博士（工　学）　柳　　熙　泛

学 位 論 文 題 名

A Study of Image Segmentation using Data Clustering

（データクラスタリングによる画像のセグメンテーションに関する研究）

学位論文内容の要旨

観測データのクラスタリングは，情報処理技術の基本であり，多くの情報メディア処理に古くから利用されている．クラスタリングを適用する場合，システムがクラスタの構造をいかに認識するか，またはクラスタ数をどう決めるかなどの問題に対して様々な手法が提案されている．クラスタリングシステムの代表的なものとして非階層的クラスタリング（NonHierarchical Clustering）の一種であるK平均アルゴリズム，ISODATA法がある．

これらの手法は画像データのセグメンテーションの分野で有効な方法として幅広く取り入れられている．画像データの濃度値・色・テクスチャなどの局所的に特徴の一様な部分画像に分割するセグメンテーション法（領域分割法）は，それ自体ではあまり意味を持たず，画像符号化や認識などの前処理として持つ意味が大きい．また領域分割の有効性については明確な評価基準もなく定義も難しい問題である．本論文では，領域は“画像の中で均一の特性を有する部分”であり，有効な領域分割は画像データをいくつかの領域に分割することであると考える．特徴空間を用いたクラスタリング法は領域分割法の中の一手法である．この手法はクラスタとして領域を抽出するため大きな部分の分割（大域的分割）に適し，ノイズに強い特徴があるが，細かな領域の抽出には不適切である．

K平均アルゴリズムは画像データを特徴空間に写像し，K個のクラスタに分割する．その際分割数Kは経験的に事前に与えられる．さらに初期値として仮のクラスタ分割を与える．すると評価基準を更新しながらデータがクラスタ間を移動し，よりよいクラスタ分割を求めていく．しかしK平均アルゴリズムでは適切なクラスタ数及び，初期クラスタの中心値を事前に与える必要がある．またそれらの設定によって最終的に得られるクラスタの形状が変わる．従って画像のセグメンテーションに利用される際汎用性に欠ける場合がある．

一方ISODATA法はクラスタ数の設定は必要とするが，設定した値の1/2 ～2倍の範囲で，システムが自律的に有効なクラスタの数を決める特徴がある．しかし重要である初期クラスタ数の設定という，コストは比較的少ない反面K平均アルゴリズムに比べ事前に調整しなけらばいけないパラメータが多く存在する．

そこで本論文では，画像の知的セグメンテーション法において自己組織化メカニズムによるクラスタリング法を提案する．提案手法は一つの精度変数を与えるだけで，常にクラスタが一定の精度を保つように自律的に有効なクラスタ空間を選択する．即ち経験的なパラメータを事前情報として必要としない，ロバストなクラスタリング法の提案を行う．

本論文は，全６章より構成される．第２章では領域分割法の中、重要な手法であるクラスタリング法の特徴とその問題点について説明する．

第３章では自己組織化メカニズムについて述べられます．本論文で言う自己組織化とは，画像の特徴に合わせて有効なクラスタの数や中心値を自動的に決定するメカニズムのことを言う．

第３．１節では、提案メカニズムに入力するために入力データを加工します．提案手法ではクラスタ数と中心値は入力データから自動的に決められる．与えられた画像データを Harr Wavelet 変換した後 Wavelet 低周波数領域に注目する．各分解レベルで解像度の低い順から，低周波サブバンドを入力データとして用いる．従ってｎ×ｎの画像データの場合は全部で$\log_2 n$段階の入力データが用意されることになる．入力データは２×２個の入力ベクトル（^{1st} Level）からｎ×ｎの入力ベクトル（^{Final}Level）になるまで順次入力される．解像度を倍数に拡張しながらｎ×ｎのサイズになるまで繰り返す．データの入力順序が決まると，次は各 level からクラスタを生成していく．最初の level では四つの入力ベクトルが用意される．同時に初期クラスタの数と中心値にもなる．最初にクラスタリングの条件として与えられるクラスタノードは ^{1st} Level と同一に設定する．

３．２節では入力されてきたデータを分類するクラスタリング法について説明される．システムは多数のクラスタノードを並列に持っている．またクラスタノードは内部情報としてメンバの数と中心値を保有している．入力データが入力されると全てのクラスタノードと距離が計算される．その結果から所属するクラスタノードが決定される．“Winner Takes All”に基づいて決められたクラスタノードが持つ内部情報を更新する．

３．３節ではクラスタノードが一定の精度を保つために自律的にクラスタノードを調節する方法について説明される．従来のクラスタリング法では，初期値によっては推定クラスタの分布に偏りが生する可能性がある．提案手法では初期条件の代わりに精度変数を提案した．一つの精度変数を与えると，各 Level に対しクラスタノードが常に一定の精度を保ちながら，クラスタ構造を更新する．ここで精度変数 α は 0～1 の値を持ち，新しいクラスタの生成を調節する．α の値を上げると多数のクラスタが生成され，細かいクラスタリングができる．逆に下げるとクラスタの生成が抑えられ，粗いクラスタリングができる．入力は ^{1st} Level から始め，上々に解像度の高い Level が適応される．各 Level での入力ベクトルは，画像の局所的な平均と位置を代表している．各 Level の特徴を最大限に参照してクラスタ構造を更新するため，常に入力データに近い特徴を持つようになる．即ち，入力データの性質をクラスタノードに反映することができる．

第４章では提案手法と従来法による実験結果が示される．各種の実験結果より提案手法の有効性を確かめることができる．また演算量の方にも従来法と比べて少ないことも示した．

第５章では大域的領域分割にクラスタリング結果を適用する．ラベリング処理によって空間的に離れて存在するメンバを切り離し，新しいラベルを与える．また多数決処理でこれらの小領域を周辺の大領域に吸収させる．さらに各領域の色分布を調べて領域間の統合を行うことにより，大域的領域を得ることができる．

第６章では最後の章では本論文の結論について述べる．

学位論文審査の要旨

主　査　　教　授　　宮　永　喜　一

主　査　　教　授　　野　島　俊　雄

副　査　　教　授　　小　柴　正　則

副　査　　教　授　　小　川　恭　孝

学 位 論 文 題 名

A Study of Image Segmentation using Data Clustering

（データクラスタリングによる画像のセグメンテーションに関する研究）

観測データのクラスタリングは，情報処理技術の基本であり，多くの情報メディア処理に古くから利用されている。例えば，これらの手法は画像データのセグメンテーションの分野で有効な方法として幅広く取り入れられている。画像データの濃度値・色・テクスチャなどの局所的に特徴の一様な部分画像に分割するセグメンテーション法（領域分割法）は，それ自体ではあまり意味を持たず，画像符号化や認識などの前処理として持つ意味が大きい。また領域分割の有効性については明確な評価基準もなく定義も難しい問題である。

本論文では，新しい領域分割の方法として，特徴空間を用いた自己組織化クラスタリング法を提案し，その有効性を示している。ここでの分割対象領域は“画像の中で均一の特性を有する部分”であり，有効な領域分割とは画像データをいくつかの適切な領域に分割することであると考えている。特徴空間を用いたクラスタリング法は領域分割法の中の一手法であり，この手法はクラスタとして領域を抽出するため大きな部分の分割（大域的分割）に適し，ノイズに強い特徴があるが，細かな領域の抽出には不適切である。

本論文は，全６章より構成されている。第１章では画像処理で領域分割処理の手法と領域が持つ意味について述べている。

第２章では領域分割法の中重要な手法であるクラスタリング法の特徴とその問題点について説明している。

第３章では自己組織化メカニズムについて述べている。本論文で言う自己組織化とは，画像の特徴に合わせて有効なクラスタの数や中心値を自動的に決定するメカニズムのことを言う。

３。１節では，画像データをHarr Wavelet変換した後Wavelet低周波数領域に注目している。各分解レベルで解像度の低い順から，低周波サブバンドを入力データとして用いることで，データ依存の少ない最適な領域分割が得られることを示している。

３。２節では入力されてきたデータを分類するクラスタリング法について説明している。

システムは多数のクラスタノードを並列に持つ。またクラスタノードは内部情報としてメンバの数と中心値を保有している。入力データが入力されると全てのクラスタノードと距離が計算し，その結果から所属するクラスタノードが決定される。“Winner Takes All”に基づいて決められたクラスタノードが持つ内部情報を更新する。

３。３節ではクラスタノードが一定の精度を保つために自律的にクラスタノードを調節する方法について説明している。従来のクラスタリング法では，初期条件によっては推定クラスタの分布に偏りが生する可能性がある。提案手法では初期条件の代わりに精度変数を提案している。一つの精度変数を与えると，各 Level に対しクラスタノードが常に一定の精度を保ちながら，クラスタ構造を更新する。ここで精度変数 α は 0〜1 の値を持ち，新しいクラスタの生成を調節する。α の値を上げると多数のクラスタが生成され，細かいクラスタリングができる。逆に下げるとクラスタの生成が抑えられ，粗いクラスタリングができる。入力は ^{1st} Level から始め，上々に解像度の高い Level が適応される。各 Level での入力ベクトルは，画像の局所的な平均と位置を代表している。各 Level の特徴を最大限に参照してクラスタ構造を更新するため，常に入力データに近い特徴を持つようになる。即ち，入力データの性質をクラスタノードに反映することが可能となることを述べている。

第４章では提案手法と従来法による実験結果が示されている。各種の実験結果より提案手法の有効性を確かめている。また演算量も従来法と比べて少ないことを示している。

第５章では大域的領域分割にクラスタリング結果を示している。ラベリング処理によって空間的に離れて存在するメンバを切り離し，新しいラベルを与える。また多数決処理でこれらの小領域を周辺の大領域に吸収し，さらに各領域の色分布を調べて領域間の統合を行うことにより，大域的領域を得ることができることを述べている。

第６章では，本論文の結論について述べている。

これを要するに，筆者は，領域分割のための新しいクラスタリング手法を提案し，いくつかの具体的な例題に対してこれを応用しその有効性を示した。これにより，画像の領域分割手法に関する多くの有益な知見を得ており，計算機科学の分野に貢献するところ大なるものがある。

よって筆者は，北海道大学博士(工学)の学位を授与される資格あるものと認める。