

P2P エージェント基盤を用いた位置情報付き画像データベースの試作

有吉 勇介¹・鎌原 淳三²・平山 勝敏²・田中 直樹²・長松 隆²・寺西 裕一³

本稿では、現在著者らが開発している大量の位置情報付き写真画像に対して類似検索を行う画像データベースについて述べる。本システムは2層構成になっており、下位のP2Pネットワーク層はピア群とオーバーレイネットワークから構成されている。ピアは上位層に対してエージェント生成などのエージェント機能を提供し、オーバーレイネットワークは範囲検索といった位置に依存した検索機能などを提供する。上位のエージェント層では複数の種類のエージェントが協調して処理を行うことにより利用者に対して画像データベースサービスを提供する。本稿では、本システムを構成する各エージェントや、データベース構築などの機能について説明し、いくつかの機能について行った実験について紹介する。

キーワード：P2P、エージェント、画像内容検索、位置情報、ドロネーネットワーク

目次

- 1 はじめに
- 2 関連研究
- 3 システム構成
- 4 システム動作の設計
- 5 実験
- 6 おわりに

1 はじめに

Flickr や Instagram などの写真共有サービスの成功などによって、膨大な数の写真画像がインターネット上で共有されるようになってきた。さらに、スマートフォンなどのカメラ機

1 尾道市立大学経済情報学部

2 神戸大学海事科学部

3 大阪大学サイバーメディアセンター

能付き携帯デバイスの普及により、日々新たに公開される写真画像の数自体も増加している。このような写真画像にはタグと呼ばれるキーワードが付与されていることが多く、メタ情報に含まれる URL から撮影対象に関する詳細な情報が得られるものもある。そのような写真画像を検索する場合、通常のテキスト検索を行う検索サイトでは検索語を与えることによって、その検索語をタグなどに含む写真画像を検索することができる。しかし、海外の旅行先などで記念碑等のランドマークや店舗の情報を得ようとしても、なじみのない言語による表記しかない場合などは、どのような検索語で検索したらよいか分からない場合もある。

そこで検索したい対象をその場で撮影し、画像として類似した写真画像を検索することで、同じ対象を撮影した写真を見つけ、それに付与されているタグや URL などから詳細な情報を得るという方法が考えられる。このような画像間の類似性により画像を検索する手法を CBIR (Content-based Image Retrieval) という。CBIR では画像から視覚的な特徴量を算出し、特徴量同士を比較することによって類似画像を検索する。しかし画像特徴量の種類は多種多様であり、単一の画像特徴量だけで膨大な数の画像の中から高い精度で類似画像を検索することは困難な問題となっている。

また、もうひとつの問題として検索などの処理を行う時の負荷やデータ量がある。画像特徴量は一度計算してしまえば多次元ベクトルに帰すことになり、CBIR と従来のテキスト検索とを比較すると数十倍程度の計算コストに過ぎない。しかし、検索対象画像の数が膨大になると多数の類似比較が必要となり、検索結果を短時間で得るためには計算にかかる負荷を分散する手法を考える必要がある。

最近のデジタルカメラやスマートフォンでは、搭載された GPS モジュールにより緯度経度といった位置情報を写真のデータ内に付与するようになっている。そこで著者らは、画像に付与された位置情報 (Geotag) に着目し、建物やランドマークなどの位置情報付き画像を対象とした CBIR システムの検索精度を高める手法について研究を行っている。本稿ではその中で開発した画像特徴量と位置情報を組合せた画像間類似度を用いることで検索精度を向上させる方式について説明する。

また、位置情報を用いた画像検索では、候補となる画像群が局所的な位置に存在しており、大きく離れた場所には存在しないと仮定できることから、分散して検索を行うことに適している。著者らは Content-based な手法を用いた画像検索について、処理の負荷低減や時間短縮を大掛かりなサーバを使用せずに効率よく行うために Peer to Peer (以下では P2P と記す) 通信によるエージェントベースの分散処理システムを考えている。本稿では、現在著者らが開発中である P2P エージェント基盤を用いた CBIR システムの設計についても紹介する。本システムでは P2P エージェント基盤として PIAX (P2P Interactive Agent eXtension) [1] を用いている。PIAX は位置依存サービス機能を持った構造化 P2P ネットワークを備えてお

り、複数のピア間をオーバーレイネットワークを経由して移動することができるエージェント機能を提供している。

以下、本稿では、次章で関連研究を紹介し、第3章ではシステム構成と各エージェントについて述べる。第4章では各機能におけるシステムの挙動などについて述べ、第5章ではいくつかの機能について行った実験を紹介し、最後にまとめと今後の計画について述べる。

2 関連研究

本稿と関連した研究として、[2] では個人レベルの写真コレクションに対して位置情報を利用したクラスタリングを行っているが、視覚特徴量は利用していない。位置情報付き画像の検索では [3] のようなタグ付けされた語と位置情報を組合せた手法が一般的である。[4] では視覚特徴量と位置情報を含んだコンテキスト特徴量というものを利用して検索を行っている。この研究での画像間の類似度は視覚特徴量とコンテキスト特徴量を単純に線型結合したものとなっている。

幾つかの P2P ネットワークを用いた CBIR の先行研究があるが、それらは画像やマルチメディアデータの一般的な検索を対象としており、位置情報を利用したものではない。位置情報付き写真画像の検索についての研究は 10 年ほど前から行われるようになった。[5] ではランドマーク認識と位置情報があらず地理的位置 (geolocation) という考えが提示された。[6] では大規模な画像セットからランドマークの分類を行っているが、位置情報は利用されていない。[7] では GPS の位置情報とカメラパラメータを利用して既知のランドマークに対して 3D モデルを構築する研究を行っている。

3 システム構成

本システムは図 1 のように 2 層構成になっている。下位層は P2P ネットワーク層であり、ピア群とオーバーレイネットワークから構成されている。ピアは上位層に対してエージェント生成などのエージェント機能を提供する。オーバーレイネットワークは範囲検索といった位置に依存した検索機能などを提供する。上位層はエージェント層であり、この層では複数の種類のエージェントが協調して処理を行うことにより、利用者に対してアプリケーションサービスを提供する。

本システムは以下のエージェント群、画像データとそのメタデータを位置情報に基づいて管理する Image Agent (IA)、地理的な領域とその領域内の IA を管理する Cluster Agent (CIA)、インターネット上を巡回して位置情報付き画像を収集する Crawling Agent (CrA)、利用者对本システムの Web インタフェースを提供する Web Agent (WA)、利用者からの類似画像検索要求を実行する Query Agent (QA) から構成される。

図 1：システムの 2 層構成

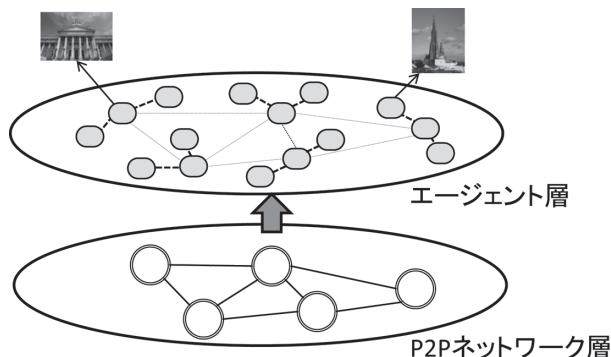
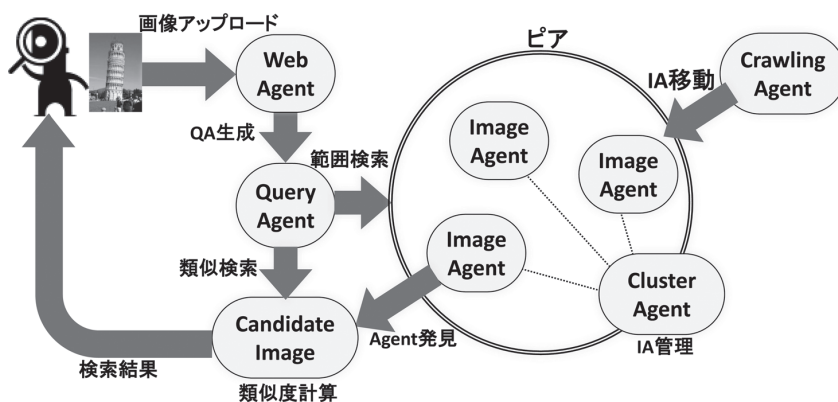


図 2 はこれらのエージェント間の関係を示している。本システムの典型的な利用例では、まず、利用者が質問画像を WA に渡すと、WA は質問画像に基づいて QA を生成する。QA は質問画像と地理的近傍に位置する IA 群を範囲検索により得る。そして QA は各 IA に質問画像と IA が管理する画像との類似度を計算させ、その類似度により画像を並べたものを利用者に提示する。また、CrA はインターネットを巡回して位置情報付き写真画像を発見すると、その画像を担当する IA を生成する。IA はその画像の位置情報から、その位置を担当する CIA を見つけて移動する。

図 2：エージェント間の関係概要



3.1 Crawling Agent

CrA はインターネットを巡回してネット上で公開・共有されている位置情報付き写真画像を収集する。具体的には、Flickr や Panoramio (<http://www.panoramio.com>) などの写真共有サービスのサイトにアクセスし、位置情報が付与されている画像を取得する。次に CrA は新しい IA を生成し、取得した画像と画像に付与されたタグや位置情報などのメタデータの

管理を行わせる。生成された IA は位置情報に基づいて適切な CIA に移動する。

3.2 Image Agent

IA は画像データとタグや位置情報などのメタデータを管理する Agent であり、画像特徴量を計算する機能などを備えている。各 IA は 1 つの写真画像に対応している。IA の各機能は下記のとおりである。

A) 特徴量の計算

IA は複数種類の低レベルの画像特徴量を計算することができる。

B) 位置情報によるピアの発見と移動

IA は位置情報を用いて、その位置の最近傍に存在するピアを P2P ネットワーク層の近傍発見機能により見つけだす。次に IA はその最近傍ピアに移動する。

C) 画像特徴量と位置情報に基づいた画像間類似度の計算

IA は質問画像と IA が保持している画像との類似度を計算する。そのとき、類似度を算出するために使用する画像特徴量や、その特徴量と位置情報との組合せ方を示す数式を指定することができる。

D) ストレージへの保存と復元

PIAX により、ピアが存在している計算ノードが持つストレージを使用し保存・復元を行う。

エージェントの検索や画像の順位付けは他のエージェントが実行するため、IA の機能は簡素なものとなっている。

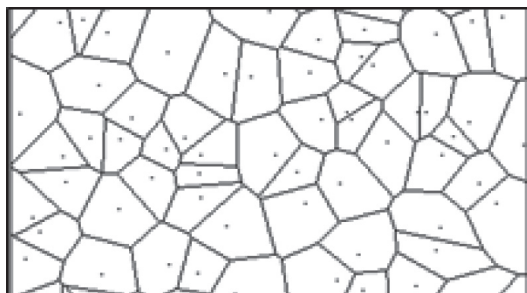
3.3 Cluster Agent

各 CIA はそれぞれ異なる地理的領域を担当し、その領域内の IA を管理する。CIA が担当する領域はボロノイ領域になっており、全ての CIA によって地表面をボロノイ分割している。各ボロノイ領域には母点が 1 つあり、あるボロノイ領域内のどんな点も他のボロノイ領域の母点より、自分の属するボロノイ領域の母点の方が近いことが保証されている [8]。図 3 はボロノイ分割の例を示している。CIA は担当するボロノイ領域の母点の管理も行う。

下位の P2P ネットワーク層はオーバーレイネットワークとしてドロネーネットワークを使用している。ドロネーネットワークとボロノイ分割は双対の関係にあり、ボロノイ分割で隣接するボロノイ領域の母点間を結んだものがドロネーネットワークとなる。一般に P2P ネットワークではピアがオーバーレイネットワークのノードとなるため、本システムではピアがドロネーネットワークのノードとなる。そのため CIA とピアは 1 対 1 に対応している。

また、CIA は検索処理におけるピア間の負荷の偏りを低減させ、負荷をバランスさせる役

図3：ボロノイ分割の例



割がある。ピアに新しい IA が追加されたとき、もし、そのピア内の IA 数が閾値を超えていけば、CIA は2つに分割される。そして新しいピアが生成されて IA 群の半分が新しいピアに移動する。これについては 4.2 で詳しく述べる。

3.4 Web Agent

WA は本システムのユーザインタフェースである。利用者は WA にアクセスしてその Web ページから写真画像をアップロードすると、WA は類似画像を検索するために QA を生成する。そして、QA から検索結果が返ってくると、WA は検索結果である類似度でランキングされた画像を Web ページに表示する。

3.5 Query Agent

QA は利用者からの質問画像に対する類似画像検索を実行する。QA が備える機能は下記のようにになっている。

A) 特徴量の計算

QA も IA と同様に複数種類の低レベルの画像特徴量を計算することができる。

B) 位置情報によるピアの発見と移動

本機能も IA と同様である。

C) 範囲検索質問の発行

質問画像の位置情報を使った範囲検索を発行し、検索結果の IA 群を受取る。

D) IA 群より類似度スコアを取得

QA は、範囲検索結果の IA 群に QA と IA が持っている画像間の類似度を計算させる。

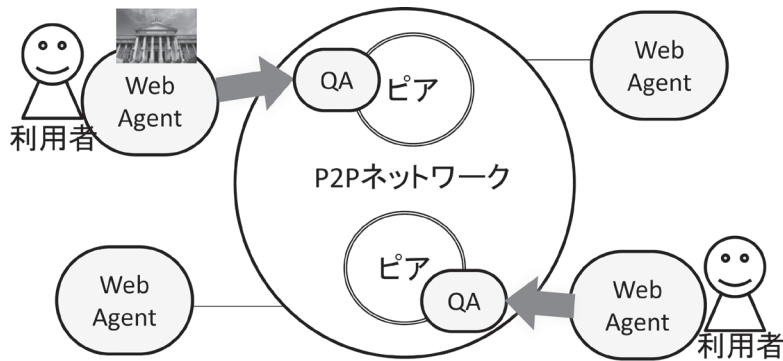
E) IA の類似度による順序付け

WA に検索結果を返すために、QA は類似画像を類似度に基づいてランキングする。

QA は IA のサブクラスとなっており、QA は IA とよく似た機能を備えている。さらに QA は類似画像を検索してランキングするための機能を持っている。

本システムのエージェント機構では、集中管理サーバのようなものは無く、サーバの処理能力等によりエージェント数が制約されるようなことはない。本システムでは同時に複数のWAが存在することができ、制約はP2Pネットワークに参加しなければならないことだけである。QAは候補となるIAを検索する前に、そのIAを含むピアに移動する。このため、複数のWAがQAを生成した場合でも検索の対象であるピアが重なっていない限り、検索を並行に実行できる。このことにより本システムのスケーラビリティは高くなっている。

図4：同時検索に対するスケーラビリティ



4 システム動作の設計

ここでは画像データベースの構築など本システムのいくつかの機能について説明する。

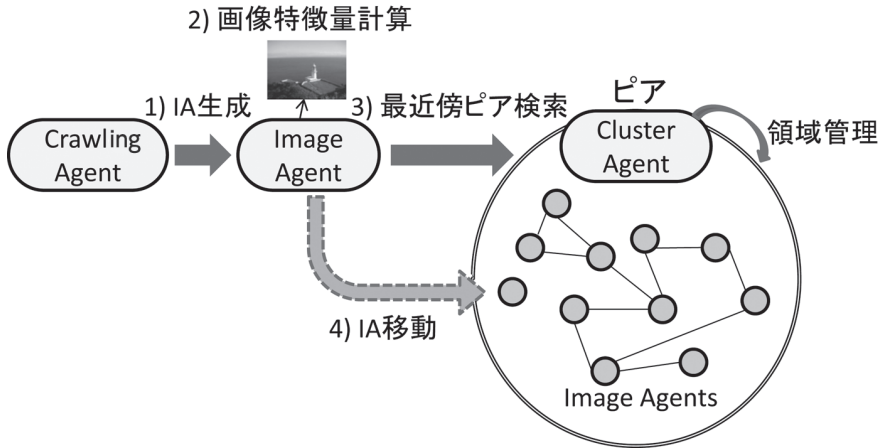
4.1 画像データベースの構築

本システムで検索サービスを提供する前には、まず画像データベースを構造化P2Pネットワーク上に構築する必要がある。本データベースでは画像を分析して抽出した画像特徴量も同時に保存する。

本システムでは画像は位置情報に基づいてクラスタリングされ、各クラスタはCIAによって管理される。CIAは、クラスタに属するIA、クラスタの地理的領域、領域を代表する母点を管理する。また、CIAは負荷の集中を分散させるため、領域を分割し新しいピアにIAを割り当てなおすことも行う。

画像データベース構築では、まずCrAが位置情報付き写真画像を収集し、収集した画像を管理するためにIAを生成する。生成されたIAは、他の画像との類似度を求めるための画像特徴量をあらかじめ計算する。次に、IAは画像の位置情報を用いてP2Pネットワーク層から最近傍のピアを検索し、該当するピアに移動する。この画像データベース構築のワークフローを図5に示す。

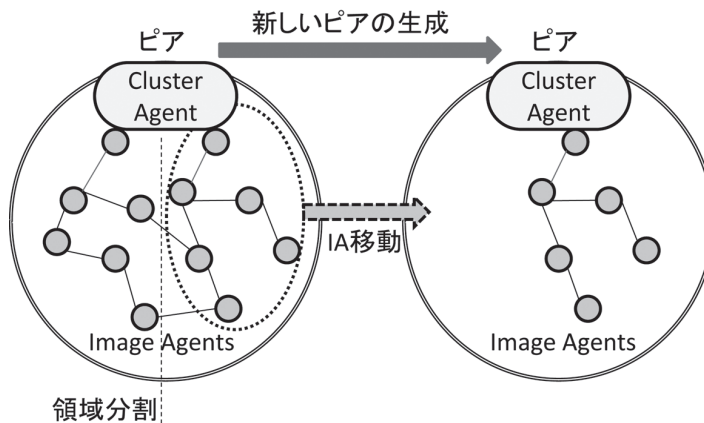
図5：画像データベース構築のワークフロー



4.2 負荷分散のための領域分割

CIAは新しいIAが追加されると、領域内のIAの数を確認する。もしIAの数が領域の容量の閾値を超えていた場合、CIAは領域を2つに分割し、新しいピアを生成してIAの一部を新しいピアに移動させる(図6)。

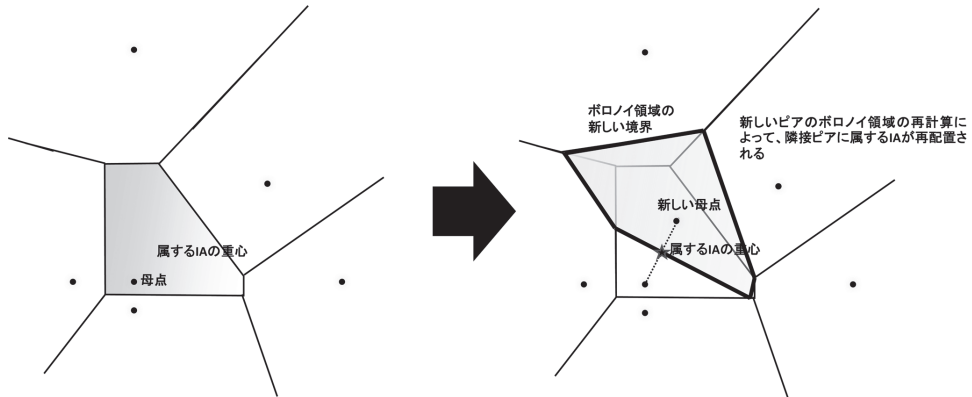
図6：IA移動による負荷低減



領域分割する場合、まず領域に属するIA全体の重心が計算される。次に重心を原点として、現在の母点の対称点を求める。次に、新しくピアとCIAを生成し、対称点を母点として設定する。すると、新しいピアとCIAはドロネーネットワークとポロノイ領域を再計算する。もとのポロノイ領域はその母点と新しい母点の垂直二等分線で分割される。もとの母点に属するポロノイ領域の境界線は、その垂直二等分線以外はもとのポロノイ領域の境界線

のままである。新しい母点に属するボロノイ領域では、周囲のボロノイ領域との境界線はもとの境界線から変更される（図7）。この境界線の変更により、周囲のボロノイ領域から新しいボロノイ領域へIAの再配置が行われる。

図7：新しい母点とボロノイ領域



4.3 分散ドロネーネットワーク構築

P2P ネットワーク層におけるオーバレイネットワークとしてのドロネーネットワークは自律分散アルゴリズム [9] によって構築される。図8はアルゴリズムの概要を示している。ドロネーネットワークは、下記のアルゴリズムを各ピアで繰り返し実行することで構築される。

図8：分散ドロネーネットワーク構築のアルゴリズム

1. List NodeList
2. List NeighborNodeList
3. List NonNeighborNodeList
4. while(true)
5. clearAll NonNeighborNodeList
6. addAll NeighborNodeList to NodeList
7. clearAll NeighborNodeList
8. sortAsClockwise NodeList
9. localDelaunayTriangulation(NodeList,
NeighborNodeList, NonNeighborNodeList)
10. delegation(NeighborNodeList,
NonNeighborNodeList)
11. notificationOfTriangulation (NeighborNodeList)

1. 局所ドロネー三角化 (Local Delaunay Triangulation)

ピアが保持している周囲のピアの位置情報に基づき、ピアの周囲に局所的に正しいドロネーネットワークを計算する。この結果、周辺ピアは隣接ピアと非隣接ピアに分類される。

2. 委譲 (Delegation)

ピアには非隣接ピアの情報は不要であるので、委譲では非隣接ピアの情報を、その非隣接ピアに最も近い隣接ピアに渡す。情報を渡してしまうとその非隣接ピアの情報は、ピアから削除される。

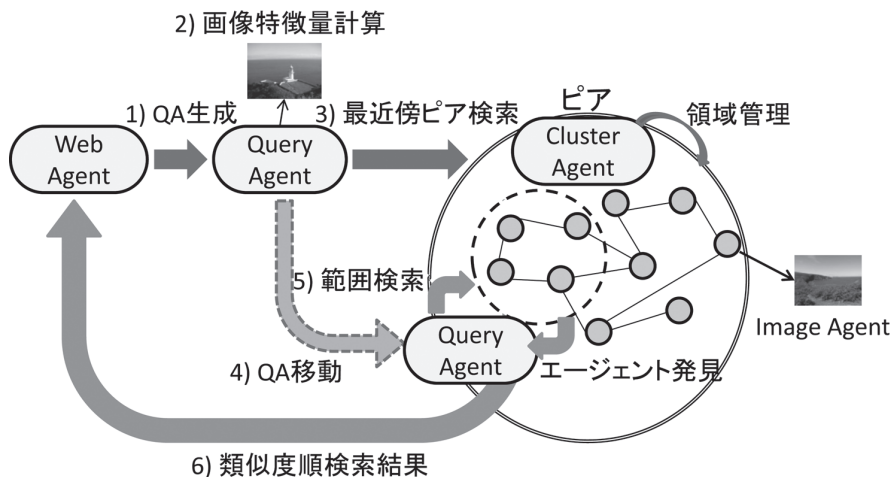
3. 三角化通知 (Notification of Triangulation)

局所ドロネー三角化の結果、互いに隣り合っていることが分かった隣接ピアに対して、直接通信できるように相手のピアの情報を通知する。

4.4 類似画像検索

利用者が類似画像を探す場合、利用者は質問画像を WA にアップロードする。すると、WA は質問画像から QA を生成し、QA は P2P ネットワーク層に質問画像と地理的に一番近いピアを質問する。P2P ネットワーク層が QA に最近傍ピアを教えると、QA は発見されたピアに移動する。移動した QA は質問画像の位置を中心とした範囲検索を P2P ネットワーク層に依頼する。P2P ネットワーク層は質問画像との距離が検索半径以下の IA を QA に教える。検索半径の大きさは検索精度に影響を与えるが、後の 5.3 で検討する。

図 9：類似画像検索のワークフロー



QA が検索結果の IA のリストを受取ると、QA はそのリストの各 IA が持つ画像と質問画像との類似度を各 IA に計算させる。IA は画像特徴量と計算方法を複数持っているので、QA は IA に類似度計算をさせるとき、類似度を計算する式も指定する。QA は類似度を受取ると、リストを類似度により並べなおす。QA が並べなおしたリストを WA に返すと、WA は利用者に結果の類似画像を提示する。図 9 はこの流れを示したものである。

4.5 類似度関数

著者らが行った研究 [10] では、画像特徴量と地理的距離を組合せた類似度は、どちらか一方だけを使った類似度より、検索精度が良いことが分かった。本システムにおける類似画像検索の目標は、質問画像で撮影対象となっている建物やランドマークなどの建造物を撮影した画像を見つけ出すことである。このような画像を本研究ではオーソログラス画像と呼んでいる（オーソログラス orthologous とは、生物学用語で、同じ祖先から分かれて進化した別々の種の間の関係や類似性のことである）。

質問画像と候補画像との類似度を示す OID（Orthologous Identity Distance）を、画像特徴量と地理的距離の両方を使って計算する関数 OIF（Orthologous Identity Function）について下記のように定義する。

$$OIF(P_q, P_c) = IMGDist(P_q, P_c) + \exp(GEODist(P_q, P_c)) - 1 \quad (1)$$

$$OIF'(P_q, P_c) = 0.5IMGDist(P_q, P_c) + 0.5GEODist(P_q, P_c) \quad (2)$$

ただし、 $GEODist(P_q, P_c)$ は下記のように定義する。

$$GEODist(P_q, P_c) = \frac{d(P_q, P_c)}{R} \quad (3)$$

ここで、 $d(P_q, P_c)$ は P_q と P_c の間の地理的距離であり、 R は与えられた検索半径である。

5 実験

現在、著者らはこれまで述べてきた画像データベースの開発を進めており、画像データベース構築機能、画像特徴量計算と比較関数などを実装した。ここではいくつかの機能に対して行った実験について述べる。

5.1 画像データベースの構築

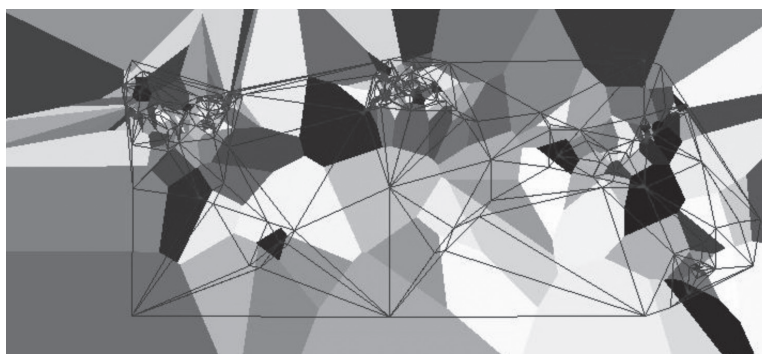
画像データベース構築の流れは次のようになっている。まず、画像の位置情報から新しい IA が生成され、その IA は一番近いピアを検索する。IA は見つかった最近傍ピアに移動し、そのピアに対応する CIA に自分を登録する。もしそのとき CIA に登録されている IA の数が

閾値を超えていれば、新しいピアと CIA が生成され、IA の再配置が行われる。

この実験では画像特徴量の計算と比較は行わず、位置情報だけを使用し、エージェントと P2P ネットワーク層の性能を調べた。位置情報は Flickr から 10 万件取得したものを使用した。実験開始時には $3 \times 3 = 9$ 個のピアを配置し、この初期ピアの位置は乱数を使って試技ごとにずらした。IA を再配置する閾値は 500 とした。使用した計算機は VMware Player 上の Windows7 (64bit) で、CPU は Core i7-3667U (2.0GHz, 2Core/4Thread)、主メモリは 4GB である。

以下の値は 10 回の試技を行った平均である。10 万件の位置情報の処理時間は 1,062 秒であった。終了時のピアの数は平均 441.7 個で、ピアあたりの IA 数は平均 236.6 個であった。IA の再配置が起こると、分割されたピア以外の周辺ピアから新しいピアへは平均 87.9 個の IA が移動した。図 10 は画像データベースの構築結果例を示している。各多角形は CIA が管理するポロノイ領域をあらわし、直線がピア（母点）をつないだドロネーネットワークを示している。

図 10：ポロノイ領域とドロネーネットワーク



5.2 画像特徴量の算出と比較

この実験では、Flickr の画像 92,948 枚分の URL のリストから、1つのピア上に IA を生成した。実験では次の MPEG-7 の 5つの画像特徴量を計算した：color layout, color structure, dominant color, edge histogram, scalable color。この実験で使用した計算機は VMware Player 上の Windows7 (64bit) で、CPU は Core i7-3960X (3.3GHz, 2Core/4Thread)、主メモリは 8GB である。

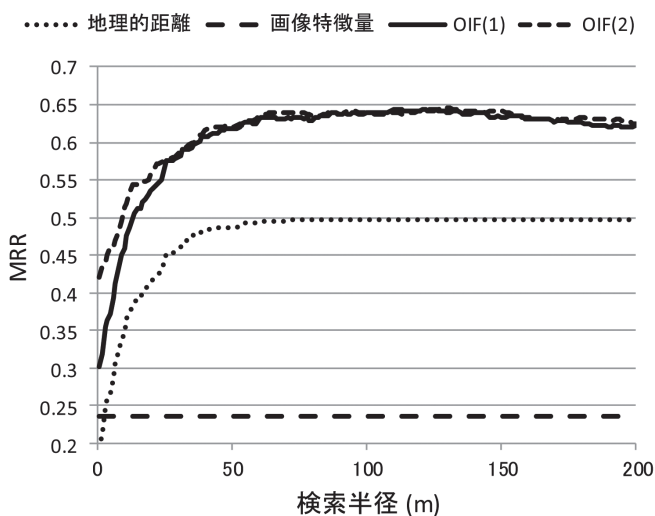
全ての画像データを読み込み、5つの画像特徴量を計算するのに約7時間かかった。画像1件当たりでは0.271秒かかっている。1つの質問画像と92,948枚の画像との比較は5.12秒かかった。1つのIAでは、比較に0.055ミリ秒かかっている。これは、1つのピアでは1秒に約18,000個のIAが処理できることになる。

5.3 検索半径と精度

位置情報付き画像を範囲検索するとき画像に付与されている位置情報は GPS によって測位されたものである。もし GPS で測位した位置情報に全く誤りが無いならば、検索半径は短くできると考えられる。しかし GPS 測位に誤差は避けられないため、GPS 測位の精度を考慮して、ある程度の広さを含むように検索半径を設定しなければならない。検索半径が小さすぎると正しい画像を範囲外に逃してしまい、大きすぎると関連しない画像が多く入ってしまって検索の効率が悪くなる。つまり、検索半径と検索効率とはトレードオフの関係にある。

図 11 は OIF と地理的距離と画像特徴量間の距離（この場合は color histogram）の性能を比較した実験結果を示している。OIF (1) は式 (1) を OIF (2) は式 (2) を使用している。縦軸が検索精度で平均逆順位 : Mean Reciprocal Rank (MRR) を用いている。画像特徴量間の距離は地理的距離と独立なので、MRR の値は一定になっている。図のグラフが示すように OIF は画像特徴量間の距離や地理的距離より精度がよい。この実験で精度が最大になる検索半径は、OIF (1) では 113m、OIF (2) では 130m であり、それ以降は半径が大きくなるほど精度は下がっていく。

図 11：検索半径 MRR



6 おわりに

本稿では現在著者らが開発している P2P エージェント基盤を用いた位置情報付き画像検索システムについて述べた。この画像検索システムでは、画像を検索する範囲を適切に制限

することと、画像特徴量間の距離と地理的距離とを組み合わせた類似度を使うことによって検索の精度を高めている。また、P2P エージェント基盤により検索の性能とスケーラビリティを増加させている。本研究ではP2P エージェント基盤としてPIAXを用いた。PIAXはP2Pによる構造化オーバーレイネットワーク機能と分散エージェント機能を兼ね備えたプラットフォームである。本研究ではこの基盤上で動作する複数種類のエージェントを設計し、それらによる画像データベース構築や画像検索のプロトコルを設計した。また、画像データベース構築機能や類似画像検索機能等の実装を行い、各機能についての実験の結果を紹介した。現在、著者らは各機能の結合を行っており、今後システム全体の評価を行う予定である。

謝辞

本研究はJSPS 科研費 22300035 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Yuuichi Teranishi, "PIAX: Toward a Framework for Sensor Overlay Network," Proc. 6th Annual IEEE Consumer Communications & Networking Conference (CCNC 2009 Workshops), pp.1-5, January 2009, <http://piax.org/en/>.
- [2] Liu, C., Huang, C., Chu, W., and Wu, J. "ITEMS: intelligent travel experience management system," In Proceedings of MIR '07. ACM, pp.291-298, 2007.
- [3] Kennedy, L. S. and Naaman, M. "Generating diverse and representative image search results for landmarks," In Proceeding of WWW '08. ACM, pp.297-306, 2008.
- [4] O'Hare, N., Gurrin, C., Jones, G.J.F., Smeaton, A.F. "Combination of content analysis and context features for digital photograph retrieval," In Proceedings of 2nd European Workshop on Integration of Knowledge, Semantics and Digital Media Technology (EWIMT 2005), pp.323-328, 2005.
- [5] J. Luo, D. Joshi, J. Yu, and A. Gallagher, "Geotagging in Multimedia and Computer Vision—A Survey," Multimedia and Tools Application, vol. 51, no. 1, Jan. 2011, pp. 187-211.
- [6] Y. Li, D. J. Crandall, and D. P. Huttenlocher, "Landmark Classification in Large-scale Image Collections," Proc. IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV 2009), Sept. 2009, pp. 1957-1964.
- [7] X. Li, C. Wu, C. Zach, S. Lazebnik, and J. M. Frahm, "Modeling and Recognition of Landmark Image Collections Using Iconic Scene Graphs," Proc. ACM 10th European Conference on Computer Vision (ECCV '08), Oct. 2008, pp.427-440.
- [8] F. Aurenhammer, "Voronoi Diagrams — A Survey of a Fundamental Geometric Data Structure," ACM Computing Surveys, Vol. 23, No. 3, Sept. 1991, pp. 345-405
- [9] M. Ohnishi, Y. Minamoto, T. Eguchi, H. Kato, R. Nishide, and S. Ueshima, "Autonomous and Distributive Generation Algorithm of Delaunay Network for P2P Model Utilizing Node Location," IPSJ

Transaction on Database, vol. 47, Mar. 2006, pp. 51-64.

- [10] J. Kamahara, T. Nagamatsu, and N. Tanaka, “Conjunctive Ranking Function using Geographic Distance and Image Distance for Geotagged Image Retrieval,” Proc. the ACM multimedia 2012 workshop on Geotagging and its Applications in Multimedia (GeoMM’12) , Nov. 2012, pp. 9-14.

