

多変量解析

(特徴空間分割・次元圧縮)

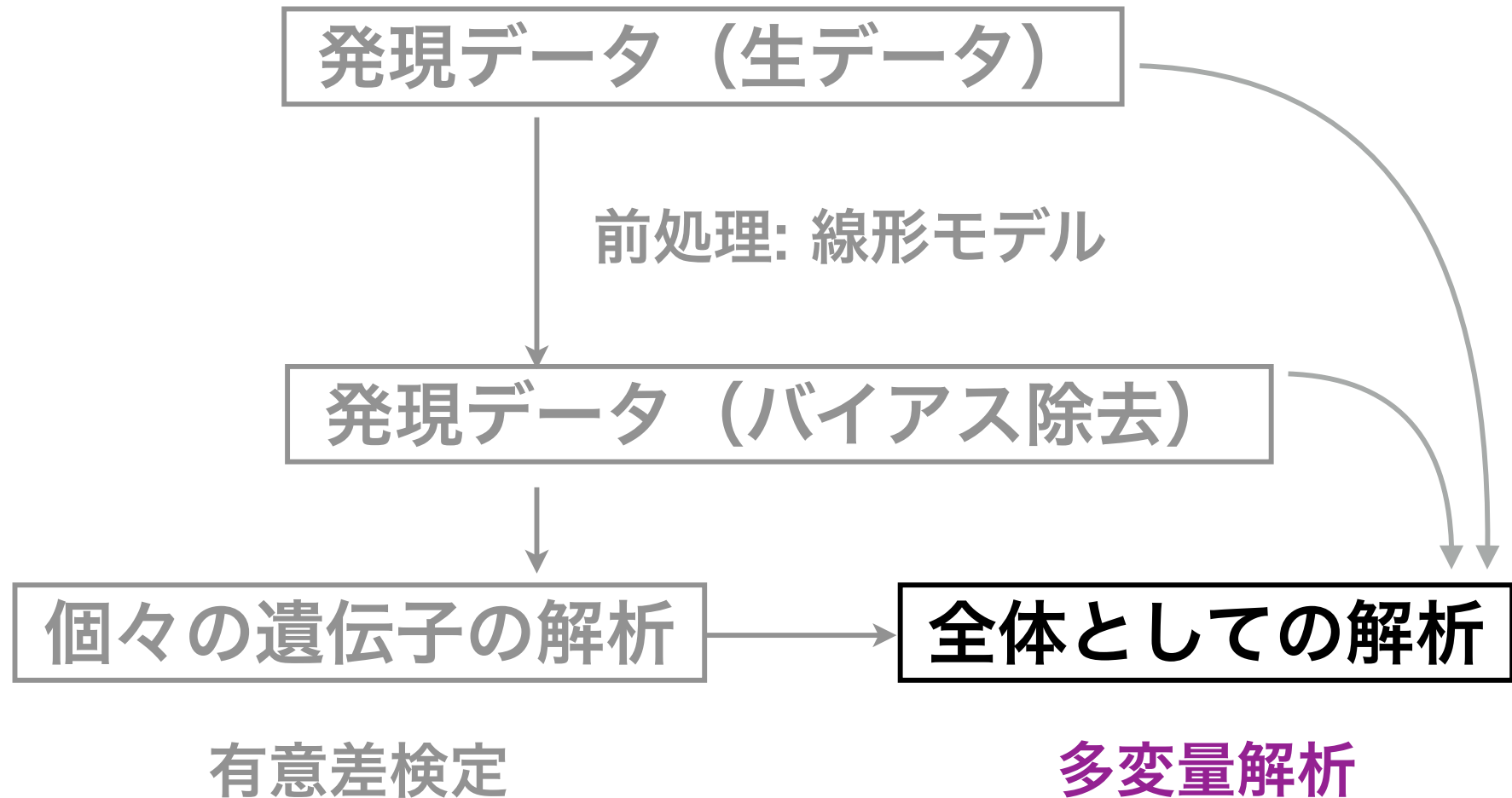
北海道大学大学院農学研究院

(兼) 数理・データサイエンス

教育研究センター

佐藤昌直

RNA-seq解析における 多変量解析の位置付け



モチベーション:

多次元（例: 多パラメーター）を
より少ない指標を使って理解する

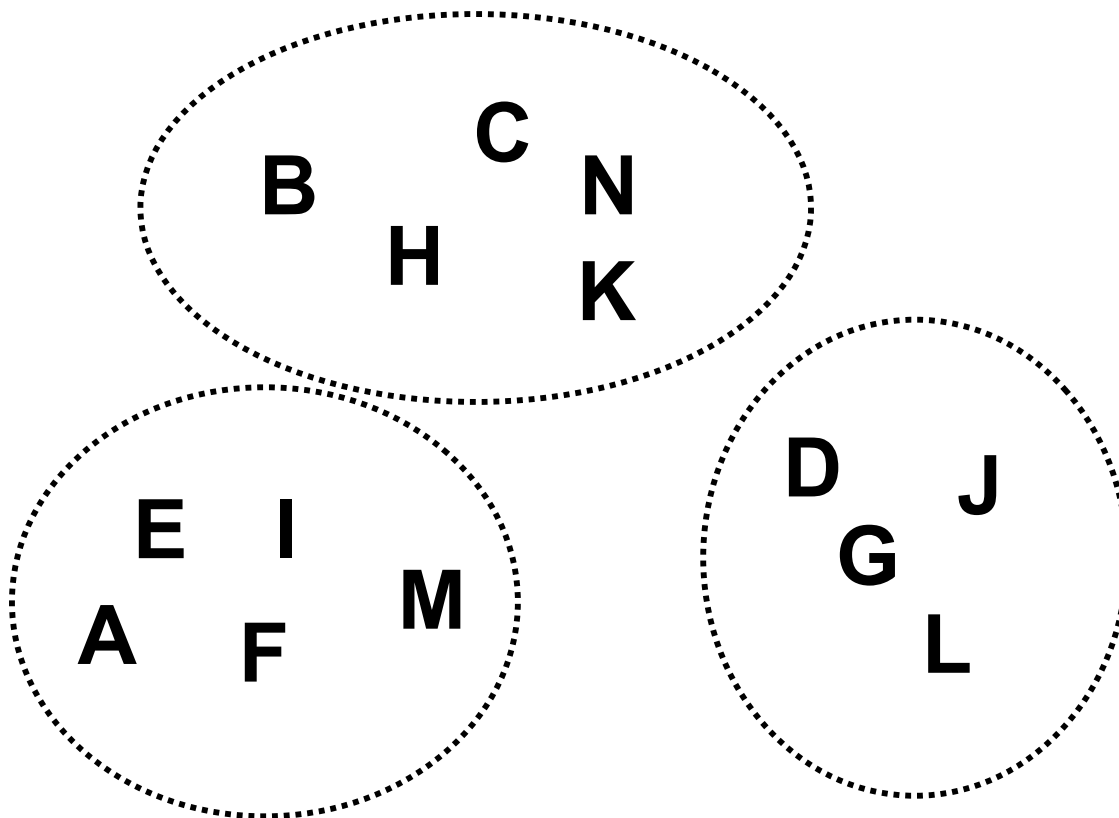
N個のサンプルをM個
($M < N$)のグループに
分類する

N次元の情報が含む
M次元 ($M < N$)の
低次元情報を抽出する

→ 人間が新たな解釈を与える

高次元（多パラメーター）データの 認識における問題をどう扱うか？

クラスタリングによる分類



14 プロファイル
→ 3 クラスター

下記のデータセットに含まれる数値を俯瞰してみましょう。データの特徴を読み取れるでしょうか？

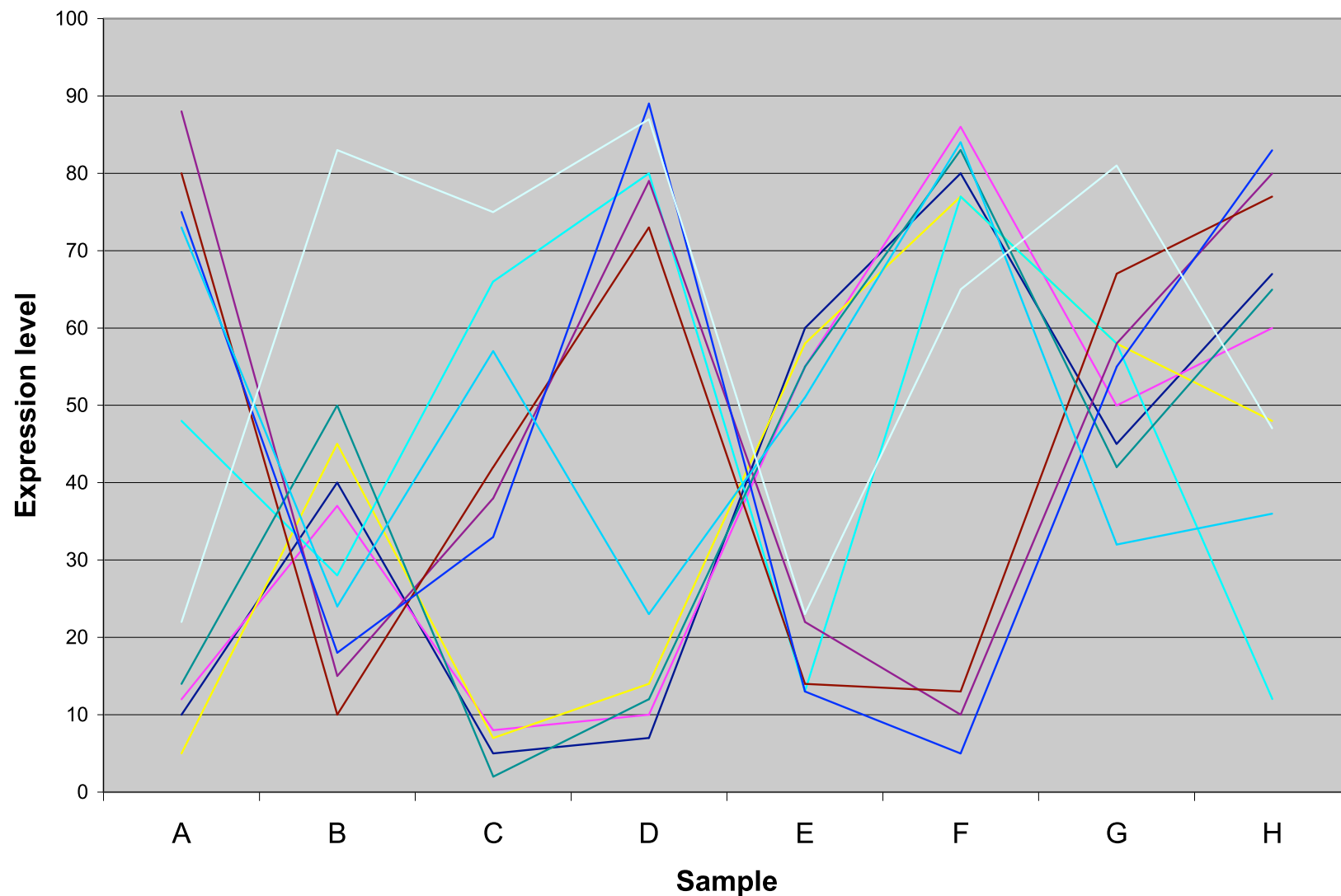
```
inputMatrix<- read.delim("~/gitc/data/Sato_A_thaliana-  
P_syringae_arvRpt2_6h_exRatio_small.txt", header=TRUE, row.name=1)
```

```
head(inputMatrix)    #読み込みデータの一部を表示
```

```
image(t(inputMatrix))          #カラーコードによって可視化
```

```
heatmap(as.matrix(inputMatrix)) #階層クラスタリングで解析し、簡易  
表示
```

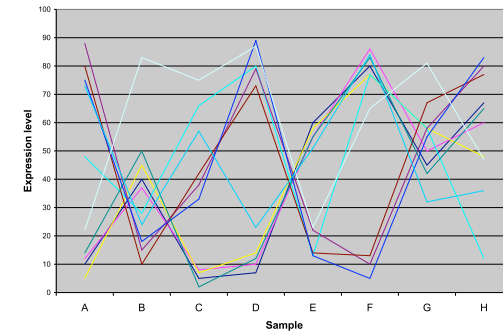
トランスクリプトームデータのある一部について可視化してみる



コンピューターにどうデータを渡せば この問題をどう扱えるか？

人間

遺伝子発現プロ
ファイルの比較

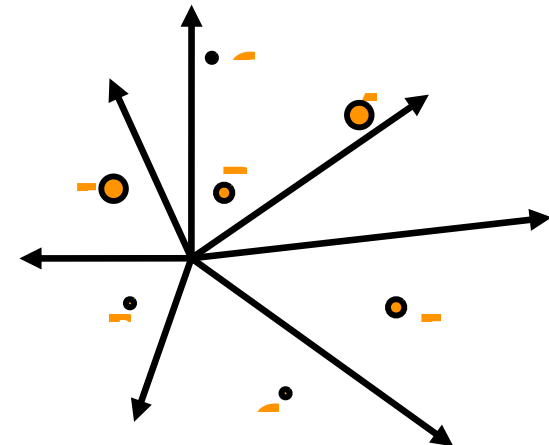


問題定義の変換

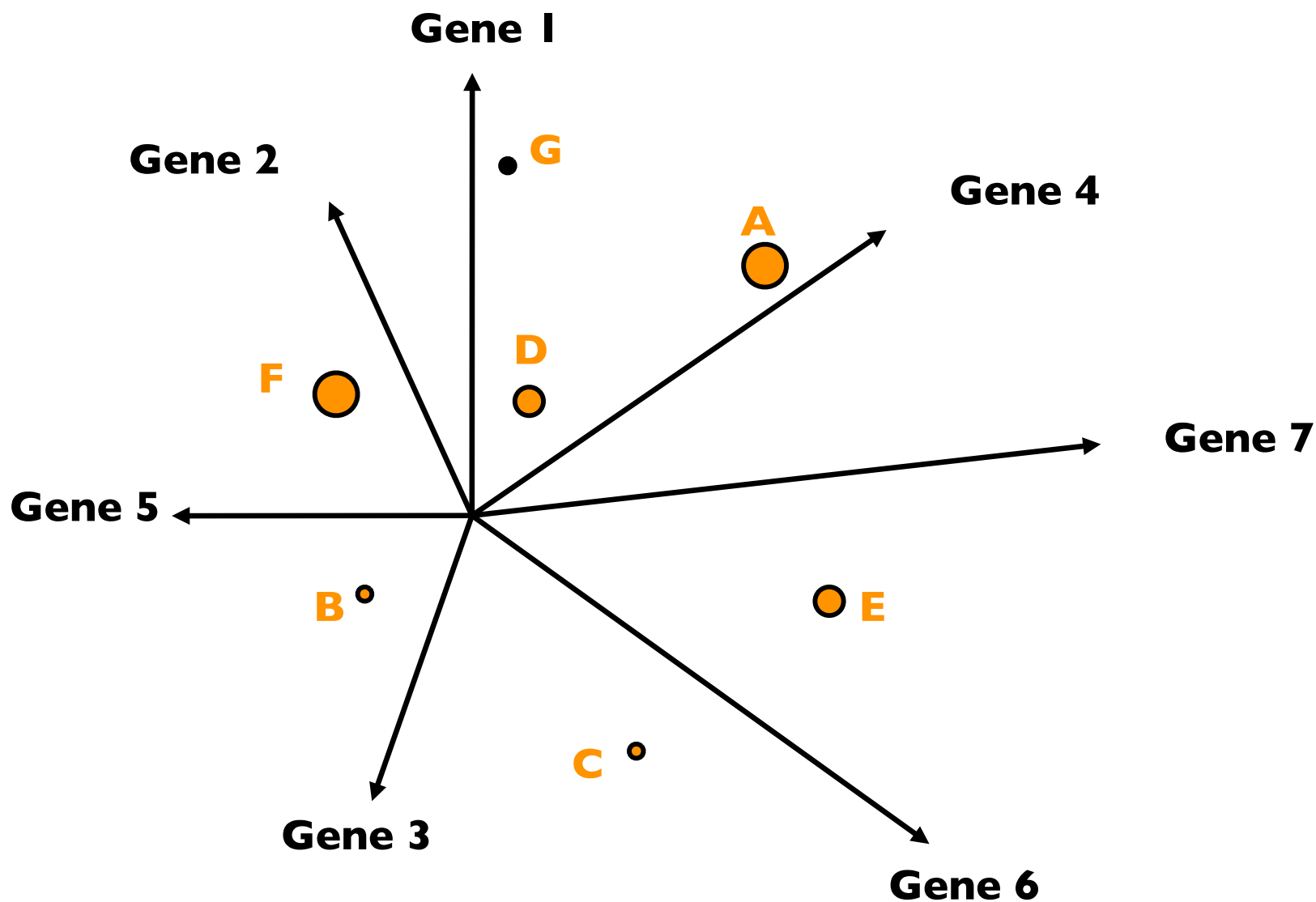
(生物学の問題を数学の問題に置き換える)

計算機

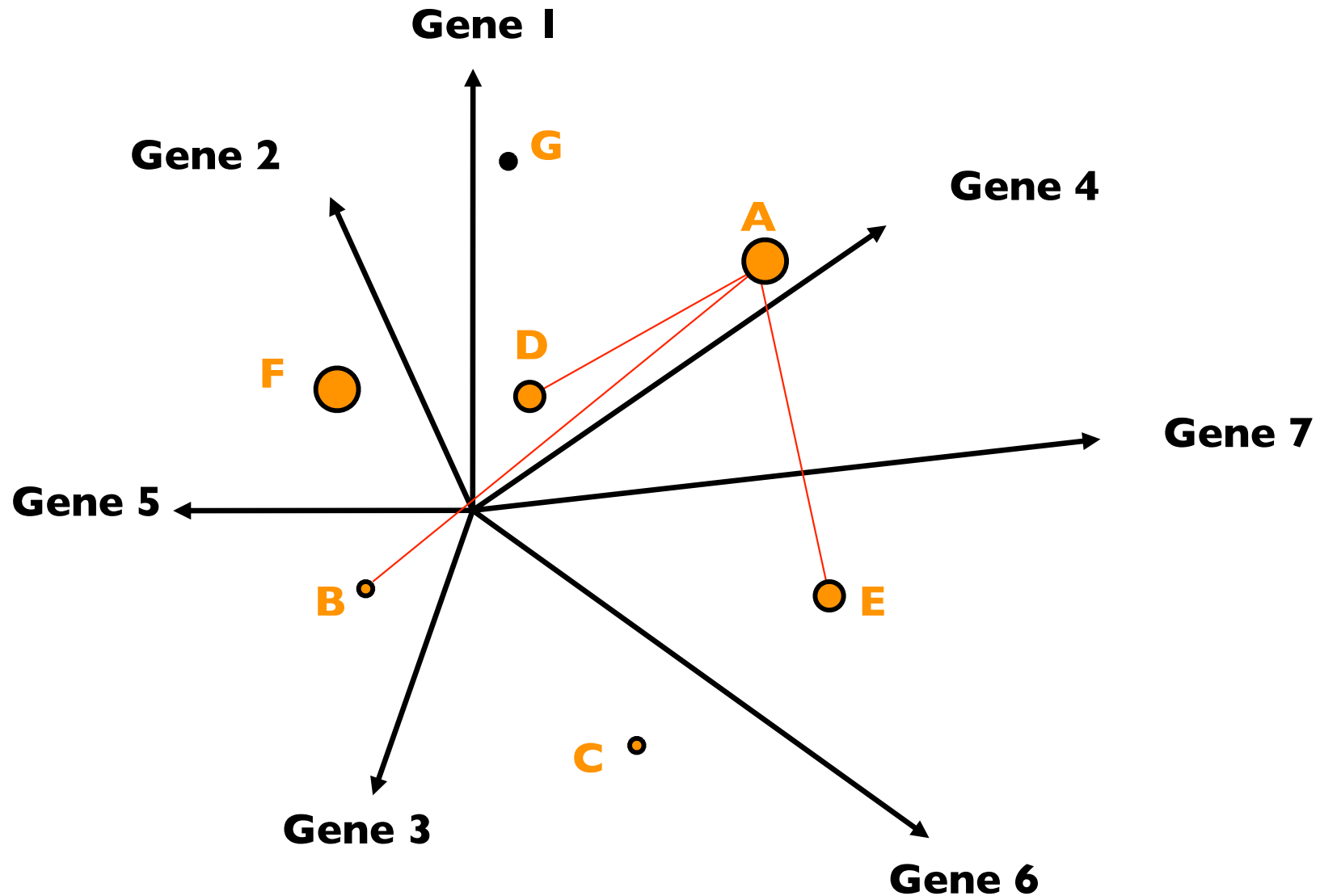
ベクトル等の
数学で扱える
特徴量を
用いた計算



7次元の遺伝子発現データセット



7遺伝子の発現プロファイル間の類似性は⁹ 7次元空間での距離によって決まる

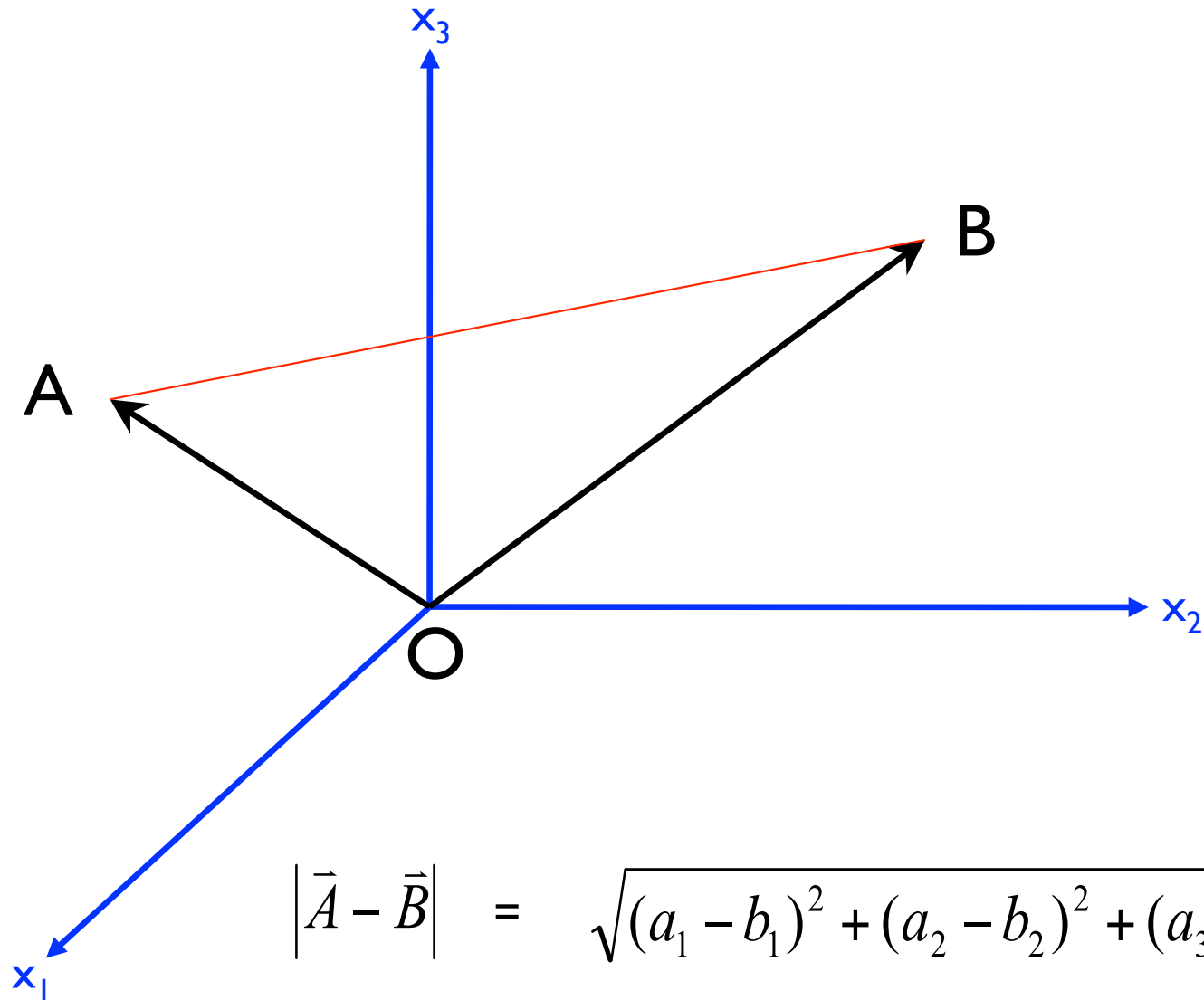


距離の基準を何にするか

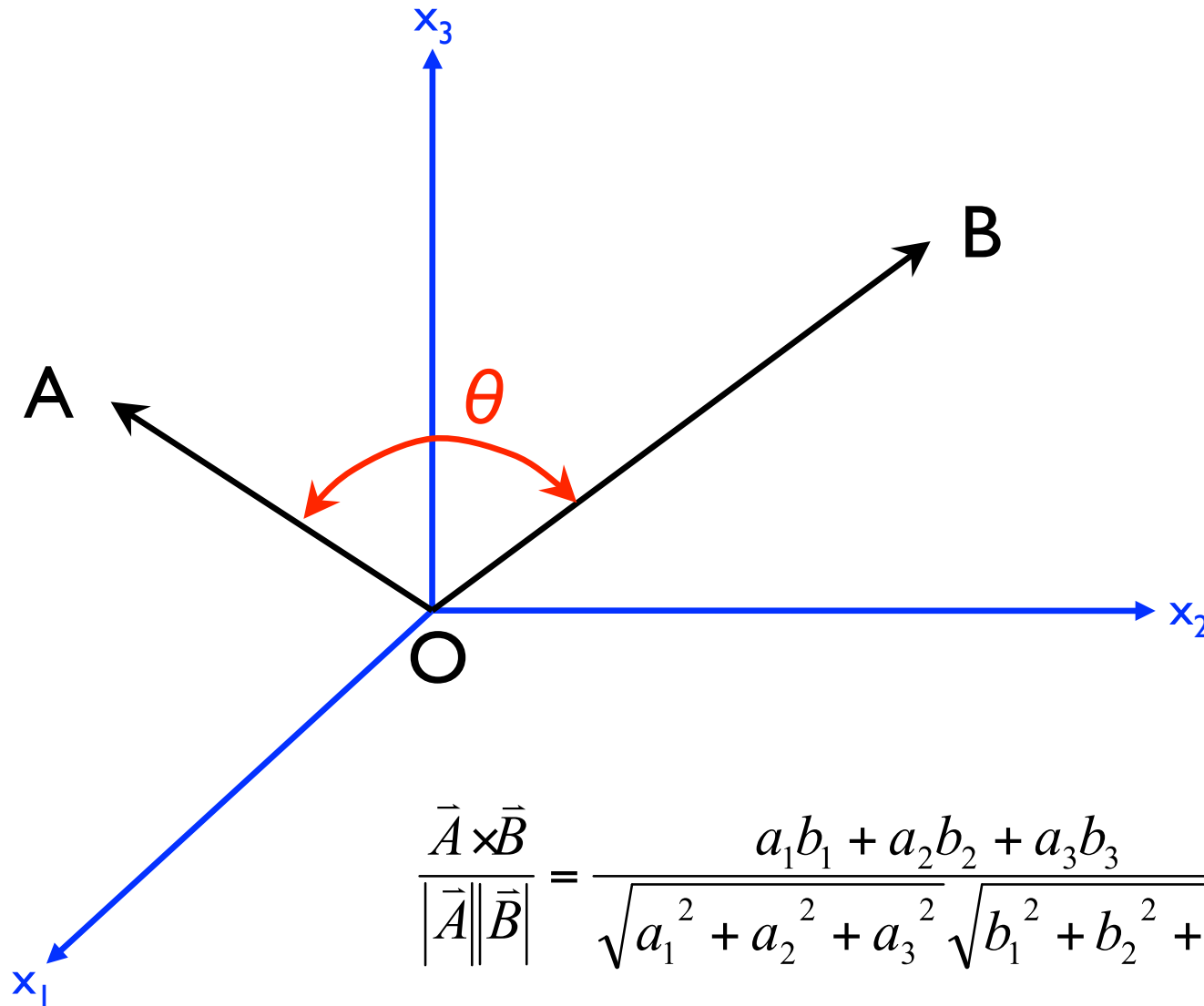
距離尺度

ユークリッド距離

11

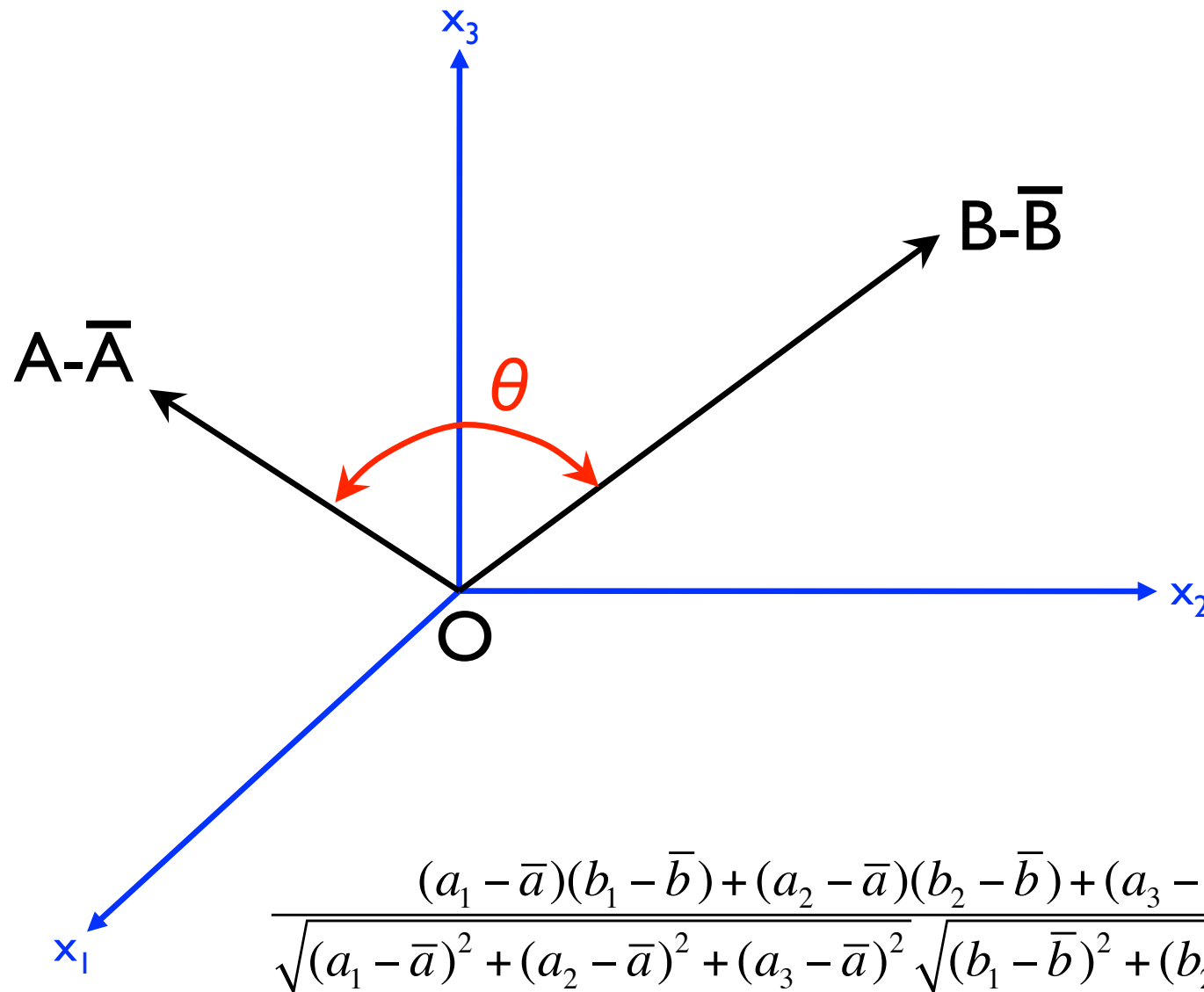


Uncentered Pearson correlation coefficient = $\cos\theta$



相関係数

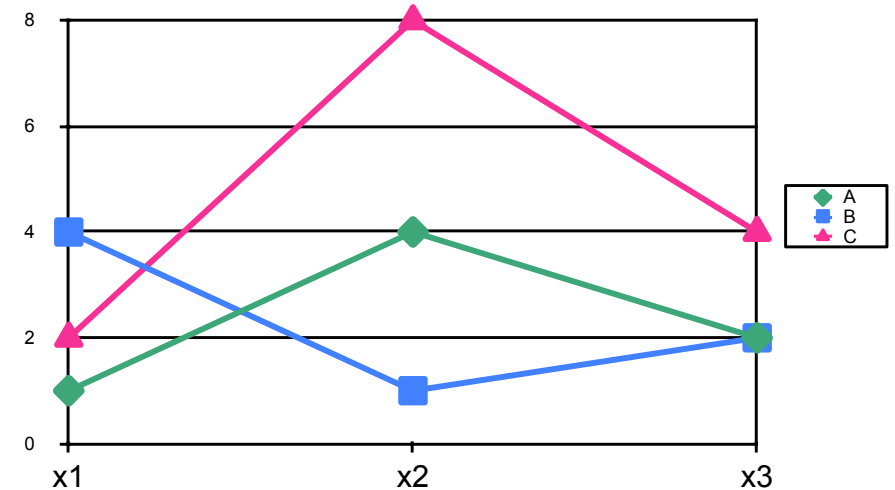
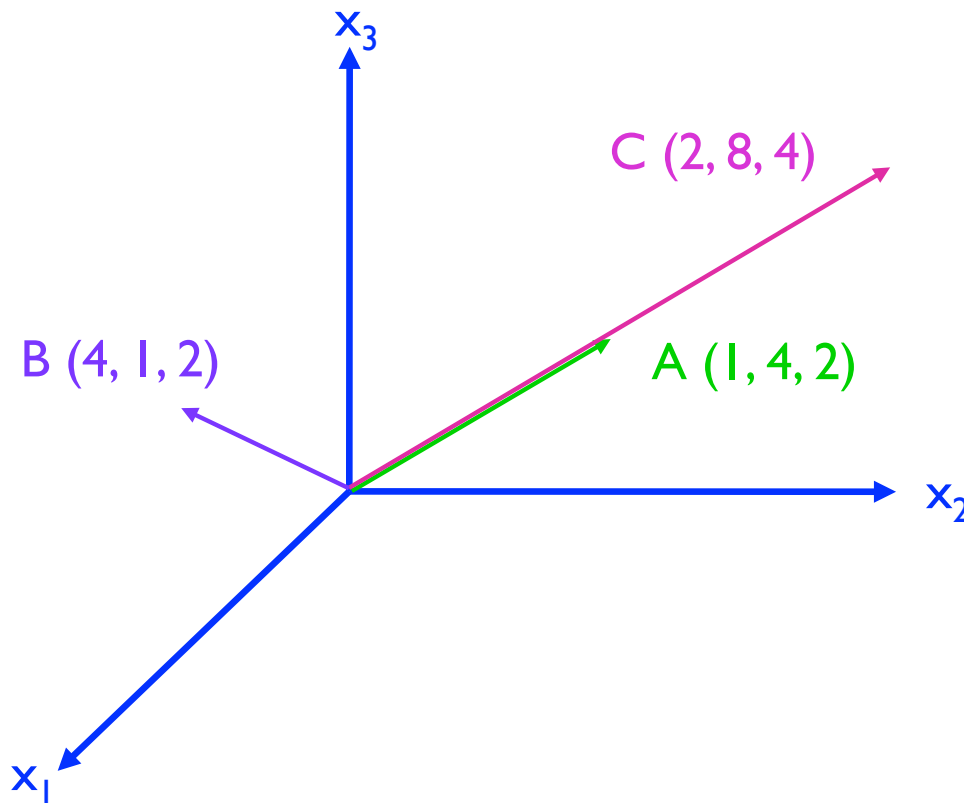
Pearson correlation coefficient



距離尺度の違い→解析対象の違い:

遺伝子発現プロファイルの形と大きさ

- 形: ベクトルの方向
- 大きさ: ベクトルのサイズ



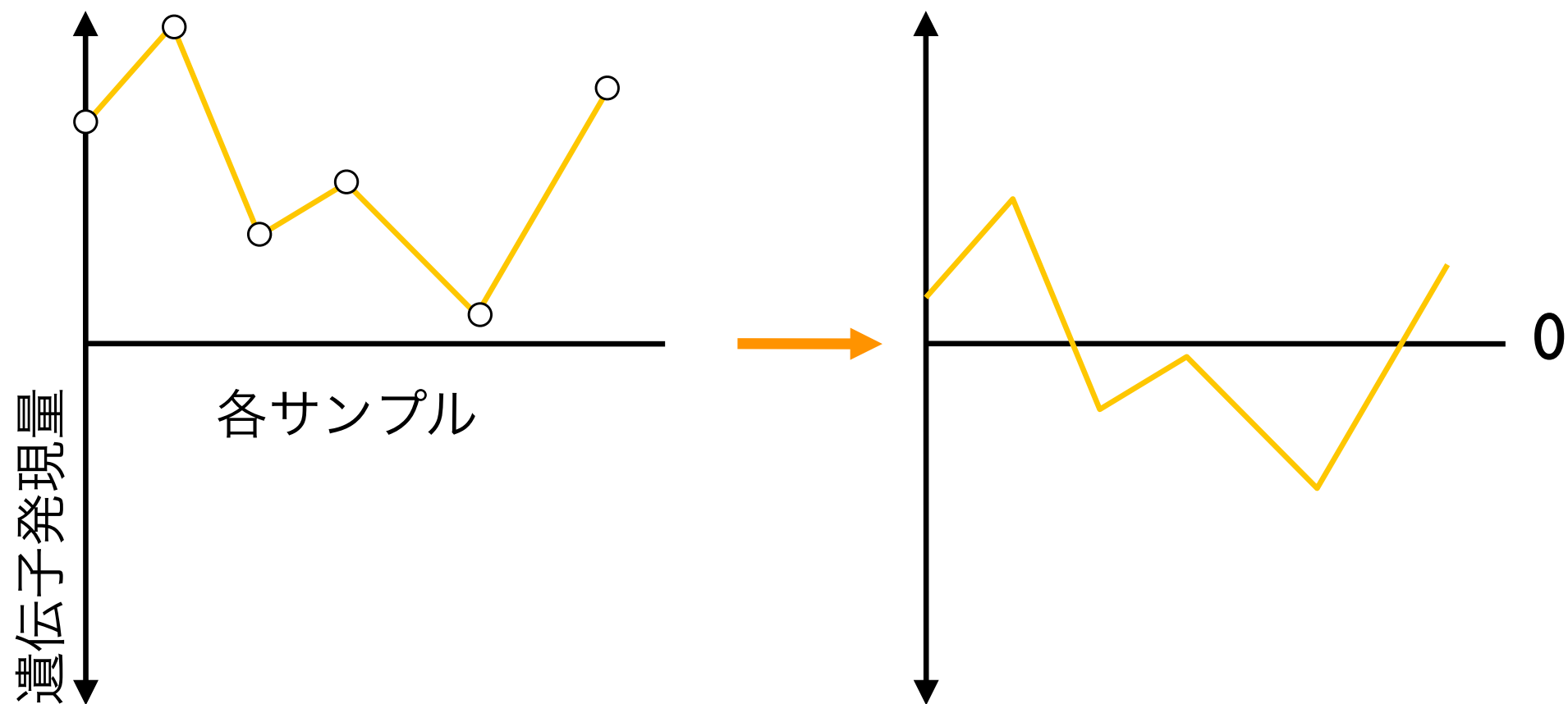
どの距離係数を使うか？

- どんなプロファイルを同じプロファイルと定義するか？
- 距離係数計算の背後にあるものを意識して選択する。

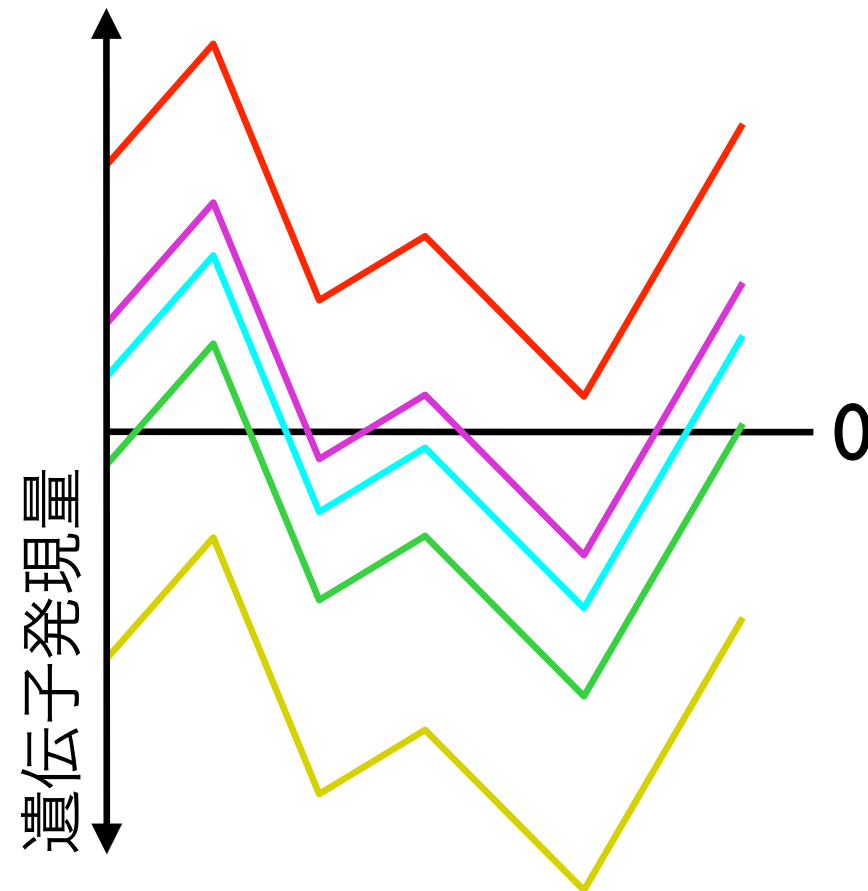
距離係数計算の過程には

- **Centering:** 平均値をゼロにする
- **Scaling:** ベクトルの大きさを1にする

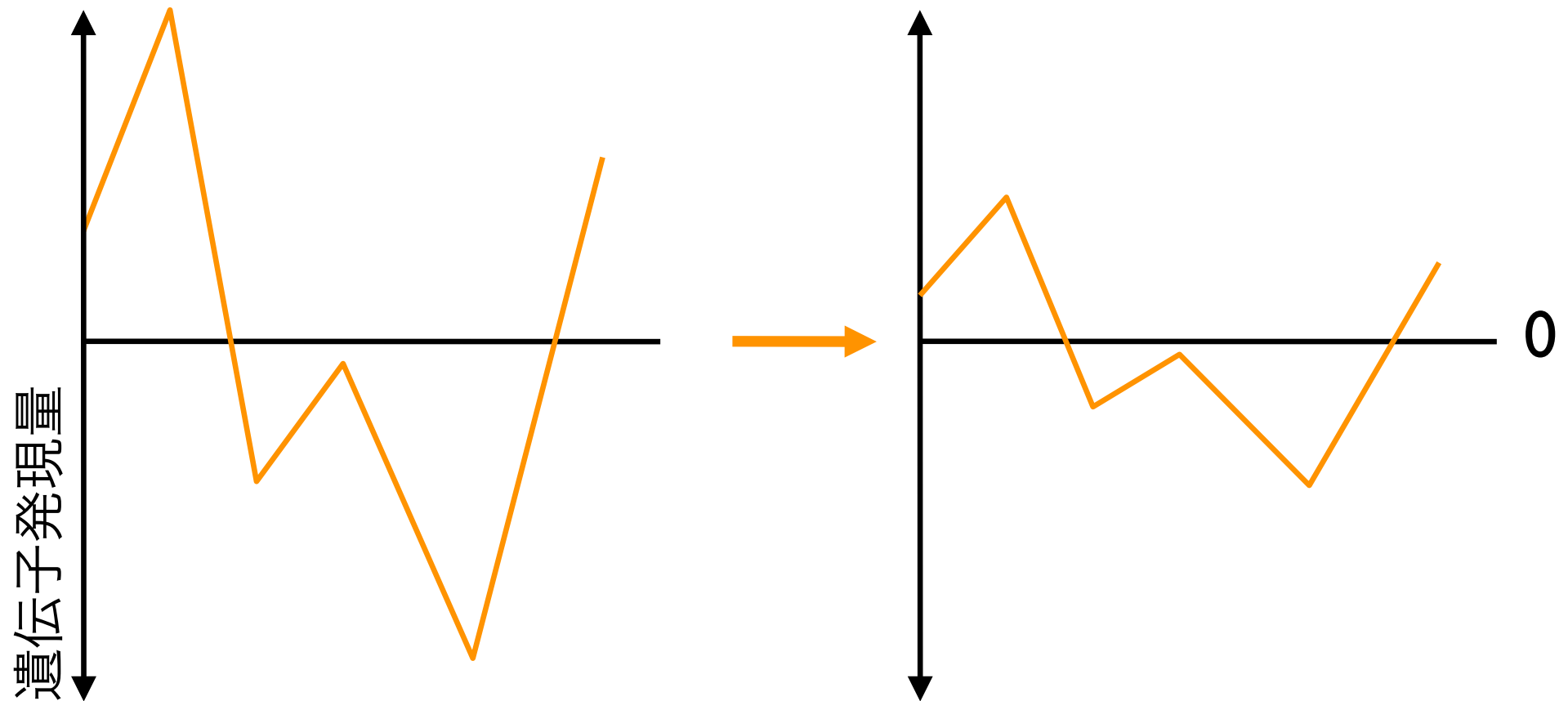
Centering



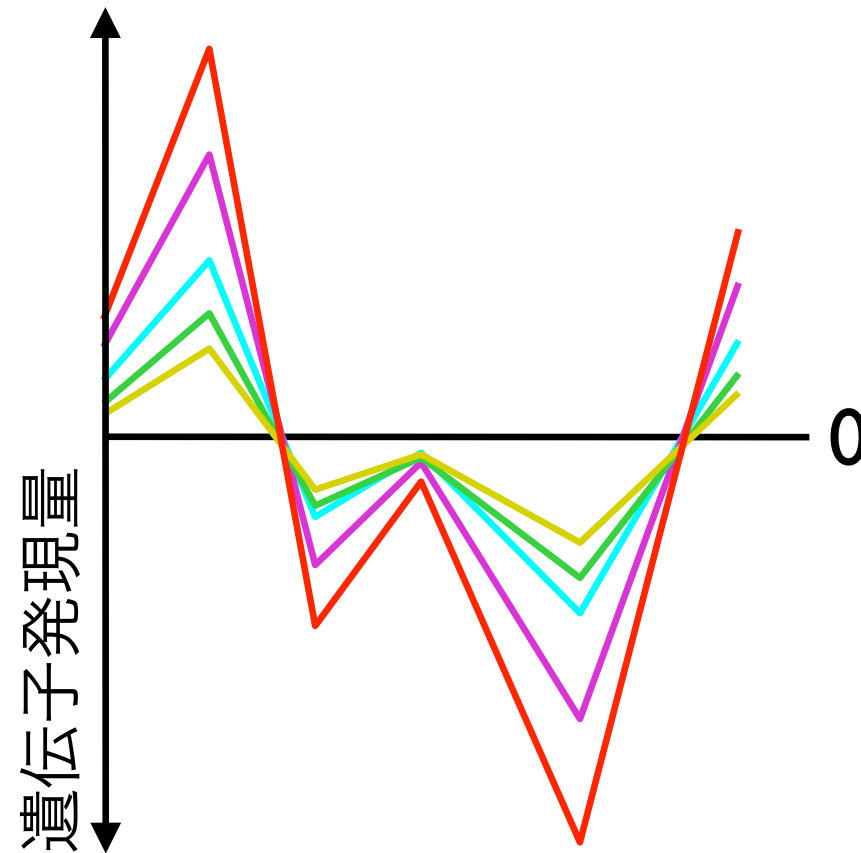
これらはcentering後は
全く同じプロファイルになる



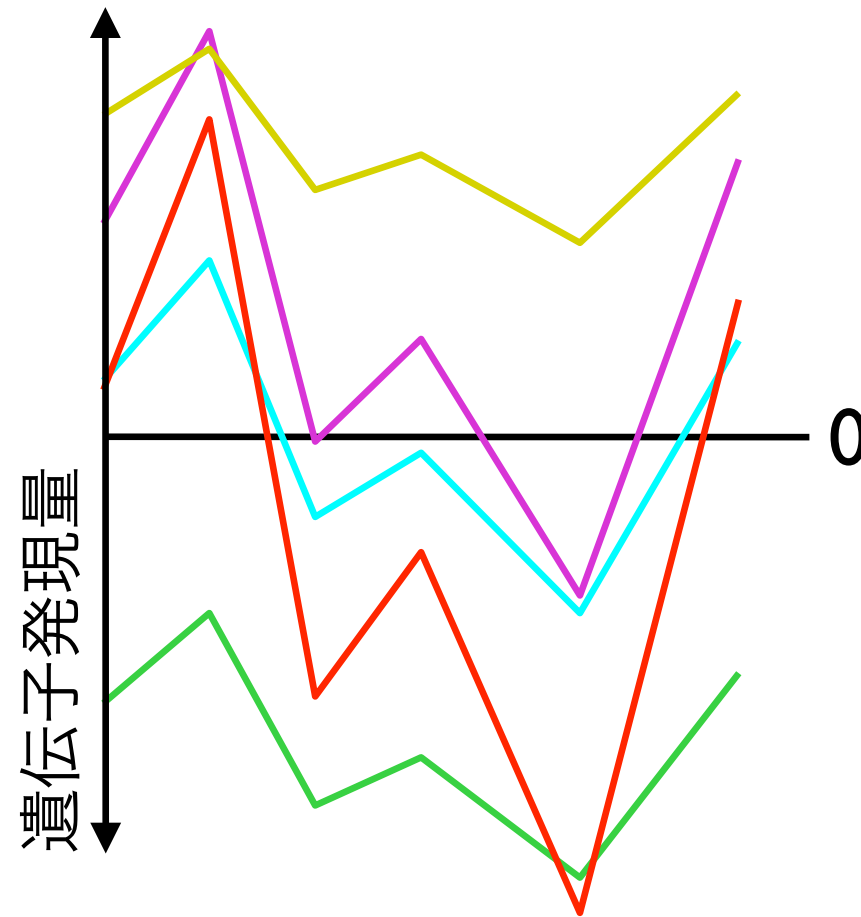
Scaling



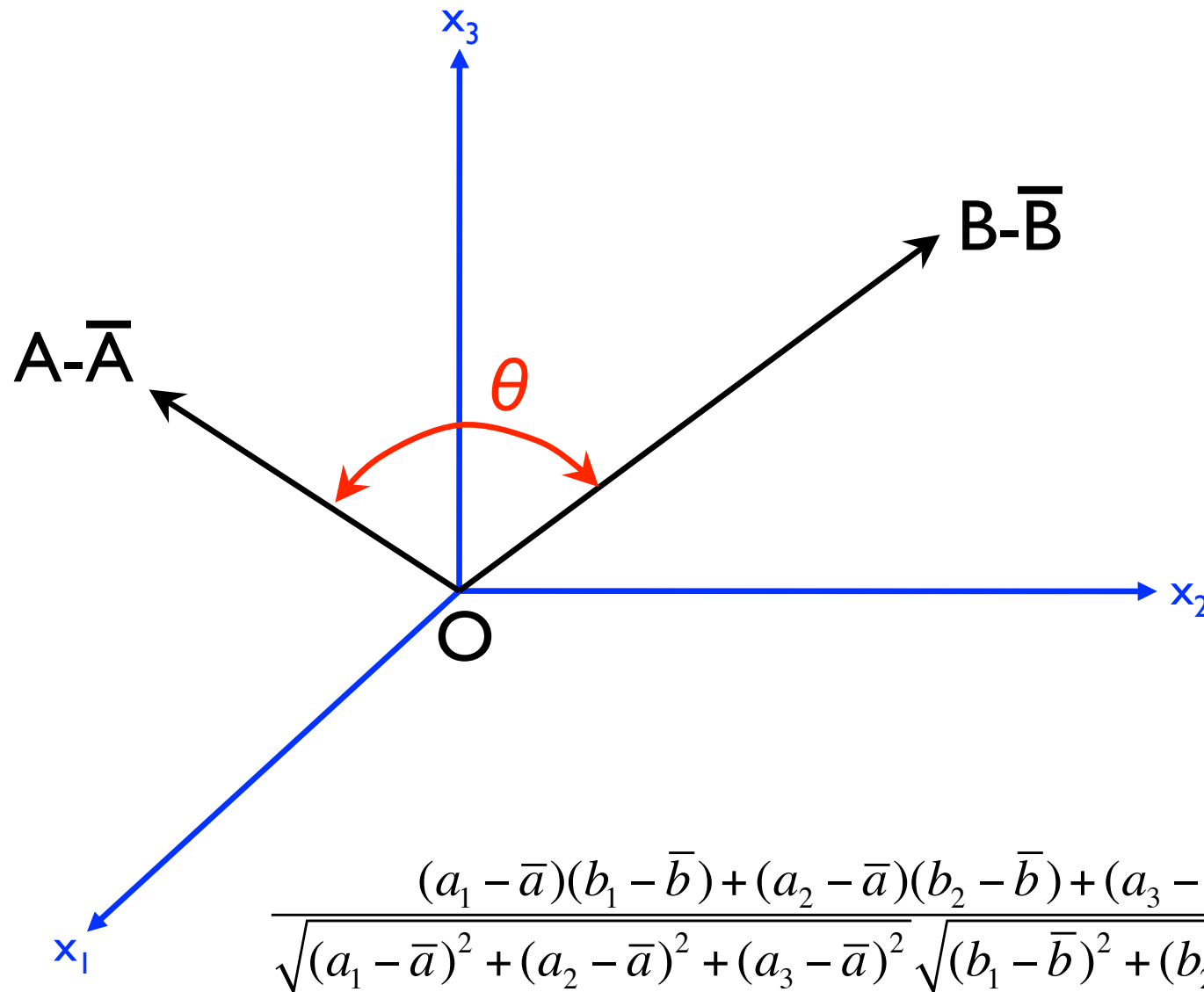
これらはscaling後は
全く同じプロファイルになる



これらはcentering, scaling後は
全く同じプロファイルになる



アルゴリズムに注目: 相関係数の場合



多変量解析における注意点

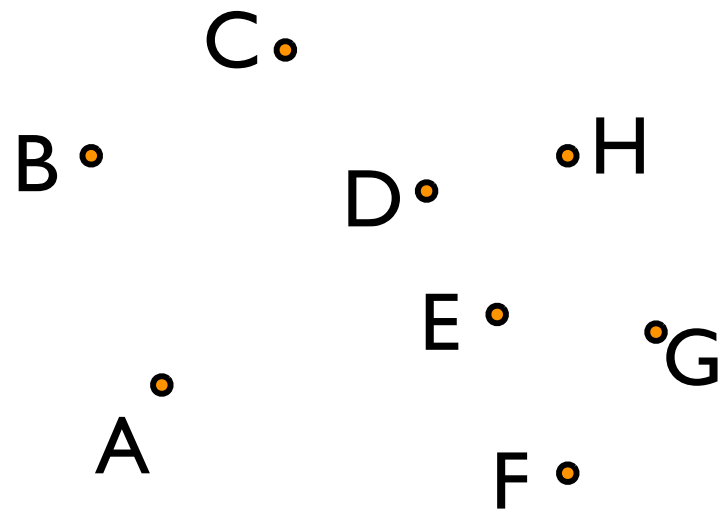
方法依存的に抽出される特徴:

どのような特徴を認識したいのか/
しているのか意識すること

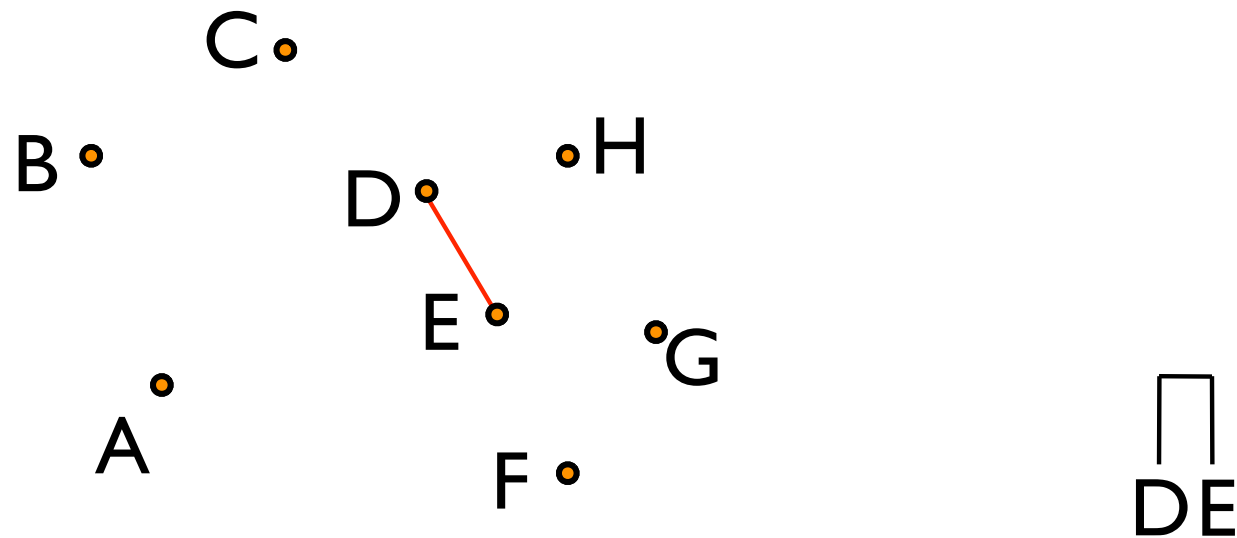
多変量解析の実際

階層クラスタリング

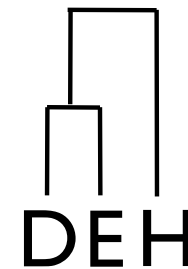
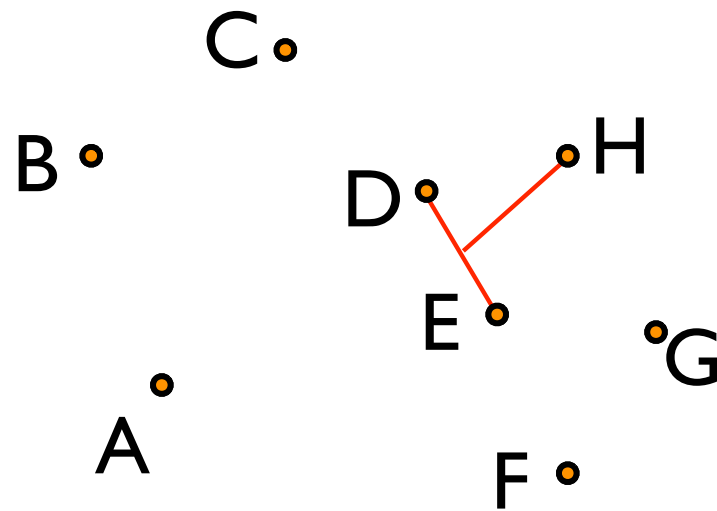
Agglomerative hierarchical clustering



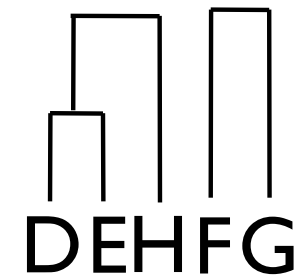
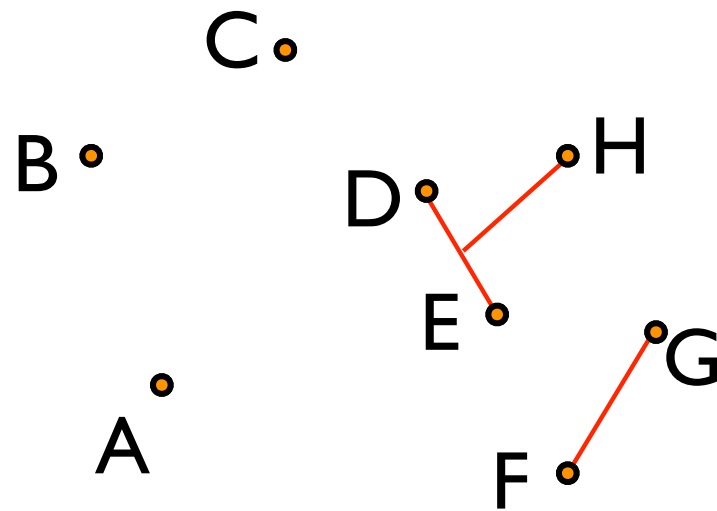
Agglomerative hierarchical clustering



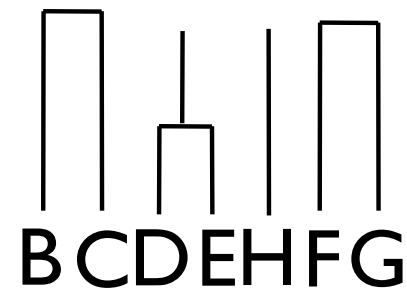
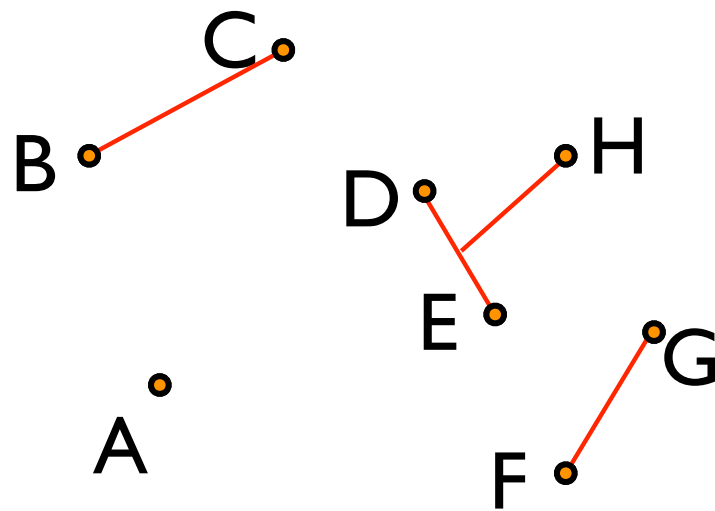
Agglomerative hierarchical clustering



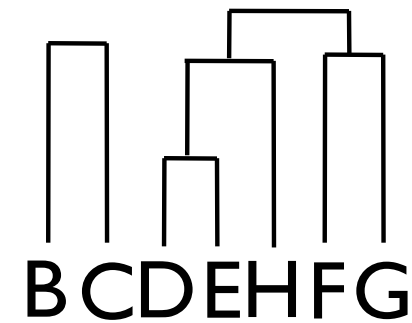
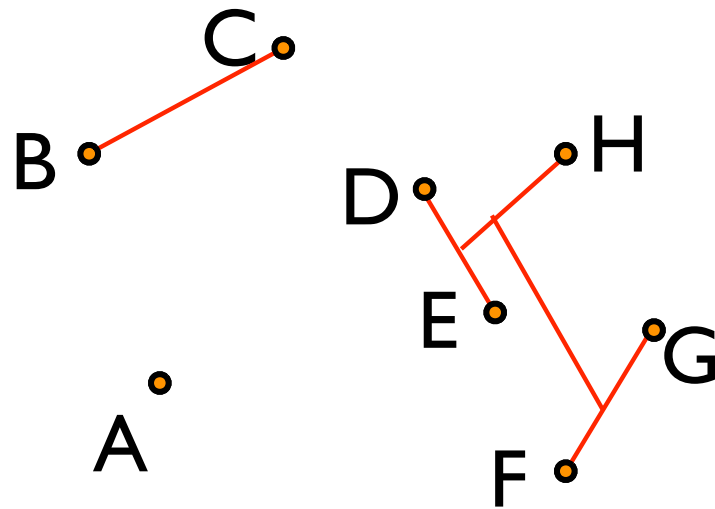
Agglomerative hierarchical clustering



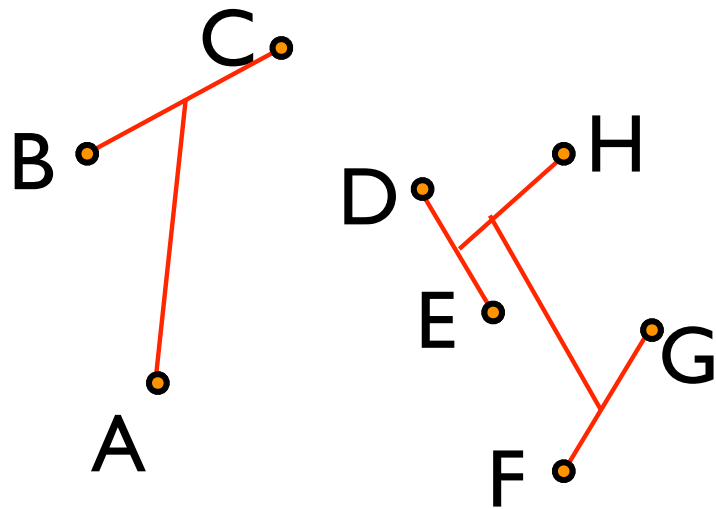
Agglomerative hierarchical clustering



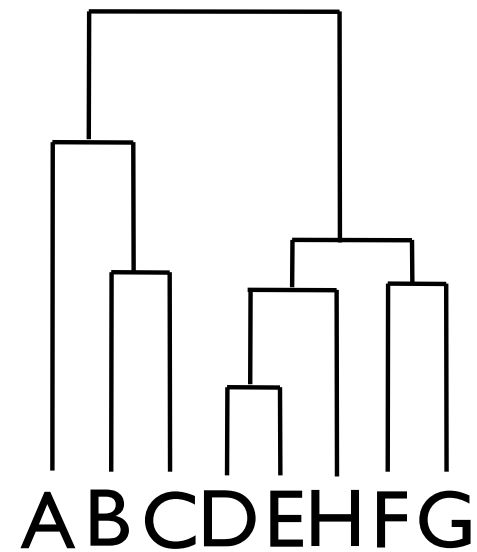
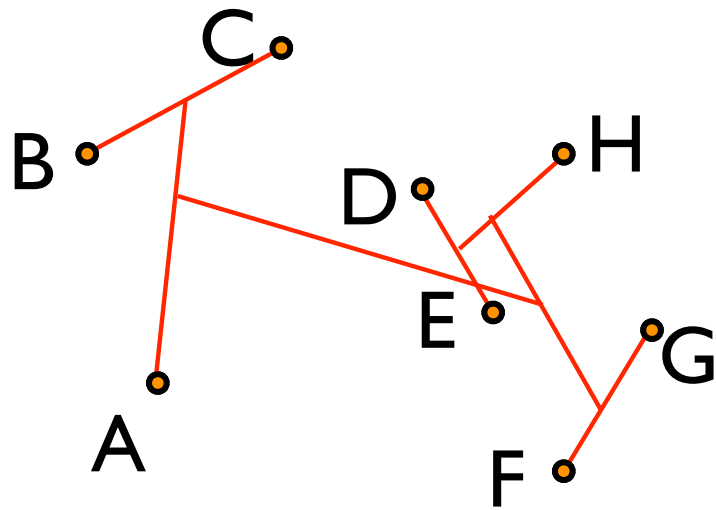
Agglomerative hierarchical clustering



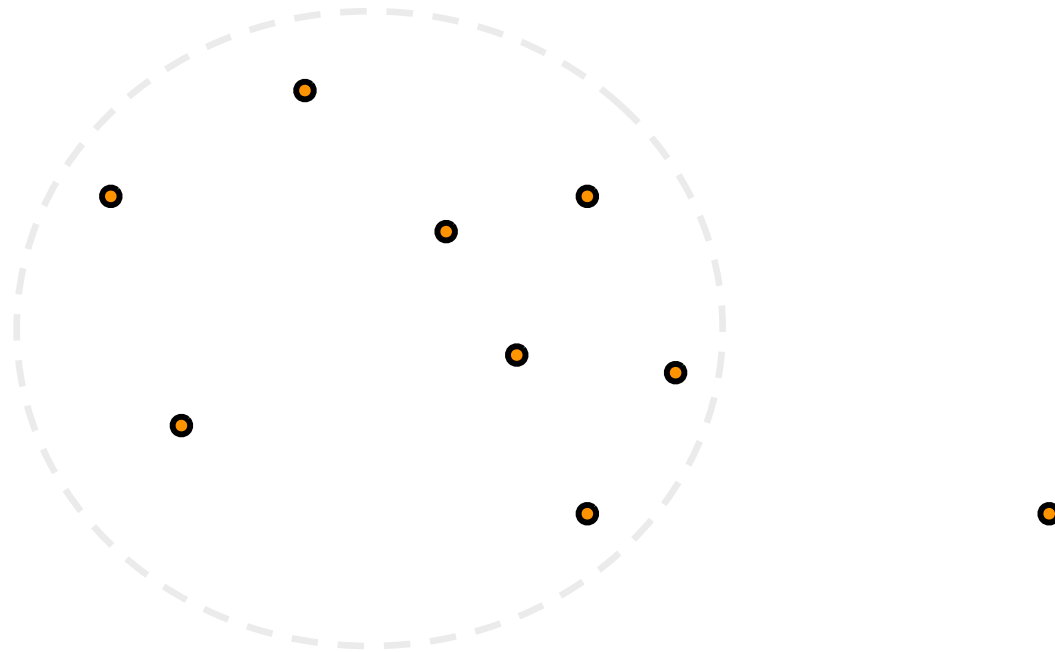
Agglomerative hierarchical clustering



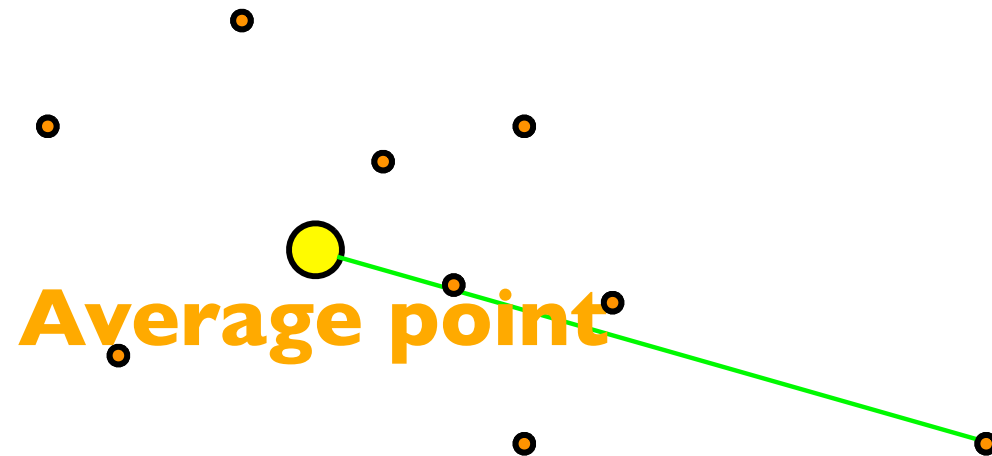
Agglomerative hierarchical clustering



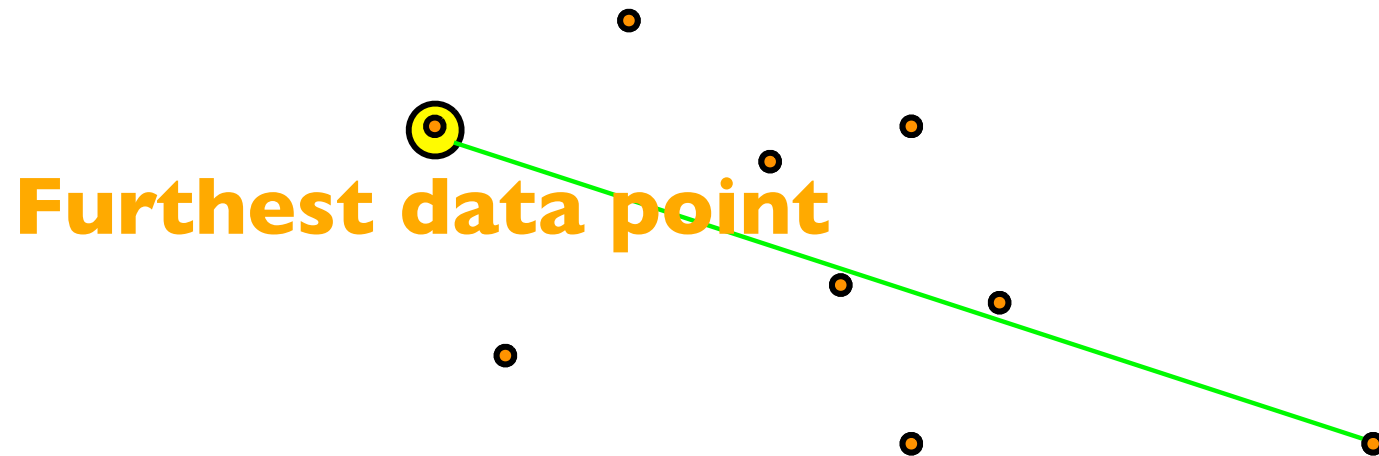
クラスター定義手法



Average linkage



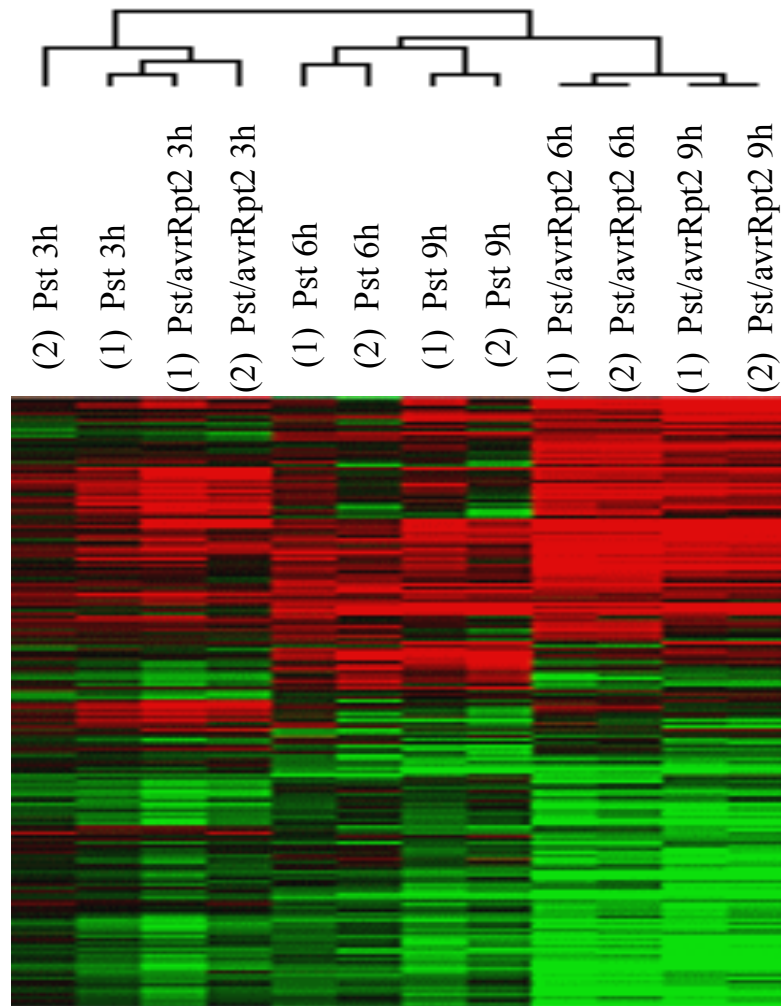
Complete linkage



Single linkage



階層クラスタリングの利点



- クラスター化してより少数のカテゴリーを示す
- 人間が認識可能なパターンを示す

階層クラスタリングの欠点

- Bottom-up: 非常に「手順」依存性
- 一つの距離のみを指標としたクラスタリング

「手順依存的」な方法の欠点を補うには？

- 偶然、観察されているクラスターを推定する
 - 同じ手順を繰り返す
 - クロスバリデーション

クロスバリデーション

- あるクラスターは必然か偶然か？
 - leave-one out validation: サンプルを一つ抜いてクラスタリングしてみる
- 少数の特定遺伝子がクラスタリングに影響していないか？
- Bootstrap: 遺伝子サブセットでクラスタリングを繰り返してみる

多変量解析(I)のまとめ

教師有りか無しか

(supervised or unsupervised) ?

- 事前情報、前提はあるか？
- ある場合はk-means法などの利用を検討

どのような距離行列を使うか？

- プロファイルの大きさ
- プロファイルの角度 など

主成分分析

主成分分析とは？

モチベーション:

多次元データ（多数の遺伝子もしくは多数のサンプル）に含まれる特徴を

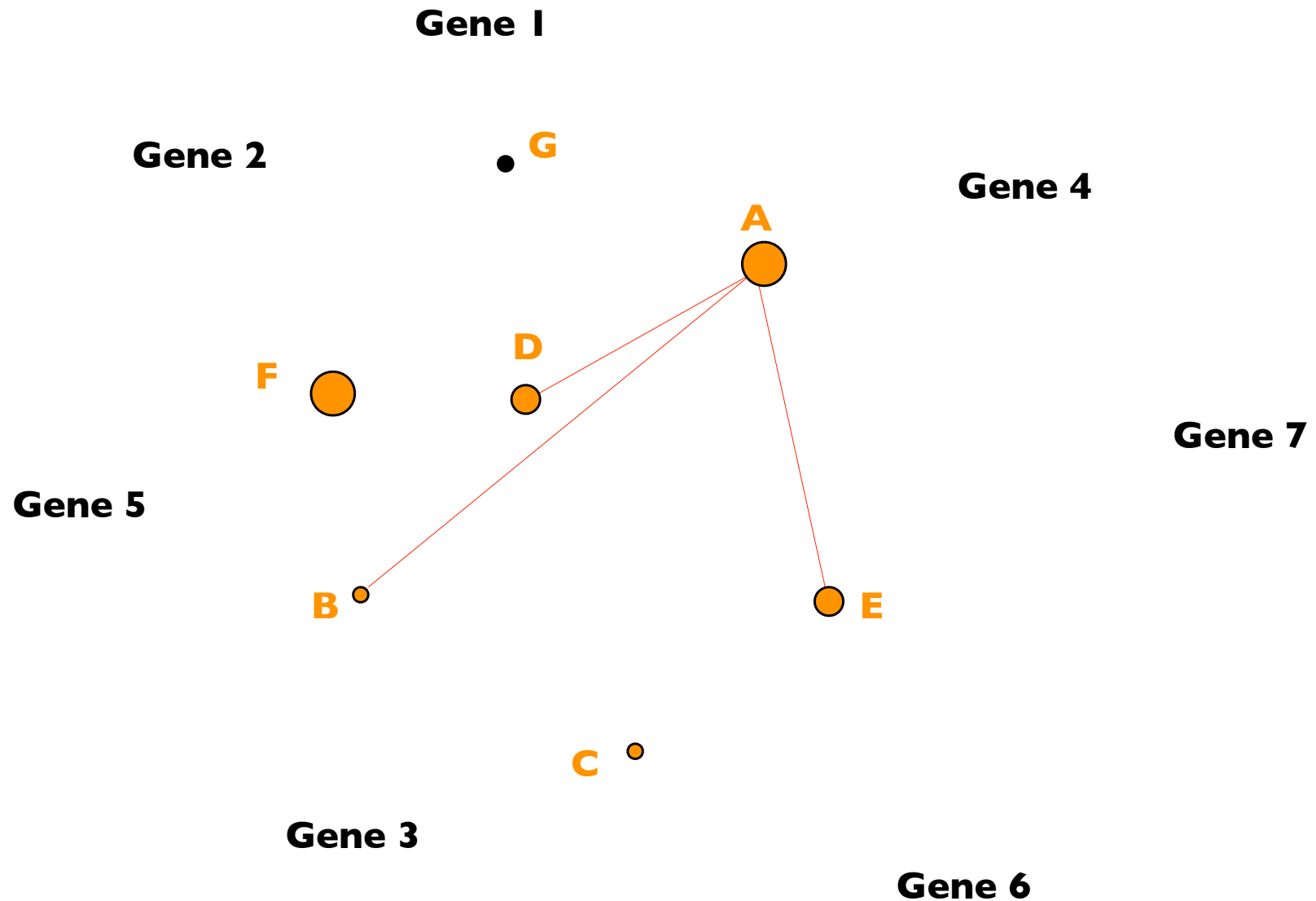
- ・大きなものから抽出し、
- ・それら特徴を表現する**新たな軸**を作って

低次元でデータを可視化する

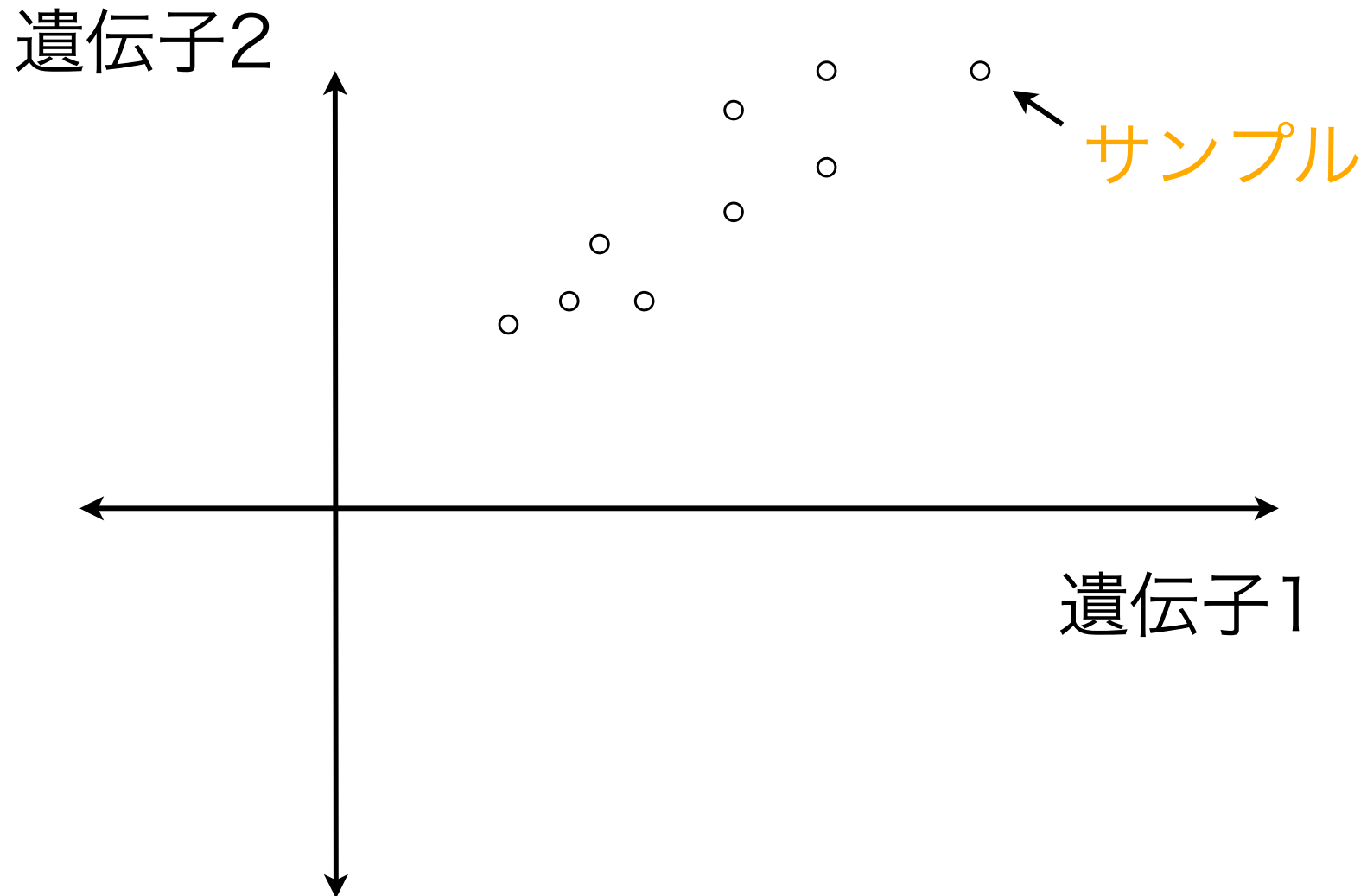
→ **人間が**新たな解釈を与える

階層クラスタリング、k-means法:

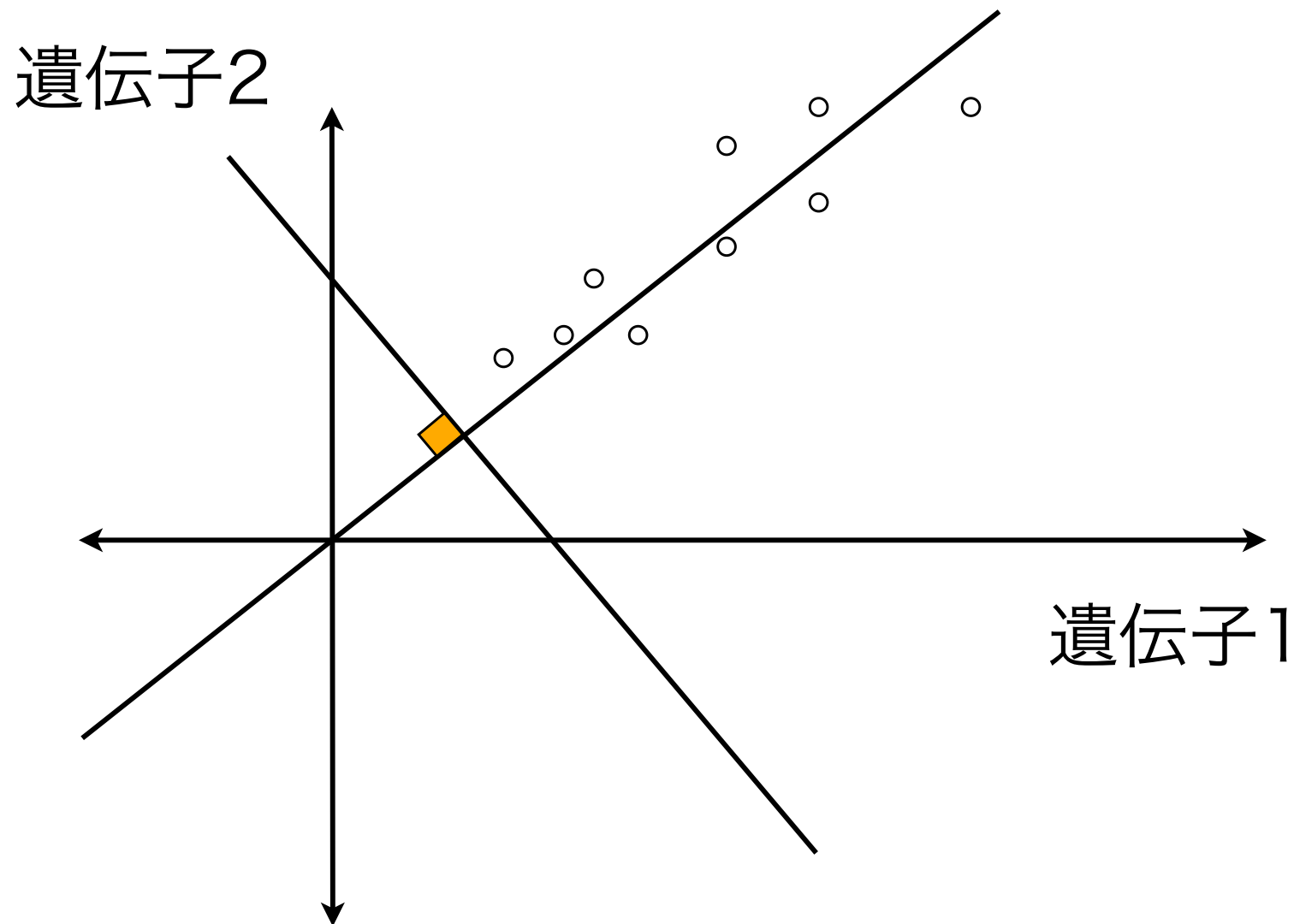
プロファイル間の類似性は空間での**1つの距離**によって決まる



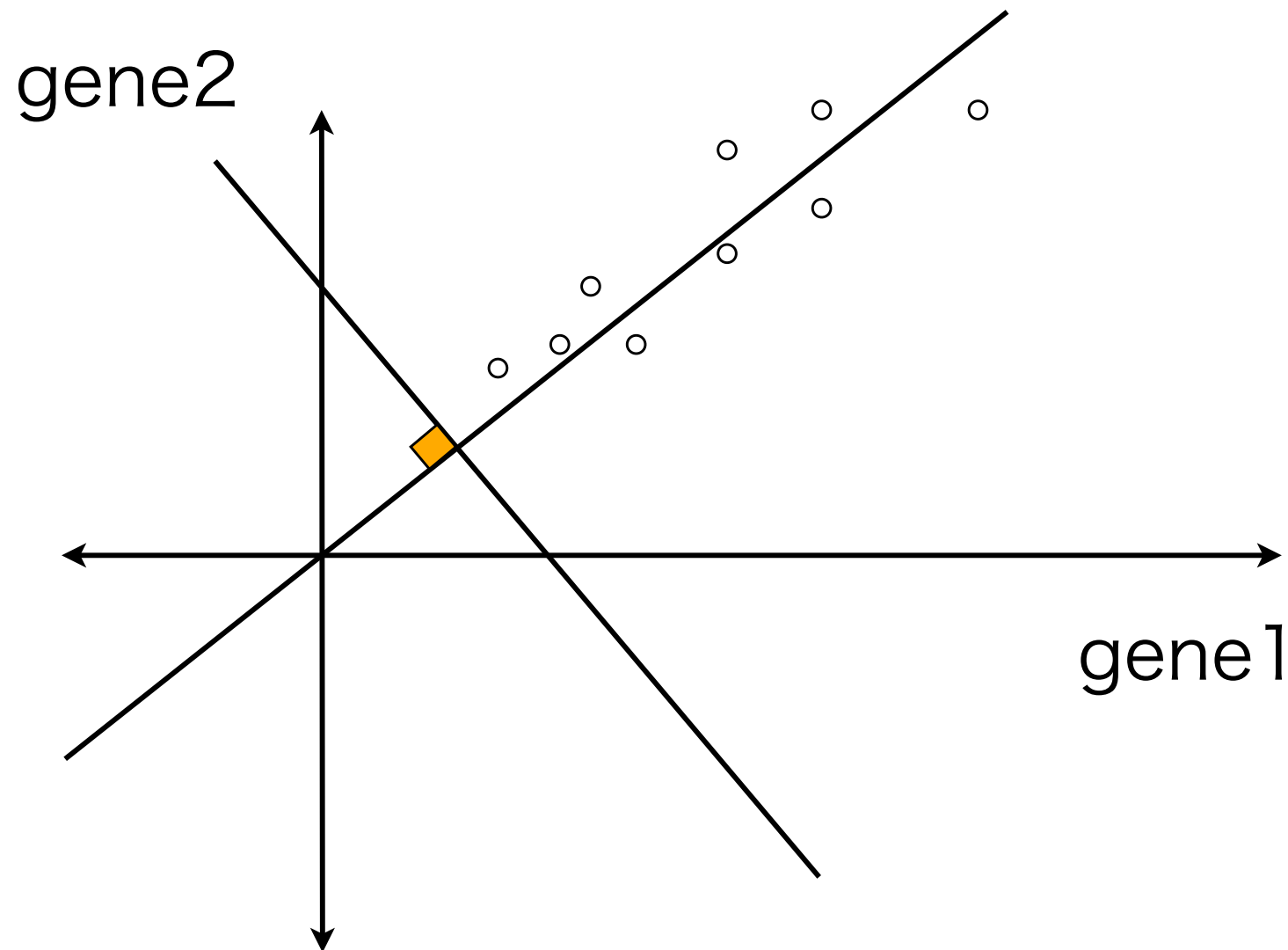
PCAは何をするのか？



PCAは何をするのか？



PCAは何をするのか？



PCAの概略(2次元)

1. 各サンプル (1.. n) の観察値(x_n, y_n)を

$$\begin{aligned} u_n &= a_1 x_n + b_1 y_n \\ v_n &= a_2 x_n + b_2 y_n \end{aligned}$$

とおく

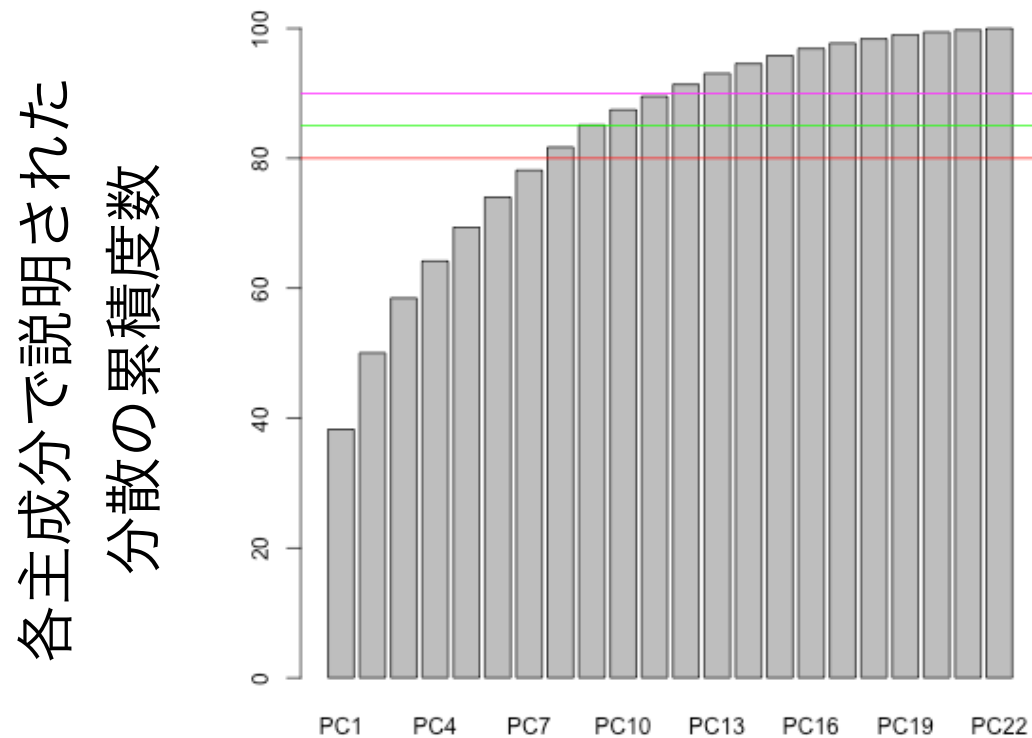
2. $a^2 + b^2 = 1$, u と v の相関係数0という制約の下でこれを解いて a_n, b_n を求める。

PCAで得られる重要な統計量

- 寄与率
- 因子負荷量
- 主成分得点

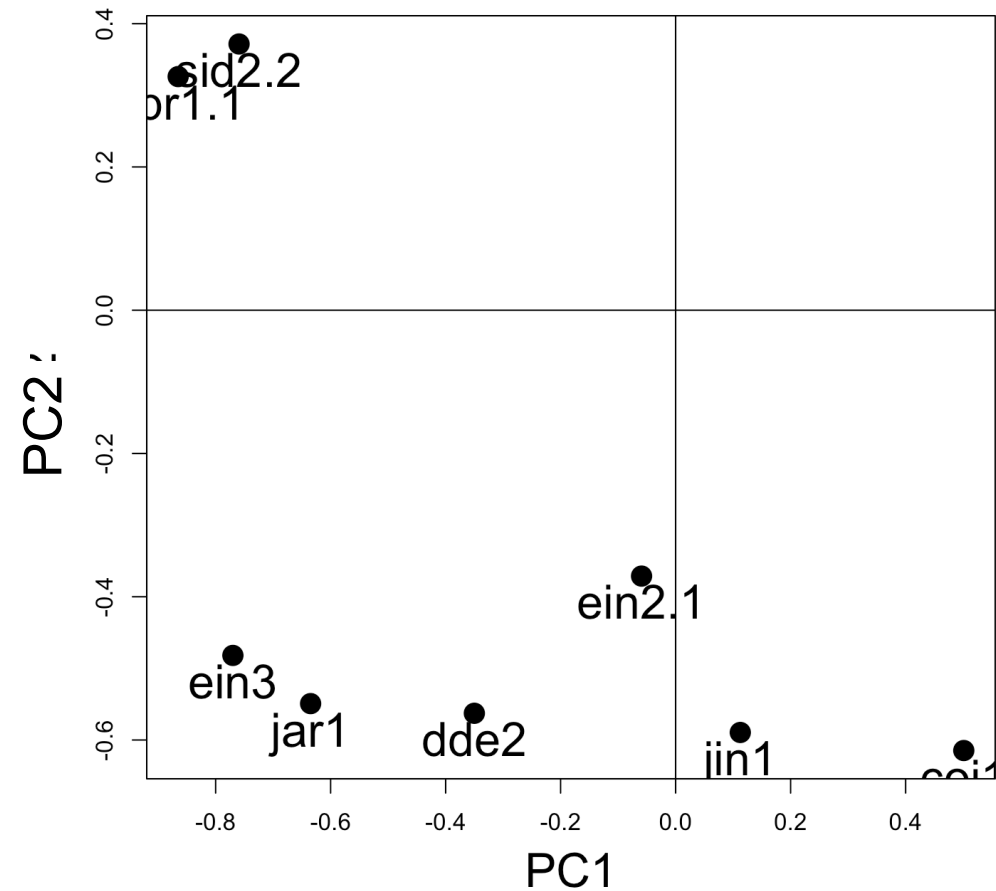
寄与率

- 各主成分が説明する分散の割合



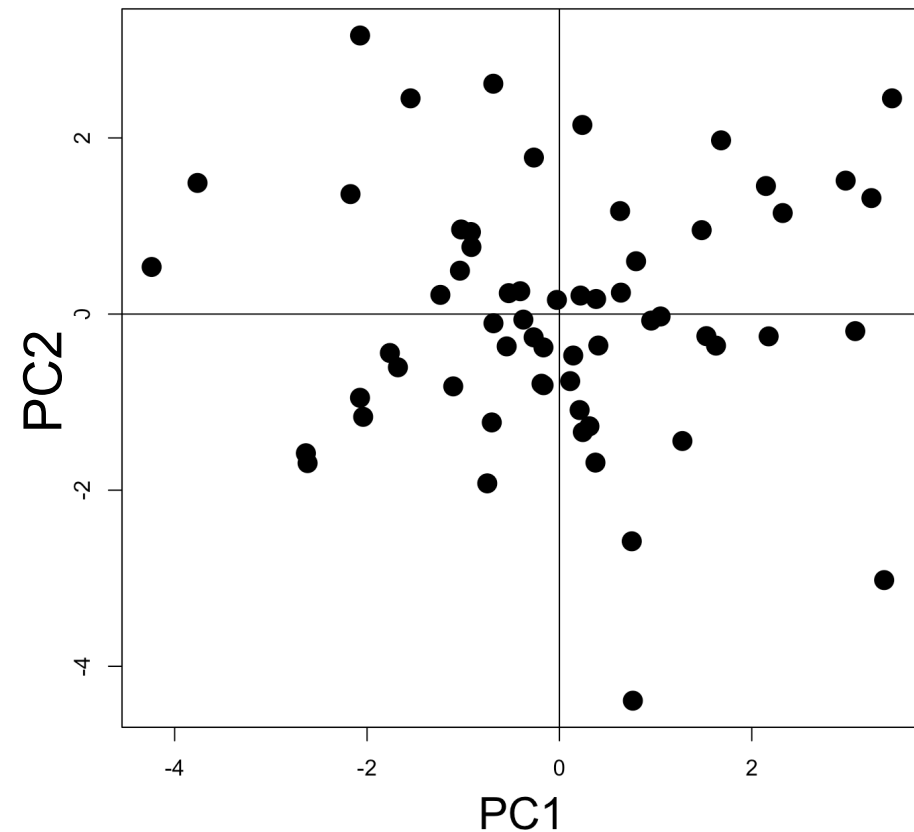
負荷量 loadings

- 得られた主成分と元データのパラメーターの相関
- 各パラメーターがもとのデータの情報をどれだけ有するか



主成分得点 scores

- 各パラメーターの値を各主成分について標準化したもの



標準化: 平均0, SD=1

主成分分析(まとめ)

- 主成分分析はデータの分散を説明する新たな軸を計算する方法
 - 寄与率
 - 因子負荷量
 - 主成分得点

注意点

1. データの正規化は必要か？

分散共分散行列、相関行列)

を使うか → データの単位は

統一されているか

多次元尺度構成法

Multi-dimensional scaling(MDS),
Principle coordinate analysis

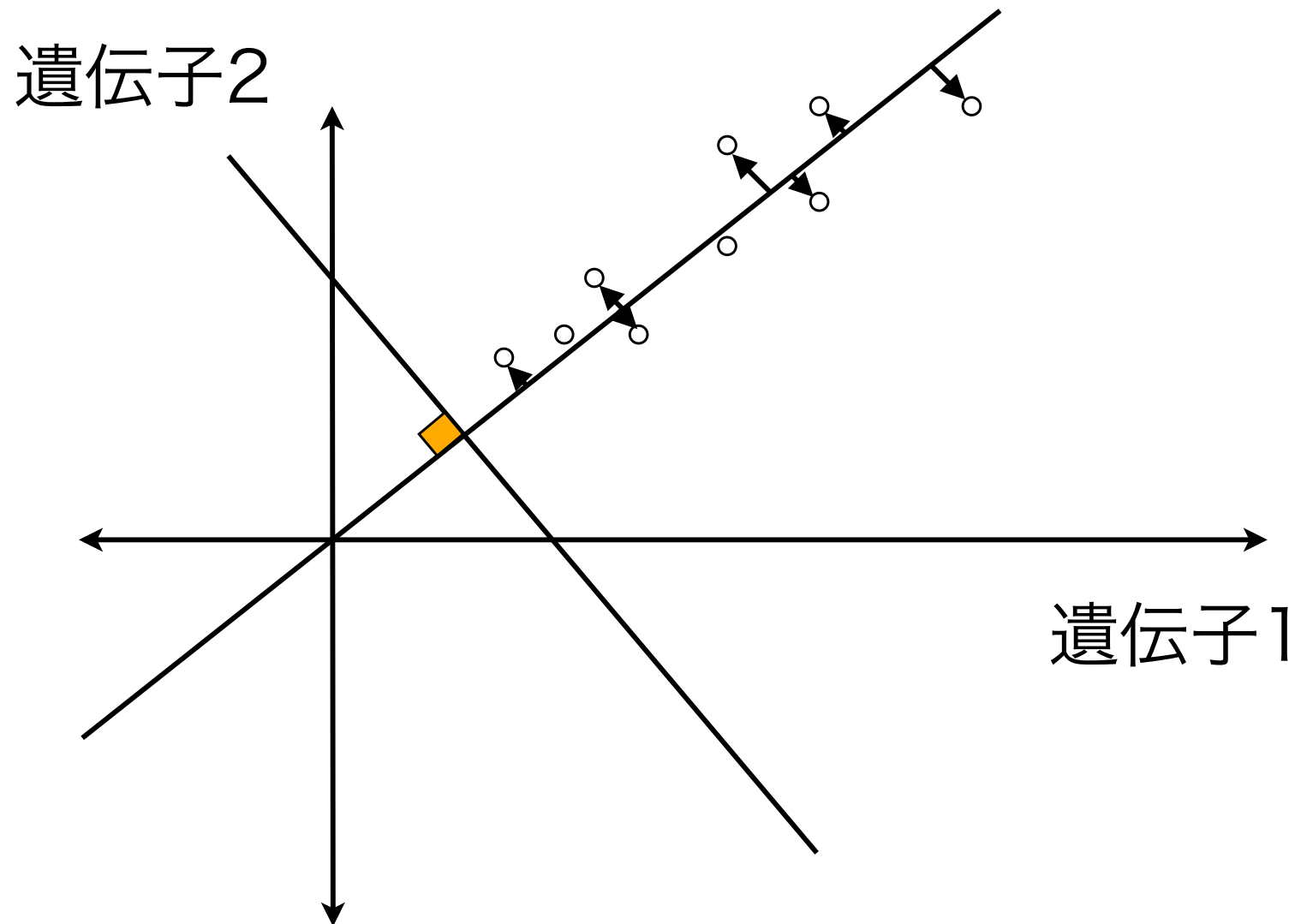
多次元尺度構成法とは？

モチベーション:

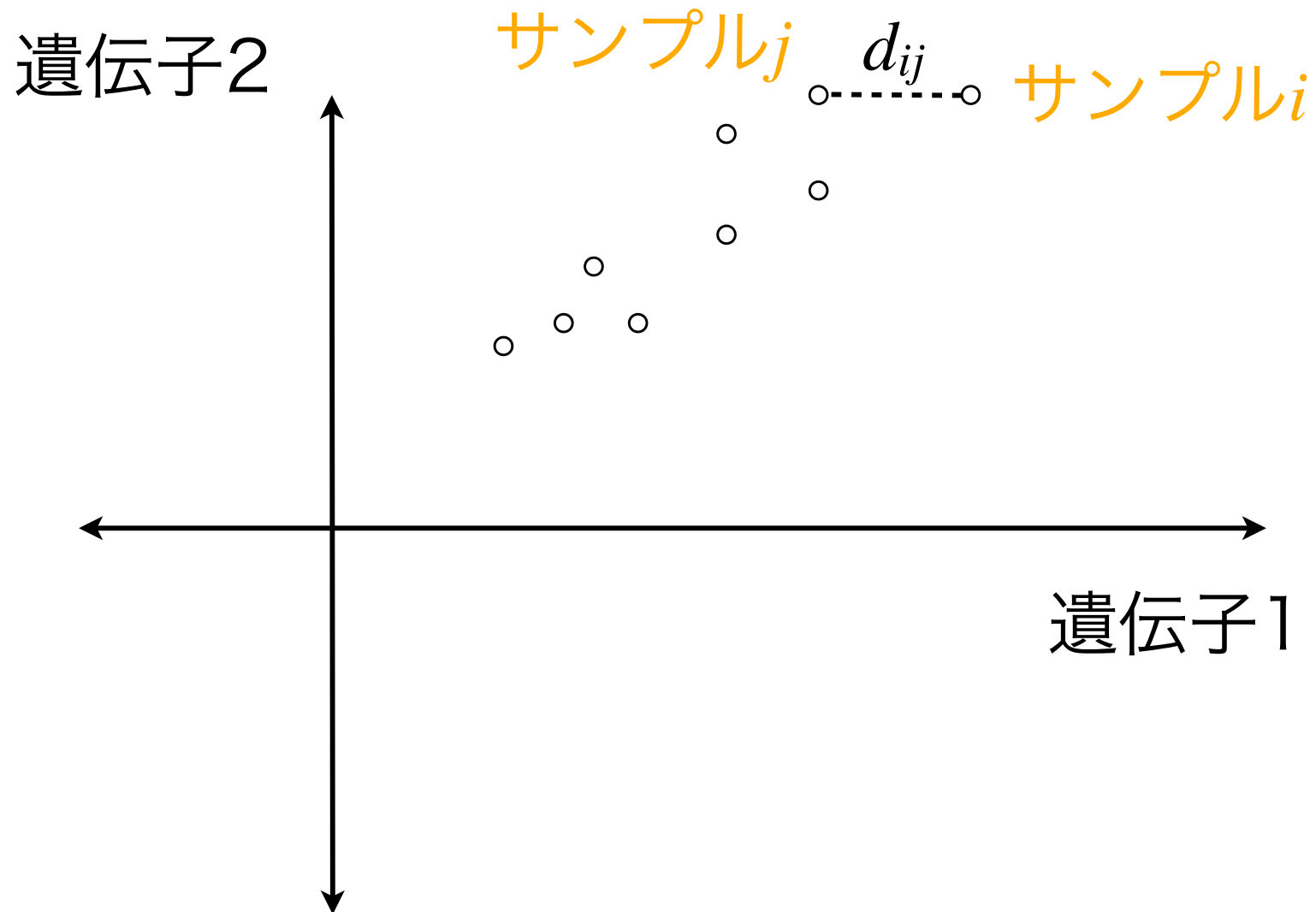
**多次元での各サンプル間の距離を保持して
低次元で表現する**

距離係数を元に次元圧縮するため、非線形
の関係にも対応 (PCA: 分散を使う [線形]。
PCAも計算手法によっては同義になる)

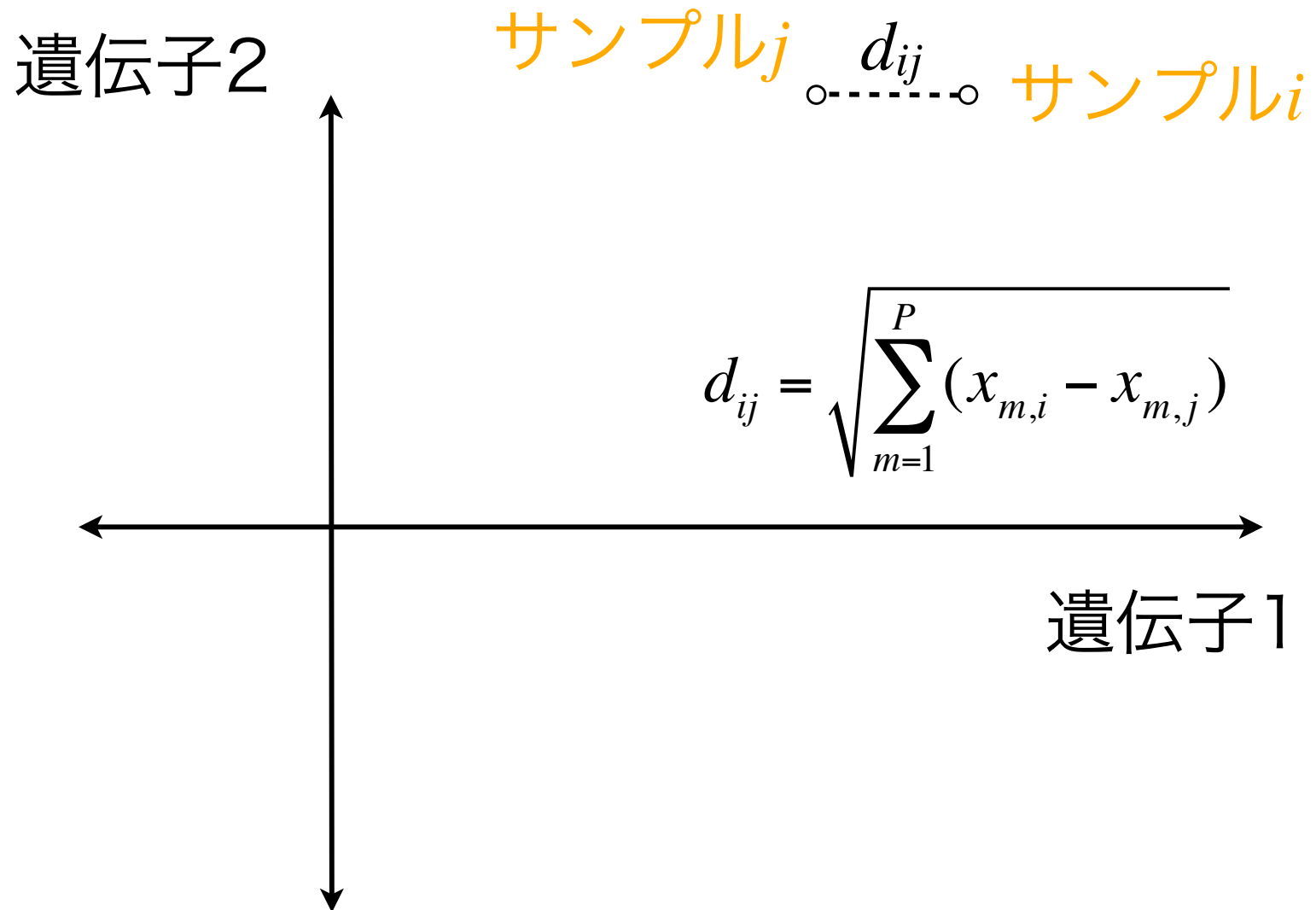
PCAが考慮する距離



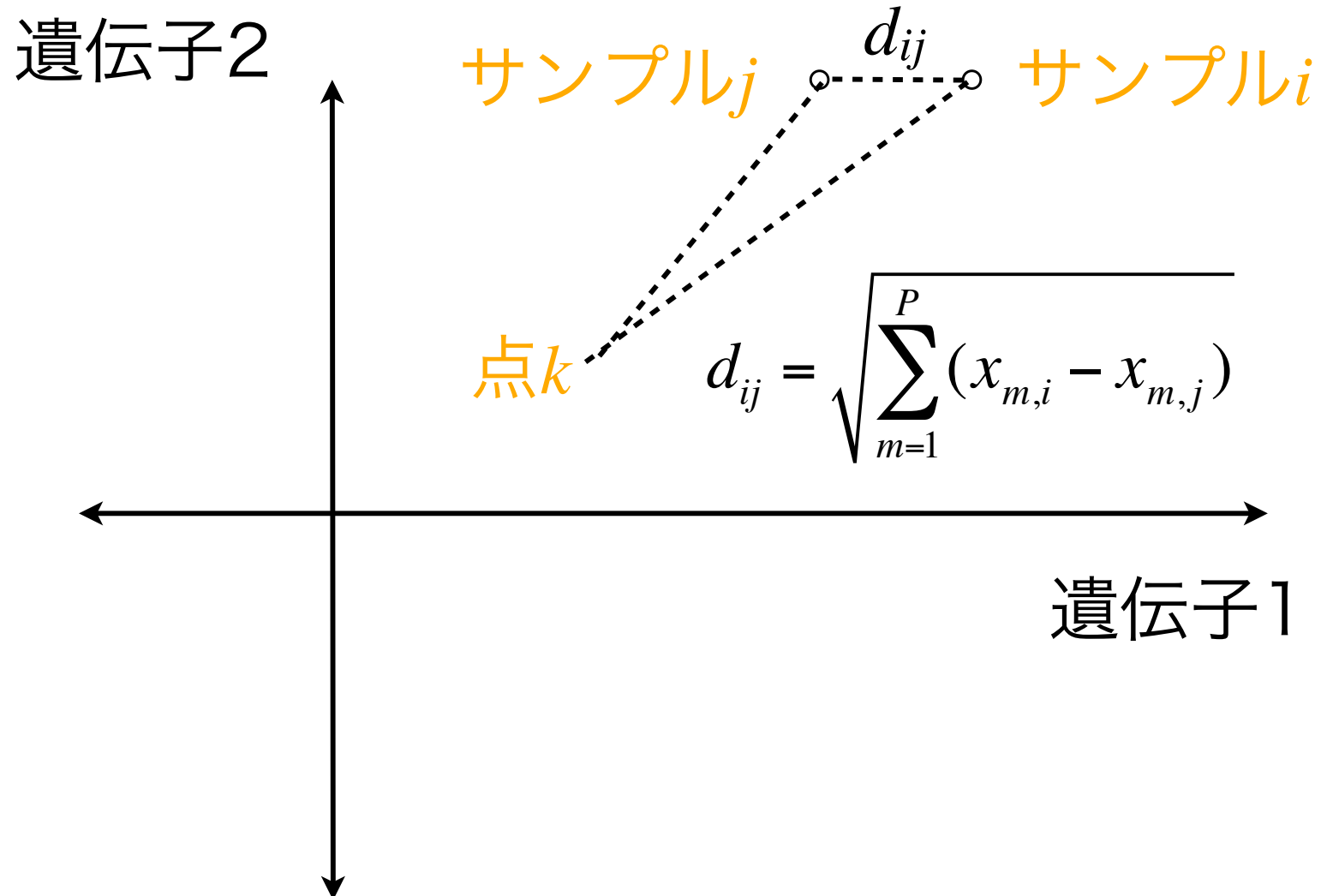
MDSは何をするのか？



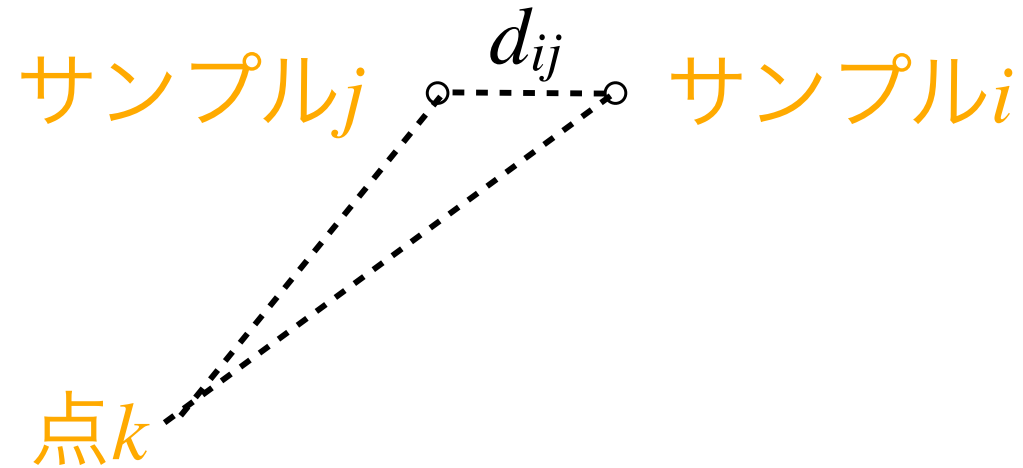
サンプル間の距離をまず計算する



この定理はサンプル*i,j*に対し、どこを原点（点*k*）としても成り立つ

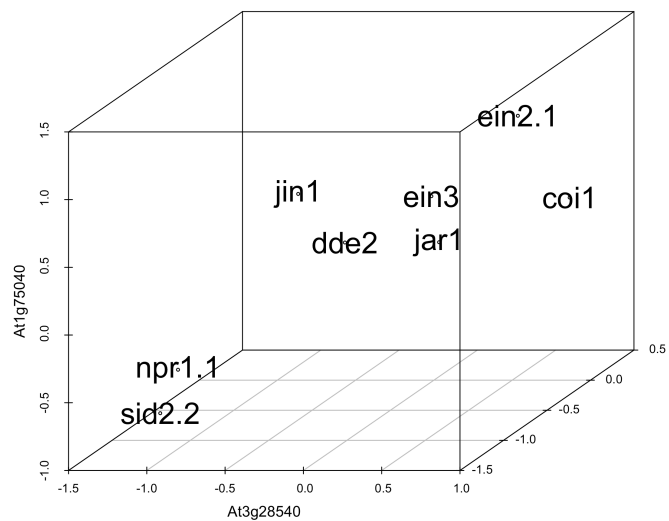


この定理はサンプル*i,j*に対し、どこを原点（点*k*）としても成り立つ

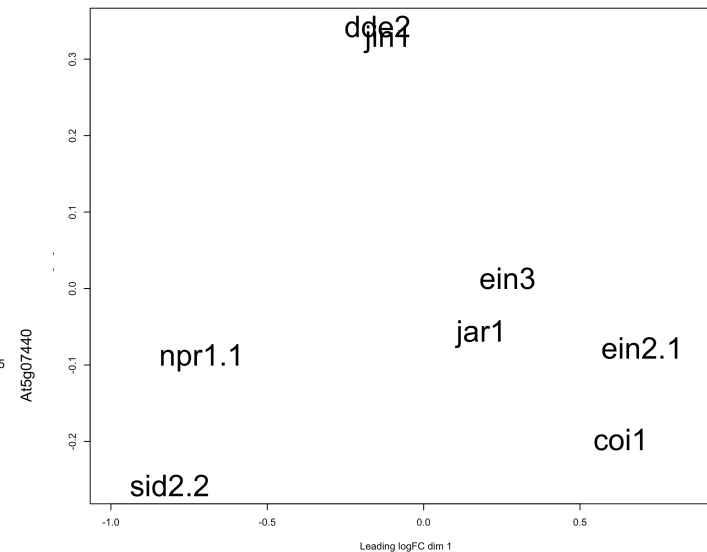


$$d_{ij}^2 = d_{ik}^2 + d_{jk}^2 - 2d_{ik}d_{jk} \cos \theta$$

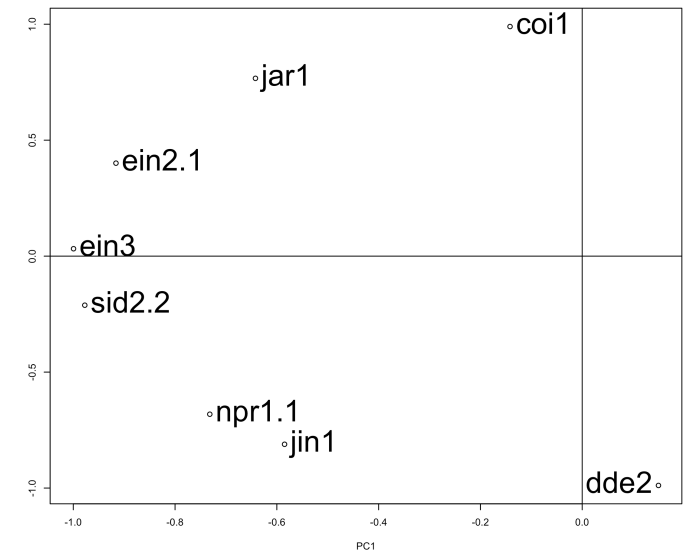
MDSとPCAの違い



Raw data (3 genes)



MDS (2D)



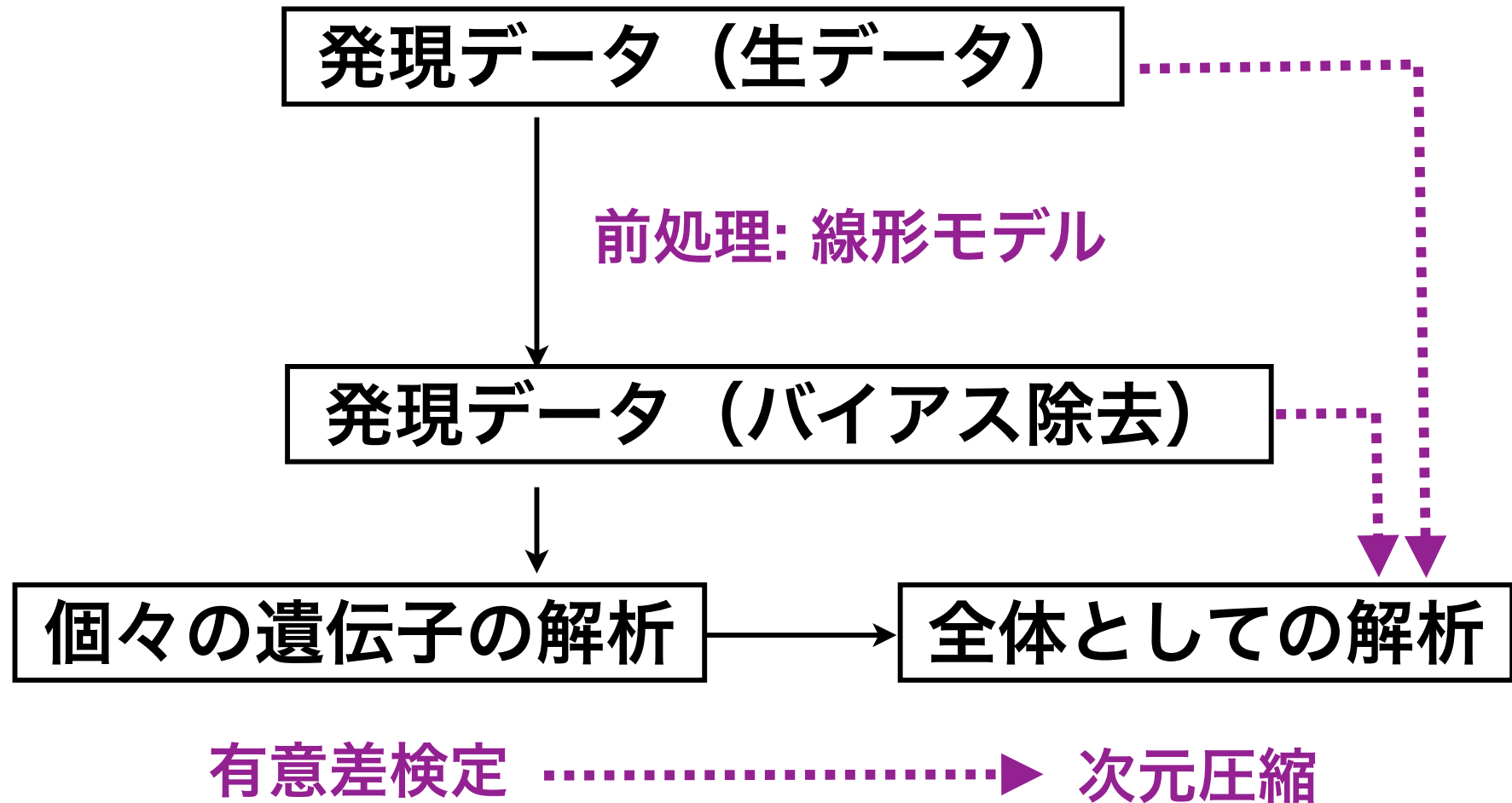
PCA (2 PCs)

多変量解析(2)のまとめ

PCA/MDS

- データがもつ類似性を低次元で表現し、評価・可視化する
- **軸**に意味がある（PCA）/ない（MDS）
- **重心の置き方に違い**: 入力データをどのように前処理するか

多変量解析をもう一歩進めて: 入力データは何を使うか?



多変量解析をもう一歩進めて:

人間の解釈をアシストするデータ取得を心がける

多変量解析の枠組み

多次元（例: 多パラメーター）を
より少ない指標を使って理解する



N個のサンプルをM個 ($M < N$)の
グループに分類する

→ 人間が新たな解釈を与える

コントロール、
指標サンプルは
含まれるか？

今回の内容で扱わなかった重要項目

- 回帰
- 非線形クラスタリング・次元圧縮
 - ISOMAP, LLE
 - self-organization map

連絡：コピーライト

コピーライトは佐藤にあります。
資料内容の使用については下記連絡先までご
連絡ください。

- satox@abs.agr.hokudai.ac.jp