

試験日 : 2025 年 9 月 13 日 (土)
入試種別 : 大学院入学試験(4 月入学)修士課程 秋期試験
学部・研究科: 先端理工学研究科 知能情報メディアコース
科目名 : 専門科目

I. アルゴリズムとプログラミング

解答又は解答例

(1) 31

(2)

List 1

```
#include <stdio.h>

/*---- 再帰関数f() ----*/
int f(int k){
    if (k == 0)
        return 1;
    else
        return 2 * f(k - 1) + 1;
}

int main(void){
    int k;

    printf("整数を入力せよ:");
    scanf("%d", &k);
    printf("f(%d)の値は%dです。¥n", k, f(k));

    return 0;
}
```

出題意図

以下の点に関する理解度を確認するために出題した。

- ・ 学部で修得すべきデータ構造とアルゴリズムの基本について理解できる。
- ・ 与えられたプログラムの内容について読解できる。
- ・ 再帰処理について理解し、それを実装するプログラムを記述することができる。

II. ネットワーク

(1)

(a) ルータは IP パケットがやってくると、IP ヘッダに記されている宛先 IP アドレスとルーティングテーブルに基づいて、次に IP パケットを転送すべきルータを決定し、IP パケットを転送します。そのため、各ルータが持つルーティングテーブルに、転送先のネットワークの情報が登録されている必要があります。それがないと、ルータは IP パケットを転送できません。ルーティングテーブルに登録されていないネットワーク宛ての IP パケットは、転送できずに破棄されます。

(b) 組織内で使用されるプライベート IP アドレスを外部通信用のグローバル IP アドレスに変換する必要がある。

NAT (Network Address Translation) はプライベート IP アドレスをグローバル IP アドレスに変換、もしくはその逆を行いインターネットへ接続するために利用される。

NAT は、送信元、もしくは宛先となる IP アドレスを別の IP アドレスへ変換する技術のこと。

NAPT (Network Address Port Translation) は、NAT の問題点を解消するため

に登場した技術で、ポート番号を活用することで1つのグローバル IP アドレスを同時に複数の端末で利用できるようにしたものです。

NAPT ではアドレス変換を行う際、送信元のプライベートアドレス端末の TCP/UDP ポート番号を、ユニークなポート番号に書き換える。

(2)

(a) A) 192.168.59.255

B) 255.255.252.0

(b) ARP テーブルは、IP アドレスと MAC アドレスの対応関係を一時的に記録し、ネットワーク通信時に IP アドレスから対応する MAC アドレスを迅速に調べるための役割を持つ。これにより、同じ相手との通信のたびに毎回 ARP リクエストを送信せずに済み、ネットワークの負荷を減らし通信速度を向上させる。また ARP テーブルの情報は一定時間ごとに更新され、常に最新の状態を保っている。

Ⅲ. 数学（微分積分・線形代数）

(1)

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} \int_{-\infty}^{\infty} xe^{-\frac{(x-a)^2}{2b^2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2}bt + a)e^{-t^2} \sqrt{2}bdt \\&= \frac{\sqrt{2}b}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} te^{-t^2} dt + \frac{a}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-t^2} dt \\&\int_{-\infty}^{\infty} te^{-t^2} dt = \lim_{\delta \rightarrow \infty} \int_{-\delta}^{\delta} te^{-t^2} dx = \lim_{\delta \rightarrow \infty} \left[-\frac{1}{2} e^{-t^2} \right]_{-\delta}^{\delta} = \lim_{\delta \rightarrow \infty} \left\{ -\frac{1}{2} e^{-\delta^2} + \frac{1}{2} e^{-\delta^2} \right\} = 0 \\&\int_{-\infty}^{\infty} e^{-t^2} dt = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} dx = \sqrt{\pi} \\&\int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx = 0 + \frac{a}{\sqrt{\pi}} \cdot \sqrt{\pi} = a\end{aligned}$$

(2)

① 固有方程式は

$$\begin{vmatrix} 7-\lambda & -6 \\ 3 & -2-\lambda \end{vmatrix} = (\lambda-7)(2+\lambda) + 18 = \lambda^2 - 5\lambda + 4 = (\lambda-1)(\lambda-4) = 0$$

よって、固有値は1と4。

$\lambda=1$ の場合、固有ベクトルを求める方程式は $\begin{matrix} 6x_1 - 6x_2 = 0 \\ 3x_1 - 3x_2 = 0 \end{matrix}$ であるから $x_1 = x_2$

よって固有ベクトルは $\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t \\ t \end{pmatrix} = t \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (t \neq 0)$

$\lambda=4$ の場合、固有ベクトルを求める方程式は $\begin{matrix} 3x_1 - 6x_2 = 0 \\ 3x_1 - 6x_2 = 0 \end{matrix}$ であるから、 $x_1 = 2x_2$

よって固有ベクトルは $\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2t \\ t \end{pmatrix} = t \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (t \neq 0)$

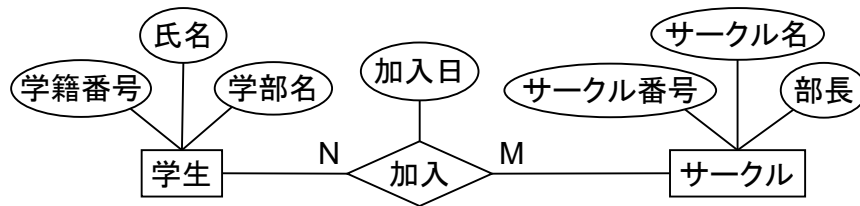
固有ベクトルは二つであり、これらは明らかに線形独立であるので、Aは対角化可能である。

$$\textcircled{2} P = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \text{とおくと、} P^{-1} = \frac{1}{1-2} \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad P^{-1}AP = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix} \text{と対}$$

角化できる。

IV. 知能情報メディア（情報システム）

(1)



(2) 学生 (学籍番号, 氏名, 学部名)

サークル (サークル番号, サークル名, 部長)

加入 (学籍番号, サークル番号, 加入日)

(3) CREATE TABLE 学生 (

学籍番号 CHAR(7),

氏名 NVARCHAR(20),

学部名 NVARCHAR(10),

PRIMARY KEY(学籍番号))

(4) 「加入」テーブルの主キーを {学籍番号, サークル番号} にせず、この組合せの重複入力を可能にする。

V. 知能情報メディア（メディア処理）

(1)

$$P_F(f) = \frac{0.8 \times 0.9}{0.8 \times 0.9 + 0.2 \times 0.1} = 0.97297297 \simeq 0.973$$

(2)

$$P_F(r) = \frac{0.2 \times 0.1}{0.8 \times 0.9 + 0.2 \times 0.1} = 0.02702702 \simeq 0.027$$

(3)

$$P_R(f) = \frac{0.8 \times 0.1}{0.8 \times 0.1 + 0.2 \times 0.9} = 0.30769230 \simeq 0.308$$

VI. 知能情報メディア（機械学習）

(1)

x1	x2	AND	OR	XOR	NOR	NAND
0	0	0	0	0	1	1
0	1	0	1	1	0	1
1	0	0	1	1	0	1
1	1	1	1	0	0	0

(2)

NAND

計算結果を以下に示す

x1	x2	y
0	0	1
0	1	1
1	0	1
1	1	0

真理値表を見ると y は NAND と同じ出力である。

(3)

XOR

(4)

ステップ関数は微分できないがシグモイド関数は微分可能であり、さらに、シグモイド関数の微分はシグモイド関数自身を使って簡単に表せる。

$$S' = S(1 - S)$$

これと合成関数の微分をうまく利用した誤差逆伝搬法を用いて中間層の内部重みとバイアス値の修正が可能となり、多層ニューラルネットワークの学習が可能になった。

(5)

層が多くなるに従って誤差が小さくなる勾配消失が原因と考える。これは、シグモイド関数の微分 $S(1 - S)$ の最大値が 0.25 であることにより引き起こされる。