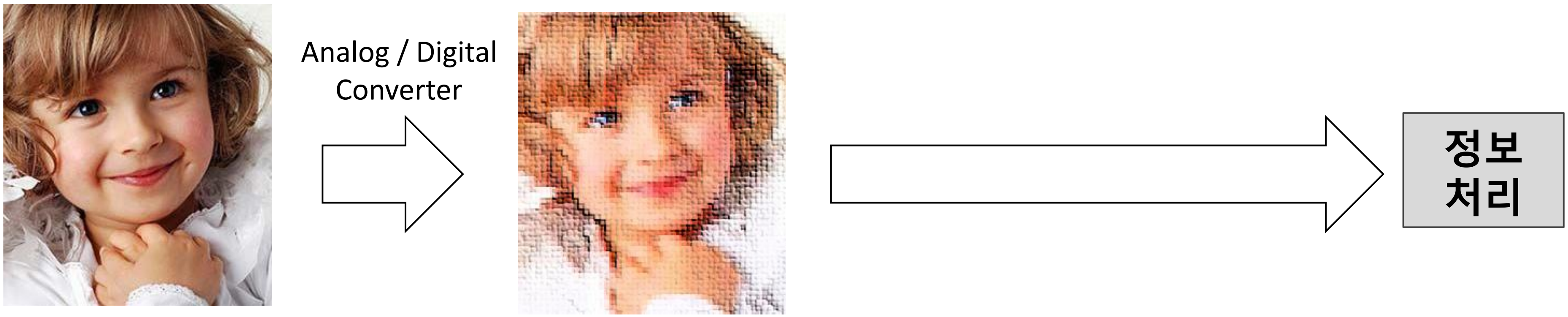
Semantic Converter

[Numbers]

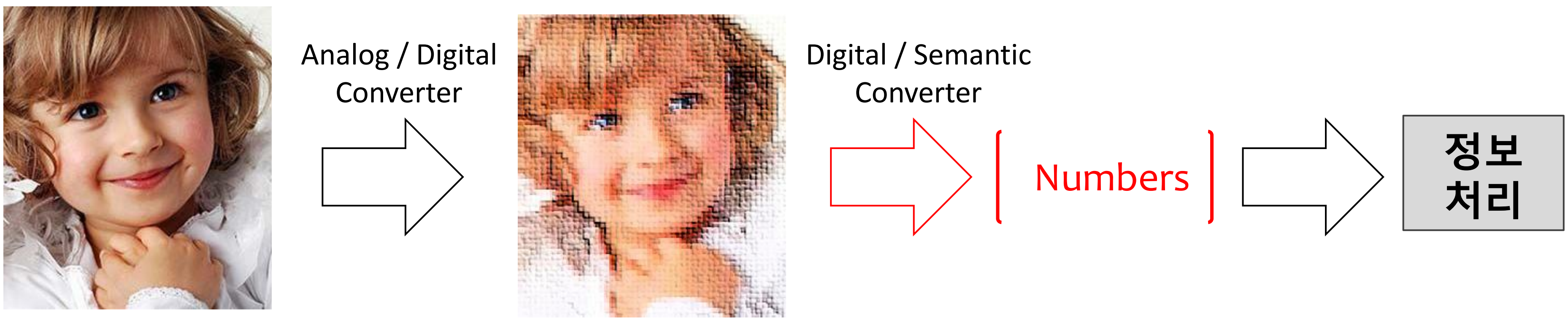
Analog → Digital 과
Object → Semantic 의
변화 구조가 유사함에 주목

미래의 정보 처리 흐름 ?

과거



미래



- Digital 정보를 Semantic 정보로 바꿔주는 Converter가 ICT 의 핵심자산
- Semantic Converter는 단시간에 얻어질 수 있는 것이 아니며 Copy 도 불가능 함

SK telecom

인공지능 시대를 위한 준비

인공지능의 공공재화

- 누구나 쉽게 지능을 구할 수 있고
- 사용할 수 있고
- 개선해서 배포할 수 있는 시대

새로운 가능성의 동반자!

SK telecom

Intelligence Business Enabler

- 누구나 쉽게 지능을
- 만들 수 있고
- 사용할 수 있고
- 개선해서 배포할 수 있도록

Creation	Consumption
"누구나 쉽게 지능을 만들 수 있는"	*"누구나 쉽게 지능을 사용할 수 있는 "*
Data	***Intelligence Engine***
Computation	***Service Knowledge***
ML Library	
개인 학교 연구기관 인공지능 업체	개인 제조사 서비스업체 S/W 기업

Intelligence Platform

Research Platform

- Big Data
- High Performance Computing Infra
- Machine Learning Library
- Chance to use other intelligence
- Chance to meet Intelligence Customer
- Profit Sharing

Service Platform

- (Ready-to-Go) Intelligence Engine
- Quality Assurance
- Service Knowledge
- Chance to meet Intelligence Provider

Summary

- **소프트웨어의 공공재화 시대** → Software + *α (지능)*
  소프트웨어의 공공재화 시대 → **인공지능의 공공재화 시대**

- BM’ = BM + AI

- **Representation Learning** **(** = Deep Learning 의 핵심 **)**

  Analog → Digital → Semantic → Information Processing

  향후 정보처리 기술의 중요 거점 기술

Q/A

감사합니다.

정상근, Ph.D

Intelligence Architect

Senior Researcher, AI Tech. Lab. SKT Future R&D
Contact : hugmanskj@gmail.com, hugman@sk.com