การจำลองการเรียนรู้ระบบการทรงตัว

Simulation of learning to control an Inverted Pendulum

โดย

นายไพฑูรย์ ชัยโชติอนันต์

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2548

การจำลองการเรียนรู้ระบบการทรงตัว
Simulation of learning to control an Inverted Pendulum

โดย
นาย ไพฑูรย์ ชัยโชติอนันต์ รหัส 45010560

อาจารย์ที่ปรึกษา
ผศ.ดร. ยุทธนา คิดใจเดียว

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร ปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต
สาขาวิชา อิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2548

ปริญญานิพนธ์ ปีการศึกษา 2548

ภาควิชาอิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การจำลองการเรียนรู้ระบบการทรงตัว

Simulation of learning to control an Inverted Pendulum

ผู้จัดทำ

1. นายไพฑูรย์ ชัยโชติอนันต์

.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว)

แบบจำลองระบบเรียนรู้การทรงตัว

นายไพฑูรย์ ชัยโชติอนันต์ รหัส 45010560
ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว อาจารย์ที่ปรึกษา
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษาที่ 2548

บทคัดย่อ

การเรียนรู้การทรงตัวด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดไม่มีต้นแบบ อาศัยการเรียนรู้ด้วยการให้รางวัลและ การยับยั้งการเรียนรู้ การเรียนรู้ดังกล่าวต้องอาศัยการจำลองอินเวอร์ตเพนดูลัมเพื่อให้ค่าผ่านตัวแปร แก่โครงข่ายประสาทเทียม เงื่อนไขของการเรียนรู้จะขึ้นกับมุมที่สามารถรักษาไว้ให้ก้านน้ำหนักทรงตัวอยู่ได้ ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเซลฟ์ออกาไนซิ่งฟีเจอร์แมพ จะคัดเลือกแรงที่ดีที่สุดกับสถานการณ์นั้น ๆ

Simulation Model of learning to control an Inverted Pendulum

Mr. Pitoon Chaichodanan ID.45010560

Assist.Prof.Dr.Yuddhana Kidchaidiew Advisor

2005

Abstract

This Thesis concern about learning of an Inverted Pendulum using Artificial Neural Network.An unsupervised Network are learn by rewarding and inhibiting the network. Learning must learn parameter from model of an inverted pendulum that gives the network. The conditions to balance the Pole is related to balance the Pole for a while.Self-Organzing Feature Map is elected as artifical neural network due to its strong firing.

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ

มารดา และ พี่ชาย สำหรับ วิธี กำลังใจความไม่ยอมแพ้

ผศ.ดร. ยุทธนา คิดใจเดียว สำหรับทุก ๆ อย่าของโปรเจกนี้

อาจารย์ เทอดศักดิ์ ลิ่วหาทอง สำหรับเทคนิกเขียนโปรแกรม

รศ.ดร.กิตติ ไพบูลย์วัฒนกิจ สำหรับคำแนะที่ไม่ควรมองข้าม

อ.บุณยชนะ ภู่ระหงส์ สำหรับแบบฝึกหัดการวิเคราะห์ปัญหาในเชิงสังคมศาสตร์

อ.ธนายุทธ เชื้อเจริญ มหาลัยนเรศวร สำหรับความห่วงใยการเรียนของข้าพเจ้า

อ.ภูริพงศ์ ทองแข็ง สำหรับพื้นฐานการเขียนภาษาซี

เพื่อน ๆ ห้อง 408 ทุกคน และ เพื่อนพี่น้องภาคอิเล็กทรอนิกส์

สารบัญ

หน้า

ภาคผนวก ก

โปรแกรมจำลองการทำงานอินเวอร์ตเพนดูลัมบน วิชวลซี พลัสพลัส 6

AICenterDialog.cpp

```
// AICentreDlg.cpp : implementation file
//
#include "windows.h"
#include "stdafx.h"
#include "AICentre.h"
#include "AICentreDlg.h"
#include "Serial.h"
#include "stdio.h"
#include "math.h"
#include <string.h>



#ifdef _DEBUG
#define new DEBUG_NEW

#undef THIS_FILE
static char THIS_FILE[] = __FILE__;
#endif


#define     REAL        double
#define     INT             int

#define   PoleLenght  100
//#define   PI              3.14285714285714285714285714285714
#define   Serirl_Port  5
int     SerialFlag              =1;
int StartFlag               =1;
int InitPoleFlag            =1;
int     FFlag                   =2;
double Force                =0;
double Omega                =0;


/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// Pendulum Property
/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////

#define L           1//.42      /* - length of pole [m]                 */
#define Mc           1.5//.5     /* - mass of cart [kg]                  */
#define Mp           0.6//.2     /* - mass of pole [kg]                  */
#define G           9.81        /* - acceleration due to gravity [m/s²]  */
#define T           0.01        /* - time step [s]                  */
#define STEPS         1          /* - simulation steps in one time step   */
```

```
typedef struct {                /* STATE VARIABLES OF A POLE:          */
    REAL        x;          /* - position of cart [m]              */
    REAL        xDot;         /* - velocity of cart [m/s]            */
    REAL        w;          /* - angle of pole [°]                 */
    REAL        wDot;         /* - angular velocity of pole [°/s]    */
    REAL        F;          /* - force applied to cart             */
} POLE;                     /*   during current time step [N]      */
////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////


#define FALSE       0
#define TRUE        1
#define NOT         !
#define AND         &&
#define OR          ||

#define MIN_REAL    -HUGE_VAL
#define MAX_REAL    +HUGE_VAL
#define MIN(x,y)    ((x)<(y) ? (x) : (y))
#define MAX(x,y)    ((x)>(y) ? (x) : (y))

#define PI          (2*asin(1))
#define sqr(x)      ((x)*(x))


typedef struct {                /* A LAYER OF A NET:                   */
    INT         Units;      /* - number of units in this layer     */
    REAL*       Output;       /* - output of ith unit                */
    REAL**      Weight;       /* - connection weights to ith unit    */
    REAL*       StepSize;     /* - size of search steps of ith unit  */
    REAL*       dScoreMean;   /* - mean score delta of ith unit      */
} LAYER;

typedef struct {                /* A NET:                              */
    LAYER*      InputLayer;   /* - input layer                       */
    LAYER*      KohonenLayer; /* - Kohonen layer                     */
    LAYER*      OutputLayer;  /* - output layer                      */
    INT         Winner;       /* - last winner in Kohonen layer      */
    REAL        Alpha;        /* - learning rate for Kohonen layer   */
    REAL        Alpha_;       /* - learning rate for output layer    */
    REAL        Alpha__;      /* - learning rate for step sizes      */
    REAL        Gamma;        /* - smoothing factor for score deltas */
    REAL        Sigma;        /* - parameter for width of neighborhood */
} NET;
////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// Function Decaretion
void SimulatePole(POLE *Pole);
void InitializePole(POLE* Pole);
```

```
REAL RandomEqualREAL(REAL Low, REAL High);
double ScoreOfPole(POLE* Pole);
BOOL PoleStillBalanced(POLE* Pole);
REAL RandomNormalREAL(REAL Mu, REAL Sigma);
void InitializeRandoms();
////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////

#define ROWS        25
#define COLS        25

#define N           2
#define C           (ROWS * COLS)
#define M           1

#define TRAIN_STEPS   10000
#define BALANCED      100

FILE*               f;



void InitializeRandoms()
{
 srand(4715);
}

REAL RandomEqualREAL(REAL Low, REAL High)
{
 return ((double) rand() / RAND_MAX) * (High-Low) + Low;
}

REAL RandomNormalREAL(REAL Mu, REAL Sigma)
{
 REAL x,fx;

 do {
   x = RandomEqualREAL(Mu-3*Sigma, Mu+3*Sigma);
   fx = (1 / (sqrt(2*Pl)*Sigma)) * exp(-(x-Mu)*(x-Mu) / (2*(Sigma)*(Sigma)));
 } while (fx < RandomEqualREAL(0, 1));
 return x;
}

void InitializePole(POLE* Pole)
{
 do {
   Pole->x    = 0;
   Pole->xDot = 0;
   Pole->w    = RandomEqualREAL(179,181);
   Pole->wDot = 0;
   Pole->F    = 0;
```

```
  } while (Pole->w == 0);
}


void SimulatePole(POLE *Pole) {
  INT  s;
  REAL x, xDot, xDotDot;
  REAL w, wDot, wDotDot;
  REAL F;

  x    = Pole->x;
  xDot = Pole->xDot;
  w    = (Pole->w    / 180) * PI;
  wDot = (Pole->wDot / 180) * PI;
  F    = Pole->F;
  for (s=0; s<STEPS; s++) {

    wDotDot = (G*sin(w) + cos(w) * ((-F - Mp*L*(wDot)*(wDot)*sin(w)) /
(Mc+Mp))) /
          (L * ((REAL) 4/3 - (Mp*(cos(w))*(cos(w))) / (Mc+Mp)));

    xDotDot = (F + Mp*L * ((wDot)*(wDot)*sin(w) - wDotDot*cos(w))) / (Mc+Mp);

    x    += (T / STEPS) * xDot;
    xDot += (T / STEPS) * xDotDot;
    w    += (T / STEPS) * wDot;
    wDot += (T / STEPS) * wDotDot;
  }
  Pole->x    = x;
  Pole->xDot = xDot;
  Pole->w    = (w    / PI) * 180;
  Pole->wDot = (wDot / PI) * 180;
}

BOOL PoleStillBalanced(POLE* Pole)
{
  return (Pole->w >= -60) && (Pole->w <= 60);
}

double ScoreOfPole(POLE* Pole)
{
  return -sqr(Pole->w);
}

UINT PendProcess(LPVOID pParam) {
   char stt[50];
  int i=0;
  double Angle=0;
  double XPosition=1;
  double wOld=0;
```

```
double xDotOld=0;
 // CSerial serial;
  CAICentreDlg *dlg;
  dlg = (CAICentreDlg *)pParam;
  POLE Pole;
        RECT rt;
        PAINTSTRUCT ps;
        CString str;


        HPEN penField, penBk;

        penField = CreatePen(0,2, RGB(255,255,255));
        penBk    = CreatePen(0,0, RGB(0,0,0));
        InitializePole(&Pole);

        NET Net;
////////////////////////////////////////
        //TrainNet(&Net);
////////////////////////////////////////
 while (1) {
                CDC *cdc = dlg->GetDC();
     dlg->BeginPaint(&ps);

        {
        while(StartFlag==1){
        // Draw Field
                        cdc->FillSolidRect(10, 10, 550, 470, RGB(0,64,0));
                        cdc->SelectObject(penFieId);
   // Draw a Rail
                        rt.left   = 10 + 30 + 245 - 275;//235
                        rt.right  = 10 + 30 + 245 + 275;        //335
                        rt.top    = 10 + 30 + 360 - 5;          //260
                        rt.bottom = 10 + 30 + 360 + 5;                  //160
                        cdc->Rectangle(&rt);
        }
                if(InitPoleFlag==0){
                        InitializePole(&Pole);
                        InitPoleFlag=0;
                        Pole.x          =       0;
                        Pole.w          =       RandomEqualREAL(-1,1);
                        Pole.xDot       =       0;
                        Pole.wDot       =       0;
                        Pole.F          =       0;
                        InitPoleFlag=   1;
                }
        cdc->FillSolidRect(10, 10, 550, 480, RGB(0,64,0));
        cdc->SelectObject(penField);

        /*****************************************************************
```

```
********
                                        Disturb Condition
        ***************************************************************
*******/

        if(FFlag==1){       Pole.F=400;         FFlag=2;     }
        if(FFlag==0){       Pole.F=-400;  FFlag=2;     }
        /***************************************************************
********
                                        Get Pendulum Information
        ***************************************************************
*******/

        SimulatePole(&Pole);
        /***************************************************************
********
                                        Scale Value for Display
        ***************************************************************
*******/
        XPosition=100*Pole.x;
        Angle=Pole.w;

        if(Pole.w>0&&Pole.w<=8 ){Pole.F=4;}
         else if (Pole.w>12 && Pole.w<18 ){Pole.F=20;}
                else if  (Pole.w>18 && Pole.w<20){Pole.F=40;}
                else if (Pole.w>20 && Pole.w<30){Pole.F=60;}


        if(Pole.w<0&&Pole.w>-4){Pole.F=-4;}
         else if (Pole.w<-12&&Pole.w>-18){Pole.F=-20;}
                else if  (Pole.w<-18 && Pole.w>-20){Pole.F=-40;}
                else if (Pole.w<-20 && Pole.w>-30){Pole.F=-60;}
        /***************************************************************
********
                                        Border Condition
        ***************************************************************
*******/
        if(Pole.w>359)   {          Pole.w=0;           Pole.xDot=-xDotOld;}
        if(Pole.w<-359)  {          Pole.w=0;           Pole.xDot=xDotOld;    }
        if(XPosition<-160){         XPosition=160;
Pole.x=XPosition/100.0;}
        if(XPosition>160) {         XPosition=-160;
Pole.x=XPosition/100.0;}



   // Draw a Rail
    rt.left   = 10 + 30 + 245 - 275;     //235
    rt.right  = 10 + 30 + 245 + 275 ;    //335
    rt.top    = 10 + 30 + 360 - 5;              //260
```

```
    rt.bottom = 10 + 30 + 360 + 5;              //160
          cdc->Rectangle(&rt);
          // End Draw Rail
          // Draw A Base
           rt.left  = 275-30-(-XPosition);
           rt.right= 275+30-(-XPosition);
           rt.top           = 380;
           rt.bottom       = 400;
    cdc->Rectangle(&rt);
           Pole.xDot=0.8*Pole.xDot;
           Pole.x=0.9*Pole.x;
           Pole.wDot=0.993*Pole.wDot;
   SimulatePole(&Pole);
          // Draw A Pole
           cdc->MoveTo(275+XPosition,380);
           cdc->LineTo((275+XPosition)+PoleLenght*sin(PI*Angle/180.00),340+60-
20-PoleLenght*cos(PI*Angle/180));

           SimulatePole(&Pole);

           dlg->EndPaint(&ps);
    dlg->ReleaseDC(cdc);
           Pole.F=0;

          }
  Sleep(15);
  }
  return 0;
}



class CAboutDlg : public CDialog
{
public:
        CAboutDlg();
// Dialog Data
        //{{AFX_DATA(CAboutDlg)
        enum { IDD = IDD_ABOUTBOX };
        //}}AFX_DATA
        // ClassWizard generated virtual function overrides
        //{{AFX_VIRTUAL(CAboutDlg)
        protected:
        virtual void DoDataExchange(CDataExchange* pDX);    // DDX/DDV
support
        //}}AFX_VIRTUAL
// Implementation
protected:
        //{{AFX_MSG(CAboutDlg)
        //}}AFX_MSG
```

```
	DECLARE_MESSAGE_MAP()
};

CAboutDlg::CAboutDlg() : CDialog(CAboutDlg::IDD)
{
	//{{AFX_DATA_INIT(CAboutDlg)
	//}}AFX_DATA_INIT
}

void CAboutDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
	CDialog::DoDataExchange(pDX);
	//{{AFX_DATA_MAP(CAboutDlg)
	//}}AFX_DATA_MAP
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CAboutDlg, CDialog)
	//{{AFX_MSG_MAP(CAboutDlg)
		// No message handlers
	//}}AFX_MSG_MAP
END_MESSAGE_MAP()

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// CAICentreDlg dialog

CAICentreDlg::CAICentreDlg(CWnd* pParent /*=NULL*/)
	: CDialog(CAICentreDlg::IDD, pParent)
{
	//{{AFX_DATA_INIT(CAICentreDlg)
		// NOTE: the ClassWizard will add member initialization here
	//}}AFX_DATA_INIT
	// Note that LoadIcon does not require a subsequent DestroyIcon in Win32
	m_hIcon = AfxGetApp()->LoadIcon(IDR_MAINFRAME);

}

void CAICentreDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
	CDialog::DoDataExchange(pDX);
	//{{AFX_DATA_MAP(CAICentreDlg)
		// NOTE: the ClassWizard will add DDX and DDV calls here
	//}}AFX_DATA_MAP
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CAICentreDlg, CDialog)
	//{{AFX_MSG_MAP(CAICentreDlg)
	ON_WM_SYSCOMMAND()
	ON_WM_PAINT()
	ON_WM_QUERYDRAGICON()
	ON_BN_CLICKED(IDOK, OnOk)
```

```
        ON_WM_MOUSEMOVE()
        ON_BN_CLICKED(IDC_BUTTON1, OnClickme)
        ON_BN_CLICKED(IDC_CHECK1, OnCheck1)
        ON_WM_LBUTTONDOWN()
        ON_BN_CLICKED(IDC_BUTTON2, OnStart)
        ON_BN_CLICKED(IDC_BUTTON3, OnInitPole)
        ON_BN_CLICKED(IDC_BUTTON4, OnSerial1)
        ON_BN_CLICKED(IDC_BUTTON5, OnCSerial)
        //}}AFX_MSG_MAP
END_MESSAGE_MAP()

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// CAICentreDlg message handlers

BOOL CAICentreDlg::OnInitDialog()
{
        CDialog::OnInitDialog();

        // Add "About..." menu item to system menu.

        // IDM_ABOUTBOX must be in the system command range.
        ASSERT((IDM_ABOUTBOX & 0xFFF0) == IDM_ABOUTBOX);
        ASSERT(IDM_ABOUTBOX < 0xF000);

        CMenu* pSysMenu = GetSystemMenu(FALSE);
        if (pSysMenu != NULL)
        {
                CString strAboutMenu;
                strAboutMenu.LoadString(IDS_ABOUTBOX);
                if (!strAboutMenu.IsEmpty())
                {
                        pSysMenu->AppendMenu(MF_SEPARATOR);
                        pSysMenu->AppendMenu(MF_STRING, IDM_ABOUTBOX,
strAboutMenu);
                }
        }

        // Set the icon for this dialog.  The framework does this automatically
        //  when the application's main window is not a dialog
        SetIcon(m_hIcon, TRUE);                         // Set big icon
        SetIcon(m_hIcon, FALSE);                // Set small icon

        // TODO: Add extra initialization here
         //NET* Net;
   AfxBeginThread(PendProcess, this);

        return TRUE;  // return TRUE  unless you set the focus to a control
}

void CAICentreDlg::OnSysCommand(UINT nID, LPARAM lParam)
```

```
{
	if ((nID & 0xFFF0) == IDM_ABOUTBOX)
	{
		CAboutDlg dlgAbout;
		dlgAbout.DoModal();
	}
	else
	{
		CDialog::OnSysCommand(nID, lParam);
	}
}
// If you add a minimize button to your dialog, you will need the code below
//  to draw the icon.  For MFC applications using the document/view model,
//  this is automatically done for you by the framework.
void CAICentreDlg::OnPaint()
{
	if (IsIconic())
	{
		CPaintDC dc(this); // device context for painting
		SendMessage(WM_ICONERASEBKGND, (WPARAM)
dc.GetSafeHdc(), 0);
		// Center icon in client rectangle
		int cxIcon = GetSystemMetrics(SM_CXICON);
		int cyIcon = GetSystemMetrics(SM_CYICON);
		CRect rect;
		GetClientRect(&rect);
		int x = (rect.Width() - cxIcon + 1) / 2;
		int y = (rect.Height() - cyIcon + 1) / 2;
		dc.DrawIcon(x, y, m_hIcon);
	}
	else
	{
		CDialog::OnPaint();
	}

}
// The system calls this to obtain the cursor to display while the user drags
//  the minimized window.
HCURSOR CAICentreDlg::OnQueryDragIcon()
{
	return (HCURSOR) m_hIcon;
}

void CAICentreDlg::OnClickme()
{
	// TODO: Add your control notification handler code here
	exit(0);
}

void CAICentreDlg::OnOk()
```

```
{
        // TODO: Add your control notification handler code here
}

void CAICentreDlg::OnMouseMove(UINT nFlags, CPoint point)
{
        // TODO: Add your message handler code here and/or call default
}
void CAICentreDlg::OnCheck1()
{
        // TODO: Add your control notification handler code here

//        CSerial serial;
//    if (serial.Open(Serirl_Port, 38400))
//     AfxMessageBox("Port opened successfully");
//    else
//     AfxMessageBox("Failed to open port!");
}
void CAICentreDlg::OnLButtonDown(UINT nFlags, CPoint point)
{
        // TODO: Add your message handler code here and/or call default
        //CDialog::OnLButtonDown(nFlags, point);
}
void CAICentreDlg::OnStart()
{
        // TODO: Add your control notification handler code here
          StartFlag=~StartFlag;
}

void CAICentreDlg::OnInitPole()
{

         // TODO: Add your control notification handler code here
         InitPoleFlag=0;

}

void CAICentreDlg::OnSerial1()
{
        // TODO: Add your control notification handler code here
        FFlag=1;
}

void CAICentreDlg::OnCSerial()
{
        // TODO: Add your control notification handler code here
        FFlag=0;
}
```

AICenter.cpp

```
// AICentre.cpp : Defines the class behaviors for the application.
//

#include "stdafx.h"
#include "AICentre.h"
#include "AICentreDlg.h"

#ifdef _DEBUG
#define new DEBUG_NEW
#undef THIS_FILE
static char THIS_FILE[] = __FILE__;
#endif

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// CAICentreApp

BEGIN_MESSAGE_MAP(CAICentreApp, CWinApp)
	//{{AFX_MSG_MAP(CAICentreApp)
		// NOTE - the ClassWizard will add and remove mapping macros here.
		//    DO NOT EDIT what you see in these blocks of generated code!
	//}}AFX_MSG
	ON_COMMAND(ID_HELP, CWinApp::OnHelp)
END_MESSAGE_MAP()

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// CAICentreApp construction

CAICentreApp::CAICentreApp()
{
	// TODO: add construction code here,
	// Place all significant initialization in InitInstance
}

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// The one and only CAICentreApp object

CAICentreApp theApp;

/////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// CAICentreApp initialization

BOOL CAICentreApp::InitInstance()
{
	if (!AfxSocketInit())
	{
		AfxMessageBox(IDP_SOCKETS_INIT_FAILED);
		return FALSE;
	}
```

```
	AfxEnableControlContainer();

#ifdef _AFXDLL
	Enable3dControls();			// Call this when using MFC in a shared
DLL
#else
	Enable3dControlsStatic();	// Call this when linking to MFC statically
#endif

	CAICentreDlg dlg;
	m_pMainWnd = &dlg;
	int nResponse = dlg.DoModal();
	if (nResponse == IDOK)
	{
  // TODO: Place code here to handle when the dialog is
		//  dismissed with OK
	}
	else if (nResponse == IDCANCEL)
	{
		// TODO: Place code here to handle when the dialog is
		//  dismissed with Cancel
	}

	// Since the dialog has been closed, return FALSE so that we exit the
	//  application, rather than start the application's message pump.
	return FALSE;
}
```

Serial.cpp

```
// Serial.cpp

#include "stdafx.h"
#include "Serial.h"

CSerial::CSerial()
{

        memset( &m_OverlappedRead, 0, sizeof( OVERLAPPED ) );
        memset( &m_OverlappedWrite, 0, sizeof( OVERLAPPED ) );
        m_hIDComDev = NULL;
        m_bOpened = FALSE;

}

CSerial::~CSerial()
{

        Close();

}

BOOL CSerial::Open( int nPort, int nBaud )
{

        if( m_bOpened ) return( TRUE );

        char szPort[15];
        char szComParams[50];
        DCB dcb;

        wsprintf( szPort, "COM%d", nPort );
        m_hIDComDev = CreateFile( szPort, GENERIC_READ |
GENERIC_WRITE, 0, NULL, OPEN_EXISTING, FILE_ATTRIBUTE_NORMAL |
FILE_FLAG_OVERLAPPED, NULL );
        if( m_hIDComDev == NULL ) return( FALSE );

        memset( &m_OverlappedRead, 0, sizeof( OVERLAPPED ) );
        memset( &m_OverlappedWrite, 0, sizeof( OVERLAPPED ) );

        COMMTIMEOUTS CommTimeOuts;
        CommTimeOuts.ReadIntervalTimeout = 0xFFFFFFFF;
        CommTimeOuts.ReadTotalTimeoutMultiplier = 0;
        CommTimeOuts.ReadTotalTimeoutConstant = 0;
        CommTimeOuts.WriteTotalTimeoutMultiplier = 0;
        CommTimeOuts.WriteTotalTimeoutConstant = 5000;
        SetCommTimeouts( m_hIDComDev, &CommTimeOuts );

        wsprintf( szComParams, "COM%d:%d,n,8,1", nPort, nBaud );
```

```
        m_OverlappedRead.hEvent = CreateEvent( NULL, TRUE, FALSE, NULL );
        m_OverlappedWrite.hEvent = CreateEvent( NULL, TRUE, FALSE, NULL );

        dcb.DCBlength = sizeof( DCB );
        GetCommState( m_hIDComDev, &dcb );
        dcb.BaudRate = nBaud;
        dcb.ByteSize = 8;
        unsigned char ucSet;
        ucSet = (unsigned char) ( ( FC_RTSCTS & FC_DTRDSR ) != 0 );
        ucSet = (unsigned char) ( ( FC_RTSCTS & FC_RTSCTS ) != 0 );
        ucSet = (unsigned char) ( ( FC_RTSCTS & FC_XONXOFF ) != 0 );
        if( !SetCommState( m_hIDComDev, &dcb ) ||
                !SetupComm( m_hIDComDev, 10000, 10000 ) ||
                m_OverlappedRead.hEvent == NULL ||
                m_OverlappedWrite.hEvent == NULL ){
                DWORD dwError = GetLastError();
                if( m_OverlappedRead.hEvent != NULL ) CloseHandle(
m_OverlappedRead.hEvent );
                if( m_OverlappedWrite.hEvent != NULL ) CloseHandle(
m_OverlappedWrite.hEvent );
                CloseHandle( m_hIDComDev );
                return( FALSE );
                }

        m_bOpened = TRUE;

        return( m_bOpened );

}

BOOL CSerial::Close( void )
{

        if( !m_bOpened || m_hIDComDev == NULL ) return( TRUE );

        if( m_OverlappedRead.hEvent != NULL ) CloseHandle(
m_OverlappedRead.hEvent );
        if( m_OverlappedWrite.hEvent != NULL ) CloseHandle(
m_OverlappedWrite.hEvent );
        CloseHandle( m_hIDComDev );
        m_bOpened = FALSE;
        m_hIDComDev = NULL;

        return( TRUE );

}

BOOL CSerial::WriteCommByte( unsigned char ucByte )
{
```

```
        BOOL bWriteStat;
        DWORD dwBytesWritten;

        bWriteStat = WriteFile( m_hIDComDev, (LPSTR) &ucByte, 1,
&dwBytesWritten, &m_OverlappedWrite );
        if( !bWriteStat && ( GetLastError() == ERROR_IO_PENDING ) ){
                if( WaitForSingleObject( m_OverlappedWrite.hEvent, 1000 ) )
dwBytesWritten = 0;
                else{
                        GetOverlappedResult( m_hIDComDev, &m_OverlappedWrite,
&dwBytesWritten, FALSE );
                        m_OverlappedWrite.Offset += dwBytesWritten;
                        }
                }

        return( TRUE );

}

int CSerial::SendData( const char *buffer, int size )
{

        if( !m_bOpened || m_hIDComDev == NULL ) return( 0 );

        DWORD dwBytesWritten = 0;
        int i;
        for( i=0; i<size; i++ ){
                WriteCommByte( buffer[i] );
                dwBytesWritten++;
                }

        return( (int) dwBytesWritten );

}

int CSerial::ReadDataWaiting( void )
{

        if( !m_bOpened || m_hIDComDev == NULL ) return( 0 );

        DWORD dwErrorFlags;
        COMSTAT ComStat;

        ClearCommError( m_hIDComDev, &dwErrorFlags, &ComStat );

        return( (int) ComStat.cbInQue );

}

int CSerial::ReadData( void *buffer, int limit )
```

```
{

        if( !m_bOpened || m_hIDComDev == NULL ) return( 0 );

        BOOL bReadStatus;
        DWORD dwBytesRead, dwErrorFlags;
        COMSTAT ComStat;

        ClearCommError( m_hIDComDev, &dwErrorFlags, &ComStat );
        if( !ComStat.cbInQue ) return( 0 );

        dwBytesRead = (DWORD) ComStat.cbInQue;
        if( limit < (int) dwBytesRead ) dwBytesRead = (DWORD) limit;

        bReadStatus = ReadFile( m_hIDComDev, buffer, dwBytesRead,
&dwBytesRead, &m_OverlappedRead );
        if( !bReadStatus ){
                if( GetLastError() == ERROR_IO_PENDING ){
                        WaitForSingleObject( m_OverlappedRead.hEvent, 2000 );
                        return( (int) dwBytesRead );
                        }
                return( 0 );
                }

        return( (int) dwBytesRead );

}
```

ภาคผนวก ข

Som.Cpp

```
#include <time.h>
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include <math.h>
#include <graphics.h>
#include <dos.h>s

typedef int         BOOL;
typedef int         INT;
typedef double      REAL;

#define FALSE       0
#define TRUE        1
#define NOT         !
#define AND         &&
#define OR          ||

#define MIN_REAL    -HUGE_VAL
#define MAX_REAL    +HUGE_VAL
#define MIN(x,y)    ((x)<(y) ? (x) : (y))
#define MAX(x,y)    ((x)>(y) ? (x) : (y))

#define PI          (2*asin(1))
#define sqr(x)      ((x)*(x))

#define PoleLenght  100
#define XConstance  10

#define RailHight   20
#define CartHight   20
#define CartWidth   40
#define DelayConstance 80
FILE*               f;
 time_t first, second;
typedef struct {                /* A LAYER OF A NET:                    */
        INT         Units;      /* - number of units in this layer      */
        REAL*       Output;     /* - output of ith unit                 */
        REAL**      Weight;     /* - connection weights to ith unit     */
        REAL*       StepSize;   /* - size of search steps of ith unit   */
        REAL*       dScoreMean; /* - mean score delta of ith unit       */
} LAYER;

typedef struct {                /* A NET:                               */
        LAYER*      InputLayer;   /* - input layer                      */
        LAYER*      KohonenLayer; /* - Kohonen layer                    */
        LAYER*      OutputLayer;  /* - output layer                     */
        INT         Winner;     /* - last winner in Kohonen layer       */
        REAL        Alpha;      /* - learning rate for Kohonen layer    */
```

```
        REAL    Alpha_;     /* - learning rate for output layer     */
        REAL    Alpha__;    /* - learning rate for step sizes       */
        REAL    Gamma;      /* - smoothing factor for score deltas  */
        REAL    Sigma;      /* - parameter for width of neighborhood */
} NET;

char  Stt1[80],Stt2[80],Stt3[40];
char  FallTimer[80];
float XPlotDistance;
int   SuccessCounter=0;
void InitGraph(){
        int gdriver = DETECT, gmode, errorcode;
//      int left, top, right, bottom;

initgraph(&gdriver, &gmode, "");

errorcode = graphresult();
if (errorcode != grOk)  /* an error occurred */
{
  printf("Graphics error: %s\n", grapherrormsg(errorcode));
  printf("Press any key to halt:");
  getch();
  exit(1);
}
}
void Draw(double XPosition,double Angle,char stt[20]){

 double OldXPosition,OldAngle;
 double OldCartWidth,OldCartHight,OldPoleLenght,OldRailHight;
 setcolor(15);
 OldXPosition      =      XPosition;
 OldAngle     =     Angle;

 XPosition=getmaxx()/2-CartWidth/2+XPosition;
 // if(XPosition>getmaxx()){ XPosition=0;}
 // if(XPosition<0){XPosition=getmaxx();}
 // Draw a Cart and Pole
 rectangle(1,getmaxy()-RailHight,getmaxx()-1,getmaxy()-1);
                                        //Draw A Rail
 rectangle(XPosition,getmaxy()-RailHight-
CartHight,XPosition+CartWidth,getmaxy()-CartHight);                    //Draw
A Cart
 moveto(XPosition+CartWidth/2.0,getmaxy()-RailHight-CartHight);
                                        //Draw A Pole
 lineto(XPosition+CartWidth/2.0+PoleLenght*sin(PI*Angle/180.0),getmaxy()-
RailHight-CartHight-PoleLenght*cos(PI*Angle/180.0));  //Draw A Pole

 outtextxy(10,getmaxy()-10,stt);
 outtextxy(1,1,FallTimer);
 outtextxy(1,20,Stt1);
```

```
 outtextxy(1,30,Stt2);
 outtextxy(1,40,Stt3);

 delay(DelayConstance-60);

 //Clear a cart and Pole
 setcolor(0);
 OldXPosition=getmaxx()/2-CartWidth/2+OldXPosition;
 rectangle(1,getmaxy()-RailHight,getmaxx()-1,getmaxy()-1);
                                          //Draw A Rail
 rectangle(OldXPosition,getmaxy()-RailHight-
CartHight,OldXPosition+CartWidth,getmaxy()-CartHight);
//Draw A Cart
 moveto(OldXPosition+CartWidth/2.0,getmaxy()-RailHight-CartHight);
                                          //Draw A Pole

lineto(OldXPosition+CartWidth/2.0+PoleLenght*sin(PI*OldAngle/180.0),getmaxy()-
RailHight-CartHight-PoleLenght*cos(PI*OldAngle/180.0));  //Draw A Pole
 outtextxy(10,getmaxy()-10,stt);
 outtextxy(1,1,FallTimer);
 outtextxy(1,20,Stt1);
 outtextxy(1,30,Stt2);
 outtextxy(1,40,Stt3);
//   getch();
 // cleardevice();
}

void ThetaGraph(double xDot, double wDot){
 int YConst=0;
 XPlotDistance=XPlotDistance+0.05;
 setviewport(10,10, getmaxx()-10,getmaxy()/5,1);
 rectangle(1,1,getmaxx()-20,getmaxy()/5-12);
 line(1,YConst+(getmaxy()/5-12)/2.0,getmaxx()-20,(getmaxy()/5-12)/2.0);
// if(wDot>2000){YConst+20;}
 putpixel(XPlotDistance,(getmaxy()/5-12)/2.0+wDot/5.0,4);
 putpixel(XPlotDistance,(getmaxy()/5-12)/2.0+xDot*5,5);

 setviewport(0,0,getmaxx(),getmaxy(),1);
// fprintf(f,"%lf %lf\n",xDot,wDot);
//cleardevice();
// closegraph();

}
/*****************************************************************
**********
      RANDOMS DRAWN FROM DISTRIBUTIONS

*****************************************************************
*********/
```

```
void InitializeRandoms()
{
 srand(4715);
}


REAL RandomEqualREAL(REAL Low, REAL High)
{
 return ((REAL) rand() / RAND_MAX) * (High-Low) + Low;
}


REAL RandomNormalREAL(REAL Mu, REAL Sigma)
{
 REAL x,fx;

 do {
  x = RandomEqualREAL(Mu-3*Sigma, Mu+3*Sigma);
  fx = (1 / (sqrt(2*PI)*Sigma)) * exp(-sqr(x-Mu) / (2*sqr(Sigma)));
 } while (fx < RandomEqualREAL(0, 1));
 return x;
}


/*****************************************************************
**********
          A P P L I C A T I O N - S P E C I F I C   C O D E

*****************************************************************
*********/


#define ROWS       30
#define COLS       30

#define N          2
#define C          (ROWS * COLS)
#define M          1       //1

#define TRAIN_STEPS   10000
#define BALANCED      1000



void InitializeApplication(NET* Net)
{
 INT i;

 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  Net->KohonenLayer->StepSize[i] = 1;
```

```
    Net->KohonenLayer->dScoreMean[i] = 0;
  }
  f = fopen("xwdot.txt", "w");
}


void WriteNet(NET* Net)
{
  INT  r,c;
  REAL x,y,z;

  fprintf(f, "\n\n\n");
  for (r=0; r<ROWS; r++) {
    for (c=0; c<COLS; c++) {
      x = Net->KohonenLayer->Weight[r*ROWS+c][0];
      y =       Net->KohonenLayer->Weight[r*ROWS+c][1];
      z = Net->OutputLayer->Weight[0][r*ROWS+c];
      fprintf(f, "([%5.1f°, %5.1f°], %5.1fN)    ", x, y, z);
    }
    fprintf(f, "\n");
  }
}


void FinalizeApplication(NET* Net)
{
  fclose(f);
}


/*****************************************************************
**********
                SIMULATING THE POLE

*****************************************************************
*********/

                                /* SIMULATION PARAMETERS FOR THE
POLE:  */
#define L          1.2//1          /* - length of pole [m]                */
#define Mc          1.5//1          /* - mass of cart [kg]                 */
#define Mp          0.6//1          /* - mass of pole [kg]                 */
#define G          9.81          /* - acceleration due to gravity [m/s²]  */
#define T          0.1          /* - time step [s]                    */
#define STEPS        10          /* - simulation steps in one time step   */


typedef struct {                /* STATE VARIABLES OF A POLE:          */
        REAL        x;          /* - position of cart [m]              */
        REAL        xDot;       /* - velocity of cart [m/s]            */
```

```
        REAL    w;          /* - angle of pole [°]              */
        REAL    wDot;       /* - angular velocity of pole [°/s] */
        REAL    F;          /* - force applied to cart          */
} POLE;                     /*   during current time step [N]   */


void InitializePole(POLE* Pole)
{
 do {
  Pole->x    = 0;
  Pole->xDot = 0;
  Pole->w    = RandomEqualREAL(-1,1);
  Pole->wDot = 0;
  Pole->F    = 0;
 } while (Pole->w == 0);
}


void SimulatePole(POLE* Pole)
{
 INT  s;
 REAL x, xDot, xDotDot;
 REAL w, wDot, wDotDot;
 REAL F;

 x    = Pole->x;
 xDot = Pole->xDot;
 w    = (Pole->w    / 180) * PI;
 wDot = (Pole->wDot / 180) * PI;
 F    = Pole->F;
 for (s=0; s<STEPS; s++) {

  wDotDot = (G*sin(w) + cos(w) * ((-F - Mp*L*sqr(wDot)*sin(w)) / (Mc+Mp))) /
            (L * ((REAL) 4/3 - (Mp*sqr(cos(w))) / (Mc+Mp)));

  xDotDot = (F + Mp*L * (sqr(wDot)*sin(w) - wDotDot*cos(w))) / (Mc+Mp);

  x    += (T / STEPS) * xDot;
  xDot += (T / STEPS) * xDotDot;
  w    += (T / STEPS) * wDot;
  wDot += (T / STEPS) * wDotDot;
 }
 Pole->x    = x;
 Pole->xDot = xDot;
 Pole->w    = (w    / PI) * 180;
 Pole->wDot = (wDot / PI) * 180;
}


BOOL PoleStillBalanced(POLE* Pole)
```

```
{
 return (Pole->w >= -60) AND (Pole->w <= 60);
}


REAL ScoreOfPole(POLE* Pole)
{
 return -sqr(Pole->w);
}


/*****************************************************************
**********
                    I N I T I A L I Z A T I O N

*****************************************************************
*********/


void GenerateNetwork(NET* Net)
{
 INT i;

 Net->InputLayer   = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));
 Net->KohonenLayer = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));
 Net->OutputLayer  = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));

 Net->InputLayer->Units       = N;
 Net->InputLayer->Output      = (REAL*)  calloc(N, sizeof(REAL));

 Net->KohonenLayer->Units     = C;
 Net->KohonenLayer->Output    = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));
 Net->KohonenLayer->Weight    = (REAL**) calloc(C, sizeof(REAL*));
 Net->KohonenLayer->StepSize  = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));
 Net->KohonenLayer->dScoreMean = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));

 Net->OutputLayer->Units      = M;
 Net->OutputLayer->Output     = (REAL*)  calloc(M, sizeof(REAL));
 Net->OutputLayer->Weight     = (REAL**) calloc(M, sizeof(REAL*));

 for (i=0; i<C; i++) {
  Net->KohonenLayer->Weight[i] = (REAL*) calloc(N, sizeof(REAL));
 }
 for (i=0; i<M; i++) {
  Net->OutputLayer->Weight[i] = (REAL*) calloc(C, sizeof(REAL));
 }
}


void RandomWeights(NET* Net)
```

```
{
 INT i,j;

 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->InputLayer->Units; j++) {
   Net->KohonenLayer->Weight[i][j] = RandomEqualREAL(-30, 30);
  }
 }
 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->KohonenLayer->Units; j++) {
   Net->OutputLayer->Weight[i][j] = 0;
  }
 }
}


void SetInput(NET* Net, REAL* Input)
{
 INT i;

 for (i=0; i<Net->InputLayer->Units; i++) {
  Net->InputLayer->Output[i] = Input[i];
 }
}


void GetOutput(NET* Net, REAL* Output)
{
 INT i;

 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  Output[i] = Net->OutputLayer->Output[i];
 }
}


/******************************************************************
**********
                PROPAGATING SIGNALS

******************************************************************
*********/


void PropagateToKohonen(NET* Net)
{
 INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Sum, MinOut;

 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
```

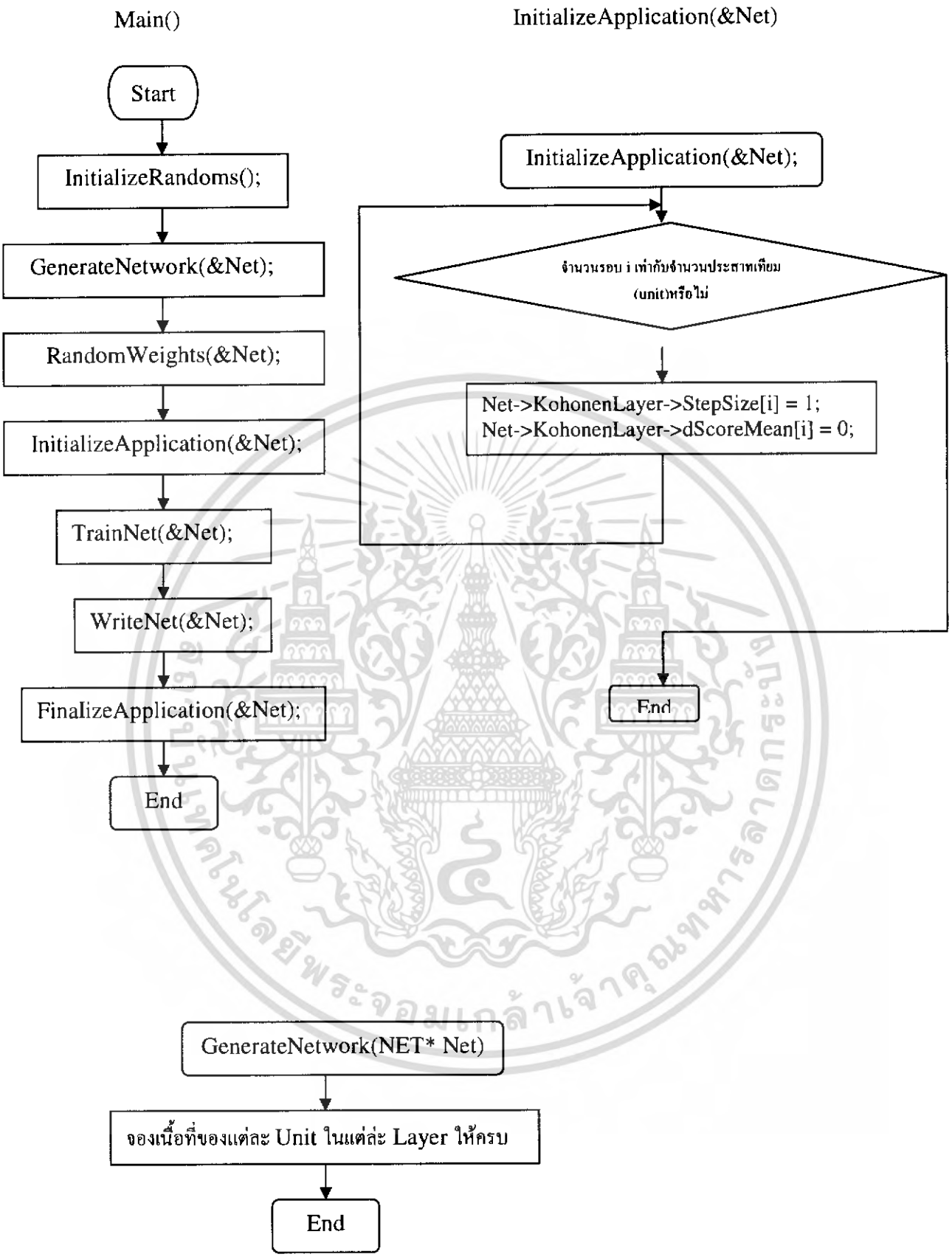
```
    Sum = 0;
    for (j=0; j<Net->InputLayer->Units; j++) {
      Out = Net->InputLayer->Output[j];
      Weight = Net->KohonenLayer->Weight[i][j];
      Sum += sqr(Out - Weight);
    }
    Net->KohonenLayer->Output[i] = sqrt(Sum);
  }
  MinOut = MAX_REAL;
  for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
    if (Net->KohonenLayer->Output[i] < MinOut)
      MinOut = Net->KohonenLayer->Output[Net->Winner = i];
  }
}


void PropagateToOutput(NET* Net)
{
  INT i;

  for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
    Net->OutputLayer->Output[i] = Net->OutputLayer->Weight[i][Net->Winner];
  }
}


void PropagateNet(NET* Net)
{
  PropagateToKohonen(Net);
  PropagateToOutput(Net);
}


/******************************************************************************
**********
                    TRAINING THE NET

******************************************************************************
*********/


REAL Neighborhood(NET* Net, INT i)
{
  INT  iRow, iCol, jRow, jCol;
  REAL Distance;

  iRow = i / COLS; jRow = Net->Winner / COLS;
  iCol = i % COLS; jCol = Net->Winner % COLS;

  Distance = sqrt(sqr(iRow-jRow) + sqr(iCol-jCol));
```

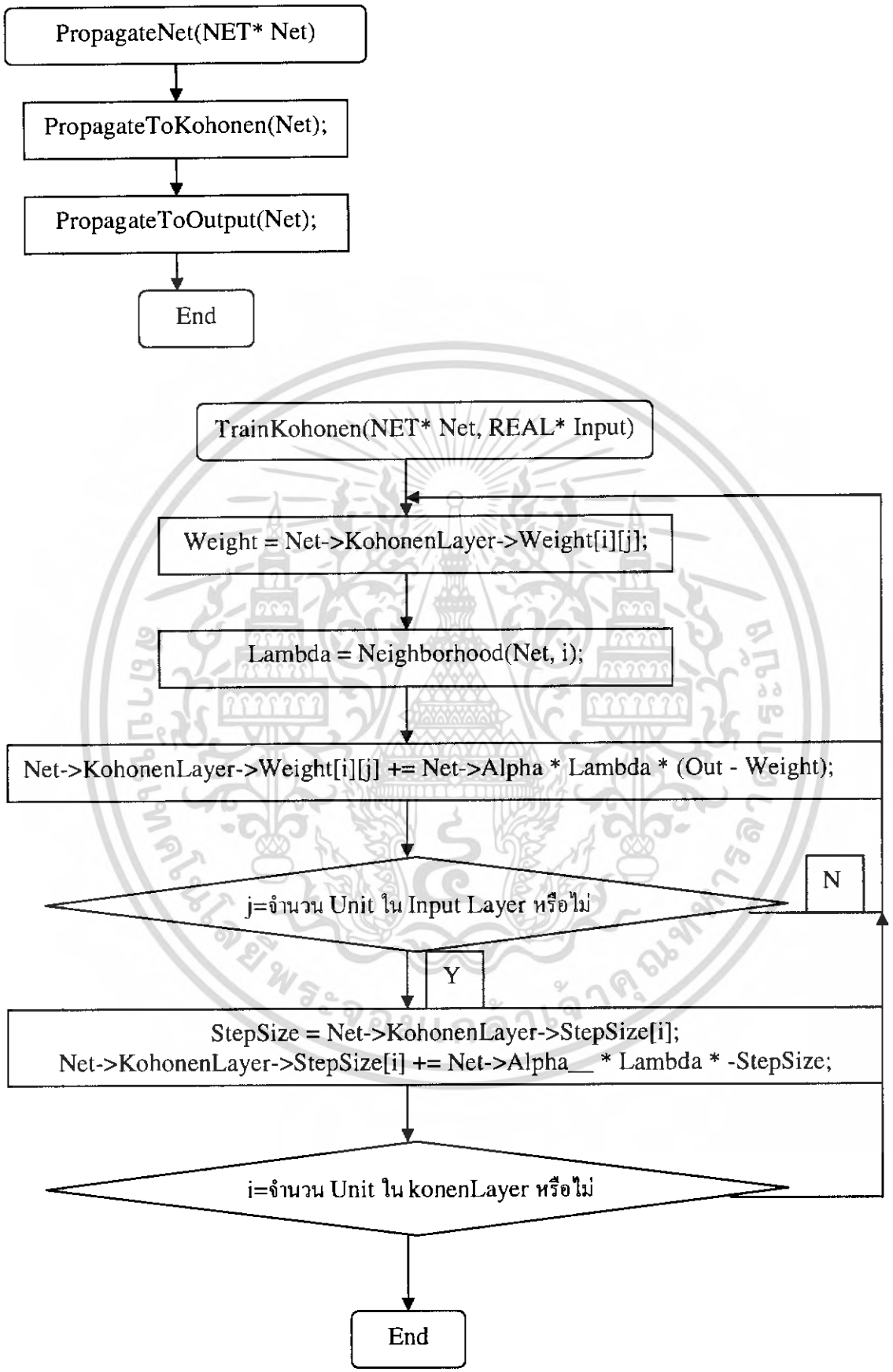
```
 return exp(-sqr(Distance) / (2*sqr(Net->Sigma)));
}


void TrainKohonen(NET* Net, REAL* Input)
{
 INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Lambda, StepSize;

 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->InputLayer->Units; j++) {
   Out = Input[j];
   Weight = Net->KohonenLayer->Weight[i][j];
   Lambda = Neighborhood(Net, i);
   Net->KohonenLayer->Weight[i][j] += Net->Alpha * Lambda * (Out - Weight);
  }
  StepSize = Net->KohonenLayer->StepSize[i];
  Net->KohonenLayer->StepSize[i] += Net->Alpha__ * Lambda * -StepSize;
 }
}


void TrainOutput(NET* Net, REAL* Output)
{
 INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Lambda;

 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->KohonenLayer->Units; j++) {
   Out = Output[i];
   Weight = Net->OutputLayer->Weight[i][j];
   Lambda = Neighborhood(Net, j);
   Net->OutputLayer->Weight[i][j] += Net->Alpha_ * Lambda * (Out - Weight);
  }
 }
}


void TrainUnits(NET* Net, REAL* Input, REAL* Output)
{
 TrainKohonen(Net, Input);
 TrainOutput(Net, Output);
}


void TrainNet(NET* Net)
{
 INT  n,t;
 POLE Pole;
```

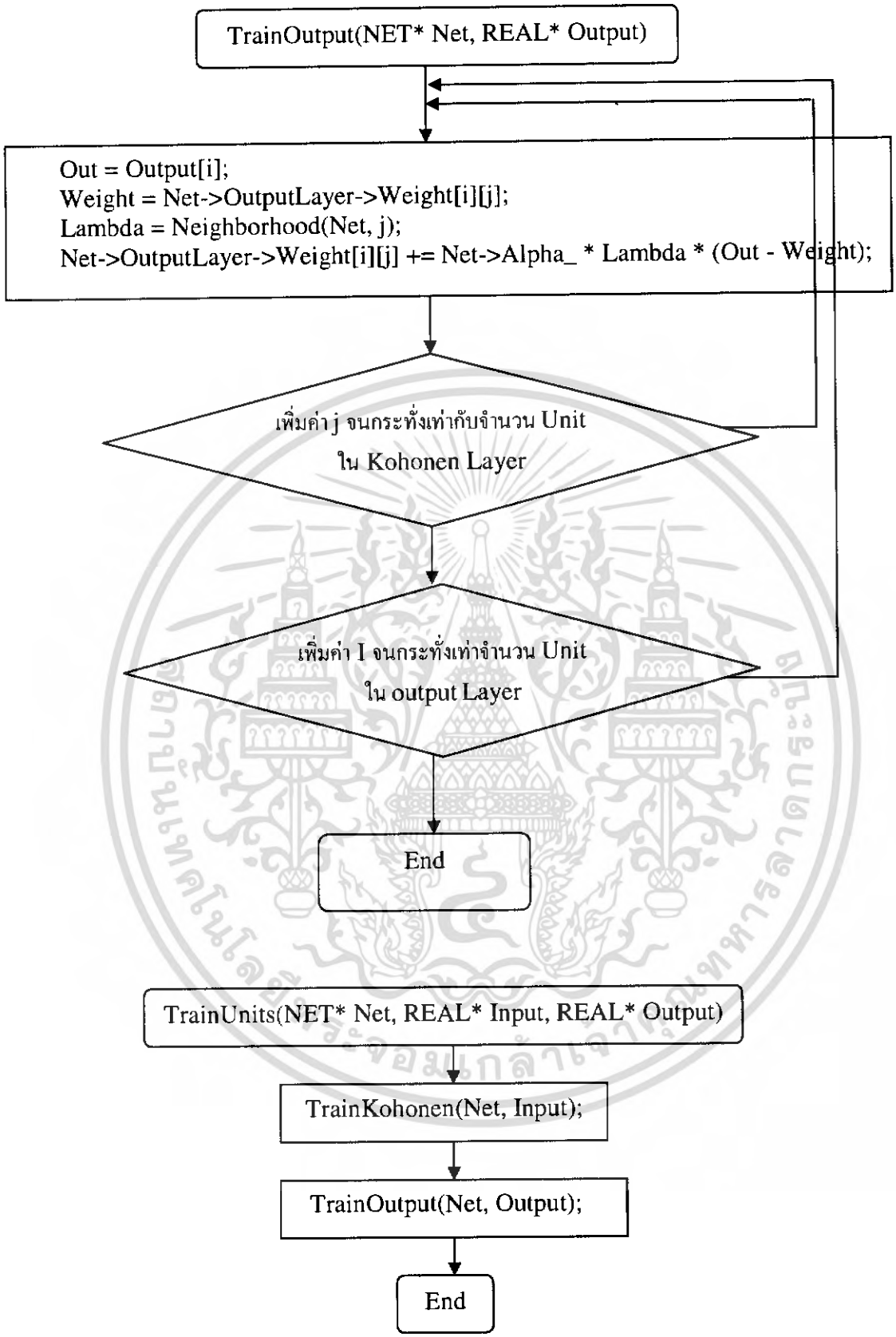
```
  REAL wOld, wNew, ScoreOld, ScoreNew, dScore, dScoreMean, StepSize;
  REAL Input[N];
  REAL Output[M];
  REAL Target[M];

  double StartTime,StopTime;
  struct dostime_t tt;
  char Stt[100];
  char ch;
  n = 0;
 // _dos_gettime(&t);

  while (n<TRAIN_STEPS) {
//  first = time(NULL);  /* Gets system
                        //   time */

    t = 0;
    InitializePole(&Pole);

    wOld           =  Pole.w;
    ScoreOld       = ScoreOfPole(&Pole);
    SimulatePole(&Pole);
    wNew           = Pole.w;
    ScoreNew       = ScoreOfPole(&Pole);
    while (PoleStillBalanced(&Pole) AND (t<BALANCED)) {

    _dos_gettime(&tt);
    StartTime=tt.hsecond;



     n++;
     t++;
     Net->Alpha   = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
     Net->Alpha_  = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
     Net->Alpha__ = 0.005;
     Net->Gamma   = 0.05;
     Net->Sigma   = 6.0 * pow(0.2, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
     Input[0]     = wOld;
     Input[1]     = wNew;
     SetInput(Net, Input);
     PropagateNet(Net);
     GetOutput(Net, Output);
     Pole.F       = Output[0];

     StepSize     = Net->KohonenLayer->StepSize[Net->Winner];
     Pole.F      += StepSize * RandomNormalREAL(0, 10);

     sprintf(Stt,"Neural Network Control An Inverted Pendulum.Iteration=%5.2d (ESC
  Exit) ",n);
```

```
//    fprintf(f,"%d\n",n);
    Draw(Pole.x*XConstance,Pole.w,Stt);
   // ThetaGraph(Pole.xDot,Pole.wDot);

    Pole.xDot    = 0.94*Pole.xDot;
    Pole.w       = 0.96*Pole.w;
    wOld         = Pole.w;
    ScoreOld     = ScoreOfPole(&Pole);

    SimulatePole(&Pole);

    wNew         = Pole.w;
    ScoreNew     = ScoreOfPole(&Pole);
    dScore       = ScoreNew - ScoreOld;
    dScoreMean   = Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner];
    sprintf(Stt1,"Pole's Angle(Degree) : %5.4f",Pole.w);

    sprintf(Stt2,"Force      (N)      : %5.4f",Pole.F);
    while(kbhit()){
        ch=getch();
     switch(ch){
          case 27:
                        closegraph();
                        FinalizeApplication(&Net);
                        exit(0);
                 break;

        }
    }
    if (dScore > dScoreMean) {
        Target[0] = Pole.F;
        TrainUnits(Net, Input, Target);
    }
    Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner] += Net->Gamma * (dScore -
dScoreMean);
   }

   if (PoleStillBalanced(&Pole)){
    sprintf(FallTimer, "Pole still balanced after %0.1fs", t * T);
    SuccessCounter++;
    sprintf(Stt3,"%d",SuccessCounter);
    sprintf(Stt3,"Success            :%4d",SuccessCounter);
    }
   else{
    sprintf(FallTimer, "Pole fallen after %0.1fs", (t+1) * T);
    //SuccessCounter++;
    sprintf(Stt3,"Success            :%4d",SuccessCounter);

    }
```

```
 //  _dos_gettime(&tt);
 //  StopTime=tt.hsecond;
 //  sprintf(Stt3,"Difftime=%f",StopTime-StartTime);

  //}
  }
}


/*****************************************************************************
**********
                              M A I N
*****************************************************************************
*********/
int main()
{
  int i;
  NET Net;
//    InitGraph();
// for (i=getmaxx();i>0;i--){
// Draw(320,0,"a");
// delay(1);
// getch();
 //cleardevice();
// }
getch();
//f=fopen("xwdotlog.txt","+w");
  InitializeRandoms();
//  printf("Init Random Finish\n");
  GenerateNetwork(&Net);
//  printf("Generate Network Finish\n");
  RandomWeights(&Net);
//  printf("Random Weight Finish\n");
  InitializeApplication(&Net);
//  printf("Init Application Finish\n");
  printf("Init Graphs Finish\n");
  InitGraph();
  TrainNet(&Net);
  getch();
//  WriteNet(&Net);
  FinalizeApplication(&Net);

}
```







บทที่ 1
บทนำ

โครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Network) เป็นโครงข่ายเลียนแบบระบบประสาทจริงเพื่อนำไปใช้ในงานต่าง ทั้งงานที่อธิบายด้วยระบบสมการได้และอธิบายด้วยระบบสมการไม่ได้ โดยระบบจำเรียนรู้และจำลองความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยวิธีต่าง ๆ

จากประโยชน์ดังกล่าวโครงข่ายประสาทเทียมจึงมักถูกนำไปใช้ในสมัยใหม่ได้เช่น การทำนายหุ้น หรือ การพยากรอากาศ พอที่จะสรุปแยกออกเป็นหัวข้อต่าง ๆ ได้ดังนี้

เทคโนโลยีอวกาศ เช่น ยานยนต์ไร้คนขับประสิทธิภาพสูง,การจำลองเส้นทางการบิน, ระบบควบคุมการบิน,วิธีหาข้อผิดพลาดของเครื่องยนต์

การเงินการธนาคาร เช่น เครื่องอ่านเช็ค, การทำนายค่าเงิน

การทหาร เช่น การปรับปรุงประสิทธิภาพอาวุธ การหาเป้าหมาย,การสอบสวน, การถอดรหัสสัญญาณ

อิเล็กทรอนิกส์ เช่น การเดาอนุกรม, การออกแบบ IC ,การควบคุมการผลิต, การวิเคราะห์จุดเสีย,การจำลองแบบไม่เชิงเส้น

บันเทิง เช่น เกมส์ต่าง ๆ ,การสร้างภาพเสมือน

การแพทย์ เช่น การวิเคราะห์การกลายพันธ์ของมะเร็ง,การวิเคราะห์สัญญาณหัวใจ

หุ่นยนต์ เช่น วิธีการยกของอัตโนมัติ ,วิธีการมองเห็น

เสียง เช่น การจดจำ,การลดขนาดของเสียง ,การแยกอักขระออกจากเสียง , การพิมพ์โดยเสียง

โทรคมนาคม เช่น การบีบข้อมูลของสัญญาณ ,การหาข้อมูลอัตโนมัติ เป็นต้น

จากการศึกษาและสังเกตุวิธีการทรงตัวของสิ่งมีชีวิต สามารถจำลองและอธิบายได้ด้วยสมการต่าง แต่การที่สิ่งมีชีวิตชั้นจะทรงตัวอยู่ในตำแหน่งที่ไม่เสถียรนั้นทำให้เคลื่อนไหวได้รวดเร็วและเคลื่อนที่ได้ในทิศทางใด ๆ เช่นมนุษย์หรือลิงเป็นต้น จึงไม่สามารถการจำลองและอธิบายในขั้นต่ำ(Low Level Description)ของการทำงานได้ เช่นเราไม่ทราบว่า เรายืนได้อย่างไร สมองส่วนควบคุมการทรงตัวทำงานอย่างไร เราจึงรู้เพียงว่าเราต้องยืนเท่านั้นเมื่อเปรียบเทียบกับ โครงข่ายประสาทเทียมแล้วพบว่าเป็นโครงสร้างที่ต้องการการเรียนรู้เพื่อสะสมประสบการณ์ในน่วยความจำ (Weight และ Bias)เช่นเดียวกับมนุษย์ เมื่อยังเด็ก เซลล์สมองยังไม่เจริญและกระตุ้นให้ทำงานมากนักเด็กจึงไม่สามารถเดินได้ทันทีต้องอาศัยเวลาและประสบการณ์(Training) และต้นแบบ

การเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะมีสองแบบคือระบบที่มีต้นแบบและระบบที่ไม่มีต้นแบบ

การเรียนรู้แบบมีต้นแบบจะเลียนแบบระบบการทรงตัวของทฤษฎีการความคุมโดยวิธี PID (Proppotional Integral Differential)และ LQR(Linear Quadratic Regulation)

ส่วนการเรียนรู้แบบไม่มีต้นแบบจะใช้วิธีการให้รางวัล และ การยับยั้งภายในโครงข่ายเพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุดในสถาณการณ์นั้น

ข้อดีและข้อเสียของโครงข่ายทั้งสองแบบนั้นมีความต่างกันเล็กน้อย เช่นความสามารถในการเรียนรู้ ความเร็วในการแก้ปัญหา และคุณสมบัติของการย้ายโครงข่าย(OffLine Learing) เป็นต้น แต่สิ่งที่สามารถเห็นได้ชัดคือการเรียนรู้แบบไม่มีต้นแบบนั้นจะมีความซับซ้อนของวิธีการเรียนรู้มากกว่า เพราะภายในตัวโครงข่ายประสาทเทียมต้องตัดสินว่าเมื่อใดจะเรียนรู้(Train Mode)หรือเมื่อใดจะทำงาน(Run Mode) โดยตัดสินจากผลการทำงานของอดีตเทียบกับปัจจุบันกำลังสอง จะได้เป็นฟังก์ชั่นค่าต่ำสุดของเป้าหมายที่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมต้องการ

รายงานฉบับนี้แบ่งการศึกษาออกเป็นสองส่วนคือ การศึกษาส่วนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีต้นแบบ(Supervised Neural Network)ภายในปีการศึกษาที่ 1/2548 และภารศึกษาการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีต้นแบบ(Unsupervised Neural Network) การทำงาน ของภายในภาคการศึกษาที่หนึ่ง ใช้โมเดลการทำงานของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบ็คพร็อพาเกชั่น(Backpropagation) ด้วยโครงสร้างแบบต่าง ๆ คือ โครงสร้างเรียงต่อเป็นลำดับ (Feed Forward Network) และ โครงสร้างแบบกึ่งเรียงต่อขนาน (Casscade Forward Netword) ทั้งยังศึกษาเรื่องความสัมพันธ์ของการใช้จำนวนประสาทเทียมจำนวนมากในโครงข่ายเดี่ยวซึ่งมีความผิดพลาดน้อย กับการใช้จำนวนโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ในเหตุการณ์แตกต่างกันซึ่งมีค่าความผิดพลาดมากกว่า และจำนวนประสาทในโครงข่ายน้อยกว่า แต่ใช้หลาย ๆ โครงข่าย ทำให้ได้ข้อสรุปทางด้านพฤติกรรมการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนชนิด และ การเรียงต่อของประสาทเทียมแบบต่าง ๆ เพื่อเป็นแนวทางการศึกษา การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ในภาคการศึกษาที่สอง การศึกษาต่อการทำงานของการทรงตัวโดยการใช้ โครงข่ายประสาทเทียมในภาคการศึกษานี้ จะศึกษาเรื่องการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตัวเอง โดยไม่ต้องมีต้นแบบ เลือกโครงข่ายลักษณะรวบรวมองค์ความรู้ตัวเอง(Self-Organizing Feature Maps) มาเพื่อเรียนรู้การทรงตัว โดยโครงข่ายดังกล่าว จะทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าอุปทาน(Bias) ภายในโครงข่ายเมื่อผลของมุมมีแนวโน้มดีขึ้น โดยการเพิ่มค่าน้ำหนักหรือลดค่าตัวน้ำหนัก

บทที่ 2
ทฤษฎี ของระบบการทรงตัว และโครงข่ายประสาทเทียม

รายงานฉบับนี้แบ่งภาคทฤษฎีออกเป็นสองช่วงคือ ภาคจำลองการทำงานและแสดงผลของอินเวอร์ตเพนดูลัม และภาคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ระบบ (Inverted Pendulum)

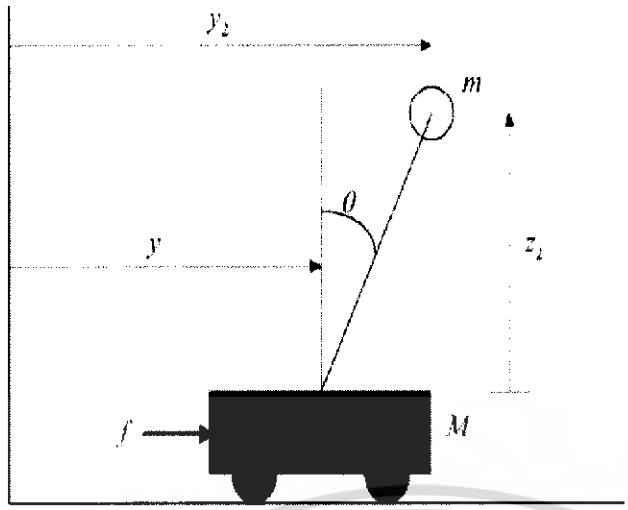
2.1 ทฤษฎี อินเวอร์ตเพนดูลัม (Inverted Pendulum)

ระบบ Inverted pendulum เป็นกรณีศึกษาของวิธีการทรงตัวซึ่ง ไม่เป็นระบบเชิงเส้น และยังมีความเฉื่อยต่อเสถียรภาพของระบบ ในระบบจะประกอบด้วย ก้านถ่วงน้ำหนัก อยู่บน รางซึ่งสามารถเคลื่อนที่ได้โดยสะดวกบนแกนระนาบ ในบทนี้จะกล่าวถึงสมการการเคลื่อนที่ของระบบซึ่งจะสร้างระบบจำลองบนคอมพิวเตอร์ จะใช้ แมทแลป 7.0 เวอชวลซี พลัส พลัส 6.0 (Visaul C++ 6.0) และ เทอร์โบซีพลัสพลัส 3.0 จำลองระบบทั้งหมดลง บนระบบปฏิบัติการณ์วินโดว์ส เอ็กพี (Windows Xp)

การทำงานบนแมทแลปจะใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีต้นแบบเท่านั้น เพราะมีเครื่องมือในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมมากทำให้ลดเวลาในการศึกษาการทดลองมากแต่มีความยืดหยุ่นในการทำงานน้อยกว่า ภาษาซีมาก เนื่องจากการกำหนดโครงสร้าง และ การกำหนดภาษาเชิงวัตถุ สามารถทำในภาษาซีได้ง่าย และ เป็นโครงสร้างกว่าแมทแลปมาก

ส่วนการทำงาน และวิธีการ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีต้นแบบ นั้น เริ่มจากการเขียนโปรแกรม ลงบนโปรแกรมวิชวลซี แต่ติดปัญหาเรื่องตำแหน่งหน่วยความจำจึงไม่สามารถพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมได้ ทำได้เพียงแต่แสดงผลการทำงานของการจำลองการทำงานของอินเวอร์ตเพนดูลัมเท่านั้น จึงใช้ เทอโบซีพลัสพลัส 3.0 เพื่อแสดงผล และ จำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแทนเนื่องจากการแสดงผลทำได้ง่ายกว่า

สมการการทำงานของการดกของวัตถุบนฐาน โดยการอธิบายทฤษฎีพลังงานรวมแรงที่เกิดขึ้นบนรถที่ใช้เลี้ยงก้านถ่วงน้ำหนักนั้นเมื่อแตกส่วนประกอบย่อยของแรงทั้งหมดแล้วจะได้ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แสดงแรงต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นบน รถ และองค์ประกอบที่จะต้องใช้พิจารณา

เมื่อ M คือ มวลของรถ

m คือ มวลก้านถ่วงน้ำหนัก

θ คือ มุมอันเนื่องมาจากแรง f

f คือ แรงที่ทำให้เกิดองค์ประกอบต่าง ประกอบด้วย คือ มุมของก้านถ่วงน้ำหนัก และ ระยะทาง x ที่รถเคลื่อนที่ไปได้

จากรูปที่ 2.1เมื่อรวมแรงและคิดพลังงานรวมที่ รถแล้วจะได้พลังงานของแต่ละส่วน

$$T1 = \frac{1}{2} M \dot{y}^2 \tag{2.1}$$

และพลังงานรวมที่แกนเพนดูลัมคือ

$$T2 = \frac{1}{2} M \dot{y_2}^2 + \frac{1}{2} M \dot{z_2}^2 \tag{2.2}$$

สำหรับ Free body diagram ของ y_2 และ z_2 มีค่าเป็น

$$y_2 = y + l \sin\theta \tag{2.3}$$

$$z_2 = l \cos\theta \tag{2.4}$$

$$\dot{z_2} = -l \dot{\theta} \sin\theta \tag{2.5}$$

$$z_3 = l \cos\theta \tag{2.6}$$

ดังนั้นพลังงานรวมคือ

$$T = T1+T2$$

$$= \frac{1}{2}(M\dot{y}^2 + m(\dot{y}_2^2 + \dot{z}_2^2)) \quad (2.7)$$

พลังงานศักย์ V ของระบบจะเก็บไว้ที่ ก้านPendulum ดังนั้น

$$v = mgz_2 = mgl\cos\theta \quad (2.8)$$

จาก LaGrange Equation คือ

$$L = T - V \quad (2.9)$$

$$= \frac{1}{2}(M+m)\dot{y}^2 + ml\cos\theta\,\dot{y}\dot{\theta} + \frac{1}{2}ml^2\theta^2 - mgl\cos\theta \quad (2.10)$$

สำหรับตัวแปร State Space Variable ของระบบมีสองตัว คือ y และ θ ดังนั้นจะได้ สมการของ LaGrange Equation คือ

$$\frac{d}{dt}\frac{\partial L}{\partial \dot{y}} - \frac{\partial L}{\partial y} = 0 \quad (2.11)$$

$$\frac{dy}{dt}\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} - \frac{\partial L}{\partial \theta} = 0 \quad (2.12)$$

แต่

$$\frac{\partial L}{\partial y} = (M+m)\dot{y} + ml\cos\dot{\theta} \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = 0 \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = ml\cos\theta\,\dot{y} + ml^2\dot{\theta} \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = ml\sin\theta \quad (2.16)$$

จะได้สมการของระบบซึ่งเป็น Nonlinear Dynamic Equation คือ

$$(M+m)\ddot{y} + ml\cos\theta\,\ddot{\theta} - ml\dot{\theta}^2\sin\theta = f \quad (2.17)$$

$$ml\cos\theta\,\ddot{y} - ml\sin\theta\,\dot{y}\dot{\theta} - ml^2\ddot{\theta} - mgl\sin\theta = 0 \quad (2.18)$$

สมการที่ 2.17 และ สมการที่ 2.18 สามารถประมาณให้เป็นสมการเชิงเส้นได้ โดยการประมาณให้ มุม θ มีค่าเข้าใกล้ 0 มาก ๆ ดังนั้นจะได้ $Cos\theta = 1$ และ $Sin\theta = 0$ นั่นคือ ประมาณให้ก้านของ Pendulum มีการเปลี่ยนแปลงมุมน้อยมากจะได้สมการ Linear Pendulum Equation คือ

$$\ddot{y} = \frac{f}{M} - \frac{mg\theta}{M} \tag{2.19}$$

$$\ddot{\theta} = -\frac{f}{Ml} + \left(\frac{M+m}{Ml}\right) g\theta \tag{2.20}$$

เนื่องจากการจำลองการเคลื่อนที่ต้องสังเกตุตลอดการทำงานทุกช่วงของการเคลื่อนที่ดังนั้นไม่สามารถใช้การประมาณเชิงเส้นได้จึงต้องประมาณสมการไม่เชิงเส้นจากสมการที่ 2.17 และ 2.18 ดังนี้

$$\ddot{\theta}_t = g\sin\theta_t + \cos\theta_t \left[\frac{-F - Mpl\dot{\theta}^2 \sin\theta_t}{l\left[\frac{4}{3} - \frac{Mp\cos^2\theta_t}{Mc+Mp}\right]} \right] \tag{2.21}$$

$$\ddot{X}_t = \frac{F + Mpl[\dot{\theta}^2 \sin\theta_t - \ddot{\theta}\cos\theta_t]}{Mc+Mp} \tag{2.22}$$

ความเร่งเชิงมุมและ ความเร่งเชิงเส้นจะถูกนำไปหา ความเร็วเชิงมุม และความเร็วเชิงเส้นแบบอินตริเกตจำกันโดยวิธีการของออยเลอร์จะได้ค่าของความเร็วเชิงเส้น ความเร็วเชิงมุม ตำแหน่งเชิงเส้น และ มุม ด้วยวิธีดังนี้

$$x = x + \left(\frac{T}{STEPS}\right) \times \dot{x} \tag{2.23}$$

$$\dot{x} = \dot{x} + \left(\frac{T}{STEPS}\right) \times \ddot{x} \tag{2.24}$$

$$\theta = \theta + \left(\frac{T}{STEPS}\right) \times \dot{\theta} \tag{2.25}$$

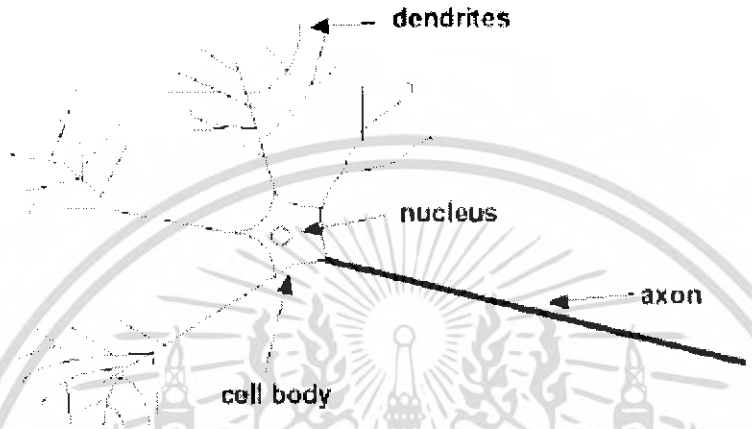
$$\dot{\theta} = \dot{\theta} + \left(\frac{T}{STEPS}\right) \times \ddot{\theta} \tag{2.26}$$

เมื่อ T คือ น้ำหนักจำนวนน้อย ๆ

STEP คือ ช่วงคาบทั้งหมดของการอินตริเกต

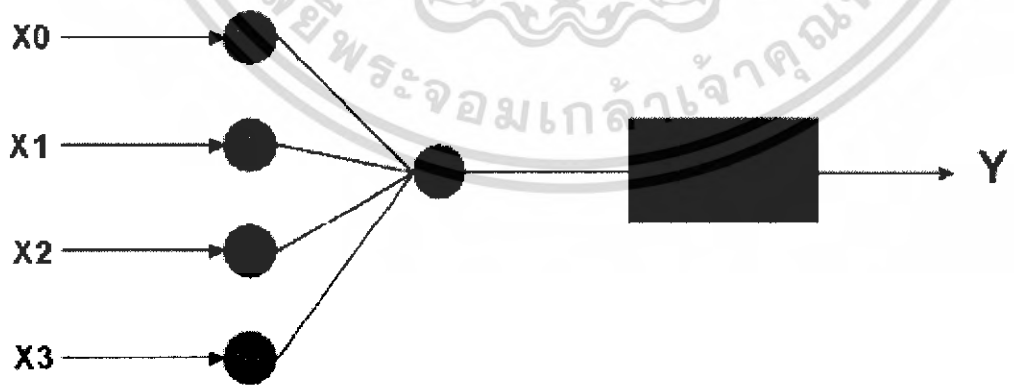
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network ANN)

ระบบโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการสร้างสมการเพื่อเรียนรู้ จำลอง และจำแนก ข้อมูลต่าง ๆ ออกจากกันโดยการประมาณความสัมพันธ์ของตัวแปร และเป้าหมาย โครงข่ายประสาทเทียมเลียนแบบมาจากโครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิต ดังนั้นจะประกอบด้วย โครงสร้างต่าง ๆ คล้ายกับเซลล์ประสาท ซึ่งประกอบด้วย ตัวเซลล์ (Cell Body) เดรนท์ไดรต์(Drentdrite) และ แอกซอน (Axon) ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 แสดง เซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์

เดรนต์ไดรต์จะทำหน้าที่รับสัญญาณจาก แอกซอนของเซลล์ประสาทอื่น ๆ ซึ่งสัญญาณจากเดรนต์ไดรต์จะรับสัญญาณจากหลายๆ เซลล์พร้อม ๆ กัน แล้วส่งออกไปเพียงทางเดียงที่ แอกซอน สายโครงข่ายแอกซอน จะเกี่ยวพันกันหลาย ๆ เซลล์ โดยจะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่น ๆ ทางไซแนปส์ (Synapse) ซึ่งจะเป็นการส่งสัญญาณโดยการกระตุ้นปฏิกิริยาเคมีโดยสัญญาณไฟฟ้าอ่อน ๆ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมง่าย ๆ ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แสดง โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย ๆ

ข้อได้เปรียบของ โครงข่ายประสาทเทียม

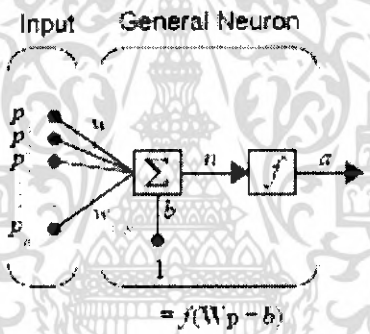
1 ข้อดีที่สุดคือ สามารถสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เลียนแบบฟังก์ชั่นเฉพาะอย่างได้โดยการปรับเปลี่ยน Weight และ Bias เพื่อใช้กับการประมาณค่าของฟังก์ชั่นนั้น

2 โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยการประมวลผลแบบขนาน(Parallel Processing) การประมวลผลแบบนี้จะลดเวลาในการคำนวนเมื่อเทียบกับการคำนวนแบบตามขั้นตอน (Sequential Processing)

3 โครงข่ายประสาทเทียมจะมีการจำ ซึ่งใช้สำหรับการคำนวนWeight และ Bias โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้โดยมีข้อมูลจำกัดและค่อยป้อนเข้าไปให้โครงข่ายประสาทเรียนรู้ได้ เมื่อการเรียนรู้เสร็จสิ้นแล้วสามารถนำไปใช้กับระบบอื่นได้อีกโดยไม่ต้องเรียนรู้ใหม่(Trained Offline)ข้อดีส่วนนี้จะนำไปใช้ควบคุมการทรงตัว

รูปแบบของการเรียนรู้แบบ แบคพร็อพพาเกชั่น (Backpropagation)

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้มีโครงสร้างของฟังก์ชั่นดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 แสดงโครสร้างของฟังก์ชั่นของประสาทเทียมแบบBackpropagation

โครงสร้างของ Backpropagatoin สร้างโดยการปรับปรุงโครงสร้าง การเรียนรู้แบบ Widrow-Hoff ให้ใช้สำหรับโครงข่ายหลายชั้น และ สำหรับฟังก์ชั่นถ่ายโอน ประเภทอนุพันธุ์ของสมการ ไม่เชิงเส้น(Nonlinear differentiable transfer function) เวกเตอร์ข้อมูล และ การตอบสนองต่อผลของข้อมูลจะถูกใช้สอนจนกระทั่งโครงข่ายประสาทสามารถ ประมาณค่าของฟังก์ชั่นได้โดยการใช้สมาชิกของ อินพุตเทียบกับเอาพุต หรือ จัดหมู่ของอินพุตเวกเตอร์โดยการกำหนดเองก็ได้ จำนวนโครงสร้างโครงข่ายกับไบอัส(Bias) เช่น ชั้นซิกมอยด์และ ลิเนียร์ เอาต์พุต มีผลต่อการประมาณค่าของฟังก์ชั่นในจำนวนที่จำกัด

การแพร่กลับของสัญญาณเอาต์พุทซึ่งเป็นหัวใจหลักของการทำงานของโครงข่ายชนิดนี้จะแพร่กลับโดยใช้อนุพันธ์ของทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นของเลเยอร์นั้น ๆ เป็นตัวกำหนดเช่นถ้า ใช้เอาต์พุตเป็น logsigmoid มีทรายเฟอร์ฟังก์ชั่นเป็น

$$f^{1}(1)=\frac{1}{1+e^{-n}} \tag{2.27}$$

เมื่อแพร่สัญญาณกลับจะเป็น

$$\frac{d}{dn}f^{1}(1)=\frac{d}{dn}\left[\frac{1}{1+e^{-n}}\right] \tag{2.28}$$

$$f^{-1}(1)=\frac{e^{-n}}{\left(1+e^{-n}\right)^{2}} \tag{2.29}$$

โดยอนุพันธ์ของฟังก์ชั่นจะเป็นเอาต์พุตของฟังก์ชั่นถัด ๆ ไป ซึ่งจะทำซ้ำ ๆ กันไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะแพร่กลับหมดครบทุก ๆ ฟังก์ชั่น

เมื่อได้ค่าของการแพร่กลับแล้วจะนำไปหรับน้ำหนัก (Weight)ใหม่ด้วยฟังก์ชั่นเดิมของเลเยอร์นั้นโดยมี ค่าเวกเตอร์การปรับค่าของฟังก์ชั่น(s)นั้น ตามลำดับเช่น

$$s^{2}=-2F^{2}(n^{2})(t-a) \tag{2.30}$$

$$s^{1}=F^{1}(n^{1})(w^{2})^{T}s^{2} \tag{2.31}$$

ค่าของ S จะบอกประสิทธิภาพของการปรับน้ำหนัก (weight)ของเลเยอร์นั้น ๆ เมื่อได้ ค่า S ออกมาจะนำไปปรับน้ำหนัก(weight)และค่าอุปทาน(bias)ของประสาทเทียมแต่ละตัวเช่น

$$w^{2}(1)=w^{2}(0)-\alpha s^{2}(a^{1})^{T} \tag{2.32}$$

$$b^{2}(1)=b^{2}(0)-\alpha s^{2} \tag{2.33}$$

$$w^{1}(1)=w^{1}(0)-\alpha s^{1}(a^{0})^{T} \tag{2.34}$$

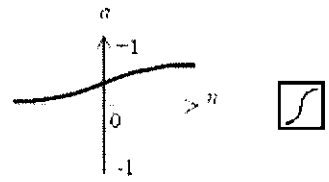
$$b^{1}(1)=b^{1}(0)-\alpha s^{1} \tag{2.34}$$

โครงสร้างพื้นฐานของ Backpropagation จะใช้วิธีกราเดียนเดสเซนต์ (Gradient Descent Algorithm:gd) แทน Widrow-Hoff ในโครงข่าย weight ถูกคำนวนกลับตลอดในฟังก์ชั้น Gradient Descent แล้วจะย้อนกลับด้วยวิธี Gradient Descent อย่างเดิมเพื่อคำนวนโครงข่ายไม่เชิงเส้นหลาย ๆ ชั้น ค่าของตัวแปรบางตัวคำนวนโดยพื้นฐานของปรับปรุงค่าความผิดพลาดปกติ เช่น คอนจูเกจกราเดียน และ วิธีของนิวตัน

โดยปกติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมสามารถให้ผลลัพธ์ซึ่งไม่เคยใช้สอนมาก่อนได้ อินพุตจะเหนี่ยวนำผลลัพธ์ให้คล้ายกับผลลัพธ์ที่ได้เคยใช้สอนมาก่อน ด้วยคุณสมบัตินี้จึงสามารถใช้ข้อมูลที่มีจำนวนจำกัดในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในหลาย ๆ งานได้

2.3 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม Backpropagation

แต่ละอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก(Weighted)ด้วยค่า w ผลรวมของ ค่าถ่วงน้ำหนัก และ Bias จากอินพุตผ่านไบแอส b จนถึงฟังก์ชั่นโอนถ่าย f โดยฟังก์ชั่นโอนถ่ายสามารถเปลี่ยนเป็นอะไรก็ได้ตามความเหมาะสมของผลลัพธ์ (Output) ตามรูปที่ 2.5

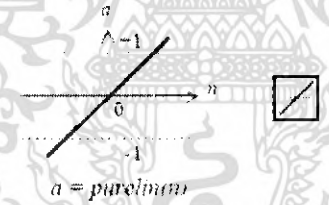


รูปที่ 2.5 แสดง ฟังกชั่น โอนถ่าย log sigmoid

ฟังก์ชั่น logsig ให้เอาพุตมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 เมื่ออินพุตมีค่าตั้งแต่ 0 จนถึงอนันต์ในทางกลับกัน โครงข่ายประสาทหลายๆ ชั้นใช้ฟังก์ชั่น tansig ก็ได้

รูปที่ 2.6 แสดงฟังก์ชั่นโอนถ่าย tan sigmoid

ใช้ฟังก์ชั่นเชิงเส้น purelin กับโครงข่าย Backpropagationจะทำให้ได้ค่าจริงไม่มีขอบเขต



รูปที่ 2.7 แสดงฟังก์ชั่นโอนถ่ายเชิงเส้น

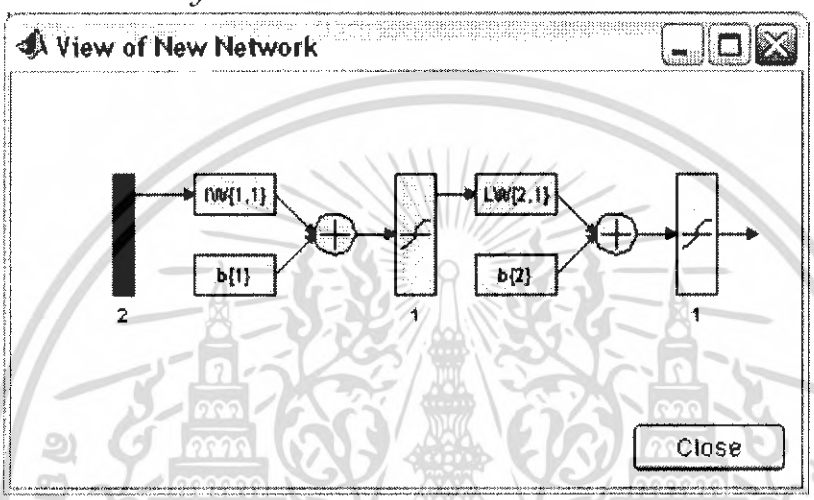
การเลือกใช้ฟังก์ชั่นโอนถ่าย tansig และ logsig ให้ค่าผลลัพธ์ไม่เกิน 1 ต่างจาก ฟังก์ชั่น purelin ซึ่งให้ค่าผลลัพธ์เป็นค่าใด ๆ

2.4 การประมาณค่าฟังก์ชั่น

ในระบบควบคุมจะใช้การประมาณค่าฟังก์ชั่นเพื่อประมาณค่าของโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมช่นระบบควบคุมย้อนกลับต้องการหาฟังก์ชั่นเพื่อประมาณค่าโดยการหความสัมพันธ์ระหว่างค่าของผลลัพธ์และค่าอินพุตในโครงข่ายสองชั้น เช่นในโครงข่ายชั้นแรกใช้ฟังก์ชั่นโอนถ่ายเป็น Log-Sigmoid และ ฟังก์ชั่นโอนถ่ายในชั้นที่สองเป็นฟังก์ชั่นเชิงเส้น(Linear)ดังสมการ

$$f^{1}(1)=\frac{1}{1+e^{-n}} \qquad (2.35)$$และ

$$f^{2}(n)=n... \qquad (2.36)$$



รูปที่ 2.8 แสดงตัวอย่างของ Function Approximation Network

เมื่อพิจาราณาค่าปกติของ Weight และ Biasของโครงข่ายจะได้

$$n_2^1 = w_{2,1}^1 p + b_2^1 = 0 \Rightarrow p = \frac{b_2^1}{w_{2,1}^1} = \frac{-10}{-10} = -1$$

$$w_{1,1}^1 = 10 \ , \ w_{2,1}^1 = 10 \ , \ b_1^1 = -10 \ , \ b_2^1 = 10$$

$$w_{1,1}^2 = 1 \ , \ w_{1,2}^2 = 1 \qquad (2.37)$$

โครงข่ายดังรูปที่ 2.15 จะตอบสนอง ตัวแปรต่าง ๆ ตามกลุ่มสมการที่ 2.51 เป็นความสัมพันธ์ ระหว่างเอาพุต a^2 ต่ออินพุต p ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง[-2 2] ผลตอบสนองประกอบด้วยสองขั้นตอนคือ การตอบสองต่อฟังก์ชั่น log-sigmoid ในโครงสร้างประสาทเทียมชั้นแรก การปรับค่าของตัวแปรต่าง ๆ ของโครงข่ายจะเปลี่ยนรูปร่างและตำแหน่ง ของแต่ละขั้นตอนตำแหน่งกลางของขั้นตอนเมื่อให้ค่าของโครงข่ายเป็น 0

$$n_1^1 = w_{1,1}^1 p + b_1^1 = 0 \Rightarrow p = \frac{b_1^1}{w_{1,1}^1} = \frac{-10}{-10} = 1 \qquad (2.38)$$

$$n_2^1 = w_{2,1}^1 p + b_2^1 = 0 \Rightarrow p = \frac{b_2^1}{w_{2,1}^1} = \frac{-10}{-10} = -1 \qquad (2.39)$$

2.5 วิธีสุ่มการกระจายค่าปกติ

การกระจายค่าปกติของตัวแปร x กับค่าเฉลี่ย μ และ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ^2 เป็นการกระจายของความเป็นไปได้ในเชิงสถิติ

รูปที่ 2.9 แสดงการกระจายตัวของค่าความน่าจะเป็น

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{2.40}$$

เมื่อค่าของ x ภายในโดเมน $(-\infty, \infty)$

การสุ่มค่าของน้ำหนักและค่าอุปทานใช้สำหรับการสุ่มค่าของแรงให้มีขนานปกติไม่เกิน 10 นิวตัน

2.6 โครงสร้างแบบไม่มีต้นแบบ (Unsupervise Network)

2.6.1 โครงสร้างรวมแบบง่าย(Simple Asscociatice Network)

การกระตุ้นและการยังยั้งค่าต่าง ๆ ที่ออกมาจากโครงข่ายประสาท โดยการ ให้แทนค่าลงภายในโครงข่ายเมื่อพิจารณาโครงข่ายดังนี้

ค่าเอาต์พุท a ที่ออกมาจากฟังก์ชั่น

$$a = hardlim(wp + b) \tag{2.41}$$

$$a = hardlim(wp - 0.5) \tag{2.42}$$

จะมีสองค่า คือ 0 และ 1 แทนระบบ มีการกระตุ้น และ ไม่มีการกระตุ้น

$$a = \begin{Bmatrix} 1, stimulus \\ 0, noresponse \end{Bmatrix} \tag{2.43}$$

2.6.2 กฎของ Kohonen (Kohonen Rule)

โครงสร้างอีกแบบของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีการรวมเอาค่าจากสิ่งแวดล้อมซึ่งคล้ายกับโครงสร้างที่เป็นแบบ Instar ซึ่งมีสมการดังนี้

$${}_1w(q) = {}_1w(q-1) + \alpha(p(q) - {}_1w(q-1)) \ , \ i \in X(q) \tag{2.44}$$

กฎของ Kohonen สามารถปรับน้ำหนัก(weight) ตาม เวกเตอร์อินพุทให้เข้ากันกับการเรียนรู้ของโครงข่ายนั้น ซึ่งต่างจาก กฎ Instar การเรียนรู้จะไม่เกิดจากเอาพุทของโครงข่าย เมื่อมีการนำ Instar เข้าไปใช้กับโครงข่ายนั้น จะให้ค่าออกมาสองค่า คือ 0 หรือ 1 เท่านั้น หลังจากนั้น Kohonen จะทำการเปลี่ยนค่าที่ Instar กำหนด $X(q)$ ไว้

ข้อดีของ Kohonen คือ สามารถเปลี่ยนเงื่อนไขได้ ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self-Organized Feture Map

2.7 Self-Organizing Feture Map

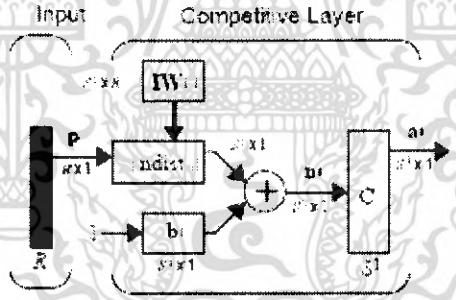
โครงสร้างของการจำลองพฤติกรรมของสิ่งมีชีวิตโดยไม่มีต้นแบบ ทำได้โดยประยุกต์ การทำงานอย่างไม่เป็นเชิงเส้นด้วยวิธีการป้อนกลับแบบ on-center / off-surround จากกฎของ Kohonen ได้กล่าวถึงวิธีการเปลี่ยนเงื่อนไขเพื่อการเลือกโครงข่ายที่ดีที่สุด (Winning Neural) เริ่มต้นโดยการตัดสินใจเลือก โครงข่ายดีที่สุด(Winner) และยับยั้งโครงข่ายรอบ ๆที่ไม่ถูกเลือกดังสมการ

$$ {}_i w(q) = {}_i w(q-1) + \alpha(p(q) - {}_i w(q-1)) \tag{2.45} $$

$$ = (1-\alpha)\,{}_i w(q-1) + \alpha\, p(q) \tag{2.46} $$

2.7.1 Competitive Layer

โครงข่ายชนิดนี้จะทำการกระตุ้นตัวเองและยังยั้งโครงข่ายทุกตัวที่อยู่รอบ ๆ มันเราเขียนเป็นสัญลักษณ์อย่างง่ายคือ



รูปที่ 2.10 แสดงโครงข่าย แบบ Competitive Network

$$ a = compet(n) \tag{2.47} $$

การทำงานของโครงข่ายชนิดนี้โดยการกำหนดตัวชี้(Index)ของโครงข่ายประสาทเทียมตัวที่มี Input ใหญ่ที่สุด และให้นิวรอนตัวอื่น มีค่า Output เป็น 0

$$ a_i = \begin{cases} 1, i = 1^* \\ 0, i \neq 1^* \end{cases} \text{,เมื่อ } n_{i^*} \geq n_i, \forall i, \quad and \quad i^* \leq i, \forall n_i = n_{i^*} \tag{2.48} $$

2.7.2 Neighbourhood

เป็นประสาทเทียมตัวรอบ ๆ ตัวที่ถูกรับเลือก โดยจะถูกปรับค่าให้ต่ำลงกว่าตัวที่ได้รับเลือกประสาทเทียมตัวที่ไม่ได้รับเลือกที่อยู่ใกล้กับตัวที่ได้รับเลือกจะได้รับผลกระทบของตัวที่ได้รับเลือกมากกว่าตัวที่อยู่ไกลออกไปซึ่งประสาทเทียมแต่ละตัวซึ่งไม่ได้รับเลือกจะสัมพันธ์กับค่า λ ดังนี้

$$\lambda = e^{\frac{-\sqrt{(X_{Fireling}-X_i)^2+(Y_{Fireling}-Y_i)^2}}{2\sigma}} \quad (2.49)$$

น้ำหนักของชั้น Kohonen จะต้องปรับค่าตามฟังก์ชั่น ซึ่งขั้นอัตราการเรียนรู้ α ส่วนหนึ่ง

$$_i w(q) = \alpha\lambda_i w(q-1)(t-\alpha) \quad (2.50)$$

บทที่ 3 การออกแบบโปรแกรม

บทนี้กล่าวถึงการออกแบบโปรแกรมของสองส่วนคือ การออกแบบการควบคุมอินเวอต์เพนดูลัมบนแมทแลป สำหรับการเรียนรู้แบบมีต้นแบบ(Supervised Neural Network) และ การออกแบบโปรแกรมภาษาซี สำหรับการเรียนรู้แบบไม่มีต้นแบบ(Unsupervised Neural Network)

3.1 การออกแบบแบบจำลอง Inverted Pendulum

การสร้างแบบจำลองโดยอ้างอิงจากบทที่ 2 โดยการนำสมการต่างๆ มาเขียนเป็น Block Diagram แล้วจึงทดสอบแบบจำลองเพื่อหาค่าของตัวแปรต่าง

แบบจำลองชุด Inverted Pendulum ประกอบด้วยขั้นตอนดังนี้ คือ

1. เปรียบเทียบสมการของ PID และ สมการของ Inverted Pendulum เพื่อแยกส่วนการทำงานของระบบ โดยจะประกอบด้วยแบบจำลองสามส่วนใหญ่ ๆ คือ

1.1 การชดเชยค่าตัวแปรของระบบ

1.2.การแปลงข้อมูลที่ได้จากสมการของ Inverted Pendulum

1.3.การแสดงผล

2.ทดสอบระบบเพื่อเก็บวิธีการเคลื่อนที่ของ Cart และ Pendulum โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชนิดข้อมูลคือ

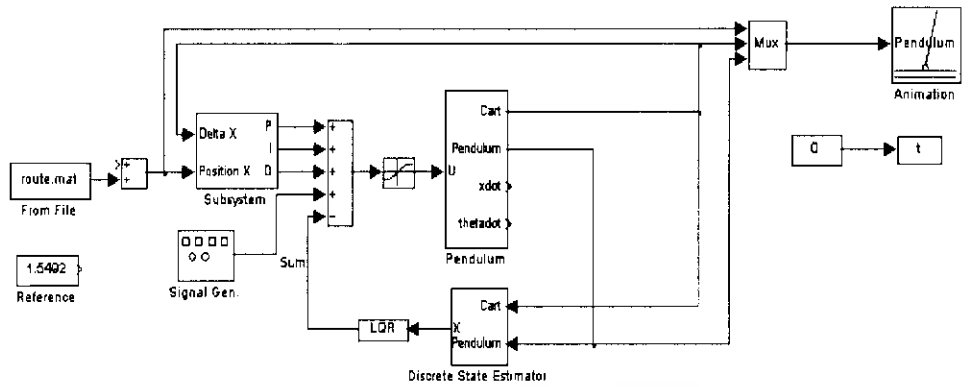
2.1 ตำแหน่งต่าง ๆ ที่ใช้แรงตามแนวแกน y บังคับให้ Cart ไปตำแหน่งนั้น เก็บในตัวแปร x

2.2 ความเร็วของ Cart ขณะนั้น เก็บเป็นตัวแปร xdot

2.3 มุมของก้าน Pendulum เทียบกับแนวแกนดิ่งขณะนั้น เก็บเป็นตัวแปร theta

2.4 ความเร็วเชิงมุมของก้าน Pendulum เก็บเป็นตัวแปร thetadot

ตัวแปรทั้งสี่จะมีคู่ของตัวแปรนั่นคือ มีตัวแปรอยู่สองชนิด คือระยะทาง ความเร็ว เป็นคู่ของตัวแปร และ มุมของก้านPendulum ความเร็วเชิงมุมเป็นตัวแปรอีกคู่หนึ่ง ตัวแปรทั้งคู่มีความสัมพันธ์กันในเชิงทางคณิตศาสตร์ซึ่งเป็นอนุพันธ์ของอีกตัวแปรหนึ่งตามสมการที่ 2.17 และ 2.18 ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แสดง Block Diagram ของระบบทั้งหมด

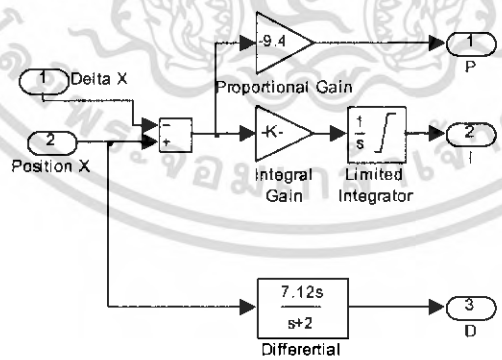
จากรูปเห็นว่าจะประกอบด้วยการจำลองการทำงานทั้งหมดสามขั้นตอน คือ รับค่าจากเส้นทางการเดินทางของ Cart จาก Route.mat เป็นทางเดินมาตรฐานตลอดการทดลองหลังจากนั้นจึงส่งค่าเป็นผลต่างระหว่างของตำแหน่งของ Cart ขณะนั้นกับ ตำแหน่งที่ Cart ต้องเคลื่อนที่ไปให้กับ Block ของ PID ซึ่งจะเป็นการคำนวนแรงที่ต้องเคลื่อนที่ Cart ไปยังตำแหน่งนั้น ๆ โดยให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดมี โดยการเคลื่อนที่ของแนวแกนราบนั้น จะมีค่าอยู่ในช่วง (-10, 10) โดยเขียนเป็นฟังก์ชั่นได้

$$K_P = -9.4\Delta X \tag{3.1}$$

$$K_I = \int 0.06\Delta X dt \tag{3.2}$$

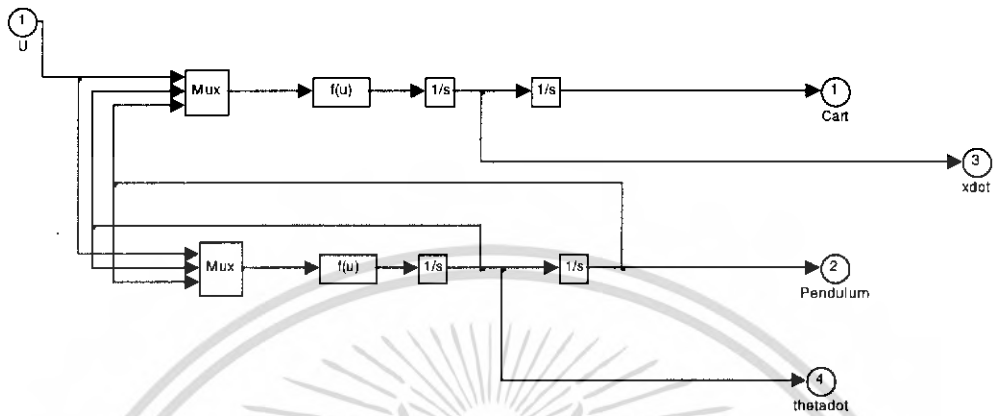
$$K_D = \frac{7.12\Delta X}{\Delta X + 2} \tag{3.3}$$

นำมาเขียนเป็น ฟังก์ชั่นย่อย(Sub System) ได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงฟังก์ชั่นย่อยของฟังก์ชั่นPID

เมื่อได้ค่าจากฟังก์ชั่น PID แล้วจะส่งไปให้กับฟังก์ชั่น Inverted Pendulum ซึ่งค่าต่าง ๆ จะถูกทำให้เป็นค่าปกติ(Normalized)อยู่ในช่วง (-1 , 1) ค่าที่ได้นี้เรียกว่าแรงแทนด้วยตัวแปร f ทั้งนี้แรง f เป็นสาเหตของการเกิดความไม่เสถียร เมื่อได้ค่าแรง f มาแล้วฟังก์ชั่น Inverted Pendulum จะคำนวนค่าของตัวแปรต่าง ๆ ออกมา สี่ค่าดังรูปที่ 3.3



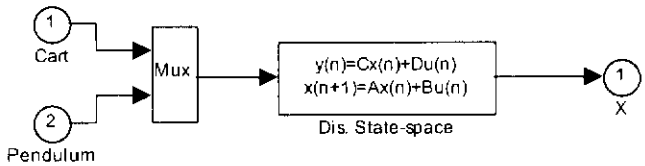
รูปที่ 3.3 แสดงฟังก์ชั่นย่อยของ ฟังก์ชั่น Inverted Pendulum

การทำงานจะเริ่มจากการรับค่าแรงมาแล้วนำมาแทนค่าลงในสมการที่ 2.17 และ 2.18 ซึ่งประมาณค่าใหม่ในรูปของตัวแปร ระยะทาง x ,$\dot{x}$, θ และ $\dot{\theta}$ ดังนี้

$$x_{cart}\left(f,\theta,\dot{\theta}\right)=\iint\left(\frac{\frac{f}{m}-g\sin\theta\cos\theta+l\dot{\theta}^2\sin\theta}{\frac{M}{m}+\theta^2}\right) \tag{3.4}$$

$$\theta_{Pendulum}\left(f,\theta,\dot{\theta}\right)=\iint\frac{-\frac{f\cos\theta+(M+m)g\sin\theta}{m}-l\dot{\theta}^2\sin\theta\cos\theta}{l(\frac{M}{m}+\sin^2\theta)} \tag{3.5}$$

นอกจากนี้ยังมีส่วนของการป้อนกลับแบบลบตำแหน่งของมุมของ Pendulum อีกคือ ฟังก์ชั่น discrete State Estimator และ LQR(Linear Quadratic Regulator) โดย ฟังก์ชั่ LQR จะทำให้ค่าของฟังก์ชั่นมีค่าที่ดีที่สุด

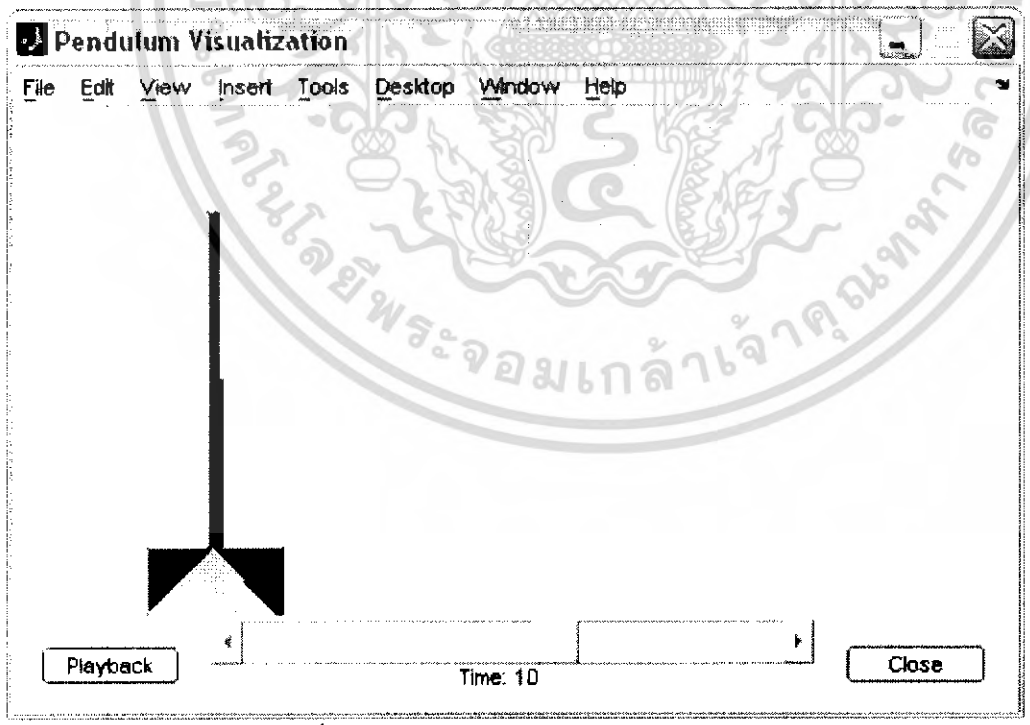


รูปที่ 3.4 แสดงฟังก์ชั่นรักษามุมคงที่

ส่วนของการแสดงผลใช้การแสดงผลเสมือนจริง(Visual Reality)สำเร็จรูปซึ่งเป็นฟังก์ชั่นสำเร็จรูปตัวแปรต่าง ๆ จะถูกมัลติเพล็ก ก่อนส่งผ่านให้กับ ฟังก์ชั่นการแสดงผล ดังรูปที่ 3.5

รูปที่ 3.5 แสดงวิธีการส่งค่าให้กับฟังก์ชั่นสำเร็จรูปของการแสดงผล

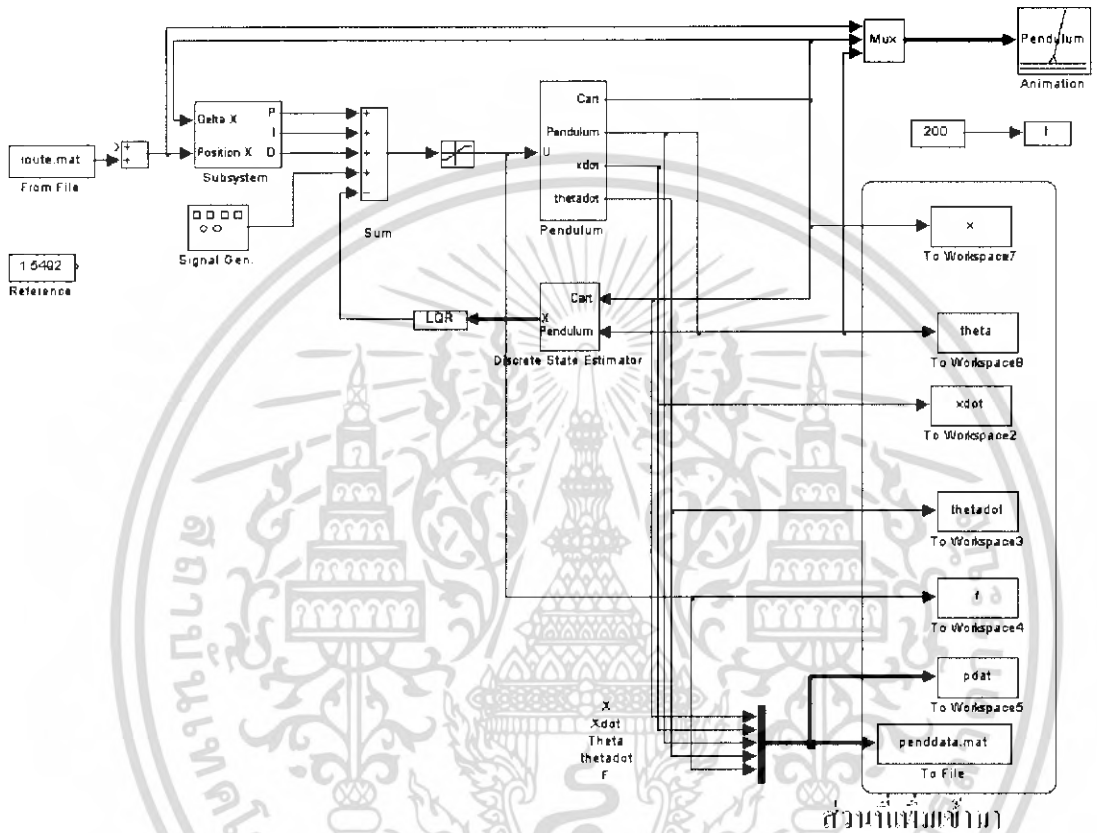
การแสดงผลดังกล่าวสามารถดูผลของการเคลื่อนที่รวมทั้งการเปลี่ยนแปลงค่าต่าง ๆ ได้ทันทีโดยมีหน้าต่างการแสดงผลดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แสดงหน้าต่างของการแสดงผลเสมือนจริง

3.2 วิธีการเก็บข้อมูล

การเก็บข้อมูลมีสองแบบคือ การเก็บลงตัวแปรชั่วคราว และ เก็บลง ไฟล์ การเก็บข้อมูลทั้งสองแบบสามารถเปลี่ยนกลับไปกลับมาได้ ขึ้นอยู่กับความสะดวกเช่นการเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งต่าง ๆต้องการค่าที่เหมือนเดิมตลอดการทดลองจึงเก็บลงไฟล์ แต่การคำนวนค่าต่าง ๆ ที่ได้จากแบบจำลองจะเก็บลงบนตัวแปร เช่นการคำนวนค่าของมุมให้อยู่ในค่ามาตรฐาน โดยจะเพิ่มแบบจำลองฟังก์ชั่นสำเร็จรูปลงในแบบจำลองหลักดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 แสดงวิธีการเก็บข้อมูลลงใน ไฟล์และลงบนตัวแปร

เมื่อได้ตัวแปรต่าง ๆ แล้วจะต้องทำการแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในช่วง(-1,1) เพื่อเป็นการปรับความสำคัญของข้อมูลต่าง ๆ ให้เท่ากันก่อนป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมโดยเขียนโปรแกรมลงบน Matlab ดังนี้

```
clear;                                  //สั่งลบตัวแปรทุกตัวในหน่วยความจำ
load('penddata');                       //อ่านตัวแปรที่เก็บไว้ในไฟล์ลงตัวแปร
raw=ans;
raw =raw';                              //แปลงตัวแปรให้อยู่ในมิติที่คำนวนง่าย
x=raw(:,2);                             //อ่านค่าจากตัวแปรหลักให้อยู่ในตัวแปรย่อย
xdot=raw(:,3);                          //ซึ่งตัวแปรจะอยู่ใน เมตตริก
theta=raw(:,4);                         //ที่สื่อความหมายยิ่งขึ้น
thetadot=raw(:,5);
f=raw(:,6);
i=0;
max_x=max(x);                           //หาค่าสูงสุดของตัวแปรต่าง ๆ
max_xdot=max(xdot);
max_theta=max(theta);
max_thetadot=max(thetadot);
max_f=max(f);
for i=1:10053,                          //ทำ Normalization
   x(i)=x(i)/max_x;
   xdot(i)=xdot(i)/max_xdot;
   theta(i)=theta(i)/max_theta;
   thetadot(i)=thetadot(i)/max_thetadot;
   f(i)=f(i)/max_f;
end                                     // รวมตัวแปรต่างเป็นตัวแปรเดียวกัน
p=cat(2,x,xdot);
p=cat(2,p,theta);
p=cat(2,p,thetadot);
p=p';                                   //แปลงมิติของข้อมูลให้กลับไปอยู่ในมิติ
f=f';
```

โปรแกรมที่ 1 แปลงข้อมูลต่าง ๆ ให้มีน้ำหนักของข้อมูลเท่า ๆ กัน

3.3 การสร้าง Neural Network

การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation ต้องทำการสร้าง Feed forward Network ขึ้นมาก่อน หลังจากนั้นฟังก์ชั่นโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ค่ากลับออกมาเป็นตัวแปรตัวหนึ่งพร้อมที่จะนำไปใช้สอนต่อไป Feed forward Network สร้างโดยใช้คำสั่งใน Matlab ดังนี้

$Net=newff(PR,[s_1,s_2,s_3,...,s_n],\{TF_1, TF_2, TF_3, TF_n\},BTF,BLF,PF)$

เมื่อ PR คือ ค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดของอินพุตที่

Si คือ ฟังก์ชั่นโอนถ่ายของแต่ละชั้นของ Neural

TFi คือ ฟังก์ชั่นการเรียนรู้ของแต่ละชั้นนั้น ๆ

BTF คือ ฟังก์ชั่นการสอนของ Backpropagation

BLF คือ ฟังก์ชั่นการเรียนค่าWeight และ Bias

PF คือ ฟังก์ชั่นการแก้ไขค่าความผิดพลาดของโครงสร้าง

3.4 เปรียบเทียบการเรียนรู้ของโครงข่าย

1.Levenberg-Marquardt : trainlm เป็นวิธีการเรียนรู้ที่เร็วที่สุดฟังก์ชั่น trainlm สามารถปรับลดเวลาการเรียนรู้ลงได้แต่ก็เป็นการลดประสิทธิภาพลงเช่นกันการสอนโดนวิธี trainlm ใช้เวลาในการสอนนานพอสมควรซึ่งสามารถปรับค่าตัวแปรได้โดยคำสั่ง

"Net.trainParam.mem_reduc n"

เมื่อ n เป็นจำนวนที่มีความสัมพันธ์กลับกันระหว่างเวลาและหน่วยความจำ

2.Quasi-Newton : trainbfg เป็นวิธีการเรียนรู้ช้ากว่าวิธี Levenberg-Marquardt แต่ประสิทธิภาพสูงกว่า

3.Resilient Backpropagation เป็นวิธีการเรียนรู้ช้ากว่าการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt ประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี Quasi-Newton

การปรับตัวแปรต่าง ๆ ของ โครงข่ายประสาทเทียม

การปรับแต่งค่าต่าง ๆ เพื่อความรวดเร็วในการจำลองการทำงานของโครงข่ายหรือ เพื่อความเหมาะสมต่าง ๆ ทั้งนี้การปรับตัวแปร ต้องอาศัยการทดลองเพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองซึ่งใช้เวลาในการเก็บผลนานมาก

ตัวแปรต่าง ๆ เช่นการปรับผลการแสดงผล ปรับค่าการเรียนรู้ หรือปรับจำนวนรอบการเรียนรู้เช่น

*net.trainParam.show=100*คือการปรับค่าการคแสดงผลการเรียนรู้ครั้งละ 100 รอบ

net.trainParam.lr =0.05 คือการปรับค่าการเรียนรู้(Learinig Rate) ของแต่และรอบ

net.train.epochs =2000 คือการปรับจำนวนรอบทั้งหมดของการเรียน

เมื่อสร้างโครงข่ายเรียบร้อยแล้วจะได้ โครงข่ายซึ่งพร้อมจะนำไปสอนต่อไปโดยการใช้คำสั่ง *train* ดังนี้

[net,tr,Y,E,Pf,Af] = train(NET,P,T,Pi,Ai,VV,TV)

เมื่อ [net,tr,Y,E,Pf,Af] คือ ผลลัพธ์ที่ต้องการจากการเรียนรู้ของ Network

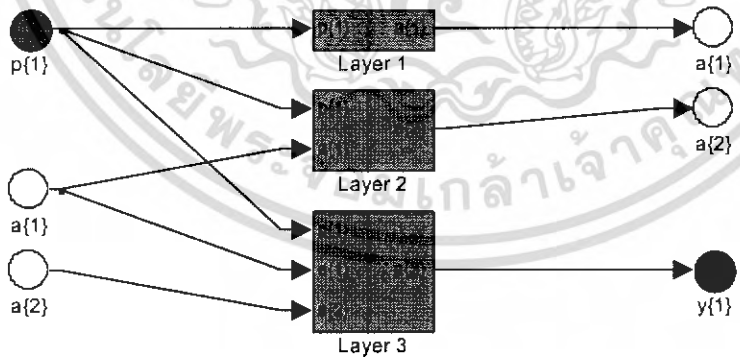
(NET,P,T,Pi,Ai,VV,TV) คือ อินพุตที่ต้องการานำไปสอนประสาทเทียม

การสร้างNeural Network โดยคำสั่ง newff จะประกอบด้วยโครงสร้างเชื่อมกันทุกโหนดในแต่ละชั้น ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นจะเป็นอะไรก็ได้ แต่ การใช้ฟังก์ชั่น purelin จะทำให้ได้ค่าตลอดช่วงการทำงานต่างจาก tansig และ logsig ซึ่งมีค่าไม่เกิน 1

```
net =newfff(minmax(p),[80,10,1],{'tansig','logsig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.lr=0.03;
net.trainParam.epochs=2000;
net.trainParam.goal=0.1e-9;
[net,f]=train(net,p,f);
```

3.5 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำไปใช้

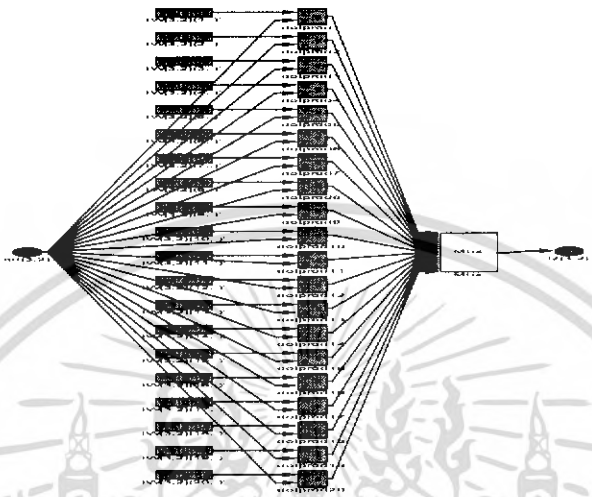
ภายในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยเลเยอร์เป็นชั้น ๆ ต่อเรียงกันอยู่ ซึ่งแต่ละเลเยอร์เชื่อมต่อกันด้วยโครงสร้างแบบเรียงต่อขนาน(Casscase forward Network) ดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับนำไปใช้งาน

จะเห็นว่าโครงสร้างดังกล่าวมีการหน่วงเวลาเพื่อเปรียบเทียบกันโดยการหน่วงเวลาคือการนำอดีตมาคำนวนกับค่าปัจจุบันด้วยจึงเป็นข้อได้เปรียบของโครงสร้างชนิดนี้ที่มีการนำค่าของอดีตเป็นต้นแบบของการเรียนปรับค่าน้ำหนักและ ค่าอุปทาน(Weight and Bias)

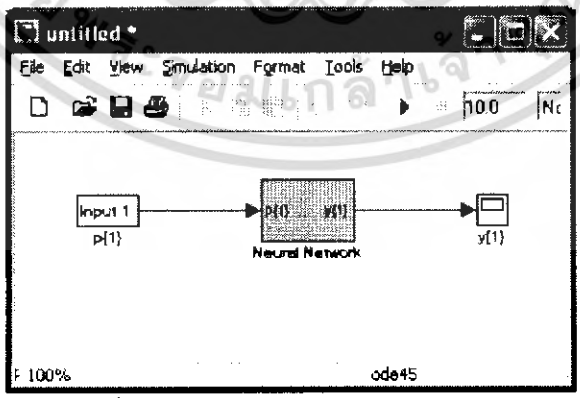
ภายในแต่ละเลเยอร์ประกอบด้วยทรายเฟอร์ฟังก์ชั่นของแต่ละเลเยอร์นั้น รวมกับเวกเตอร์ของ หนักและ ค่าอุปทาน(Weight and Bias)ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9แสดงตัวอย่างการเชื่อมต่อของทรานเฟอร์ฟังก์ชั่น เวกเตอร์ของ หนักและ ค่าอุปทาน

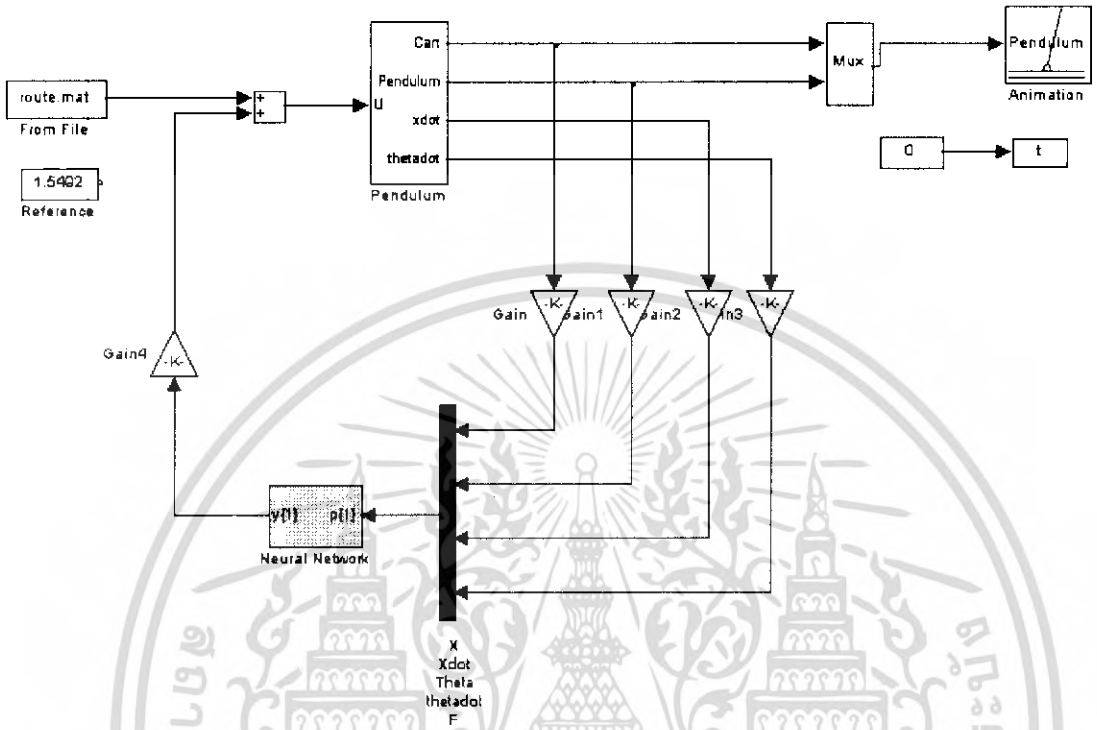
3.6 การสร้างนำโครงข่ายประสาทเทียมเข้าไปใช้ Simulink

เมื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมแล้วจะโครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าของ Weight ให้เข้ามีความสัมพันธ์กับ เป้าหมายของเรามากที่สุด หลังจากนั้นจะนำโครงข่ายประสาทเทียมนี้ไปใช้ใน Inverted Pendulum ซึ่งอยู่ใน Simulink ดังนั้นเราต้องทำการสร้าง Block ของ Neural Network ให้เข้าไปอยู่ใน Simulink โดยใช้คำสั่ง*gensim(net,st);* โปรแกรม Matlab จะทำการสร้าง Block ให้เองโดยอัติโนมัติดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 แสดงผลที่ได้จากการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมโดยคำสั่ง *gensim*

Block ของโครงข่ายประสาทเทียม ดังกล่าวจะประกอบด้วยค่าของ Weight และ Bias ที่เหมาะสมกับระบบของที่เราใช้สอนมัน เมื่อได้ Block โครงข่ายประสาทเทียมแล้วจะนำไปใช้ในแบบจำลองโดยการคัดลอกไปวางบนแบบจำลองของเราได้ทันที ดังรูป



รูปที่ 3.11 แสดงตัวอย่างการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการเรียนรู้เรียบร้อยแล้วไปใช้งาน

จากรูปที่ 3.11 ข้อมูลก่อนที่จะป้อนให้กับประสาทเทียมจะต้องผ่านการทำให้เป็นค่าปกติก่อน (Normalization) เพราะข้อมูลที่ใช้สอนประสาทเทียมมีค่าไม่เกินหนึ่ง และทางด้าน Output ก็ต้องแปลงค่าปกติกลับให้เป็นค่าใช้งานด้วย (Denormalized)

3.7 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self – Organized Feture Map

โดยการใช้โครงข่ายประสาทชนิด Feedforward รวมเข้ากับ Recurrent Network(หรือ Kohone Layer) โดยมี Output Layer เป็น โครงข่ายประสาทชั้นสุดท้าย มีจำนวนประสาทเทียมในแต่ละเลเยอร์ดังนี้ (2,30x30,1) ซึ่งจะมีการคำนวนที่ต้องจองพื้นที่สำหรับ ดัชนีเป็นจำนวนมาก จึงต้องทำการจองหน่วยความจำไว้เพื่อกันการเขียนทับหน่วยความจำ และ เพื่อความสะดวกของการชี้เพื่ออ่านค่า น้ำหนัก

ส่วนการเรียนของโครงข่ายแบบ **Self – Organized Feture Map** ใช้การให้คะแนนแทนการปรับค่าน้ำหนัก และ ไม่มีการกำหนดเป้าหมายของการเรียนรู้ เพียงแต่กำหนดว่า มุมที่มีค่าน้อยกว่าคะแนนเฉลี่ยจะถูกปรับน้ำหนัก(Weight)ด้วยเงื่อนไข

```
If(dScore>dScoreMean){
Target[0]=Pole.F;
TrainUnits.(Net,Input,Target);
}
```

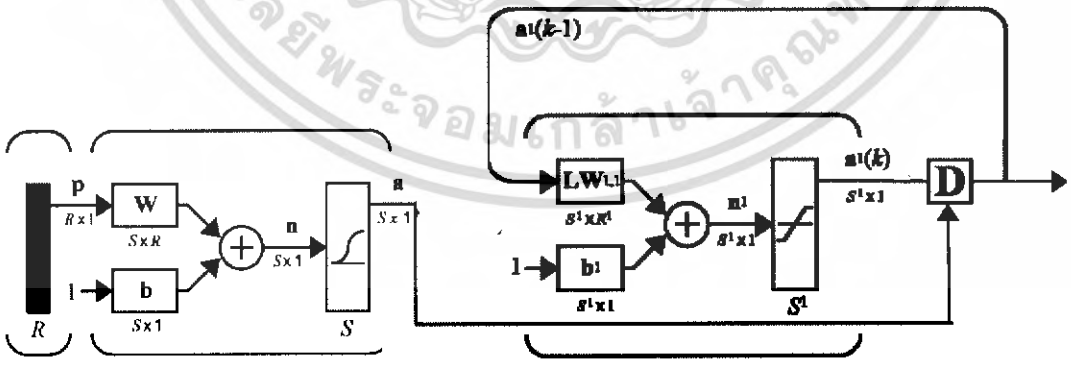
แต่ถ้าไม่เข้าเงื่อนไขจะทำการปรับค่าdScoreMeanของ winner ด้วยฟังก์ชั่น

```
Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner] += Net->Gamma * (dScore - dScoreMean);
```

โครงข่ายแบบที่มีการยังยังดังกล่าวจะเรียกว่า Competitive Network ซึ่งจะทำการปรับค่าน้ำหนักด้วยวิธีของ Kohonen

ทุกๆ รอบการทำงาน จะมีการปรับค่าการเรียนรู้ ของทุก ๆ เลเยอร์ และ ปรับค่าค่ายับยั้งรอบ ๆ winner ด้วยฟังก์ชั่น

```
Net->Alpha  = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
Net->Alpha_ = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
Net->Alpha__ = 0.005;
Net->Gamma  = 0.05;
Net->Sigma  = 6.0 * pow(0.2, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
```



รูปที่ 3.12 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่นำไปใช้งาน

3.8 องค์ประกอบของ Pendulum ในภาษาซี

องค์ประกอบของ Pendulum จะถูกเขียนโดยการกำหนดคุณสมบัติต่าง ๆ ด้วยแนวคิดการเขียนโปรแกรมเชิงวัตถุ องค์ประกอบต่าง ๆ จะถูกบรรยายไว้ในตัวแปร POLE ซึ่งประกอบด้วยสมาชิก w ,wDot,x,xDot และ F แทนตัวแปร มุม ความเร็วเชิงมุม ระยะทาง ความเร็ว และ แรงที่ให้กับฐาน(Cart) ตามลำดับ ดังนี้

```
typedef struct {              /* STATE VARIABLES OF A POLE:*/
    REAL      x;              /* - position of cart [m]          */
    REAL      xDot;           /* - velocity of cart [m/s]        */
    REAL      w;              /* - angle of pole [°]             */
    REAL      wDot;           /* - angular velocity of pole [°/s]*/
    REAL      F;              /* - force applied to cart         */
} POLE;                       /*   during current time step [N]  */
```

ส่วนวิธีการต่าง ๆ นั้นจะใช้วิธีการของ Euler เพื่อการหาค่าของตัวแปรจากสมการ อนุพันธ์อันดับสอง

```
void SimulatePole(POLE *Pole) {
 INT  s;
 REAL x, xDot, xDotDot;
 REAL w, wDot, wDotDot;
 REAL F;
 x      = Pole->x;
 xDot   = Pole->xDot;
 w      = (Pole->w    / 180) * PI;
 wDot   = (Pole->wDot / 180) * PI;
 F      = Pole->F;
 for (s=0; s<STEPS; s++) {
  wDotDot = (G*sin(w) + cos(w) * ((-F - Mp*L*(wDot)*(wDot)*sin(w)) / (Mc+Mp))) /
              (L * ((REAL) 4/3 - (Mp*(cos(w))*(cos(w))) / (Mc+Mp)));

  xDotDot = (F + Mp*L * ((wDot)*(wDot)*sin(w) - wDotDot*cos(w))) / (Mc+Mp);

        x               +=      (T / STEPS) * xDot;
        xDot            +=      (T / STEPS) * xDotDot;
        w               +=      (T / STEPS) * wDot;
        wDot            +=      (T / STEPS) * wDotDot;
 }
        Pole->x         =       x;
        Pole->xDot      =       xDot;
        Pole->w         =       (w/ PI) * 180;
        Pole->wDot      =       (wDot / PI) * 180;
}
```

3.5.1 เงื่อนไขความเสถียรของ ก้าน **Pendulum**

เงื่อนไขของการทรงตัวได้ด้วยเงื่อน Boolean ซึ่งจะส่งค่ากลับออกมาเป็น จริงหรือ เท็จเมื่อมุม อยู่ภายในมุม $\pm 60^{\circ}$ เมื่อทำกับมุมปกติด้วยฟังก์ชั่น

```
BOOL PoleStillBalanced(POLE* Pole)
{
 return (Pole->w >= -60) && (Pole->w <= 60);
}
```

3.5.2 เงื่อนไขเริ่มต้นของระบบ

เมื่อเริ่มต้นระบบจะต้องทำการตั้งค่า ๆ ให้กับระบบโดยมุมจะอยู่ในตำแหน่งตามแนวความเร่งโลก ความเร็ว ตำแหน่งของฐานอยู่ตรงกลาง เมื่อต้องการเริ่มต้นทำงานตัวแปรทุกตัวยังอยู่ในตำแหน่งเดิมยกเว้นมุม เพราะถ้า มุมเป็น 0° จะทำให้ ระบบอยู่ในความเสถียร จึงต้องกำหนดค่าเริ่มต้นน้อย ๆ แบบสุ่มให้กับมุมด้วยฟังก์ชั่น RandomEqualREAL( );

การกำหนดค่าต่าง ๆ เริ่มต้นดังนี้

```
void InitializePole(POLE* Pole)
{
  do {
        Pole->x      = 0;
        Pole->xDot   = 0;
        Pole->w      = RandomEqualREAL(179,181);
        Pole->wDot   = 0;
        Pole->F      = 0;
  } while (Pole->w == 0);
}
```

เมื่อเริ่มทำงานให้กำหนดมุมใหม่ ด้วยคำสั่ง

```
Pole.w          =       RandomEqualREAL(-1,1);
```

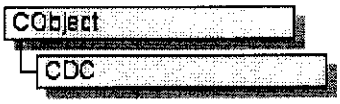
เมื่อมีแรงมาทำกับฐานจะต้องส่งผ่านตัวแปร Pole.Fเช่น มีแรงขนา 100 นิวตัน ทำกับฐานต้องเขียนดังนี้

```
Pole.F          =       100;
SimulatePole(&Pole);
```

ฟังก์ชั่น SimulatePole จะให้ค่าตัวแปร มุม ความเร็วเชิงมุม ระยะทาง และความเร็วออกมาผ่านตัวแปร Pole

3.5.3 การแสดงผลบน วิชวลซี พลัส พลัส 6

การแสดงผลการทำงานของโปรแกรมโดยแสดงแบบ อนิเมชั่น(Animation) บน Visual ต้องทำการกำหนด RECT Class ก่อนจึงเรียกฟังก์ชั่นย่อย ๆ ออกมาใช้ได้ คลาสของการแสดงสืบทอดมาจากคลาสหลักคือคลาส CObject



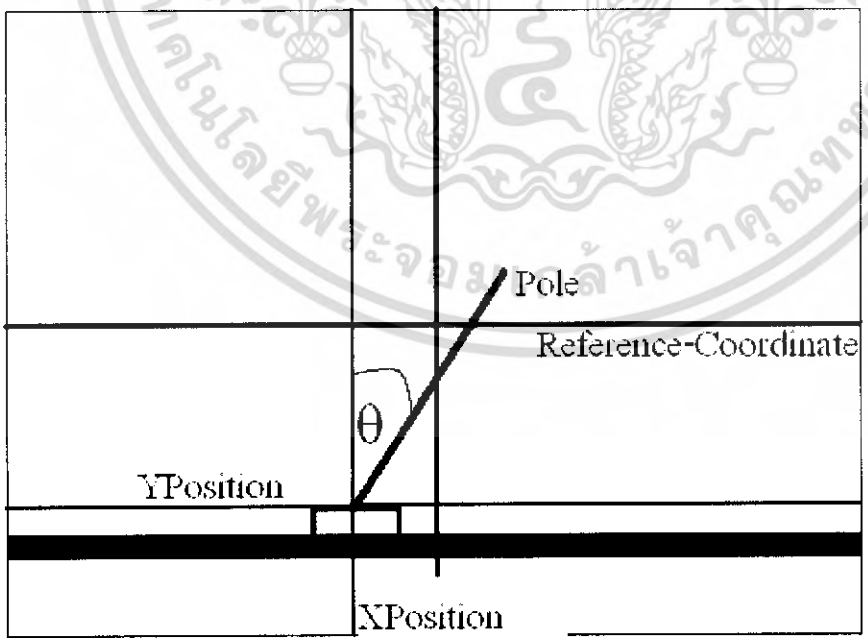
รูปที่ 3.11 แสดงการสืบคลาสของ คลาส CDC

```
CDC *cdc = dlg->GetDC();
dlg->BeginPaint(&ps);

RECT rt;
PAINTSTRUCT ps;
CString str;
```

เมื่อ rt แทนStruct ของ Rectangleซึ่งมีองค์ประกอบทั้งสี่ เป็น

```
LONG left;
LONG top;
LONG right;
LONG bottom;
```

โปรแกรมการแสดงอนิเมชั่นโดยการใช้คำสั่ง LineTo , MoveTo และ Rectangle มีข้อได้เปรียบเสียเปรียบกันไม่มากนัก ส่วนมาก LineTo และ MoveTo มักใช้ในการวาดองค์ประกอบเส้นตรงที่มีจำนวนมากมีรูปร่างไม่แน่นอน ส่วน Rectangle ใช้สำหรับวาดรูปสี่เหลี่ยมสองมิติโดยการกำหนดจุดเพียงสองจุด



รูปที่ 3.12 แสดงวิธีการคิดสมการเพื่อแสดงผลของ ระบบอินเวอร์ตเพนดูลัม

ตำแหน่งของฐานบนระนาบแกน Y นั้นมีค่าคงที่ ส่วน แกน X จะเปลี่ยนค่าได้ตั้งเป็นตัวแปร XPosition ความสูงของฐานมีขนาด 20 จุดพิกเซล ความกว้างของฐานมีขนาด 60 จุดพิกเซลสามารถเขียนลงจุดหมุนของแกนจะอยู่ตำแหน่งเดียวกันกับฐาน ส่วนปลายอีกด้านสามารถหมุนได้ตามุม θ ปลายของสมการจะมีค่าเป็น

$$(PoleLenght \times \sin(Angle), PoleLenght \times \cos(Angle); \quad (3.6)$$

แต่เมื่อฐานมีการเคลื่อนที่ต้องทำการย้ายแกนให้เป็น

$$((275+XPosition)+PoleLenght \times \sin(Angle), 340+60-20-PoleLenght \times \cos(Angle)) \quad (3.7)$$

การเคลื่อนที่ของฐานและก้านน้ำหนัก ทำได้โดยการป้อนมุมและตำแหน่งให้กับตัวแปร XPosition และ Angle ตามลำดับดังนี้

```
// Draw A Base
        rt.left  = 275-30-(-XPosition);
        rt.right= 275+30-(-XPosition);
        rt.top          = 380;
        rt.bottom       = 400;
                cdc->Rectangle(&rt);
        Pole.xDot=0.9*Pole.xDot;
        Pole.wDot=0.996*Pole.wDot;
// Draw A Pole
                cdc->MoveTo(275+XPosition+i,380);
                cdc->LineTo((275+XPosition+i)+PoleLenght*sin(PI*Angle/180.00)
                        ,340+60-20-PoleLenght*cos(PI*Angle/180));
```

เมื่อจบการทำงาน หนึ่งรอบจะต้องวาดหน้าจอใหม่และ คืนค่าให้กับหน่วยความจำการแสดงผลด้วยคำสั่ง

```
        dlg->EndPaint(&ps);
        dlg->ReleaseDC(cdc);
```

ถ้าไม่ทำการวาดหน้าจอใหม่และคืนค่าให้กับหน่วยความจำจะทำให้หน่วยความจำไม่พอในการแสดงผลครั้งต่อ ไป

3.5.4 การแสดงผลบนการทำงานของ เทอโบซี

การแสดงการทำงานของระบบด้วยเทอโบซีจะแตกต่างออกไปจากการแสดงผลบนวิชวลซีคือการแสดงผลจะอาศัยคำสั่งแตกต่างกันออกไป สามารถแบ่งส่วนของการแสดงผลได้ดังนี้

1. ทำการกำหนดเงื่อนไขของการติดต่อกราฟฟิกด้วยฟังก์ชั่น Initgraph();
2. เมื่อแสดงผลเสร็จแล้วจะต้องทำการยกเลิกการติดต่อกับกราฟฟิกด้วยคำสั่ง closegraph();

การแสดงผลของเทอโบซีจะใช้วิธีการลบหน้าจอต่างจากวิชวลซีคือ จะทำการเก็บค่าของจุดเฉพาะที่วาดลงไปเท่านั้นแล้วจึงลบเฉพาะจุดที่เขียนลงไป การแสดงผลจึงมีการกระพริบอยู่เสมอดังฟังก์ชั่น

```
void Draw(double XPosition,double Angle,char stt[20]){
 double OldXPosition,OldAngle;
 double OldCartWidth,OldCartHight,OldPoleLenght,OldRailHight;
  setcolor(15);
  OldXPosition      =          XPosition;
  OldAngle          =          Angle;
  XPosition=getmaxx()/2-CartWidth/2+XPosition;
  // Draw a Cart and Pole
  rectangle(1,getmaxy()-RailHight,getmaxx()-1,getmaxy()-1);                    //Draw A Rail
  rectangle(XPosition,getmaxy()-RailHight-CartHight,XPosition+CartWidth,getmaxy()-CartHight);
 //Draw A Cart
  moveto(XPosition+CartWidth/2.0,getmaxy()-RailHight-CartHight);               //Draw A Pole
  lineto(XPosition+CartWidth/2.0+PoleLenght*sin(PI*Angle/180.0),getmaxy()-RailHight-CartHight-
   PoleLenght*cos(PI*Angle/180.0));  //Draw A Pole
  outtextxy(10,getmaxy()-10,stt);
  outtextxy(1.1,FallTimer);
  outtextxy(1.20,Stt1);
  outtextxy(1.30,Stt2);
  outtextxy(1.40,Stt3);
  delay(DelayConstance-60);
  //Clear a cart and Pole
  setcolor(0);
  OldXPosition=getmaxx()/2-CartWidth/2+OldXPosition;
  rectangle(1,getmaxy()-RailHight,getmaxx()-1,getmaxy()-1);                    //Draw A Rail
  rectangle(OldXPosition,getmaxy()-RailHight-CartHight,OldXPosition+CartWidth,getmaxy()-CartHight);
 //Draw A Cart
  moveto(OldXPosition+CartWidth/2.0,getmaxy()-RailHight-CartHight);            //Draw A Pole
  lineto(OldXPosition+CartWidth/2.0+PoleLenght*sin(PI*OldAngle/180.0),getmaxy()-RailHight-CartHight-
 PoleLenght*cos(PI*OldAngle/180.0));  //Draw A Pole
  outtextxy(10,getmaxy()-10,stt);
  outtextxy(1.1,FallTimer);
  outtextxy(1.20,Stt1);
  outtextxy(1.30,Stt2);
  outtextxy(1.40,Stt3);

  // cleardevice();
}
```

การแสดงผลการทำงานทุก ๆ อย่างควรจะเขียนผ่านฟังก์ชั่นนี้เพราะการลบหน้าจอเพื่อเขียนใหม่จะทำได้ไม่ซับซ้อนมากนัก

3.9 การเก็บข้อมูลบนภาษาซี

การเก็บข้อมูลด้วยการเขียนลงไฟล์แล้วนำไปแสดงผลบนโปรแกรมแมทแลป มีขั้นตอนการทำงานคือ

1. สร้างไฟล์พอยเตอร์ FILE *f;

2.สร้างไฟล์ที่ต้องการเขียนลงไปโดย f = fopen(f, ''som.txt'', ''w'');

3.เขียนข้อมูลที่ต้องการลงบนไฟล์ที่พอยเตอร์ชี้อยู่เช่น ถ้าต้องการเก็บข้อมูลของมุมและ ความเร่งเชิงมุม ดังนี้ fprintf(f, '' %lf %lf '',Pole.w,Pole.wDot);

เมื่อเสร็จสิ้นการทำงานของโปรแกรมแล้วจะได้ข้อมูลในไฟล์ ชื่อ som.txt แล้วนำไปให้โปรแกรมแมทแลปแสดงผลของกราฟข้อมูลออกมา

3.10 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีต้นแบบ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self–Organizing Feture Map ประกอบด้วย โครงข่ายประสาทเทียมสามประเภทคือ Input layer,Kohonen layer และ Output layer การเขียนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องให้จำนวนประสาทเทียมในแต่ล่ะชั้นเป็นจำนวนมากโดยการบรรยายคุณสมบัติของประสาทเทียมไว้ก่อนแล้วจึงสร้างประสาทเทียมแต่ละตัวจากคุณสมบัติที่ได้บรรยายไว้ โดยอธิบายไว้สองแบบคือ Layer และ Net ซึ่งในแต่ละ Net จะมี องค์ประกอบของ Layer ภายใน

3.11 ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้ด้วยตัวเองนั้นจะมีการแบ่งการทำงานออกเป็นสองส่วนคือ ส่วนของการเรียนรู้ และส่วนของการนำไปใช้ ดังนั้นต้องมีการเก็บค่าเอาท์พุตเพื่อจะได้ทราบว่าเมื่อใดต้องเรียนรู้และเมื่อใดจึงนำค่าไปใช้ การเรียนรู้นั้นจะเกิดขึ้นเมื่อเกิดการให้รางวัลขึ้น จะมีเพียงประสาทเทียมตัวเดียวเท่านั้นที่จะให้ค่าเอาต์พุทออกมาได้ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับตัวแปร Pole จากฟังก์ชั่น SimulatePole(&Pole) แล้ว จะให้รางวัลกับค่าแรงต่อเหตุการณ์นั้น ถ้ามุมของ Pole.w มีค่าไม่อยู่ในช่วง $\pm 60^{\circ}$ (Bool PoleStillBalanced())แล้วจะทำการเรียนรู้รอบใหม่

ค่าในชั้น Kohonen Layer ที่ถูกปรับตามสถาณการณ์นั้น จะเป็นไปได้สองทางโดยอ้างอิงจากคะแนนของประสาทเทียมตัวที่ชนะในเลเยอร์ เมื่อเกิดคะแนนที่มากกว่า ค่าเฉลี่ยคะแนนทั้งหมดประสาทเทียมจะทำการเรียนรู้ใหม่ ดังนี้

```
if (dScore > dScoreMean) {
      Target[0] = Pole.F;
      TrainUnits(Net, Input, Target);
    }
```

ดังนั้นในฟังก์ชั่นนี้สามารถเขียนได้ดังนี้

```
void TrainNet(NET* Net)
{
 INT  n,t;
 POLE Pole;
 REAL wOld, wNew, ScoreOld, ScoreNew, dScore, dScoreMean, StepSize;
 REAL Input[N];
 REAL Output[M];
 REAL Target[M];
 char Stt[100];
 char ch;
 n = 0;
 while (n<TRAIN_STEPS) {
  t = 0;
  InitializePole(&Pole);
  wOld          =  Pole.w;
  ScoreOld      = ScoreOfPole(&Pole);
  SimulatePole(&Pole);
  wNew          = Pole.w;
  ScoreNew      = ScoreOfPole(&Pole);
  while (PoleStillBalanced(&Pole) AND (t<BALANCED)) {
   n++;
   t++;
   Net->Alpha   = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
   Net->Alpha_  = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
   Net->Alpha__ = 0.005;
   Net->Gamma   = 0.05;
   Net->Sigma   = 6.0 * pow(0.2, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
   Input[0]     = wOld;
   Input[1]     = wNew;
   SetInput(Net, Input);
   PropagateNet(Net);
   GetOutput(Net, Output);
   Pole.F       = Output[0];

   StepSize     = Net->KohonenLayer->StepSize[Net->Winner];
   Pole.F      += StepSize * RandomNormalREAL(0, 10);

   sprintf(Stt,"Neural Network Control An Inverted Pendulum.Iteration=%5.2d (ESC Exit)
",n);
   Draw(Pole.x*XConstance,Pole.w,Stt);
   // ThetaGraph(Pole.xDot,Pole.wDot);
   Pole.xDot    = 0.94*Pole.xDot;
   Pole.w       = 0.96*Pole.w;
   wOld         = Pole.w;
   ScoreOld     = ScoreOfPole(&Pole);

   SimulatePole(&Pole);

   wNew         = Pole.w;
   ScoreNew     = ScoreOfPole(&Pole);
   dScore       = ScoreNew - ScoreOld;
   dScoreMean   = Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner];
```

```
    sprintf(Stt1,"Pole's Angle(Degree) : %5.4f",Pole.w);
    sprintf(Stt2,"Force      (N)     : %5.4f",Pole.F);
    while(kbhit()){
    ch=getch();
     switch(ch){
           case 27:
                        closegraph();
                        FinalizeApplication(&Net);
                        exit(0);
                break;
          }
    }

    //delay(40);
    if (dScore > dScoreMean) {
         Target[0] = Pole.F;
         TrainUnits(Net, Input, Target);
    }
    Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner] += Net->Gamma * (dScore -
dScoreMean);
   }
   if (PoleStillBalanced(&Pole)){
    sprintf(FallTimer, "Pole still balanced after %0.1fs", t * T);
    SuccessCounter++;
    sprintf(Stt3,"Success          :%4d",SuccessCounter);
    }
   else{
    sprintf(FallTimer, "Pole fallen after %0.1fs", (t+1) * T);
    sprintf(Stt3,"Success          :%4d",SuccessCounter);
    }
  }
}
```

เห็นว่าจะมีการแสดงผลควบคู่กับการเรียนรู้และการรอรับค่าต่างๆ อยู่พร้อมๆ กัน โดยจะไม่มีการทำงานอย่างใดอย่างหนึ่งให้เสร็จก่อน แล้วจึงค่อยทำงานอีกส่วนถัดไป เรียกการทำงานชนิดนี้ ว่าแฮนเดิลโฟรเซส (Handle Processes)

เมื่อพิจารณาภาคผนวก สามสามรถอธิบายขั้นตอนการทำงานของระบบทั้งหมดได้เป็นส่วนๆ ดังนี้

1.ธรรมชาติของการตกของก้านเพนดูลัม และ การเคลื่อนที่ของฐาน การกำหนดค่าเฉพาะต่างๆ ของระบบ เช่น น้ำหนักของก้านเพนดูลัม และ ฐาน ความยาวของ ก้านเพนดูลัม ความเร่งของโลก ค่าคงที่การอินตริเกต คุณสมบัติเชิงพลศาสตรของระบบ เช่น ความเร่งเชิงมุม ความเร็วเชิงมุม ความเร่งเชิงเส้น ความเร็วเชิงเส้น และ แรง

2.ส่วนของการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

2.1 คุณสมบัติของเลเยอร์ จะอธิบายไว้ในตัวแปรรวม ประกอบด้วยน้ำหนัก คะแนน จำนวนประสาทในเลเยอร์ จำนวนเอาต์พุตของเลเยอร์และขนาดของการเพิ่มขึ้นของน้ำหนัก

2.2 คุณสมบัติของประสาทเทียมในแต่ละเลเยอร์ คุณสมสบัติต่าง ๆ จะถูกอธิบายไว้ในตัวแปรรวมตัวเดียวกัน เพื่อนำมาสร้างเป็นเลเยอร์ต่าง ๆ ดังนั้น แต่ละเลเยอร์จะมีโครงสร้างของประสาทเหมือนกัน เพียงแต่บางคุณสมบัติจะไม่ถูกนำมาใช้ในบางเลเยอร์

2.3 การสุ่มค่าต่างๆ ซึ่งจะมีฟังก์ชั่นย่อย ๆ ซ้อน ๆ กันไป เช่นการกำหนดช่วงของการสุ่มทั้งหมด การสุ่มในขอบเขตจำกัด และ การสุ่มแบบกระจายปกติ ทุก ๆ ฟังก์ชั่น จะมีการส่งค่าต่อกันไปเรื่อย ๆ โดยผ่านฟังก์ชั่นนั้นๆ

2.4 การกำหนดเงื่อนไขเริ่มต้นภายในชั้น Kohonen การกำหนดค่าเริ่มต้นซึ่งเป็นการกำหนดค่าคงที่ลงไปในเลเยอร์ให้มีค่าสำหรับการคำนวนได้ โดยจะต้องกำหนดค่าของขั้นการเพิ่มน้ำหนักเป็น 1 เท่ากันทุก ๆ จำนวนประสาทในเลเยอร์ และค่าคะแนนเฉลี่ยให้เป็น 0 ก่อนที่จะทำการเรียนรู้ใช้ฟังก์ชั่น

```
void InitializeApplication(NET* Net)
{
 INT i;
 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  Net->KohonenLayer->StepSize[i] = 1;
  Net->KohonenLayer->dScoreMean[i] = 0;
 }
}
```

2.5 การจองพื้นที่ของหน่วยความจำของแต่ละประสาทเทียมของแต่ละเลยเยอร์ ซึ่งจะต้องจองทุกๆ ประสาทเทียมทุกตัว เพราะง่ายต่อการนำดัชนีไปชี้เพื่อการปรับค่าน้ำหนัก และ สามารถกำหนดหน่วยความจำได้จำกัด โดยการจองหน่วยความจำแบ่งได้ออกเป็นสองกลุ่มคือการจองแบบอาศัยเพียงความกว้างของชนิดข้อมูลเท่านั้นซึ่งเหมาะกับข้อมูลที่มีขนาดแน่นอน และการจองข้อมูลเป็นกลุ่มใหญ่ต่อ ๆ กัน ทั้งหมดนี้อาศัยฟังก์ชั่น

```
void GenerateNetwork(NET* Net){
 INT i;
 Net->InputLayer   = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));
 Net->KohonenLayer = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));
 Net->OutputLayer  = (LAYER*) malloc(sizeof(LAYER));
 Net->InputLayer->Units       = N;
 Net->InputLayer->Output      = (REAL*)  calloc(N, sizeof(REAL));
 Net->KohonenLayer->Units     = C;
 Net->KohonenLayer->Output    = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));
 Net->KohonenLayer->Weight    = (REAL**) calloc(C, sizeof(REAL*));
 Net->KohonenLayer->StepSize  = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));
 Net->KohonenLayer->dScoreMean = (REAL*)  calloc(C, sizeof(REAL));
 Net->OutputLayer->Units      = M;
 Net->OutputLayer->Output     = (REAL*)  calloc(M, sizeof(REAL));
 Net->OutputLayer->Weight     = (REAL**) calloc(M, sizeof(REAL*));
 for (i=0; i<C; i++) {
  Net->KohonenLayer->Weight[i] = (REAL*) calloc(N, sizeof(REAL));
 }
 for (i=0; i<M; i++) {
  Net->OutputLayer->Weight[i] = (REAL*) calloc(C, sizeof(REAL));
 }
}
```

2.6 การนำ โครงข่ายเข้ามาเพื่อปรับน้ำหนัก โดยการนำค่าเอาต์พุต โครงข่ายใด ๆ ที่ต้องการนำเข้ามาซึ่งเป็นโครงข่ายของ เอาต์พุตเลเยอร์เข้ามาเป็น อินพุตของ อินพุตเลเยอร์อาศัยฟังก์ชั่น

```
void SetInput(NET* Net, REAL* Input)
{
 INT i;
 for (i=0; i<Net->InputLayer->Units; i++) {
  Net->InputLayer->Output[i] = Input[i];
 }
}
```

นอกจากนั้นการรับค่าเอาต์พุตออกมาเก็บเอาไว้เพื่อนำไปให้กับเลเยอร์ถัดไปก็มีความสำคัญไม่แพ้กัน คล้ายกับการนำโครงข่ายเข้าไปรับค่าอินพุต ซึ่งต้องมีพารามิเตอร์เป็นโครงข่ายและ อินพุต การรับค่าเอาต์พุตก็ต้องมี โครงข่ายที่ต้องส่งค่าออกและมีตัวแปรที่นำมารับค่าเอาต์พุตเช่นกัน อาศัยฟังก์ชั่น

```
void GetOutput(NET* Net, REAL* Output)
{
 INT i;
 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  Output[i] = Net->OutputLayer->Output[i];
 }
}
```

2.7 การหาค่าต่ำสุดของ Kohonen Layer หรือการหาประสาทเทียมตัวที่ชนะ โดยการนำแต่ละเอาต์พุตของอินพุตเลเยอร์ลบกับน้ำหนักแต่ละตัวของ Kohonen เลเยอร์ ผลลัพธ์กำลังสองจะเป็นผลลัพธของ Kohonen Layer เพื่อใช้หาค่าต่ำสุด หรือ ผลต่างกำลังสองของเอาต์พุตของอินพุตเลเยอร์ คูณกับน้ำหนักใน Kohonen layer คือ ค่าน้อยที่สุดที่ต้องการนำไปเปรียบเทียบกับค่าอื่น ๆ ในวิธีเดียวกันด้วยฟังก์ชั่น

```
void PropagateToKohonen(NET* Net)
{
 INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Sum, MinOut;

 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  Sum = 0;
  for (j=0; j<Net->InputLayer->Units; j++) {
   Out = Net->InputLayer->Output[j];
   Weight = Net->KohonenLayer->Weight[i][j];
   Sum += sqr(Out - Weight);
  }
  Net->KohonenLayer->Output[i] = sqrt(Sum);
 }
 MinOut = MAX_REAL;
 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  if (Net->KohonenLayer->Output[i] < MinOut)
   MinOut = Net->KohonenLayer->Output[Net->Winner = i];
 }
}
```

2.8 การกระจายค่าฟังก์ชั่น ของประสาทเทียมที่ชนะออกไปยัง Output Layer หลักการเดียวกับข้อข้างบน แต่เป็นการกระจายค่าออกทาง Output Layer เท่านั้นอาศัยฟังก์ชั่น

```
void PropagateToOutput(NET* Net)
{
 INT i;

 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  Net->OutputLayer->Output[i] = Net->OutputLayer->Weight[i][Net->Winner];
 }
}
```

การกระจายค่าทั่วโครงข่ายประสาทเทียม อาศัยการกระจายตามข้อ 2.8 และ 2.9 ตามลำดับ

2.9 สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self–Organizing Feture Map แล้วจะมีการให้รางวัล (การคูณด้วยค่ามาก) และการยับยั้ง (การคูณด้วยค่าน้อย) เวกเตอร์ซึ่งชนะจะได้รับการคูณด้วยค่า λ (double Lamda;) เพื่อปรับค่าอัตราการเรียนรู้ให้มากขึ้นกว่าค่าอัตราการเรียนรู้ของประสาทเทียมตัวอื่น ๆ การเรียนรู้ชนิดนี้เกิดขึ้นในชั้น Kohonen Layer ดังฟังก์ชั่น

```
void TrainKohonen(NET* Net, REAL* Input)
{
 INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Lambda, StepSize;
 for (i=0; i<Net->KohonenLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->InputLayer->Units; j++) {
   Out = Input[j];
   Weight = Net->KohonenLayer->Weight[i][j];
   Lambda = Neighborhood(Net, i);
   Net->KohonenLayer->Weight[i][j] += Net->Alpha * Lambda * (Out - Weight);
  }
  StepSize = Net->KohonenLayer->StepSize[i];
  Net->KohonenLayer->StepSize[i] += Net->Alpha__ * Lambda * -StepSize;
 }
}
```

2.10 สำหรับ Output Layer แล้วจะลักษณะการปรับweight คล้ายๆ กันคือจะอาศัยระยะห่างจากเวกเตอร์ชนะเหมือนกัน แต่จะไม่มีการนำค่า Search Step มาคิดด้วย ดังฟังก์ชั่น

```
void TrainOutput(NET* Net, REAL* Output)
{ INT  i,j;
 REAL Out, Weight, Lambda;
 for (i=0; i<Net->OutputLayer->Units; i++) {
  for (j=0; j<Net->KohonenLayer->Units; j++) {
   Out = Output[i];
   Weight = Net->OutputLayer->Weight[i][j];
   Lambda = Neighborhood(Net, j);
   Net->OutputLayer->Weight[i][j] += Net->Alpha_ * Lambda * (Out - Weight);
  }
 }
}
```

2.11 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มจากมีการสุ่มค่าเข้าไปในโครงข่าย เพื่อสุ่มแรง ออกมา ดังนั้น เมื่อเริ่มแรกแทบไม่สามารถตั้งให้ ก้านเพนดูลัมตั้งอยู่ได้ การเรียนรู้ของทั้งโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

```
void TrainNet(NET* Net)
{
 INT  n,t;
 POLE Pole;
 REAL wOld, wNew, ScoreOld, ScoreNew, dScore, dScoreMean, StepSize;
 REAL Input[N];
 REAL Output[M];
 REAL Target[M];

 double StartTime,StopTime;

 char Stt[100];
 char ch;
 n = 0;
 while (ch!=27) {
  t = 0;
   InitializePole(&Pole);
   wOld          =  Pole.w;
   ScoreOld      = ScoreOfPole(&Pole);
   SimulatePole(&Pole);
   wNew          = Pole.w;
   ScoreNew      = ScoreOfPole(&Pole);
   while (PoleStillBalanced(&Pole) AND (t<BALANCED)) {
    n++;
    t++;
    Net->Alpha   = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
    Net->Alpha_  = 0.5 * pow(0.01, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
    Net->Alpha__ = 0.005;
    Net->Gamma   = 0.05;
    Net->Sigma   = 6.0 * pow(0.2, (REAL) n / TRAIN_STEPS);
    Input[0]     = wOld;
    Input[1]     = wNew;
    SetInput(Net, Input);
    PropagateNet(Net);
    GetOutput(Net, Output);
    Pole.F       = Output[0];

    StepSize     = Net->KohonenLayer->StepSize[Net->Winner];
    Pole.F      += StepSize * RandomNormalREAL(0, 10);

    sprintf(Stt,"Neural Network Control An Inverted Pendulum.Iteration=%5.2d (ESC
Exit) ",n);
    Draw(Pole.x*XConstance,Pole.w,Stt);
     Pole.xDot    = 0.94*Pole.xDot;
    Pole.w        = 0.96*Pole.w;
    wOld          = Pole.w;
    ScoreOld      = ScoreOfPole(&Pole);
```

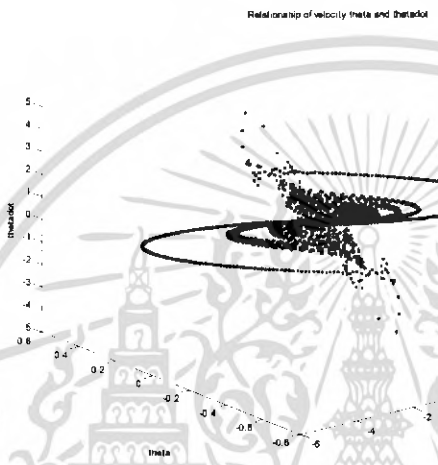
```
    SimulatePole(&Pole);

    wNew        = Pole.w;
    ScoreNew    = ScoreOfPole(&Pole);
    dScore      = ScoreNew - ScoreOld;
    dScoreMean  = Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner];
    sprintf(Stt1,"Pole's Angle(Degree) : %5.4f",Pole.w);

    sprintf(Stt2,"Force      (N)     : %5.4f",Pole.F);
    while(kbhit()){
        ch=getch();
     switch(ch){
          case 27:
                        closegraph();
                        FinalizeApplication(&Net);
//                      exit(0);
                break;
        }
    }
    if (dScore > dScoreMean) {
        Target[0] = Pole.F;
        TrainUnits(Net, Input, Target);
    }
    Net->KohonenLayer->dScoreMean[Net->Winner] += Net->Gamma * (dScore -
dScoreMean);
   }
   if (PoleStillBalanced(&Pole)){
    sprintf(FallTimer, "Pole still balanced after %0.1fs", t * T);
    SuccessCounter++;
    sprintf(Stt3,"%d",SuccessCounter);
    sprintf(Stt3,"Success          :%4d",SuccessCounter);
    }
   else{
    sprintf(FallTimer, "Pole fallen after %0.1fs", (t+1) * T);
    sprintf(Stt3,"Success          :%4d",SuccessCounter);
     }
  }
}
```

บทที่ 4 การทดสอบโปรแกรม

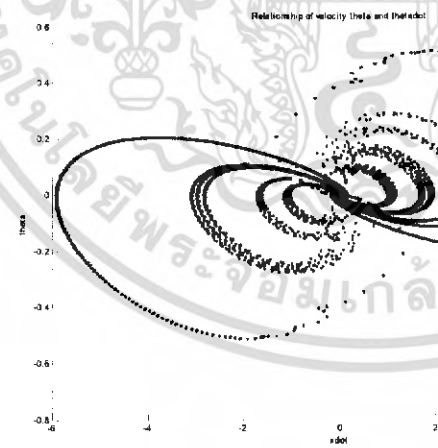
บทนี้จะกล่าวถึงการทดสอบโปรแกรมทั้งในส่วนของการแสดงผลและ โครงข่ายประสาทเทียมภาคการแสดงผลจะแบ่งการทดสอบโดยการสังเกตุลักษณะต่าง ๆ ของเพนดูลัมแล้วเก็บค่าออกมาแสดงผล

การทดลองที่ 1 กราฟความสัมพันธ์ต่างของตัวแปร $\dot{x}, \theta, \dot{\theta}$

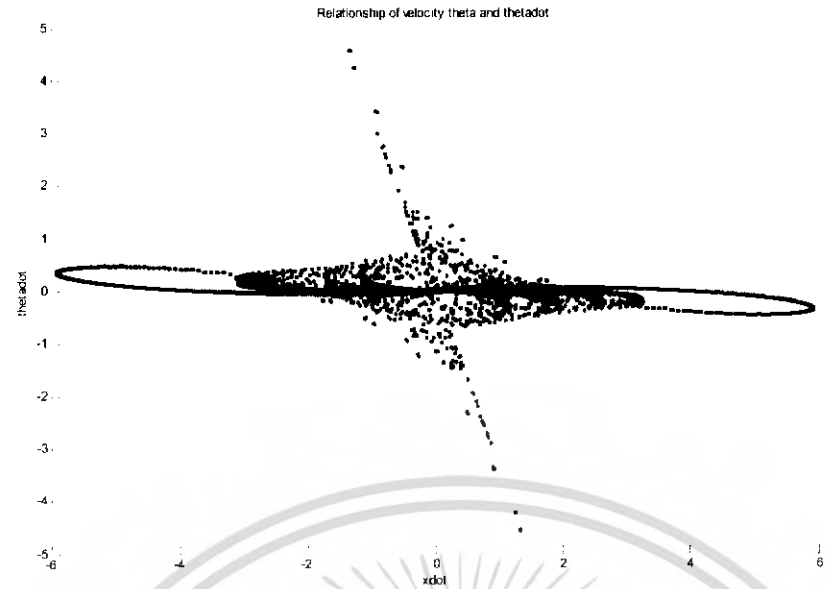
ทำการเก็บข้อมูลต่าง ๆ จากแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาในบทที่ 3 ลงในตัวแปร xdot,theta,thetadotจะได้กราฟดังรูป



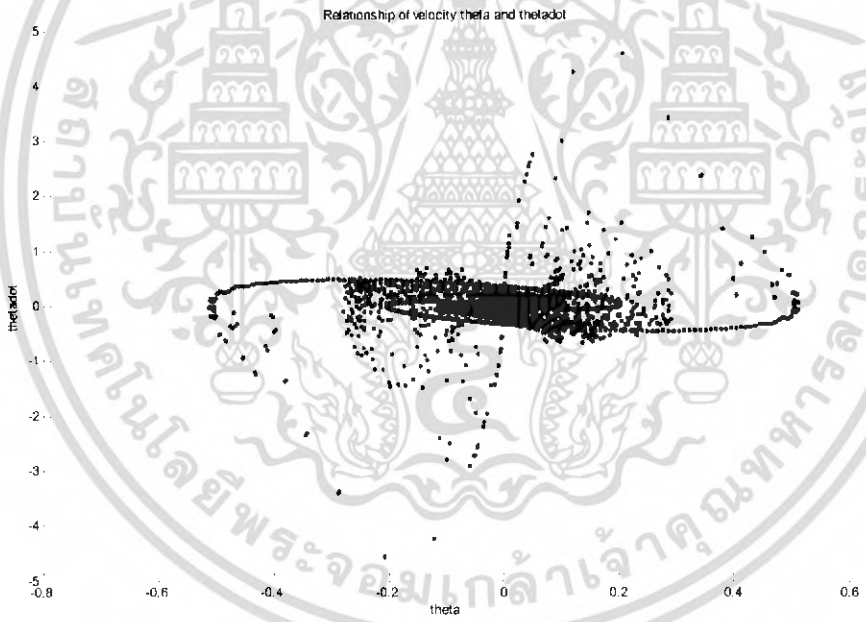
รูปที่ 4.1 แสดงความสัมพันธระหว่าง ความเร็วเชิงเส้น มุม และความเร็วเชิงมุมของแบบจำลอง Inverted Pendulum



รูปที่ 4.2 แสดงความสัมพันธ์ของความเร็วเชิงเส้นและมุมของแบบจำลอง



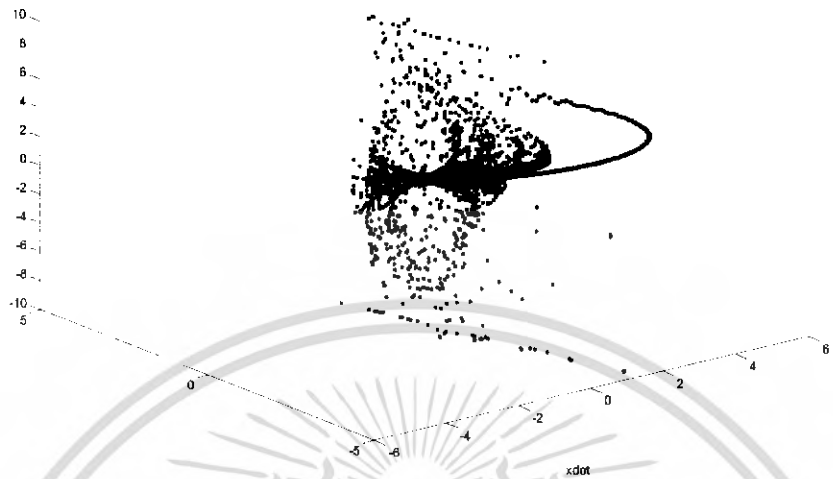
รูปที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วเชิงเส้นและความเร็วเชิงมุม

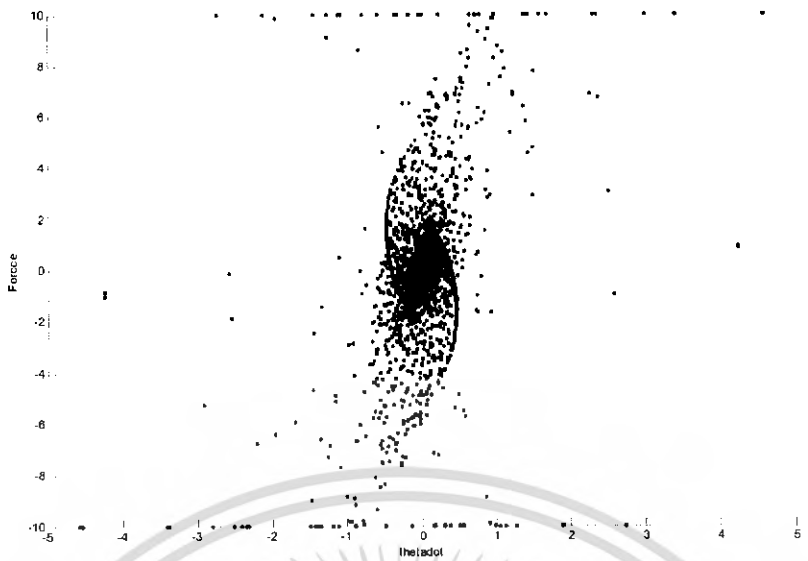


รูปที่ 4.4 แสดงความสัมพันธ์ของมุมและความเร็วเชิงมุมของแบบจำลอง

การทดลองที่ 1 ไม่ได้สื่อความหมายใด เพื่อการจัดหมู่ขอข้อมูลใดที่จะให้ประโยชน์ต่อการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแต่การทดลองนี้แสดงให้เห็นการพยายามรักษาระดับและมุมของการรักษาระดับซึ่งมีขนาดเล็กมาก

การทดลองที่ 2 ความสัมพันธ์ระหว่าง f และ $\dot{x}, \dot{\theta}$





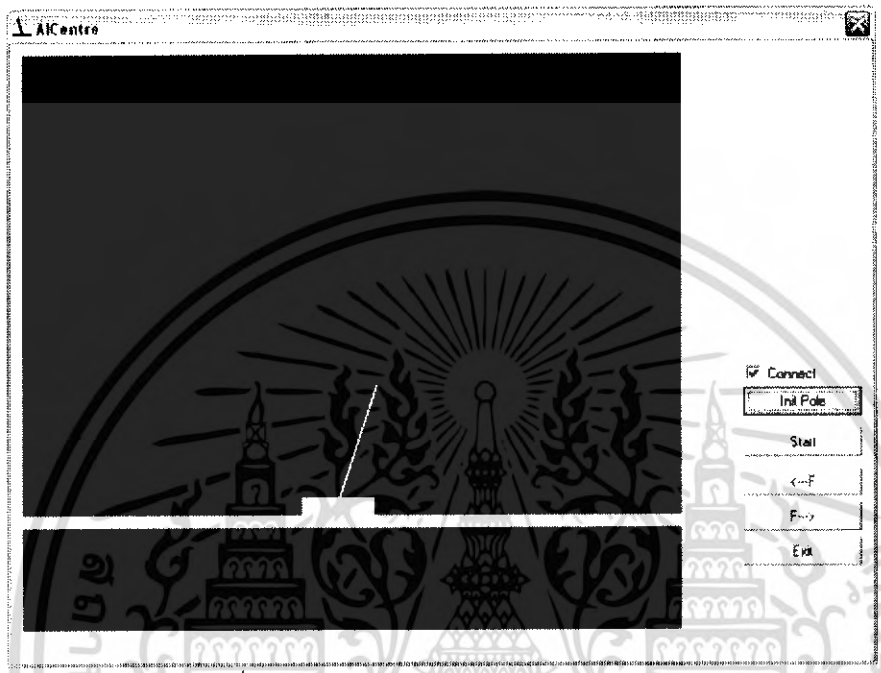
รูปที่ 4.7 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรง และความเร็วเชิงมุม

ผลการทดลองที่ 2 แสดงความไม่เป็นเชิงเส้นอย่างสูงของระบบอินเวอร์ตเพนดูลัมเพื่อใช้ทฤษฎีการป้อนกลับ PID และ LQR เป็นส่วนควบคุม จะเห็นว่ามีการเกาะกลุ่มกันของมุม ความเร็วเชิงมุม ความเร่งเชิงเส้น และ ระยะทาง ดังนั้นการทดลองส่วนนี้จะสัมพันธ์กับการแบ่งกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self-Organizing Feture Map ซึ่งสามารถหาเวกเตอร์ซึ่งใช้ชี้แบ่งแยกกลุ่มของข้อมูลได้

การทดลองที่ 3 ทดสอบการแสดงผลการทำงานของระบบ

การทดลองที่ 3 แสดงการทำงานโดยรวมของโปรแกรม ซึ่งเขียนบน Visual C++ 6.0 มีคุณสมบัติดังนี้

1. สามารถแสดงผลตอบสนองของอินเวอร์ตเพนดูลัมได้
2. มีการเพิ่มแรงรบกวนระบบ
3. สามารถเริ่มต้นระบบในตำแหน่งเริ่มต้นได้



รูปที่ 4.8 แสดง หน้าต่างการทำงานของ โปรแกรม

การทดลองที่สามไม่สามารถเพิ่มโครงข่ายประสาทเทียมลงไปได้เนื่องจากผู้ทดลองไม่มีความชำนาญเกี่ยวกับวิธีการเรียกใช้ฟังก์ชั่นต่าง ๆ จึงทำได้เพียงการจำลองการเคลื่อนที่ ของระบบอินเวอต์เพนดูลัมซึ่งได้เขียนเงื่อนไขง่ายๆ ดังนี้

```
if(Pole.w>359)     {        Pole.w=0;          Pole.xDot=-xDotOld;  }
if(Pole.w<-359)    {        Pole.w=0;          Pole.xDot=xDotOld;   }
if(XPosition<-160){         XPosition=160;     Pole.x=XPosition/100.0;}
if(XPosition>160) {         XPosition=-160;    Pole.x=XPosition/100.0;}
```

แต่การทรงตัวของระบบอินเวอร์ตเพนดูลัมทำได้ไม่นานนัก เพราะจะเกิดการออสซิลเลต ด้วยแรงที่มากขึ้นเรื่อยๆ จนกระทั่งไม่เข้าเงื่อนไขใดเลยก้านเพนดูลัมจึงตก

การทดลองที่ 4 แสดงผลการตอบสนองของอินเวอร์ตเพนดูลัมบนภาษาซี

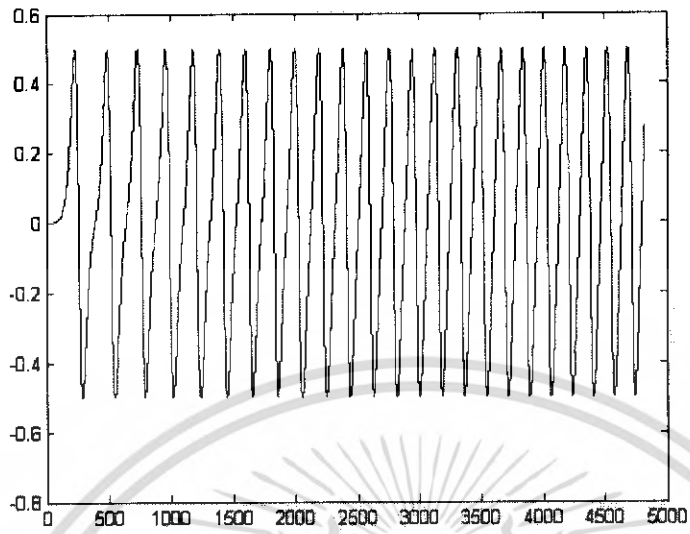
1. เขียนโปรแกรมดังนี้

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

#include<math.h>
#include<stdlib.h>
typedef int         BOOL;
typedef int         INT;
typedef double      REAL;

#define FALSE       0
#define TRUE        1
#define NOT         !
#define AND         &&
#define OR          ||

#define MIN_REAL    -HUGE_VAL
#define MAX_REAL    +HUGE_VAL
#define MIN(x,y)    ((x)<(y) ? (x) : (y))
#define MAX(x,y)    ((x)>(y) ? (x) : (y))

#define PI          (2*asin(1))
#define sqr(x)      ((x)*(x))


typedef struct {                /* A LAYER OF A NET:                */
    INT         Units;          /* - number of units in this layer  */
    REAL*       Output;         /* - output of ith unit             */
    REAL**      Weight;         /* - connection weights to ith unit */
    REAL*       StepSize;       /* - size of search steps of ith unit */
    REAL*       dScoreMean;     /* - mean score delta of ith unit   */
} LAYER;

                /* SIMULATION PARAMETERS FOR THE POLE:  */
#define L           1           /* - length of pole [m]             */
#define Mc          1           /* - mass of cart [kg]              */
#define Mp          1           /* - mass of pole [kg]              */
#define G           9.81        /* - acceleration due to gravity [m/s²] */
#define T           0.01        /* - time step [s]                  */
#define STEPS       10          /* - simulation steps in one time step */


typedef struct {                /* STATE VARIABLES OF A POLE:       */
    REAL        x;              /* - position of cart [m]           */
    REAL        xDot;           /* - velocity of cart [m/s]         */
```

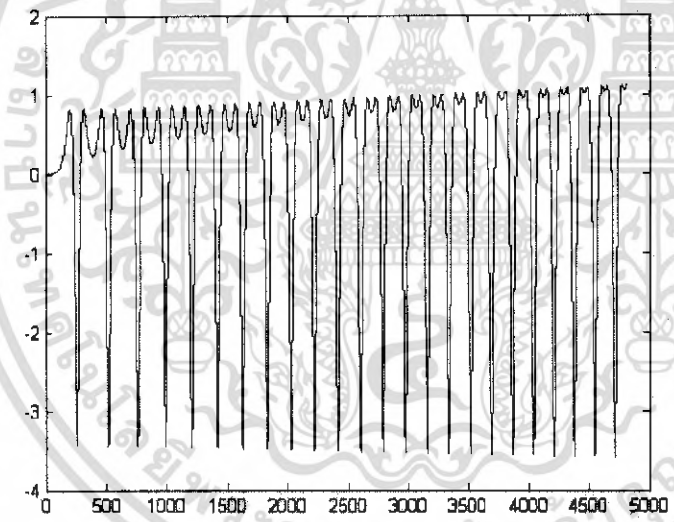
```
    REAL    w;      /* - angle of pole [°]          */
    REAL    wDot;   /* - angular velocity of pole [°/s]  */
    REAL    F;      /* - force applied to cart      */
} POLE;             /*   during current time step [N]  */
void InitializeRandoms()
{
  srand(4715);
}
REAL RandomEqualREAL(REAL Low, REAL High)
{
 return ((REAL) rand() / RAND_MAX) * (High-Low) + Low;
}
REAL RandomNormalREAL(REAL Mu, REAL Sigma)
{
 REAL x,fx;

 do {
   x = RandomEqualREAL(Mu-3*Sigma, Mu+3*Sigma);
   fx = (1 / (sqrt(2*PI)*Sigma)) * exp(-sqr(x-Mu) / (2*sqr(Sigma)));
 } while (fx < RandomEqualREAL(0, 1));
 return x;
}
void InitializePole(POLE* Pole)
{
 do {
   Pole->x    = 0;
   Pole->xDot = 0;
   Pole->w    = RandomEqualREAL(-.1,.1);
   Pole->wDot = 0;
   Pole->F    = 0;
 } while (Pole->w == 0);
}
void SimulatePole(POLE* Pole)
{
 INT  s;
 REAL x, xDot, xDotDot;
 REAL w, wDot, wDotDot;
 REAL F;

 x    = Pole->x;
 xDot = Pole->xDot;
 w    = (Pole->w    / 180) * PI;
 wDot = (Pole->wDot / 180) * PI;
 F    = Pole->F;
 for (s=0; s<STEPS; s++) {
```

```
    wDotDot = (G*sin(w) + cos(w) * ((-F - Mp*L*sqr(wDot)*sin(w)) / (Mc+Mp))) /
        (L * ((REAL) 4/3 - (Mp*sqr(cos(w))) / (Mc+Mp)));

    xDotDot = (F + Mp*L * (sqr(wDot)*sin(w) - wDotDot*cos(w))) / (Mc+Mp);

    x    += (T / STEPS) * xDot;
    xDot += (T / STEPS) * xDotDot;
    w    += (T / STEPS) * wDot;
    wDot += (T / STEPS) * wDotDot;
  }
  Pole->x    = x;
  Pole->xDot = xDot;
  Pole->w    = (w    / PI) * 180;
  Pole->wDot = (wDot / PI) * 180;
}


BOOL PoleStillBalanced(POLE* Pole)
{
  return (Pole->w >= -60) AND (Pole->w <= 60);
}
REAL ScoreOfPole(POLE* Pole)
{
  return -sqr(Pole->w);
}

int main(){
    POLE Pole;
    FILE   *f;
    int i=0;
    char ch;

    f = fopen("SOM.txt", "w");

    InitializePole(&Pole);
    printf("Init Finish\n");

          while(!kbhit()){
     SimulatePole(&Pole);
    fprintf(f,"%5.5f %5.5f %5.5f %5.5f %5.5f\n",Pole.x,Pole.xDot,Pole.w,Pole.wDot,Pole.F);
    printf("%5.5f %5.5f %5.5f %5.5f %5.5f\n",Pole.x,Pole.xDot,Pole.w,Pole.wDot,Pole.F);
          }
      printf("Finish");
    getch();
   return 0;
}
```

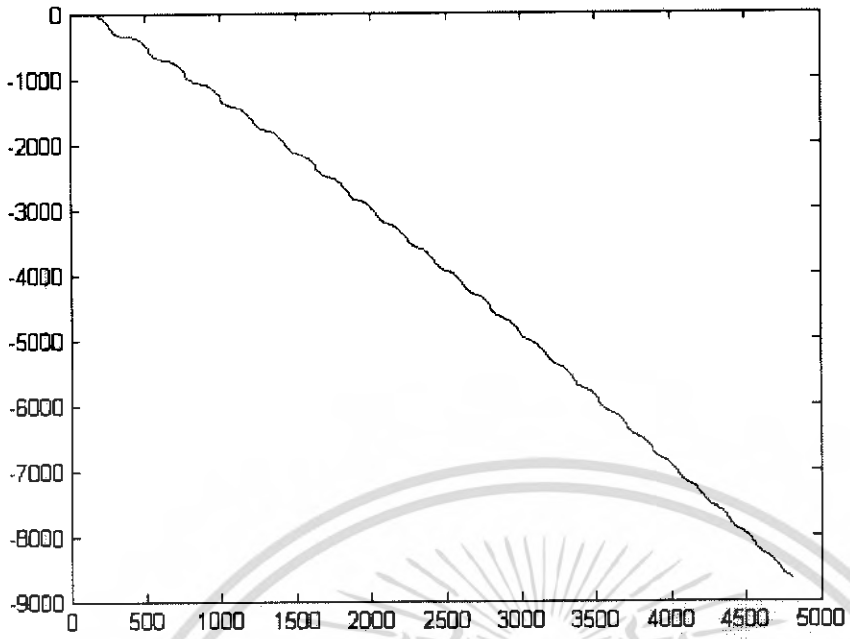
2. คอมไพล์และรันโปรแกรม ผลตอบสนองของเพนดูลัมจะออกมาที่ ไฟล์ som.txt ได้ผลการทดลองดังนี้



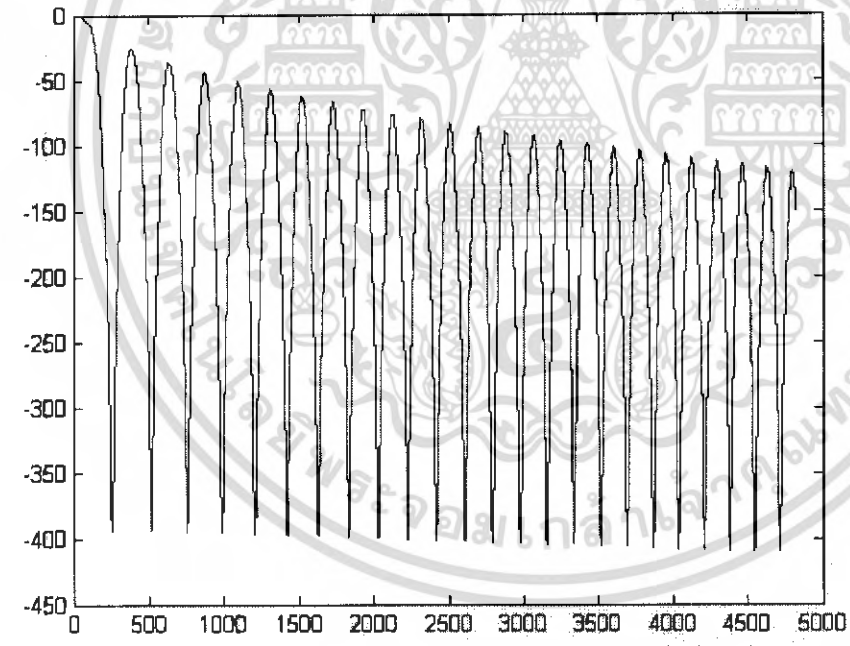
รูปที่ 4.9 แสดงผลตอบสนองตำแหน่งของฐาน



รูปที่ 4.10 แสดงผลตอบสนองทางความเร่งของฐาน

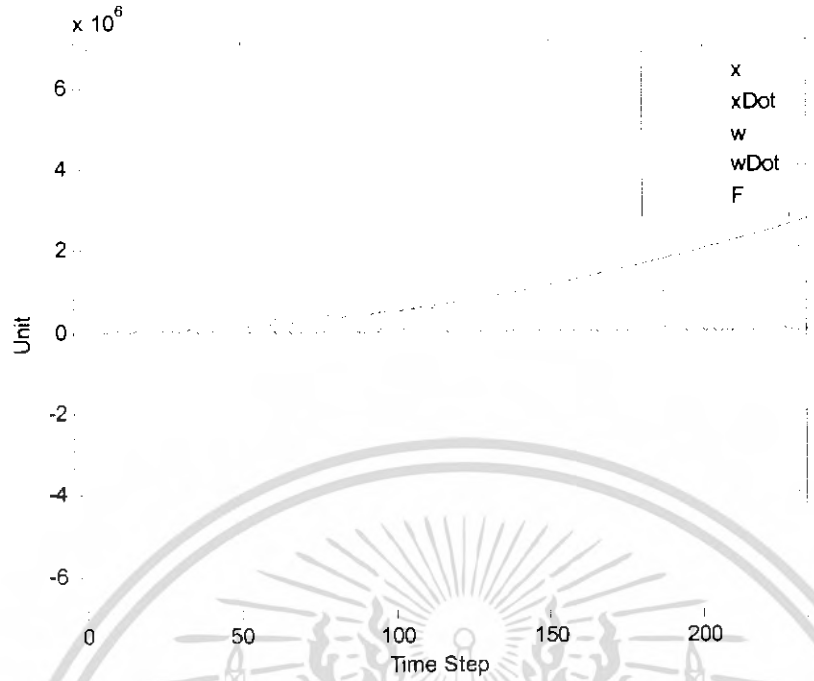


รูปที่ 4.11 แสดงผลตอบสนองต่อมุมของ เพนดูลัม



รูปที่ 4.12 แสดงผลตอบสนองต่อความเร่งเชิงมุมของเพนดูลัม

การทดลองที่ 5 ผลตอบสนองต่อ Impulse ของระบบ



รูปที่ 4.13 ผลตอบสนองต่อ impulse ของระบบใน Time Domain

รูปที่ 4.14 แสดงผลการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อใช้ควบคุมการทรงตัวของเพนดูลัม

การทดลองที่ 6 การควบคุมอินเวอต์เพนดูลัมด้วยโปรแกรมแมทแลป

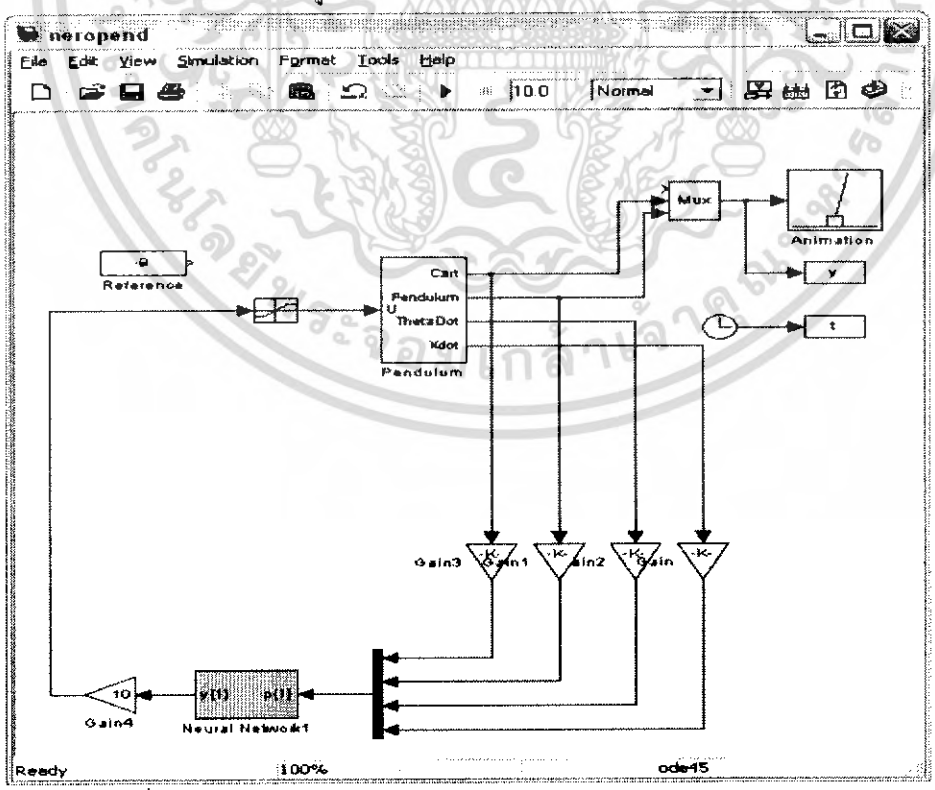
แบ่งการทดลองออกเป็นสองส่วนคือการทดลองการทรงตัวของเพนดูลัมและ การทดลองประสิทธิภาพของการทรงตัวของเพนดูลัมด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายๆ แบบขนานกัน

การทดลองที่ 6.1 การสังเกตผลการทดลองการทรงตัวของเพนดูลัมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

การสังเกตุว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถควบคุมเพนดูลัมให้ไม่ตกได้ ใช้ช่วงเวลาหนึ่ง ถือว่าสามารถควบคุมได้ ดังรูปที่ 4.15 แสดงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียงต่อขนาน (Casscade Forward) ซึ่งมีโครงสร้างดังนี้

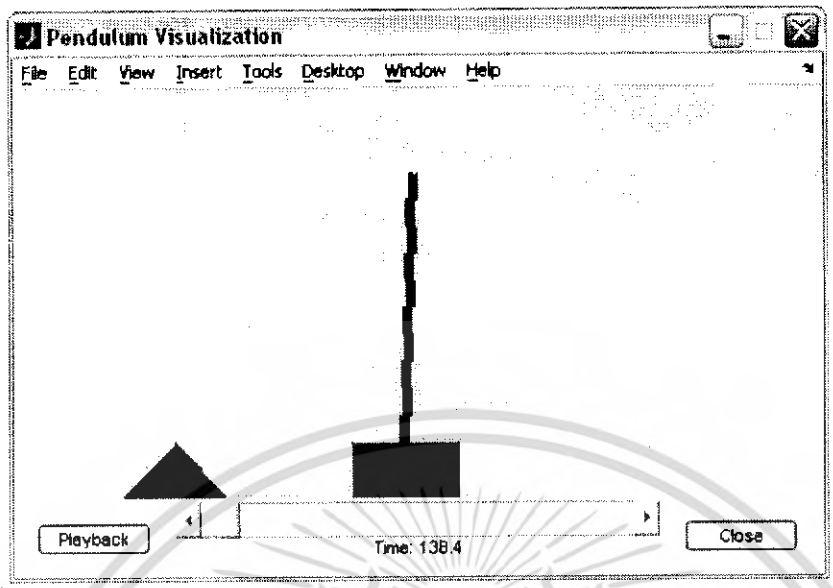
```
net =newcf(minmax(p),[8,40,20,10,1],{'tansig','tansig','tansig','tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.lr=0.01;
net.trainParam.mc=0.3;
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.0001;
[net,f]=train(net,p,f);
a=sim(net,p);
gensim(net,1);
```

เป็นโครงข่ายประสาท 5 เลเยอร์ มีทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นยกเว้นเอาต์พุตเป็น tansigmoid ส่วนเอาต์พุตเป็น Linear มีจำนวนประสาทเทียมในแต่ละเลเยอร์ดังนี้ 8 , 40 ,20 , 10 ,1 ซึ่งเป็นค่าจากการคาดเดาของผู้ทดลองเอง สามารถสร้างเป็นระบบได้ดังรูปที่ 4.15



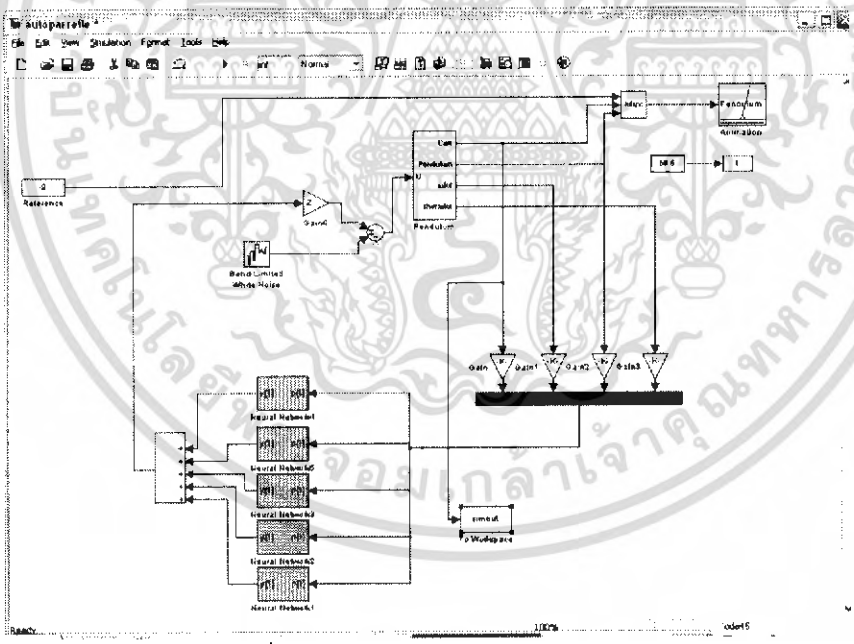
รูปที่ 4.15 วิธีการทดลองการควบคุมอินเวอร์ตเพนดูลัมโดยโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการทดลองสามารถควบคุมการทรงตัวได้ดีในระดับหนึ่ง คือไม่สามารทรงตัวก้านเพนดูลัมให้อยู่ในตำแน่งเดิมได้ตลอด เวลา แต่ยังสามารถทรงตัวได้เรื่อยๆ โดยไม่ตกลงมา



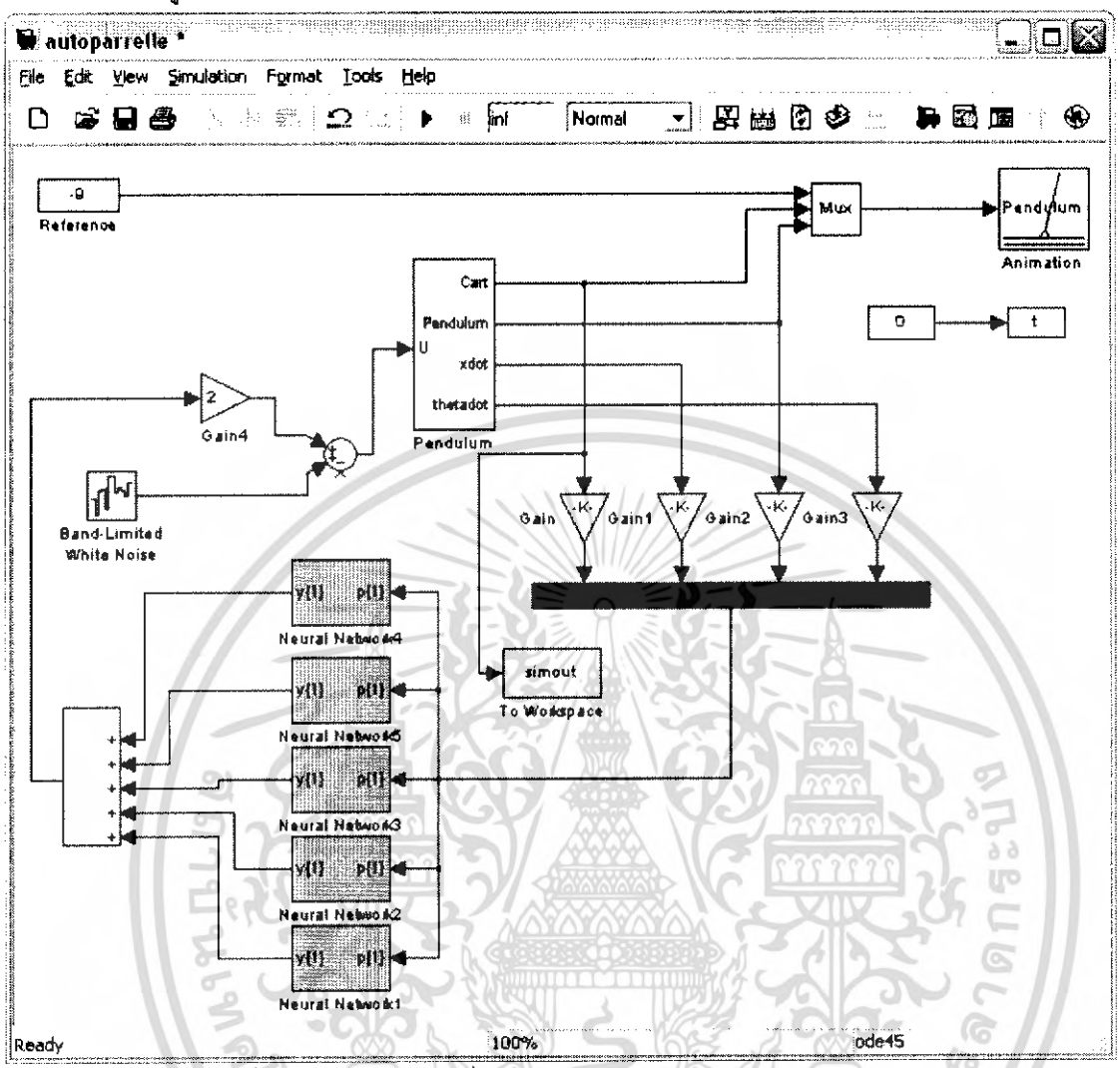
รูปที่ 4.16 แสดงผลของการทดลองการทรงตัวด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองที่ 6.2 ทดสอบการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมโดยการเพิ่มจำนวนโครงข่ายประสาทเทียมขนานกันดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 แสดงวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพของการทรงตัวโดยโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองที่ 6.2 แสดงให้เห็นคุณสมบัติ สำคัญบางประการของโครงข่ายประสาทเทียมนั่นคือการใช้โครงข่าย ประสาทซึ่งเรียนรู้มาต่าง กรณีกัน ใช้ร่วมกันโดยการเฉลี่ยค่าผลลัพธ์ของแต่ละโครงข่ายประสาทร่วมกัน



รูปที่ 4.18 แสดงวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพกาควบคุมอินเวอร์ตเพนดูลัม

บทที่ 5 บทสรุป

5.1 สรุปผล

การศึกษาระบบไม่เสถียรไม่เชิงเส้น และการควบคุมระบบดังกล่าวสามารถทำได้หลายวิธี เช่นใช้ทฤษฎีการควบคุมหรือ ทฤษฎีการคำนวนแบบอ่อน(Soft Computing) เพื่อง่ายต่อการทำงาน และลดต้นทุนได้บางส่วน การศึกษาทฤษฎี โครงข่ายประสาทเทียม เป็นทางเลือกอีกทาง เพื่อบตอบปัญหาที่ไม่จำเป็น ต้องมีผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทาง ซึ่งสามารถตั้งเพียงเป้าหมายของงานแล้วให้โครงข่ายประสาทเทียมจำลองและหาค่าต่างเอง

จากการจำลองและ ทดสอบทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมซึ่ง จำลองมาจากลักษณะทางกายภาพ แล้วอนุมานว่าผลลัพธ์ของลักษณะทางกายภาพที่เหมือนกันจะให้ผลลัพธ์เหมือนกันกับระบบประสาท ดังเช่นการใช้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการควบคุมการทรงตัวของอินเวอร์ตเพนดูลัม โครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำไปใช้ควบคุมการทรงตัวได้แต่ยังมีประสิทธิภาพต่ำ อาจเนื่องจากจำนวนประสาทเทียมหรือ จำนวนชั้นน้อยเกินไป หรืออาจเป็นเพราะเหตุการณ์ที่นำมาสอนให้กับโครงข่ายนั้นครอบคลุมกรณีต่างๆ ไม่เพียงพอ แต่สมมุติฐานข้อนี้มีน้ำหนักน้อยเนื่องจากขัดกับการใช้โครงข่ายประสาทแบบไม่มีต้นแบบ ซึ่งมีจำนวนประสาทเทียมน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีต้นแบบมาก แต่สามารถทำงานได้ดีใกล้เคียงกันกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีต้นแบบ ดังนั้นเรื่องของจำนวนประสาทในเลเยอร์มีผลไม่มากนัก

ข้อสังเกตุเกี่ยวกับรูปร่าง หรือ ลักษณะโครงร่างของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นข้อที่น่าสังเกตุอีกข้อหนึ่ง ซึ่งทั้งการเรียนรู้แบบมีต้นแบบ และไม่มีต้นแบบใช้ลักษณะโครงข่ายคนละแบบกัน และลักษณะการเรียนรู้ต่างกัน ซึ่งการปรับน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีต้นแบบจะเป็นอิสระต่อข้อมูล เนื่องจากตัวโครงข่ายประสาทมีการสุ่มค่าเพื่อหาค่าแรงที่เหมาะสมเก็บไว้ได้ ต่างจากโครงข่ายประสาทแบบมีต้นแบบซึ่งมีอินพุตเป็นข้อมูลตายตัว จับคู่กับเอาต์พุตข้อมูลตายตัว ไม่สามารถสร้างเหตุการณ์ได้เอง

การนำโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมาไปควบคุมระบบจริงยังไม่สามารถทำได้เพราะการสุ่มสัญญาณยังมีความถี่ต่ำเกินไป คือ น้อยกว่า 200 kHz ผ่านการควบคุมผ่านทางพอร์ขนาน อาจแก้ไขได้โดยการติดต่อผ่านทางพอร์ตอื่น เช่น PCI หรือ USB อาจให้ความเร็วที่มากกว่า

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถใช้ในทางอิเล็กทรอนิกส์การแพทย์ซึ่งเป็นเป้าหมายสูงสุดคือการนำไปเรียนรู้คลื่นสัญญาณสมอง แล้วเรียนรู้ว่าสัญญาณแบบไหนควบคุมอวัยวะส่วนใด แล้วใช้คุณสมบัติที่ทดสอบมานำไปควบคุมอวัยวะส่วนนั้นโดยสามารถปรับวิธีการเรียนรู้ให้เหมาะกับแต่ละบุคคลได้

5.2 ปัญหาการดำเนินงาน

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมต้องใช้หน่วยความจำมาก การเขียนทับตำแหน่งหน่วยความจำเป็นปัญหาที่พบบ่อยมาก

บรรณานุกรม

1. Khalil Sultan ," Inverted Pendulum Analysis Design and Implementation"IEEE,2003
2. Tim Callinan, "Artificial Neural Network identification and control of the inverted pendulum", - .2003
3. Hagan Martin T., "Neural Network design",- PWS ,1996
4. Hard S. Sutton and Andrew G. Barto., "Reinforcement Learning An Introduction",- The MIT Press Cambridge,Messachusetts,1998

สารบัญรูป