

リーマン多様体学習と感性情報処理

中央大学 理工学部情報工学科

趙 晋輝

謝辞：：本研究開発は総務省SCOPE(受付番号 #181603006)の委託を受けたものです。

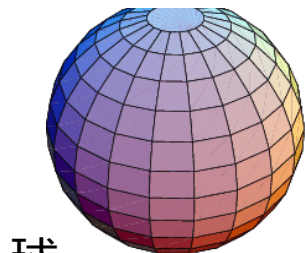
深層学習の隆盛と問題点

- Euclid空間からの任意非線形写像が得意。
- 構造を仮定しない。(故に、解釈もできない。)
- 教師付学習の弱点：敵対学習
- しかし、Euclid空間と同相なものしかできない
- 原理的欠陥：多様体構造に対応できない。
- 一方、人間の感性情報処理は、Euclid構造ではなく、多様体構造が特徴。
- 感性情報処理では、特に多様体学習が重要

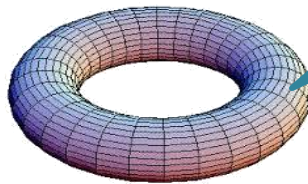
多様体とは何ぞや？

- 多数のEuclid空間を張り合わせてできたもの
- 局所パッチ： 構造が異なるEuclid空間
- 大域構造は、異なる局所構造を統合したもの
- 一般的モデル：複雑な位相や空間の歪みも表せる。

多様体の例



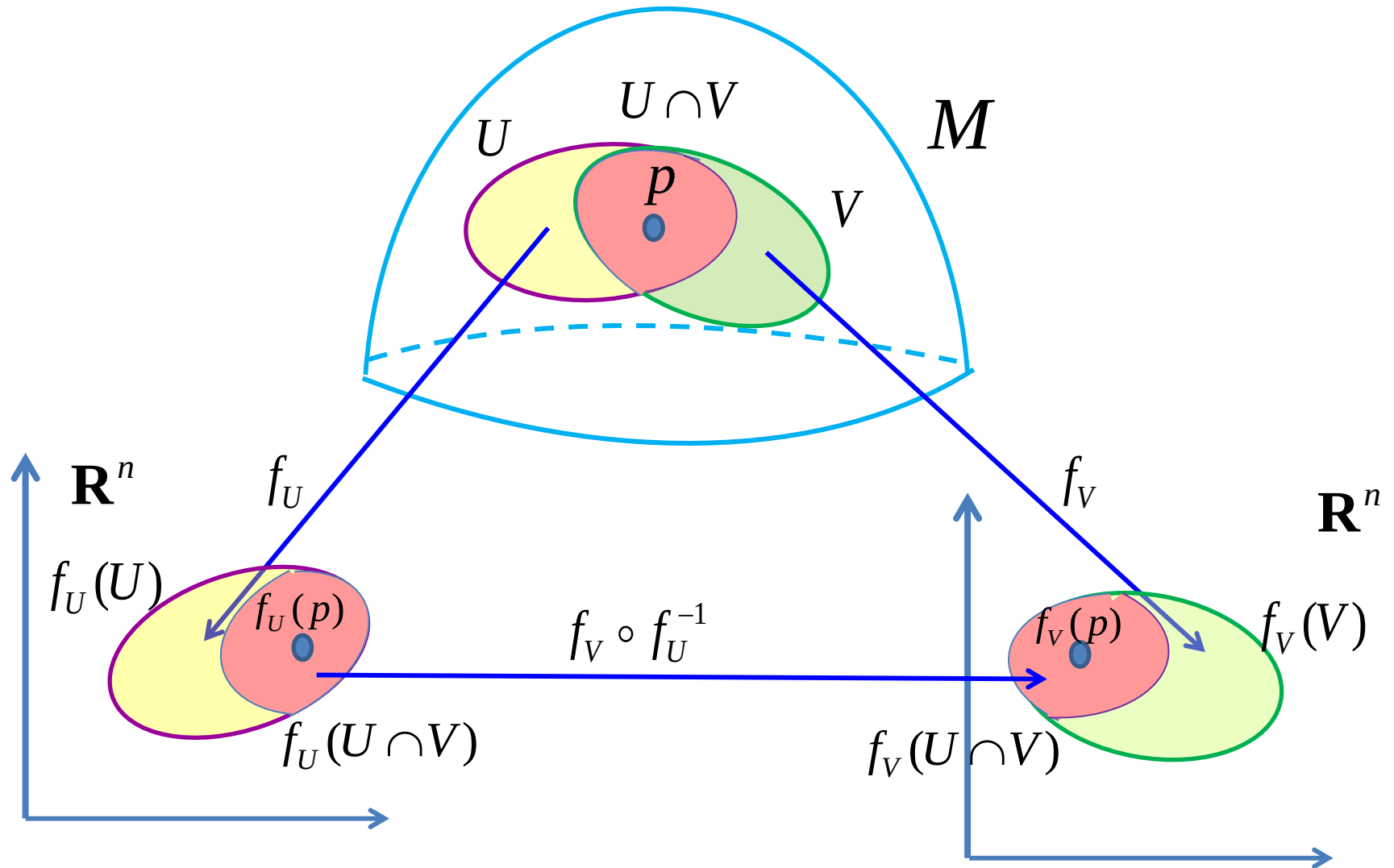
球



トーラス

各点の近傍を
ユークリッド空間と
近似できる図形

多様体の定義

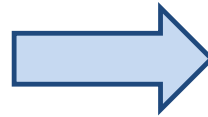
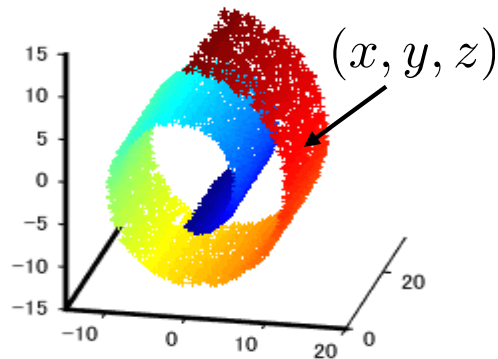


従来の多様体学習

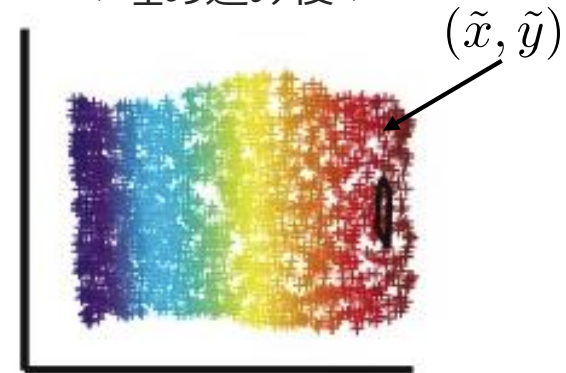
高次元データ集合の多様体構造に基づいて
低次元空間での表現を求める（非線形次元削減）

次元削減：3D → 2D

< 入力データ >



< 埋め込み後 >



Sam T. Roweis and Lawrence K. Saul, Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding, SCIENCE VOL 290 22 DECEMBER 2000 p.2323

応用先：情報量削減，高次元データの可視化

「局所から大域へ」の難しさ

- 今まで、非線形系の局所線形化は常識だが、その大域的な利用法は皆無に近い。
- つまり、局所情報の羅列のみ。Big data同様。
- 「局所から大域」という帰納的飛躍が困難
- 例えば、大域情報の適切な定式化すら難。
- しかし、多様体は局所定義しか必要としない
- 特にリーマン多様体は局所情報を組織する極めて有力な手段である。

内積による距離、角度の表わし方

Euclid空間では $\mathbf{u} = (u_1, u_2, u_3)^T$, $(\mathbf{u}, \mathbf{v}) := \mathbf{u}^T \mathbf{v}$, $\|\mathbf{u}\|^2 = \sum_{i=1}^3 u_i^2$

一般化した内積の定義(計量空間) $G = (g_{ij})$: 対称行列: 計量

$$(\mathbf{u}, \mathbf{v}) := (\mathbf{u}, G\mathbf{v}) = \mathbf{u}^T G\mathbf{v} = \sum_{i,j} g_{ij} u_i v_j$$

ベクトルの長さは、 $\|\mathbf{u}\|^2 = (\mathbf{u}, \mathbf{u}) := \mathbf{u}^T G\mathbf{u} = \sum_{i,j} g_{ij} u_i u_j$

距離: $\|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 = (\mathbf{u} - \mathbf{v}, \mathbf{u} - \mathbf{v}) := (\mathbf{u} - \mathbf{v})^T G(\mathbf{u} - \mathbf{v}) = \sum_{i,j} g_{ij} (u_i - v_i)(u_j - v_j)$

角度: $\cos(\mathbf{u} \vee \mathbf{v}) = \frac{(\mathbf{u}, \mathbf{v})}{\|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\|}$

「單位円(球)」=「計量行列」

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$$
$$(x, y) \begin{pmatrix} 1/a^2 & 0 \\ 0 & 1/b^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \mathbf{x}^T G \mathbf{x} = 1$$
$$G = \begin{pmatrix} 1/a^2 & 0 \\ 0 & 1/b^2 \end{pmatrix}$$

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} = 1$$
$$(x \ y \ z) \begin{pmatrix} 1/a^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1/b^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1/c^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \mathbf{x}^T G \mathbf{x} = 1$$
$$G = \begin{pmatrix} 1/a^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1/b^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1/c^2 \end{pmatrix}$$

リーマン空間の定義

点毎に計量行列が定義される空間はリーマン空間
という。(点毎に異なる内積による幾何学)

$$\forall \mathbf{x} \in M \quad \mathbf{x} = (x^1, \dots, x^n)$$

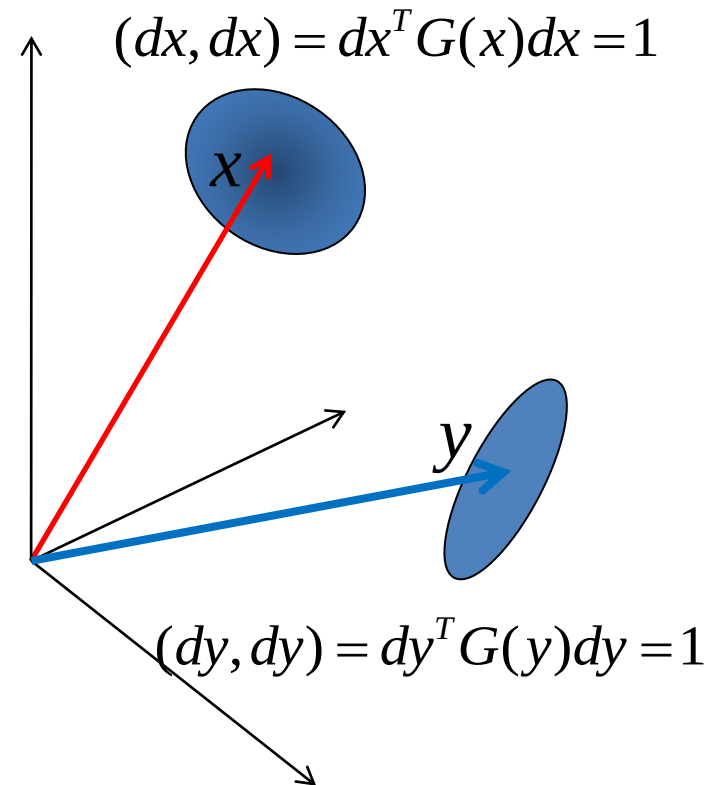
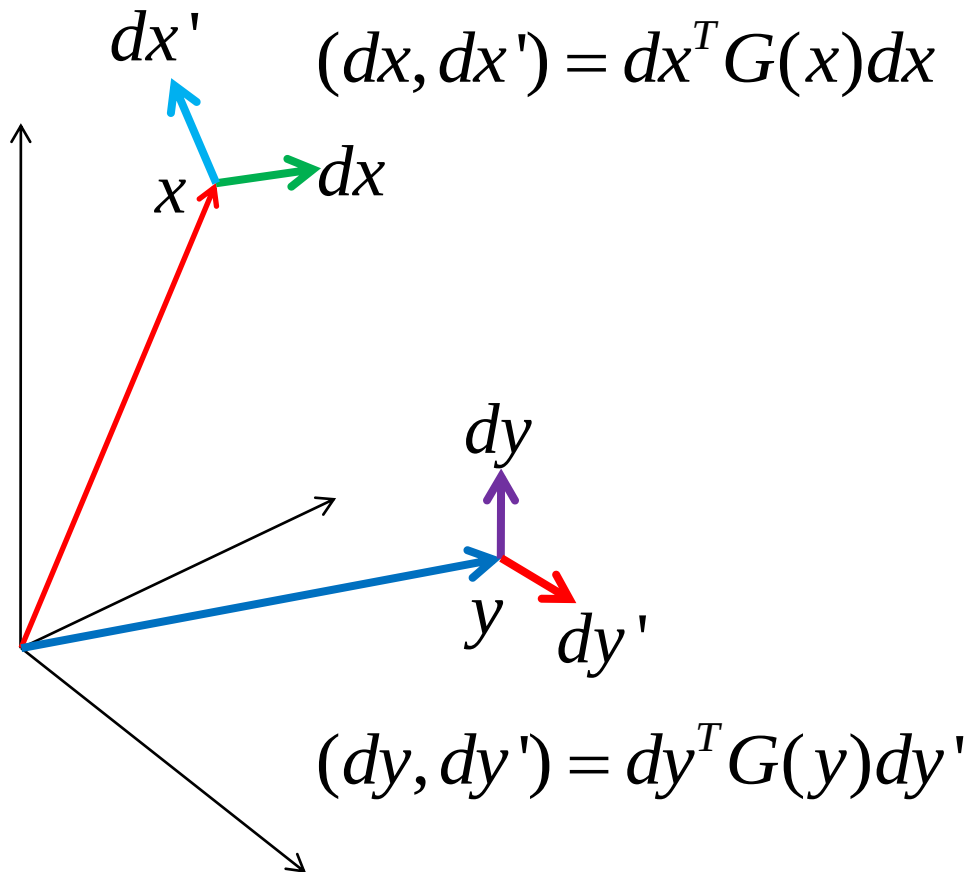
点 $\mathbf{x}$ 近傍における距離(内積) : dx_1, dx_2 : 微小変動

$$(d\mathbf{x}_1, d\mathbf{x}_2)_G = d\mathbf{x}_1^T G(\mathbf{x}) d\mathbf{x}_2 = \sum_{i,j} g_{ij} dx_1^i dx_2^j$$

$$G(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} g_{ij} \end{bmatrix} \quad : \text{Riemann 計量(行列)}$$

$$\text{単位球:} \quad d\mathbf{x}^T G(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1$$

リーマン空間のイメージ



色盲、色弱などの色覚障害

- 日本320万人、男性20人中1人
- P型:L錐体欠陥。日本男性1.5%、
- D型:M錐体欠陥。日本男性3.5%
- T型:S錐体欠陥。10万人に1人、
- A型:L, M, S錐体欠陥。10-20万人に一人
- C型:一般色覚(正常といわない)の中で
赤を明るくと暗く見える人:日本7:3 欧米6:4
- 北国で雪崩と氷が割れる可能性を氷雪の色で(白と青)見分ける色弱者はシャーマンとして尊敬される。

色盲/色弱 補正法の従来方式

「背景⇔シンボル/文字」の色差の強調



Variantor
Itoh Optical Industrial Co.,Ltd. Japan,
<http://www.variantor.com/>



UDing simulator
Copyright © 1998,2008 TOYO INK MFG. CO.,LTD. Japan,
<http://www.toyoink.co.jp/ud/>

色弱補正の問題点と研究目的

◆ 人間の知覚する色が観測不可能なこと

- 個人差をどう表現(定義)するのか.
- どのような補正基準を設けるのか.

◆ 複雑な自然画像に対する補正が困難なこと

※自然画像



- 背景と, シンボル・文字との色差強調とは異なる.
- (個人差の問題と併せて)どのような色を見せれば良いのか.

目的

「個人ごとの色知覚特性に合わせた色弱補正を行う。」

具体的には...「色弱者に一般色覚者と同様な色彩感覚を与える。」

高次元心理物理空間例：色空間

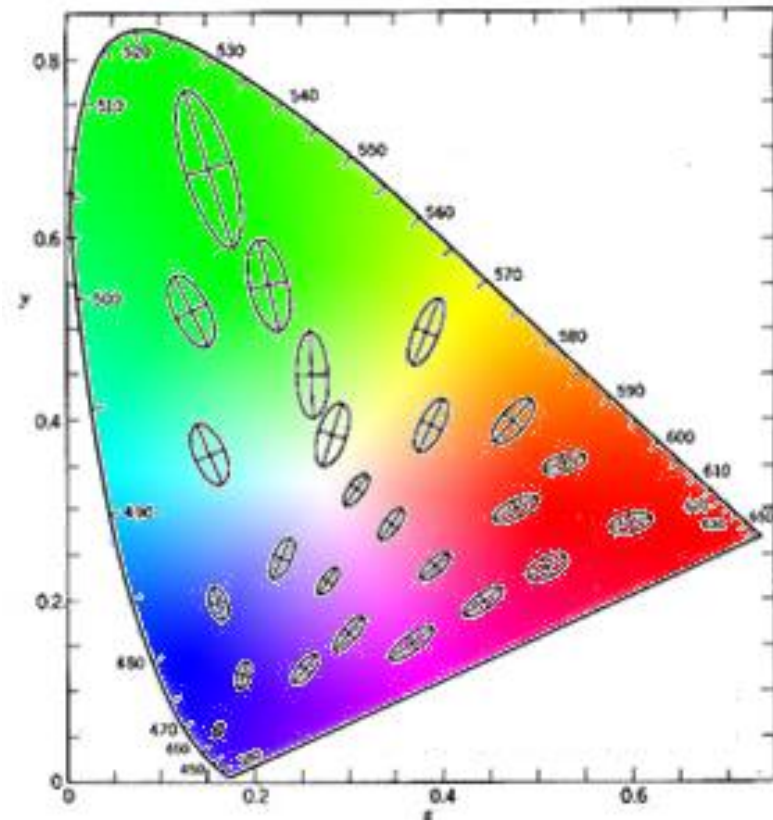
色弁別閾値 JND(Just noticeable difference)

1940年代：Wright直線, MacAdam楕円

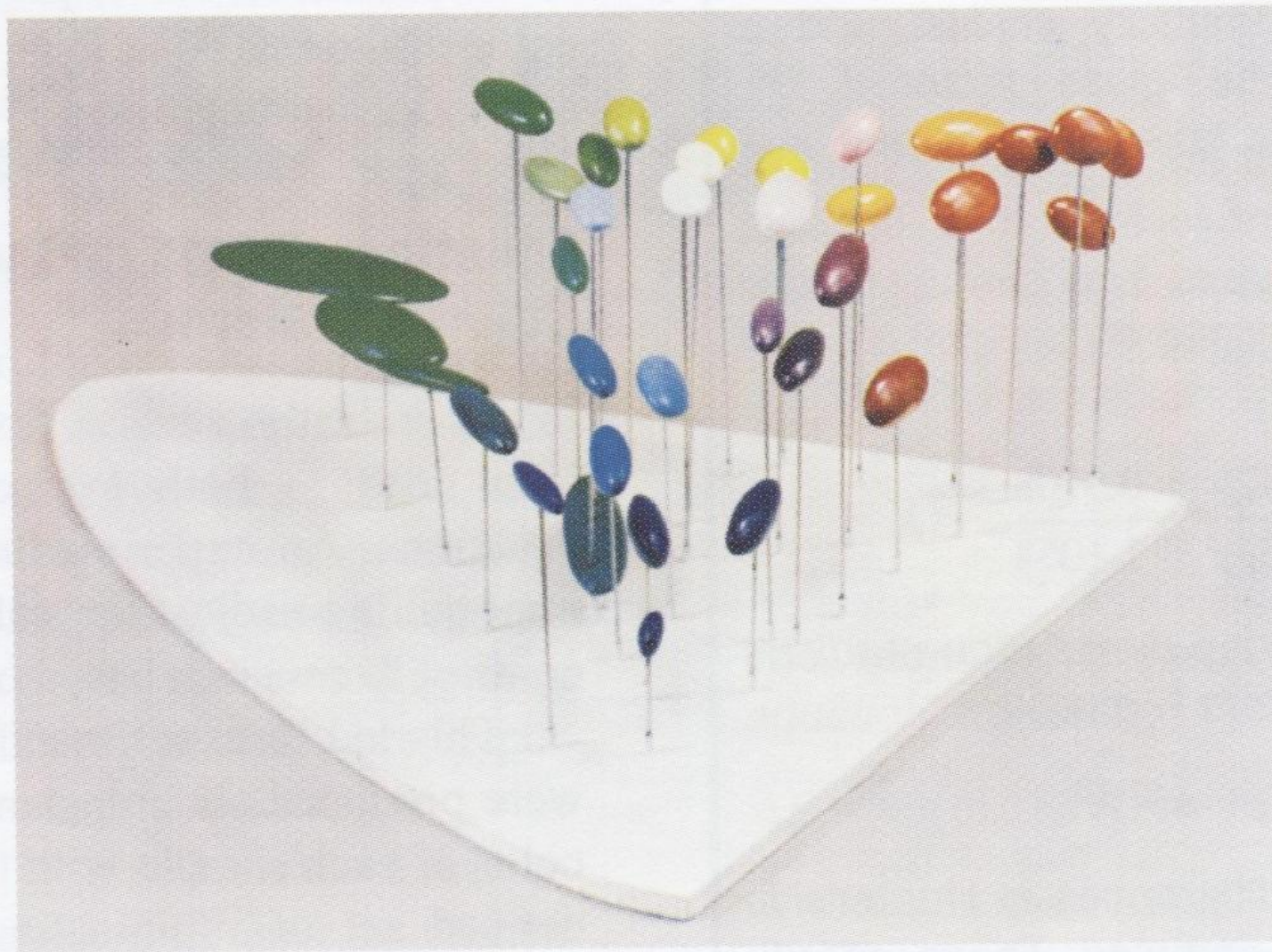
- 弁別閾値は均一でない。
- 2D閾値は楕円、その大きさや傾きは色によって異なる



色空間はユークリッド空間
でなく、リーマン空間。



色弁別閾値楕球

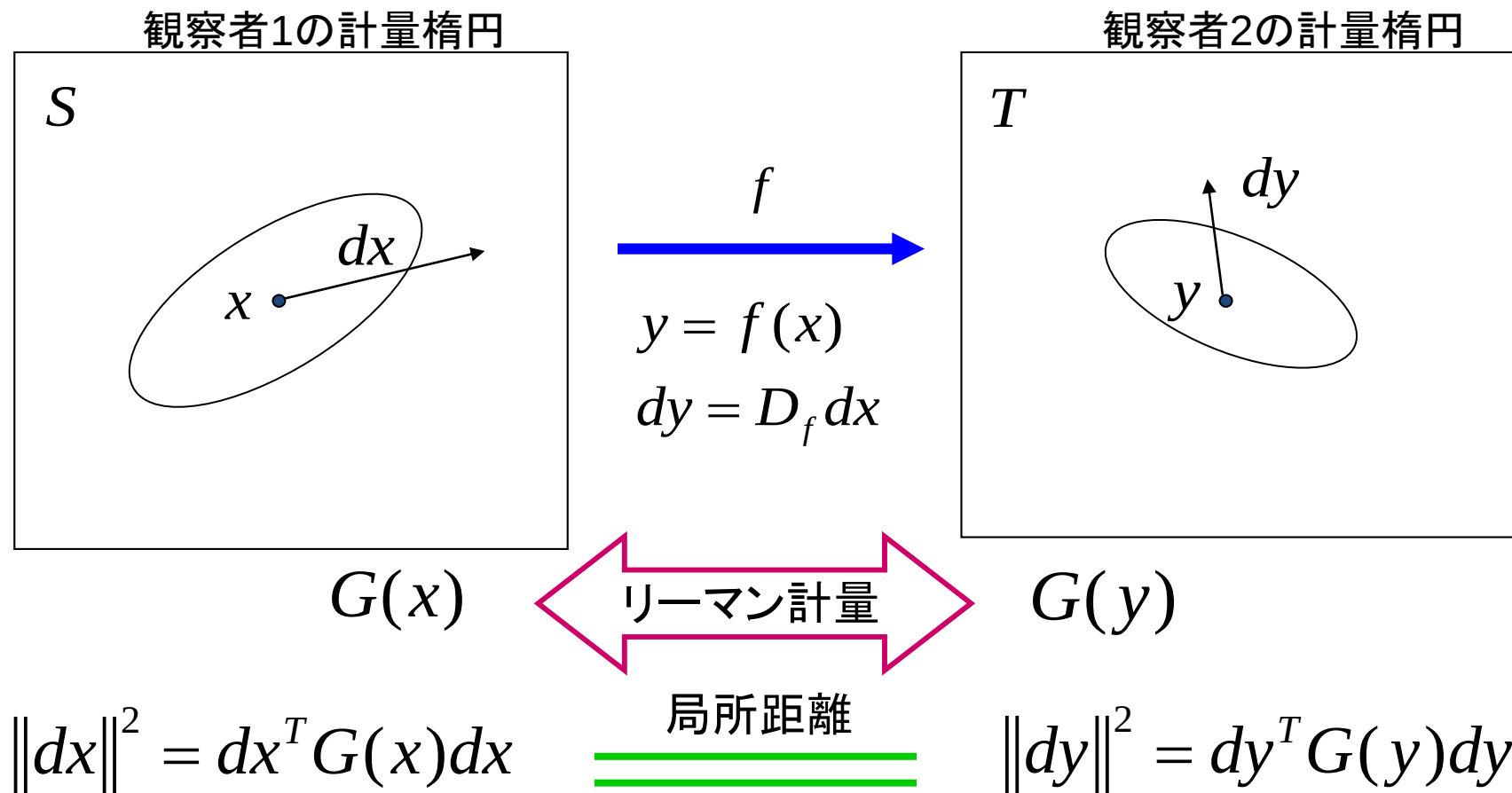


Brown, Walter R.J.; MacAdam, David L. (October 1949). "Visual sensitivities to combined chromaticity and luminance differences"(abstract). *JOSA*. **39** (10): 808–834.

リーマン幾何学的なアプローチ

- 人間は絶対(大域)感覚を測定、比較もできないが、相対変化は察知でき、測定可能 (局所計量)
- その弁別閾値を個人特性としても捉えられる。
- 局所情報の相対弁別閾値を総合すれば、大域的な絶対感覚も把握できる。(リーマン幾何の役割)
- 個人同士の対応付けと感覚変換は、二人の
 - (1) 各点における弁別閾値楕円を対応させる。
(局所等長写像)
 - (2) 任意2点間距離を保存しながら対応させる。
(大域等長写像)

局所等長写像：両空間任意点の楕円がマッチしている



$$\|dx\| = \|dy\| \Leftrightarrow \text{リーマン計量の関係: } D_f^T G(y) D_f = G(x)$$

補正基準の提案

両空間は局所等長



任意の色における
色弁別閾値が等しい.



両空間は大域等長



任意2色に対する
主観色差が等しい.

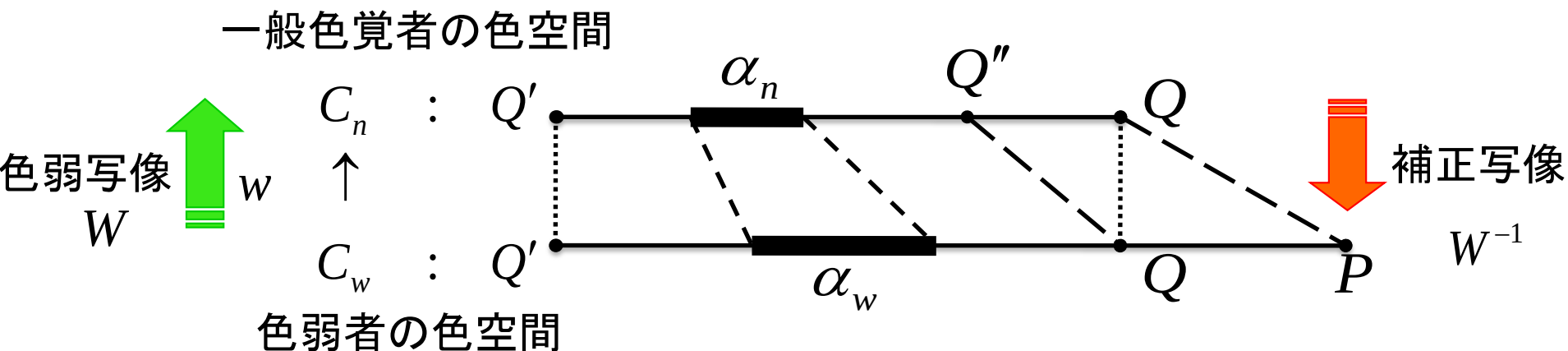


補正基準

「色弱者と一般色覚者の
(対応する)全ての色における色弁別閾値が等しいこと。」

(⇒ 色弱者と一般色覚者の主観的色差感覚も等しくなる.)

厳密な1D色弱補正の計算法



Rika Mochizuki, Takanori Kojima, Reiner Lenz and Jinhui Chao, Journal of the Optical Society of America A, Optica, Image Science and Vision, Vol. 32, No. 11, pp.2093-2103, November 2015

■ 混同色線上の標本値(閾値)

$$\{x_0, x_1, \dots, x_I\}, \{y_0, y_1, \dots, y_J\}$$

■ : 混同色線上の単位ベクトル

$$x_0, y_0 = Q', \quad x_{i+1} = x_i + \alpha_{\omega}^{(i)} \varepsilon \quad y_{j+1} = y_j + \alpha_n^{(j)} \varepsilon$$

■ 積分は、以下のように有限和で実現可能

$$Q'' = \sum_{i=0}^I (1 - \omega_i) \alpha_{\omega}^{(i)} = \sum_{i=0}^I \alpha_n^{(i)} \quad P = \sum_{j=0}^J (1 - \omega_j) \alpha_n^{(j)} = \sum_{j=0}^J \alpha_{\omega}^{(j)}$$

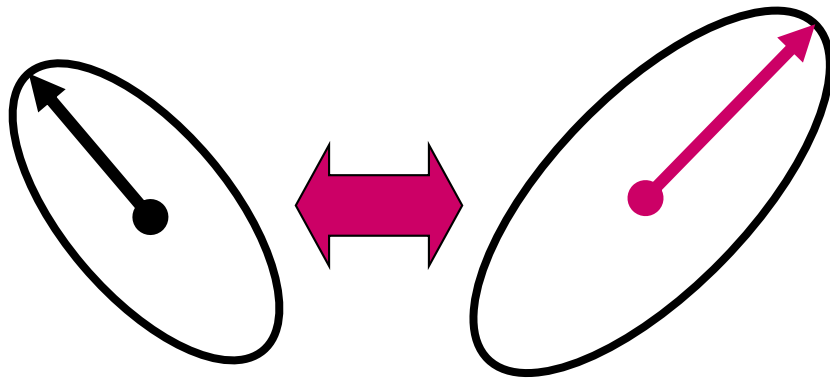
高次元局所色差保存写像

1D: 色弱写像: 色弱度 $1-\omega$

2D: 色弱写像: 2×2 行列 W

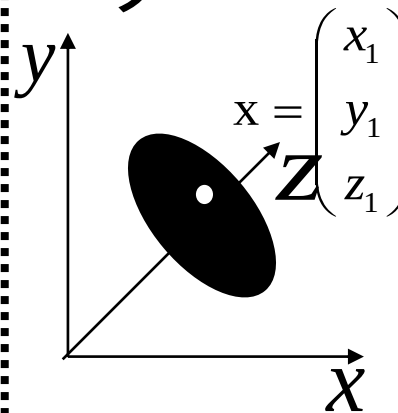
■ 3D: 色弱写像: 3×3 行列 W
各点色弁別閾値のマッチン

グ

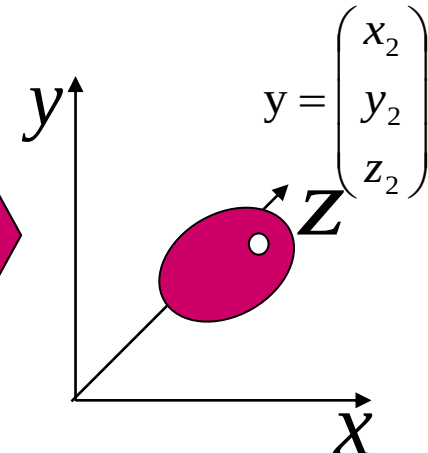


Color-normals

Color-weak



Color-normals



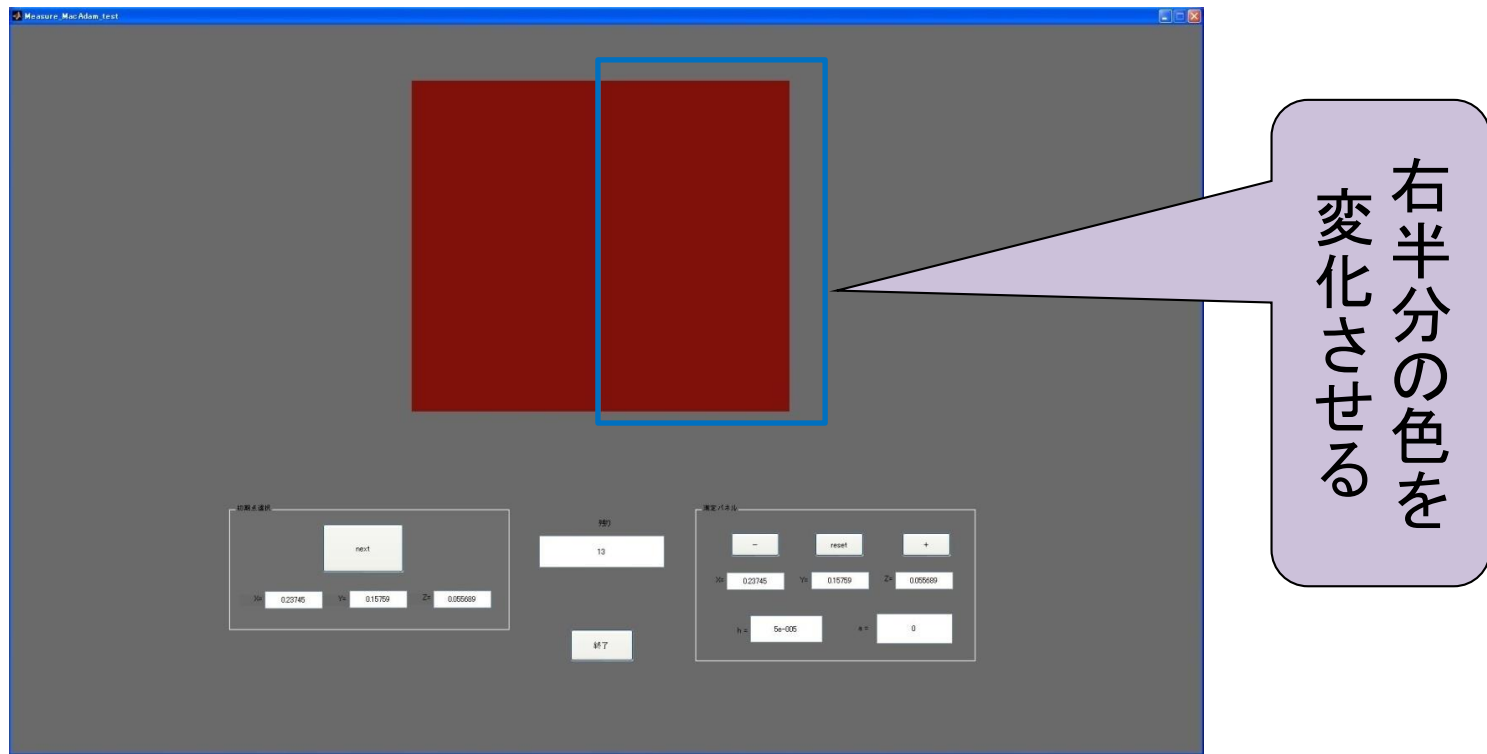
Color-weak

➡ color-weak map : $y = Wx$

↕ inverse mapping

➡ compensation map : $x = W^{-1}y$

色弁別閾値の測定画面

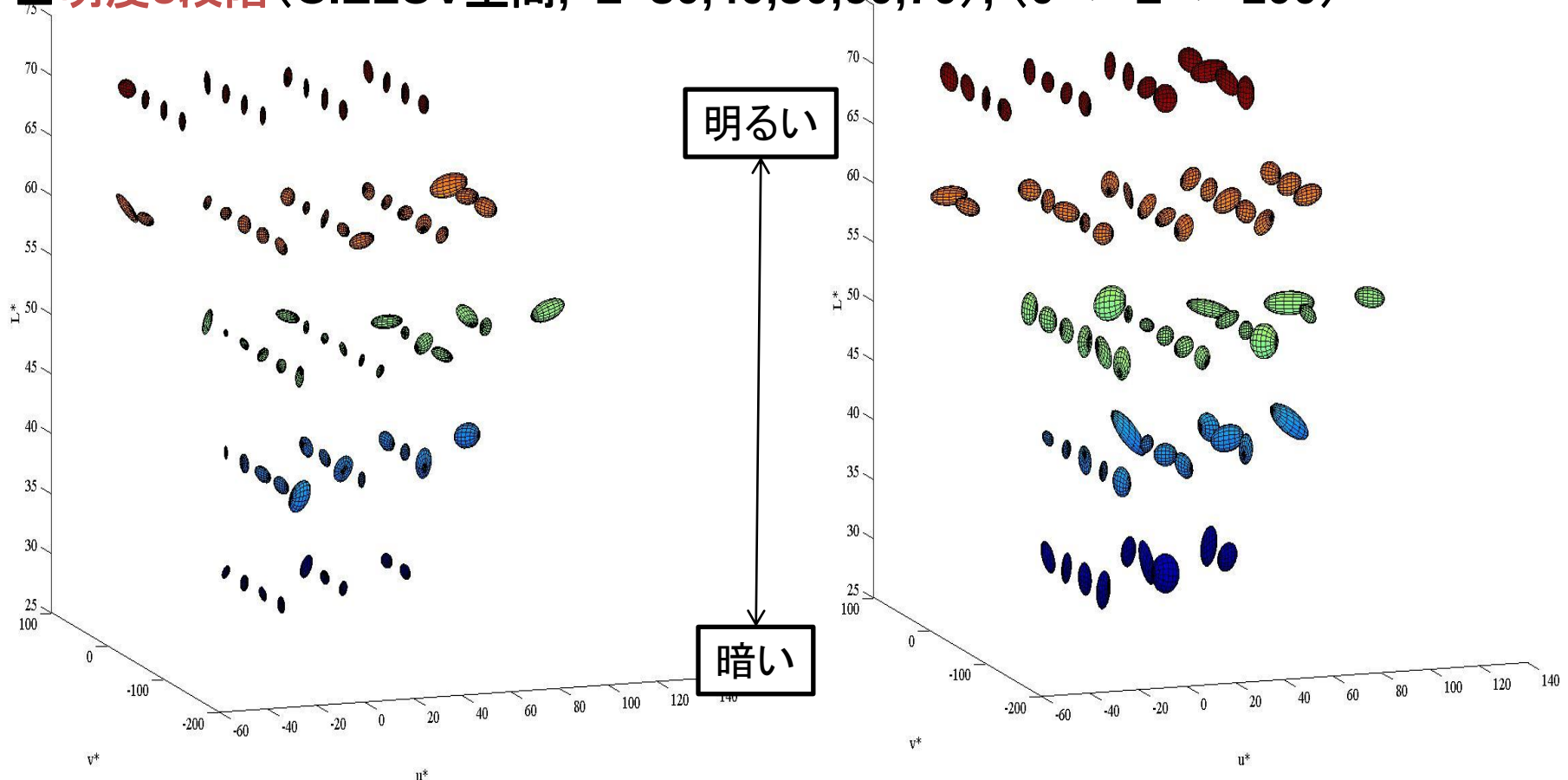


望月理香、中村竜也、趙晋輝 電子情報通信学会論文誌 Vol.J94-A, No.2, pp.127-137, Feb. 2011

- 背景 : gray (3刺激値が等しい)
- 観測距離 : 80cm
- 色正方形のサイズ : 14×14cm
- 被験者 : 学生 **46** 名 (男性38 名, 女性8名),うち色弱者 2 名
- 光源 : 32W, 0.255A, 3520lm 白色光
- ディスプレイ : Color Edge CG221 made by Nanao corp.

閾値楕円体

■ 明度5段階 (CIELUV空間, $L=30, 40, 50, 60, 70$), ($0 \leq L \leq 100$)



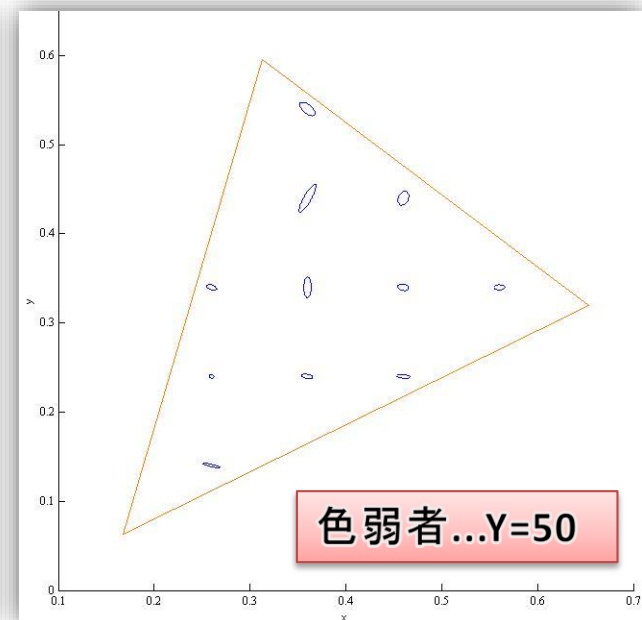
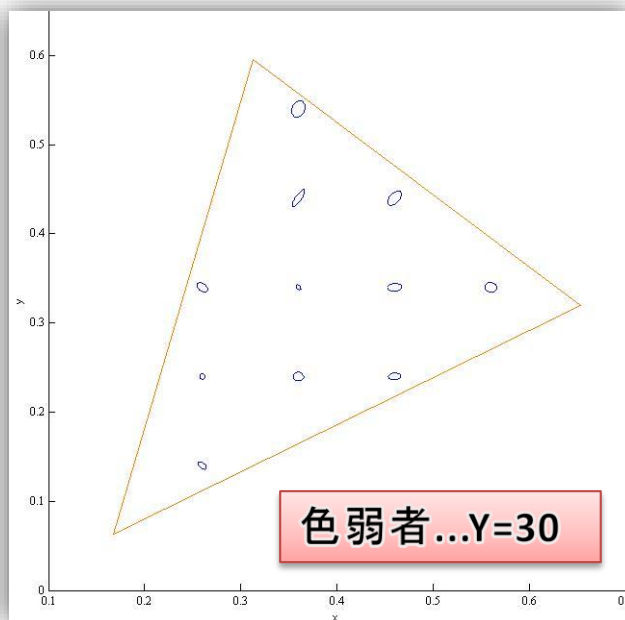
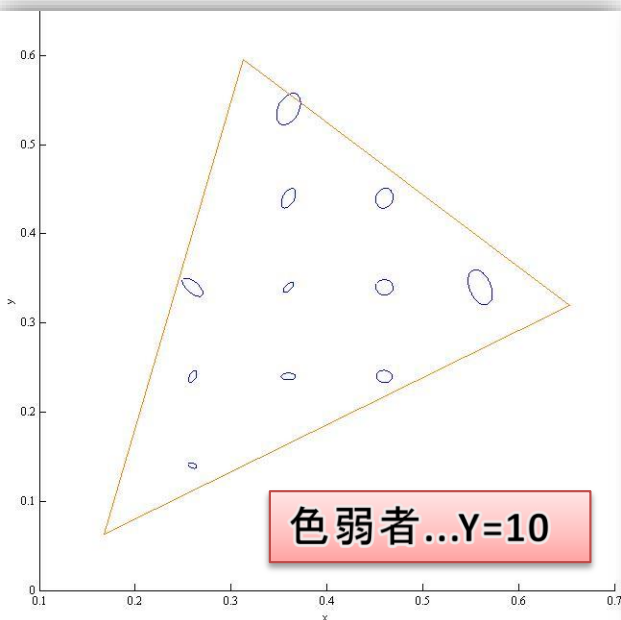
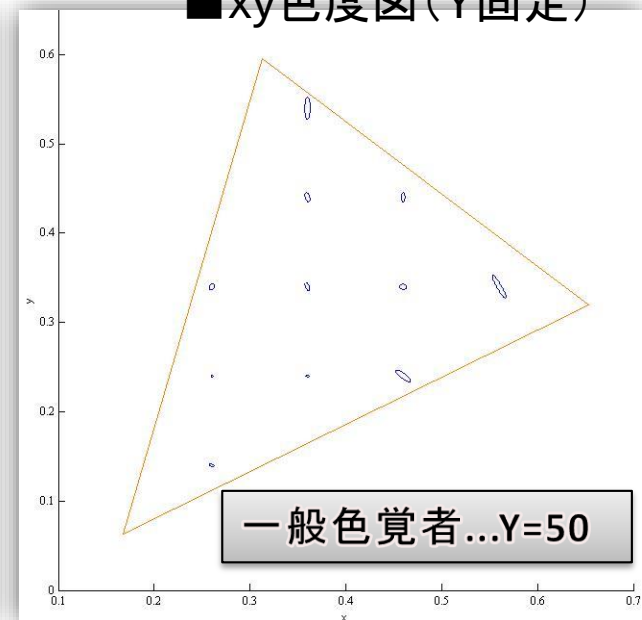
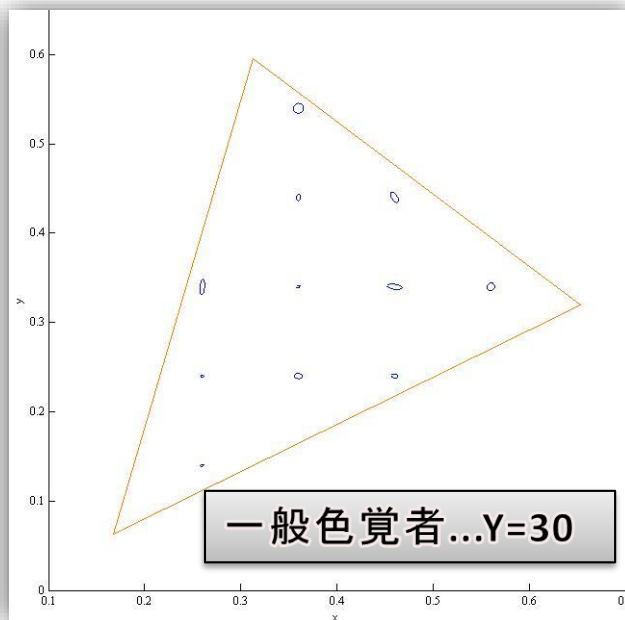
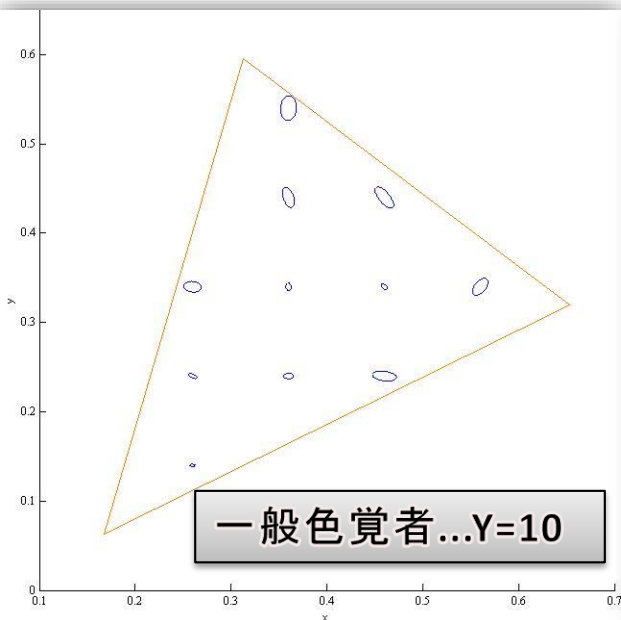
Satoshi Oshima, Rika Mochizuki, Reiner Lenz, Jinhui Chao, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.25, Issue. 6, pp. 2587 – 2600, 2016

一般色覚者

D型(緑色弱)色弱者

色弁別閾値楕円(2D&1D補正)

■xy色度図(Y固定)



色弱simulation及び補正結果



色弱視 simulation

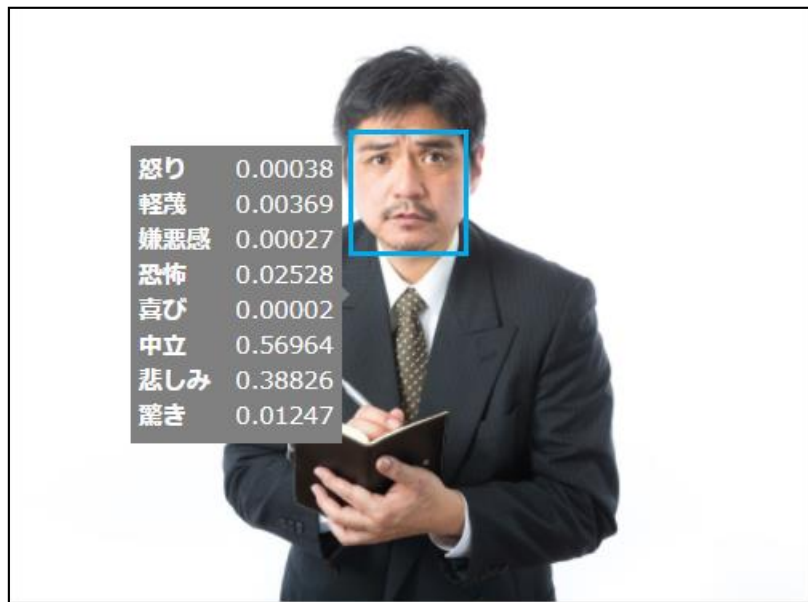
元画像

補正画像

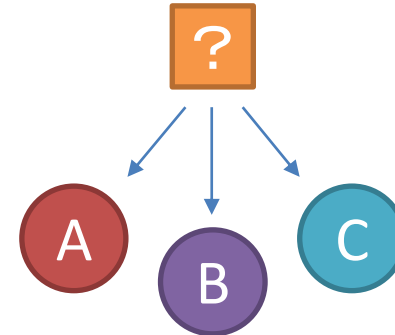


最近の表情認識技術の進歩

深層学習など機械学習方式による。
表情を言語ラベルのカテゴリに
分類することに基づく表情認識

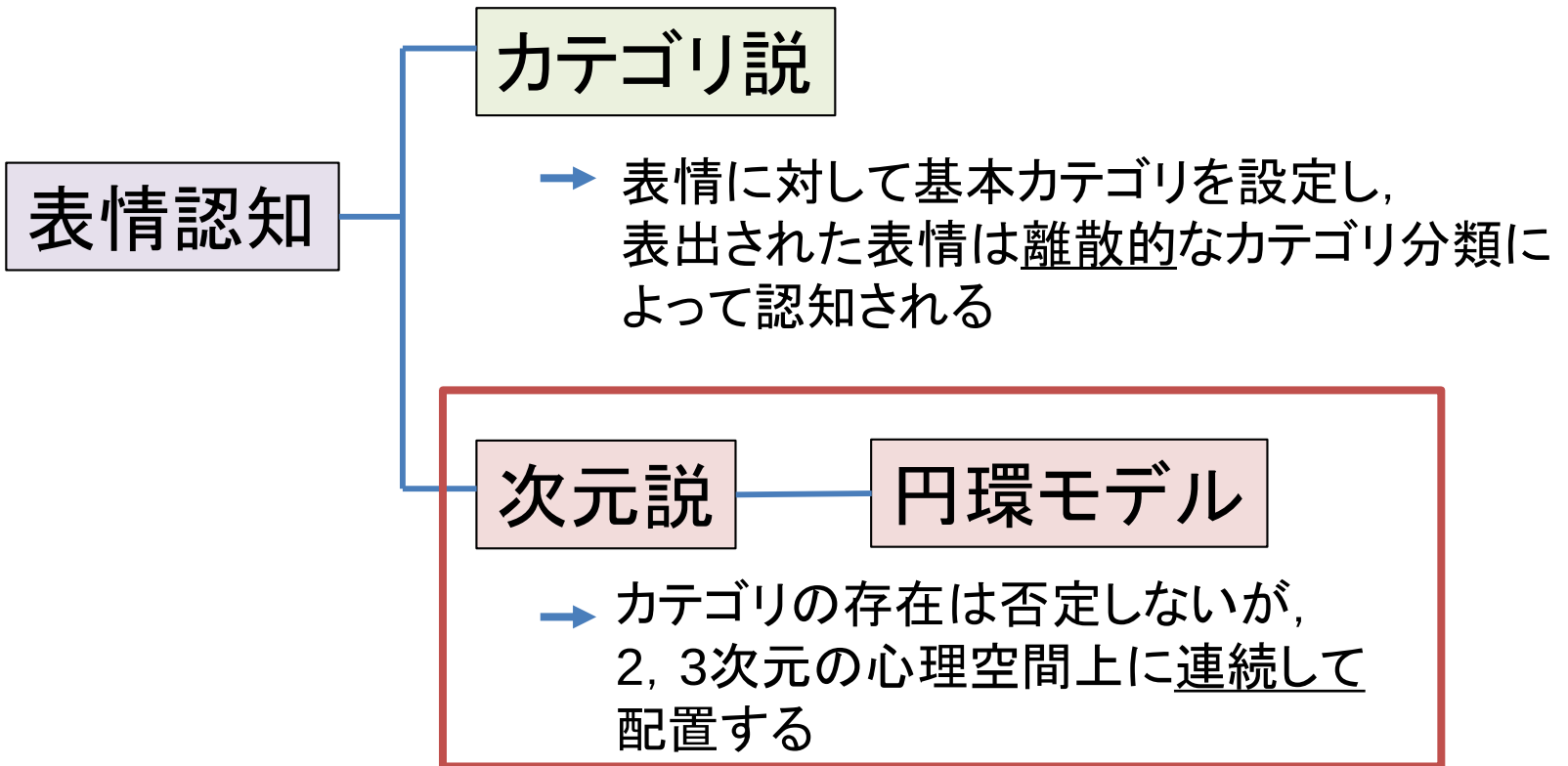


Microsoft 表情認識API



特定のカテゴリに対応する表情を定量化
テンプレートマッチングによる表情分類

カテゴリ説と次元説



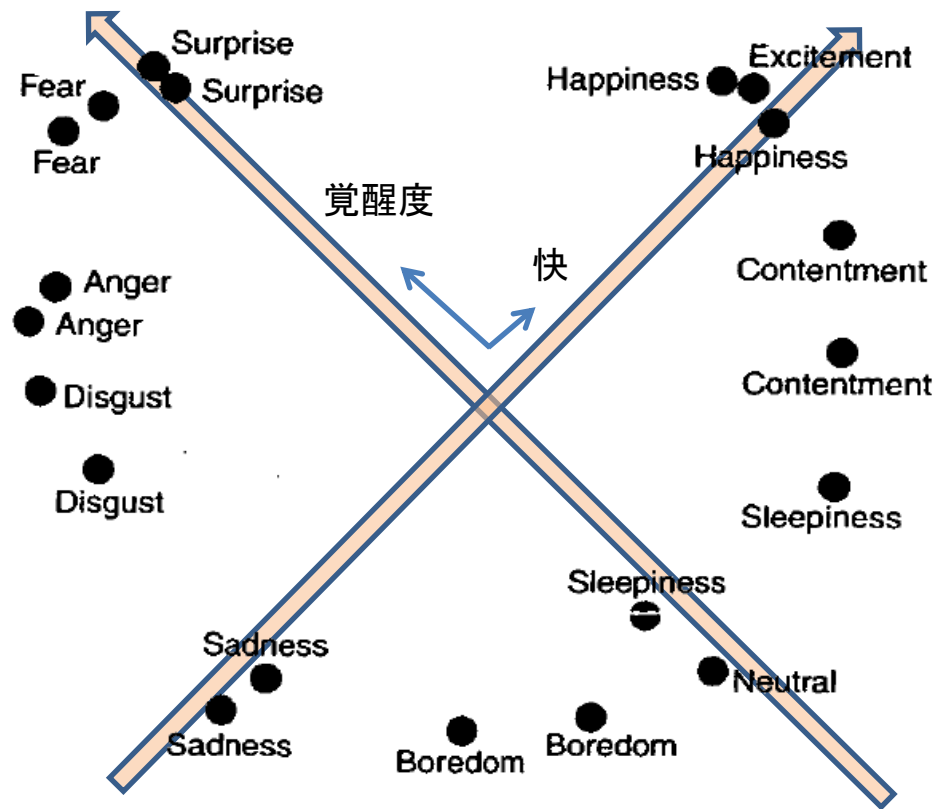
課題:
細やかで豊かなニュアンスの表情の定量表現

基本表情カテゴリ

人種や文化，個人の経験に依存せずに
認知される普遍的な表情の基本パターン
が存在する



Russell, Bullockの表情空間



大人の心理空間
(Russell & Bullock, 1985)

従来の心理表情空間の問題点

心理空間

SD法やAffectGrid法などの心理実験で得た心理評価値に基づいて構成される空間

SD法の質問票

	1	2	3	4
人工的な				自然な
充実している				空虚な
整然とした				散らかった
柔らかい				硬い
美しい				醜い
陰鬱な				快活な
鮮やかな				くすんだ
汚い				清潔な

問題点

- ❑ 物理刺激と表情とは対応付け出来ない
- ❑ 離散的表情カテゴリに対してのみ表現可能
- ❑ SD法や類似度評価の評価値は厳密には定量表現ではない



本人の心理空間

リーマン多様体学習による表情認識

提案手法:

- 画像空間に表情弁別閾値JNDの測定により、心理物理空間としての新しい表情空間を構築する。
- リーマン空間の等長写像による、個人間表情感覚の比較、互換
- リーマン距離に基づく認識方式

表情画像空間の構築

- 表情画像生成

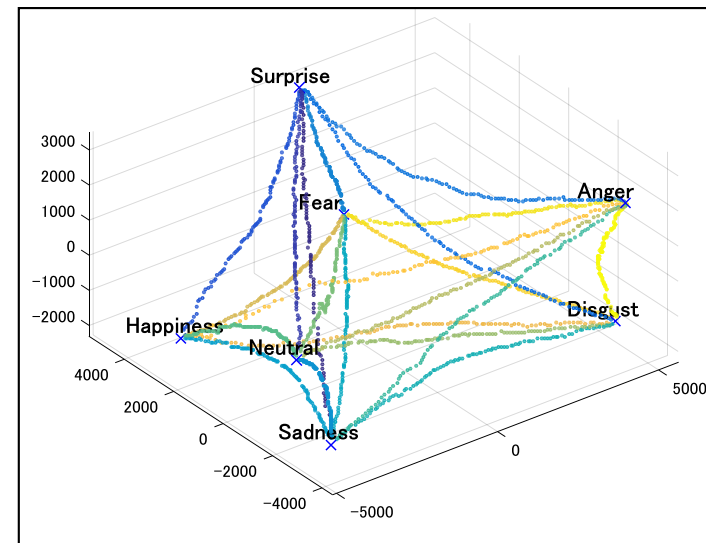


Anger

Disgust

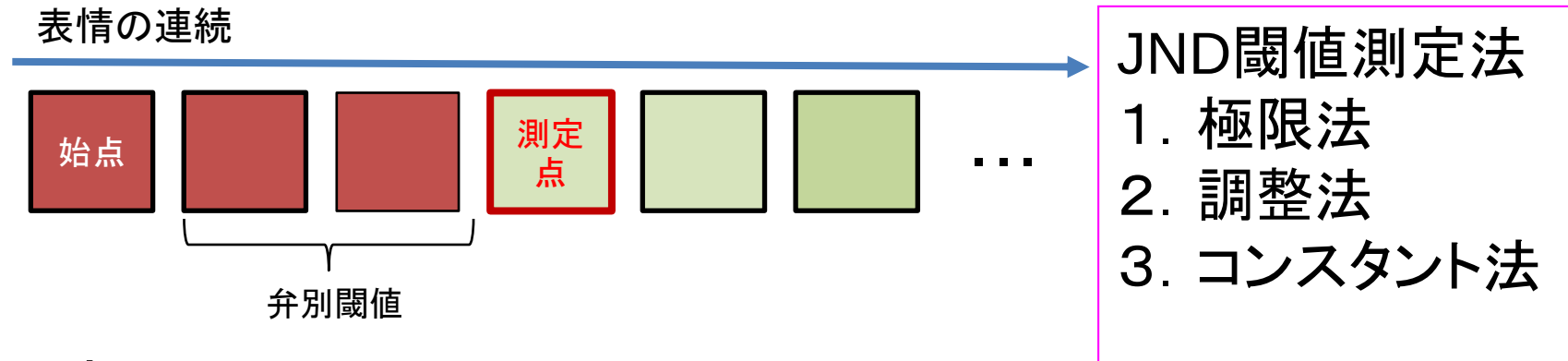
- 表情画像空間の生成

心理値ではなく物理刺激である
画素値を用いて空間を構築



表情弁別閾値楕円の測定実験

表情から他の表情へ変化していく表情画像群のうち、始点となる表情と初めて差異を感じる表情画像を測定する。

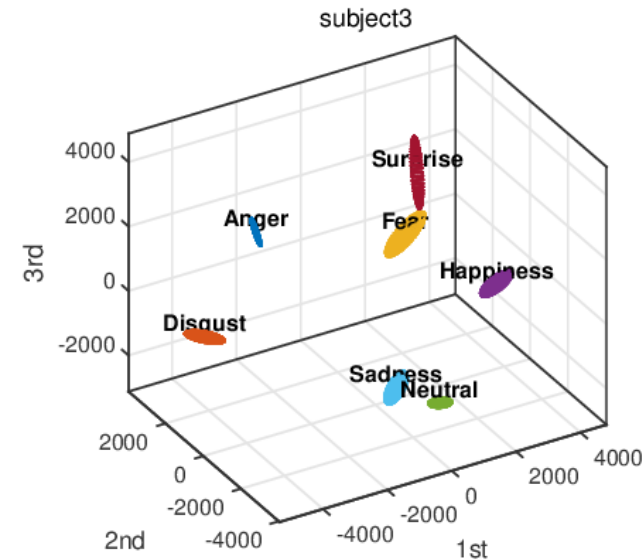
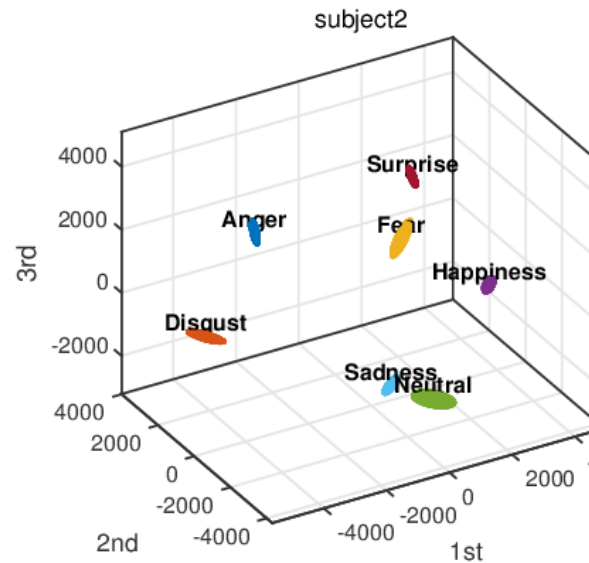
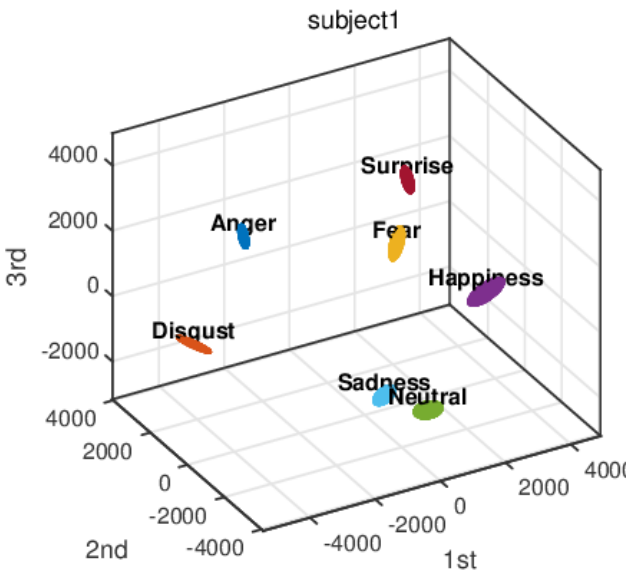


[測定手順]

- 2枚の表情刺激が同じか異なるかのみの判断を求める
- カテゴリの提示は行わず，表情そのものの違いを見るように指示

測定点より
表情画像空間で
楕円を推定する

7表情弁別楕円の推定結果



Runa Sumiya, Reiner Lenz, Jinhui Chao, HCI 2018, LNCS 10901, pp. 453-464, 2018.

個人差が存在するが、
被験者間に楕円の向きと形状で類似性が見られる

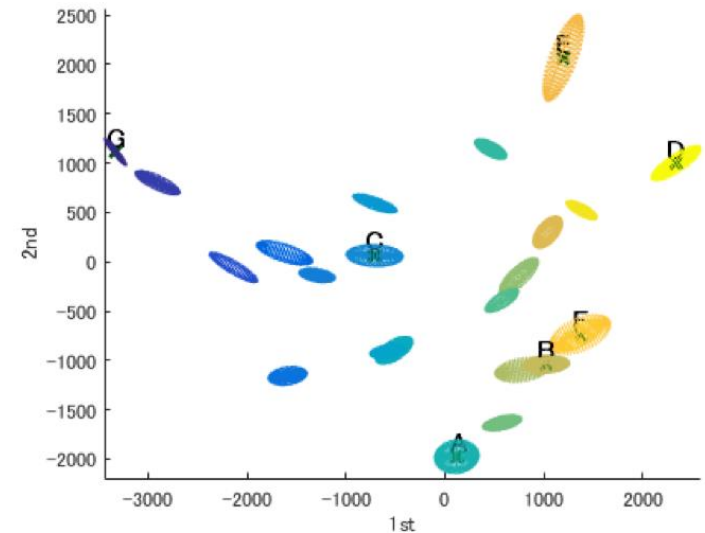
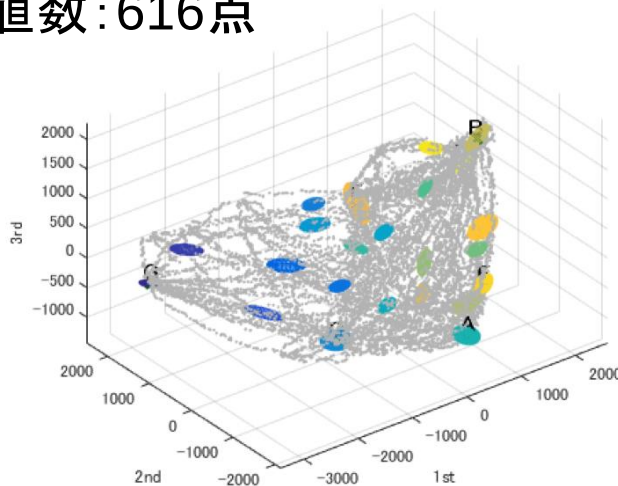
実験3：表情認知の測定実験結果

測定楕円数23個

被験者：1名

物理刺激：12cm × 12cmのグレースケール表情画像

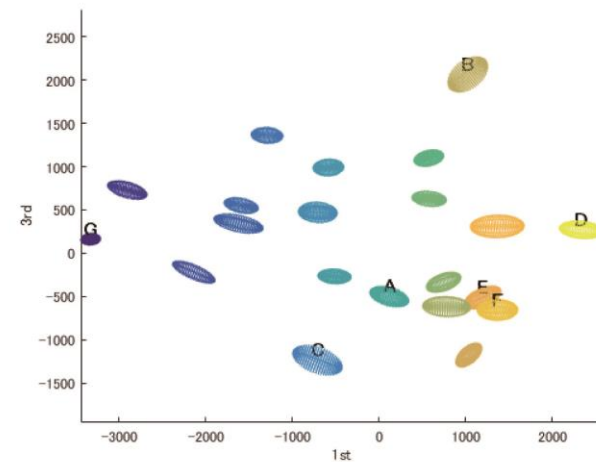
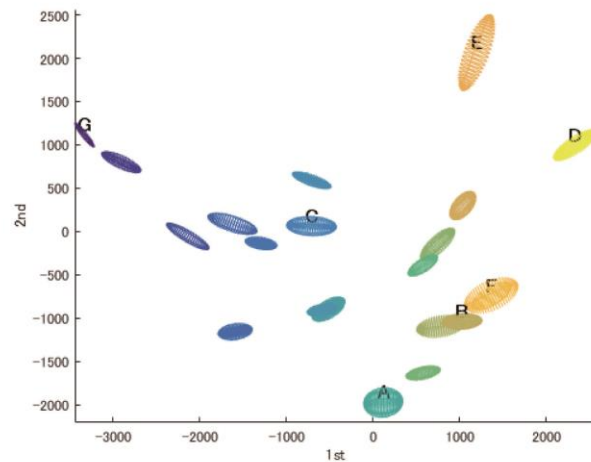
測定閾値数：616点



Runa Sumiya, Reiner Lenz, Jinhui Chao, HCI 2018, LNCS 10901, pp. 453-464, 2018.

楕球、楕円の分布に規則性がみられる

23表情弁別楕円の推定結果



Runa Sumiya, Reiner Lenz, Jinhui Chao, HCI 2018, LNCS 10901, pp. 453-464, 2018.

表情画像空間上で弁別閾値楕円を空間の計量とすると、
認知の尺度と物理刺激のズレを空間の歪みで定義できる

提案手法

局所等長写像の構築と表情知覚の比較と互換

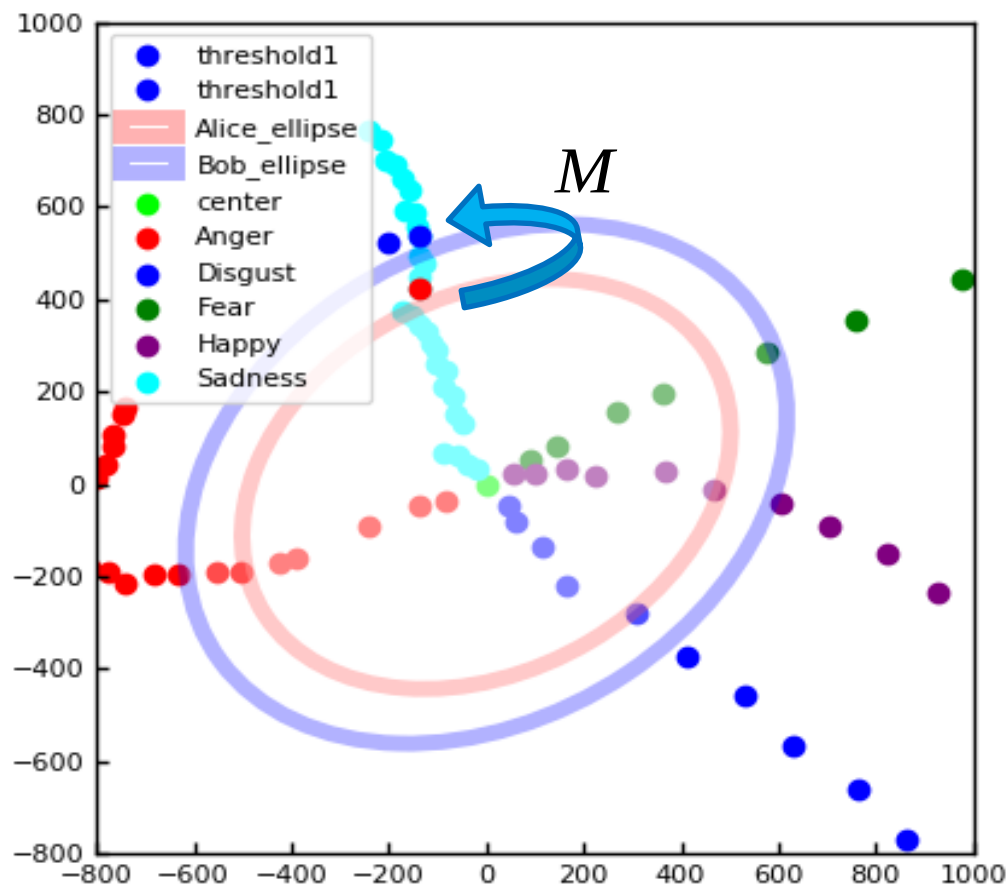
リーマン計量 G_1 , G_2 が与えられたときの、局所等長写像 M の定義 $G_1 = M^T G_2 M$
非線形方程式を解くことで M を求める。

局所等長写像により、二人の被験者(AliceとBob)の表情感覚を比較、互換する

さらに、Aliceが表情画像を見たときの感覚を等長写像でBobの表情空間に移して、表示する。

→ Bobが同時に元画像を見れば、Aliceと比較できる。
Aliceからの変換画像のみを見ると、Aliceの感覚と互換

Aliceの表情空間からBobの表情空間への等長写像Mにより、
Aliceの感覚を保存しながら、Bobの表情空間へ移すことが可能。



Masaki Shinto and Jinhui Chao, M. Kurosu (Ed.): HCII 2019, LNCS 11567, pp. 155–167, 2019.

変換後の画像(青い点の画像)