

深層学習を用いた 不動産間取り図のグラフ化とその応用

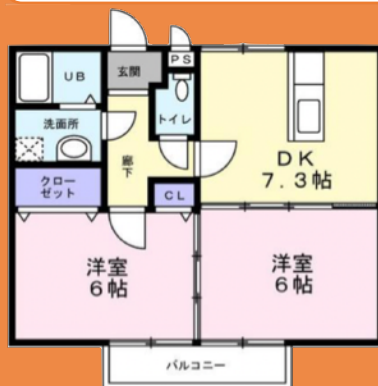
山田万太郎
東京大学大学院

IDRユーザフォーラム2019, 2019.11.29

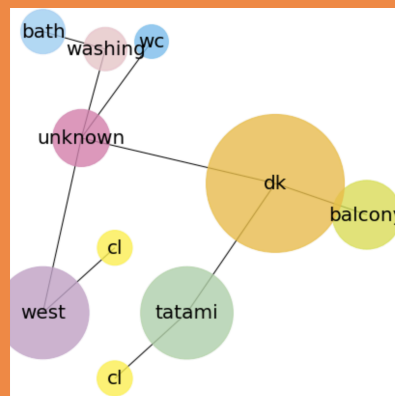
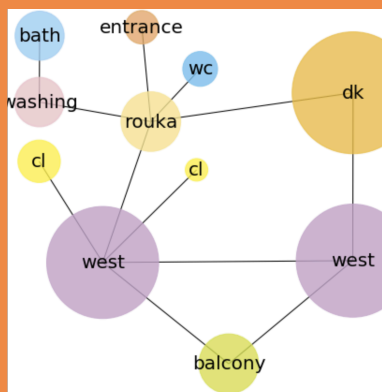
15. 深層学習を用いた 不動産間取り図のグラフ化

山田 万太郎
山崎 俊彦
(東京大学)

WHY?



比較・評価が難しい



数学的に容易

HOW?

深層学習による
Semantic segmentation
(分類精度 87.7%)



グラフ化

お話しする内容

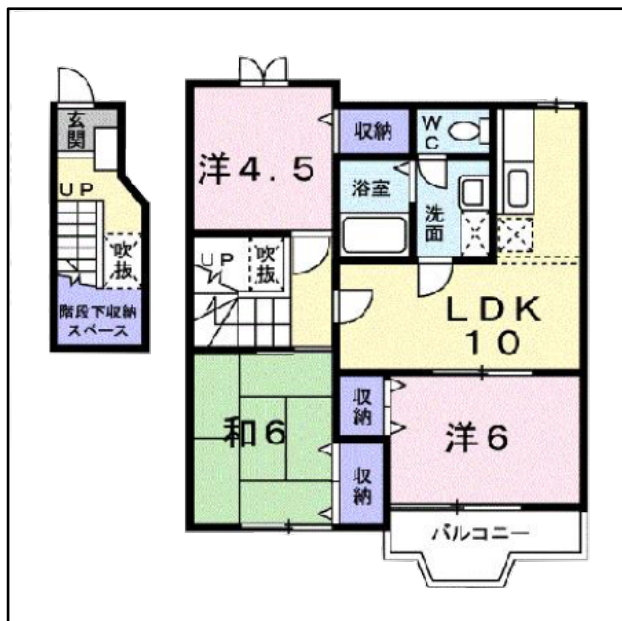
- IDR2018で発表した研究について
 - 「深層学習を用いた不動産間取り図のグラフ化」
 - LIFULL HOME'sデータセットを使用
- それからのアップデート
 - グラフ化精度の定量評価
 - “類似物件検索”への応用

お話し する 内容

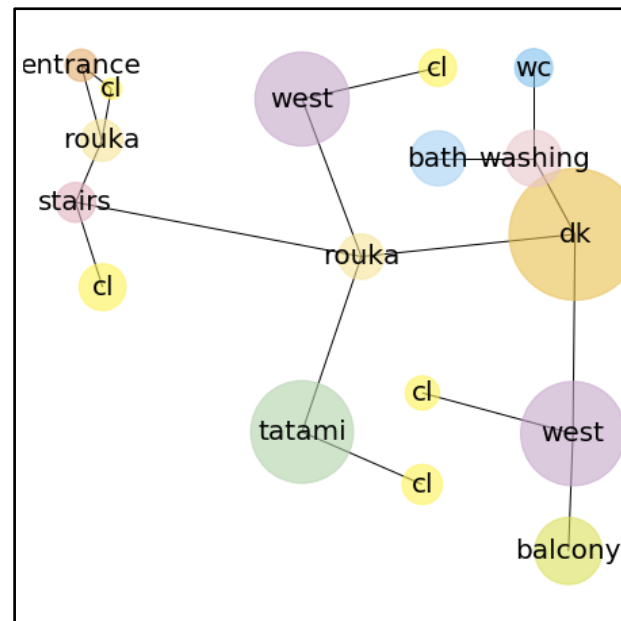
- IDR2018で発表した研究について
 - 「深層学習を用いた不動産間取り図のグラフ化」
 - LIFULL HOME'sデータセットを使用
- それからのアップデート
 - グラフ化精度の定量評価
 - “類似物件検索”への応用

研究目的

- 間取り図をグラフ構造に自動で変換する



間取り図画像



間取りを反映した
グラフ構造

背景: なぜグラフ化するのか？

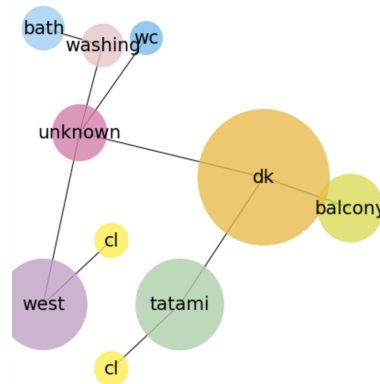
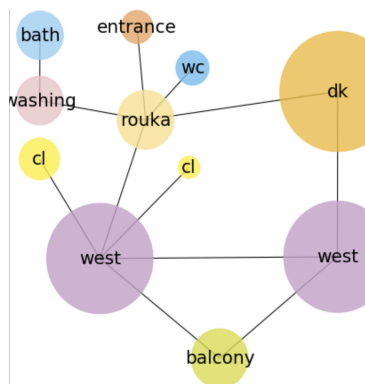
- 間取りの比較や評価が容易になる

画像



X 情報量が多い
標準化されていない
(色使い, スタイル)

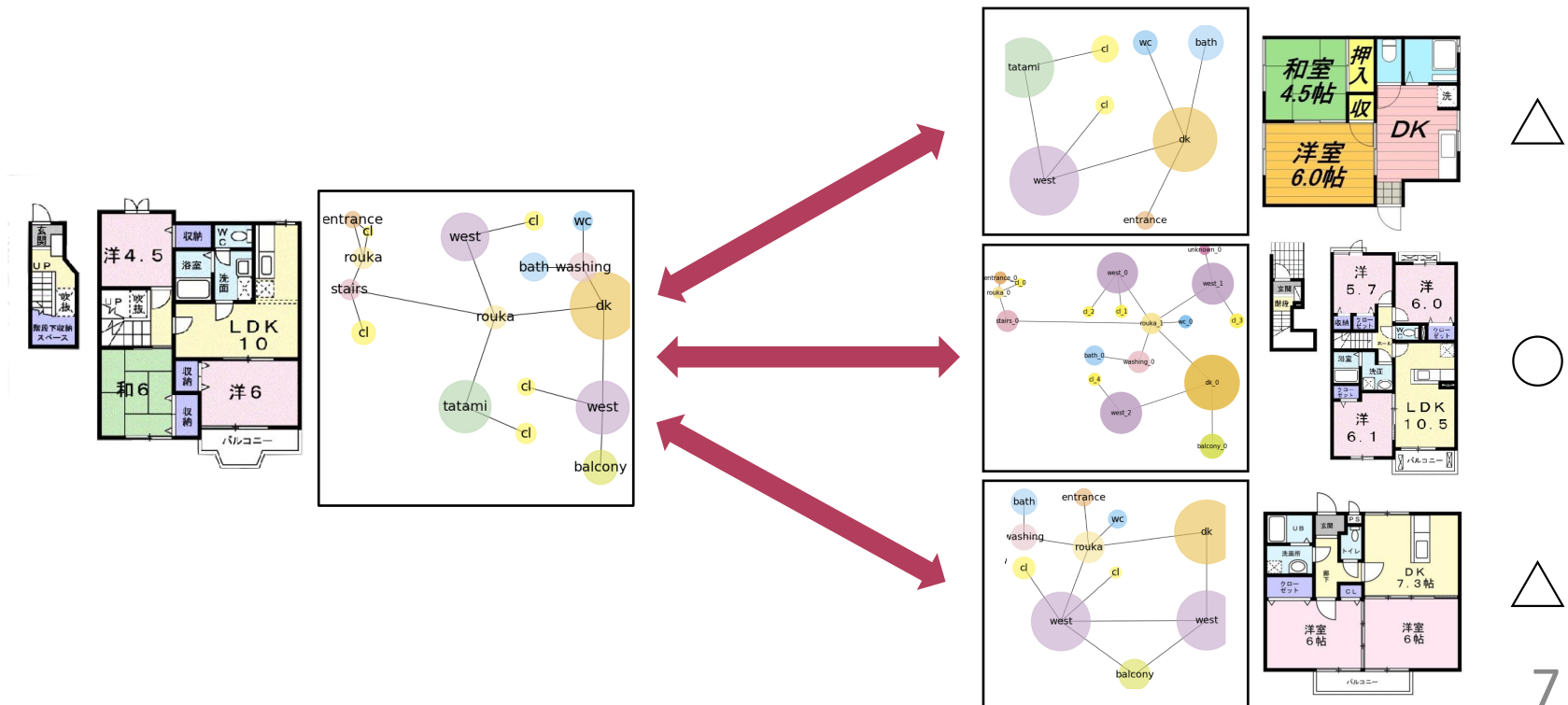
グラフ



構造化されている
確立した理論

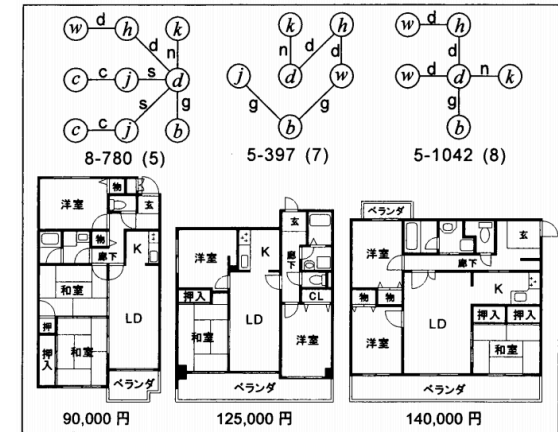
応用例: 間取り類似物件検索

- 間取りが類似する物件を検索
 - グラフ同士を比較する
 - その類似度を間取りの類似度として検索する



他にも応用例

- 瀧澤^[1]らによる賃料予測
 - 室の隣接関係をグラフで表現
 - 賃料予測にグラフを利用
 - 室配置が賃料に大きく影響している



- 花里^[2]らによる住宅分類
 - グラフに基づき分類
 - 日本と海外の住宅の比較
 - 『個室群化』傾向（『居間中心型』）

型	隣接グラフの例	室用途とRA値によるノードの序列
I		室用途 ノードの序列 RA値 LD 私室 廊下 玄関 ● < ○ = ○ = ⊕ RA値 0.16 0.67 LDのRA値が最小
II		室用途 ノードの序列 RA値 LD 廊下 私室 玄関 ● < ○ < ○ = ○ = ⊕ RA値 0.2 0.6 LDと廊下のRA値が最小
IIIa		室用途 ノードの序列 RA値 LD 廊下 私室 玄関 ● < ○ < ○ = ○ = ⊕ < ○ RA値 0.067 0.267 0.4 0.6 廊下のRA値が最小で、2番目に小さいノードが単独でLDであるもの
IIIb		室用途 ノードの序列 RA値 LD 廊下 私室 玄関 ● < ○ < ○ = ○ = ⊕ < ○ RA値 0 0.267 0.33 廊下のRA値が最小で、2番目に小さいノードがLDと他のノード一つであるもの
IIIc		室用途 ノードの序列 RA値 LD 廊下 私室 玄関 ● < ○ < ○ = ○ = ⊕ < ○ RA値 0 0.33 廊下のRA値が最小で、2番目に小さいノードがLDを含むすべてであるもの
IIId		室用途 ノードの序列 RA値 LD 廊下 私室 玄関 ● < ○ < ○ = ○ = ⊕ < ○ RA値 0.095 0.19 0.381 0.476 廊下のRA値が最小で、LDのRA値が3番目に降であるもの

[1] 瀧澤重志, 吉田一馬, and 加藤直樹. "グラフマイニングを用いた室配置を考慮した賃料分析".

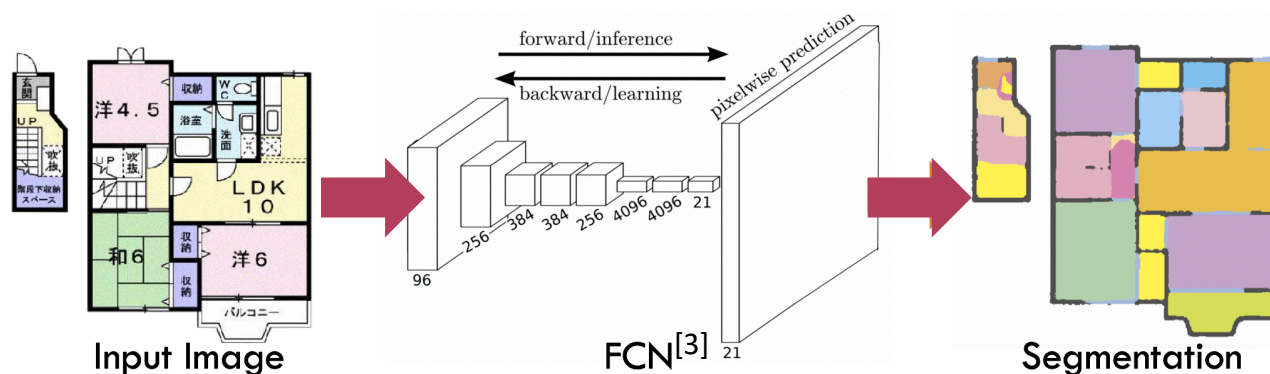
In: 日本建築学会環境系論文集73.623 (2008), pp. 139-146.

[2] 花里俊廣, 平野雄介, and 佐々木誠. "首都圏で供給される民間分譲マンション100m2超住戸の隣接グラフによる分析".

In: 日本建築学会計画系論文集70.591 (2005), pp. 9-16.

提案するグラフ化手法

Step1: Semantic segmentationによる間取り図認識

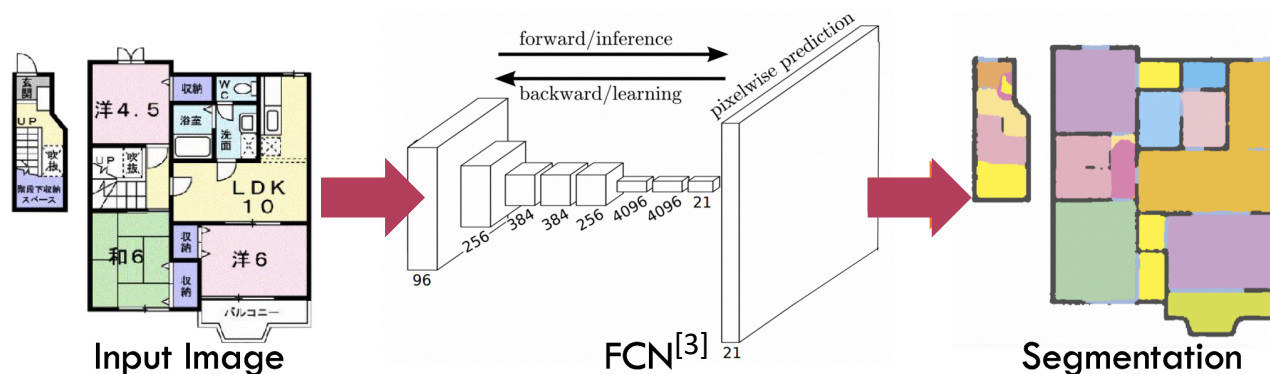


Step2: 領域走査によるグラフ作成



提案するグラフ化手法

Step1: Semantic segmentationによる間取り図認識

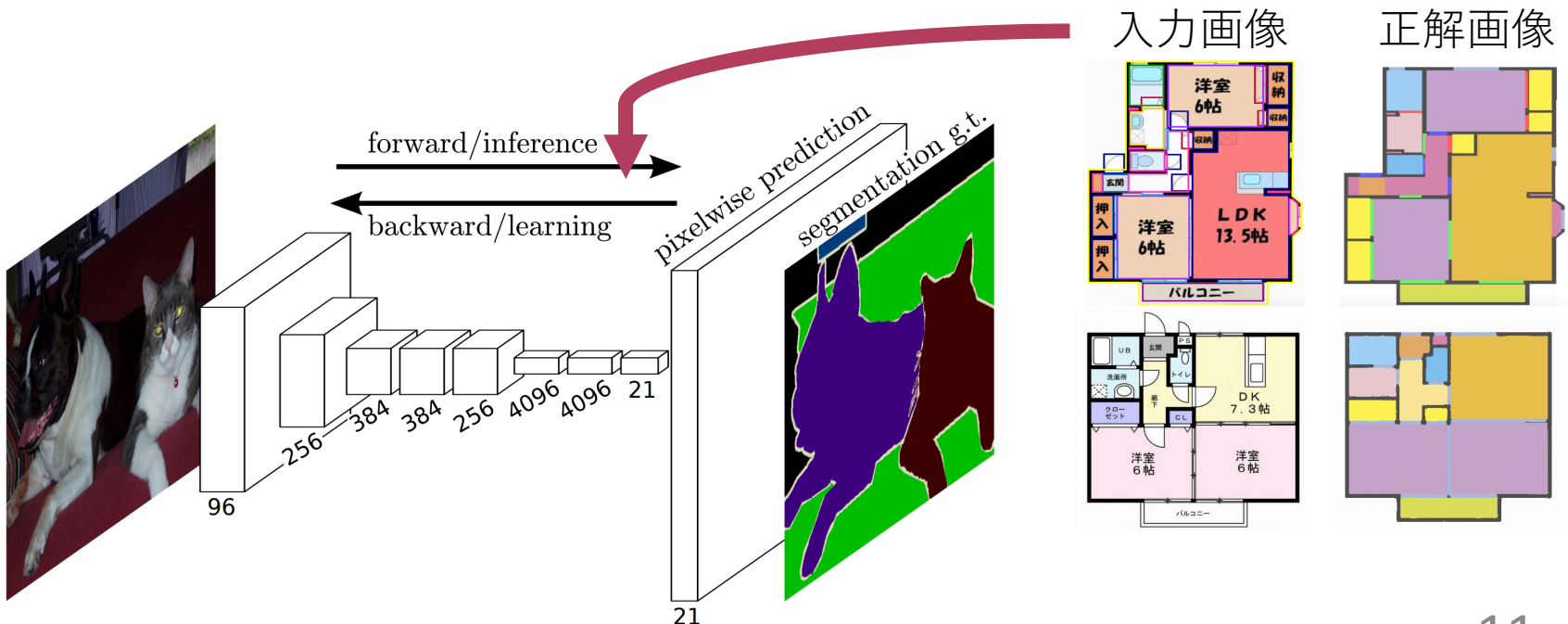


Step2: 領域走査によるグラフ作成



間取り図の認識

- 深層学習による **semantic segmentation**
 - ピクセル単位でクラスラベルを予測
 - 例えば, FCN(Fully Convolutional Networks)^[3]

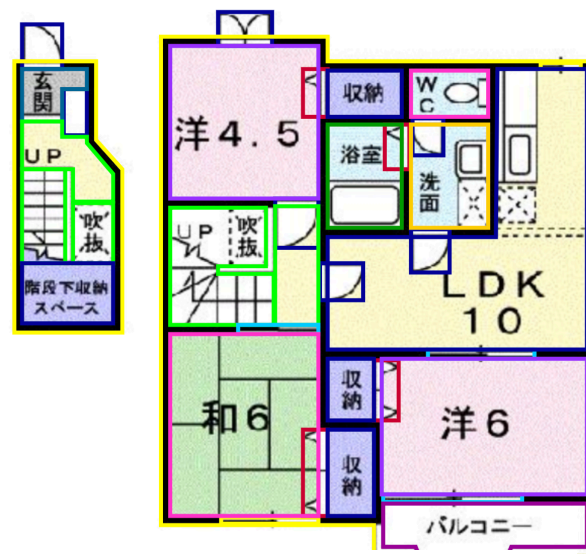


学習のためのデータセット

- 間取り図画像とアノテーションのセット
 - LIFULL HOME's データセット^[4]の間取り図
 - 独自生成のアノテーション

17種類のラベル

壁	洗面所	開き戸
和室	バルコニー	引き戸
洋室	玄関	折り戸
ダイニング	廊下	窓
トイレ	階段	unknown
浴室	収納	



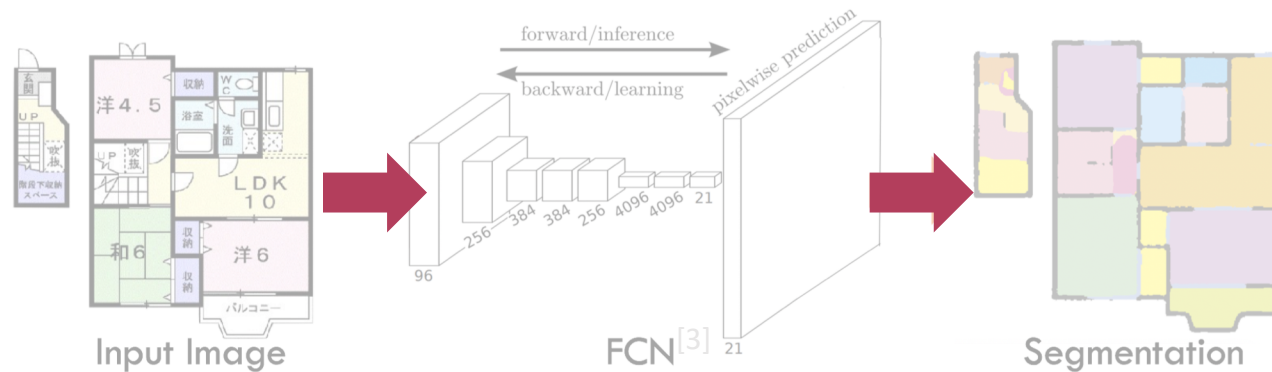
各領域の輪郭^[5]

[4] LIFULL Home's dataset. 2010-2019. URL : <https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/lifull/homes.html>

[5] LabelMe. URL : <http://labelme.csail.mit.edu/Release3.0/>

提案するグラフ化手法

Step1: Semantic segmentationによる間取り図認識



Step2: 領域走査によるグラフ作成



[3] Jonathan Long, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation". In: CVPR (2015).

グラフ化アルゴリズム

- 間取りを正しく反映したグラフを作成する
 - ドアによる接続を考慮する

(1) ノードの作成

- i. 同じラベルがひと続きになっている領域を抽出する
- ii. 領域の面積が閾値以上であれば、ノードとする
- iii. 階段ノードが複数あればひとつにマージする

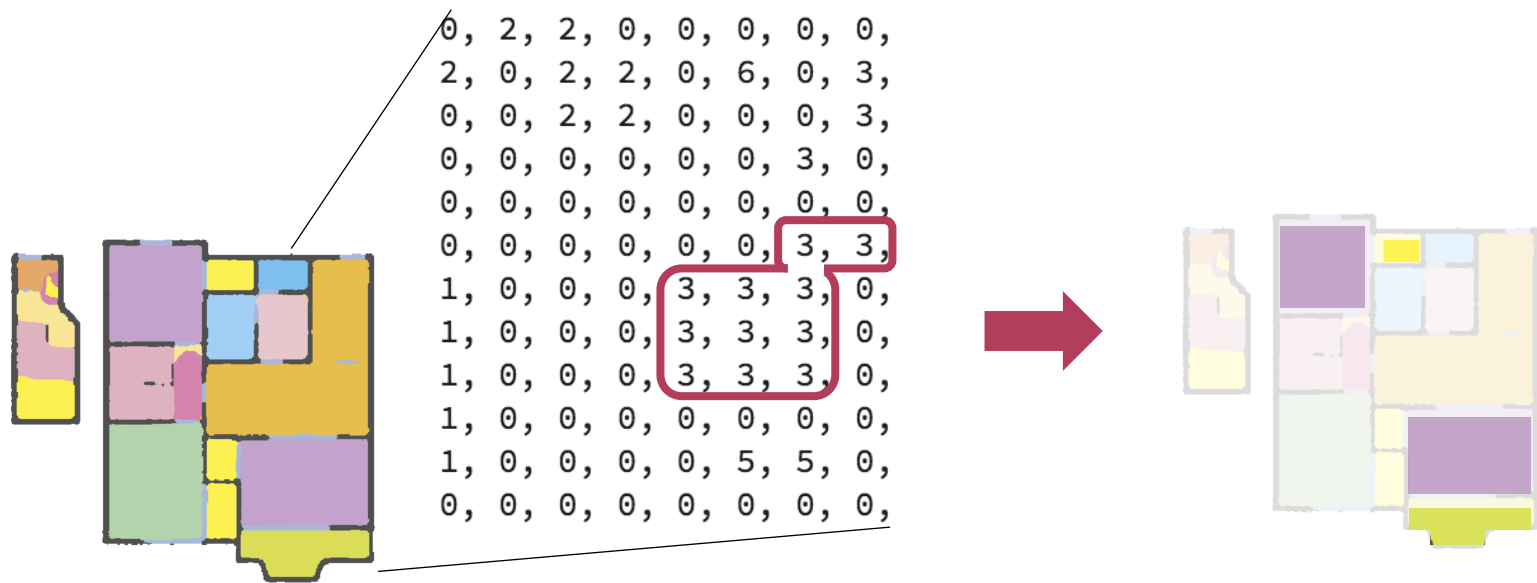
(2) エッジの作成

- i. 各ドアが隣接しているノードを列挙する
- ii. 同じドアに対して隣接しているノードの集合があれば、それらのノード間にエッジを作成する

グラフ化アルゴリズム(ノード)

(1) ノードの作成

- i. 同じラベルがひと続きになっている領域を抽出する
- ii. 領域の面積が閾値以上であれば、ノードとする
- iii. 階段ノードが複数あればひとつにマージする



グラフ化アルゴリズム(ノード)

(1) ノードの作成

- i. 同じラベルがひと続きになっている領域を抽出する
- ii. 領域の面積が閾値以上であれば、ノードとする
- iii. 階段ノードが複数あればひとつにマージする



グラフ化アルゴリズム(ノード)

(1) ノードの作成

- i. 同じラベルがひと続きになっている領域を抽出する
- ii. 領域の面積が閾値以上であれば、ノードとする
- iii. 階段ノードが複数あればひとつにマージする



間取り図上では分離



実際はひとつ

階段
①

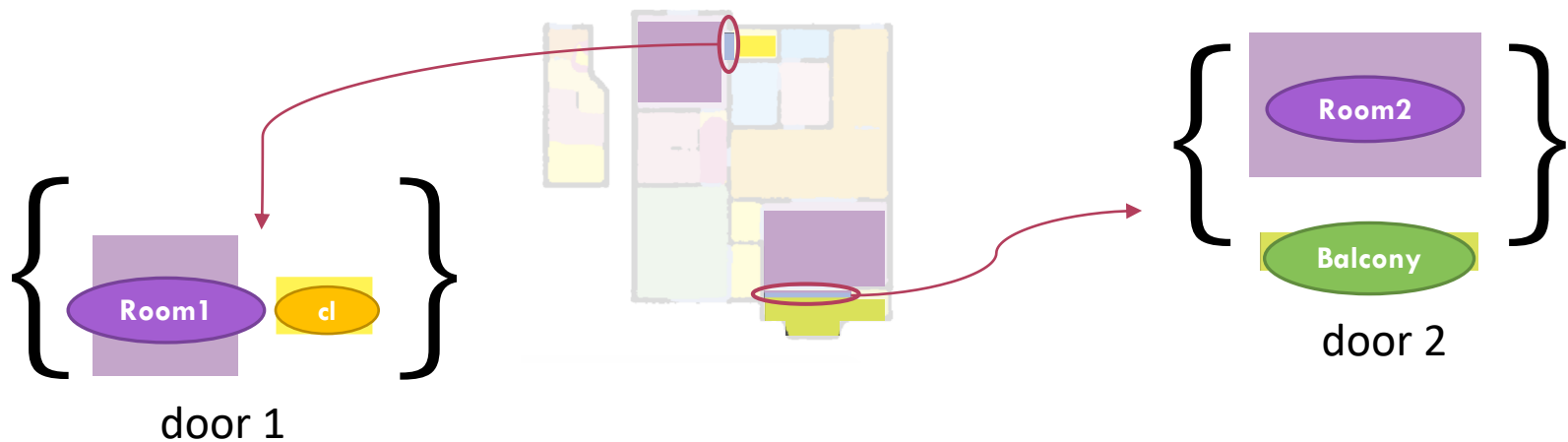
階段②

階段

グラフ化アルゴリズム(エッジ)

(2) エッジの作成

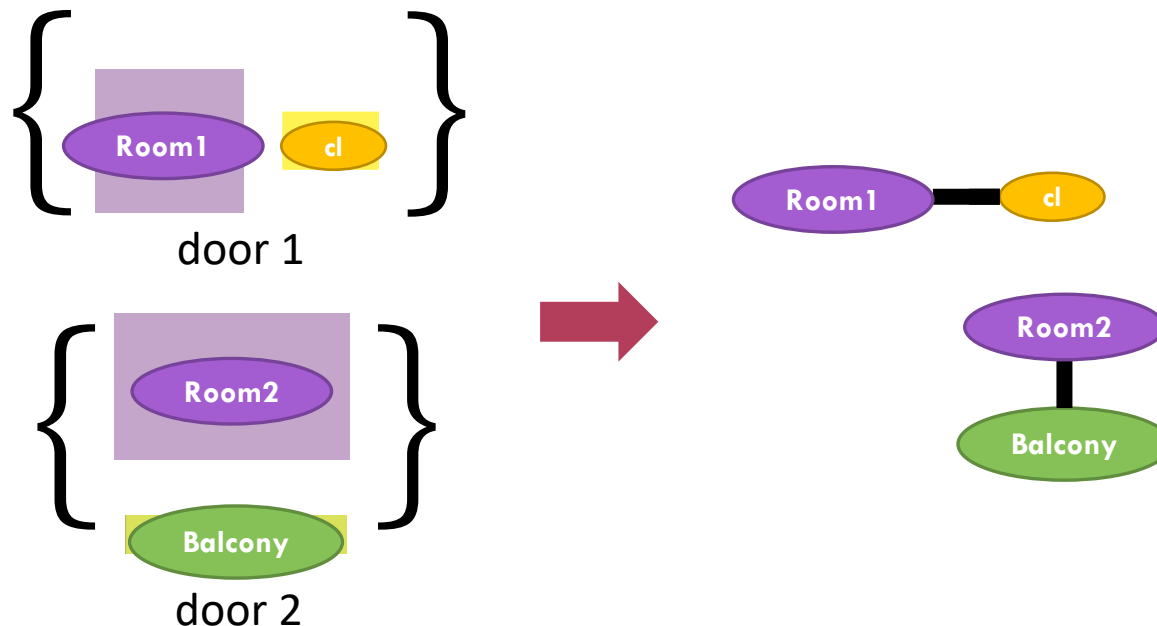
- i. 各ドアが隣接しているノードを列挙する
- ii. 同じドアに対して隣接しているノードの集合があれば、それらのノード間にエッジを作成する



グラフ化アルゴリズム(エッジ)

(2) エッジの作成

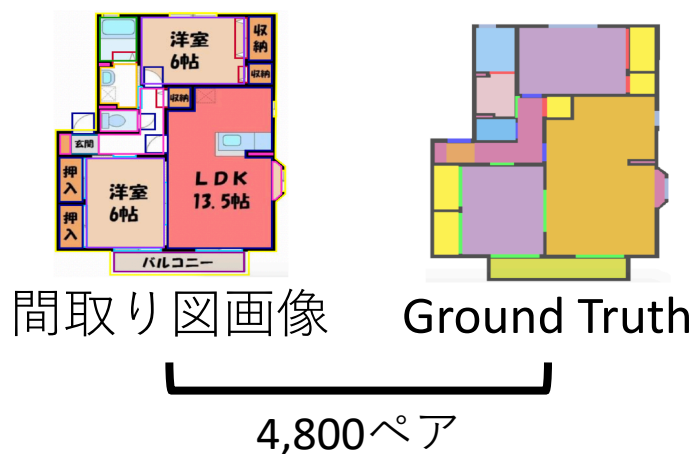
- 各ドアが隣接しているノードを列挙する
- 同じドアに対して隣接しているノードの集合があれば、それらのノード間にエッジを作成する



実験方法

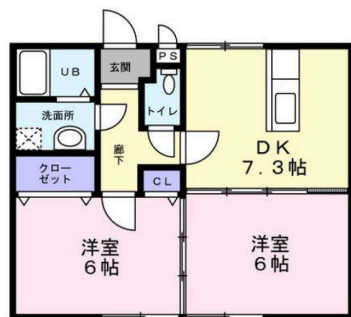
データセットを4,800枚用意.

テストセット500枚に対して評価を行う.



データセット分割	
train	3,800
validation	500
test	500

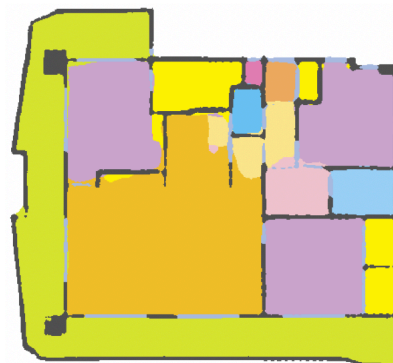
結果: 間取り図の認識例 (mean IoU avg = **0.840**)



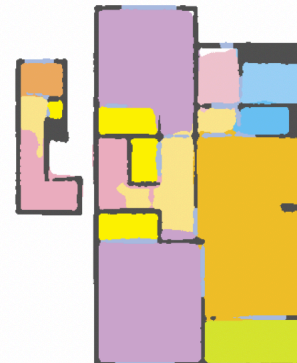
※図面と現況が異なる場合は、現況優先とします



精度が高い例
(0.943)



平均的な例
(0.841)



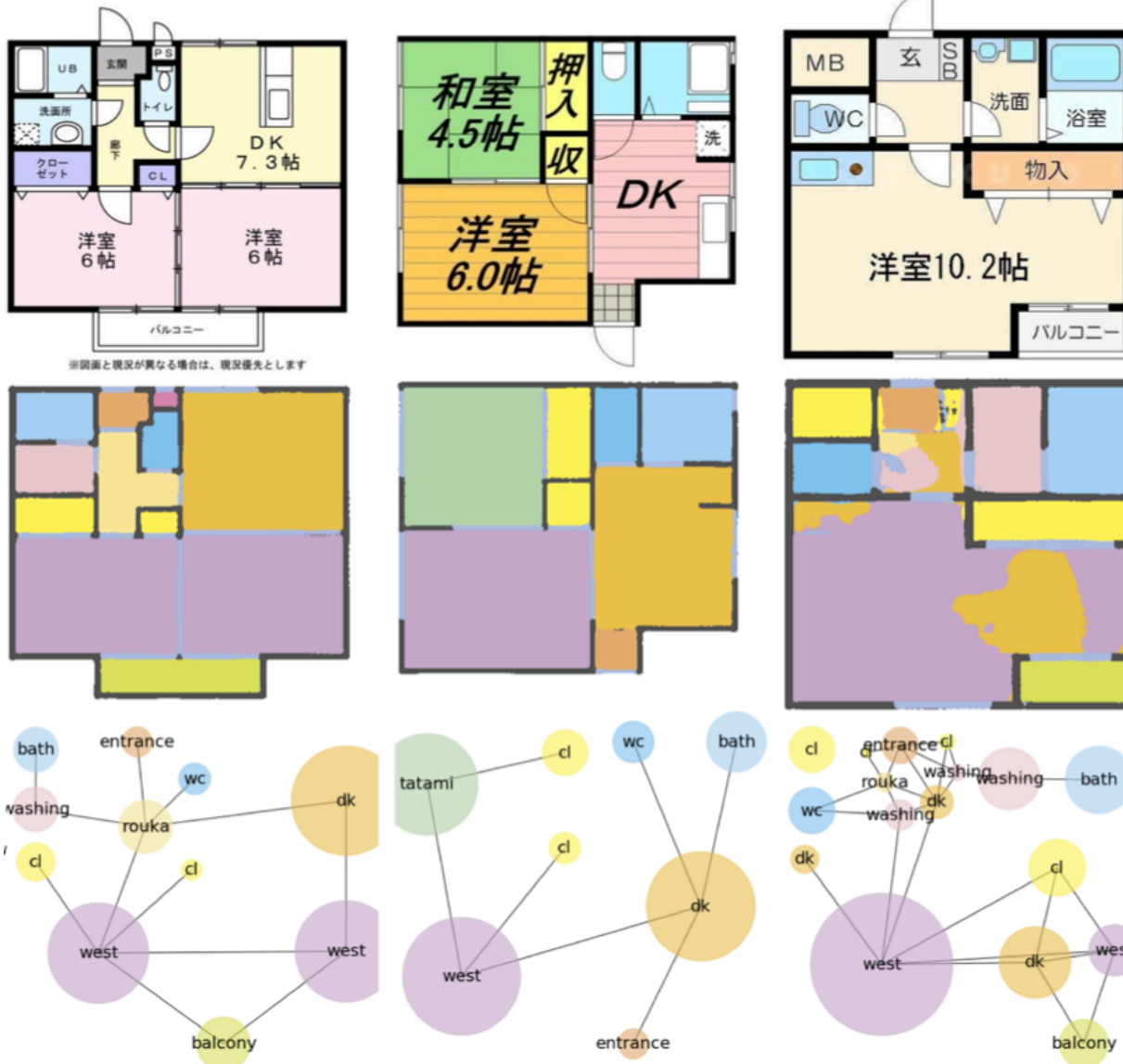
平均的な例
(0.841)



精度が低い例
(0.537)



結果: グラフ変換例



お話し する 内容

- IDR2018で発表した研究について
 - 「深層学習を用いた不動産間取り図のグラフ化」
 - LIFULL HOME'sデータセットを使用
- それからのアップデート
 - グラフ化精度の定量評価
 - “類似物件検索”への応用

結果: グラフ化の精度

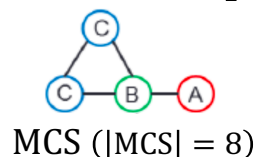
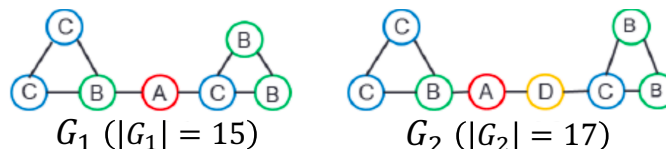
MCS類似度(平均値) = **0.840**

$$\text{sim}(G_1, G_2) = \frac{|\text{MCS}(G_1, G_2)|}{\max(|G_1|, |G_2|)}$$

$$0 \leq \text{sim}(G_1, G_2) \leq 1$$

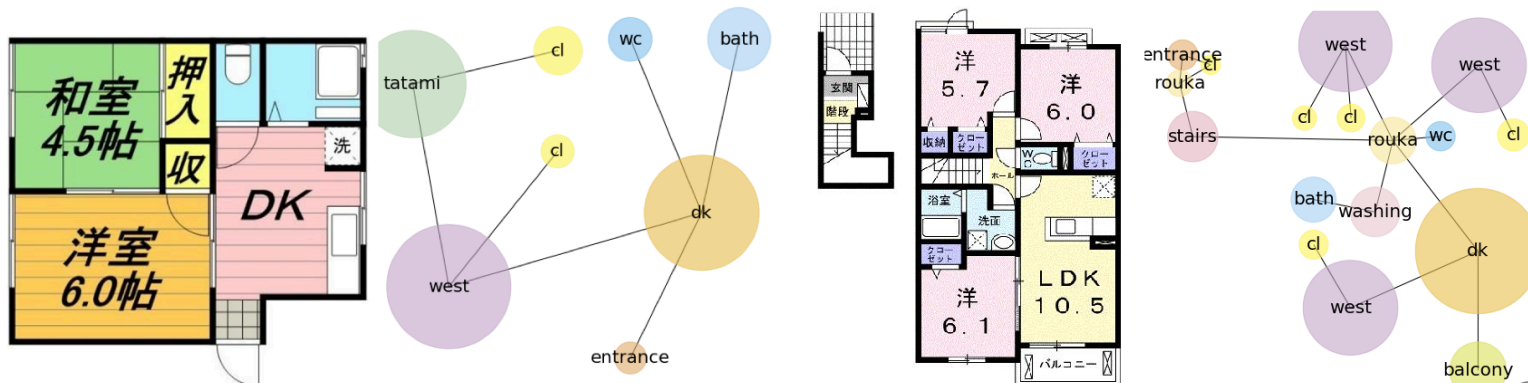
MCS($\cdot$): 最大共通部分グラフ

$|\cdot|$: ノード数とエッジ数の和



$$\text{sim} = \frac{|\text{MCS}|}{|G_2|} = \frac{8}{17} = 0.47$$

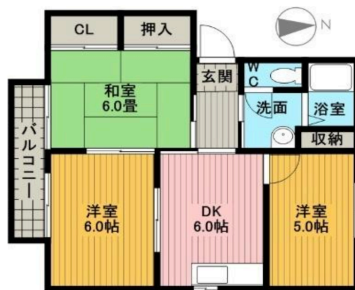
例



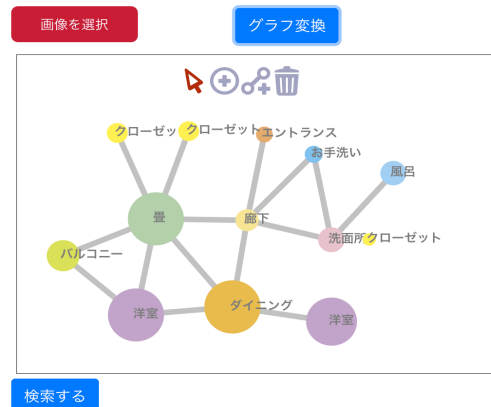
類似物件検索への応用

- 間取り類似物件検索システムを構築
 - 任意の間取り図を入力する
 - 間取りが類似する物件が検索される

アップロードした画像



入力した間取り図



変換したグラフ



検索結果
(類似物件)

背景

より「間取り」の類似した物件を検索できる

X プレーンな画像検索

- 色やスタイルに引っ張られてしまう？

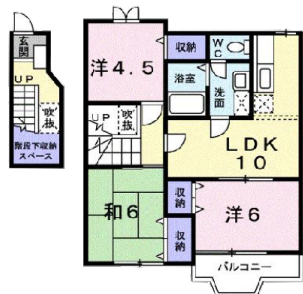
○ グラフ構造による検索

- 間取り構造に着目する



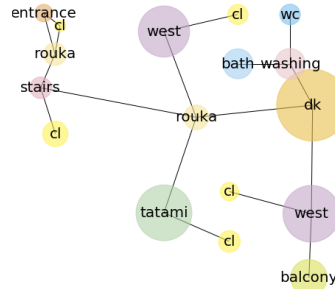
検索方法

1. 提案手法による **グラフ化**
2. **グラフの類似度**を計算

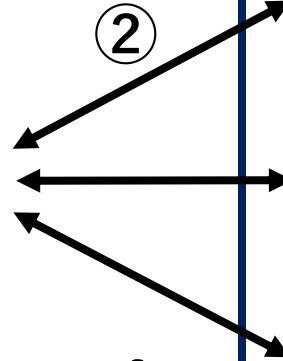


クエリ

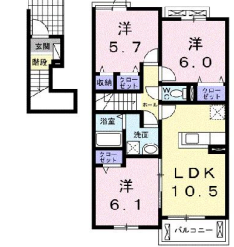
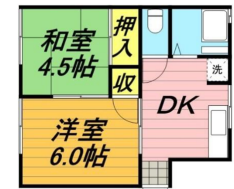
①



②



...



...

検索候補
(あらかじめグラフ化) 27

結果: 検索結果の例



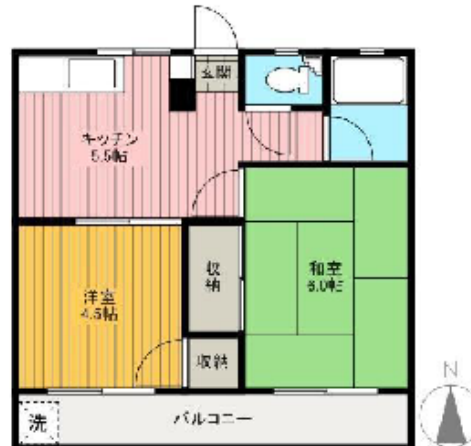
クエリ



2nd: sim=0.818

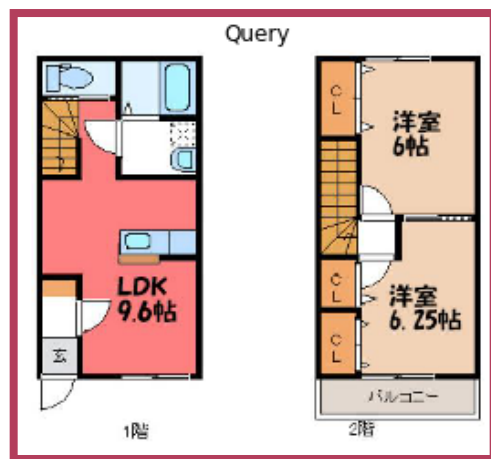


3rd: sim=0.818



検索結果(上位5つ)

結果: 検索結果の例



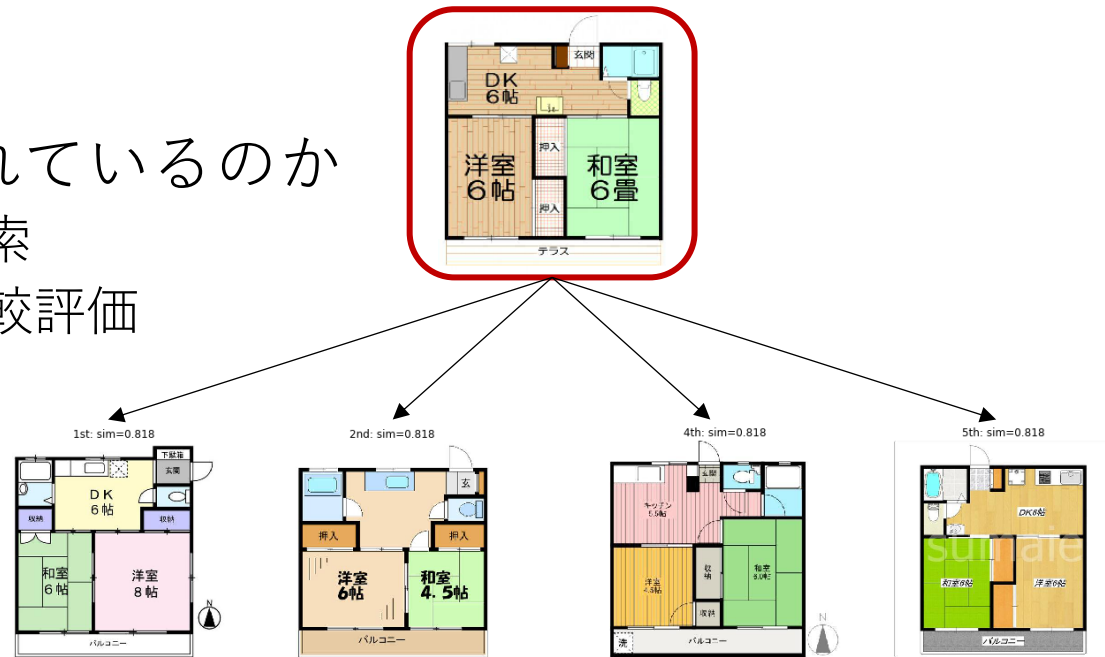
クエリ



検索結果(上位5つ)

今後の検討課題

- 検索結果の評価
 - 本検索手法は優れているのか
 - 複数の方法で検索
 - ユーザによる比較評価



お話した内容

- IDR2018で発表した研究について
 - 「深層学習を用いた不動産間取り図のグラフ化」
 - LIFULL HOME'sデータセットを使用
- それからのアップデート
 - グラフ化精度の定量評価：MCS類似度=0.84
 - “類似物件検索”への応用
 - → 検索結果の評価実験を行います

FIN

ありがとうございました