

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

コーナー検出(Harris)2

$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 = \det M - k(\text{trace}(M))^2$

- $\lambda_1, \lambda_2 \Rightarrow$ 近傍における勾配(方向)の広がり:
 - 勾配が一つの方向に揃っていれば, 0.
 - 様々な方向に広がっていれば, 大きな値.
- $(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \Rightarrow$ 近傍の勾配の和の大きさ:
 - $\lambda_1 + \lambda_2 = \text{trace}(M) = G_x(I_x^2) + G_y(I_y^2)$
 - k は, これらの二つ値の調整.

✓ R が大きいところ=輝度分布に大きな凹凸.
 ✓ 局所的に R が最大になるところがコーナー.

←通常非常に沢山のコーナー点が検出されるので、閾値処理などで顕著な点だけを使う(SIFT等).

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Blob(小塊)検出(LoG)

✓ Laplacian of Gaussian (LoG): メキシカンハット:

- エッジ=ラプラシアン of ゼロ交差: 極値探索.
- ノイズを強調してしまう.
- ガウシアンフィルタで平滑化してからラプラシアンを計算.
- この二つのフィルタは次式でまとまる.

$$h_{\log}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

✓ 局所的に円を作成し最適化等の後処理でBlobを検出.
 ✓ 通常スケールスペース等と一緒に使う.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Blob(小塊)検出(LoG)2

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

エッジ検出(LoG)

✓ Marr-Hildreth法:
LoG+ゼロ交差検索.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

LoG:周波数領域

空間 $h_{\log}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$

周波数 $H_{\log}(u, v) = -4\pi^2(u^2 + v^2) \exp(-2\pi^2\sigma^2(u^2 + v^2))$

$f * g = F^{-1}[F[f]F[g]]$

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Canny Edge検出

✓ Cannyアルゴリズムの処理手順:

- ノイズ低減と微分.
- 勾配の最大方向の検出.
- 閾値処理.

$g(x, y) = \sqrt{G_x(f(x, y))^2 + G_y(f(x, y))^2}$
 $d(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(f(x, y))}{G_x(f(x, y))}\right)$

✓ 勾配方向に沿って、勾配は局所最大か否かをチェック(非最大エッジ抑制).

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Canny Edge検出2

✓ 単純な閾値処理:

✓ エッジが途切れる問題があるので,

©H. Suzuki, U. Tokyo

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Canny Edge検出3

Sobel Filter Canny Filter

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換

✓ 抽出されたエッジは不連続, 誤検出があるので, その様な結果から形状を検出する方法.

xy画像空間では直線だが, abパラメータ空間では点になる

✓ ab空間の直線上の各点は, それぞれxy空間で, この点●を通る直線に対応.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換2

✓ ハフ変換の原理:

- xy空間上の直線を構成している点群の各点をab空間に写像すると, それらの直線は唯一の点で交差する.
- 逆に, このような交点を検出すると, (直線が干切れていても交差するから) xy空間での直線が定まる.

©CC-0/FD/徳全

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換3

©R.Fisher, S. Perkins, A. Walker, & E. Wolfart

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換4

©R.Fisher, S. Perkins, A. Walker, & E. Wolfart

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換5

- エッジ検出を行い、閾値処理により2値画像を用意する。
- ab空間をセルに分割する。セルの値をゼロしておく。
- 線の候補となる画素をab空間に写像し、その直線の通るセルに関してはセルの値を1増やす。(投票)
- 全ての候補についてステップ2を行う。通過回数が記録される。これを投票度数と言う。
- 投票度数の大きなセルを探索する。これがxy空間の直線に対応する。

xy空間 ab空間 xy空間

©H. Suzuki, U. Tokyo.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換6

[a] 入力画像 [b] エッジ検出結果 BCC-ARTS画像

[c] θ パラメータ空間への投票結果 [d] 線の検出結果

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

図形検出:ハフ変換7

✓ 円検出の場合はパラメータは3つ。
✓ 一般化ハフ変換もある

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$$

[a] xy画像空間 [b] abrパラメータ空間

[a] 入力画像 [b] エッジ検出結果 [c] 1セントコイン(銅)に対する投票結果 [d] 25セントコイン(銀)に対する投票結果 [e] 検出結果

BCC-ARTS画像

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

円検出(緩和法)

- 処理の流れ
 - 画像の2値化
 - 初期値計算
 - 反復演算
 - 円のクラスタリング

初期値計算の前提
 (1) 領域を少し縮ませる。
 (2) 領域の中心座標を計算。
 Hough変換
 クラスタリングの方向で候補を電撃とする

以下の電撃点を候補とする

初期値計算
 投票に用いるパラメータ
 領域の中心座標、半径
 円の中心座標、半径
 円の中心座標、半径

反復演算
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径

円のクラスタリング
 リンク長を2倍、3倍から円を抽出
 $Q_{ij} = P_{ij} / R_{ij}$
 Q_{ij} は領域特性をもつ
 $Q_{ij} > 0.8$ なら採用
 Q_{ij} は最大の連結成分法で自動決定

反復
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径

反復演算
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径
 領域の中心座標、半径

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

円検出(緩和法)2

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

今日の授業内容

www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/index.html
www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/Lec26.pdf

- 図形検出
- 幾何形状の基礎
- パターン認識の基礎
 - 特徴抽出
 - 認識・識別・学習
 - ビデオのパターン認識

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

位相(Topology)

✓ 同位相: 連続変形で変換可能である事:

- 球、平面、トーラス等はそれぞれ異なる位相.
- 穴(境界)の数、ハンドル(トーラス)の数等で分類.

異なる位相

→のコップとトーラスは同位相

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

媒介変数表示の代表的な例

✓ スプライン: ベジエパッチ、B-Spline、NURBS、エルミート、グレゴリーパッチ、Coonsパッチ、T-Spline... 数百!

一から形状を作っていくには良いが与えられた任意形状(現実世界のデータ)をSplineに変換するのは難しい.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

陰関数モデリングが適している応用

✓ 表面再構成、モーフィング、Constructive Solid Geometry等.

Moving-LS, RBF, Convolution Surfaces, MPU, SLIM,...

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

点群曲面表現

✓ 曲面の近似(Point-Set Surfaces):

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

拡張・離散表現

✓ 多様体の近似:

- メッシュ(三角、四角): 一次近似.

✓ 多様体の拡張(非多様体):

- Simplicial Complex(単体的複体).
- CW-Complex: Medial Axis等.

Simplicial Complex CW-Complex Medial Axis

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲線の曲率

✓ 曲率(Curvature):

$$k(t) = \frac{d\varphi}{ds} = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}y}{(\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{3/2}}$$

曲線の曲率の定義

接触円 $k = \frac{1}{R}$

法線 $n(t)$ 接線 $t(t)$ 曲率法線 $k(t)n(t)$ 曲率プロファイル

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲線曲率の応用先

Mechanical Engineering: *Cracks fatigue test*, *Ball-end Milling Machine Manufacturing*
 Image Processing: *Object Detection*
 Geology: *Road Design, Map etc.* Visualization: *Coffee Cup Caustics*

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲率の極値、法線の包絡線、縮閉線、中心軸、ポロノイ図、オフセット、 & 距離場

✓ 曲率の極値と距離場？

距離場: Distance Function

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Curvature : 曲率

✓ 曲率(Curvature): $k(t) = \frac{d\varphi}{ds} = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}y}{(\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{3/2}}$

デモ

php.radford.edu/~ejmt/Resources/CurveSimulator/CurveSimulator.html

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

定理: 縮閉線、接触円、法線の包絡線

✓ 縮閉線は接触円中心の軌跡である。

✓ 縮閉線は法線群の包絡線である。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

定理: 縮閉線、オフセット、曲率の極値

✓ オフセット曲線群の特異点集合は縮閉線である。

✓ 縮閉線のカusp(特異点)は曲率の極値に対応する。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

定理: 中心軸、内接円、ポロノイ図

✓ 中心軸(Medial Axis)はinner bitangent circles (Maximal Empty Balls)中心の軌跡である。

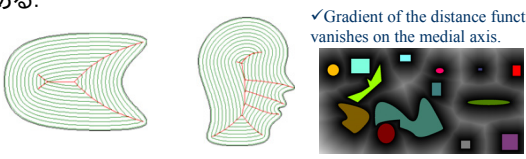
✓ 中心軸はポロノイ図の滑らかな曲線への一般化である。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

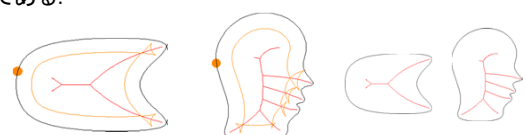
定理: 中心軸、距離関数の極値、オフセットの交差

✓ 中心軸は距離場のレベルセットが極値となる点の集合である。

✓ Gradient of the distance function vanishes on the medial axis.



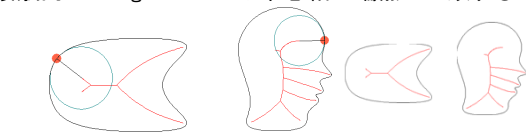
✓ 中心軸はオフセット曲線群の最初の自己交差点の集合である。



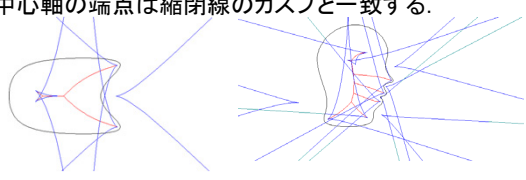
Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

定理: 中心軸の端、接触円、内接円、縮閉線のカスプ

✓ 接触円とbitangent circleは中心軸の端点で一致する。



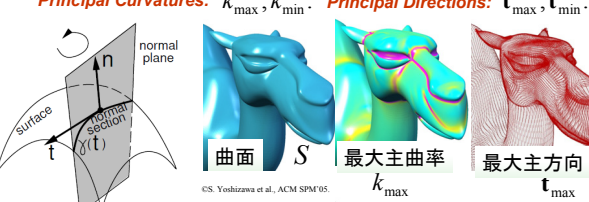
✓ 中心軸の端点は縮閉線のカスプと一致する。



Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲面の曲率: 主曲率と主方向

Principal Curvatures: k_{\max}, k_{\min} **Principal Directions:** t_{\max}, t_{\min}



法線と任意の接線から決まる平面と曲面の交線の曲率は法断面曲率と呼ばれ(接平面上で接線は無限に選べるので)無限にある一最大最小を主曲率、対応する接線を主方向と呼ぶ。

曲面 S 最大主曲率 k_{\max} 最大主方向 t_{\max}

法線 n 最小主曲率 k_{\min} 最小主方向 t_{\min}

©S. Yoshizawa et al., ACM SPM 05.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲率テンソル

✓ 曲面の主曲率は二階までの偏微分で決まる:
 $S = S(x) \in \mathbb{R}^3, \quad x = (u, v) \in \mathbb{R}^2$

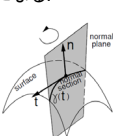
第一次・二次規格量(First and Second Fundamental Forms):

$$\mathbf{I}(du, dv) = (du, dv) \begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix} \begin{pmatrix} du \\ dv \end{pmatrix} \quad \mathbf{II}(du, dv) = (du, dv) \begin{pmatrix} L & M \\ M & N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} du \\ dv \end{pmatrix}$$

$$E = S_u \cdot S_u, F = S_u \cdot S_v, G = S_v \cdot S_v, \quad L = S_{uu} \cdot n, M = S_{uv} \cdot n, N = S_{vv} \cdot n$$

✓ **Weingarten Map.** $k_{\text{directional}}(du, dv) = \frac{\mathbf{II}(du, dv)}{\mathbf{I}(du, dv)}$

-Wの固有値と対応する固有ベクトルが主曲率と主方向になる:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} GL - FM & EM - FL \\ EG - F^2 & EG - F^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L & M \\ M & N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix}^{-1}$$


Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

平均曲率とガウス曲率

✓ 主曲率の平均を平均曲率(Mean Curvature)、積をガウス曲率(Gaussian Curvature)と呼び、第一次・二次規格量の係数からも計算できる。

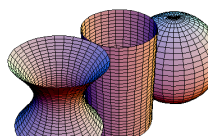
平均曲率: $H = \frac{1}{2} \text{trace}(\mathbf{W}) = \frac{k_{\max} + k_{\min}}{2}$

ガウス曲率: $K = \det(\mathbf{W}) = k_{\max} \cdot k_{\min}$

$$H = \frac{1}{2} \frac{EN - 2FM + GL}{EG - F^2} \quad K = \frac{LN - M^2}{EG - F^2}$$

- ガウス曲率が正・零・負でその形状の近傍が、それぞれ球・シリンダー・双曲面で近似出来る事が知られている。

- 曲面の曲率は曲がった計量でのLaplace作用素(Laplace-Beltrami作用素)と密接な関係がある。



Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

山屋根谷線

✓ **曲面上の特徴線: 曲率線に沿った主曲率の極値集合。**

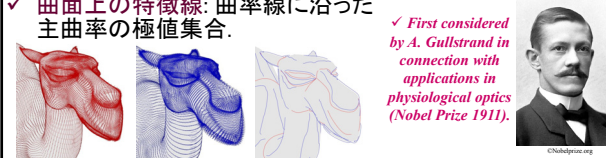
✓ **Crest Lines/Ridge-Valley Lines:**

Convex: $k_{\max} > |k_{\min}|, e_{\max} = \frac{\partial k_{\max}}{\partial t_{\max}} = 0, \frac{\partial e_{\max}}{\partial t_{\max}} < 0$
 $k_{\max} > 0$

Concave: $k_{\min} < -|k_{\max}|, e_{\min} = \frac{\partial k_{\min}}{\partial t_{\min}} = 0, \frac{\partial e_{\min}}{\partial t_{\min}} > 0$
 $k_{\min} < 0$

Convex \longleftrightarrow Change of Orientation \longleftrightarrow Concave

✓ **First considered by A. Gullstrand in connection with applications in physiological optics (Nobel Prize 1911).**



Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

曲率の極値と幾何特徴

縮閉面:
 $f_{\max} = S + n / k_{\max}$
 $f_{\min} = S + n / k_{\min}$

Medial Axis
Focal Set
Focal Rib
Ridges
Surface
Evolute
Evolute Cusps
Curvature Profile

CS. Yoshizawa et al., CAGD 2008

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

意匠形状設計:美しい形状とは?

✓ 曲げエネルギー(Bending Energy): $\int k^2 ds$

$\int k^2 ds \rightarrow \min$

EulerのElastica (Mechanical Spline):
 $k_{ss} + \frac{1}{2}k^3 = 0$

Clothoid (Wooden Spline):
 $k_{ss} = 0 \Rightarrow k = as + b$

✓ The case of 2D curves was considered by L. Euler 1744.

はり理論(力学):
 $\int (\alpha k^2 + \beta k) dt$
 曲げ せん断

Clothoid
Elastica

CS. Yoshizawa et al., CAGD 2008

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Aesthetic Surfaces

✓ 曲面の曲げエネルギー(Bending Energy):
 $\int (k_{\max}^2 + k_{\min}^2) dA \rightarrow \min \equiv \int H^2 dA \rightarrow \min$

✓ 対応するEuler-Lagrange方程式:
 $\Delta_S(H) + 2H(H^2 - K) = 0.$

✓ 線形化されたエネルギー=Thin Plate Spline: Thin Shells, Membrane, Elastic Shapes...
 $\int (\Delta f)^2 dA \rightarrow \min \Leftrightarrow \Delta^2 f = 0.$

CS. Yoshizawa and A. Rehg, CMP'02
CS. Berges et al., SIGGRAPH Course 2006

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Snake / Active Contour法

✓ 曲線の曲率と画像のエッジに基づくエネルギー関数を最小化→領域抽出.
 $\sum (\alpha(r_{ss} = kn)^2 + \beta r_s^2 + \gamma E_{image}) \rightarrow \min$

Bending Energy Membrane Fitting

✓ 3次元曲面への拡張:
 $\sum \|\alpha(\Delta_S S \equiv 2Hn) + \beta E_{fit}\|^2 \rightarrow \min$

Bending Energy (Cotan Formula) Fitting

CS. Sier et al., SIG'96

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

今日の授業内容

www.riken.jp/briect/Yoshizawa/Lectures/index.html
www.riken.jp/briect/Yoshizawa/Lectures/Lec26.pdf

1. 図形検出
2. 幾何形状の基礎
3. **パターン認識の基礎**
 1. 特徴抽出
 2. 認識・識別・学習
 3. ビデオのパターン認識

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

復習: 領域抽出法の分類

✓ 教師なし(Unsupervised Segmentation):

入力画像 (領域抽出したい画像) → 特徴抽出 分類・識別 → 領域抽出画像

✓ 教師あり(Supervised Segmentation):
 - パターン認識・機械学習

RGB色空間
特徴空間
円形度
みかん
りんご
青果
入力画像
レモン
赤み
青み

正解・不正解 (教師)画像

CSG-ARTS協会

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

復習: 領域抽出法の分類

✓ 教師なし(Unsupervised Segmentation):

- 領域の輝度値や抽出したい形状に関するエネルギー(目的関数)を最小化・最大化する事で特徴量の分布や滑らかさを基準.
- 領域抽出でよく用いられる方法は **大津の二値化法**, **Snake (Active Contour)**, **Graph Cuts**, **Mean Shift**, **Water Shed (Region Growing)**等の方法が有名(目的関数の違いなど沢山の亜種).
- モデルを用いた検出: エッジ抽出、コーナー検出、テンプレートマッチング、線・円・形状抽出.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

画像データからの定量化

観察・測定データ → 特徴抽出 → 認識・識別 e.g. 機械学習

前処理: e.g. フィルタリング, ノイズ除去, 超解像度, 多重解像度解析, 空間変換等.

後処理: e.g. 統計・幾何処理

認識の応用では特徴量は形状記述子・画像記述子とも呼ばれる.

定量データ

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量を用いた定量解析(認識/識別あり)

✓ 領域抽出、形状構成、追跡...

注目点の自動検出

特徴量間の距離にてオブジェクトを認識

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

類似度(相関) = 画像間の距離

Colorヒストグラム特徴: R G B

画像X → 特徴抽出 → 高次元特徴ベクトルX

画像Y → 特徴抽出 → 高次元特徴ベクトルY

類似度 = 画像間の距離 = 特徴ベクトル間の距離

$$dist(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left\| \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \right\|$$

様々な距離:

- ✓ ユークリッド: L1, L2, Lmax...
- ✓ カイ2乗, エントロピー, ...
- ✓ Bhattacharyya, Minkowski, ...
- ✓ Earth Mover's, 相関係数...
- ✓ Etc.

Y. Rubner et al. Earth Mover's Distance, IJCV, 2000.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量を用いた定量解析(認識なし)

✓ Google等の画像検索: リトリバル

入力画像 (Input1, Input2) のヒストグラム間の距離

Input1: 0.982, Input2: 0.779, Distance = 0.229

Input3: 0.825, Input4: 1.229

✓ 物体追跡: パーティクルフィルタ等の尤度計算

✓ 画像内の局所領域間の類似度を物体移動の確率分布に利用

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量による類似度マップ

注目: 赤

非注目: 青

高橋, 櫻田, Statistical ImageVis, 2011.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量の種類

1. 普遍的な特徴: 基本的に数学の分野別.
 - ✓ **幾何特徴**: 長さ、面積、曲率、計量テンソル、測度、オイラー数、Index...
 - ✓ **解析特徴**: Gradient, Hessian, Laplacian, フーリエ係数、球面調和関数、Wavelet...
 - ✓ **代数特徴**: 固有値、行列式、階数...
 - ✓ **統計特徴**: 平均、分散、頻度、相関係数...
 - etc. ...組み合わせもあり e.g. 曲率のGrad...
2. 問題依存(Ad hoc)の特徴:
 - ✓ 実験的・経験的に提唱された量.
 - ✓ Specificな応用のみで意味がある量: e.g. 生物遺伝解析等で用いられている画像記述子(パラメータ).

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量の種類2

同じ特徴(e.g. 勾配: Gradient)でも...

1. 連続で滑らかな特徴: $\nabla I(x, y) = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y})$
2. 離散化・簡略化した特徴:
 - 前向き差分: $(\frac{I(x+1,y)-I(x,y)}{dx}, \frac{I(y+1)-I(x,y)}{dy})$ (Sobel)
 - 中心差分: $(\frac{I(x+1,y)-I(x-1,y)}{2dx}, \frac{I(x,y+1)-I(x,y-1)}{2dy})$ (Prewitt)
 - ガウス関数: $g = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2})$
3. 対象・座標系による違い:
 - 多層解像度表現: Gaussian Pyramid, Laplacian Pyramid, Wavelets/Fourier, ...
 - マルチスケール表現
4. 解像度・スケールの違い:
 - ラグランジアン: 曲線・曲面座標系
 - 楕円座標・FFT座標系...
 - Eulrian: 直交座標系

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

特徴量の種類3

- ✓ パターン認識ではSaliency, HLAC, PARCOR, SIFT, HOG, Shape-lets, テクスチャー統計量, 関数展開系(フーリエ, Wavelets, 球面調和, Zernike関数, KL展開, 固有関数展開などの係数列)...
- ✓ 重要な要素: **不変量**、**性質(加法性:画像を足したら、特徴量も足される)**.
 - e.g. Rotational Invariants: 回転変換に不変

同じ特徴量 (e.g. Colorヒストグラム)

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Saliency

- ✓ 位相・幾何変化にロバストな方法の一つ: 顕著性(Saliency).
- ✓ Visual Attention: 人間の脳内では視覚情報の空間的局所領域に対する顕著性に対して特定の解析システム(visual map encoding)が存在 [Human Neurobiol, 4:1985].
- ✓ Saliency Model: L. Itti, C. Koch, and E. Niebur [IEEE PAMI, 20(11):1998]によって提案された顕著性計算モデルで2次元時系列解析にて既に多数の応用実績がある: <http://ilab.usc.edu/bu>
 - 方向、カラー特徴
 - 多重解像度解析
 - 大きさの異なる特徴
 - スケール間解析
 - 画像の自己相似度
 - 各スケール特徴統合

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

Saliency2

- ✓ 顕著度・特徴点を抽出.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

SIFT & HOG

- ✓ **Scale-Invariant Feature Transform (SIFT): 特徴点とその点の特徴量をスケールスペースにて抽出.**
 - 特徴点: DoGのスケール方向での極値画素.
 - 特徴量: 勾配の局所的ヒストグラム.
 - 回転・拡大縮小・平行移動に頑健.
- **Histogram of Oriented Gradient.**

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

HLAC

✓ **高次局所自己相関(HLAC: Higher-order Local Auto-Correlation)特徴: 局所パターンの自己相関を積分.**

- 積分ベース:(局所)画像の大きさによらず一定次元の特徴.
- 有名な産総研(旧電総研)の大津先生と栗田先生が開発.
- 位置不変性 & 加法性.
- パターンの組み合わせ=次数.
- 異常検出などの応用.

$$x(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N) = \int_p f(\mathbf{r}) f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_1) \dots f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_N) d\mathbf{r}$$

r : 参照ベクトル a_i : 変位ベクトル
 f : 輝度値パターン p : 画面(積分範囲)

胃がんの細胞が転移しているリンパ節の画像(ルーソウスライド画像)

システムの処理結果

白い部分ほどシステムが正常から外れている(「がん」)に特化した結果を示す

2次元画像は2次元までなら25次元. 3次元画像(CHLAC)は2次元までなら251次元.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

復習:関数展開系

✓ 周波数を特徴(係数⇒ベクトル)とする: 様々な基底がある.

✓ フーリエ係数, KL(Karhunen-Loeve)展開, 球面調和関数, 固有関数展開, Zernike関数, Wavelets...

データ点 固有ベクトル×固有値 重心

平均顔画像

第1主成分 第2主成分 第3主成分 第4主成分 第5主成分

主成分を画像化したもの

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

重要: Bag of Features / Keypoints

✓ 入力画像、教師画像や評価局所Window内の全ての画素での特徴量を使うのではなく、キーポイントでの特徴量をヒストグラムなどの統計量として使うアプローチ(Joint~).

✓ 「見え」の変化や物体の局所変形・移動などに頑健.

✓ 同じカテゴリーの複数画像から作成すると代表特徴となる.

✓ キーポイントはランダム、SIFT等で特徴量は多種.

frame 0 frame 20 frame 39 frame 14

frame 152 frame 191 frame 300 frame 312

frame 490 frame 513 frame 600 frame 619

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

復習:領域抽出処理の流れ

✓ 領域抽出は、**特徴量**の分類・識別.

入力画像 → 特徴抽出/特徴空間生成 → N次元特徴空間 (識別関数(分割規則)) → 画像空間への反映 → 出力画像

処理例: 閾値

「閾値」は識別関数表現のひとつ

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別

✓ **多変量解析: 多変量の統計的解析法.**

- 主成分分析(PCA): 共分散行列(分散の二乗和)の固有解析.
- 線形判別分析: 大津の二値化法と同じでクラス間・クラス内分散を用いる.
- その他: 回帰分析, 重回帰分析, 独立成分分析, Adaptive Boostingなど.

データ点 固有ベクトル×固有値 重心

黒の分布 白の分布

クラス1 クラス2

主成分分析で選ばれた基底 判別分析で選ばれた基底

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別2

✓ **kNN (k Nearest Neighbor)法: 近傍へ分類.**

- 近傍k個の学習用データを検索する.
- 帰属するサンプル数が最も多いクラスへ識別する.
- 前期のテクスチャー合成で使ったANNなど.

✓ NN法の場合, Δは◆側.
 ✓ kNN法の場合, k=3だと, O2◆1でO側.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別3

✓ **k-means**: 平均で分ける⇒重心Voronoi図になる。
 - アルゴリズム: 分割統治法・randomized incremental法・Lloyd法.

図解クラス
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11

初期クラス

1 [k] 平均的位置 (CG) とともに平均入力層の位置
2 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
3 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
4 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
5 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
6 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
7 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
8 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
9 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
10 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置
11 [k] クラスの平均的位置の変更 (CG) とともに平均入力層の位置

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別4

✓ **ニューラルネットワーク**: 脳の学習と識別のメカニズムをシステム化. シナプス結合を形成した人工ニューロンが、学習によって結合強度を変化させ、問題解決能力を持つ.

ニューロンモデル
入力 x_i
結合係数/出力関数 w_{ij}
出力 O_j

樹状突起
細胞体
軸索
シナプス

ニューロン
出力層 O_1, O_2, O_N
中間層 H_1, H_2, H_N
入力層 X_1, X_2, X_N

3層ニューラルネット

学習: 出力と教師信号tの差の2乗の和を最小化する重みwを決める.

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (z_k - t_k)^2 \rightarrow \min$$

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別5

✓ **SVM(Support Vector Machine)**: データ点との距離が最大となる分離(超)平面を求める。
 - カーネル関数K(): 線形、多項式、放射基底関数など。
 - K()が線形ならラグランジュの未定乗数法や非線形(2次)計画法を使って計算.

線形分離

非線形分離

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) = \text{constant}$$

$$\min_{w,b} \max_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [f_i(w \cdot x_i - b) - 1] \right\}$$

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

識別・分類・判別6

✓ **部分空間法**: 広すぎる特徴空間を簡略化。
 - 部分空間・射影の選び方で様々な方法がある。
 - 最も簡単な部分空間: 主成分分析。
 - 関数展開した高周波基底のカット。
 - 空間の特徴を保持した簡略化。
 - Dimension Reduction.

特徴1, 特徴2, 特徴3

クラス1, クラス2, クラス3

テスト画像

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

動画のパターン認識

✓ 基本は静止画のパターン認識法を高次元として適用する:
 - 背景差分、オプティカルフロー、パーティクルフィルタ、確率論等。
 ✓ 背景・フレーム間差分: 時間微分の差分近似.

背景差分

オプティカルフロー

パーティクルフィルタ

確率論

時間tの画像A
時間t+1の画像B
時間t+2の画像
時間t+3の画像
時間t+4の画像
時間t+5の画像
時間t+6の画像
時間t+7の画像
時間t+8の画像
時間t+9の画像
時間t+10の画像
時間t+11の画像
時間t+12の画像
時間t+13の画像
時間t+14の画像
時間t+15の画像
時間t+16の画像
時間t+17の画像
時間t+18の画像
時間t+19の画像
時間t+20の画像
時間t+21の画像
時間t+22の画像
時間t+23の画像
時間t+24の画像
時間t+25の画像
時間t+26の画像
時間t+27の画像
時間t+28の画像
時間t+29の画像
時間t+30の画像
時間t+31の画像
時間t+32の画像
時間t+33の画像
時間t+34の画像
時間t+35の画像
時間t+36の画像
時間t+37の画像
時間t+38の画像
時間t+39の画像
時間t+40の画像
時間t+41の画像
時間t+42の画像
時間t+43の画像
時間t+44の画像
時間t+45の画像
時間t+46の画像
時間t+47の画像
時間t+48の画像
時間t+49の画像
時間t+50の画像
時間t+51の画像
時間t+52の画像
時間t+53の画像
時間t+54の画像
時間t+55の画像
時間t+56の画像
時間t+57の画像
時間t+58の画像
時間t+59の画像
時間t+60の画像
時間t+61の画像
時間t+62の画像
時間t+63の画像
時間t+64の画像
時間t+65の画像
時間t+66の画像
時間t+67の画像
時間t+68の画像
時間t+69の画像
時間t+70の画像
時間t+71の画像
時間t+72の画像
時間t+73の画像
時間t+74の画像
時間t+75の画像
時間t+76の画像
時間t+77の画像
時間t+78の画像
時間t+79の画像
時間t+80の画像
時間t+81の画像
時間t+82の画像
時間t+83の画像
時間t+84の画像
時間t+85の画像
時間t+86の画像
時間t+87の画像
時間t+88の画像
時間t+89の画像
時間t+90の画像
時間t+91の画像
時間t+92の画像
時間t+93の画像
時間t+94の画像
時間t+95の画像
時間t+96の画像
時間t+97の画像
時間t+98の画像
時間t+99の画像
時間t+100の画像

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

動画のパターン認識2

✓ **オプティカルフロー**: 移動物体の運動解析。
 - ブロックマッチング法: テンプレートマッチング。
 - 勾配法:

$$\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0,$$

近傍からも式を立てて最小二乗解

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

動画のパターン認識3

✓ 動画編集への応用:

映像の先頭画像

カット

カット

カット

時間 t

ショット (野球選手のアップ)

ショット (スイング)

ショット (ボールの行方)

(A) 野球のストローク画像

(B) 網裏からのドロー

(C) 上空に平行移動

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

今日の講義内容について

✓ 今日の幾何形状とパターン認識は両方とも基礎中の基礎です。もっと勉強してみたい人は以下の参考書・教科書がお勧めです。

- 幾何形状処理:
 - グラフィックスの数理、共立出版、1996.
 - Lectures on Classical Differential Geometry, Dover Pub. Inc., 1988.
 - CAD/CAMにおける曲線曲面のモデリング、東京電機大学出版、1996.
 - Polygon Mesh Processing, A K Peters/CRC Press, 2011.
- パターン認識:
 - 新編画像解析ハンドブック、東京大学出版、2004.
 - コンピュータビジョン、共立出版、2007.
 - Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2007.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

補講日について

1月24日(金): 3-4限13:00-16:10、6218室.

✓ **補講対象:** 単位取得がヤバイ人+「あと数点で一つ上の評価(C→BやA→S等)なので何とか...」という人なので、**今日までの評価で満足(*^_^*)な人は来ても、来なくてもOK.**

✓ **補講内容:**

- 単位取得についての相談: 就職決まってるので何とかして! $p(\geq \square \leq)q$ という人は **内定書や採用通知のコピー** を持って来る事.
- 基本はレポート4~6をやってもらいます.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

今日の残りの時間は...

✓ **演習:** レポート06を進めてください.

✓ 今日までの成績が知りたい人は聞きに来てください.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

おわりに、

みなさん良く頑張りましたd(>_・)

今日で通常の授業は終わりです.

みんな最後まで来てくれてありがとー
o(≧▽≦)o

またいつかお会いしましょう!

ゞ(^-^)ゞ

補講日(1/24)来る方は、また来週末♪