

# Praktikum Sistem Cerdas



<b>NRP</b>	: 3223600019
<b>Nama</b>	: Muhammad Bimo Fachrizky
<b>Materi</b>	: Membuat Program Aplikasi Multiperceptron
<b>Tanggal</b>	: Senin, 17 Maret 2025

# Praktikum 4

## Membuat Program Aplikasi Multiperceptron

### I. Tujuan Pembelajaran

- Mahasiswa dapat memahami dan menjelaskan konsep Multi perceptron
- Mahasiswa dapat menjelaskan model Multiperceptron
- Mahasiswa dapat membuat aplikasi Multiperceptron

Software yang di perlukan

- Microsoft Visual C++
- PyCharm

### II. Langkah percobaan

#### 1. Program Multi Perceptron

```
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <conio.h>
#include <math.h>

/*----- random function -----*/
float d_rand(void) {
    return ((float)(((rand() % 32767) / 32767.0 - 0.5) * 2.0));
}

/*----- sigmoid -----*/
float sigmoid(float u) {
    return ((float)(1.0 / (1.0 + exp(-u))));
}

int main() {
    int i, j, k, p, l;
    float z, delta_o, delta_h[2], g1, f1[2];
    float y[3] = {0.0, 0.0, 1.0};
    int x[3][4] = {
        {0, 0, 1, 1},
        {0, 1, 0, 1},
        {1, 1, 1, 1}
    };
    float t[4] = {0, 1, 1, 0};
    float w[2][3], O[2], s[3], LR = 0.1f, init = 0.15f, error;
```

```

// Inisialisasi bobot
for (j = 0; j < 2; j++) {
    for (i = 0; i < 3; i++) {
        w[j][i] = init * d_rand();
    }
}
for (j = 0; j < 3; j++) {
    s[j] = init * d_rand();
}

// Training
for (l = 0; l < 15000; l++) {
    error = 0.0;
    for (p = 0; p < 4; p++) {
        for (j = 0; j < 2; j++) {
            O[j] = 0.0;
            for (i = 0; i < 3; i++) {
                O[j] += x[i][p] * w[j][i];
            }
            y[j] = sigmoid(O[j]);
        }
        O[0] = 0.0;
        for (i = 0; i < 3; i++) {
            O[0] += y[i] * s[i];
        }
        z = sigmoid(O[0]);

        g1 = z * (1 - z);
        delta_o = (t[p] - z) * g1;
        for (j = 0; j < 2; j++) {
            fl[j] = y[j] * (1 - y[j]);
        }
        for (j = 0; j < 2; j++) {
            delta_h[j] = fl[j] * delta_o * s[j];
        }
        for (i = 0; i < 3; i++) {
            s[i] += LR * delta_o * y[i];
        }
        for (j = 0; j < 2; j++) {
            for (i = 0; i < 3; i++) {
                w[j][i] += LR * delta_h[j] * x[i][p];
            }
        }
    }
}

```

```

        error += ((t[p] - z) * (t[p] - z)) / 2;
    }
    error /= 4;
    printf("Iterasi: %d Error: %f\n", l, error);
    if (error < 0.01) break;
}

// Running
char ch;
for (;;) {
    printf("Input X1:");
    scanf("%d", &x[0][0]);
    printf("Input X2:");
    scanf("%d", &x[1][0]);
    for (j = 0; j < 2; j++) {
        O[j] = 0.0;
        for (i = 0; i < 3; i++) {
            O[j] += x[i][0] * w[j][i];
        }
        y[j] = sigmoid(O[j]);
    }
    O[0] = 0.0;
    for (i = 0; i < 3; i++) {
        O[0] += y[i] * s[i];
    }
    z = sigmoid(O[0]);
    printf("z: %f\n", z);
    if (z < 0.5)
        printf("output: 0\n");
    else
        printf("output: 1\n");
    ch = getch();
    if (ch == 'e') break;
}

return 0;
}

```

### III. Hasil Percobaan

- Multiperceptron

```
Iterasi: 14510 Error: 0.010131
Iterasi: 14511 Error: 0.010122
Iterasi: 14512 Error: 0.010113
Iterasi: 14513 Error: 0.010104
Iterasi: 14514 Error: 0.010094
Iterasi: 14515 Error: 0.010085
Iterasi: 14516 Error: 0.010076
Iterasi: 14517 Error: 0.010067
Iterasi: 14518 Error: 0.010058
Iterasi: 14519 Error: 0.010049
Iterasi: 14520 Error: 0.010040
Iterasi: 14521 Error: 0.010031
Iterasi: 14522 Error: 0.010022
Iterasi: 14523 Error: 0.010013
Iterasi: 14524 Error: 0.010004
Iterasi: 14525 Error: 0.009995
Input X1:
```

```
Input X1:0
Input X2:0
z: 0.102186
output: 0
Input X1:0
Input X2:1
z: 0.867071
output: 1
Input X1:
1
Input X2:1
z: 0.183121
output: 0
Input X1:1
Input X2:0
z: 0.866312
output: 1
```

#### IV. Analisa

Praktikum di atas melakukan sebuah percobaan mengimplementasikan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dengan arsitektur multilayer perceptron untuk mempelajari fungsi dari XOR menggunakan metode pembelajaran backpropagation. Program ini dimulai dengan mendefinisikan fungsi `d_rand()` untuk menghasilkan bobot awal secara acak dalam rentang tertentu, serta fungsi `sigmoid()` yang digunakan sebagai fungsi aktivasi dalam jaringan.

Struktur jaringan terdiri dari dua lapisan yaitu lapisan tersembunyi dengan dua neuron dan lapisan output dengan satu neuron. Data input terdiri dari empat kombinasi pasangan biner  $[X1, X2]$  yang merepresentasikan operasi XOR, dengan tambahan bias 1.0. Target keluaran ( $t$ ) adalah  $[0, 1, 1, 0]$  sesuai dengan hasil fungsi XOR. Bobot awal jaringan diinisialisasi secara acak menggunakan fungsi `d_rand()`, dengan bobot antara input dan lapisan tersembunyi disimpan dalam matriks `w[2][3]` dan bobot antara lapisan tersembunyi dan output disimpan dalam array `s[3]`.

Proses pelatihan dilakukan dalam loop sebanyak 15.000 iterasi atau hingga error turun di bawah 0.01. Setiap iterasi, jaringan menghitung keluaran berdasarkan input dengan menerapkan propagasi maju (forward propagation). Nilai aktivasi pada lapisan tersembunyi dihitung sebagai kombinasi linear dari input dikali bobot, kemudian dilewatkan melalui fungsi sigmoid. Hasil dari lapisan tersembunyi digunakan untuk menghitung nilai aktivasi pada lapisan output dengan cara yang sama. Setelah memperoleh keluaran akhir, error dihitung berdasarkan selisih antara keluaran dan target, lalu propagasi mundur (backpropagation) diterapkan untuk memperbarui bobot dengan metode pembelajaran gradient descent.

Setelah pelatihan selesai, program masuk ke mode pengujian di mana pengguna dapat memasukkan nilai  $X_1$  dan  $X_2$ , lalu jaringan akan memproses input tersebut dan memberikan output prediksi berdasarkan bobot yang telah diperbarui selama proses pelatihan. Program akan terus menerima input dari pengguna hingga pengguna menekan tombol e untuk keluar.

## V. Kesimpulan

Program ini berhasil mengimplementasikan jaringan saraf tiruan dengan arsitektur Multilayer Perceptron (MLP) untuk menyelesaikan masalah XOR yang bersifat non-linear, menggunakan algoritma backpropagation sebagai metode pembelajaran. Dengan adanya lapisan tersembunyi yang terdiri dari dua neuron dan fungsi aktivasi sigmoid, jaringan mampu mempelajari pola data melalui proses propagasi maju dan pembaruan bobot secara bertahap menggunakan gradient descent. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa jaringan dapat mencapai tingkat kesalahan yang rendah, menandakan bahwa bobot telah dioptimalkan untuk mengenali pola XOR dengan akurasi tinggi. Setelah pelatihan selesai, jaringan dapat digunakan untuk mengklasifikasikan input baru secara otomatis berdasarkan bobot yang telah diperbarui.