博士課程「ゲノム統計学大意」 修士課程「ゲノムサイエンス概論」の合同講義

受講に先駆けて

- ノートパソコンを持参
- ・ R、Rstudioをインストール (https://qiita.com/hujuu/items/ddd66ae8e6f3f989f2c0)
- スライド上映形式の講義ではありません
- 必死でノートを取りましょう
- 公開資料 (https://github.com/ryamada22/atom/blob/master/KurumeLecture/KL2019/KL2019Final.pdf)をプリントアウトして、それに書き込むいうのもよい方法です。

スケジュール

90分 x 15コマ = 45分 x 30コマ 金 3-7限、土 1-2限

- 1-1 イントロダクション
- 1-2 分子遺伝学概論(1)
- 2-1 分子遺伝学概論 (2)
- 2-2 分子遺伝学概論 (3)
- 3-1 p値と検定
- 3-2 解析の再現性とRmarkdown
- 4-1 帰無仮説、データシミュレーション作成、一様分布
- 4-2 2x2表のカイ二乗検定とフィッシャーの正確確率検定
- 5-1 SNVだけで学ぶ統計学 イントロダクション
- 5-2 アレル、ディプロタイプ、ハーディワインベルグ平衡
- 6-1 ケースコントロール・スタディ 2x3表
- 6-2 ケースコントロール・スタディ 2x3表
- 7-1 確率と尤度
- 7-2 最尤推定と二項分布とベータ分布
- 8-1 ハプロタイプと連鎖不平衡
- 8-2 連鎖不平衡係数とEMアルゴリズム
- 9-1 多重検定とボンフェロニ補正
- 9-2 多重検定とパーミュテーション法(と正確確率法)
- 10-1 次世代シークエンサーデータとリードのマッピング
- 10-2 デプスとSNV
- 11-1 SNV以外で学ぶ統計学 イントロダクション
- 11-2 トランスクリプトームとヒートマップ

- 12-1 クラスタリング、ヒートマップ
- 12-2 系統樹というクラスタリング
- 13-1 階層型クラスタリングと非階層型クラスタリング
- 13-2 ネットワークというグラフ
- 14-1 非線形クラスタリング tSNEを自力で使う
- 14-2は予備。きっと時間が足りなくなるから
- 15-1,15-2 試験・試験

1-1 イントロダクション

- 自己紹介・受講目的確認
- 知識確認アンケート(基本的な知識 on 分子遺伝学・統計学/データサイエンス)
- 内容概観
- ゲノム・オミックス学
- ゲノム統計学

1-2 分子遺伝学概論(1)

2-1 分子遺伝学概論(2)

2-2 分子遺伝学概論(3)

- ゲノムとオミックス (http://omics.jp/about-omics)
- 統計学 (https://ja.wikipedia.org/wiki/%E7%B5%B1%E8%A8%88%E5%AD%A6)
- (機械)学習 (https://ja.wikipedia.org/wiki/%E6%A9%9F%E6%A2%B0%E5%AD%A6%E7%BF%92)

参考資料

- 学部1回生の講義資料 分子遺伝学 (https://github.com/ryamada22/MolGenetics)
- 京大MOOCの第1の第一セクション (https://www.edx.org/course/introduction-to-statistical-methods-for-gene-mapping)
- オーム社『遺伝統計学の基礎』ISBN 978-4-274-06822-5
- SNV解析資料(山田) (http://www.statgenet.med.kyoto-u.ac.jp/ra/indexold.html)

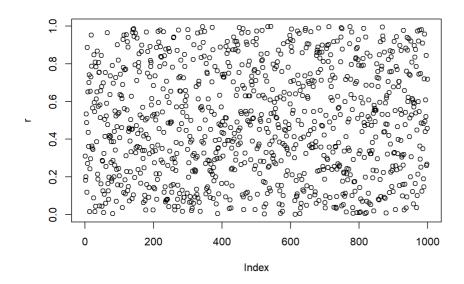
読み物

• 多型 (https://ja.wikipedia.org/wiki/%E5%A4%9A%E5%9E%8B)

3-1 p値と検定

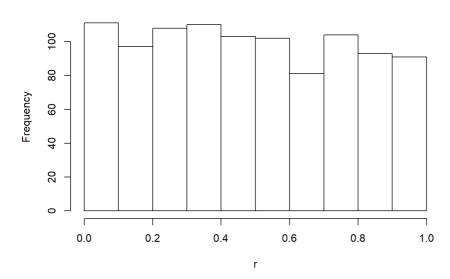
 参考スライド (http://www.statgenet.med.kyotou.ac.jp/wiki_tokyo/index.php/%E6%97%A5%E6%9C%AC%E4%BA%BA%E9%A1%9E%E9%81%BA%E4%BC%9D%E5%AD%A6%E4%BC%9A%E6%95 (3-1~6-2)

一様分布からの乱数発生 n <- 1000 r <- runif(n) plot(r)

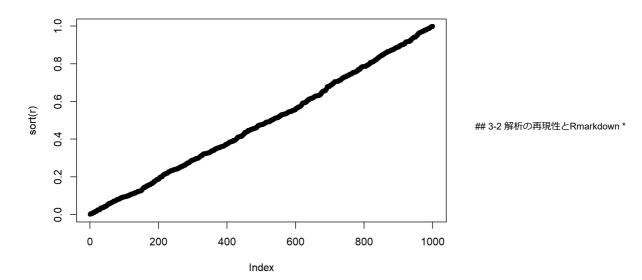


hist(r)

Histogram of r



plot(sort(r))

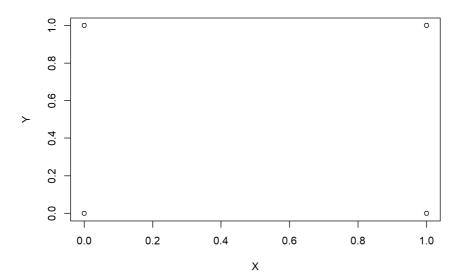


Rstudio (https://qiita.com/hujuu/items/ddd66ae8e6f3f989f2c0) * R,reproducibility,再現性でウェブ検索して情報を集めてみる * この講義のノートを書いてみる。うまく行かなければコピーペーストしてから考える

4-1 帰無仮説、データシミュレーション作成、一様分布

ランダムにn個の値(0か1)を発生させる。 それとは別に、やはりランダムにn個の値(0か1)を発生させる。

2x2表を作る。 カイ二乗検定をする。



```
## Y
## X 0 1
## 0 2466 2487
## 1 2507 2540

tab <- table (X, Y)
chisq. test (tab)

##
## Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction
##
## data: tab
## X-squared = 0.0090116, df = 1, p-value = 0.9244
```

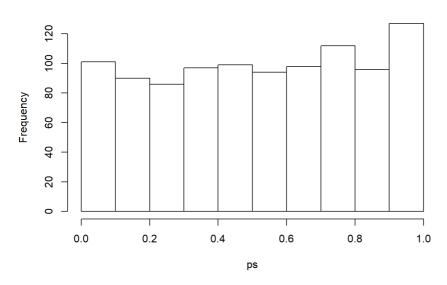
- p値ってなんだっけ?
- カイ二乗値ってなんだっけ?
- 自由度ってなんだっけ?

たくさんのp値を発生させてみる。

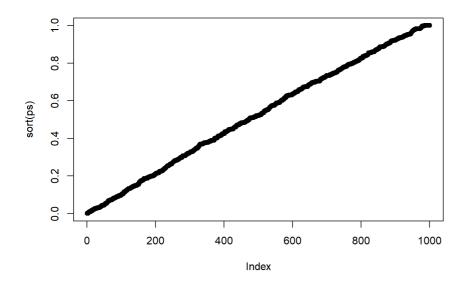
```
n. iter <- 1000
ps <- rep(0, n. iter)
for(i in 1:n. iter) {
    X <- sample(c(0,1), n, replace=TRUE)
    Y <- sample(c(0,1), n, replace=TRUE)
    tab <- table(X, Y)
    chisqout <- chisq. test(tab)
    ps[i] <- chisqout$p. value
}</pre>
```

hist(ps)

Histogram of ps



plot(sort(ps))



4-2 2x2表のカイ二乗検定とフィッシャーの正確確率検定

黒板を使う講義

Wikipediaの記事

(https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%95%E3%82%A3%E3%83%83%E3%82%B7%E3%83%A3%E3%83%BC%E3%81%AE%E6%AD%A3%E7%A2%BA%E7 小さい表を使って、周辺度数を共有するテーブルを全列挙してみる。

正確生起確率を計算してみる。

```
my. exact. prob <- function(tab) {
    a <- tab[1,1]
    b <- tab[1,2]
    c <- tab[2,1]
    d <- tab[2,2]
    ab <- a + b
    cd <- c + d
    ac <- a + c
    bd <- b + d
    n <- sum(tab)
    bunbo <- factorial(n) * factorial(a)*factorial(b)*factorial(b)
    bunsi <- factorial(ab)*factorial(ac)*factorial(bd)
    prob <- bunsi / bunbo
    return(prob)
}</pre>
```

足し合わせてみる。

```
tab1 <- matrix(c(1,1,1,0),2,2) tab1
```

```
## [,1] [,2]
## [1,] 1 1
## [2,] 1 0
```

```
tab2 <- matrix(c(2,0,0,1),2,2)
my. exact. prob(tab1)
```

```
## [1] 0.6666667
```

```
my. exact. prob(tab2)
```

```
## [1] 0.3333333
```

自由度って...

```
fisher.test(tab)
```

```
##
## Fisher's Exact Test for Count Data
##
## data: tab
## p-value = 0.6456
## alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
## 95 percent confidence interval:
## 0.9410504 1.1025298
## sample estimates:
## odds ratio
## 1.018612
```

5-1 SNVだけで学ぶ統計学 イントロダクション

スライド (http://www.statgenet.med.kyoto-

u.ac.jp/wiki_tokyo/index.php/%E6%97%A5%E6%9C%AC%E4%BA%BA%E9%A1%9E%E9%81%BA%E4%BC%9D%E5%AD%A6%E4%BC%9A%E6%95%99%

5-2 アレル、ディプロタイプ、ハーディワインベルグ平衡

- SNVは2アレル
- ディプロタイプは3タイプ
- アレル頻度
- ホモ接合体、ヘテロ接合体、その頻度

黒板を使う

- 赤球と白球の集まりからランダムに2個取り出す。
- 赤球と白球の集まりからランダムにペアを作る。
- できたペアは(赤、赤)、(赤、白)、(白、白)の3通り。
- その割合は?

6-1 ケースコントロール・スタディ 2x3表

スライド (http://www.statgenet.med.kyoto-

u.ac.jp/wiki_tokyo/index.php/%E6%97%A5%E6%9C%AC%E4%BA%BA%E9%A1%9E%E9%81%BA%E4%BC%9D%E5%AD%A6%E4%BC%9A%E6%95%99%## 6-2 ケースコントロール・スタディ 2x3表 引き続きスライド

7-1 確率と尤度

黒板を使う

確率

- 赤球と白球
- p:1-p
- n個取り出す
- k:n-kになる確率は?

n_C_k p^k (1-p)^{n-k}

尤度

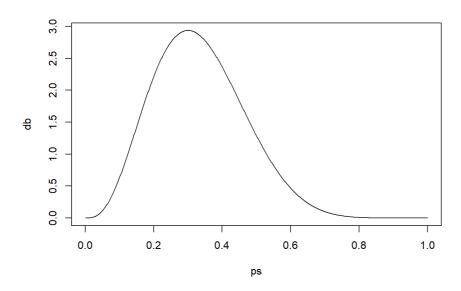
- n個のうちわけがk:n-kだったとする
- pが0.2と仮定したときにk:n-kになる確率は?
- pが0.3と仮定したときにk:n-kになる確率は?
- それぞれを、k:n-kという観測を見て想定する、pがxxxである尤度、と言う
- 尤度の計算は確率そのものだから、言い方・捉え方の違いがあるだけで同じもの

7-2 最尤推定と二項分布とベータ分布

- 尤度を考え合わせて、その総和が1になるように調整する
- それは確率密度(質量)分布
- 二項分布とベータ分布とは「確率」と「尤度」との相互関係
- あるパラメタの値が尤度を最大にする。そのような値を最尤推定値という

Rでやってみる。

ps <- seq(from=0, to=1, length=1000) n <- 10 k <- 3 db <- dbeta(ps, k+1, n-k+1) # "+1"はおまじない plot(ps, db, type="l")



- まだ何も観察されていないときの尤度はどうなる?
- n=1のときの尤度はどうなる
- 最尤推定値と期待値
- 最尤ではない推定値、分布推定、ベイズ

8-1 ハプロタイプと連鎖不平衡

2SNVsのハプロタイプ

黒板を使う

- 2SNVsハプロタイプの成立
- 変異
- 第二変異
- 交叉組み換え

8-2 連鎖不平衡係数とEMアルゴリズム

連鎖不平衡係数

- D'とr^2
- r^2 とカイ二乗値

連鎖平衡と独立と期待値

- 2つのSNV
- 相互に独立な(連鎖平衡な) 2 SNVの組み合わせハプロタイプ頻度と2x2表
- 2 SNVのアレル頻度は同じで、4八プロタイプ頻度を変える

複合ジェノタイプ

- 2SNVが作る複合ジェノタイプは9タイプ
- 2SNVハプロタイプのハーディ・ワインベルグ平衡

黒板を使う

4ハプロタイプ頻度と9複合ジェノタイプ頻度

黒板を使う

- 9複合ジェノタイプ観測データの下での、4ハプロタイプ頻度の最尤推定
- EMアルゴリズム
- 手作業でのEMアルゴリズム

アルゴリズムとは

- 統計学 vs. アルゴリズム(機械学習)
- 「計算的」か「機械的」か
- p値を気にするか、「答え」を気にするか
- 機械的に」答えがいつも一意に定まるアルゴリズム
- 「機械的に」答えが決まるが、条件・初期値依存であるアルゴリズム
- 「機械的に」答えが決まるが、乱数を使うので、答えが一定ではないアルゴリズム

9-1 多重検定とボンフェロニ補正

スライド (http://www.statgenet.med.kyoto-

黒板を使う

- ボンフェロニ法の仮定
- 独立の仮定
- 独立ではない場合
- 独立ではない場合にボンフェロ二法を適用するとどうなるか

9-2 多重検定とパーミュテーション法(と正確確率法)

- 独立を仮定できない場合
- 連鎖不平衡にある複数のSNV (GWSAを含む)
- 1つの2x3表に3つの検定(相加・優性・劣性の3モデルで検定する場合)
- 3つの群を比較するために、3つのペアの検定をする場合
- パーミュテーション法
- 乱数を使う(モンテカルロ)
- 帰無仮説に基づいて、観測データをシャッフルする
- シャッフルを繰り返して検定をすれば、「帰無仮説の下で」多重検定をしたときに、得られるp値の分布と似たようなものが得られるのではないか?
- 全部の順列、フルのパーミュテーション法
- できうる限りのすべてのシャッフルパターンを1回ずつ行って、「帰無仮説の下で」の分布を得る
- 正確確率検定はこの方法

パーミュテーション法とリサンプリング方

- パーミュテーション法は得られた標本の順番を入れ替えるだけ
- リサンプリング法は、得られた標本から「リ・サンプル」して、新たな標本セットを作る方法。1回ではなく複数回、サンプリングされるかもしれない
- リサンプリング法の流儀は、いわゆる「機械学習」の手法として位置づけられている

10-1 次世代シークエンサーデータとリードのマッピング

そろそろ疲れが...

休憩代わりに、読み物(次世代シークエンサーデータ) (http://ryamada22.hatenablog.jp/entry/20140121/1390273733)

10-2 デプスとSNV

ゲノムシークエンス

黒板を使う

• SNVかどうかを調べるには

ヘテロ座位でのアレル別リード数

```
 \begin{split} &dp \leftarrow 40 \\ &prob \leftarrow c \, (0.5, 0.5) \\ &gs \leftarrow sample \, (0:1, dp, replace=TRUE, prob=prob) \end{split}   table \, (gs)
```

```
## gs
## 0 1
## 21 19
```

ホモ座位でのアレル別リード数

全リードが同じアレルになる「はず」

ただし、エラーがなければ、の話

```
dp <- 40 # \mathit{T}\mathit{\mathit{J}}\mathit{-E}\mathit{*F}\mathit{l}\mathit{l}\mathit{l}\mathit{l} # \mathit{T}\mathit{\mathit{J}}\mathit{-E}\mathit{\mathit{F}}\mathit{l}\mathit{l}\mathit{l} err <- 0.1 prob <- c(1-err,err) gs <- sample (0:1, dp, replace=TRUE, prob=prob) table (gs)
```

```
## gs
## 0 1
## 34 6
```

観測から、ホモ接合体かへテロ接合体かを判断する

アレル別リード数が、4:1のとき

- データは観測された
- 仮説1「ホモ接合体である」
- 仮説 2 「ヘテロ接合体である」
- 仮説 1 と仮説 2 の尤度を計算する
- 片方の尤度が圧倒的に高ければ、その仮説を信じればよい
- 圧倒的に高いとは?

トランスクリプトーム

- アレル特異的発現量解析
- ゲノム上、ヘテロであることがわかっているSNVに相当するmRNAシークエンスデータ
- ホモ接合体かもしれなかったらどうする...

一部の細胞だけが変異体である場合

- 癌
- 体細胞モザイク
- デプスの深さの重要性

11-1 SNV以外で学ぶ統計学 イントロダクション

- 博士課程「ゲノム統計学大意」
- 修士課程「ゲノムサイエンス概論」

SNVの統計学しかやってこなかったけど、大丈夫なのか?

- 大丈夫
- その1:遺伝情報の臨床利用の半分以上はSNV関連だから大丈夫
- その2:以下のことについての基本知識は、ほぼすべてのゲノム・オミックス統計解析の基礎になっているから大丈夫
 - 。 検定とp値
 - 。 尤度とベイズ的考え方
 - 。 独立と帰無仮説と期待値との関係
 - 。 多重検定、検定が相互に非独立であること
 - 。 推定とサンプル数の数の必要性(パワー)
 - 。 パーミュテーション法、リサンプリング法、モンテカルロ法
 - 。 統計学的考え方と機械学習的な考え方の違いと重なり
- その3:以下のスキルを習得した
 - 。 Rが使える、Rmdで「再現性のあるデータサイエンス」の記録が取れる

11-2 トランスクリプトームとヒートマップ

トランスクリプトームデータ解析のイントロダクション

- たくさんの個体・個別細胞
- たくさんの遺伝子
- 長方形データ (行列データ)
- 何が知りたい?

- 遺伝子をグループ分けしたい
- 個体・個別細胞をグループ分けしたい
- 個体・個別細胞の表現型と、多数の遺伝子が織りなす様子(signature シグナチャとか呼ばれる)を『把握したい』

『把握したい』という気持ちの本性

- 簡潔にしたい
- 少ない数値で分かったことにする
 - 。 平均値
 - 。 平均値と分散
 - 。 2つの数値で分かったことにする
- 『当てはめ』てわかったことにする
 - 平均値と分散とを、正規分布のそれ、とみなせば、『正規分布』を用いた『パラメトリック手法』に当てはめて簡潔にしている
- 次元を下げる
- 高次元データは「見えない」
- 「見えない」ものを人生で理解しようとしたことがないから
- 「見える」ようにする
- 簡潔にする = すべてを理解することをあきらめる
- 知りたい側面のみを取り出す
- 主要な部分のみを取り出す
- 出力が「一般人的に」わかりやすいように取り出す
- 出力が「数学的・機械的に」わかりやすいように取り出す
- 簡潔にする方法はたくさんある
- それぞれの方法は、それぞれの方法の「気持ち」に基づいて「正しい」

12-1 クラスタリング、ヒートマップ

nsample <- 100

ngene <- 1000

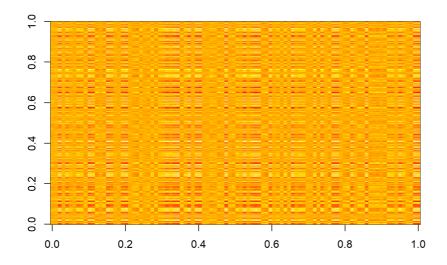
S <- sin(sample(nsample))+0.4

G <- sin((sample(ngene))/10)^3

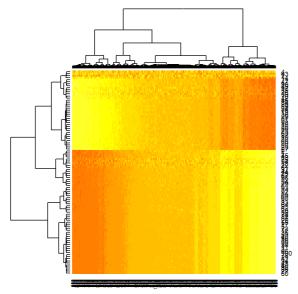
X <- matrix(S, ncol=1) %*% matrix(G, nrow=1)

 $X \leftarrow X + rnorm(length(X), 0, sd(X)*0.1)$

image(X)



heatmap(X)



12-2 系統樹というクラスタリング

近隣結合法 Neighbor-Joining法を手でやる

Wikipediaの記事 (https://en.wikipedia.org/wiki/Neighbor_joining)

図を見よう

- ある2点を選び、「まとめ」ている
- 「まとめ」ると、辺の長さの総和が短くなっている
- どの2点を「まとめる」かを決めるルールを決めれば、あとは繰り返し
- 繰り返しにするための処理を決める
- この「繰り返し」がアルゴリズムでは大事
- 少ないルールで着実に処理できるから

式を読もう

- Q(a,b)の式
- この式の値が最小となる(a,b)をペアとして採用する
- Q(a,b)は、どのようなときに小さくなるかを考えよう
- d(a,b)は 2点の距離。これは短い方がQ(a,b)は小さくなる
- $\sum_{k=1}^n d(a,k)$ は、aから、他のすべての点への距離の総和。これが大きければQ(a,b)は小さくなる
- 結局、全体から離れている点が選ばれやすく
- ペアとしては、近い者同士が選ばれやすい

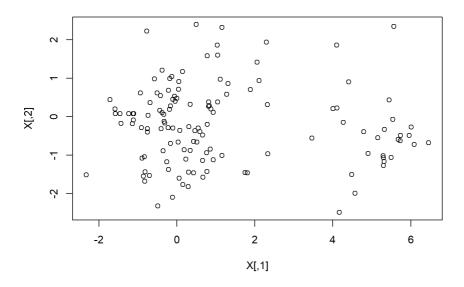
アルゴリズム

アルゴリズムとは、「手順」。手でやればできるけれど、機械にやらせることが多い:*自分でやるのは面倒くさいから*やれるとは言っても、たくさんありすぎて手でやることは非現実的だから*人がやると間違うけれど、機械は間違えないから

13-1 階層的クラスタリングと非階層的クラスタリング

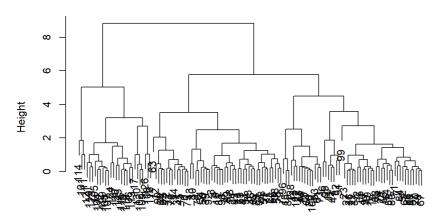
階層型的

n1 <- 100 n2 <- 30 nsample <- n1 + n2 X <- matrix(0, nsample, 2) X[1:n1,] <- cbind(rnorm(n1), rnorm(n1)) X[(n1+1):nsample,] <- cbind(rnorm(n2)+5, rnorm(n2+0.5)) plot(X)



d <- dist(X)
cl <- hclust(d)
plot(cl)</pre>

Cluster Dendrogram



d hclust (*, "complete")

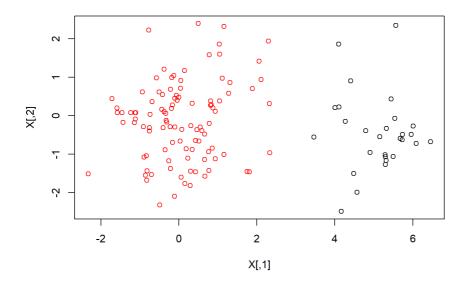
いくつに分けられた?

非階層的

いくつに分ける?

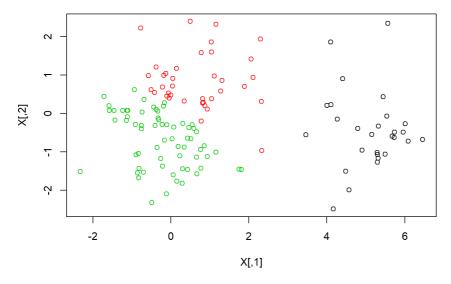
2つに分ける

n.gr <- 2 cl2 <- kmeans(X, centers=n.gr) plot(X, col=cl2[[1]])



3つに分ける

n. gr \leftarrow 3 cl2 \leftarrow kmeans (X, centers=n. gr) plot (X, col=cl2[[1]])



- 非階層的クラスタリングでは、いくつに分けるかを決めるのが課題になる
- 「見えていれば」決めやすいが、遺伝子数 = 1000のデータではどうする?

13-2 ネットワークというグラフ

https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%B0%E3%83%A9%E3%83%95_(%E3%83%87%E3%83%BC%E3%82%BF%E6%A7%8B%E9%80%A0) (グラフ)とは

特別なグラフ~木グラフ

- 階層的クラスタリングの出力は木グラフ
- 系統樹も木グラフ
- 木グラフは解釈が簡単
- 木グラフはコンピュータ処理も簡単

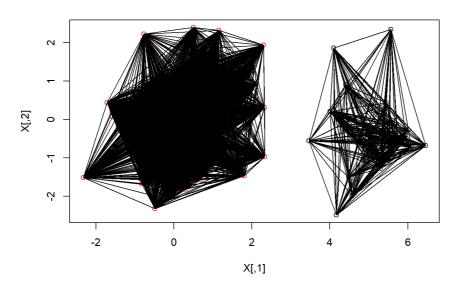
普通のグラフ~ネットワーク

- グラフは頂点と辺でできている
- どの頂点のペアに辺を引くか・引かないかで決まる
- たくさんの遺伝子があるとき、遺伝子ペアについて、「互いに近いペア」「そうでないペア」に分けて辺の引き分けルールにすれば、それだけで「遺伝子遠近グラフ」になる
- ・ネットワークもグラフ。『人的ネットワーク』とか『インターネットのネットワークの様子』というように、連携具合を意識した時に「ネットワーク」という単語を使うことが多くなる

2群に分けて、同じグループになったら辺で結ぶことにしてみる。

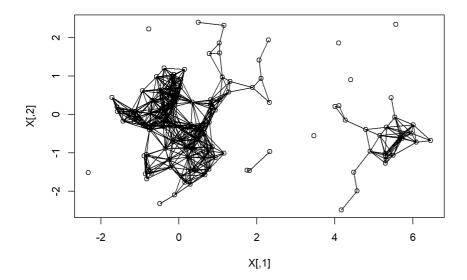
```
n.gr <- 2
cl2 <- kmeans(X, centers=n.gr)
plot(X, col=cl2[[1]])

for(i in 1:length(X[,1])) {
   for(j in 1:length(X[,2])) {
     if(cl2[[1]][i]==cl2[[1]][j]) {
        segments(X[i,1], X[i,2], X[j,1], X[j,2])
     }
   }
}</pre>
```



距離が平均距離の1/4より短いペアを結んでみる。

```
plot(X)
d <- as.matrix(dist(X))
mean.d <- mean(d)
for(i in 1: (length(X[, 1])-1)) {
   for(j in (1+i):length(X[, 1])) {
      if(d[i, j] < mean(d)/4) {
        segments(X[i, 1], X[i, 2], X[j, 1], X[j, 2])
      }
   }
}</pre>
```



```
{\bf library} ({\it igraph})
```

 $\mbox{\tt ## Warning:}$ package 'igraph' was built under R version 3.5.3

```
## ## Attaching package: 'igraph'

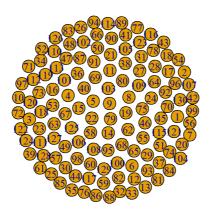
## The following objects are masked from 'package:stats':

## decompose, spectrum

## The following object is masked from 'package:base':

## union

d2 (- d
d2[which(d2 < mean. d/4)] <- 1
d2[which(d2 >= mean. d/4)] <- 0
g <- graph. adjacency(d2)
plot(g)
```



14-1は予備。きっと時間が足りな

くなるから ## 14-2は予備。きっと時間が足りなくなるから ## 15-1,15-2 試験・試験