การแก้ปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขด้วยเครือข่ายนิวรอล

นางสาว ยุพาพร จารุศิริพจน์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2539

ISBN 974-635-263-6

SOLVING CONSTRAINED OPTIMIZATION PROBLEMS WITH NEURAL NETWORKS

MISS YUPAPORN JARUSIRIPHOT

A Thesis Submitted in Partial Fullfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering
Department of Electrical Engineering
Graduate School
Chulalongkorn University
Academic Year 1996

ISBN 974-635-263-6

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การแก้ปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขด้วยเครือข่ายนิวรอล
โดย	นางสาว ยุพาพร จารุศิริพจน์
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ ดร. บุญมี อย่างธารา

บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาระดับปริญญามหาบัณฑิต

....คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(ศาสตราจารย์ นายแพทย์ ศุภวัฒน์ ชุติวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

....ประธาน

(รองศาสตราจารย์ ดร. เทียนชัย ประดิสถายน)

....อาจารย์ที่ปรึกษา

(อาจารย์ ดร. บุญมี อย่างธารา)

....กรรมการ

(อาจารย์ ดร. เจษฎา ชินรุ่งเรือง)

พิมพ์ต้นฉบับบทคัดย่อวิทยานิพนธ์ภายในกรอบสีเขียวนี้เพียงแผ่นเดียว

ยุพาพร จารุศิริพจน์ : การแก้ปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขด้วยเครือข่ายนิวรอล (SOLVING CONSTRAINED OPTIMIZATION PROBLEMS WITH NEURAL NETWORKS) อ. ที่ปรึกษา : อ. ดร. บุญมี อย่างธารา, 121 หน้า. ISBN 974-635-263-6.

วิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอวิธีใหม่สำหรับใช้หาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไข โดยใช้วิธีเพนนัลตีฟังก์ชันแปลงจากปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขให้เป็นปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบไม่มีเงื่อนไข จากนั้นแปลงปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบไม่มีเงื่อนไขให้เป็นปัญหาของการแก้สมการอนุพันธ์ของตัวแปรสเตท ซึ่งมีฟอซซิงฟังก์ชันเป็นฟังก์ชันของคอนจุเกตเกรเดียน สามารถพิสูจน์ให้เห็นได้ว่าผลตอบของสมการอนุพันธ์ลู่เข้าหาค่าออปติมัมของปัญหาการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขดั้งเดิม วิธีดังกล่าวมีข้อได้เปรียบเป็นอย่างมาก เพราะว่าเมื่ออยู่ในรูปของสมการอนุพันธ์ เราสามารถใช้วิธีประมวลผลแบบขนานกันโดยใช้เครือข่ายนิวรอลสำหรับหาผลตอบของสมการอนุพันธ์ได้

จากผลของการคำนวณหาค่าออปติมัมด้วยคอมพิวเตอร์พบว่า วิธีที่นำเสนอมีความแม่นยำมากกว่าและใช้เวลาคำนวณน้อยกว่า เมื่อเทียบกับวิธีคล้ายกัน ซึ่งอยู่ในรูปของสมการอนุพันธ์ที่มีฟอซซิงฟังก์ชันเป็นฟังก์ชันของสตีปเปสท์เดสเซนต์

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

สาขาวิชา ระบบควบคุม

ปีการศึกษา 2539

ลายมือชื่อนิสิต ยุพาพร จารุศิริพจน์

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ....

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ....

พิมพ์ต้นฉบับบทคัดย่อวิทยานิพนธ์ภายในกรอบสีเขียวนี้เพียงแผ่นเดียว

C716083 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING
KEY WORD: OPTIMIZATION / PARALLEL PROCESSING / NEURAL NETWORKS

YUPAPORN JARUSIRIPHOT : SOLVING CONSTRAINED OPTIMIZATION PROBLEMS WITH NEURAL NETWORKS. THESIS ADVISOR : BOONMEE YANGTHARA, Ph.D. 121 pp. ISBN 974-635-263-6.

Instead of the conventional approaches, a new method for finding the extrema of a constrained optimization problem was proposed. Firstly, the problem was converted into an equivalent unconstrained problem, using the penalty function approach. And secondly, the penalty function was also further converted into an equivalent problem in the form of a set of ordinary differential equations with the forcing functions as functions of the conjugate gradients. Then, presented was a proof that the solutions of the set of the differential equations would converge to the extrema of the original constrained optimization problem. Casting the original optimization problem into a set of ordinary differential equations presented a great advantage in that it allowed parallel processing, via neural networks, in determining the solutions of the differential equations, thereby the extrema of the original optimization problem.

Digital simulations of the proposed method revealed that, in general, it resulted in more accurate results in a much shorter time when compared with a comparable method using the differential equations with the forcing as a function of the steepest descents.

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต ยุพาพร จารุศิริพจน์

สาขาวิชา ระบบควบคุม ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

ปีการศึกษา 2539 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

กิตติกรรมประกาศ

ขอกราบขอบพระคุณ อาจารย์ ดร. บุญมี อย่างธารา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ในการวิจัย จนสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์

ขอกราบขอบพระคุณ คุณเจริญ และคุณสุวรรณี จารุศิริพจน์ บิดาและมารดาที่เป็นกำลังใจ และสนับสนุนการเรียนตั้งแต่เริ่มต้นมาศึกษาจนกระทั่งศึกษาสำเร็จ

ขอขอบคุณ บมจ.โทเทิ่ล แอ็คแซ็ส คอมมูนิเคชั่น และคุณคนึงเดช แซ่ลี้ ผู้จัดการอาวุโสที่ให้พักงานมาเรียน และให้ความช่วยเหลือในการใช้อุปกรณ์ต่างๆในการทำวิทยานิพนธ์

นอกจากนี้ ขอขอบคุณเพื่อนๆนิสิตร่วมสาขาวิศวกรรมระบบควบคุม และสาขาโทรคมนาคมที่เป็นกำลังใจ และช่วยเหลือในการเขียนวิทยานิพนธ์มาโดยตลอด

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย .... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .... จ
กิตติกรรมประกาศ .... ฉ
สารบัญตาราง .... ญ
สารบัญรูป .... ณ
สัญลักษณ์ .... ท

บทที่ 1. บทนำ 1
ความนำ 1
วัตถุประสงค์ 5
ขอบเขตวิทยานิพนธ์ 5
ความสำคัญและประโยชน์ที่ได้รับ 5
บทที่ 2. ทฤษฎีในการหาค่าออปติมัมโดยใช้เครือข่ายนิวรอล 7
ความนำ 7
งานวิจัยของ Glasos , Hui และ Zak 7
อัลกอริทึมในงานวิจัยของ Glasos , Hui และ Zak 12
งานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ 13
การพิสูจน์การลู่เข้าหาค่าออปติมัมของวิธี Conjugate Gradient 22
อัลกอริทึมของงานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ 25
บทที่ 3. ตัวอย่างการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขเชิงเส้น 27
ความนำ 27
ตัวอย่างที่ (3.1) การหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขเชิงเส้น 27
การหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 29
การวิเคราะห์ผลของการหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 46

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 47

การวิเคราะห์เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 50

สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 50

การวิเคราะห์สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 51

บทที่ 4. ตัวอย่างการหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขไม่เชิงเส้น 52

ความนำ 52

ตัวอย่างที่ (4.1) การหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขไม่เชิงเส้น..................................52

การหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 54

การวิเคราะห์ผลของการหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 71

เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 72

การวิเคราะห์เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 75

สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 75

การวิเคราะห์สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 76

ตัวอย่างที่ (4.2) การหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขไม่เชิงเส้น..................................77

การหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 78

การวิเคราะห์ผลของการหาค่าออปติมัมเมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ 95

เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 96

การวิเคราะห์เส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัม 99

สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 99

การวิเคราะห์สมรรถนะในการคำนวณหาค่าออปติมัม 100

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 5. สรุปและข้อเสนอแนะ 101

สรุป 101

ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ 102

รายการอ้างอิง 103

ภาคผนวก ก. รูปแบบพื้นฐานของรูปแบบฮอปฟิลด์ 105

ความนำ 105

รูปแบบพื้นฐานของรูปแบบฮอปฟิลด์ 105

ภาคผนวก ข. การหาค่าออปติมัมแบบพื้นฐาน 112

ความนำ 112

การหาค่าออปติมัมแบบพื้นฐาน 112

Basic Gradient System ของเครือข่ายนิวรอล 113

ภาคผนวก ค. การหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขด้วยเครือข่ายนิวรอล 115

ความนำ 115

การหาค่าออปติมัมแบบมีเงื่อนไขด้วยเครือข่ายนิวรอล 115

การพิสูจน์การลู่เข้าหาค่าออปติมัมของวิธี Steepest Descent 119

ประวัติผู้เขียน 121

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 3.1 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....30

ตารางที่ 3.2 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....32

ตารางที่ 3.3 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....34

ตารางที่ 3.4 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....36

ตารางที่ 3.5 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....38

ตารางที่ 3.6 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....40

ตารางที่ 3.7 การเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (3.1)....51

ตารางที่ 4.1 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....55

สารบัญตาราง(ต่อ)

หน้า

ตารางที่ 4.2 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....57

ตารางที่ 4.3 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....59

ตารางที่ 4.4 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....61

ตารางที่ 4.5 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....63

ตารางที่ 4.6 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....65

ตารางที่ 4.7 การเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.1)....76

ตารางที่ 4.8 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....79

ตารางที่ 4.9 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.01 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....81

สารบัญตาราง(ต่อ)

หน้า

ตารางที่ 4.10 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....83

ตารางที่ 4.11 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.05 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....85

ตารางที่ 4.12 ผลการหาจุดออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....87

ตารางที่ 4.13 ผลการหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) เมื่อค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ = 0.1 และ μ มีค่าต่างๆ โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient....89

ตารางที่ 4.14 การเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างวิธี Steepest Descent และวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.2) 100

ตารางที่ ก.1 การเปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียของ Sigmoid activation function ที่นิยมใช้ทั่วไป 111

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่ 3.1 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (3.1) 43

รูปที่ 3.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (3.1) 43

รูปที่ 3.3 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (3.1) 44

รูปที่ 3.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (3.1) 44

รูปที่ 3.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (3.1) 45

รูปที่ 3.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (3.1) 45

รูปที่ 3.7 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 48

รูปที่ 3.8 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 48

รูปที่ 3.9 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 49

รูปที่ 3.10 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (3.1) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 49

สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่ 4.1 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.1) 68

รูปที่ 4.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.1) 68

รูปที่ 4.3 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.1) 69

รูปที่ 4.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.1) 69

รูปที่ 4.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.1) 70

รูปที่ 4.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.1) 70

รูปที่ 4.7 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 73

รูปที่ 4.8 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 73

รูปที่ 4.9 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 74

รูปที่ 4.10 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.1) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 74

สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่ 4.11 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.2) 92

รูปที่ 4.12 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.2) 92

รูปที่ 4.13 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.2) 93

รูปที่ 4.14 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของ Cost function เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.2) 93

รูปที่ 4.15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Steepest Descent ในตัวอย่างที่ (4.2) 94

รูปที่ 4.16 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาค่าออปติมัม เมื่อค่า λ เท่ากับ 0.01, 0.05 และ 0.1 และ μ มีค่าต่างๆของวิธี Conjugate Gradient ในตัวอย่างที่ (4.2) 94

รูปที่ 4.17 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 97

รูปที่ 4.18 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 97

รูปที่ 4.19 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) โดยวิธี Steepest Descent ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 98

รูปที่ 4.20 กราฟแสดงเส้นทางการลู่เข้าหาค่าออปติมัมในตัวอย่างที่ (4.2) โดยวิธี Conjugate Gradient ที่ค่า $\mu = 0.8$ และค่า λ หรือ $\frac{T}{\tau} = 0.01$ 98

สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่ ก.1 วงจรไฟฟ้าของเซลนิวรอลแบบฮอปฟิลด์....................106
รูปที่ ก.2 บล็อคไดอะแกรมของเซลนิวรอลแบบฮอปฟิลด์....................106
รูปที่ ก.3 Sigmoid activation functions แบบต่างๆที่ใช้ในเครือข่ายนิวรอล....................108
รูปที่ ก.4 เครือข่ายนิวรอลแบบฮอปฟิลด์....................109
รูปที่ ก.5 โครงสร้างแบบง่ายของรูปแบบฮอปฟิลด์....................109
รูปที่ ข.1 เครือข่ายนิวรอลแบบต่อเนื่องทางเวลา....................114
รูปที่ ข.2 เครือข่ายนิวรอลแบบไม่ต่อเนื่องทางเวลา....................114
รูปที่ ค.1 บล็อคไดอะแกรมจากสมการที่ (ค.6) และสมการที่ (ค.7)....................117
รูปที่ ค.2 บล็อคไดอะแกรมจากสมการที่ (ค.8) และสมการที่ (ค.9)....................118

สัญลักษณ์

$f(\mathbf{x})$ ฟังก์ชันการตัดสินใจหรือ cost function

$g_i(\mathbf{x})$ เงื่อนไขอสมการที่ i หรือ $g_i(\mathbf{x}) \le 0$, $i = 1,2,\dots,m$

$\mathbf{g}(\mathbf{x})$ $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & \dots & g_m \end{bmatrix}^T$

$J(\mathbf{x})$ $J(\mathbf{x}) = \{ \, i \, / \, g_i(\mathbf{x}) > 0 \, , i = 1,2,\dots,m \}$

Ω $\Omega = \bigcap_{i=1}^{m} \{ \mathbf{x} \, / \, g_i(\mathbf{x}) \le 0 \}$

$p(\mathbf{x})$ ฟังก์ชันที่ได้จากการใช้วิธี penalty function หรือ $p(\mathbf{x}) = H(\mathbf{g}(\mathbf{x}))\, f(\mathbf{x}) + \mu\, q(\mathbf{x})$

$q(\mathbf{x})$ $q(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{m} [U(g_i(\mathbf{x}))\, |g_i(\mathbf{x})|\,]$ สำหรับ Absolute value

$H(.)$ Multidimensional step function คือ

$H(\mathbf{g}(\mathbf{x})) = 1$ เมื่อ $g_i(\mathbf{x}) \le 0$, $i = 1,2,\dots,m$

และ $H(\mathbf{g}(\mathbf{x})) = 0$ เมื่อ $g_1(\mathbf{x}) > 0$ หรือ $g_2(\mathbf{x}) > 0 \dots$ หรือ $g_m(\mathbf{x}) > 0$

$U(.)$ Unidimensional step function คือ

$U(v) = 1$ เมื่อ $v > 0$

และ $U(v) = 0$ เมื่อ $v \le 0$

$\nabla p(\mathbf{x})$ $\nabla p(\mathbf{x}) \triangleq \begin{bmatrix} \frac{\partial p(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial p(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial p(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix}^T$

$\mathbf{s}_p(\mathbf{x}(k))$ เวคเตอร์ก้าวที่ k

$\mathbf{s}_g(\mathbf{x}(k))$ เวคเตอร์ก้าวที่ k เมื่อมีการละเมิดเงื่อนไข

$\mathbf{s}_f(\mathbf{x}(k))$ เวคเตอร์ก้าวที่ k เมื่อไม่มีการละเมิดเงื่อนไข

μ penalty multiplier หรือ penalty parameter ที่มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริงบวก

τ พารามิเตอร์ที่มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริงบวก

T $T = t_{k+1} - t_k$, $k=0,1,2,\dots$ มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริงบวก

λ หรือ $\frac{T}{\tau}$ พารามิเตอร์ที่มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริงบวก

$\| \mathbf{x} \|_p$ $\| \mathbf{x} \|_p = \left(\sum_{i=1}^{n} | x_i |^p \right)^{1/p}$

$\| \mathbf{x} \|$ หรือ $\| \mathbf{x} \|_2$ $\| \mathbf{x} \|_2 = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{1/2} = \left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2 \right)^{1/2}$

สัญลักษณ์(ต่อ)

α_j	พารามิเตอร์ที่มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริง
β	พารามิเตอร์ของวิธี Conjugate Gradient
ε	ดรรชนีความแม่นยำที่มีค่าคงที่เป็นจำนวนจริงบวกค่าน้อยๆ
η	พารามิเตอร์
$\mathbf{x}^*$	จุดออปติมัมหรือ $\mathbf{x}^* = \begin{bmatrix} x_1^* & x_2^* & \dots & x_n^* \end{bmatrix}^T$
$\Re^n$	space ของจำนวนจริง n มิติ
c_j	ตัวความจุไฟฟ้าของนิวรอลตัวที่ j
R_{ji}	ตัวความต้านทานไฟฟ้าระหว่างนิวรอลตัวที่ i กับ j
v_j	แรงดันไฟฟ้าของนิวรอลตัวที่ j
I_j	bias current ของนิวรอลตัวที่ j
Ψ	Sigmoid activation function
w_{ji}	ค่าน้ำหนัก (Weight) ระหว่างนิวรอลตัวที่ i กับ j
u_j	แรงดันไฟฟ้าเข้าของนิวรอลตัวที่ j
x_j	แรงดันไฟฟ้าออกของนิวรอลตัวที่ j
G_{ji}	conductance จากนิวรอลตัวที่ i ไปยังนิวรอลตัวที่ j
Θ_j	สัญญาณภายนอกอิสระ (Independent external signal)
ρ	พารามิเตอร์
γ_j	พารามิเตอร์ของนิวรอลตัวที่ j
$\tilde{g}_i(\mathbf{x})$	$\tilde{g}_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\left(\min\{0,-g_i(\mathbf{x})\}\right)^2 := \frac{1}{2}\left([-g_i(\mathbf{x})]_-\right)^2$