画像処理2019-5

特徴抽出

パターン認識過程

パターン観測

入力. 量子化. 標本化など



前処理

雑音除去. 濃度変換. 領域検出、セグメンテーションなど



特倒拙山

幾何特徵抽出,次元圧縮

統計的パタン解析、動き解析、

 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$ 解析など

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$$

パターン識別

ベイズ決定則、最近傍則、 HMM, ニューラルネットなど



 \mathbf{x} =argmax($g_1(\mathbf{x}), g_2(\mathbf{x}), ... g_n(\mathbf{x})$)

後処理

表示,分類,

特徴

基本演算で得られた画素(とその集合)で対象を表すもの

- セグメンテーション(segmentation)操作で集合として切り出 される.
 - □ 例:2値化,フィルタリング後の2値化
- 点特徴
- ■線特徴
 - □ 線分を構成する点集合
 - □ 連結性を考慮して順序づけた点(点列)
- ■領域特徴
 - □ 領域を構成する点集合
 - □連結性を考慮した連結領域

点特徵

抽出法の例

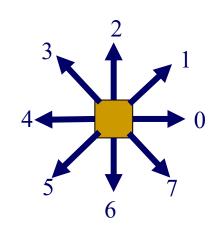
- 画素の属性(輝度,色特徴)
- ■近傍との関係
 - 1次差分, グラディエント(エッジの向き, 強度)
- トークン(token)
 - KLT(Kanade-Lucas-Tomasi)
 - SIFT(shift invariant feature transform)
 - SURF(speeded up robust feature)

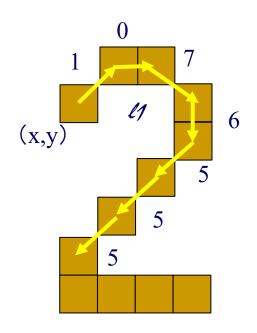
線特徵

- 線分の長さ、曲率(直線か、曲線か)
- ■代表的な抽出法
 - □ エッジ強調フィルタ+細線化
 - □ +ハフ(Hough)変換
- ■記述法
 - □ 座標点列
 - チェインコード
 - 0-7の方向コードの列で記述

$$k = \frac{\frac{d^2y}{dx^2}}{(1 + \frac{dy^2}{dx})^{3/2}}$$

チェインコード

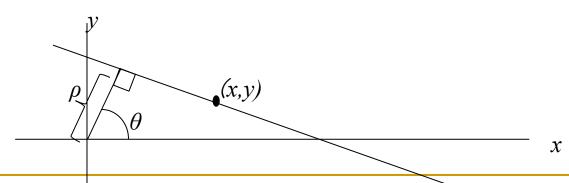




l1: (x,y),1,0,7,6,5,5,5,6,0,0,0

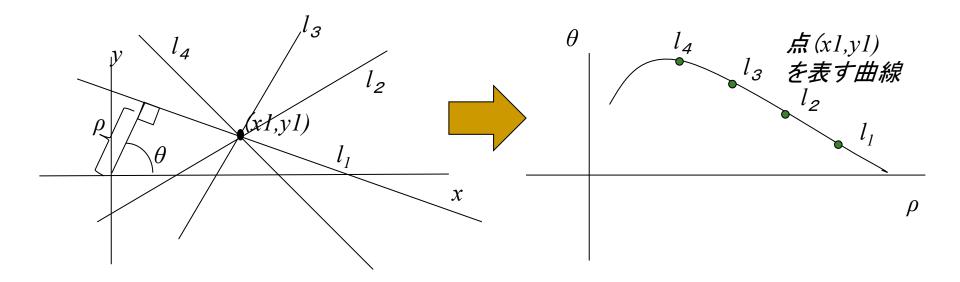
Hough(ハフ)変換(1) 原理

- 同一線分に含まれる点集合の求め方の一手法
- x-y空間(直交座標)と ρ - θ 空間(極座標)のパラメータを使って直線を表す.
 - $f(x,y;\rho,\theta) = 0 \rightarrow \rho = x\cos\theta + y\sin\theta$
 - □ ρ:原点から直線への距離
 - θ: 直線への原点からの垂線の角度



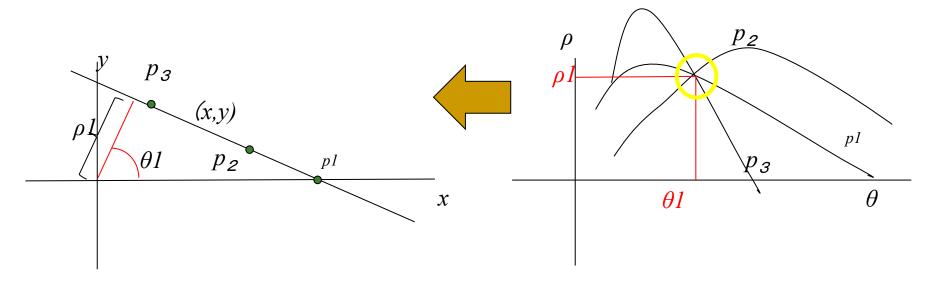
Hough**変換(2)** 説明1

(x1,y1)を通る直線群は、(ρ、θ)空間の或る曲線を構成する



Hough**変換(3) 説明2**

 $(\varrho 1, \theta 1)$ を通る曲線群は、(x, y) 空間の或る直線を構成する



画像処理による ρl - θl の求め方: 各曲線を ρ - θ 画像上で加算描画する。 (加算描画:描画する画素に+1) ρ - θ 画像上の局所極大点を探索。

Hough変換(4)線分抽出手順

- 1. 画像入力
- 2. エッジ強調
- 3. 細線化
- 4. ハフ変換(細線化画像のx-y点からρ-θ曲線を次々と加算描 画する)
- 5. 投票数の多いρ-θ点を抽出
- 6. 抽出点から直線の式を求める

ハフ変換の課題:

- □ ノイズが邪魔:ノイズをよく除去する必要
- □ 1つの直線が複数になってしまう
- □ 量子化誤差

使い道

- □ 無限遠点の抽出
- □ ステレオペア画像における2直線の交差角から視差

Hough変換(5) 円やその他の図形

- (x,y)を通る円は中心(cx、cy)と半径rであらわされる。
- (x,y)空間の点から(cx,cy,r)空間へのマッピング
 - cy、cyを走査して、(x-cx)^2+(y-cy)^2=rを満たすrに投票する。
 - □ 円は平面を構成する。
- 他の図形もパラメータ表現できれば可能

⇒特徴空間に投票することをハフ変換というようになった。

領域特徴

- 1. 幾何学的特徵
 - 1. 基本量
 - 2. 慣性モーメント
 - 3. オイラー(Euler)数
- 2. 濃淡特徵
- 3. テンプレートマッチング

領域の幾何学特徴一基本

- 1. 面積
- 2. 周囲長
- 3. 細長さ
 - ① 面積/縮退回数²(縮退フィルター: min)
 - ② 最小外接矩形の長辺/短辺の比
- 4. 円らしさ
 - ① 周囲長2/面積
- 5. 対称性

領域の幾何学的性質

一慣性モーメント

画像の*モーメント特徴量*

$$m_{ij} = \sum_{x,y \in R} x^i y^j f(x,y)$$

画像 f の (i+j)次モーメント

□ O次モーメント:面積

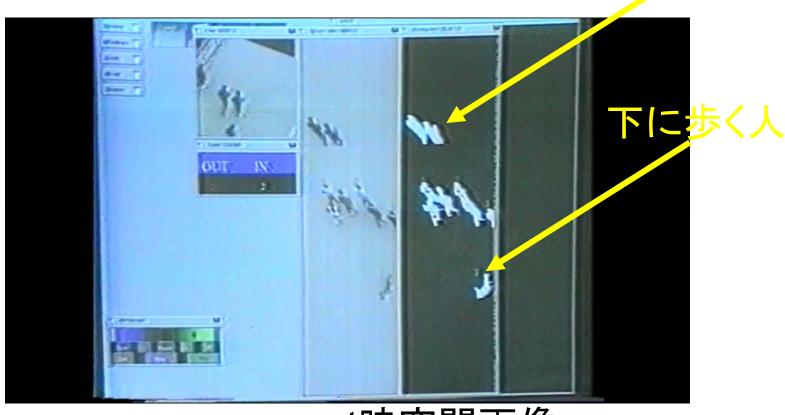
$$m_{00} = \sum_{x,y \in R} f(x,y)$$

□ 1次モーメント: 重心
$$C = (m_{10} / m_{00}, m_{01} / m_{00}) = \frac{1}{m_{00}} (\sum_{x,y \in CC} x f_{x,y}, \sum_{x,y \in CC} y f_{x,y})$$

□ 2次モーメント→重心まわりの傾き

モーメント特徴の利用例 (歩行者計数:NTTで実用化)

上に歩く人



x-t時空間画像

領域の幾何学的特徴 一オイラー数

- オイラー数G
 - □ G=V-E+F 多角形の2次元図形のオイラー数
 - V:点の数
 - E:辺の数
 - F:面の数
 - □ G=C-H 平面上の図形と穴の数の関係
 - C:図形の数
 - H:穴の数
- オイラー数はトポロジーが不変であれば変化しない。
 - □ 領域を細線化する(画素を図から地に書き換える)ときに判定に使える.(当該画素周りの連結数=1ならば消去可能)

領域特徵

一濃淡特徵

濃淡構造:テクスチャ(きめ、折柄)

- ■対象領域内の画素値の統計量
 - □ 1次統計量
 - 画素値の平均,分散,スキュー(歪度),エネルギー,エントロビー
 - □ 2次統計量
 - (a,b)だけ離れた2つの画素値の相関

領域特徵

ーテンプレートマッチング

- 原理:テンプレートパターンをフィルタとするフィルタ リング
 - □ テンプレート=目的とするパターン $f(x,y) \oplus template(l,m)$
- 計算法1
 - □ L2距離(ベクトル間距離)



- 計算法2
 - □ 相関係数(余弦距離)

ベクトル間距離関数を使った SSDA 法 テンプレートパターンで対象画像を順次走査していくと、テンプレート の原点 (便宜上左上とする) が置かれた位置 (i,j) に対して画像とテンプレートが重なった各画素の二乗誤差和を マッチング距離 $d_{lo}(i,j)$ とする次式で計算できる.

$$d_{l_2}(i,j) = \sqrt{\sum_{l} \sum_{m} |(f(i+l,j+m) - t(l,m))|^2}$$
(3.25)

この計算を全てのi,jについて行えば、得られたマッチング距離画像 $d_{lo}(i,j)$ のうち値の小さい画素に対象とす るテンプレートのマッチング距離の計算は、テンプレートを置いた位置で画像から大きさ $L \times M$ の矩形領域を切 り出しそれを列ベクトル \hat{f} と見なして、ベクトル間の L_2 距離 $||\hat{f}-t||$ を各位置で計算していると見なすこともで きる.

そこで、この距離計算を L_2 距離ではなく L_1 距離を使うと次式のマッチング距離画像 d_l , (i,j) を求めるアルゴ リズムを得る.

$$d_{l_1}(i,j) = \sum_{l} \sum_{m} |(f(i+l,j+m) - t(l.m)|$$
 (3.26)
これは、平方や平方根の計算がないため処理を高速化できるという利点がある.

相関係数法 テンプレートマッチングにおいて、テンプレートパターンと対象画像との類似性の尺度として、相関 係数(共分散,相互相関ともいう)を用いる手法である.次式の相関係数 R(i,j)(0 < R(i,j) < 1.0) が 1.0 に近 いほど類似していると判定される.

$$R(i,j) = \frac{\sum_{l} \sum_{m} \{f(i-l,j-m) - \bar{f}\} \{t(i,m) - \bar{t}\}}{\sqrt{\sum_{l} \sum_{m} \{f(i-l,j-m) - \bar{f}\}^{2} \sqrt{\sum_{l} \sum_{m} \{t(i,m) - \bar{t}\}^{2}}}}$$
(3.27)

SSDA 法がベクトル間距離であるならば、相関係数は2ベクトル間の余弦距離に当たると見なすことができる.

テンプレートマッチング



- SSDA法
 - □ ユークリッド距離または市街地距離の最小化
- 相関係数による方法(画像相関法)
 - □ 相関係数の最大化
- 変形を許した最小2乗マッチング(ステレオペア)
 - □ ユークリッド距離の最小化
- SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)
 - □ スケール不変の特徴点追跡

SIFT

キーポイントのローカライズ

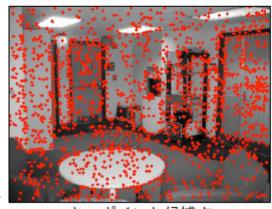
- ・ キーポイントに向かない点
 - エッジ上の点

開口問題

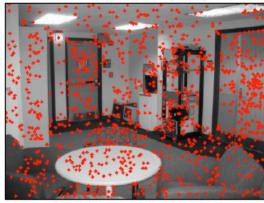
- DoG出力の小さい点

ノイズの影響を受け易い

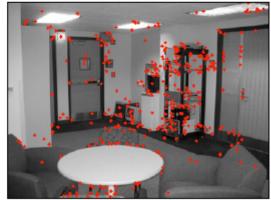
→主曲率とコントラストにより削除



キーポイント候補点 (キーポイント数:1895点)



主曲率による候補点削除 (キーポイント数:1197点)



コントラストによる候補点削除 (キーポイント数:421点)

トポロジ(位相)とジオメトリ(幾何)

- ▶ トポロジ
 - □図地判定
 - □対象物の位置関係
 - □対象物の数
- ジオメトリ
 - □ 対象物の大きさ
 - □対象物の形

おまけ

- 画像間演算
 - □ 同じ大きさの画像*f(i,j)とg(i,j)*から*h(i,j)*を求める演 算.
 - 四則演算
 - \square 積 $h(i,j) = f(i,j) \times g(i,j)$
 - \square 減算(時刻tの画像 $f_t(i,j)$ から初期画像 $f_0(i,j)$ を引く)

$$h(i, j) = f_t(i,j) - f_0(i,j)$$

事例:背景差分(動物体の抽出)