

RSSI と画像を併用した画像探索方法の検討

宮本 健† 川浦 健央† 塚原 整†

三菱電機 情報技術総合研究所†

1. 背景

グラフィックスを所望の位置へ重畳表示するAR(Augmented Reality)を実現するためには、デバイスの位置・姿勢を特定する必要がある。スマートフォンやタブレットなど、一般的に普及しているデバイスで位置・姿勢を特定する方法として、カメラ画像を使う方法[1]がある。

カメラ画像を使う方法は、まず、DB に格納している複数の画像の中から端末で撮影した画像に最も近いものを探索する。その後、探索結果と端末で撮影した画像の対応関係を計算し、位置・姿勢を推定する。

大規模な環境に、この方法を適用する場合、DB から画像を探索する処理の以下2つが問題になる。

(1) 計算量

DB に格納する画像枚数の増加に従い、線形的に計算量が増加する。画像の枚数が多い大規模環境に適用した場合、リアルタイム性が損なわれる。

(2) 類似模様の判別

類似する模様が、複数の異なる場所に存在する場合、探索に失敗する。画像に含まれる模様を元に、所望の画像を探索するためである。

本研究では、RSSI(Received Signal Strength Indication)を併用することで、2つの問題を抑制する方法を述べる。RSSI を使用する理由は2つある。一つは、WiFi アクセスポイントがショッピングモールやオフィスビルなどの屋内環境で既に設置されているケースが多いこと。二つ目は、信号を受信するデバイスが Smart Phone など、普及しているデバイスに搭載されているためである。

2. RSSI と画像を併用した画像探索方法

RSSI を元に画像を管理するDBの構築方法と、そのDBを用いて画像を探索する方法を述べる。

2.1. DB 構築

DB 構築の流れは、図1のとおりである。まず、画像とRSSIのペアを複数、カメラから取得する。その後、RSSIを用いて画像をクラスタリングする。

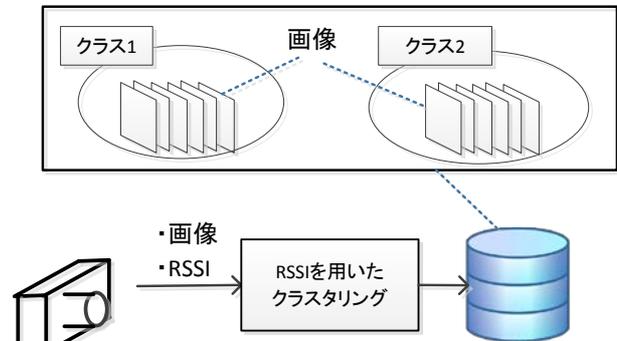


図1 DB構築



図2 画像探索

クラスタリングでは、ある特定の時刻 t のときに得られたRSSIを、(1)式に示す形式に変換したベクトル \mathbf{z}_t を用いる。(1)式中の z_{nt} は、SSID(Service Set Identifier)毎の信号強度を示し、 N は観測した全てのSSIDの個数を示す。

$$\mathbf{z}_t = \begin{pmatrix} z_{1t} \\ \vdots \\ z_{nt} \\ \vdots \\ z_{Nt} \end{pmatrix} \quad (1)$$

RSSIを示すベクトル \mathbf{z}_t をクラスタリングする方法として、本研究ではK-Means法[2]を用いる。クラスタリングの結果、各クラスを中心 \mathbf{v}_m を求めることができる。

2.2. 画像探索

画像探索の流れは、図2のとおりである。まず、RSSIを用いて、画像を探索するクラスを特定する。その後、特定したクラスの中から、最も類似する画像を、端末で撮影した画像を用いて探索する。各方法は、以下のとおりである。

(1) RSSIによるクラス探索

まず、DBの中から、端末から取得したRSSIに最も近いクラスを特定し、そのクラスに含まれる画像を探索対象とする。その後、特定したクラス以外のクラスに含まれる画像の探索可否を決める。

最も近いクラスの特定には、(2)式を用いる。(2)式の \mathbf{z} は端末から取得するRSSIを示し、ベクトルの形式は \mathbf{z}_t と同じである。 \mathbf{v}_m は2.1節

Image Retrieval with RSSI and Image

† Ken Miyamoto, Takeo Kawaura, Osamu Tsukahara: Mitsubishi Electric Corporation Information Technology R&D Center

の方法で得たクラス m の中心を示す.

$$m' = \arg \min_m \|z - v_m\|^2 \quad (2)$$

クラス m' 以外に含まれる画像の探索可否は, (3)式を用いて決める. 条件に応じて複数のクラス探索を実施する理由は, RSSI は周囲の環境によって変動する特徴があり, 一つのクラスに含まれる画像のみを探索した場合, 探索に失敗する可能性があるからである. 近接する複数のクラスに含まれる画像を探索することで, 画像の探索精度を向上させている.

$$\|z - v_n\|^2 < Ratio \times \|z - v_{m'}\|^2 \quad (3)$$

(2) 画像情報を用いた探索

DB に格納している画像と, 端末から取得した画像各々から ORB 特徴量[3]を抽出しハミング距離を計算する. DB に格納している画像の中で, ハミング距離が最も短い画像を, 探索結果として出力する.

3. 評価

3.1. 方法

従来の画像のみを用いた画像探索と, 提案法である RSSI を併用した画像探索とを比較する.

DB 構築には, 横 20.5m×縦 13.55m のエリア外周を歩行したときに得た画像と RSSI のペアを用いる. このエリアに設置したアクセスポイントの数は 14 である. DB 構築時に設定したクラス数は 2 とした. また, 画像探索の評価には, DB 構築時と異なる時刻ではあるが, 同じ方法で取得した同内容のデータを用いる.

精度評価の指標として, 探索した画像中の最小のハミング距離を用いる. また, 計算量評価の指標として, 画像のみの探索をおこなったときの計算量を 1 としたときの, 計算量を用いる.

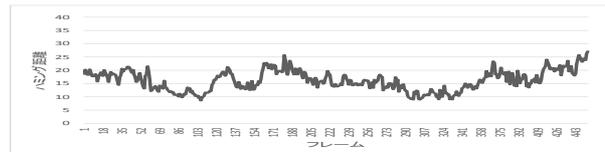
3.2. 結果

精度評価した結果を図 3 に示す. 図 3 の横軸は画像のフレーム番号を示し, 縦軸はハミング距離を示す. 図 3(a), (b) を比較すると, 精度を示すハミング距離が変わらない. ただし, (3)式の *Ratio* をより低い値に設定し, 図 3(b) と比べて, 複数クラス内の画像探索を認めない設定にした場合, 図 3(c) に示すように, 一部のフレームでハミング距離が上昇し, 画像探索の精度が低下した.

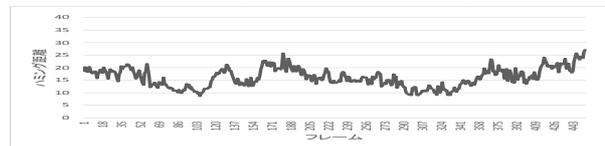
計算量は, 図 3(a) を 1 としたとき, 図 3(b) の条件で 0.65, 図 3(c) の条件で 0.55 であった.

4. まとめ

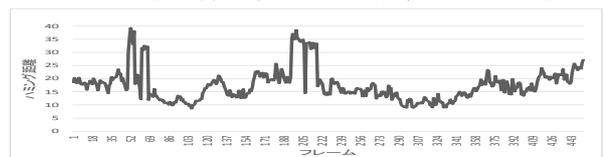
本研究では, RSSI を併用することで画像探索の計算量を削減する方法を述べた. 評価で用いた環境では, 画像探索の精度が従来の方式から



(a) 画像のみを用いた探索



(b) RSSI と画像を併用した探索 (*Ratio* = 1.3)



(c) RSSI と画像を併用した探索 (*Ratio* = 1.1)

図 3 精度評価の結果

変化することなく, 計算量を 35%削減できることを確認した. 今後, 環境に合わせたクラス数の自動調整[2]や, 画像探索をより計算量の少ない方法[4]に変更すること, 画像探索後におこなう位置・姿勢推定[1]と組み合わせた評価を実施する予定である.

参考文献

- [1]Esra Ataer-Cansizoglu, Yuichi Taguchi, Sri Kumar Ramlingam, and Yohei Miki : Calibration of Non-Overlapping Cameras Using an External SLAM System, International Conference on 3D Vision (3DV), DOI: 10*1109/eDV.2014.106, December 2014, pp. 509-516.
- [2] Shizhi Chen, Xiaodong Yang, and Yingli Tian: Discriminative Hierarchical K-Means Tree for Large-Scale Image Classification, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol.26, No.9, September 2015
- [3]E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski : ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, in IEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2011, pp. 2564-2571
- [4]H. Jegou, F. Perronnin, M. Douze, J. S ´anchez, P. P ´erez, ´ and C. Schmid: Aggregating local image descriptors into compact codes, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 34, no. 9, pp. 1704-1716, Sep. 2012.