

01208583 ROBOTICS

Lecture 1 : Course Introduction

Dr.Varodom Toochinda
Dept. of Mechanical Engineering
Kasetsart University

Course outline



Lecture 1 – Introduction to optimal control and reinforcement learning.



Lecture 2 – Optimization basics: unconstrained, equality and inequality constrained problems. Regularization and line search methods.



Lecture 3 – Deterministic optimal control. Pontryagin minimum principle. Linear quadratic Regulators (LQR). Controllability.



Lecture 4 – Dynamic programming. Principle of optimality. Model Predictive Control (MPC)



Lecture 5 – Differential dynamic programming and iterative LQR. Direct collocation methods. Trajectory stabilization.



Lecture 6 – Attitude and rotation kinematics. Quaternion. Quadrotor control.



Lecture 7 – Contact dynamics. Stochastic optimal control.

การให้คะแนน

คะแนนรวม 100 คะแนน สำหรับ
ครึ่งหลังของวิชานี้เท่านั้น

การบ้าน : 40 %

สอบ : 60 % ประกอบด้วย

สอบข้อเขียน : Closed-book. ให้เขียนโดยไม่ได้รับความช่วย
A4 เข้าได้จำนวน 2 แผ่น เขียน
ได้ทั้งหน้า-หลัง (30 %)

Take-home exam:
ทำข้อสอบใน Jupyter
notebook กำหนดส่ง
ภายใน 24 ชั่วโมง (30 %)

GOOGLE CLASSROOM



<https://classroom.google.com/c/ODI0MTQ2Mjc4OTYz?cjc=5q7tjvwI>

Class code : 5q7tjvwI

REFERENCE COURSE

- CMU Optimal Control 16-745
 - Homepage : <https://optimalcontrol.ri.cmu.edu/>
 - Github : <https://github.com/Optimal-Control-16-745>
 - YouTube :
<https://www.youtube.com/playlist?list=PLZnJoM76RM6IAJfMXd1PgGNXn3dxhkVgI>

หมายเหตุ : โปรแกรมตัวอย่างจากคอร์สนี้จะใช้ภาษา Julia ซึ่งผู้เรียนอาจไม่คุ้นเคย เจ้ามี option แปลงเป็น Python ให้ อย่างไรก็ตาม แนะนำให้หาโอกาสเรียนรู้ Julia ซึ่งใช้การคอมไพล์ทำให้มีสมรรถนะดีกว่า



SUPPLEMENT

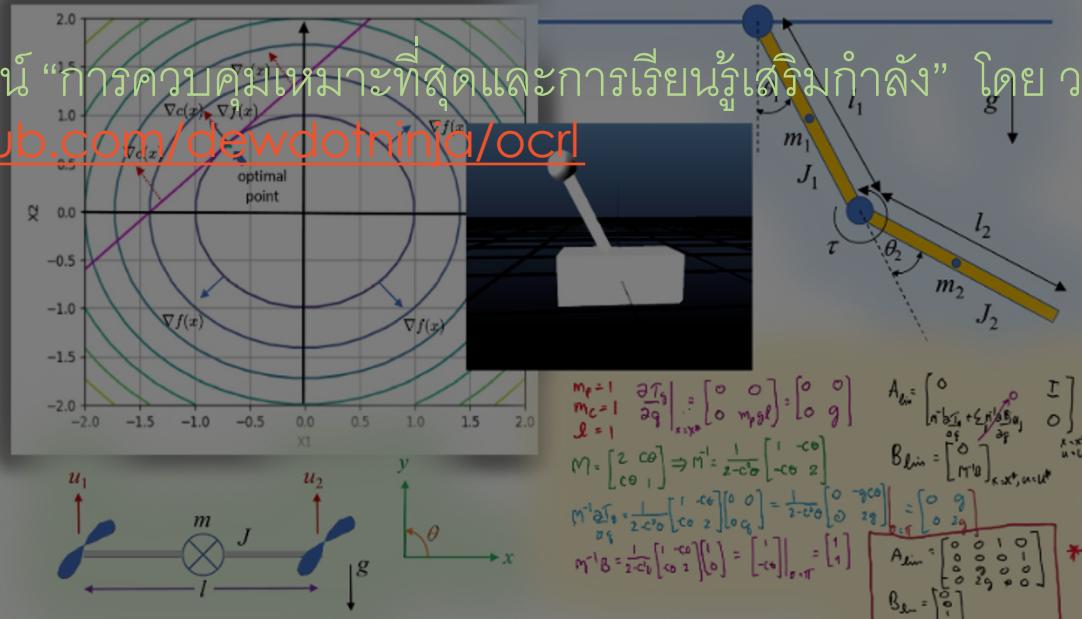
- MIT : Underactuated Robotics <https://underactuated.csail.mit.edu/index.html>
- MIT : Robotic Manipulation <https://manipulation.csail.mit.edu/index.html>
- Optional
 - UC Berkeley : CS287 Advanced Robotics (2019)
<https://youtube.com/playlist?list=PLwRJQ4m4UJjNBPJdt8WamRAt4XKc639wF&si=x5xk8z9Emg06Zan8>
 - BYU Flow Lab : Optimization
https://youtube.com/playlist?list=PLj6pNSgoumyfNUw0T_dOv5g6QzDf6tHmq&si=9lQZyr92Lcysy3qL

การควบคุมเหมาะสมที่สุดและการเรียนรู้เสริมกำลัง

Optimal Control and Reinforcement Learning

OCRL BOOK

- หนังสือออนไลน์ “การควบคุมเหมาะสมที่สุดและการเรียนรู้เสริมกำลัง” โดย วีโรดม ตุ้จินดา
<https://github.com/dewdotninja/ocrl>



แหล่งรวมเอกสารทั้งหมดสำหรับคอร์สนี้ (ส่วนใหญ่อยู่ในรูปของ Jupyter notebook)

ดร.วีโรดม ตุ้จินดา

ติดตั้งซอฟต์แวร์

- Python with Jupyter support

- เนื่องจากแพ็กเกจที่ใช้ในคอร์สมีหลากหลายและบางตัวอาจลงยาก แนะนำให้ใช้ docker
 - ติดตั้ง docker desktop และรันโปรแกรม
 - สร้าง folder และคัดลอกไฟล์ Dockerfile และ compose.yml ใส่ใน folder นั้น
 - พิมพ์ docker compose up
- Linux หรือ WSL บน windows : สร้าง environment ตามคำแนะนำ
- Mac silicon : หากมีปัญหารัน docker ทดลองติดตั้ง miniconda สร้าง conda environment และติดตั้ง packages ที่ใช้

- Julia

- ติดตั้งตามคำแนะนำจากเว็บ <https://julialang.org/>

LECTURE 1 MATERIALS

ศึกษาพื้นฐานของโมเดลไม่เป็นเชิงเส้น : พลวัต จุดสมดุล เสถียรภาพ ระบบเวลาวิบุต

รายละเอียดอ่านได้จาก
merobo_hw1.ipynb

การคำนวณอนุพันธ์อัตโนมัติ (automatic differentiation)

การคำนวณปริพันธ์ (forward, backward, RK4)

การทดสอบโปรแกรมใน container/environment ที่สร้างขึ้น

ผลวัตถุ ในระบบเวลาต่อเนื่อง

$$\dot{x} = f(x, u)$$

สถานะ (state) $\in R^n$
อนุพันธ์เวลาของสถานะ
อินพุต (input) $\in R^m$

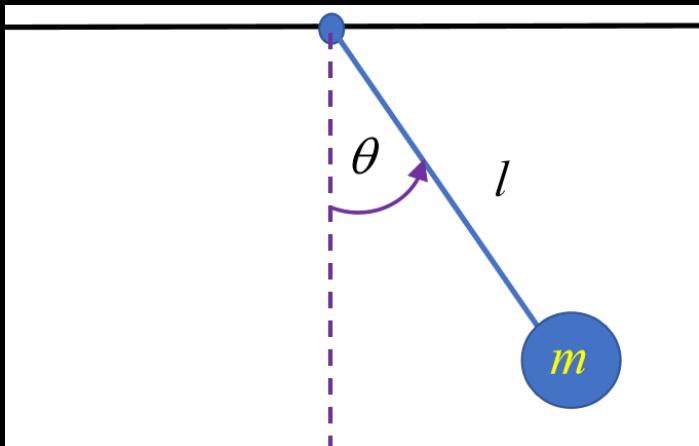
สำหรับระบบเชิงกล (เช่นหุ่นยนต์)

$$x = \begin{bmatrix} q \\ v \end{bmatrix}$$

“configuration”
“pose”
(อาจจะไม่ใช่เวกเตอร์)

ความเร็ว (velocity)
เป็นเวกเตอร์

ตัวอย่าง : ระบบลูกตุ้ม (pendulum)



$$ml^2 \ddot{\theta} + mgl \sin(\theta) = \tau$$

สถานะ

$$x = \begin{bmatrix} q \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}$$

อินพุต

$$\dot{x} = f(x, u)$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \ddot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ -\frac{g}{l} \sin \theta + \frac{1}{ml^2} u \end{bmatrix}$$

ระบบควบคุมสัมพรรษ (Control-affine systems)

$$\dot{x} = f_o(x) + B(x)u$$

drift

Jacobian input

ระบบลูกตุ้ม

$$f_o(x) = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ -\frac{g}{l} \sin \theta \end{bmatrix}, \quad B(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{ml^2} \end{bmatrix}$$

พลวัตตัวจัดการ (Manipulator dynamics)

สมการการเคลื่อนที่อิกรูปแบบหนึ่งที่เหมาะสมกับระบบเชิงกลเรียกว่า **พลวัตตัวจัดการ (manipulator dynamics)** เขียนได้เป็นดังนี้

$$M(q)\dot{v} + C(q, v) = B(q)u + F \quad (1.7)$$

นิยมเรียก $M(q)$ ว่า **เมทริกซ์มวล (mass matrix)** $C(q, v)$ ว่า **ค่าเอนเอียงพลวัต (dynamic bias)** หรือ **คอริโอลิส (coriolis)** **รวมพจน์แรงโน้มถ่วง (gravity)** $B(q)$ คือ **อินพุตจากโคเมี้ยน** และ F รวมแรงจากภายนอก อื่นที่นอกเหนือจากอินพุต เช่น แรงเสียดทาน

เนื่องจาก (1.7) บรรยายพลวัตเท่านั้น หากต้องการบรรยายสถานะเต็มของระบบ ต้องการสมการเพิ่มเติมคือ

$$\dot{q} = G(q)v \quad (1.8)$$

เรียกว่า **จลนศาสตร์ความเร็ว (velocity kinematics)** โดย $G(q)$ คือ **จาโคเมี้ยนจลนศาสตร์** ตัวอย่างเช่น กรณี \dot{q} คือความเร็วใน 4 มิติ ขณะที่ v คือความเร็วเชิงมุมใน 3 มิติ จึงต้องผ่านตัวแปลง $G(q)$

ดังนั้นพลวัตในรูป (1.1) เขียนได้ดังนี้

$$\dot{x} = f(x, u) = \begin{bmatrix} G(q)v \\ M^{-1}(q)(B(x)u + F - C(q, v)) \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

พลวัตตัวจัดการ (Manipulator dynamics)

สำหรับกรณีระบบลูกศุกในตัวอย่าง 1.1

$$M(q) = ml^2, \quad C(q, v) = mgl \sin(\theta), \quad B = I, G = I \quad (1.10)$$

จุดที่น่าสนใจสำหรับการบรรยายพลวัตตัวจัดการคือ ระบบเชิงกลของวัตถุคงรูป (rigid body) เกือบทั้งหมด เช่นหุ่นยนต์สามารถเขียนอยู่ในรูปนี้ได้ เนื่องจากเป็นสมมุติฐานที่นิ่งในการเขียน สมการออยเลอร์-ลากرانจ์ (Euler-Lagrange equation)

$$L = \frac{1}{2}v^T M(q)v - U(q) \quad (1.11)$$

โดยทางด้านขวาของ (1.11) พจน์แรกคือพลังงานจลน์ (kinetic energy) และพจน์ที่สองคือพลังงานศักย์ (potential energy) สังเกตว่าจากหลักการทางฟิสิกส์ พลังงานจลน์ใน (1.11) ต้องเป็นบวกเสมอ ดังนั้นเมื่อทริกซ์มวล M จะต้องเป็นแบบสมมาตรและบวกແเนื่องเสมอ ทำให้สามารถหาค่าผกผันของ M ใน (1.9) ได้

ระบบเชิงเส้น (linear systems)

สมการพลวัตเรียกว่าเป็น ระบบเชิงเส้น (*linear systems*) หากเขียนได้อยู่ในรูป

$$\dot{x} = A(t)x + B(t)u \quad (1.12)$$

ในกรณีที่ $A(t), B(t)$ ขึ้นกับเวลา เรียกว่าระบบแปรตามเวลา (time varying) แต่หากเมทริกซ์ $A(t) = A, B(t) = B$ เรียกว่าระบบไม่แปรตามเวลา (time invariant) (นิยมเรียกตัวย่อ LTI)

ระบบเชิงเส้นมีความสำคัญอย่างยิ่งยวดในสาขาวิชาระบบควบคุม เนื่องจากเราสามารถประมาณค่าระบบไม่เป็นเชิงเส้นเป็นระบบเชิงเส้นเฉพาะที่ (local) และระบบควบคุมมักทำงานได้ดี การประมาณค่ารอบจุดทำงาน x^*, u^* ทำได้ดังนี้

$$\dot{x} = f(x, u) \Rightarrow A = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x^*, u^*}, B = \frac{\partial f}{\partial u} \Big|_{x^*, u^*} \quad (1.13)$$

ในโปรแกรม หมายเหตุที่จะใช้บริการหาอนุพันธ์อัตโนมัติ (**autodiff**) ข่านเพิ่มเติมในภาคผนวก C

จุดสมดุล (equilibria)

นิยามของสมดุล (equilibrium) คือจุดที่ระบบคงอยู่ในสถานะพัก (remains at rest) ในทางคณิตศาสตร์

$$\dot{x} = f(x, u) = 0 \quad (1.14)$$

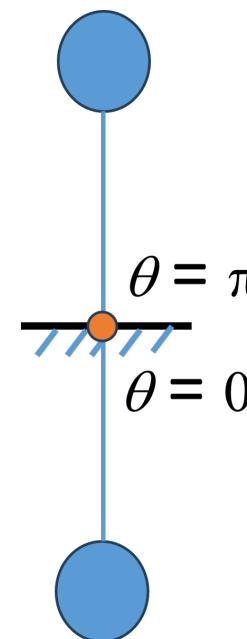
พิจารณาจาก (1.14) ในทางพีชคณิตสมดุลคือค่ารากของสมการพลวัต

ในระบบลูกตุ้ม เมื่อกำหนดเงื่อนไขสมดุล

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ -\frac{g}{l} \sin(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

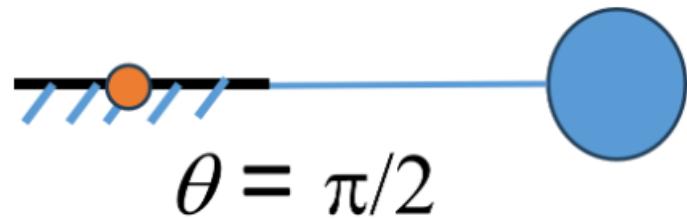
จะได้ว่า

$$\begin{aligned} \dot{\theta} &= 0 \\ \theta &= 0, \pi, 2\pi, \dots \end{aligned} \quad (1.16)$$



คือลูกตุ้มอยู่ในตำแหน่งตั้งฉากกับพื้น ในทิศทางต่อกลับพื้นหรือขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 1.2

หากเราต้องการจะย้ายตำแหน่งสมดุลย์ของลูกตุ้มจะทำได้หรือไม่? สมมุติว่าต้องการตำแหน่งสมดุลเป็นทิศทางขนานกับพื้นดังในรูปที่ 1.3



การควบคุมลูกตุ้มอย่างง่าย

รูปที่ 1.3 การย้ายจุดสมดุลของระบบลูกตุ้มโดยตัวควบคุม

จะเห็นว่ากรณีนี้เราต้องการตัวควบคุม u ที่จะต้านแรงโน้มถ่วง จากสมการพลวัตลูกตุ้ม จะได้ว่า

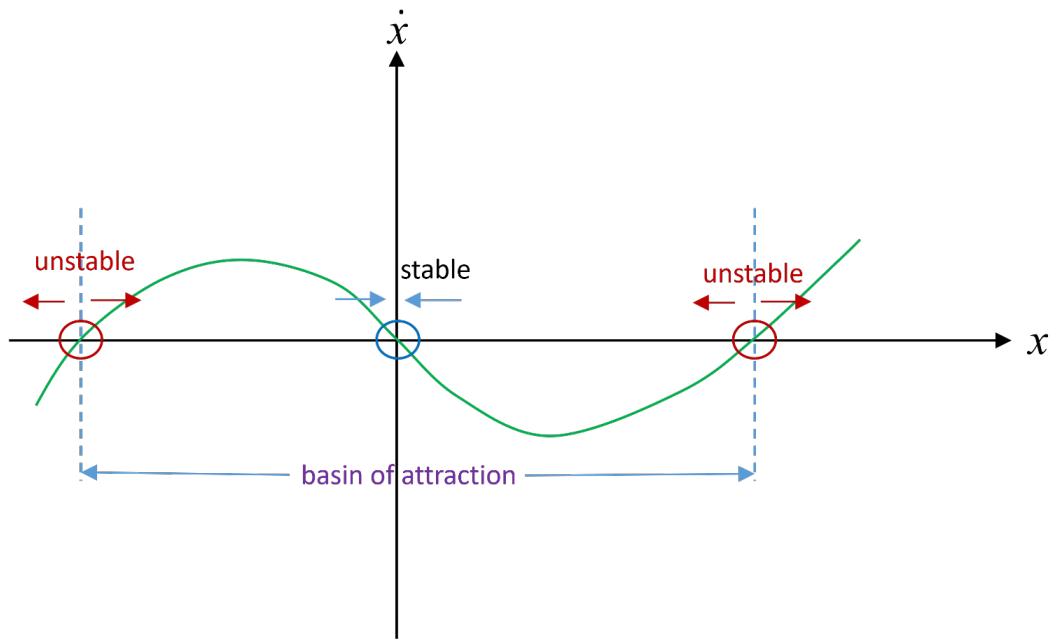
$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ -\frac{g}{l} \sin(\pi/2) + \frac{1}{ml^2} u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

คำนวณหาตัวควบคุมได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \frac{1}{ml^2} u &= \frac{g}{l} \sin(\pi/2) \\ u &= mgl \end{aligned} \quad (1.16)$$

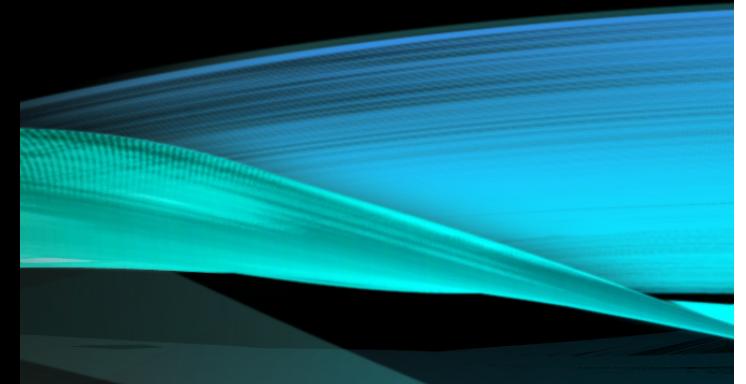
ในกรณีที่ต้องหาค่า u ให้เข้ากับสมการ ($u = mgl$) ให้ใช้ปัญหาการหาค่าราก (root finding problem) สำหรับตัวควบคุม u

ระบบหนึ่งมิติ



เสถียรภาพของจุด สมดุล

$$\frac{\partial f}{\partial x} < 0 \Rightarrow \text{เสถียร}, \quad \frac{\partial f}{\partial x} > 0 \Rightarrow \text{ไม่เสถียร}$$



เสถียรภาพของจุดสมดุล

หลักการนี้ยังสามารถขยายไปสู่ระบบที่มิติสูงขึ้น ในระบบมิติเท่ากับ n $\frac{\partial f}{\partial x}$ เป็นเมทริกซ์จากเบียน $n \times n$ ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีการแยกค่าลักษณะเฉพาะ (eigen-decomposition) เพื่อแยกเป็นระบบมิติเดียวจำนวน n ระบบ จะได้ว่า

$$\begin{aligned} Re\left[eigvals\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)\right] < 0 &\Rightarrow \text{เสถียร} \\ Re\left[eigvals\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)\right] > 0 &\Rightarrow \text{ไม่เสถียร} \end{aligned} \quad (1.18)$$

โดย $Re[]$ คือส่วนค่าจริงของจำนวนเชิงซ้อน และ $eigvals()$ คือการคำนวณค่าลักษณะเฉพาะ

เสถียรภาพของระบบลูกตุ้ม

เมื่อใช้หลักการนี้ตัดสินเสถียรภาพของจุดสมดุลในระบบลูกตุ้ม

$$f(x) = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ -\frac{g}{l} \sin \theta \end{bmatrix} \Rightarrow \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{g}{l} \cos \theta & 0 \end{bmatrix}$$

ที่จุดสมดุล $\theta = \pi$

$$\frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\theta=\pi} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{g}{l} & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \text{eigvals}\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right) = \pm \sqrt{\frac{g}{l}}$$

จะเห็นว่าค่าลักษณะเฉพาะตัวหนึ่งเป็นจำนวนจริงค่าบวก ดังนั้นสรุปได้ว่าจุดสมดุลในตำแหน่งซึ้งไม่เสถียร ที่จุดสมดุล $\theta = 0$

$$\frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\theta=0} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{g}{l} & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \text{eigvals}\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right) = \pm i \sqrt{\frac{g}{l}}$$

เป็นกรณีที่ค่าลักษณะเฉพาะมีค่าจริงเป็นคูณย์ และค่าจินตภาพเป็นสังยุค ทำให้ผลตอบสนองเป็น การแกว่งแบบไร้การหน่วง (undamped oscillation)

พลวัตในระบบเวลาวิ่ง (discrete-time)

พลวัตในระบบเวลาวิ่งโดยทั่วไปมักอยู่ใน รูปชัดแจ้ง (explicit form)

$$x_{k+1} = f_d(x_k, u_k) \quad (1.19)$$

โดยในรูปนี้ สถานะในการสู่มเวลาครั้งต่อไป x_{k+1} บรรยายได้เป็นฟังก์ชันของสถานะก่อนหน้า x_k และอินพุต u_k



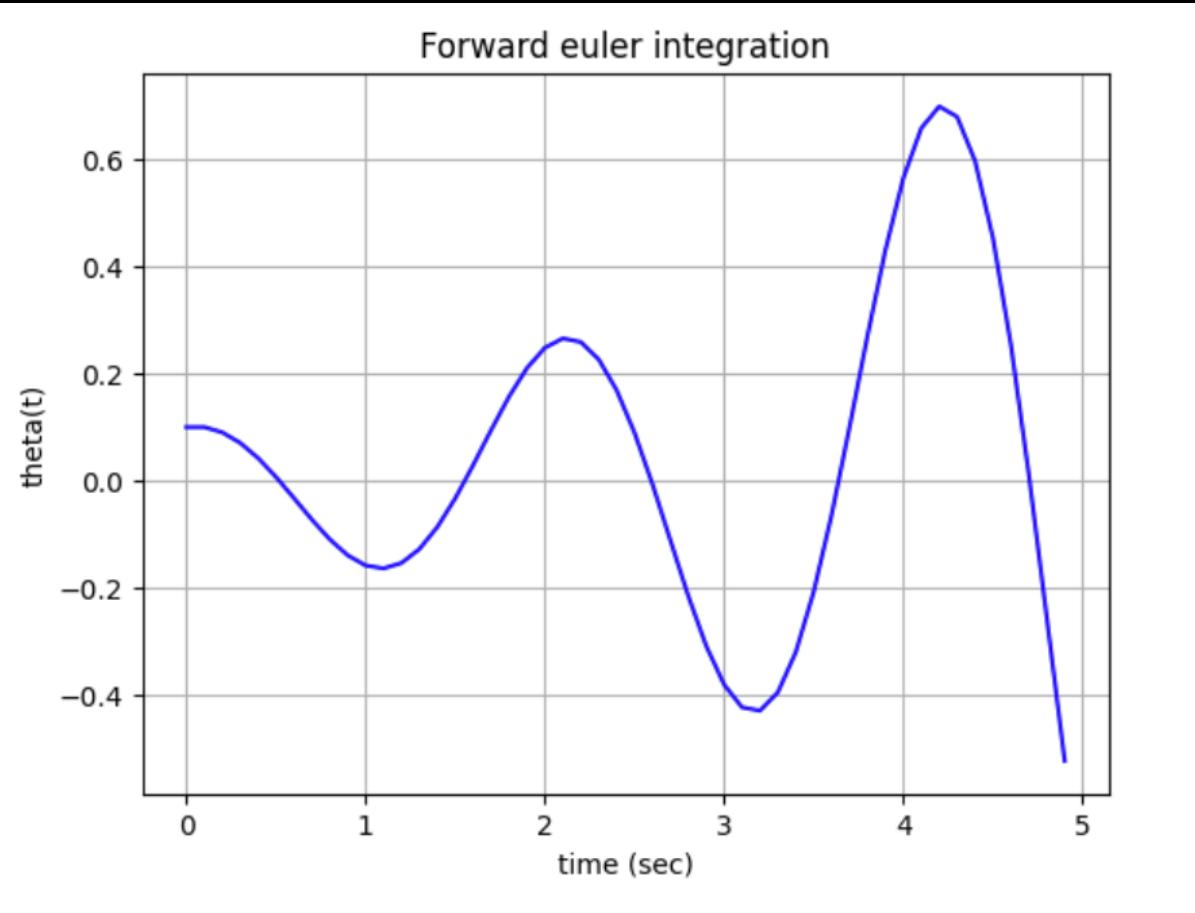
การหาปริพันธ์โดยวิธีออยเลอร์ข้างหน้า (forward Euler integration)

การแปลงเป็นระบบวิชุตทำได้หลายวิธี วิธีง่ายที่สุดเรียกว่า การหาปริพันธ์ออยเลอร์ข้างหน้า (*forward Euler integration*)

$$x_{k+1} = f_d(x_k, u_k) = x_k + h f(x_k, u_k) \quad (1.20)$$

โดย h คือค่าขั้นเวลา เราอาจมองว่าวิธีการออยเลอร์ข้างหน้าคือการประมาณค่าโดยความชั้นคงที่

จำลองการแกว่งลูกศุ่ม
ที่จุด $\theta = 0$
โดยวิธีออยเลอร์ข้างหน้า



เสถียรภาพของ ระบบเวลาวิชุต

พิจารณาพลวัตในระบบเวลาวิชุต (1.19) สมมุติว่าสถานะเริ่มต้นคือ x_0 การคำนวณสถานะในขั้นเวลา N คือการส่งแบบทำซ้ำ (iterative map)

$$x_N = f_d(f_d(f_d(\dots f_d(x_0)))) \quad (1.21)$$

ประมาณค่าเชิงเส้นและใช้กฏลูกโซ่ จะได้ว่า

$$\frac{\partial x_N}{\partial x_0} = \frac{\partial f_d}{\partial x} \bigg|_{x_0} \frac{\partial f_d}{\partial x} \bigg|_{x_0} \dots \frac{\partial f_d}{\partial x} \bigg|_{x_0} = A_d^N \quad (1.22)$$

กำหนด $x_0 = 0$ เป็นจุดสมดุล (โดยไม่เสียความเป็นทั่วไป เพราะสามารถใช้การแปลงพิกัด) ดังนั้นหากระบบเสถียรจะได้ว่า

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} A_d^k x_0 &= 0 \quad \forall x_0 \\ \Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} A_d^k &= 0 \\ \Rightarrow |eigvals(A_d)| &< 1 \end{aligned} \quad (1.23)$$

กล่าวคือ จุดสมดุลเสถียร ค่าลักษณะเฉพาะของ A_d จะต้องอยู่ใน วงกลมหนึ่งหน่วย (unit circle) ซึ่งเป็นหลักการที่สำคัญในการศึกษาระบบเวลาวิชุต

เสถียรภาพของระบบลูกตุ้มในเวลาวิบุต

พิจารณาระบบลูกตุ้มที่แปลงเป็นระบบเวลาวิบุตโดยวิธีออยเลอร์ข้างหน้า (1.20) จะได้ว่า

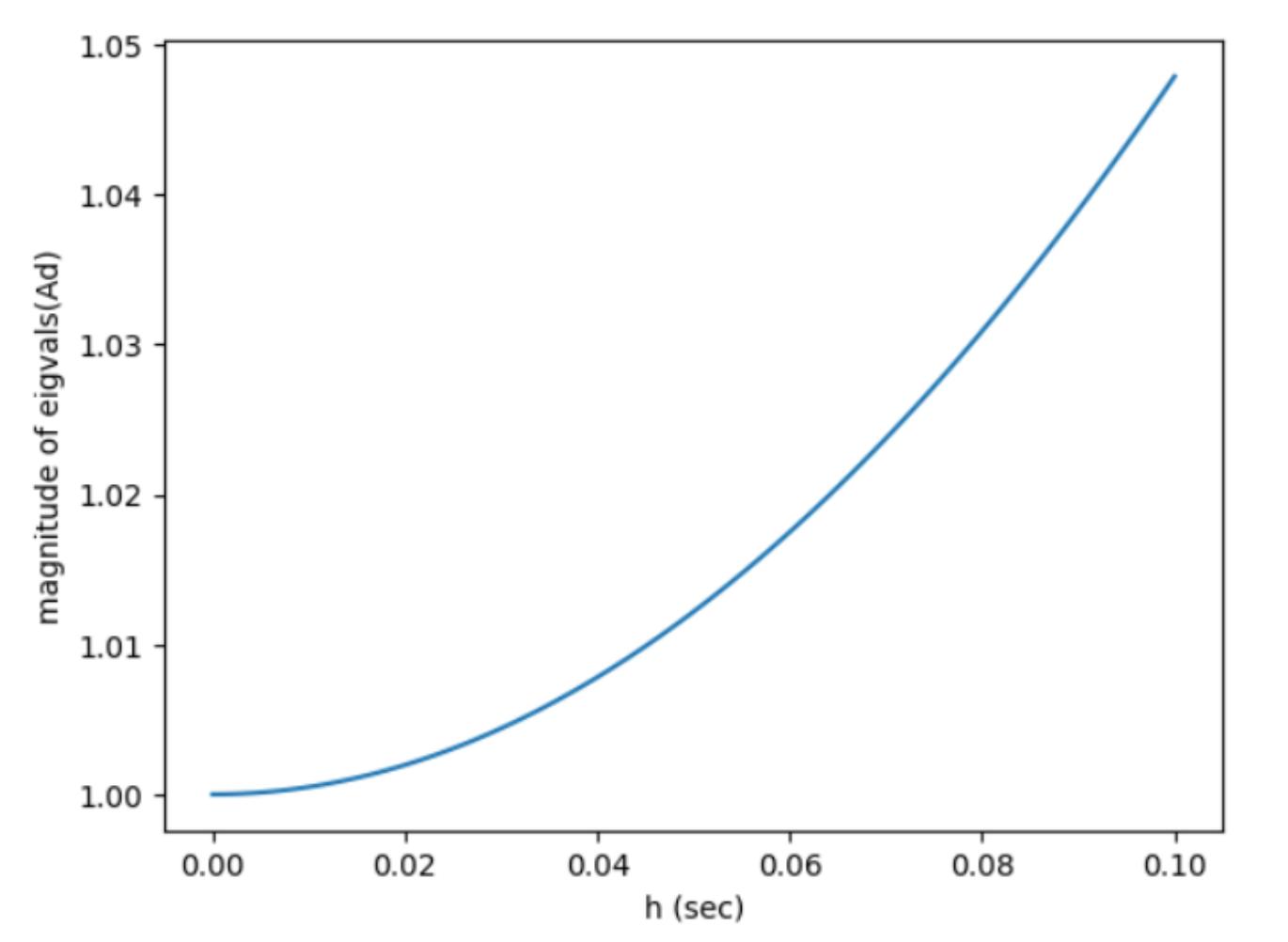
$$A_d = \frac{\partial f_d}{\partial x} = I + hA = I = h \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{g}{l} \cos(\theta) & 0 \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

เมื่อคำนวณค่าลักษณะเฉพาะ จะได้ว่า

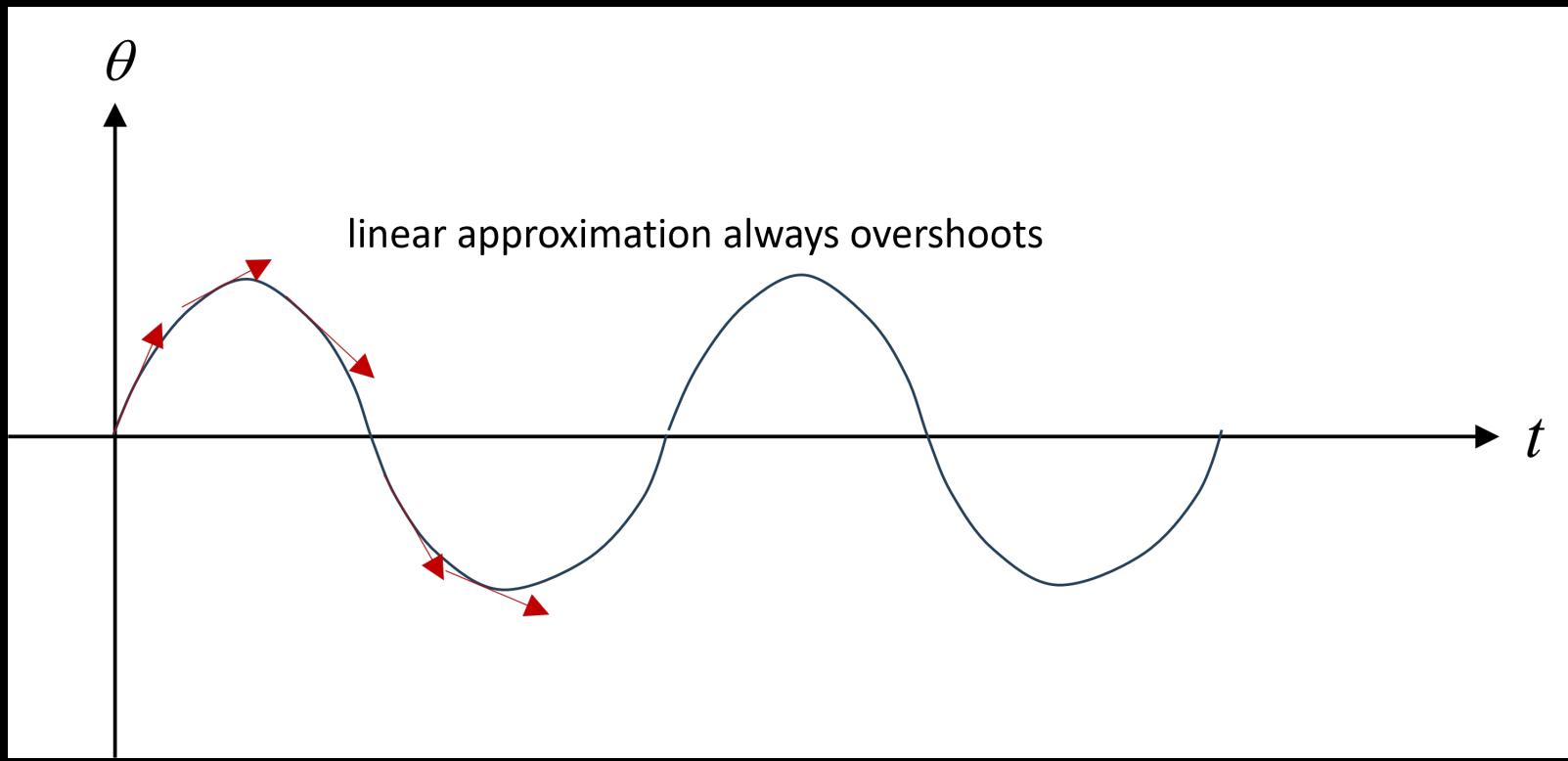
$$\text{eigvals}(A_d|_{\theta=0}) \approx 1 \pm \epsilon i$$

โดยค่า ϵ เป็นค่าน้อยขึ้นอยู่กับค่าขั้นเวลา h เช่น $\epsilon = 0.3$ เมื่อ $h = 0.1$ วินาที แต่ไม่ว่าค่าจะน้อยเท่าไรจะส่งผลทำให้ค่าลักษณะเฉพาะของ A_d ออกนอกวงกลมหนึ่งหน่วย ทำให้เป็นระบบที่ไม่เสถียร และการแกว่งจะมีขนาดใหญ่ขึ้นดังแสดงในผลการจำลอง

ค่าถักยณะเฉพะ
เที่ยบกับขั้นเวลาของ
ระบบลูกศุ่มโดย
วิธีอยเลอร์ข้างหน้า



การพุ่งเกินจากการประมาณค่าโดยเด่นตรง



วิธีรุ่งเงือง-คุททาอันดับ 4 (4th order Runge-Kutta method หรือ RK4)

RK4 ประมาณค่า $x(t)$ โดยพหุนามกำลังสาม (cubic polynomials) แทนที่จะใช้เส้นตรง ทำให้มีความแม่นยำสูงกว่าวิธีการออยเลอร์ข้างหน้า

สำหรับพลวัต

$$x_{k+1} = f(x_k)$$

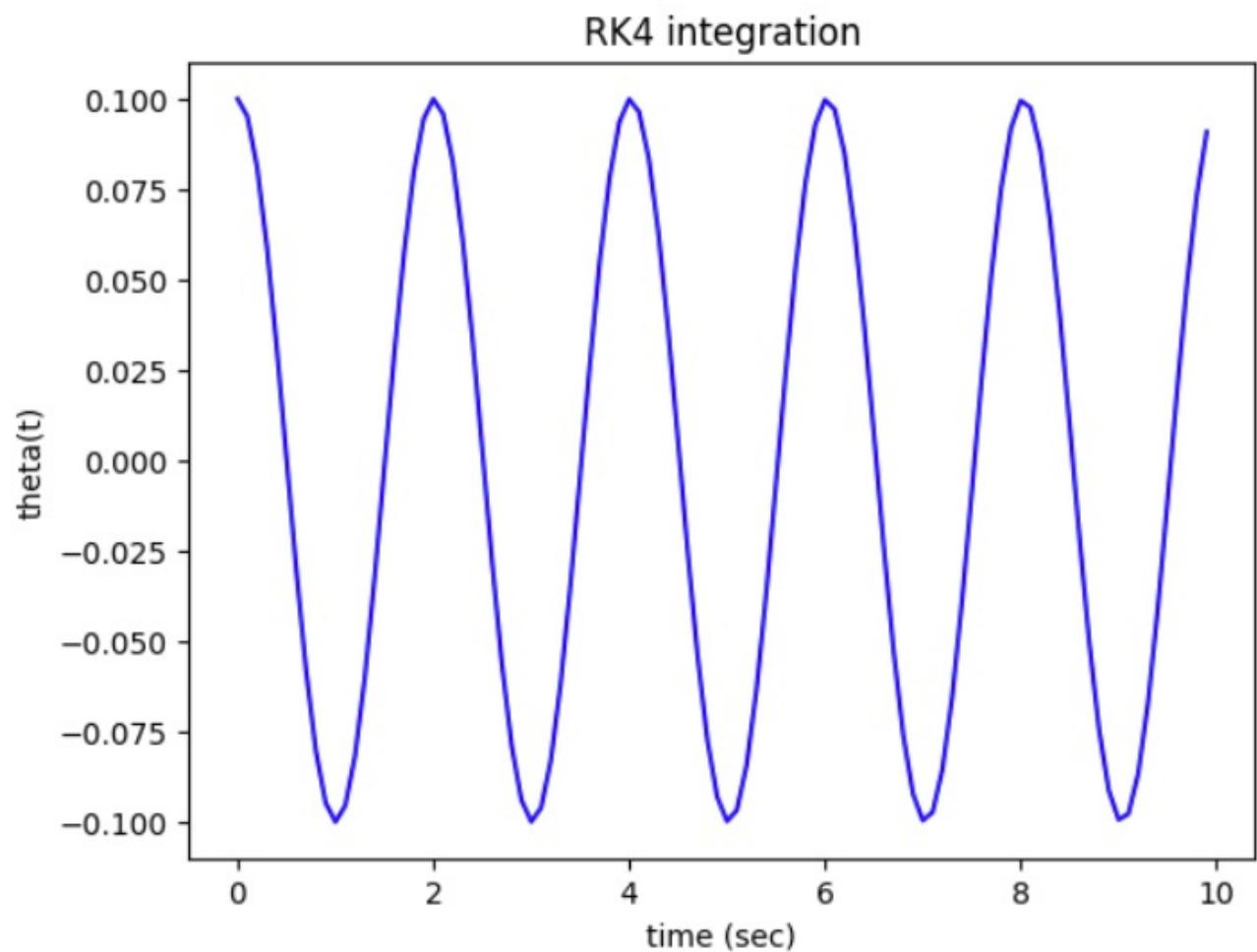
เขียนโครงสร้างโค้ดได้ดังนี้

Pseudo-code :

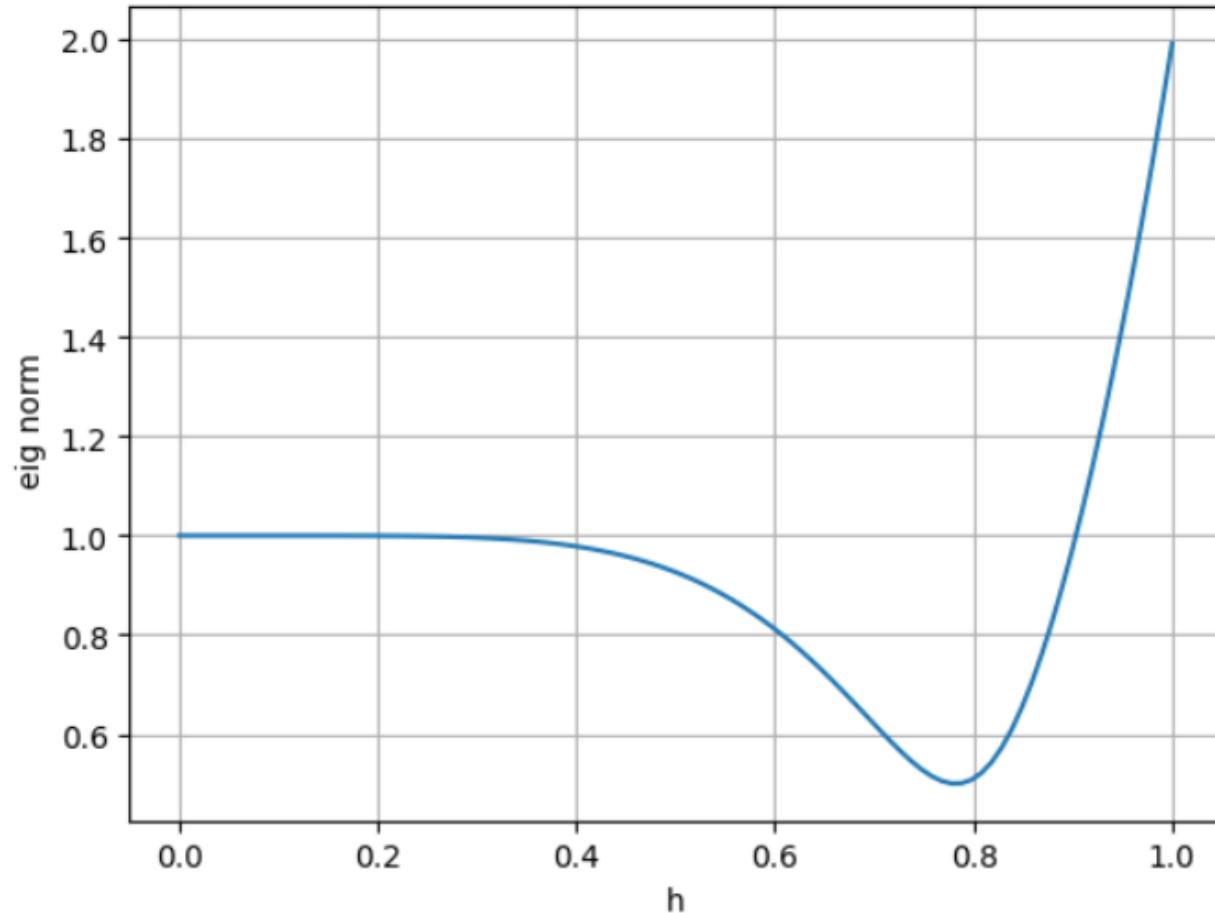
```
k1 = f(xk)
k2 = f(xk+(h/2)*k1)
k3 = f(xk+(h/2)*k2)
k4 = f(xk+(h/2)*k3)
xk_new = xk + (h/6)*(k1 + 2*k2 + 2*k3 + k4)
```

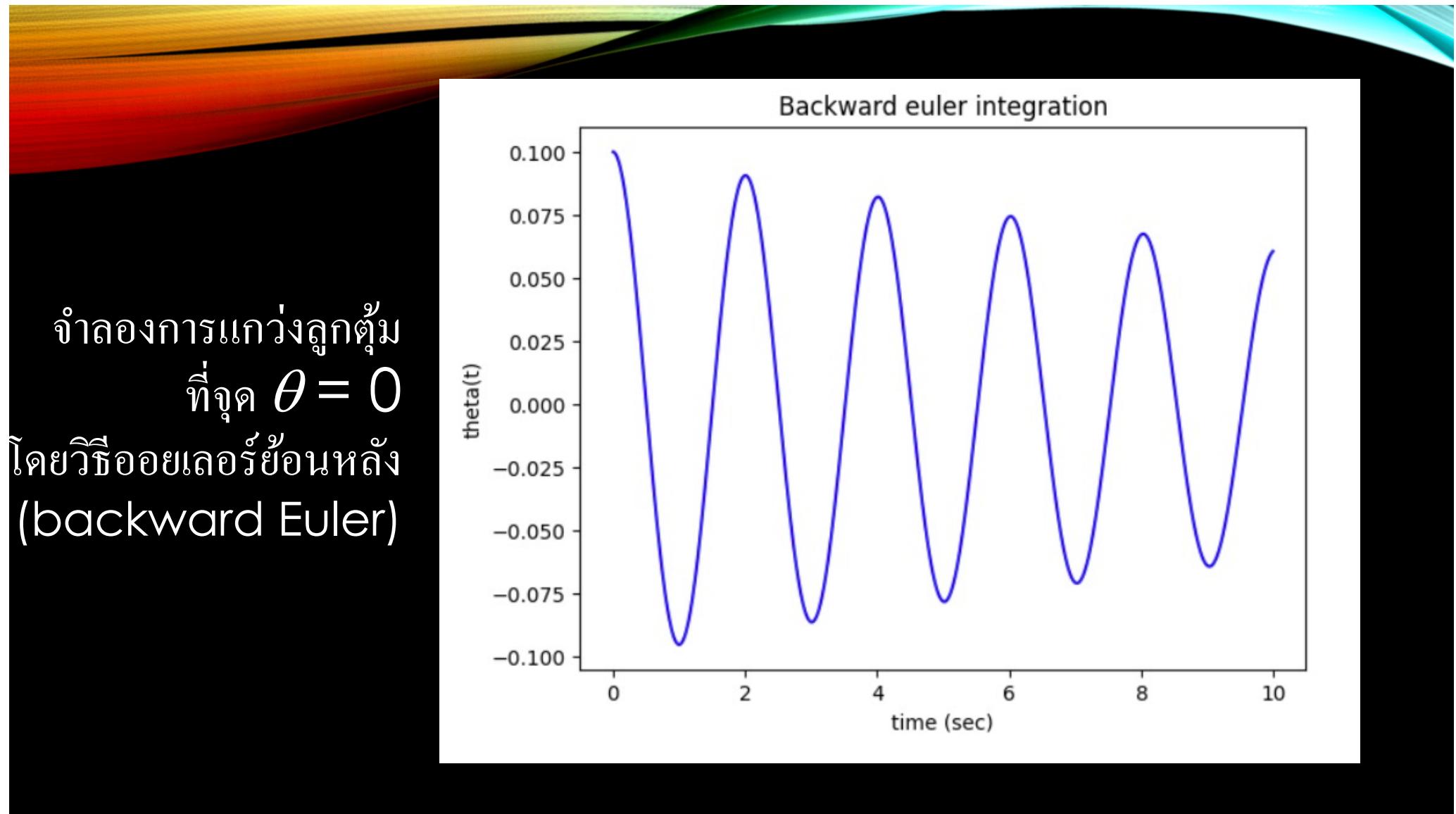
หมายเหตุ : xk_new ในโค้ดด้านบน หมายถึง x_{k+1}

จำลองการแกว่งลูกตุ้ม
ที่จุด $\theta = 0$
โดยวิธี RK4



ค่าถักยนต์เฉพาะ
เทียบกับขั้นเวลาของ
ระบบลูกศุ่มโดย
วิธี RK4







REFERENCES

1. Z. Manchester et.al. [16-745 Optimal Control & Reinforcement Learning, Course materials <https://optimalcontrol.ri.cmu.edu/#learning-resources> , Carnegie Mellon University. 2025.
2. Wikipedia. Runge-Kutta methods https://en.wikipedia.org/wiki/Runge%E2%80%93Kutta_methods