

# 確認問題 (1)

1. 数値データをカテゴリデータに変換する必要があるのはどのような場合か考察せよ。また、このような変換の具体例を示せ。
2. カテゴリデータをニューラルネットワークの入力とする際に必要な処理について考えよ。  
(ヒント：都道府県の情報はどう扱えばよいか)

# 確認問題（１） 解答例

1. 別のデータと突き合わせることによって、個人が特定できてしまう場合がある。そのような場合は、数値をぼやかしてカテゴリで表現することによって、そのデータが表す個人を特定できないようにする。具体的には、数値データの値を特定の範囲で離散化する。たとえば年齢を表す数値データを 20 代、30 代 ... のようにカテゴリデータに変換する。

# 確認問題（１） 解答例

2. ニューラルネットワークは数値データを入力とすることが前提の学習アルゴリズムである。このような場合、0 または 1 の二値をとるダミー変数をカテゴリーの数だけ用意する。たとえば都道府県名を表すカテゴリデータは、47次元の one-hot ベクトル (1 つの次元の値だけが 1 で、残りは 0) となる。

# 確認問題 (2)

1. 決定木の学習に関する以下の記述の空欄 (A) ～ (J) を埋めよ。

事例番号	規模	収益	成長性	株価
1	小	普通	高	上昇
2	大	少ない	低	下降
3	大	少ない	高	下降
4	大	多い	高	上昇
5	小	少ない	高	下降
6	大	多い	普通	上昇
7	小	普通	普通	下降
8	大	普通	普通	下降

# 確認問題 (2) 解答例

A 0.95

B 0.92

C 0.97

D 0.95

E 0.34

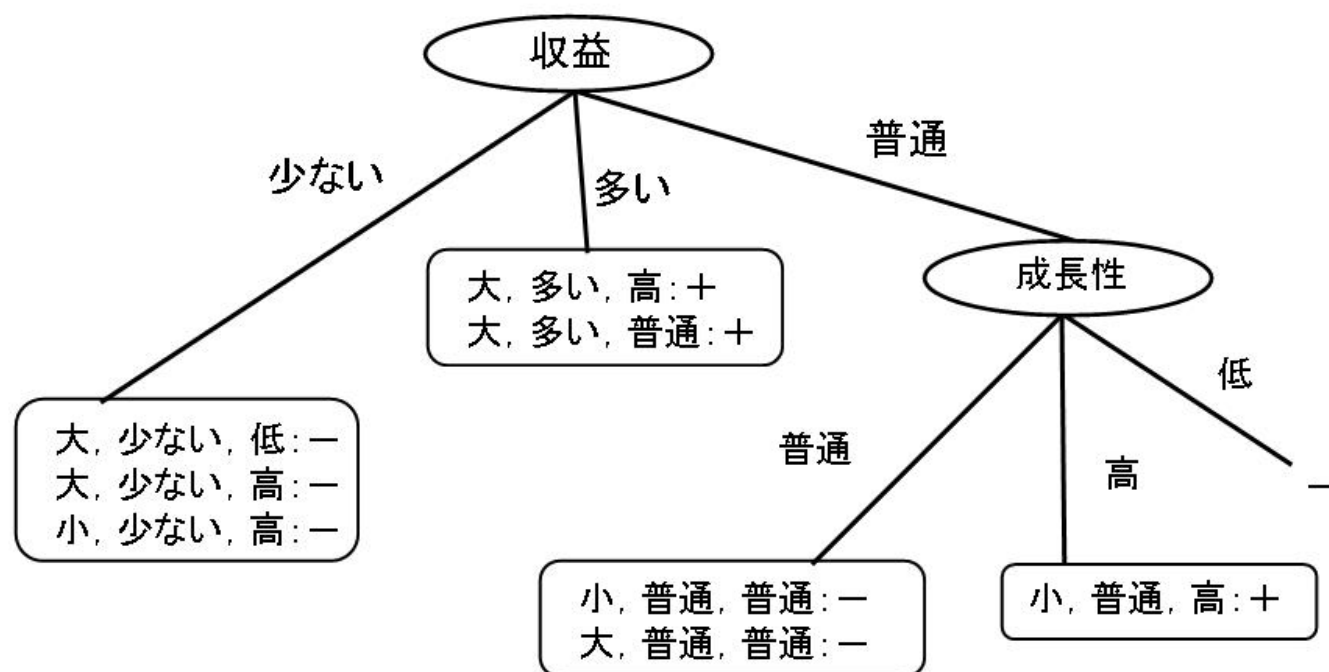
F 収益

G 普通

H 成長性

I 低

J 下降



## 確認問題 (3)

1. ある病気の検査法は、その病気の患者には 99%、そうでない人には 3% の確率で陽性反応を示す。また、その病気の患者の割合は 0.1% であるとする。この検査で陽性反応が出たとき、その病気である確率をグラフィカルモデルを書いて求めよ。
2. 同じ病気に対する別種の検査は、その病気の患者には 98%、そうでない人には 2% の確率で陽性反応を示す。1 に続いて、この別種の検査でも陽性が出たときに、その病気である確率をグラフィカルモデルを書いて求めよ。

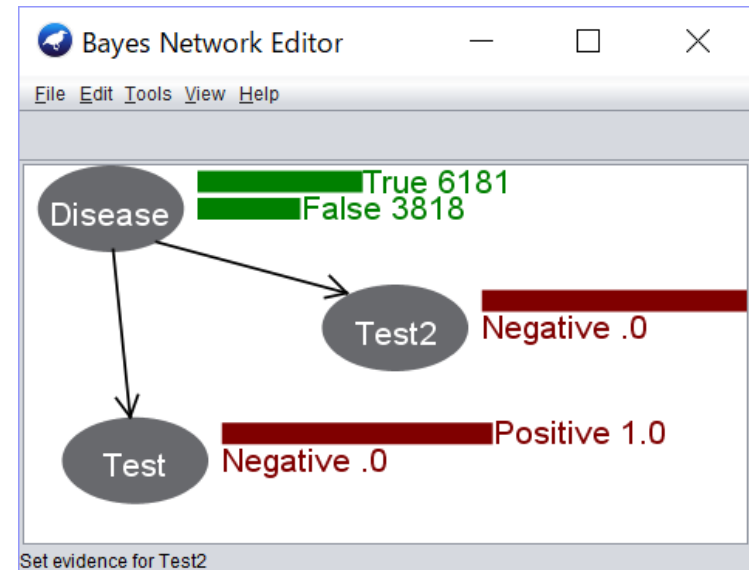
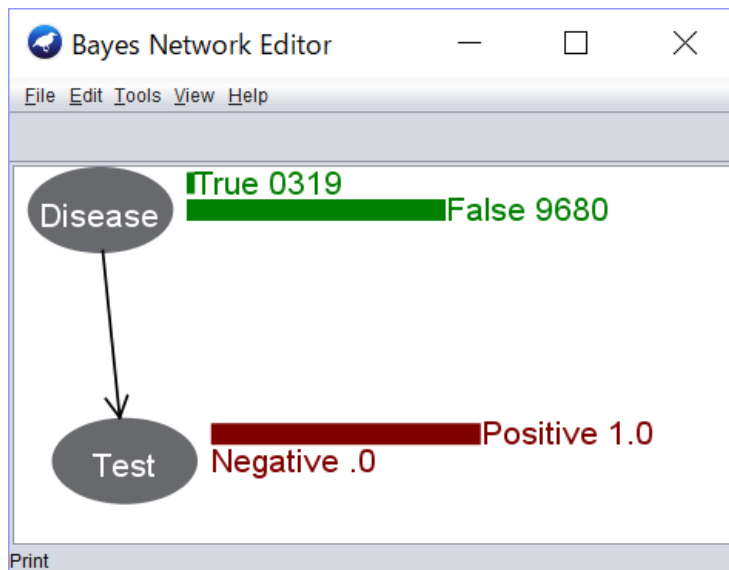
# 確認問題 (3) 解答例

1.

$$P(\text{病気} \mid \text{陽性}) = \frac{0.99 \times 0.001}{0.999 \times 0.03 + 0.001 \times 0.99} = 0.032$$

2.

$$P(\text{病気} \mid \text{陽性}) = \frac{0.98 \times 0.032}{0.968 \times 0.02 + 0.032 \times 0.98} = 0.618$$



# 確認問題 (4)

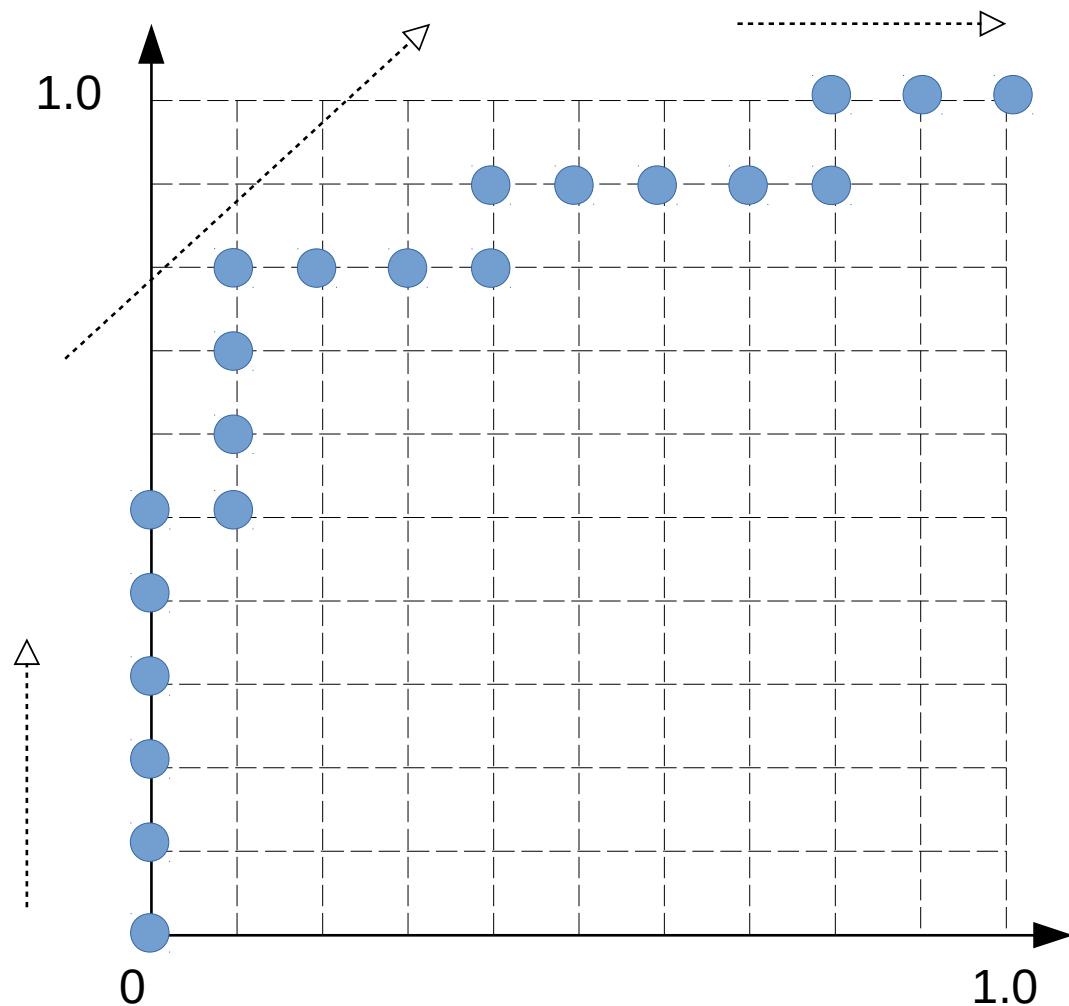
1.統計的識別手法を用いると、  
ある検査の結果から一定確率以上で病気が疑われる場合に再検査を実施するなどの判断ができる。そのような判断に用いるROC 曲線（教科書 p.31 ）を右のデータから作成せよ。

No.	正解	確率
1	1	0.97
2	1	0.91
3	1	0.89
4	1	0.86
5	1	0.85
6	0	0.70
7	1	0.69
8	1	0.68
9	1	0.59
10	0	0.52
11	0	0.49
12	0	0.48
13	1	0.38
14	0	0.29
15	0	0.25
16	0	0.22
17	0	0.18
18	1	0.15
19	0	0.11
20	0	0.10



# 確認問題 (4) 解答例

$$TPR = \frac{TP}{N_{positive}}$$



$$FPR = \frac{FP}{N_{negative}}$$

# 確認問題（5）

1. カテゴリ特徴のデータに対する回帰問題を考える。下記のスピーカー価格データを用いて回帰木を作成するとき、どの特徴を根とするべきか。

model	condition	leslie	price
B3	excellent	no	4513
T202	fair	yes	625
A100	good	no	1051
T202	good	no	270
M102	good	yes	870
A100	excellent	no	1770
T202	fair	no	99
A100	good	yes	1900
E112	fair	no	77

# 確認問題（５） 解答例

- model=[A100, B3, E112, M102, T202]
  - [1051, 1770, 1900] ,4513, 77, 870, [99, 270, 625]

分散: 139407

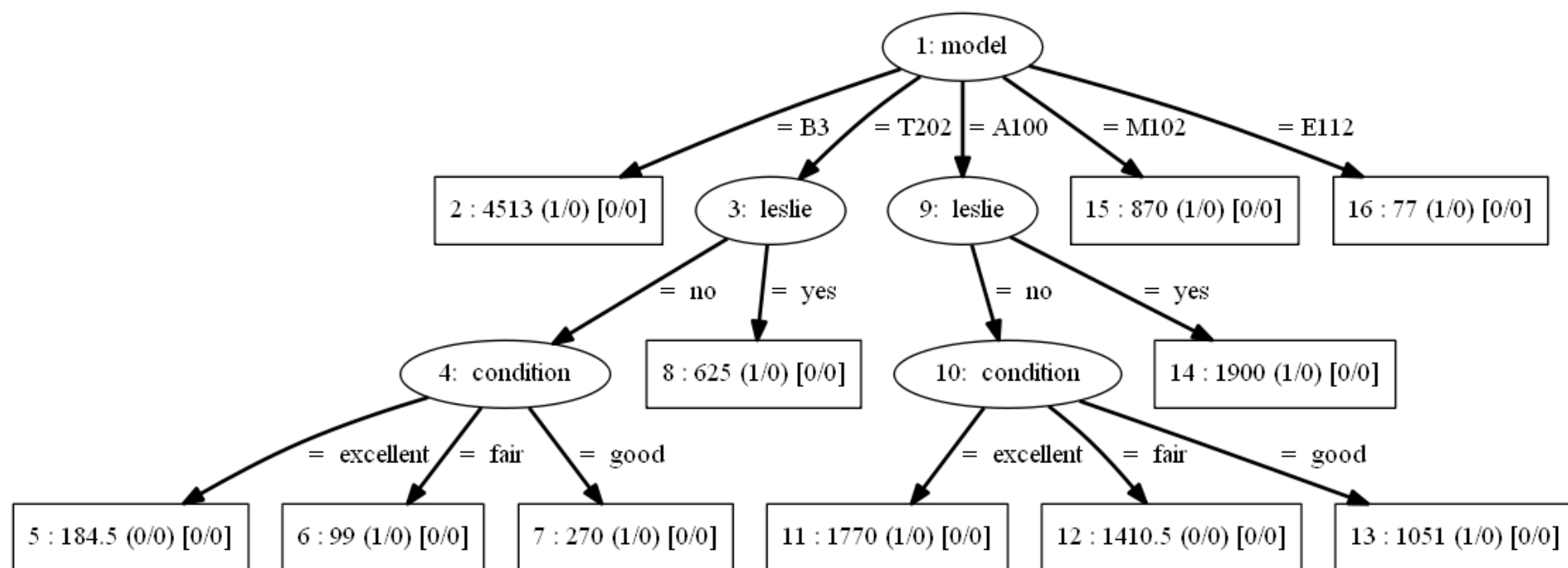
分散: 47994

$$\frac{3}{9} \times 139407 + \frac{3}{9} \times 47994 = 62467$$

- condition: 590538
- leslie: 1724527
- 重み付き分散和が最小のものは model 特徴

# 確認問題（5） 解答例

- 作成した回帰木



# 確認問題（6）

1. 文書分類において、入力文中の単語を次元とするベクトルを特徴とすると、助詞（「の」「は」「を」など）・助動詞（「です」など）・指示代名詞（「これ」、「それ」など）など、正例・負例のいずれにも頻繁に現れる特徴がいくつか存在する。この特徴の影響をなくす（あるいは少なくする）方法を考案せよ。

# 確認問題（６） 解答例

- ストップワード方式
  - 助詞・助動詞・代名詞など、どの文書にも頻出する単語は予め除外辞書（ストップワード）を作成しておき、ベクトルの次元に加えない
- $tf \cdot idf$  方式
  - $tf(w, d)$ : ある文書  $d$  に単語  $w$  が出現した回数
  - $idf(w)$ : 総文書数  $D$  を単語  $w$  が出現した文書数  $D'$  で割ったものの対数
$$idf(w) = \log \frac{D}{D'}$$
  - $tf \cdot idf$ : これらの積

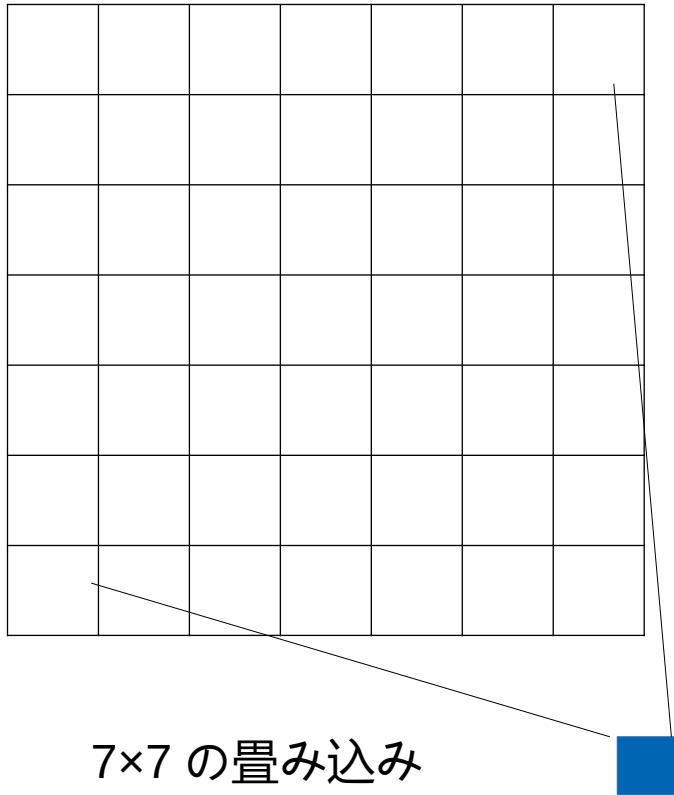
# 確認問題 (7)

1. ニューラルネットワークにおいて、同じ表現能力を得るのなら中間層のユニット数を増やすよりは中間層の層数を増やす方が、学習対象のパラメータ数が少なくなると考えられている。このことを  $7 \times 7$  画像の畳み込みを、1層で行う場合と、 $3 \times 3$  の畳み込み 3層で行う場合のパラメータ数で確認せよ。

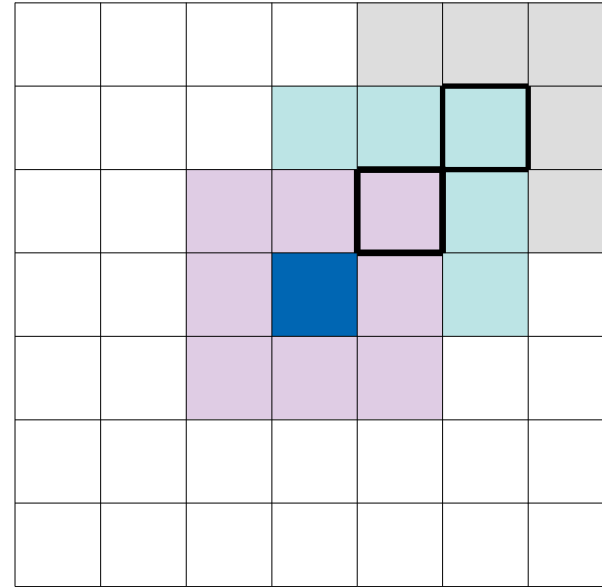
※ )  $3 \times 3$  の畳み込みは各ユニットで重みが共有されているものとする

# 確認問題（7）

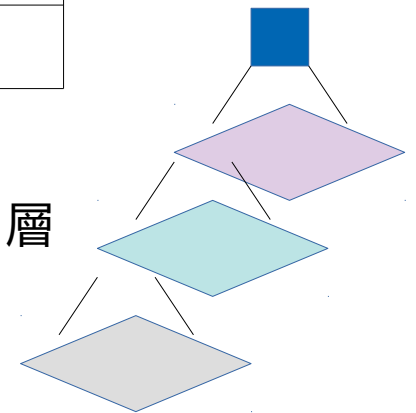
# 解答例



7×7 の畳み込み  
= 49 結合



( 3×3 の畳み込み ) ×3 層  
= 27 結合





# 確認問題 (8)

省略

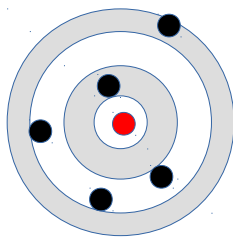
## 確認問題 (9)

1. アンサンブル学習は、学習においてバイアスが弱く分散が小さくなることを目指したものである。しかし、バギング・ランダムフォレストとブースティングでは、その実現法が異なる。それぞれの手法において、どのようにしてバイアスが弱く分散が小さくなる学習を実現しているかを説明せよ。

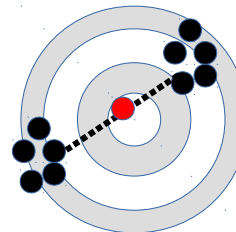
ヒント：バイアス弱あるいは分散小の手法を組み合わせることで、それぞれの弱点を解消している。

# 確認問題 (9) 解答例

1. バギング・ランダムフォレストは、バイアスの弱い（深い）決定木（分散は大）の平均を取ることによって、分散を小さくしている。ブースティングは、バイアスの強い（浅い）決定木（分散は小）を重み付きで組み合わせることによって、バイアスを弱くしている。



バギング・ランダムフォレスト  
バイアスが弱いモデル  
の平均を取る



ブースティング  
バイアスが強いモデル  
の重み付き和を取る