

デフォルメ地図検索のための地理特徴と画像特徴の 依存関係を用いたユーザ要求の推定方式

松尾 純輝^{†1} 北山大輔^{†1} 角谷和俊^{†1}

近年の Web においては、様々なデジタル地図が利用可能である。しかしながら、一般的なオンライン地図はユーザの目的や読解能力を考慮しないため、検索要求を必ずしも満足させられない。一方で、観光マップやアクセスマップなどのデフォルメ地図は、特定の地域や目的に特化しているため、検索要求に合致する際に有用である。そこで我々は要求に合致するデフォルメ地図の検索手法を提案する。本研究では、地図画像を地理特徴と画像特徴の二種類の特徴を用いて処理し、これらの特徴間の依存関係を用いて検索時のユーザ要求の推定を行う。

Extraction Method of User Requests using dependence between Geographical Features and Image Features for Retrieving Modified Maps

JUNKI MATSUO,^{†1} DAISUKE KITAYAMA^{†1}
and KAZUTOSHI SUMIYA^{†1}

A variety of digital maps are available on the Web. However, common online map systems cannot satisfy all users because these systems do not consider search purposes and map reading ability. Modified maps are useful when maps's viewpoint matches user requests. Therefore, we propose a retrieval method of modified maps matches user requests. In this work, modified maps are interpreted by using two kinds of features, geographical features and image features. We extract user requests by utilizing the dependence between features.

^{†1} 兵庫県立大学大学院環境人間学研究所

Graduate School of Human Science and Environment, University of Hyogo

1. はじめに

Web 上では様々なデジタル地図が利用可能である。例えば、Google Maps のようなオンライン地図は地域情報取得のために有用なツールである¹⁾。しかしながら、既存のオンライン地図はユーザの検索要求を考慮していないため、ユーザが絞り込みや移動というような操作を繰り返すことにより、未知の地域を探索する必要がある。一方で、目的や用途に応じて、作成者の意図に基づく部分的なデフォルメがなされている、観光ガイドマップやアクセスマップのようなデフォルメ地図が存在する。例えば観光ガイドマップでは、観光地における位置関係を把握するという用途に基づき、必要な情報である観光スポットが強調され、他の場所の情報は省略されている。特に既存のデフォルメ地図において、基本的に作成者は対象の地域に詳しいと考えられるため、ユーザが知ることが難しい地理情報も記載されている。例えばアクセスマップを作成する際に、目につきやすい建物を記載することにより、ユーザの移動を支援することが可能である。このように、特定の目的や用途に特化するように実空間の情報がデフォルメされているため、検索要求と合致する場合に、ユーザは容易に地域情報を取得することができる。

従来の研究において、小林らは地図を読解する能力には個人差があることを示している²⁾。しかしながら、情報取得の容易さはユーザの読解能力だけではなく、使用する地図自体にも起因すると考える。例えば、ある地点への移動を行う際の情報に特化しているアクセスマップを用いることにより、地図の読解が苦手なユーザでも、適切な経路を容易に把握することが可能である。このように、要求に合致するデフォルメ地図を提供することにより、地域情報の読解を支援することも可能であると考えられる。

ユーザの要求に合致するデフォルメ地図を検索するために、我々はデフォルメ地図検索エンジンを提案している³⁾。デフォルメ地図検索におけるユーザの本質的要求は、自身の利用目的に対して有効な地図を得ることであると考えられる。我々はこのような要求を満たすために、ユーザがインタフェース上で正事例となる地図を選択し、選択をフィードバックした検索結果を出力するシステムを構築する。

デフォルメ地図検索エンジンは、地図画像を地理特徴と画像特徴の二種類の特徴を用いて内容を解釈し、適合性フィードバックを用いた検索手法により、適切なデフォルメ地図を提示する。デフォルメ地図は地理情報を表す画像であるため、地図としての要素と画像としての要素を特徴ベクトルとして表現することにより、処理が可能である。また、検索における基本的な手法として、差異増幅型適合性フィードバックを用いる⁴⁾。差異増幅型適合性

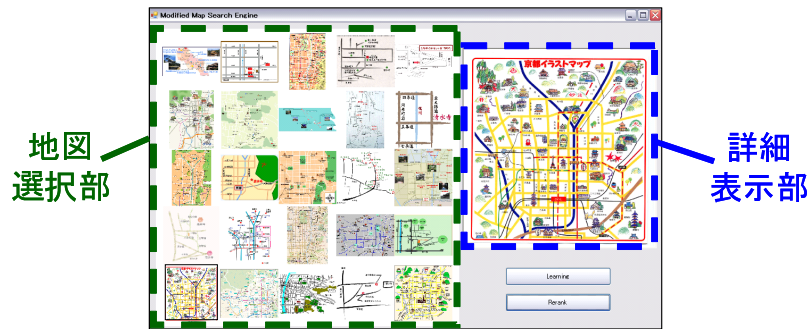


図1 デフォルメ地図検索エンジンのインタフェース

フィードバックにおける画像検索では、SOMを用いて類似する画像が隣接するように画像を配置し、ユーザに提示する。ユーザが選択した正事例画像と正事例と類似する他の画像との差異を用いて検索クエリベクトルを生成することにより、画像検索におけるユーザの意図を推定することが可能である。本研究において、差異増幅型適合性フィードバックを用いることにより、ユーザが重視する基本的な特徴に重みをつけ、処理することが可能であると考へた。図1にプロトタイプシステムのインタフェースを示す。システムは左側の地図選択部において、類似する地図が隣接するようにSOMを用いて地図を配置する。ユーザは詳細表示部において地図の内容を確認しながら、正事例画像を一つ選択する。システムは正事例として選択された地図と、正事例と隣接する地図との差異を用いてユーザの検索要求を推定する。例えば、隣接する地図よりも駅を示すオブジェクトが多く書かれている地図を選択しているとき、ユーザは駅が多い地図を要求しているというような推定を行い、クエリベクトルの修正を行う。

しかしながら、検索要求は単一ではないため、差異だけでは重視していると判断できない特徴も存在すると思われる。そこで本研究では、ユーザの地図選択における特徴間の依存関係を考慮して検索要求を推定する手法を提案する。地図画像を解釈する二つの特徴において、これらの間には依存関係が存在すると思われる。例えば、目的地までの経路を確認したいユーザにとって、移動手段に関する地図上の情報は重要である。そのため、このユーザはデフォルメ地図検索において、駅が描かれている地図や、通りが多数描かれている地図を選択すると推定できる。このような場合には、検索ログから「駅を示すオブジェクトを重視するならば、通りを示すオブジェクトも重視する」というような依存関係の抽出が可能であ

ると考えられる。このような特徴間の依存関係を検索アルゴリズムにおいて考慮することにより、ユーザの要求を反映した適切な検索結果が提示可能であると考えられる。本稿では予備実験において相関ルールを用いた依存関係の抽出を行い、検索に反映する。評価として、特徴間の依存関係を全て反映した場合と部分的に反映した場合の検索精度を通常の差異増幅型適合性フィードバックにおける検索精度と比較する。

以下に本稿の構成を示す。第2章では関連研究と本研究との位置づけについて述べる。第3章ではデフォルメ地図を解釈するための特徴について説明する。また、相関ルールを用いた特徴間の依存関係抽出のための実験を行い、考察を行う。第4章では特徴間の依存関係を考慮したデフォルメ地図検索の具体的な手法について説明する。第5章では提案手法における検索精度の評価を行う。最後に第6章でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

デフォルメ地図をテーマとして扱う研究として、Hondaらは経路の変形とランドマークの再配置を用いたデフォルメ地図の自動生成を提案している⁵⁾。Fujiiらは詳細な地図から動的に経路案内地図を生成する手法を提案している⁶⁾。これらの研究は共通して、デフォルメ地図の生成を目的としている。しかしながら、ユーザの要求を考慮せずに生成する地図は、多くが画一的なものである。我々の提案手法では、地図に含まれる特徴とユーザの要求の両方を分析することにより、デフォルメの観点とユーザの要求の合致を考慮した地図提示が可能である。

Agrawalaらは手書きの経路地図に共通して見られる概略化の分析を行っている⁷⁾。Osaragiらは既存の略地図に出現する経路や建物の分析による地図中の重要な要素の抽出を行っている⁸⁾。Grablerらは画像とWeb上の情報を解析することにより、旅行者のための地図を自動で生成するシステムを提案している⁹⁾。これらの手法は共通して、地図に含まれる特徴の分析を行っている。しかしながら、我々の研究では地図に固有の特徴を分析するだけではなく、ユーザ自身が重要視する特徴の抽出を行う。これに基づいて性質の分析を行うため、ユーザに近い視線でのデフォルメ地図の活用が可能である。

また、ユーザの要求を満たす地図を発見するための様々な研究が行われている。MichelsonらはWebから収集された画像から地図を分類する手法を提案している¹⁰⁾。彼らが用いている分類器は、画像のエッジに基づくWater-Filling featuresを用いている。Chiangらはthe luminance-boundary histogramを用いた最近傍分類器に基づく地図の分類を提案している¹¹⁾。the luminance-boundary histogramとは、画像を比較するための特徴の一つであ

る。Newsamらは視覚的な特徴を用いて、地理的な画像の検索を行っている¹²⁾。これらの研究では、地図の解釈のための画像特徴のみを用いている。しかしながら、ユーザの目的は主に地理特徴により表現されると考えられるため画像特徴のみでユーザの要求を考慮することは困難である。そのため、我々は地図のランキングのために地理特徴を用いる。

3. 特徴間の依存関係抽出

3.1 地図特徴

デフォルメ地図をベクトルとして解釈するための特徴について説明する。地図上では、実空間の情報が様々な特徴を用いて表現されている。これらの特徴は地理特徴と画像特徴の二種類に分類可能である。検索に用いるための地図特徴を以下のように定義する。

$$MapFeatures = \{GF, IF\} \quad (1)$$

GF は地域の情報を説明する要素である、地理特徴の集合を示す。 IF は地図を画像として表現する要素である、画像特徴の集合を示す。本研究で扱う地図は画像のかたちで用いられるため、地図としての特徴と画像としての特徴の両方を用いることにより解釈することが可能である。なお、本稿では前提として、クローリング済みのデフォルメ地図が格納され、かつインデキシングされたデータベースがあるものとし、Webからのデフォルメ地図のクローリングに関しては扱わない。

3.1.1 地理特徴

デフォルメ地図が持つ地理な特徴について説明する。地理特徴とは、地域の情報を説明する要素として、地図から得られる物理量である。例えば、地図上に記載されている地理オブジェクトの緯度や経度は、実空間においてどのような地点にオブジェクトが存在しているかを示し、地図がどの領域を説明しているかを表す要素である。地理特徴は地図ごとに異なり、特にデフォルメ地図は特定の地域や目的に特化しているため、それぞれが独自の特徴を持つといえる。

表1に本稿で用いる地理特徴を示す。地図の表示領域に関する特徴において、ジオコーディングの手法を用いることにより、地理オブジェクト名をもとに実空間の座標を取得することが可能である。地図が表現する領域の推定には、MBR (Minimum Bounding Rectangle) を用いる。MBRは全地名を含む最小の矩形領域であり、実空間の座標に基づいて、地図が表現している領域の面積を求める。地図の縮尺はMBRと画像のサイズから求めることが可能である。表示オブジェクトに関する特徴において、全オブジェクトを、都市を構成する5つの要素に基づいて分類する¹³⁾。これにより、全てのオブジェクトを地理特徴として分類

表1 地理特徴 (29 次元)

地理特徴 (次元数)		説明
表示領域	実空間の座標 (4)	表示オブジェクトの実空間座標に基づく東西南北の端の座標
	MBR の面積 (1)	実空間における全オブジェクトを含む最小矩形領域
	縮尺 (1)	MBR と画像サイズとの面積比
オブジェクト	全オブジェクト (1)	表示される全オブジェクトの数
	ランドマーク (2)	表示されるランドマークオブジェクトの数と割合
	バス (2)	表示されるバスオブジェクトの数と割合
	エッジ (2)	表示されるエッジオブジェクトの数と割合
	ディストリクト (2)	表示されるディストリクトオブジェクトの数と割合
	ノード (2)	表示されるノードオブジェクトの数と割合
分布	実空間の分散 (3)	実空間における座標の分散値
	画像内の分散 (3)	画像内における座標の分散値
	特定オブジェクトの位置 (3)	画像内における特定オブジェクトの縦横の位置と中心からの距離
その他	方角 (1)	地図の上部から地図内で示される北の方角との角度
	経路案内情報 (1)	地名以外で経路を案内するテキスト
	経路案内以外の文字情報 (1)	地名と経路案内情報を除くテキスト

することが可能である。バスは人間が通る可能性のある道筋のことであり、通りの名称や電車の路線が該当する。エッジはバスを除く線状の要素であり、川の名称を割り当てている。ディストリクトは内部の各所に同質の特徴を持つ領域であり、市区町村などの名称が該当する。ノードは結節点や集合点にあたる要素であり、駅やバス停の名称を割り当てている。これら以外のオブジェクトをランドマークとして、5つの要素それぞれの数と全オブジェクトとの割合を求める。表示オブジェクトの分布に関する特徴において、実空間における座標と画像内における座標の両方に関して、分散値を求める。それぞれ X 軸方向の分散値、Y 軸方向の分散値、2 軸の分散値の積を求める。また、特定のオブジェクトの画像内における座標と、地図の中心からの距離を特徴として用いる。本稿では、ユーザが検索の際に入力するオブジェクトを特定オブジェクトと呼ぶ。その他の特徴として、実空間における位置関係と画像内での位置関係を合致させることにより、画像における Y 軸と、地図内で示される北の方向との間の角度を、方角を示す特徴として用いる。さらにオブジェクト名以外で地図上に記載されている情報として、ルートを案内するテキストやオブジェクト間の距離を示すテキストの有無を、経路案内情報を示す特徴とする。店舗の宣伝やキャプションというようなテキストは、経路案内以外の文字情報として扱う。

3.1.2 画像特徴

デフォルメ地図が持つ画像としての特徴について説明する。画像特徴とは、情報を画像と

表 2 画像特徴 (21 次元)

画像特徴 (次元数)		説明
形状	画像サイズ (3)	縦列と横列と全体の画素数
色	R (3)	R 要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差
	G (3)	G 要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差
	B (3)	B 要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差
	色相 (3)	色相の要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差
	彩度 (3)	彩度の要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差
	明度 (3)	明度の要素における全ピクセルの平均と特定オブジェクト周辺のピクセル平均及びその差

して表現する要素として、画像から得られる物理量である。例えば、色成分における明度は画像の明暗を示す要素であり、画像の色合いや大きさは地図の印象や視認性に影響するため、ユーザの地図選択にも影響を与えると推定できる。

表 2 に本稿で用いる画像特徴を示す。地図画像の形状に関する特徴において、縦列、横列、全体の画素数を、画像サイズを示す特徴として用いる。地図画像の色に関する特徴において、基本的な色の構成要素として RGB モデルと HSV モデルのそれぞれの要素における全ピクセルの平均値を特徴として用いる。デフォルメ地図においては、特定のオブジェクトの強調が重要であると考えられる。例えば、あるオブジェクトと他のオブジェクトとの位置関係を確認したい場合、基点となるオブジェクトが強調されていると、容易に位置を把握することが可能である。そこで、強調度合いを示す要素として、特定のオブジェクト周辺の色情報を特徴として用いる。これらの色情報と全ピクセルの平均値との差も、強調の度合いを示す要素として用いる。

地図ごとに異なる特徴について、図 2 に示す 2 枚のデフォルメ地図を用いて説明する。2 枚のデフォルメ地図は、京都における似た領域を表現した地図である。左側の地図は描かれているオブジェクト数が少なく、寺や神社というような一般的なランドマークオブジェクトの割合が多い地図である。また、ランドマークオブジェクトの多くが彩度の高い色で描かれているため、ユーザはオブジェクトの認知や位置関係の把握がしやすいと考えられる。また、一部の線路は描かれているが、交通機関を示すノードオブジェクトは京都駅しか描かれていない。一方で、右側の地図はランドマークオブジェクトに加えて、線路に沿って多くのノードオブジェクトが描かれている。描かれているオブジェクトの半数近くはノードオブジェクトであるため、京都における移動の際に有用であると推定できる。このように、似た地域でも表現の仕方が異なるため、構成要素である特徴は、地図ごとに大きく異なる。

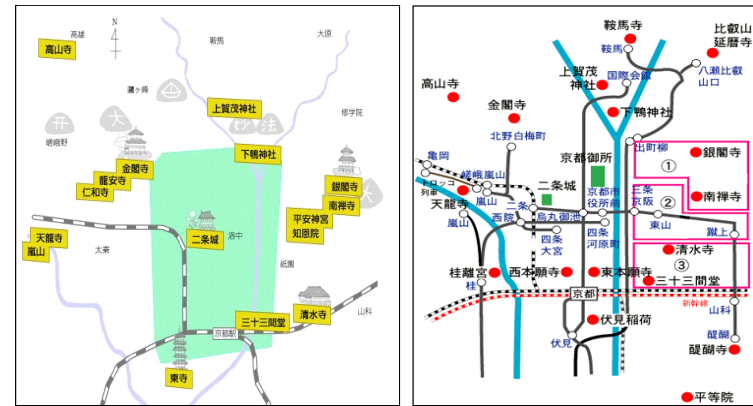


図 2 左：ランドマークの割合が多い地図、右：ノードの割合が多い地図

3.2 相関ルールに基づく関係抽出

相関ルールの抽出により、特徴間の依存関係を抽出する。相関ルールとは、ある事象が発生すると別の事象が発生するというような、同時性や関係性が強い事象の組み合わせを示す。これにより、ある特徴を重視したら、別の特徴も同時に重視するという関係を規則のかたちで表現することが可能である。このような関係の強さを算出するために用いる支持度 (support) と確信度 (confidence) を以下のように示す。

$$\text{support}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{count}(X \cup Y)}{|D|} \quad (2)$$

$$\text{confidence}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{count}(X \cup Y)}{\text{count}(X)} \quad (3)$$

支持度は対象とするすべてのログである D において、 X と Y が同時に現れる割合である。確信度は X が出現するログにおいて、 X と Y が同時に現れる割合である。関係抽出のための対象ログとして、我々が提案するデフォルメ地図検索エンジンを用いて検索を行った際のログを用いる。また、依存関係の強さを示す数値として、支持度と確信度の積を用いる。

3.2.1 予備実験の手順

特徴間の依存関係を抽出するためのデータセットとして、予め収集した 100 枚の京都のデフォルメ地図を用いる。これらは共通して、清水寺が記載された地図である。なお、被験者は無作為に選出された京都の地理に詳しくない六名の大学生である。被験者は差異増幅型

適合性フィードバックを適用した検索インタフェースを用いて、以下の4つのテーマに基づく検索タスクを行った。

- (1) 清水寺と他の観光地との位置関係がわかりやすい地図を検索
- (2) 清水寺への経路がわかりやすい地図を検索
- (3) 好みの地図を検索
- (4) 被験者自身がテーマを設定して検索

テーマは、一般的な地理情報検索のニーズと不足を補うための自由なテーマを考慮して、経験的に設定した。各検索タスクにおいて、被験者は三回の地図選択を行う、それぞれの地図選択において、隣接する地図との差異が閾値以上であった特徴を、ユーザが重視している特徴として抽出する。このとき、ある特徴が増加すれば、別の特徴が減少するというような関係も考えられるため、差異が正值であるか負値であるかを考慮して抽出を行う。三回分の地図選択で抽出した全ての特徴を、検索タスクにおいて重視される特徴の集合として扱う。予備実験では六名の被験者が四つのテーマに従って検索を行うため、24個の特徴集合が得られる。これらの特徴集合から、50次元の特徴において、ある特徴を重視したら別の特徴も一緒に重視するという関係を抽出する。関係の強さを示すスコアとして、相関ルールにおける支持度と確信度の積を用いた。スコアが高いルールの上位五つを、検索に用いるための依存関係として抽出する。なお、抽出するルールの数は経験的に決定しているため、適切な数のルールの抽出については別途検討課題とする。

3.2.2 予備実験の結果

表3に特徴間の依存関係抽出の結果を示す。最も左に記載した数字は、特徴の識別番号である。左側に記載した特徴に依存して、右側に数値で記載した特徴が変化することを表し、+は特徴の差異が正の値である場合を示し、-は負の値である場合を示す。例えば、北端座標(識別番号1)における差異が正の値であったときは、中心からの距離(26)における差異が負の値であり、ランドマークの割合(9)、縦方向の分散(18)、特定オブジェクト周辺の色相の平均(43)、南端座標(2)の差異は正の値である。抽出結果の例として、オブジェクトの数(7)とノードの割合(17)に依存する特徴について考察を行う。

オブジェクトの数が増加するとき、ランドマークの数や割合というような一般的なオブジェクトの数に関連する特徴も同時に重視されている。多様なオブジェクトが描かれた詳細な地図は、オブジェクト間の位置関係の把握に有効であると考えられる。また、観光ガイドマップやグルメマップのように多数のオブジェクトが列挙された地図は、全体的に目立つ色で描かれるため、彩度の平均が同時に重視されていると考えられる。

表3 特徴間の依存関係

No.	特徴名	依存関係									
		(+) (正)					(-) (負)				
1	北端座標	26(-)	9(+)	18(+)	43(+)	2(+)	5(-)	41(-)	8(+)	12(-)	
2	南端座標	1(+)	9(+)	43(+)	26(+)	18(+)	50(-)	26(-)	8(+)	41(-)	35(-)
3	東端座標	12(+)	8(+)	7(+)	10(+)	19(+)	29(-)	12(-)	10(+)	45(+)	35(-)
4	西端座標	10(-)	1(+)	12(+)	18(+)	43(+)	26(-)	46(+)	25(+)	8(+)	47(-)
5	実空間の大きさ	8(+)	45(+)	9(+)	2(+)	1(+)	1(-)	41(-)	10(+)	7(+)	11(-)
6	縮尺	11(+)	18(+)	10(+)	45(+)	9(+)					
7	オブジェクトの数	8(+)	45(+)	9(+)	10(+)	5(+)	8(-)	32(+)	11(+)	35(-)	38(-)
8	ランドマークの数	7(+)	26(-)	5(+)	1(+)	41(-)	7(-)	32(+)	2(+)	13(-)	26(-)
9	ランドマークの割合	19(+)	45(+)	1(+)	18(+)	26(+)	38(-)	10(+)	7(-)	1(-)	8(-)
10	パスの数	45(+)	12(+)	19(+)	7(+)	9(-)	43(+)	4(+)	1(+)	18(+)	8(+)
11	パスの割合	43(+)	13(+)	4(+)	10(+)	7(-)	45(+)	9(+)	5(-)	10(+)	41(-)
12	エッジの数	10(+)	45(+)	24(+)	7(+)	4(+)	10(+)	45(+)	46(+)	45(-)	29(-)
13	エッジの割合	11(+)	43(+)	10(+)	45(+)	9(+)	8(-)	49(-)	32(+)	43(-)	41(+)
14	ディストリクトの数										
15	ディストリクトの割合						26(+)	29(-)	20(-)	50(-)	4(+)
16	ノードの数	45(+)	7(+)	10(+)	5(-)	11(-)	8(+)	5(+)	7(+)	2(+)	46(+)
17	ノードの割合	47(+)	45(+)	10(+)	7(+)	5(+)	46(+)	25(+)	9(+)	1(+)	26(-)
18	縦方向の分散	9(+)	43(+)	19(+)	26(+)	1(+)	7(+)	10(+)	1(+)	8(+)	26(-)
19	横方向の分散	45(+)	9(+)	18(+)	26(+)	43(+)	2(-)	42(+)	35(-)	50(-)	44(-)
20	画像内の分散	26(+)	45(+)	19(+)	9(+)	47(+)	43(+)	18(+)	10(-)	26(+)	1(+)
21	緯度方向の分散	8(+)	10(-)	4(+)	39(+)	7(+)	41(-)	50(-)	31(+)	8(+)	2(-)
22	経度方向の分散										
23	実空間の分散										
24	特定オブジェクトの横位置	1(+)	12(+)	19(+)	26(-)	4(+)	26(-)	18(+)	25(+)	8(-)	45(+)
25	特定オブジェクトの縦位置	26(+)	26(-)	46(+)	9(+)	4(-)	37(+)	36(+)	24(-)	18(+)	46(+)
26	中心からの距離	9(+)	19(+)	45(+)	18(+)	43(+)	8(+)	25(+)	26(+)	10(+)	5(+)
27	方角	1(+)	50(+)	35(+)	43(+)	9(+)	45(+)	18(+)	8(+)	37(+)	12(-)
28	案内情報の有無	45(+)	18(+)	4(+)	43(+)	9(+)	10(+)	45(+)	26(+)	35(-)	4(+)
29	経路案内以外の文字情報の有無						26(-)	10(+)	43(-)	12(-)	4(+)
30	画像の横サイズ	7(-)	13(+)	10(+)	43(+)	8(-)	32(+)	18(+)	38(-)	2(+)	43(+)
31	画像の縦サイズ	50(-)	37(-)	35(-)	47(-)	26(+)	2(+)	32(+)	8(-)	18(+)	43(+)
32	画像のサイズ	8(-)	2(+)	31(-)	43(+)	38(-)	47(-)	26(+)	41(-)	50(-)	37(-)
33	R要素の平均	8(-)	4(+)	36(+)	3(+)	7(+)					
34	特定オブジェクト周辺のR要素の平均	38(-)	18(+)	43(+)	11(+)	11(-)	46(+)	38(+)	25(+)	26(+)	26(-)
35	R要素の差	45(+)	43(+)	9(+)	19(+)	12(+)	38(-)	41(-)	37(-)	50(+)	7(-)
36	G要素の平均	8(+)	12(-)	4(+)	7(+)	48(+)					
37	特定オブジェクト周辺のG要素の平均	19(+)	8(+)	2(+)	25(-)	46(+)	26(+)	35(-)	38(-)	50(-)	7(-)
38	G要素の差	25(+)	46(+)	26(+)	37(-)	26(-)	35(-)	41(-)	37(-)	50(+)	50(-)
39	B要素の平均	41(-)	43(+)	10(-)	28(+)	20(-)	8(+)	2(-)	5(+)	1(+)	48(+)
40	特定オブジェクト周辺のB要素の平均	20(+)	26(+)	41(+)	47(+)	2(+)	5(-)	10(+)	45(-)	1(-)	38(-)
41	B要素の差	26(+)	1(+)	8(-)	2(+)	20(+)	5(-)	35(-)	8(+)	45(+)	11(-)
42	色相の平均	26(+)	29(-)	19(+)	25(+)	26(-)	12(-)	39(+)	7(+)	5(-)	8(+)
43	特定オブジェクト周辺の色相の平均	18(+)	9(+)	19(+)	10(-)	26(+)	8(-)	29(-)	10(+)	4(+)	
44	色相の差	19(+)	9(+)	8(+)	45(+)	26(+)	50(-)	26(+)	46(+)	37(-)	20(-)
45	彩度の平均	19(+)	9(+)	10(+)	18(+)	43(+)	26(-)	43(-)	45(+)	10(+)	12(-)
46	特定オブジェクト周辺の彩度の平均	26(+)	26(-)	25(+)	8(+)	41(-)	49(-)	10(+)	38(-)	1(-)	35(+)
47	彩度の差	26(+)	20(+)	11(+)	43(+)	13(+)	41(-)	8(+)	32(-)	10(+)	26(+)
48	輝度の平均	36(+)	8(+)	12(-)	7(+)	4(+)					
49	特定オブジェクト周辺の輝度の平均	26(+)	18(+)	41(-)	50(+)	38(-)	10(+)	38(-)	35(-)	46(-)	43(-)
50	輝度の差	35(-)	1(+)	9(+)	38(-)	41(-)	2(-)	31(+)	41(-)	26(+)	38(-)

ノードの割合が増加するとき、パスの数が同時に重視されている。パスオブジェクトは、ユーザが目的地へ実際に移動を行う際に、どの経路を通れば良いかを決定するための要素になると推定できる。交通機関を示すノードオブジェクトとは、移動手段を示す要素という点で共通するため特徴間に依存関係が見られると考えられる。また、全体とオブジェクト周辺の間の彩度の差が重要視されている。移動手段を考える際に、目的地の位置を把握することは必須であるため、被験者は目的地である清水寺が、彩度の差により強調された地図を重視したと考えられる。

結果として、特徴間の依存関係を確認できた。このことから、両方の特徴における依存関係を反映することにより地図選択におけるユーザの要求をより正確に考慮できると考えられる。特に、数値的な相関がない2つの特徴において、一度の地図選択において同時に差異が出ることは少ないため、相関ルールを用いて抽出した依存関係を反映することは有効であると考えられる。また、地理特徴と画像特徴の間に依存関係が確認できたため、ユーザの要求を考慮するためには、地理特徴と画像特徴の両方における依存関係の反映が有効であると推定できる。

4. 依存関係を考慮したデフォルメ地図検索

4.1 検索クエリ生成

前回の地図選択において生成されたクエリベクトルと、新しくクエリを修正するためのベクトルの両方を用いて、検索クエリを生成する。ただし、初回の地図選択では新しく選択された地図のみに基づいてクエリベクトルを生成する。ユーザが正事例として選択した地図 M_{pi} に基づいて生成される新しいクエリベクトルを Q_i とし、算出式を以下に示す。

$$Q_i = (1 - \beta) \times Q_{i-1} + \beta \times w \times f_{DA}(M_{pi}, \text{neighbor}(M_{pi})) \quad (4)$$

$$f_{DA}(M_{pi}, \text{neighbor}(M_{pi})) = \begin{cases} M_{pi} + \alpha \times \frac{\sum_{M \in \text{neighbor}(M_{pi})} (M_{pi} - M)}{N_{M_{pi}}} & \left(\left| \frac{\sum_{M \in \text{neighbor}(M_{pi})} (M_{pi} - M)}{N_{M_{pi}}} \right| \geq \epsilon \right) \\ M_{pi} & \left(\left| \frac{\sum_{M \in \text{neighbor}(M_{pi})} (M_{pi} - M)}{N_{M_{pi}}} \right| < \epsilon \right) \end{cases} \quad (5)$$

クエリベクトル Q_i は、前回生成されたクエリベクトルである Q_{i-1} 、特徴間の依存関係を考慮するためのベクトルである w 、差異増幅を行う関数である f_{DA} の3つの要素を用いて生成される。 β は前回のクエリと新しいクエリのそれぞれに重みをつけるための係数であ

る。 $\text{neighbor}(M_{pi})$ は正事例に隣接する地図の集合を返す関数であり、関数 f_{DA} に正事例と正事例に隣接する地図を入力することにより、地図選択と差異に基づくクエリベクトルの増幅を行う。関数 f_{DA} において、 $N_{M_{pi}}$ は正事例に隣接する地図の数を表す。 $(M_{pi} - M)$ は、正事例として選択した地図と隣接する地図との特徴ベクトルの差異を表す。隣接するすべての地図との差異の合計を、隣接する地図の総数である $N_{M_{pi}}$ で割ることにより、平均する。差異の平均が閾値 ϵ 以上である場合は、差異の平均を係数 α で増幅し、正事例に加える。このような式を用いることにより、正事例である地図と隣接する地図の特徴ベクトルの各要素のうち、差異が閾値以上のものを増幅させたフィードバックをかけることが可能である。通常の差異増幅型適合性フィードバックとの違いとして、特徴間の依存関係を考慮するためのベクトルである w を用いる。

4.2 特徴間の依存関係の考慮

差異増幅型適合性フィードバックにおいて、地図選択から得られるユーザの要求を正確に反映するため、依存関係を考慮した上で、特徴ごとの重みを決定する。それぞれの特徴に重みをつけるためのベクトルを以下の式で示す。

$$w = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{50}\} \quad (6)$$

$$w_j = \frac{1}{|F_j|} \sum_{f_i \in F_j} \text{weight}(f_i) \quad (7)$$

w は検索に用いる特徴数の次元を持つベクトルであり、本研究では50次元で表される。 F_j はある特徴 j が依存する特徴のうち、ユーザが選択した地図と隣接する地図における差異が閾値を超えた特徴の集合である。 $\text{weight}(f_i)$ は特徴 j が f_i に依存して増加する場合は1.2を返し、 j が f_i に依存して減少する場合は0.8を返す関数である。関数において反映する依存関係として、表3に示した予備実験の結果を用いる。 F_j の各要素から得られる数値を平均することにより、特徴 j に対する重み係数 w_j を算出する。

4.3 デフォルメ地図のランキング

デフォルメ地図のランキングを行う。生成した検索クエリベクトルとデフォルメ地図が持つ特徴ベクトルの間のユークリッド距離を用いてランキングを行う。算出式を以下に示す。

$$\text{Dist}(q, m) = \sqrt{\sum_j (q_j - m_j)^2} \quad (8)$$

q はユーザの地図選択により生成された検索クエリベクトルを示し、 m は任意のデフォル

メ地図が持つ特徴ベクトルを示す。Dist(q, m)において、それぞれのベクトルの要素の次元ごとのユークリッド距離を合計することによりデフォルメ地図がクエリベクトルにどれだけ近いかを求める。これにより算出した数値が小さいデフォルメ地図から上位にランキングする。なお、特徴ごとに値域は大きく異なるため、最大値を用いて0から1の値となるように正規化した状態で、検索における処理を行う。

5. 評価実験

提案手法におけるデフォルメ地図ランキングの精度を確認するため、評価実験を行った。実験に用いるデータセットとして、清水寺を含む100枚の京都のデフォルメ地図を用いた。被験者は無作為に選出された京都の地理に詳しくない六名の大学生であり、以下の質問のそれぞれに応じて地図の選択を行った。

- 清水寺と他の観光地との位置関係がわかりやすい地図を選んでください
- 清水寺への経路がわかりやすい地図を選んでください

これらは一般的な地理情報検索のニーズを考慮した質問として経験的に設定した。これらの質問に対して得られるユーザの地図選択に基づき、以下の4つの手法における検索精度を比較した。

- 差異増幅型適合性フィードバックに加えて、全ての特徴間依存関係を考慮
- 差異増幅型適合性フィードバックに加えて、地理特徴間の依存関係のみを考慮
- 差異増幅型適合性フィードバックに加えて、画像特徴間の依存関係のみを考慮
- 差異増幅型適合性フィードバック（ベースライン）

5.1 実験の手順

評価実験は以下の手順に従い行う。

- (1) SOMによるクラスタリングで代表的であると判定された25枚の地図を被験者に提示する
- (2) 被験者が質問に従って地図を1枚選択する
- (3) 選択された地図に基づき、全ての地図のリランキングを行う
- (4) ランキング結果の上位50枚をクラスタリングし、代表的な25枚を被験者に提示する
- (5) 手順(2)(3)(4)を3回繰り返す
- (6) 正解データ作成のため、被験者に全ての地図を見せて、質問に合致すると思う地図を選択してもらう

得られた正解データとランキング結果に基づき、平均適合率を用いて評価を行う。

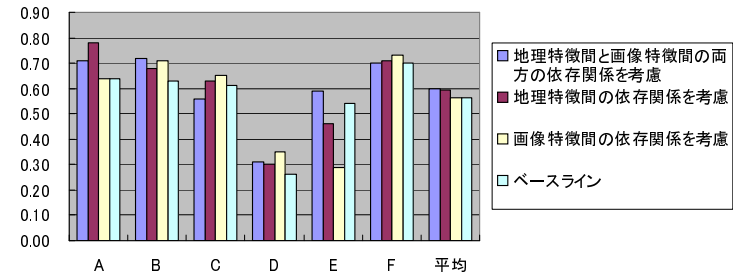


図3 位置確認を行う検索の実験結果

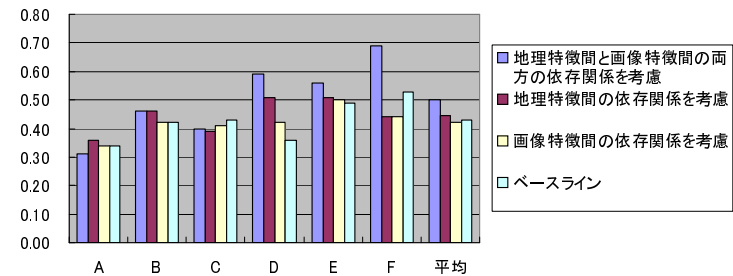


図4 経路確認を行う検索の実験結果

5.2 実験の結果

図3にユーザがオブジェクトの位置確認を行う際の検索における実験の結果を示す。被験者全員の検索結果において、提案手法における検索精度がベースラインを上回っている。被験者ごとに個人差はあるが、平均しても提案手法では比較的高い数値が得られている。被験者A,C,D,Fにおいて、地理特徴間が画像特徴間の依存関係のどちらかを考慮した際に精度が改善した。被験者Bにおいては、地理特徴と画像特徴を含む全ての依存関係を考慮した場合にさらに数値の上昇が見られた。このことから、二種類の特徴間を横断する依存関係の考慮により、検索精度のさらなる改善が可能である場合が存在することがわかる。

図4にユーザが経路確認を行う際の検索における実験の結果を示す。五名の被験者の検索結果において、提案手法によるランキングが有効であった。地理特徴間が画像特徴間の依存関係のどちらかを考慮した際に精度が改善しており、被験者D,E,Fにおいては、地理特

徴と画像特徴を含む全ての依存関係を考慮した場合に最も検索精度が高かった。被験者 C の検索結果においては、ベースライン手法が最も有効であった。これは、被験者 C の地図選択傾向が一般的な選択傾向と異なるため、依存関係の反映が有効にはたらかなかったためであると推定できる。結論としては、位置確認の場合と同様に、二種類の特徴間を横断する依存関係の考慮により、検索精度のさらなる改善が可能である場合が存在することがわかる。

特徴間の依存関係を用いてユーザの検索要求に応じた特徴の重み付けを行うことにより、検索精度の改善が可能であるという結果が得られた。被験者の大半には地理特徴間と画像特徴間のどちらかの依存関係の考慮が有効であり、両方を考慮したときにさらに検索精度が改善する場合も確認した。被験者全員の平均としては、地理特徴間と画像特徴間の両方を考慮した場合の検索精度が最も高かった。問題点として、ユーザごとに検索精度や改善の幅が大きく異なっており、嗜好の差の影響を受けていることがあげられる。例えば、片方を考慮したときに最も良い検索精度が得られる被験者も存在するため、ユーザを嗜好に基づいてグルーピングする手法や、依存関係を組み合わせるか否かを決定する手法が別途必要であると考えられる。

6. おわりに

ユーザの検索要求に合致するデフォルメ地図の検索手法を提案した。検索においてデフォルメ地図の内容を解釈するために、地域の情報を説明する要素である 29 個の地理特徴と、情報を画像として視覚的に表現する要素である 21 個の画像特徴を用いた。これらの特徴間には依存関係が存在し、本研究ではこのような依存関係を用いることにより、デフォルメ地図検索の精度を改善可能であると考えられる。まず予備実験において、関連ルールを用いて特徴間の依存関係を抽出した。抽出した依存関係を差異増幅型適合性フィードバックに応用し、検索精度の評価を行った。結果として、特徴間の依存関係を考慮することにより検索精度が改善されることと、地理特徴と画像特徴をまたぐ依存関係の考慮により検索精度が改善される場合があることを確認した。

今後の課題として、特徴間の依存関係の抽出の際に、関連ルールの条件部と結論部における特徴の数を増加して処理を行うことが考えられる。本稿では単一の特徴から単一の特徴への依存関係を扱ったが、依存関係をまとめたかたちで処理することにより、さらに検索結果を改善することが可能であると考えられる。また、依存関係をどのように反映するかをさらに考慮する必要がある。ユーザに対して適切な検索結果を出力するために、地理特徴間と画像特徴間における依存関係のそれぞれに適切な重みをつける手法が必要である。

参考文献

- 1) Google マップ <http://maps.google.co.jp/>
- 2) K. Kobayashi and R. Lee and K. Sumiya: Systematic Measurement of Human Map-Reading Ability with Street-View based Navigation Systems, Proc. of 4th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ICUIMC 2010), pp. 286-293, 2010.
- 3) J. Matsuo and D. Kitayama and R. Lee and K. Sumiya: Modified Map Search Engine: Geographical Features Extraction for Ranking of Modified Maps, Proc. of 5th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ICUIMC 2011), pp. 90:1-90:7, 2011.
- 4) 中島伸介, 木下真一, 田中克己: 差異増幅型適合フィードバックに基づく画像データベース検索, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J87-D1, No. 2, pp. 164-174, 2004.
- 5) H. Honda and K. Yamamori and K. Kajita and J. Hasegawa: A System for Automated Generation of Deformed Maps, Proc. of the IAPR Workshop on Machine Vision Applications (MVA 1998), pp. 149-153, 1998.
- 6) 藤井憲作, 杉山和弘: 携帯端末向け案内地図生成システムの開発, 情報処理学会論文誌, Vol. 41, No. 9, pp. 2394-2403, 2000.
- 7) M. Agrawala and C. Stolte: Rendering effective route maps: Improving usability through generalization, Proc. of 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH 2001), pp. 241-249, 2001.
- 8) T. Osaragi and S. Onozuka: Map element extraction model for pedestrian route guidance map, Proc. of 4th IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI 2005), pp. 144-153, 2005.
- 9) F. Grabler and M. Agrawala and R. W. Sumner and M. Pauly: Automatic Generation of Tourist Maps, Proc. of 35th International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH 2008), pp. 1-11, 2008.
- 10) M. Michelson and A. Goel and C. A. Knoblock: Identifying Maps on the World Wide Web, Proc. of 5th International Conference on Geographic Information Science, pp. 249-260, 2008.
- 11) Y. -Y. Chiang and C. A. Knoblock: Automatic Generation of Tourist Maps, Proc. of 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 138-147, 2009.
- 12) S. Newsam and D. Leung and O. Caballero and J. Floreza and J. Pulido: CBGIR: content-based geographic image retrieval, Proc. of 18th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 526-527, 2010.
- 13) K. Lynch: The Image of the City, The MIT Press, 1960.