

Maximum Normalized Spacing法による効率的な画像クラスタリング

Zhi-Gang Fan, Yadong Wu and Bo Wu

Advanced R&D Center of SHARP Electronics (Shanghai) Co. Ltd

原論文

“Maximum Normalized Spacing for Efficient Visual Clustering” published in the proceedings of 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM 2010), pp. 409-417, Toronto, Canada, 2010

画像データの分類を高速かつ正確に行うクラスタリング手法, Maximum Normalized Spacing (MNS) 法を紹介する。従来のクラスタリング手法の多くは非線形多様体に分布する画像データの集合のクラスタリングを苦手とする。これに対してMNS法は高い精度での非線形多様体のクラスタリングを実現し、また大規模データのクラスタリングを高速に行える特長を有する実用的な画像クラスタリング手法である。デジタル画像データが急激に増加している状況の中、大規模な画像データ集合のクラスタリング技術の重要度はますます高まっており、MNS法はスマートフォンをはじめとするモバイル機器に格納されている、さらにはインターネット網上に氾濫する大量の写真や動画の自動分類、自動ラベリングなど画像閲覧に関する基盤機能としての応用が期待される。

【はじめに】

クラスタリング研究の歴史は長く、近年は機械学習、データマイニング関連学会での研究が盛んである。クラスタリングで扱われるデータのうち、画像データ集合は一般的に複数の非線形多様体に分布する。図1に非線形多様体の例を示す。

図1の密度分布からは3つの非線形多様体が確認できる。従来のクラスタリング手法, K-means法, 混合正規分布モデル, Spectral Clustering, Affinity Propagation は図1のような複数の非線形多様体のクラスタリングを苦手としている。

われわれは画像データのように複数

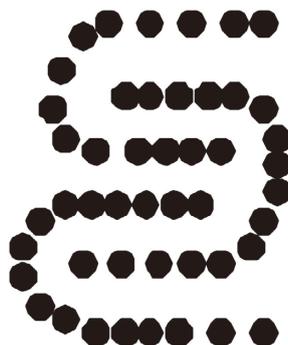


図1 複数の非線形多様体の例

の多様体上に分布するデータ集合のクラスタリング手法として, Maximum Normalized Spacing (MNS) 法を提案する。

【Maximum Normalized Spacing】

MNS法ではクラスタを非線形多様体の境界を特定することにより求める。MNS法は Minimum Spanning Tree (MST) に基づく一般化された定理であり、多様体の分布構造を把握するため、クラスの中と外、両方の情報を使い、効果的かつ効率的に多様体に分布するデータ集合のクラスを求める。

【階層構造による並列処理】

MNS法ではMSTを求める計算コストが最も高い。そこで巨大な画像データベースのクラスタリングを高速に処理するため、MNS法ではMSTを求めるのに canopy^{*1}による分割統治を用いる。図2を使って具体的に説明する。MNS法ではまずPrimのアルゴリズム^{*2}により4つの重なり合うcanopyそれぞれに対して小さなMSTを求める。その後、Kruskalのアルゴリズム^{*3}により図の中の赤いエッジを求め、赤いエッジに

*1 Canopy

クラスタリングの過程において作成する重なりあうデータ集合。

*2 Primのアルゴリズム

重み付きグラフのMinimum Spanning Treeを求めるアルゴリズム。

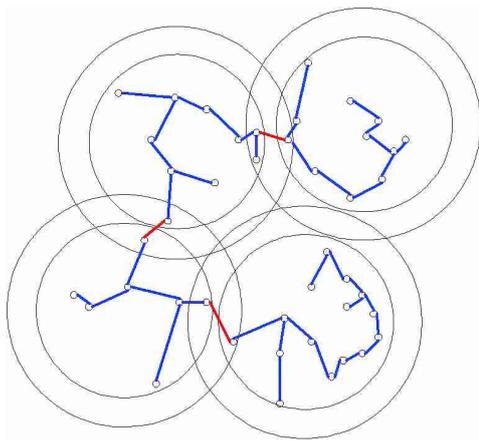


図2 canopy法による分割統治

より4つの小さなMSTが1つの大きなApproximate Minimum Spanning Tree (AMST) に統合される。

上述のAMSTは並列処理によって生成することができ、MNS法ではGoogleが考案した分散並列処理フレームワークMapReduceを使用した。

【実験】

われわれの提案するMNS法の有効性を検証するため多視点画像データベースColumbia Object Image Library(COIL)を使用した。COILにはCOIL-20とCOIL-100の2種類存在し、それぞれ20種類のグレースケールオブジェクト、100種類のカラーオブジェクトが含まれる。また、各オブジェクトに対して5度ずつ回転させて撮影した計72個の画像が存在する。図3にCOIL-20に含まれるオブジェクトを示す。

図4はCOIL-20を対象としたMNS手法とその他の手法のクラスタリング分類精度の比較結果である。図4からMNS法の分類精度が他の手法よりも高いことがわかった。

また、MNS法がより大規模なデータ集合に対しても有効であることがCOIL-100を対象とした分類によって確認できた。図5にMNS法によるCOIL-100のクラスタリング分類結果の一部を示す。

【おわりに】

われわれの提案するクラスタリング手

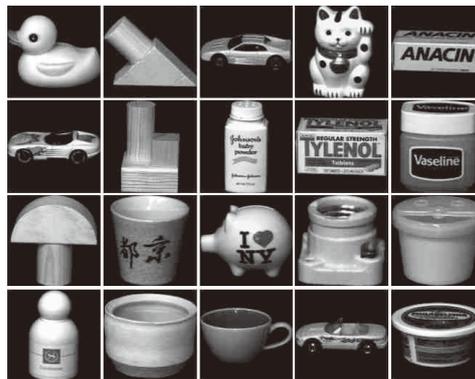


図3 COIL-20のオブジェクト

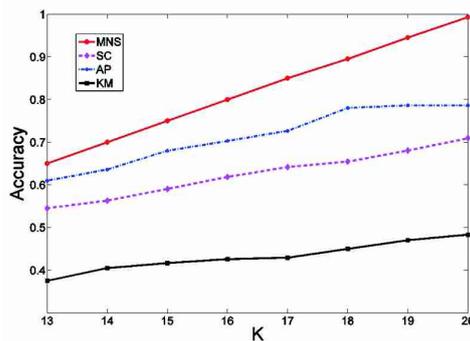


図4 COIL-20を対象とした分類精度の比較

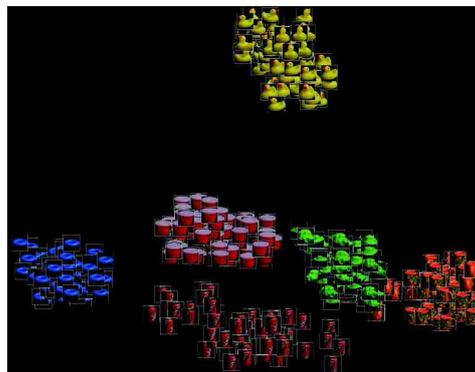


図5 MNS法によるCOIL-100分類結果(一部)

法MNS法はMSTに基づいており、階層構造による並列処理を行うことで従来のクラスタリング手法では困難であった大規模な画像データベースの高速かつ正確なクラスタリングを実現する。MNS法はモバイル機器に格納されている、さらにはインターネット網上に氾濫する大量の写真や動画の自動分類、自動ラベリングなど画像閲覧に関する基盤機能としての応用が期待される。

(和訳：岩田繁幸 SHARP Electronics (Shanghai) Co. Ltd)

*3 Kruskalのアルゴリズム
枝の重みが最小となる木構造のすべての頂点を含む枝のサブセットを求めるアルゴリズム。