



รายงานฉบับสมบูรณ์

Final Report

ระบบควบคุมน้ำอุ่นด้วย X-FCS
Shower Control System using X-FCS

รศ.ดร. เอื้อน ปิ่นเงิน

นาย เกรียงศักดิ์ เตมีย์

นาย ไพฑูรย์ ศรีนิต

นาย ศรชัย อุดมธนาพงศ์

RCH
TK
6567
ร 228

ห้องปฏิบัติการวิจัย วิทยาการสารสนเทศ
โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
กันยายน พ.ศ. 2550

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 83858
วัน,เดือน,ปี..... 19 ก.ย. 2551

Information Science Laboratory
Research Center for Communications and Information Technology
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang

1198613X
b.....
l.....

September 2007

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนจาก โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ (Research Center for Communications and Information Technology : ReCCIT) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2550 วงเงินงบประมาณ 100,862 บาท



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทสรุปย่อ

ห้องปฏิบัติการศาสตร์ข้อมูล กำลังพัฒนาระบบฐานความรู้และระบบสกัดความรู้จากประสบการณ์ของเอเจนต์โดยใช้หลักการทางปัญญาประดิษฐ์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในเชิงพาณิชย์ และอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพ โครงการนี้ได้ประยุกต์ระบบการเรียนรู้ด้วยตนเองเพื่อใช้ควบคุมระบบน้ำอุ่นน้ำร้อนแบบพีซี ในกระบวนการเรียนรู้ X-FCS ถูกใช้สำหรับสร้างกฎพีซีเพื่อให้ได้กฎที่เหมาะสมสำหรับใช้ควบคุมระบบน้ำอุ่นโดยผู้ใช้ต้องการสามารถกำหนดอุณหภูมิและอัตราการไหลของน้ำที่หัวฝักบัวได้ตามต้องการ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

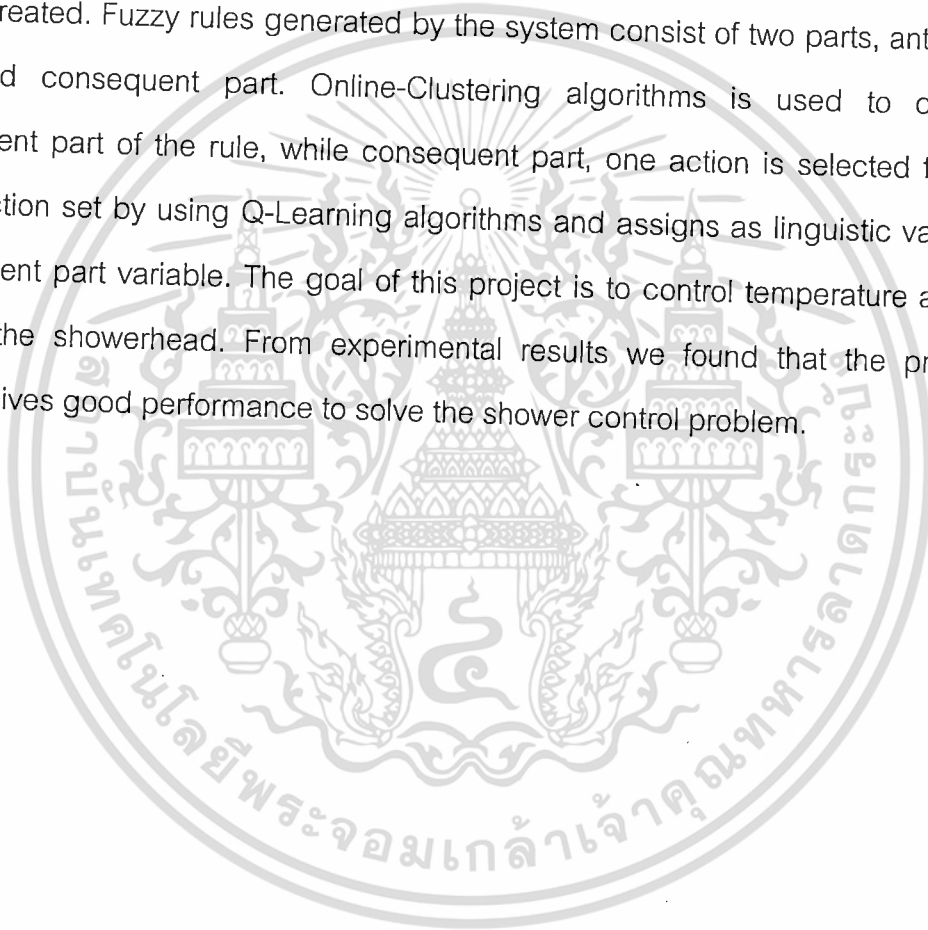
บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างกฎฟuzzyแบบอัตโนมัติโดยใช้แนวคิดอ้างอิงจากระบบ X-FCS กฎฟuzzyที่ได้จะถูกเก็บไว้ในฐานความรู้ซึ่งสามารถนำออกมาใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในกระบวนการเรียนรู้ระบบจะรับสถานะจากสภาพแวดล้อมหรือปัญหาที่ระบบต้องการเรียนรู้ ระบบจะสร้างกฎขึ้นมาใหม่หากสถานะดังกล่าวไม่มีกฎใดๆในฐานความรู้ที่สามารถจัดการกับสถานะหรือสถานการณ์นั้นได้ โดยแต่ละกฎที่สร้างขึ้นมาจะมี 2 ส่วนคือ ส่วนเงื่อนไข(Antecedent part) และส่วนคอนซีควอน(Consequent part) ส่วนคอนซีควอนของแต่ละกฎจะมีหลายค่า ในกระบวนการเรียนรู้ระบบจะพยายามประเมินแต่ละค่าของส่วนคอนซีควอนด้วยอัลกอริทึมแบบการเรียนรู้แบบคิว(Q-Learning) และเลือกค่าที่ดีที่สุดเมื่อกระบวนการเรียนรู้สิ้นสุด งานวิจัยนี้ได้ทดลองกับระบบควบคุมน้ำอุ่น เพื่อสร้างกฎฟuzzyสำหรับควบคุมอุณหภูมิและอัตราการไหลของน้ำที่หัวฝักบัวให้ได้ตามที่ผู้ใช้ต้องการ จากการทดลองพบว่าระบบสามารถควบคุมระบบน้ำอุ่นน้ำร้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Abstract

This project proposed the fuzzy rule generation system using X-FCS. The fuzzy rules that generated by our system are stored as rule-based systems. During the learning process, X-FCS perceives environment state and decides to create a new fuzzy rule. If the existing rules do not respond to the current state then a new fuzzy rule is created. Fuzzy rules generated by the system consist of two parts, antecedent part and consequent part. Online-Clustering algorithms is used to construct antecedent part of the rule, while consequent part, one action is selected from the given action set by using Q-Learning algorithms and assigns as linguistic value of a consequent part variable. The goal of this project is to control temperature and flow rate at the showerhead. From experimental results we found that the proposed system gives good performance to solve the shower control problem.



สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ.....	I
บทสรุปย่อ.....	II
บทคัดย่อ.....	III
บทที่ 1 บทนำ.....	1
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	3
การเรียนรู้แบบรีอินโฟซเมนต์.....	3
ระบบการเรียนรู้ตัวจำแนกประเภท (XCS).....	10
บทที่ 3 ระบบควบคุมน้ำอุ่นด้วย X-FCS.....	15
โครงสร้างของระบบ.....	15
การเรียนรู้ของระบบ.....	18
บทที่ 4 การทดลองและข้อเสนอแนะ.....	21
เอกสารอ้างอิง.....	23
ภาคผนวก ก สรุปผลงานภายใต้โครงการ.....	25
ภาคผนวก ข คู่มือการใช้งานโปรแกรม.....	27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

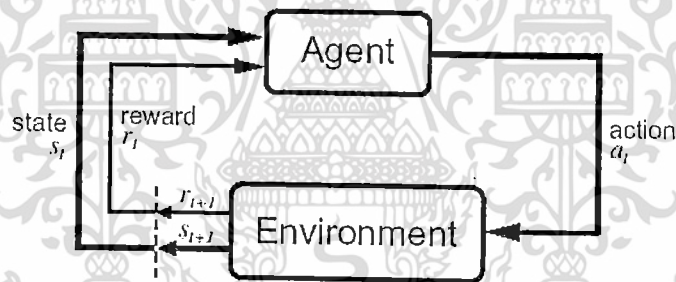
ปัจจุบันผู้คนหันมาสนใจสุขภาพกันมากขึ้นอันเนื่องมาจากการดำเนินชีวิตประจำวันนั้นใช้เวลาพักผ่อนน้อย ดังนั้นธุรกิจสปา ฟิตเนส และธุรกิจเกี่ยวกับการพักผ่อนให้ผ่อนคลายจึงขยายตัวกันอย่างกว้างขวาง ธุรกิจโรงแรม หอพัก หรือหมู่บ้านจัดสรร พยายามติดตั้งระบบต่างๆที่ช่วยให้ผู้อยู่อาศัยได้ผ่อนคลายจากการทำงานประจำวัน ระบบพื้นฐานที่ช่วยให้ผู้อยู่อาศัยผ่อนคลายได้มากและมีค่าใช้จ่ายในการติดตั้งไม่สูงนักก็คือระบบน้ำอุ่น ระบบน้ำอุ่นแบบธรรมดา นั้นมีการทำงานไม่ซับซ้อนมากนักแต่ถ้าหากน้ำบัจฉัยต่างๆที่เกี่ยวข้องมาพิจารณาเพื่อลดค่าใช้จ่ายในระยะยาวแล้วระบบน้ำอุ่นดังกล่าวก็จะต้องมีการออกแบบที่ซับซ้อนมากขึ้นตามลำดับ ตัวอย่างเช่น โรงแรมแห่งหนึ่งต้องการติดตั้งระบบน้ำอุ่นเพื่อบริการลูกค้า โดยต้องการระบบที่ประหยัดน้ำที่สุด เนื่องจากบัจฉัยในการควบคุมอุณหภูมิของน้ำขึ้นอยู่กับการผสมระหว่างน้ำเย็นและน้ำอุ่น ซึ่งมีบัจฉัยต่างๆที่เกี่ยวข้อง เช่น อุณหภูมิของน้ำร้อน อุณหภูมิของน้ำเย็น อัตราไหลต่อวินาทีของน้ำร้อน อัตราไหลต่อวินาทีของน้ำเย็น ความดันในท่อน้ำร้อน ความดันในท่อน้ำเย็น เป็นต้น ดังนั้นหากควบคุมอัตราการไหลของน้ำอุ่นและน้ำเย็นไม่เหมาะสมแล้วแม้จะได้อุณหภูมิน้ำอุ่นตรงตามความต้องการแต่จะเปลืองน้ำ ซึ่งถ้าหากนำมาคิดต้นทุนในระยะยาวแล้วจะทำให้ต้นทุนสูง

ในปัจจุบันระบบการควบคุมแบบฟัซซีถูกนำมาใช้ในระบบควบคุมอย่างแพร่หลาย แต่มีข้อเสียคือถ้าหากมีเงื่อนไขในการทำงานของระบบหลายๆก็จะทำให้ออกแบบยากมากขึ้นตามลำดับเพราะต้องใช้ความรู้จาก Expert domain มาสร้างเป็นฟัซซีฟังก์ชัน ดังนั้นในโครงการนี้ผู้วิจัยจึงนำเสนอการออกแบบระบบควบคุมน้ำอุ่นแบบฟัซซีโดยใช้ Learning Fuzzy Classifier System (X-FCS) เพื่อลดการอาศัยความรู้จาก Expert domain ที่เป็นมนุษย์

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การเรียนรู้แบบ Reinforcement Learning

การเรียนรู้แบบ Reinforcement Learning (RL) [1] เป็นการเรียนรู้สถานการณ์ (situation) กับการกระทำตอบสนอง (action) เพื่อให้ได้ค่าตอบสนอง (reward) ที่มากที่สุด ผู้เรียนรู้หรือเอเจนต์ (agent) จะเรียนรู้โดยการลองผิดลองถูก (trial-and-error) หากการลองกระทำครั้งนั้นภายใต้สถานการณ์ปัจจุบันได้รับค่าตอบสนองที่ดีเอเจนต์ก็จะนำค่าตอบสนองดังกล่าวเพื่อไปปรับความรู้ของตัวเอง ดังนั้นการเรียนรู้แบบ RL จึงแตกต่างจากการเรียนรู้แบบอื่นๆ ใน machine learning นอกจากความแตกต่างดังที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นแล้วการเรียนรู้แบบ RL ยังมีลักษณะที่แตกต่างจากวิธีการอื่นๆ อีกคือมีการถ่วงดุลระหว่างการสำรวจค้นหาความรู้ใหม่ๆ (exploration) และการนำเอาความรู้ที่มีอยู่แล้วมาใช้ให้เป็นประโยชน์ (exploitation) เพื่อให้ได้ค่าตอบสนองมากที่สุด



รูปที่ 1 แสดงโครงสร้างของการเรียนรู้แบบ Reinforcement

โมเดลของการเรียนรู้ RL ดังแสดงตามรูปที่ 1 ซึ่งจะมีการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างเอเจนต์กับสภาพแวดล้อม (environment) ตามลำดับช่วงเวลาอย่างต่อเนื่อง $t = 0, 1, 2, \dots$ ในแต่ละช่วงเวลาเอเจนต์จะรับทราบสถานะของสภาพแวดล้อม (state: S_t) และทำการเลือกการกระทำ (action: a_t) การกระทำดังกล่าวส่งผลให้สภาพแวดล้อมมีการเปลี่ยนแปลงสถานะจาก S_t เป็น S_{t+1} และเอเจนต์จะได้รับ ค่าตอบสนองทันทีทันใด (immediate reward: $r_{t+1} \in R$) จากสภาพแวดล้อม ซึ่งเป็นผลมาจากการกระทำครั้งล่าสุดเพื่อนำมาปรับปรุงความรู้ของตัวเอง

2.1.1 ค่าตอบแทนระยะยาว (Return)

ในกระบวนการเรียนรู้ของ RL เอเจนต์จะพยายามเลือกการกระทำที่เหมาะสมที่สุดเพื่อให้ได้รับผลตอบแทนระยะยาว (return) หรือ ค่าตอบแทนทันทีที่ทันใดรวม มากที่สุด โดยพิจารณาตั้งแต่ ณ. เวลาปัจจุบัน ไปจนกระทั่งครบรอบของเวลาในการเรียนรู้ สมการของค่าตอบแทนระยะยาวดังแสดงในสมการที่ (1)

$$R_t = r_{t+1} + r_{t+2} + \dots + r_T \quad (1)$$

เมื่อ T คือเวลาสิ้นสุดของรอบการเรียนรู้ โดยแต่ละรอบการเรียนรู้เรียกว่า episode ตัวอย่าง เช่น เกมส้อมหมากรุก จะมีรอบการเรียนรู้ที่เมื่อจบเกมส้อม หรือมีผู้แพ้-ผู้ชนะ เกมส้อมฟุตบอลจะมีรอบการเรียนรู้เมื่อหมดเวลาการแข่งขัน เป็นต้น เรียกกระบวนการเรียนรู้แบบนี้ว่า *กระบวนการเรียนรู้ชนิดวนรอบ* (episode task) สถานะของสภาพแวดล้อมสุดท้ายของแต่ละรอบการเรียนรู้ S_T จะเรียกว่า *สถานะสุดท้ายสิ้นสุด* (final state) เมื่อไหร่ก็ตามที่สภาพแวดล้อมมีสถานะเป็น สถานะสิ้นสุด ระบบจะต้องตั้งค่าสภาพแวดล้อมใหม่ (reset) ให้เป็นค่าเริ่มต้น (starting state) เพื่อให้เอเจนต์ได้เริ่มต้นเรียนรู้ในรอบการเรียนรู้ใหม่ อย่างไรก็ตามในบางปัญหาหรือบางกรณีอาจไม่มีสถานะสิ้นสุดก็เป็นไปได้ ตัวอย่างเช่น การเรียนรู้ของหุ่นยนต์เลียนแบบมนุษย์ เรียกกระบวนการเรียนรู้แบบนี้ว่า *กระบวนการเรียนรู้ชนิดต่อเนื่อง* (continual task) กระบวนการเรียนรู้ชนิดต่อเนื่องนี้จะทำให้สภาพแวดล้อมไม่มีโอกาสที่สถานะปัจจุบันเป็นสถานะสิ้นสุด หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่า T ในสมการที่ (1) จะมีค่าเป็นอนันต์ ($T = \infty$) ซึ่งจะส่งผลทำให้ค่าตอบแทนระยะยาวตามสมการที่ (1) มีค่าเป็นอนันต์ได้ (แต่ละ ณ. ขณะเวลา t ใดๆ เอเจนต์ได้รับค่าตอบแทนทันทีใดเป็น $+1$ เสมอ) ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาดังกล่าว สมการที่ (1) จึงต้องมีการปรับปรุงโดยเพิ่มการพิจารณาค่าอัตราลดทอน (discounting rate) ดังแสดงในสมการที่ (2)

$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \quad (2)$$

เมื่อ γ คืออัตราลดทอน มีค่าอยู่ระหว่าง $[0, 1]$ ถ้าหากค่าอัตราลดทอนเท่ากับ 1 สมการที่ (2) จะเทียบเท่ากับสมการที่ (1) หรือใช้ได้กับการเรียนรู้ชนิดวนรอบ ถ้าหากค่าอัตราลดทอนเท่ากับ 0 นั้นก็หมายความว่า เอเจนต์ จะพิจารณาค่าตอบแทนระยะยาว R_t เฉพาะค่าตอบแทนทันทีทันใด r_{t+1} เท่านั้น

2.1.2 ฟังก์ชันค่า (Value Functions)

การเรียนรู้แบบ RL เป็นกระบวนการเรียนรู้บนพื้นฐานของการคาดหวังหรือพยากรณ์ด้วยฟังก์ชันต่างๆ เช่น ฟังก์ชันค่าประจำสถานะ s_t หรือฟังก์ชันค่าประจำคู่ลำดับ (สถานะ, การกระทำ) (state-action pair) จุดประสงค์เพื่อระบุค่าความดีของเอเจนต์เมื่ออยู่ภายใต้สถานะของสภาพแวดล้อม s_t (state value) หรือเพื่อระบุค่าความดีของการกระทำ a_t เมื่อเอเจนต์อยู่ภายใต้สถานะของสภาพแวดล้อม s_t (state-action value) อย่างไรก็ตามฟังก์ชันค่าเหล่านี้ไม่จำเป็นที่จะต้องมีการเปลี่ยนแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

value) เป็นต้น โดยค่าที่ได้รับจากฟังก์ชันดังกล่าวจะเป็นค่าคาดหวังของค่าตอบสนองระยะยาว ณ. ขณะเวลา t ไปจน ณ. เวลาสิ้นสุดรอบการเรียนรู้ ฟังก์ชันค่าประจำสถานะดังแสดงในสมการที่ (3)

$$V(s) = E\{R_t | s_t = s\} = E\left\{\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s\right\} \quad (3)$$

เมื่อ $E\{\cdot\}$ คือฟังก์ชันคาดหวัง และ $V(s)$ คือค่าคาดหวังของค่าตอบสนองระยะยาวเมื่อเอเจนต์อยู่ภายใต้สถานะของสภาพแวดล้อม s ในกระบวนการเรียนรู้ RL จะพยายามปรับ $V(s)$ เพื่อสร้างนโยบาย (policy) ของเอเจนต์ตลอดเวลา โดยที่นโยบายคือกระบวนการตัดสินใจเลือกการกระทำ a_t ให้เหมาะสมกับสถานะของสภาพแวดล้อม s_t โดยนโยบายที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้ทั้งหมดที่ได้จะถูกแยกเก็บไว้เพื่อทำให้สามารถเรียนรู้สถานะของสภาพแวดล้อมที่นอกเหนือจากการคาดเดาได้อย่างรวดเร็ว ดังนั้นอาจจะเรียกนโยบายนี้ว่า "universal plan" ในระบบปัญญาประดิษฐ์ "control law" ในระบบการ control หรือ "stimulus-response" ในระบบ psychology ดังนั้นจากสมการที่ (3) สามารถปรับปรุงเป็นค่าประจำสถานะ s ภายใต้นโยบาย π ดังแสดงในสมการที่ (4)

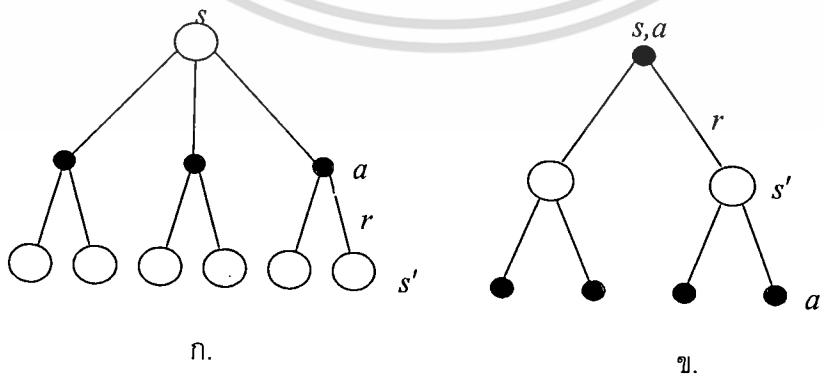
$$V^\pi(s) = E_\pi\{r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots | s_t = s\} \quad (4)$$

ค่า $V^\pi(s)$ จะถูกเก็บตามลำดับของนโยบาย โดยที่นโยบาย π ดีกว่าหรือเท่ากับนโยบาย π' ถ้า

$$V^\pi(s) \geq V^{\pi'}(s)$$

ในลักษณะเดียวกันสามารถนิยามฟังก์ชันค่าคาดหวังของคู่ลำดับ (s_t, a_t) ภายใต้นโยบาย π หรือเป็นการระบุความดีของการกระทำ a_t เมื่อเอเจนต์อยู่บนสถานะของสภาพแวดล้อม s_t ภายใต้นโยบาย π ดังแสดงตามสมการที่ (5)

$$\begin{aligned} Q^\pi(s, a) &= E_\pi\{R_t | s_t = s, a_t = a\} \\ &= E_\pi\left\{\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s, a_t = a\right\} \end{aligned} \quad (5)$$



รูปที่ 2 โดอะแกรมของฟังก์ชันค่าของสถานะ $V(s)$ และ ฟังก์ชันค่าการกระทำ $Q(s, a)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2 ก) ไดอะแกรมแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า $V(s_t)$ สถานะปัจจุบัน s_t สถานะถัดไป s_{t+1} และการกระทำที่เป็นไปได้ ณ สถานะปัจจุบัน $a \in A(s_t)$ โดยที่สถานะของสภาพแวดล้อมแทนด้วยวงกลมโปร่ง กลวง และการกระทำที่เป็นไปได้แทนด้วยวงกลมทึบดำ รูปที่ 2 ข) ไดอะแกรมแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า $Q(s_t, a_t)$ การกระทำ a_t ที่ถูกเลือกขณะที่เอเจนต์อยู่ ณ สถานะ s_t สถานะถัดไปหลังจากเอเจนต์กระทำ a_t และการกระทำที่เป็นไปได้ ณ สถานะถัดไป $b \in A(s_{t+1})$ จากรูปที่ 2 พบว่าค่าประจำสถานะ $V(s)$ จะเท่ากับค่าผลรวมของค่า $Q(s, a)$ ของทุกๆ $a \in A(s)$ เมื่อเวลาของการเรียนรู้ t เข้าสู่ค่าอนันต์

กำหนดให้ความน่าจะเป็นเมื่อกระทำ a ที่สถานะของสภาพแวดล้อมเป็น s แล้วสถานะถัดไปเป็น s' แสดงด้วย $P_{ss'}^a = \Pr\{s_{t+1} = s' \mid s_t = s, a_t = a\}$ และกำหนดให้ค่าคาดหวังผลตอบแทนที่ทันใดของการกระทำ a ที่สถานะของสภาพแวดล้อมเป็น s แล้วสถานะถัดไปเป็น s' แสดงด้วย $R_{ss'}^a = E\{r_{t+1} \mid s_t = s, a_t = a, s' = s_{t+1}\}$ เมื่อ $E\{\cdot\}$ คือฟังก์ชันค่าคาดหวัง และความน่าจะเป็นของการเลือกการกระทำ a ที่สถานะของสภาพแวดล้อม s แสดงด้วย $\pi(s, a)$ ดังนั้นจึงสามารถนิยามฟังก์ชัน $V^\pi(s)$ ด้วยสมการ Bellman ดังแสดงในสมการที่ (6)

$$\begin{aligned}
 V^\pi(s) &= E_\pi \{R_t \mid s_t = s\} \\
 &= E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t = s \right\} \\
 &= E_\pi \left\{ r_{t+1} + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+2} \mid s_t = s \right\} \\
 &= \sum_a \pi(s, a) \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+2} \mid s_{t+1} = s' \right\}] \\
 &= \sum_a \pi(s, a) \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma V^\pi(s')]
 \end{aligned} \tag{6}$$

และสามารถนิยามฟังก์ชัน $Q(s, a)$ ได้

$$\begin{aligned}
 Q^\pi(s, a) &= E_\pi \{R_t \mid s_t = s, a_t = a\} \\
 &= E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t = s, a_t = a \right\} \\
 &= E_\pi \left\{ r_{t+1} + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+2} \mid s_t = s, a_t = a \right\} \\
 &= \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+2} \mid s_{t+1} = s', a_{t+1} = b \right\}] \\
 &= \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma Q^\pi(s', b)]
 \end{aligned}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.3 ฟังก์ชันค่าเหมาะสม (Optimal Value Functions)

เป้าหมายของการเรียนรู้แบบ RL คือต้องการค้นหานโยบายสำหรับเลือกการกระทำ a ณ สถานะ s ใดๆแล้วทำให้ค่าคาดหวังของค่าตอบสนองระยะยาวสูงที่สุด นั่นคือในกระบวนการเรียนรู้จะต้องค้นหา นโยบายต่างๆแล้วเลือกนโยบายที่ดีที่สุด ตัวอย่างเช่น กำหนดให้นโยบาย π และนโยบาย π' แล้วนโยบาย π ดีกว่าหรือเทียบเท่านโยบาย π' ก็ต่อเมื่อนโยบาย π ให้ค่าคาดหวังของค่าตอบสนองที่ดีกว่านโยบาย π' สำหรับทุกสถานะ s หรือ $\pi \geq \pi'$ ก็ต่อเมื่อ $V^\pi(s) \geq V^{\pi'}(s)$ สำหรับทุกสถานะ s และถ้าหาก นโยบาย π ดีกว่าหรือเทียบเท่านโยบายอื่นๆทั้งหมดจะเรียกนโยบาย π ว่า นโยบายเหมาะสม (optimal policy) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ π^* ซึ่ง π^* อาจจะมีได้หลายนโยบายก็เป็นไปได้ โดยที่แต่ละ π ที่เป็น π^* จะมีฟังก์ชันค่าตัวเดียวกัน(ในสถานะ s จะมีหลาย $V^\pi(s)$) เรียกว่า ฟังก์ชันค่าเหมาะสม (optimal value function) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ V^* ดังแสดงในสมการที่ (7)

$$V^*(s) = \max_{\pi} V^\pi(s) \quad (7)$$

สำหรับทุกสถานะ $s \in S$

ในการทำงานเดียวกันนโยบายเหมาะสม π^* จะมีฟังก์ชันของการกระทำ a ณ สถานะ s ร่วมกันด้วย เรียกว่า ฟังก์ชันค่าการกระทำเหมาะสม (optimal action-value function) ดังแสดงตามสมการที่ (8)

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} Q^\pi(s, a) \quad (8)$$

สำหรับทุกสถานะ $s \in S$ และการกระทำ $a \in A(s)$

จากสมการที่ (8) เอเจนต์จะเลือกการกระทำ a จากนั้นเอเจนต์ก็จะดำเนินการไปตามนโยบายที่เหมาะสม นั้นก็หมายความว่าสามารถนิยาม Q^* ในรูปของ V^* ได้ดังแสดงในสมการที่ (9)

$$Q^*(s, a) = E\{r_{t+1} + \gamma V^*(s_{t+1}) \mid s_t = s, a_t = a\} \quad (9)$$

เนื่องจาก V^* เป็นฟังก์ชันค่าของนโยบายซึ่งฟังก์ชันดังกล่าวเป็นจริงตามสมการ Bellman (6) ดังนั้นจึงสามารถนิยามฟังก์ชัน V^* ด้วยสมการ Bellman ได้โดยไม่มีการอ้างอิงกับนโยบายใดนโยบายหนึ่งแบบ จำเพาะเจาะจง เรียกสมการนี้ว่า สมการเหมาะสม Bellman (Bellman optimality equation) ซึ่งสมการดังกล่าวนี้จะนิยามโดยใช้พื้นฐานความจริงที่ว่า ค่าประจำสถานะ $V(s)$ ใดๆ ภายใต้นโยบายเหมาะสม (π^*) จำเป็นต้องเท่ากับค่าคาดหวังของค่าตอบสนองระยะยาวที่ได้จากการกระทำที่ดีที่สุด ณ สถานะนั้น ดังแสดงตามสมการที่ (10) และ (11)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned}
V^*(s) &= \max_a Q^{\pi^*}(s, a) \\
&= \max_a E_{\pi^*} \{R_t | s_t = s, a_t = a\} \\
&= \max_{a \in A(s)} E_{\pi^*} \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s, a_t = a \right\} \\
&= \max_{a \in A(s)} E_{\pi^*} \left\{ r_{t+1} + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+2} | s_t = s, a_t = a \right\} \\
&= \max_{a \in A(s)} E_{\pi^*} \{r_{t+1} + \gamma V^*(s_{t+1}) | s_t = s, a_t = a\} \tag{10}
\end{aligned}$$

$$= \max_{a \in A(s)} \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma V^*(s')] \tag{11}$$

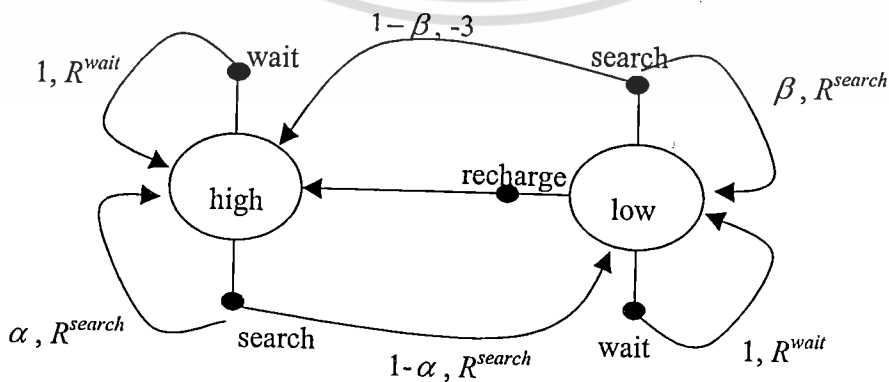
และสามารถนิยาม Q^* ในรูปสมการ Bellman ได้แสดงในสมการที่ (12) และ (13)

$$Q^*(s, a) = E \{r_{t+1} + \gamma \max_{a'} Q^*(s_{t+1}, a') | s_t = s, a_t = a\} \tag{12}$$

$$= \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma \max_{a'} Q^*(s', a')] \tag{13}$$

ตัวอย่างที่ 1 ตัวอย่างต่อไปนี้เป็นกรยกตัวอย่างเพื่อให้เข้าใจปัญหาและวิธีการแก้ปัญหาแบบ RL โดยระบบจะสอนให้หุ่นยนต์มีความสามารถในการตัดสินใจเพื่อกระทำการต่างๆที่เหมาะสมไปตามเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น (ได้รับ) จากภายนอก (สภาพแวดล้อม) ในแต่ละ ณ ขณะเวลาที่หุ่นยนต์ทำงานมันสามารถตัดสินใจกระทำการอย่างใดอย่างหนึ่ง คือ ค้นหากระป๋อง (searching) หยุดนิ่งเพื่อให้คนนำกระป๋องมาใส่ (ทิ้งลงถัง) (wait) และเคลื่อนที่กลับไปยังจุดเริ่มต้นเพื่อประจุพลังงาน (recharge battery) หรือ $A = \{\text{searching, wait, recharge}\}$

กำหนดให้หุ่นยนต์ค้นหากระป๋องเป็นหนทางที่ดีที่สุดของการทำงาน แต่การเคลื่อนที่แต่ครั้งจะสิ้นเปลืองพลังงาน และหากหุ่นยนต์ใช้พลังงานจนหมดก่อนที่จะนำตัวเองเข้ามายังจุดเริ่มต้นเพื่อประจุพลังงานใหม่เป็นหนทางการทำงานที่แย่ที่สุด รูปที่ 2 และตารางที่ 1 แสดงสถานะ การเปลี่ยนสถานะ และพารามิเตอร์ต่างๆของปัญหา



รูปที่ 2 การเปลี่ยนสถานะและค่าตอบแทนของการกระทำ ณ สถานะต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ยู่ได้เห็นข้อนี้ขอประโชยณ์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$s = s_t$	$s' = s_{t+1}$	$a = a_t$	$P_{ss'}^a$	$R_{ss'}^a$
High	High	Search	α	R^{search}
High	Low	Search	$1-\alpha$	R^{search}
Low	High	Search	$1-\beta$	-3
Low	Low	Search	β	R^{search}
High	High	Wait	1	R^{wait}
High	Low	Wait	0	R^{wait}
Low	High	Wait	0	R^{wait}
Low	Low	Wait	1	R^{wait}
Low	High	Recharge	1	0
Low	Low	recharge	0	0

ตารางที่ 1 ความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนสถานะและค่าตอบสนองของการกระทำ ณ สถานะต่างๆ

จากรูปที่ 2 และตารางที่ 1 หากพลังงานในแบตเตอรี่หรืออยู่ในระดับสูง (high) แล้วหุ่นยนต์จะสามารถกระทำการค้นหา (searching) ได้อย่างปราศจากความเสี่ยง โดยที่ความน่าจะเป็นที่พลังงานจะยังคงระดับอยู่ที่ระดับสูงเท่ากับ α และความน่าจะเป็นที่พลังงานจะเปลี่ยนระดับเป็นระดับต่ำ (low) เท่ากับ $1-\alpha$ หากพลังงานในแบตเตอรี่หรืออยู่ในระดับต่ำแล้วหุ่นยนต์กระทำการค้นหา แล้วความน่าจะเป็นที่พลังงานจะยังคงระดับต่ำเท่ากับ β และความน่าจะเป็นที่ระดับพลังงานเปลี่ยนเป็นระดับสูง (ใช้พลังงานจนหมด แล้วมีคนหิ้วมันไปประจุพลังงานใหม่) เท่ากับ $1-\beta$ ส่วนการกระทำอื่นๆ (wait และ recharge) ดังแสดงรายละเอียดตามตารางที่ 1

โดยใช้สมการที่ (11) สามารถฟังก์ชันค่าเหมาะ V^* สำหรับสถานะ s ใดๆ ได้ เมื่อ $S=\{high(h), low(l)\}$ $A=\{searching(s), wait(w), recharge(r)\}$ $A(h)=\{s, w\}$ $A(l)=\{s, w, r\}$ ดังนั้น

$$\begin{aligned}
 V^*(h) &= \max \left\{ \begin{array}{l} P_{hh}^s [R_{hh}^s + \gamma V^*(h)] + P_{hl}^s [R_{hl}^s + \gamma V^*(l)], \\ P_{hh}^w [R_{hh}^w + \gamma V^*(h)] + P_{hl}^w [R_{hl}^w + \gamma V^*(l)] \end{array} \right\} \\
 &= \max \left\{ \begin{array}{l} \alpha [R^s + \gamma V^*(h)] + (1-\alpha) [R^s + \gamma V^*(l)], \\ 1 [R^w + \gamma V^*(h)] + 0 [R^w + \gamma V^*(l)] \end{array} \right\} \\
 &= \max \left\{ \begin{array}{l} R^s + \gamma [\alpha V^*(h) + (1-\alpha) V^*(l)], \\ R^w + \gamma V^*(h) \end{array} \right\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
V^*(l) &= \max \left\{ \begin{array}{l} P_{ll}^s [R_{ll}^s + \gamma V^*(l) + P_{lh}^s [R_{lh}^s + \gamma V^*(h)], \\ P_{ll}^w [R_{ll}^w + \gamma V^*(l) + P_{lh}^w [R_{lh}^w + \gamma V^*(h)], \\ P_{ll}^r [R_{ll}^r + \gamma V^*(l) + P_{lh}^r [R_{lh}^r + \gamma V^*(h)]] \end{array} \right\} \\
&= \max \left\{ \begin{array}{l} \beta [R^s + \gamma V^*(l)] + (1-\beta)[-3 + \gamma V^*(h)], \\ 1 [R^w + \gamma V^*(l)] + 0 [R^w + \gamma V^*(h)], \\ 0 [0 + \gamma V^*(l)] + 1 [0 + \gamma V^*(h)] \end{array} \right\} \\
&= \max \left\{ \begin{array}{l} \beta R^s - 3(1-\beta) + \gamma[(1-\beta)V^*(h) + \beta V^*(l)], \\ R^w + \gamma V^*(l), \\ \gamma V^*(h) \end{array} \right\}
\end{aligned}$$

เมื่อ $0 \leq \gamma < 1$ $0 \leq \alpha$ และ $\beta \leq 1$

2.1.4 Q-Learning

จากทฤษฎีของ RL นั้นมีหลายอัลกอริทึมที่สามารถใช้ implement การเรียนรู้แบบ RL ได้ เช่น Dynamic Program, Monte Carlo, TD เป็นต้น โดยที่ Q-learning (QL) [2] เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้ที่ง่ายแบบหนึ่ง กระบวนการทำงานของ QL คือจะมีการปรับค่าที่อยู่ในตาราง (table) ตามประสบการณ์ที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงสถานะของสภาพแวดล้อมในแต่ละครั้ง ตารางดังกล่าวเรียกว่า ตาราง Q และค่าที่อยู่ในตารางคือค่า $Q(s,a)$ คู่ลำดับของสถานะ s และการกระทำ a ซึ่งค่าดังกล่าวเป็นตัวระบุความดีของการกระทำ a ภายใต้สถานะ s โดยที่ค่า $Q(s,a)$ จะมีการปรับปรุงทุกครั้งที่ได้รับค่าตอบสนอง r_{t+1} ดังแสดงในสมการที่ (14)

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \left[r_{t+1} + \gamma \max_{b \in A(s_{t+1})} Q(s_{t+1}, b) - Q(s_t, a_t) \right] \quad (14)$$

เมื่อ α คืออัตราการเรียนรู้ และ γ คืออัตราการลดทอน

2.2 ระบบเรียนรู้ตัวจำแนกประเภท (Learning Classifier Systems: XCS)

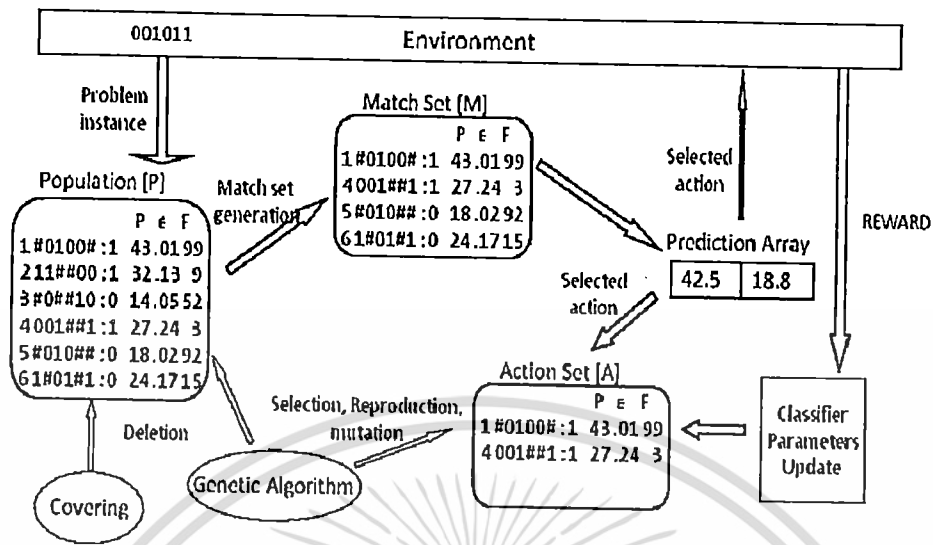
ระบบการเรียนรู้ของตัวจำแนกประเภท (Learning Classifier Systems: LCS) เป็นระบบการเรียนรู้ของเครื่องจักรกลรูปแบบหนึ่งที่ได้ผสมผสาน Reinforcement Learning (RL) และ Genetic Algorithms (GAs) เข้าไว้ในระบบเดียว ในระบบนี้จะมีการทำงานบนฐานข้อมูลของกฎ (Rule-Based Systems) ซึ่งประกอบด้วยกฎ (rule) หรือตัวจำแนกประเภท (classifier) หลายตัว โดยที่ตัวจำแนกประเภทสามารถที่จะปรับตัวเองเพื่อทำการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับ จนกระทั่งตัวจำแนกประเภทเหล่านั้นสามารถจดจำลักษณะของข้อมูล และสามารถกำหนดการกระทำใดๆ เพื่อตอบสนองกับข้อมูลที่เข้ามาในระบบได้อย่างสอดคล้อง ต้นแบบของ LCS ซึ่งนำเสนอโดย John Holland ในปี 1976 [3] หลังจากนั้นก็ได้มีการพัฒนาระบบให้มีความซับซ้อนน้อยลง และมีประสิทธิภาพมากขึ้นเรื่อยมา จนกระทั่ง Wilson ได้นำเสนอระบบที่ XCS ในปี 1995 [4] เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานี้เท่านั้น เมื่ออยู่ใต้เงื่อนไขของลิขสิทธิ์นี้แล้ว ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1995 [4] ซึ่งถือว่าเป็นระบบ LCS ที่ดีที่สุดในปัจจุบัน มีรายงานผลการวิจัยการนำระบบ LCS ไปประยุกต์ใช้ใน
ในงานการจำแนกประเภทข้อมูลแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของระบบนี้ไม่ด้อยกว่าระบบอื่นที่มีการนำ
เสนอมาก่อนหน้า

การเรียนรู้ของระบบตัวจำแนกประเภทแบบ accuracy-based XCS โดยการทำงานของ XCS จะ
อยู่บนฐานข้อมูลของกฎ โดยที่แต่ละกฎหรือตัวจำแนกประเภทแต่ละตัวจะประกอบด้วยสองส่วนหลัก ส่วน
แรกคือ condition : action โดยแทน condition ด้วยชุดของตัวอักษรที่เป็นเทอনারี (ternary) ของ '0', '1'
หรือ '#' และ action จะถูกแทนด้วยชุดของตัวอักษรที่เป็นไบนารี (binary) ของ '0' หรือ '1' และในส่วนที่สอง
คือพารามิเตอร์ (parameter) ที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ของตัวจำแนกประเภท มีดังต่อไปนี้

1. payoff prediction (p) คือค่าตัวเลขทำนายผลตอบแทนที่จะได้รับเมื่อระบบเลือก action ของตัว
จำแนกประเภทนั้น
2. error (ϵ) เป็นค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในการทำนาย
3. fitness (F) เป็นค่าส่วนกลับของ error และ
4. niche size estimate (σ) บ่งบอกจำนวนตัวจำแนกประเภทที่มีส่วนร่วมในแต่ละนิช (niches)
โดยกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับทุกพารามิเตอร์เป็นค่าคงที่

การทำงานในแต่ละรอบของการเรียนรู้ดังแสดงในรูปที่ 1 เริ่มจากข้อมูลถูกส่งผ่านเข้าไปในระบบ
ตัวจำแนกประเภททั้งหมดที่อยู่ในฐานข้อมูลของกฎหรือเซตของประชากรของกฎแทนด้วยสัญลักษณ์ [P]
จะถูกตรวจสอบทีละตัว ถ้าในส่วนของ condition ของตัวจำแนกประเภทตัวใดสอดคล้อง (match) กับข้อมูล
ที่เข้ามา ระบบจะกำหนดให้เป็นสมาชิกของ match set [M] จากนั้นทำการเลือก action ที่เหมาะสม โดยจะ
เลือกจาก action ของตัวจำแนกประเภทที่อยู่ใน [M] ตัวจำแนกประเภทตัวใดใน [M] ที่มี action ตรงกับ
action ที่เลือกจะถูกกำหนดให้เป็นสมาชิกของ action set [A] โดยกระบวนการเลือก action นั้นระบบ XCS
จะให้รูปแบบของ explore/exploit นั่นคือระบบจะทำการเลือก action แบบสุ่มในขั้นตอนของการเรียนรู้
และในขั้นตอนการใช้งานจะทำการเลือก action โดยพิจารณาจากผลตอบแทนที่ดีที่สุด



รูปที่ 3 แผนภาพการทำงานของระบบ XCS

ในระบบ XCS ได้นำเทคนิคการเรียนรู้แบบ RL มาใช้ในการปรับค่าพารามิเตอร์ payoff prediction (p) error (ϵ) และ niche size estimate (σ) ของตัวจำแนกประเภททุกตัวที่เป็นสมาชิกใน [A] โดยปรับตามรูปแบบของ Widrow-Hoff delta ด้วยค่า learning rate (β) ดังนี้:

$$p_j = p_j + \beta(R - p_j) \quad (15)$$

$$\epsilon_j = \epsilon_j + \beta(|R - p_j| - \epsilon_j) \quad (16)$$

$$as_j = as_j + \beta(|A| - as_j) \quad (17)$$

การปรับค่า Fitness (F) ในแต่ละตัวจำแนกประเภทต้องคำนวณค่า accuracy (κ_j) และคำนวณค่า relative accuracy (κ'_j) ดังสมการ

$$\kappa_j = \begin{cases} \alpha(\epsilon_j / \epsilon_0)^{-\nu} & \text{if } \epsilon_j > \epsilon_0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$\kappa'_j = \frac{\kappa_j}{\sum_{j \in [M]} \kappa_j} \quad (19)$$

และปรับค่า F ด้วยค่า ดังสมการ

$$F_j \leftarrow F_j + \beta(\kappa'_j - F_j) \quad (20)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ ϵ_0 เป็นตัวกำหนดให้ accuracy เท่ากับ 1 ถ้าหากค่า ϵ น้อยกว่าค่า ϵ_0 และตัว ν เป็นตัวกำหนดอัตรา การลดลงของค่า accuracy เมื่อ ϵ มากกว่า ϵ_0 และ β และ α เป็นค่า learning rate

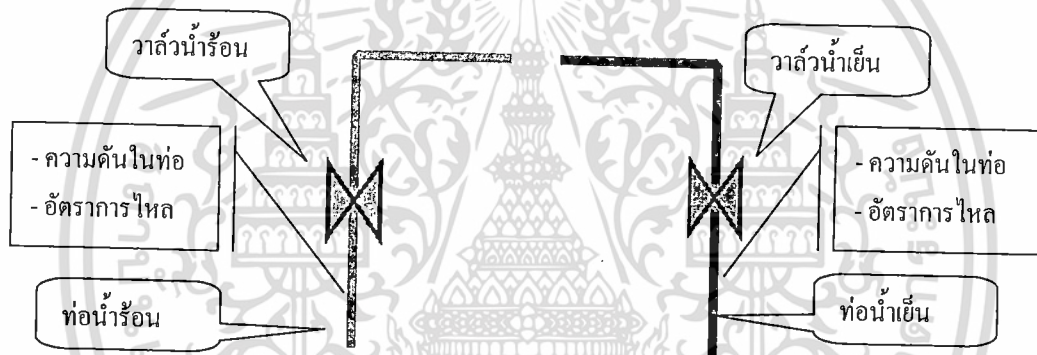
กระบวนการค้นหาตัวจำแนกประเภท 2 วิธี วิธีแรกคือการใช้ niche genetic algorithm (GAs) [5] จะมีการใช้ GAs ก็ต่อเมื่อค่าเฉลี่ยของรอบการทำงาน (time-stamp) ที่มีการกระทำกระบวนการ GAs เกิดขึ้น หลังสุด มากกว่าค่า threshold (θ_h) หลังจากกระทำกระบวนการ GA เรียบร้อยแล้วก็จะกำหนดรอบการทำงานใหม่ให้แต่ละตัวจำแนกประเภท ให้มีค่าเท่ากับรอบการทำงานของระบบปัจจุบัน กระบวนการทำงานของ GAs จะทำการเลือกตัวจำแนกประเภทมาสองตัวจากทั้งหมดที่อยู่ใน [A] โดยใช้ roulette wheel เลือกตามสัดส่วนของค่า F นำมาเป็นโครโมโซมพ่อและแม่ ตัวจำแนกประเภทใหม่ที่ได้จากกระบวนการ GAs ผ่านกระบวนการ mutation (probability, μ) และกระบวนการ crossover (probability, χ) โดยที่ค่าพารามิเตอร์ของตัวจำแนกประเภทตัวใหม่(ถ้ามีกระบวนการ crossover เกิดขึ้น) จะกำหนดจากค่าเฉลี่ยของโครโมโซมพ่อและแม่ ส่วนวิธีที่สองคือการใช้กระบวนการ covering ระบบจะใช้กระบวนการ covering ก็ต่อเมื่อไม่มีตัวจำแนกประเภทใดเลยสอดคล้องกับข้อมูลที่เข้ามา ระบบจะทำการสร้างตัวจำแนกประเภทขึ้นมาใหม่ โดยกำหนดในส่วนของ condition ให้สอดคล้องกับข้อมูล เมื่อได้ตัวจำแนกประเภทที่ได้จากการค้นหาทั้งสองวิธีแล้ว ระบบจะเพิ่มตัวจำแนกประเภทดังกล่าวเข้าไปใน [P] โดยในกระบวนการเพิ่มตัวจำแนกใหม่เข้าไปในระบบจะมีตัวจำแนกประเภทที่ถูกแทนที่ในฐานข้อมูลของกฎ XCS โดยใช้ roulette wheel เลือกตามสัดส่วนของ niche size estimate เพื่อกำหนดตัวจำแนกประเภทที่จะถูกลบออก ด้วยวิธีการนี้จะทำให้จำนวนตัวจำแนกประเภทที่อยู่ใน [A] ในแต่ละรอบการทำงานมีขนาดใกล้เคียงกันหรือสามารถกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่าด้วยวิธีนี้เป็นการคัดเลือกตัวจำแนกประเภททั้งหมดที่อยู่ใน [P] ให้มีคุณสมบัติที่ไม่จำเพาะเจาะจง (Generalization) ได้

กฎที่ได้จากระบบ XCS จะมีส่วน condition เป็นลักษณะไบนารีซึ่งทำให้ความสามารถในการสังเคราะห์ความรู้มีค่อนข้างจำกัด ดังนั้นในปี 2004 Casillas [xx] ได้นำทฤษฎีฟัซซีมาทำงานร่วมกับระบบ XCS โดยปรับส่วน condition ของ XCS จากค่าไบนารีเป็นค่าตัวแปรภาษา(Linguistic value) เรียกระบบใหม่นี้ว่า Learning Fuzzy Classifier Systems (X-FCS) โดยที่ระบบนี้สามารถจัดการกับปัญหาที่มีข้อมูลแบบ real-valued ที่มีค่าหลายๆ ค่าได้ ทำให้กฎที่ได้จากระบบเป็นกฎฟัซซี หรือกล่าวได้ว่าระบบ X-FCS เป็นระบบฐานข้อมูลของกฎฟัซซี (Fuzzy Rule-Based Systems)

บทที่ 3 ระบบควบคุมน้ำอุ่นด้วย X-FCS

3.1 โครงสร้างของระบบ

ระบบควบคุมน้ำอุ่นมีหน้าที่ผสมปริมาณน้ำร้อนและน้ำเย็นที่ไหลมาตามท่อน้ำร้อนและท่อน้ำเย็นเพื่อให้ได้อุณหภูมิและอัตราการไหลต่ออนาทีของน้ำที่หัวฝักบัวตามที่ผู้ใช้งานต้องการ หน้าที่ของระบบควบคุม คือ ปรับวาล์วน้ำร้อนและวาล์วน้ำเย็นให้อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสมเพื่อควบคุมอุณหภูมิและอัตราการไหลของน้ำที่ฝักบัวอาบน้ำ ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบ

จากรูปที่ 4 สามารถสร้างระบบจำลอง (Simulator) ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ โดยมีปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับปัญหามีดังนี้

1. อุณหภูมิน้ำร้อน (Hot Water Temperature: T_h);
2. อุณหภูมิน้ำเย็น (Cold Water Temperature: T_c)
3. ตำแหน่งวาล์วน้ำร้อน (Hot Water Valve: V_h)
4. ตำแหน่งวาล์วน้ำเย็น (Cold Water Valve: V_c);
5. ความดันในท่อน้ำร้อน (Pressure in Hot Water Pipe: P_h) และ
6. ความดันในท่อของน้ำเย็น (Pressure in Cold Water Pipe: P_c)

สมการจำลองกระบวนการทำงานไหลและอุณหภูมิของน้ำที่หัวฝักบัวดังแสดงตามสมการ (21) และ (22)

$$T_x = (F_c * T_c + F_h * T_h) / F_x \quad (21)$$

$$F_x = F_c + F_h \quad (22)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ $F_c = V_c * (P_c - P_x)$

$F_h = V_h * (P_h - P_x)$

เมื่อ T_x คือ อุณหภูมิที่หัวพื้กบัว (เซลเซียส)

F_x คือ อัตราการไหลของน้ำที่หัวพื้กบัว (ลิตรต่อนาที)

$F_c (F_h)$ คือ อัตราการไหลของน้ำเย็น (น้ำร้อน)

$T_c (T_h)$ คือ อุณหภูมิของน้ำเย็น (น้ำร้อน)

$V_c (V_h)$ คือ ตำแหน่งของวาล์วน้ำเย็น (น้ำร้อน) มีค่าในช่วง (0,1]

$P_c (P_h)$ คือ ความดันน้ำในท่อน้ำเย็น (ท่อน้ำร้อน)

P_x คือ ความดันอากาศภายในห้อง (Atmospheric pressure) กำหนดให้เป็น 30kPa

จากปัญหาตามที่นิยามดังกล่าวนั้นทางผู้วิจัยมีแนวคิดที่จะนำระบบ X-FCS [6] มาประยุกต์ใช้ในการสร้างฐานข้อมูลกฎฟัซซี โดยที่กฎฟัซซีประกอบไปด้วย condition : action ในส่วนของ condition ประกอบด้วยตัวแปรภาษา (linguistic variable) ดังนี้ อุณหภูมิของน้ำเย็น(T_c) อุณหภูมิของน้ำร้อน(T_h) ตำแหน่งของวาล์วน้ำเย็น(V_c) ตำแหน่งของวาล์วน้ำร้อน(V_h) ความดันในท่อน้ำเย็น(P_c) ความดันในท่อน้ำร้อน(P_h) และในส่วนของ action ประกอบด้วยตัวแปรภาษา คือ และอัตราการปรับวาล์วน้ำเย็น(V_{cx}) และ อัตราการปรับวาล์วน้ำร้อน(V_{hx}) ตัวอย่างกฎฟัซซีที่สร้างจากระบบ X-FCS ดังแสดงในรูปที่ 5

Rulei: IF T_c is A_{i1} AND T_h is A_{i2} AND V_c is A_{i3} AND V_h is A_{i4} AND P_c is A_{i5} AND P_h is A_{i6}
THEN V_{cx} is V_{i1} with $Q(i, V_{i1})$ AND V_{hx} is V_{i2} with $Q(i, V_{i2})$

เมื่อ A_{ij} คือ ฟัซซีเซต

V_{ij} คือ ค่าของฟังก์ชันลำดับศูนย์ (fuzzy singleton)

$Q(i, V_{ij})$ คือ ค่าความคาดหวังของ V_{ij}

รูปที่5 แสดงกฎฟัซซีที่สร้างจากระบบ X-FCS สำหรับใช้ควบคุมระบบน้ำอุ่น

ค่าของตัวแปรภาษาในกฎฟัซซีแทนด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียน(Gaussian Function)

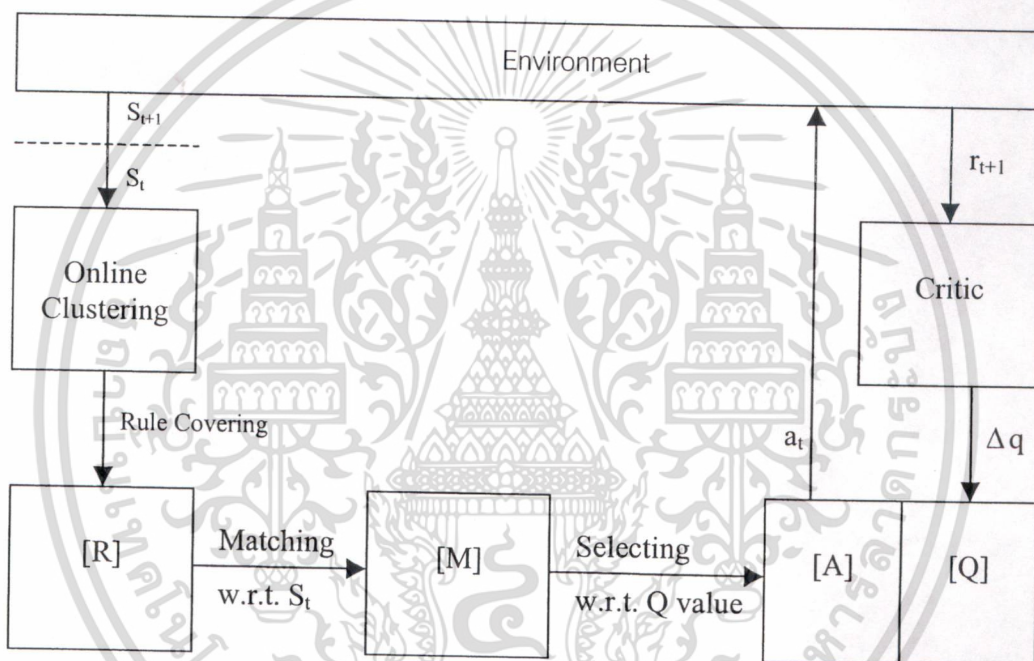
$$A_{ij}(s_i) = \exp\left\{-\left(\frac{s_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right\} \quad (23)$$

เมื่อ m_{ij} และ σ_{ij} คือจุดกลางและความกว้างของฟังก์ชันเกาส์เซียนตามลำดับ และ x_i คือตัวแปรภาษา
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับกฎฟuzzy j สามารถคำนวณหาค่า matching degree กับสถานะ S_i ได้

$$\mu_j(S(t)) = \prod_{i=1}^n A_{ij}(s_i) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \left(\frac{s_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right\} \quad (24)$$

เมื่อ $S(t)$ คืออินพุตเวกเตอร์ (s_1, s_2, \dots, s_n) ของระบบ ซึ่งในปัญหาการควบคุมระบบน้ำอุ่นอินพุตเวกเตอร์มี 6 องค์ประกอบ คือ $(T_c, T_h, V_c, V_h, P_c, P_h)$



รูปที่ 6 โครงสร้างของระบบควบคุมน้ำอุ่นด้วยฟuzzy

ขั้นตอนการสร้างฐานข้อมูลกฎฟuzzy ด้วย X-FCS ดังแสดงในรูปที่ 6 รายละเอียดการทำงานของแต่ละบล็อกไดอะแกรมมีดังนี้

1. Environment: สภาพแวดล้อมของระบบ ซึ่งจำลองการทำงานโดยใช้สมการ (21) และ (22) สถานะทางอินพุต $S_t = (T_c, T_h, V_c, V_h, P_c, P_h)$ และสถานะทางเอาต์พุต $S_t = (F_x, T_x)$
2. Online Clustering: ตัวจัดกลุ่ม S_t เพื่อสร้างกฎฟuzzy ขึ้นมาใหม่ โดยที่สร้าง 1 กฎต่อ 1 กลุ่ม
3. Rule Base: ฐานข้อมูลกฎฟuzzy เก็บกฎฟuzzy ที่สร้างจากกระบวนการสร้างกฎ (rule covering) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ [R]
4. Match Rule: กฎฟuzzy ที่อยู่ใน [R] ที่ให้ค่า matching degree ต่อสถานะ S_t สูงที่สุด เขียนแทน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาหรือข้อมูลข้างในเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. Action Set: กลุ่ม action ของกฎพีชคณิตใน [M] เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ [A] และ [Q] คือค่าคาดหวังของกลุ่ม action ใน Action Set
6. Critic: คำนวณค่า delta Q(s,a) โดยรับค่า reward จาก Environment เมื่อกำหนดค่า reward r ดังนี้

$r = -2$ ถ้าหากผลของการทำเอคชั่น a แล้วทำให้ $0 \geq V_c > 1$ หรือ $0 \geq V_c > 1$

$r = 0$ ถ้าหากผลของการทำเอคชั่น a แล้วทำให้ $F_x \pm \text{error}F_x =$ ค่าอัตราการไหลของน้ำที่หัวฝักบัวที่ผู้ใช้ต้องการ และ $T_x \pm \text{error}T_x =$ ค่าอุณหภูมิที่หัวฝักบัวที่ผู้ใช้ต้องการ (ค่า $\text{error}F_x$ และ $\text{error}T_x$ คือค่าผิดพลาดที่ผู้ใช้ยอมรับได้)

$r = -1$ ถ้าไม่เข้าเงื่อนไขทั้งสองข้อด้านบน

3.2 การเรียนรู้ของระบบ

กระบวนการเรียนรู้ของระบบจะเริ่มต้นที่ระบบรับค่าสถานะ S_t จากสภาพแวดล้อมของระบบ จากนั้นส่งค่าสถานะดังกล่าวให้ตัวจัดกลุ่มสถานะ และส่วนการทำงานอื่นๆ ดังแสดงในรูปที่ 7

```

Repeat
  Reset environment
  Repeat
     $S_t \leftarrow$  Perceive environment state
     $[R] \leftarrow$  Online-Clustering( $S_t$ )
     $r_t \leftarrow$  Match-rule( $S_t$ )
     $[Q(r_t, a)] \leftarrow$  Action-Selection( $r_t$ )
    Take action  $a$  and perceive  $r_{t+1}, S_{t+1}$ 
     $Q(r_t, a) \leftarrow Q(r_t, a) + \alpha[r_{t+1} + \max_{b \in r'_t} Q(r'_t, b) - Q(r_t, a)]$ 
     $S_t \leftarrow S_{t+1}$ 
  Until  $S_t$  is terminal state
Until stop criteria is met
  
```

รูปที่ 7 รหัสเทียมของกระบวนการสอนระบบ

จากรูปที่ 7 ฟังก์ชันการทำงานต่างๆสามารถอธิบายการทำงานดังรายละเอียดต่อไปนี้

การทำงานของ Online-Clustering: ตัวจัดกลุ่มสถานะจะตัดสินใจว่าจะสร้างกฎใหม่หรือไม่โดยพิจารณาตามสมการ (25)

$$J = \arg \max_{j=1..L} (\mu_j(S(t))) \quad (25)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถ้าหาก $\mu_j(S(t)) \leq \mu_0$ โดยที่ μ_0 เป็นค่าคงที่ระบุเทรตโฮล แล้ว Online Clustering จะตัดสินใจสร้างกฎใหม่เนื่องจาก s_i ไม่สามารถจัดเข้ากลุ่มกับกลุ่มสถานะที่มีอยู่เดิมได้ โดยกำหนดให้จุดกลางและค่าความกว้างของกลุ่มสถานะที่สร้างขึ้นใหม่เป็น 2 กรณี คือ กรณีแรก ไม่มีกฎฟัซซีใดๆอยู่ในฐานข้อมูลกฎหรือค่า $\mu_j(S(t)) = 0$ จะได้

$$m_{i1} = s_i$$

$$\sigma_{i1} = \sigma_0$$

และกรณีที่สอง คือ $0 < \mu_j(S(t)) \leq \mu_0$ จะได้

$$m_{i(L+1)} = s_i$$

$$\sigma_{i(L+1)} = \beta \sum_{i=1}^n \frac{(s_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}}$$

เมื่อ $i = 1..n$

L คือจำนวนกฎในฐานข้อมูลกฎฟัซซี และ

σ_0 คือค่าคงที่ระบุค่าความกว้างเริ่มต้นของกลุ่มสถานะ

การทำงานของ Match-Rule: การเลือกกฎฟัซซี r_i ที่มีค่าตาม (24) สูงสุด จากนั้นนำทุก action ของ r_i บรรจุลงใน $[A]$ ในขั้นตอนการทดลองกำหนดให้ action ต่างๆของ r_i คือค่าการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งวาล์วน้ำเย็น V_{cx} และวาล์วน้ำร้อน V_{hx} มีค่าเป็น $\{-0.1, 0.06, 0.03, 0.0, +0.03, 0.06, 0.01\}$

การทำงานของ Action-Selection : เลือก action a ใน $[A]$ ที่มีค่าความคาดหวัง $Q(r_i, a)$ ดีที่สุด โดยใช้อัลกอริทึม e-greedy

บทที่ 4

การทดลองและข้อเสนอแนะ

4.1 การทดลอง

การทดลองในงานวิจัยนี้ได้ทดลองกับระบบน้ำอุ่นจำลองดังแสดงตามสมการที่ (21) และ (22) ในขั้นตอนการทดลองได้กำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้

ลำดับ	ความต้องการจากผู้ใช้		จำนวนกฎ (เฉลี่ย)	ค่าที่เอาท์พุทได้จากระบบ(เฉลี่ย)	
	Fx	Tx		Fx	Tx
1	10	38	6.12	11.51	39.25
2	10	40	7.52	10.85	39.32
3	12	30	4.30	13.20	30.50
4	12	50	6.56	13.55	49.80
5	15	45	7.15	14.66	46.10
ค่าความผิดพลาด (เฉลี่ย)				1.09	0.746

ตารางที่ 2 ผลการทดลองระบบควบคุมน้ำอุ่น

ตารางที่ 2 แสดงผลการทดลองให้ระบบเรียนรู้จากความต้องการของผู้ใช้ บันทึกค่าเฉลี่ยจากการทดลอง 10 ครั้งต่อ 1 ความต้องการ จากผลการทดลองพบว่าระบบสามารถเรียนรู้ความต้องการของผู้ใช้ได้ โดยให้ค่าผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้

4.2 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอระบบควบคุมน้ำอุ่นโดยใช้กฎฟัซซี โดยปกติระบบควบคุมโดยใช้ทฤษฎีฟัซซีนั้นจำเป็นต้องอาศัยความรู้จากผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์นำมาแทนอยู่ในรูปฟัซซีเซต ด้วยเหตุนี้จึงทำให้การออกแบบระบบควบคุมฟัซซีเป็นเรื่องที่ซับซ้อนเมื่อระบบใหญ่ขึ้น อีกทั้งความรู้ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญบางครั้งก็อาจจะมี ความซ้ำซ้อนหรือขัดแย้งกันได้ ซึ่งเป็นเหตุให้ระบบควบคุมฟัซซีดังกล่าวทำงานผิดพลาดได้ งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการออกแบบระบบควบคุมฟัซซีที่สามารถสร้างกฎฟัซซีได้เองแบบอัตโนมัติโดยอาศัยความรู้เบื้องต้นจากผู้เชี่ยวชาญน้อยที่สุด เพื่อลดความซับซ้อนในขั้นตอนการออกแบบ ลดข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นได้ดังที่ได้กล่าวไว้ในข้างต้น และเพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในชีวิตประจำวัน ในเชิงพาณิชย์ และอุตสาหกรรม อย่างไรก็ตามในการนำไปประยุกต์ในการใช้งานจริงนั้นจำเป็นต้องนำเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นประโยชน์ของเอกสารนี้แล้วให้นำไปใช้ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบนี้ไปทำงานบนอุปกรณ์ Embedded Systems ซึ่งบนอุปกรณ์เหล่านี้จะมีข้อจำกัดในเรื่องทรัพยากรค่อนข้างมาก เช่น ความเร็วของหน่วยประมวลผลกลาง หรือหน่วยความจำ เป็นต้น ด้วยข้อจำกัดเหล่านี้ทำให้ผู้วิจัยจะได้มุ่งเน้นที่จะพัฒนาระบบควบคุมน้ำอุ่นที่สามารถทำงานบนอุปกรณ์ประเภท Embedded Systems ต่อไป



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

- [1] Sutton, R. & Barto, R. (1998) Reinforcement Learning. MIT Press.
- [2] Watkins C.J. C.H., and Dayan P. ,(1992) Q-learning, Machine Learning. vol. 3, pp. 279-292.
- [3] Holland, J.H. (1976) Adaptation. In Rosen & Snell (eds) Progress in Theoretical Biology.
- [4] Wilson, S.W. (1995) Classifier Fitness Based on Accuracy. Evolutionary Computation 3(2):149-76.
- [5] Booker, L.B. (1989) Triggered Rule Discovery in Classifier Systems. In J.D. Schaffer (ed) Proceeding of the Third International Conference on Genetic Algorithms. Morgan Kaufmann, pp265-274
- [6] Casillas, J. Carse, B. & Bull, L. (2004) Fuzzy XCS: an Accuracy-based Fuzzy Classifier System. In Proceedings of the XII Congreso Espanol sobre Tecnologia y Logica Fuzzy (ESTYLF 2004).

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก สรุปผลงานภายใต้โครงการฯ

- [1] O. Pinngern, S. Phaitoon, K. Taeme, N. H. Thach, S. Udomthanapong., *International Conference on Engineering, Applied Sciences, and Technology (ICCEAST 2007)*, November 21-23, 2007.



ภาคผนวก ข คู่มือการใช้งานโปรแกรม

ข.1 ความต้องการของระบบ

ระบบปฏิบัติการวินโดวส์ 98SE, Me, Xp, Win2000, Unix, Linux, Mac

หน่วยความจำ 256 MB หรือสูงกว่า

Java Virtual Machine (JVM) 1.4 หรือสูงกว่า

ข.2 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา

Jbuilder9.0

ข.3 การใช้งานโปรแกรม



รูปที่ ข.1 ส่วนตอบโต้กับผู้ใช้

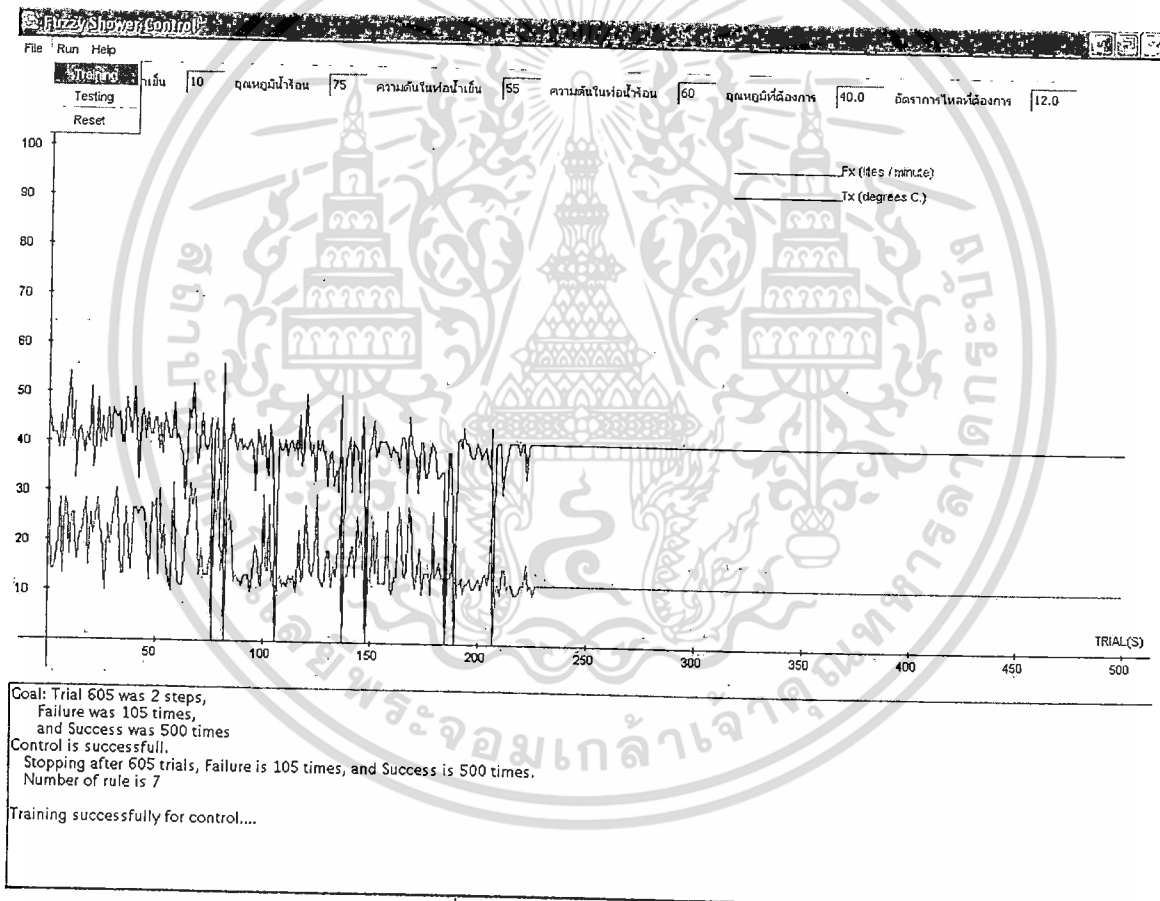
ระบบควบคุมน้ำอุ่นเป็นระบบควบคุมอุณหภูมิและอัตราการไหลของน้ำที่หัวฝักบัว โดยที่ผู้ใช้สามารถกำหนดสามารถป้อนค่าอุณหภูมิ (Tx) และอัตราการไหล (Fx) ที่ต้องการ จากนั้นระบบจะพยายามปรับค่าตำแหน่งของวาล์วน้ำเย็นและวาล์วน้ำร้อนสู่ตำแหน่งที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่าอุณหภูมิและค่าอัตราการไหลของน้ำที่หัวฝักบัวตามต้องการ รูปที่ ข.1 แสดงส่วนตอบโต้กับผู้ใช้ของระบบควบคุมน้ำอุ่น ส่วนตอบโต้กับผู้ใช้แบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) ส่วนบน เป็นการรับค่าต่างๆเพื่อใช้ในการสอนระบบซึ่งประกอบด้วยส่วนอินพุท และส่วนเอาต์พุท ในส่วนอินพุทหากเป็นการใช้งานจริงจะรับค่าต่างๆเหล่านี้จากอุปกรณ์เซนเซอร์ แต่ในโครงการนี้ได้ใช้ระบบจำลองจึงใช้การ simulate ด้วยการป้อนค่า พารามิเตอร์ต่างๆประกอบด้วย Tc Th Pc และ Ph ส่วนพารามิเตอร์ส่วนเอาต์พุทประกอบด้วย Fx และ Tx

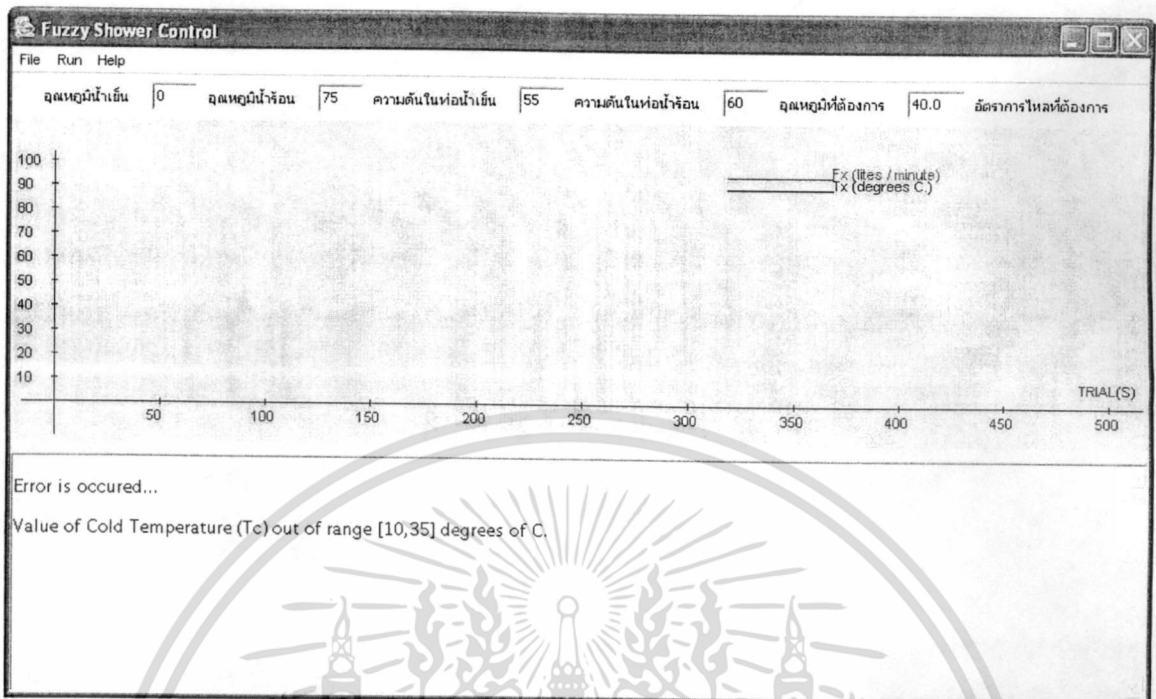
2) ส่วนกลาง เป็นส่วนแสดงผลกราฟของการเรียนรู้ แกนตั้งระบุค่าของพารามิเตอร์ Fx (ลิตรต่อนาที) และ Tx (องศาเซลเซียส) แกนนอนระบุจำนวนรอบ (trial) ของการเรียนรู้

3) ส่วนล่าง เป็นส่วนสื่อสารกับผู้ใช้ แจ้งข้อมูลต่างๆของระบบในแต่ละฟังก์ชันการทำงาน เช่น ดังรูปที่ ข.1 แสดงช่วงของค่าของพารามิเตอร์ต่างๆ



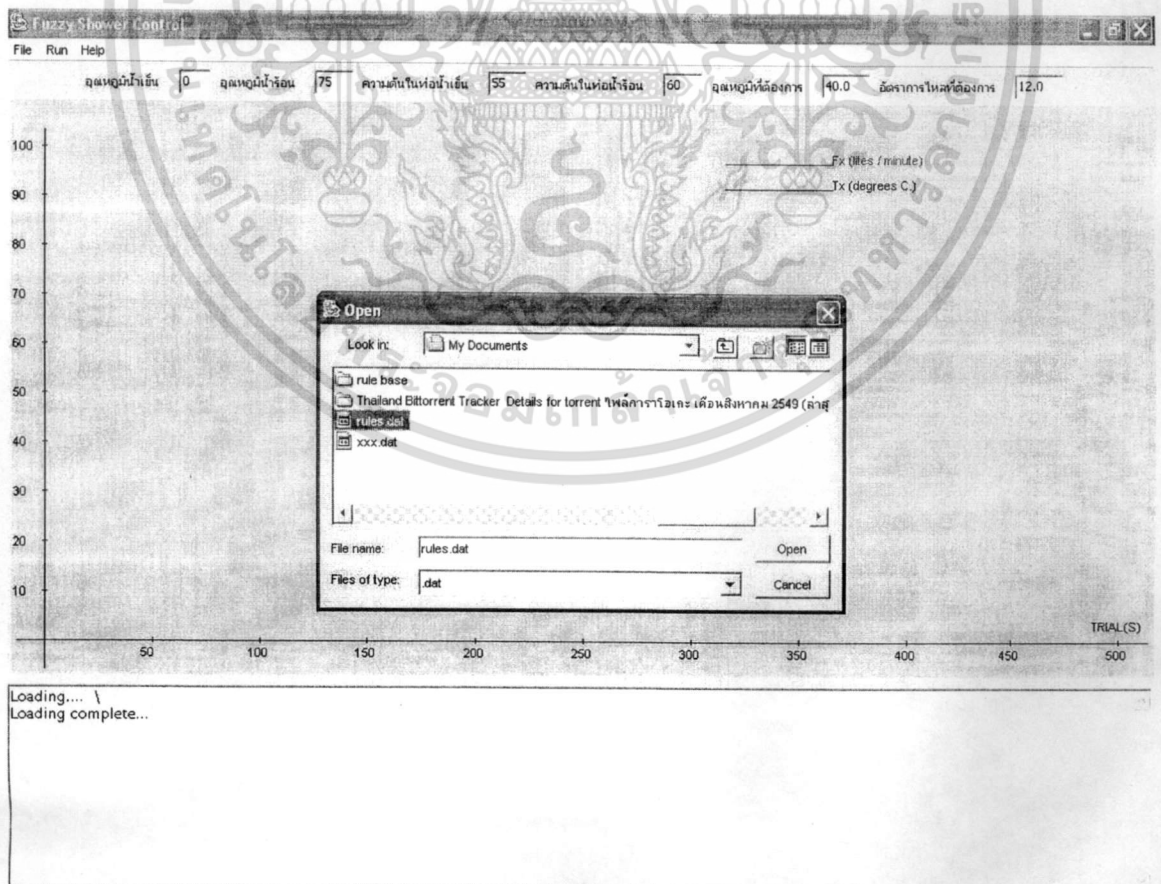
รูปที่ ข.2 ฟังก์ชันการสอนระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข.3 การแจ้งข้อผิดพลาด

รูปที่ ข.3 ระบบแจ้งข้อผิดพลาดเนื่องจากการป้อนข้อมูลพารามิเตอร์ T_c อยู่นอกช่วงของค่าที่กำหนด



รูปที่ ข.4 การโหลดกฎจากไฟล์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเฉพาะที่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ข.4 ระบบสามารถเก็บความรู้ที่ได้จากการเรียนรู้(กฎฟuzzy) ลงไฟล์และสามารถโหลดกลับเข้าสู่หน่วยความจำของระบบเพื่อใช้งานในอนาคตได้

ข.4 คู่มือโปรแกรม

โปรแกรมระบบควบคุมน้ำอุ่นเขียนด้วยภาษาจาวา โดยใช้เครื่องมือ JBuilder9.0 โครงสร้างของโปรแกรมแบ่งออกเป็น package ต่างๆดังนี้

application.fuzzyshower

FuzzyShowerControl.java

MainFrame.java

environment.shower

ShowerEnv.java

fuzzy

FuzzyRule.java

GaussianFunction.java

graphics.graph

Graph2D.java

gui

OpenFile.java

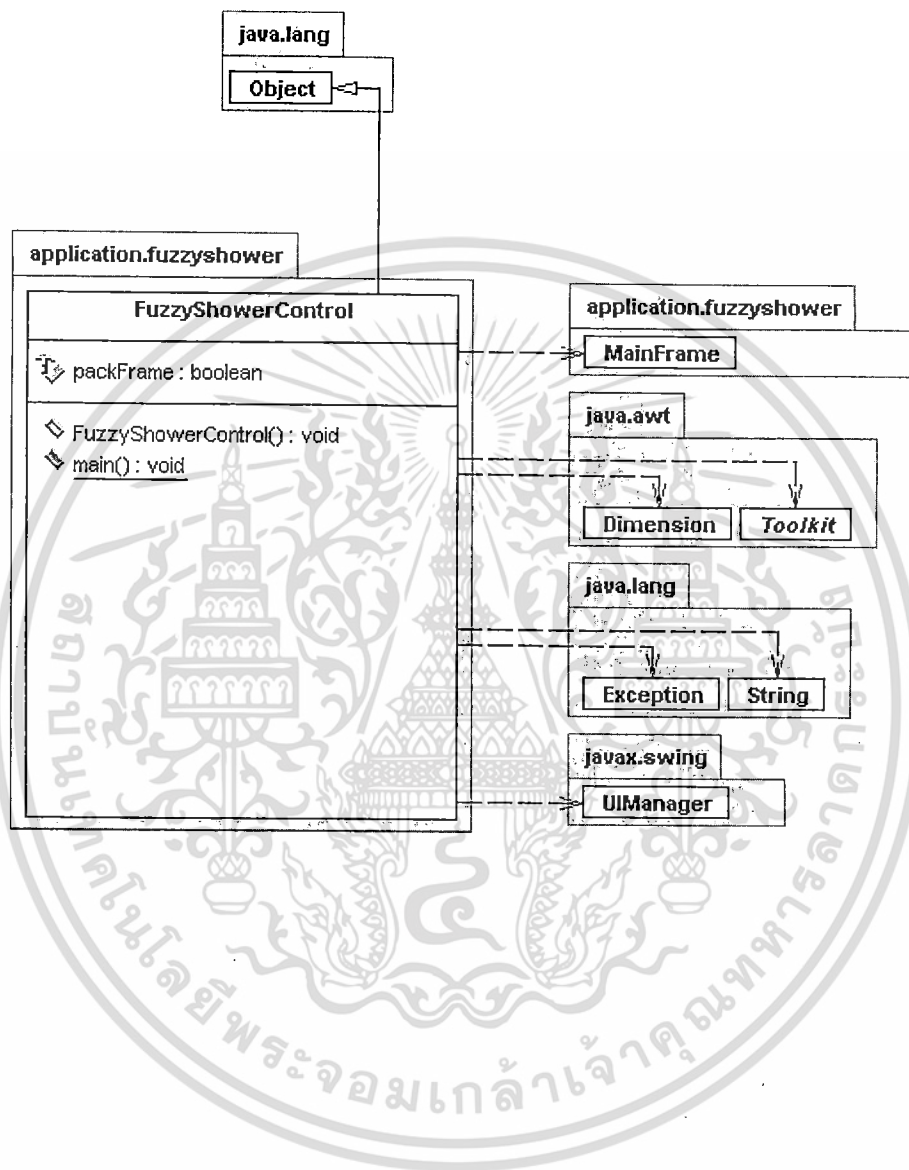
SaveFile.java

xcs

XCS_Shower_Control.java

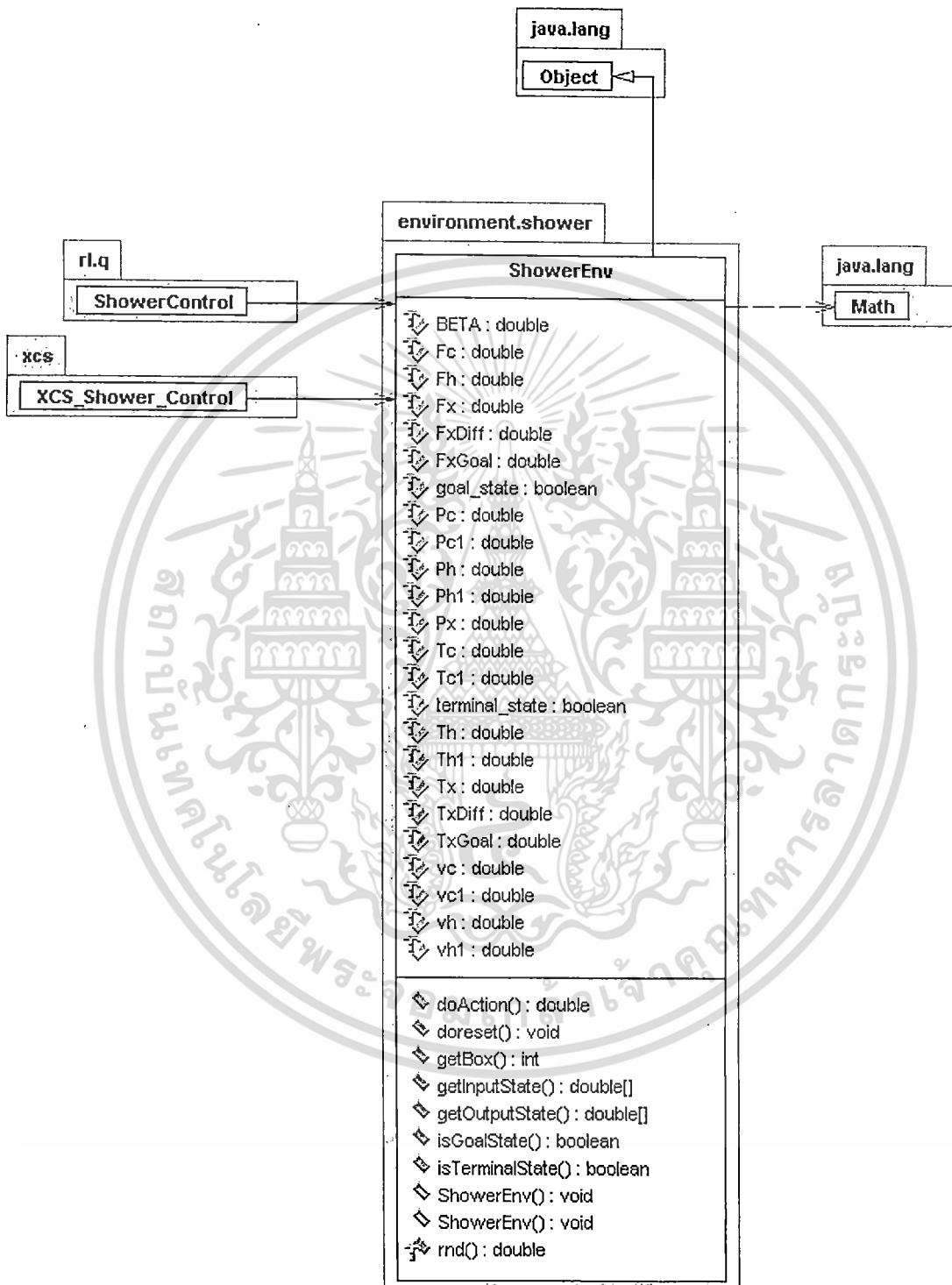
รายละเอียดโครงสร้างของแต่ละคลาสแสดงดังนี้

application.fuzzyshower.FuzzyShowerControl.java



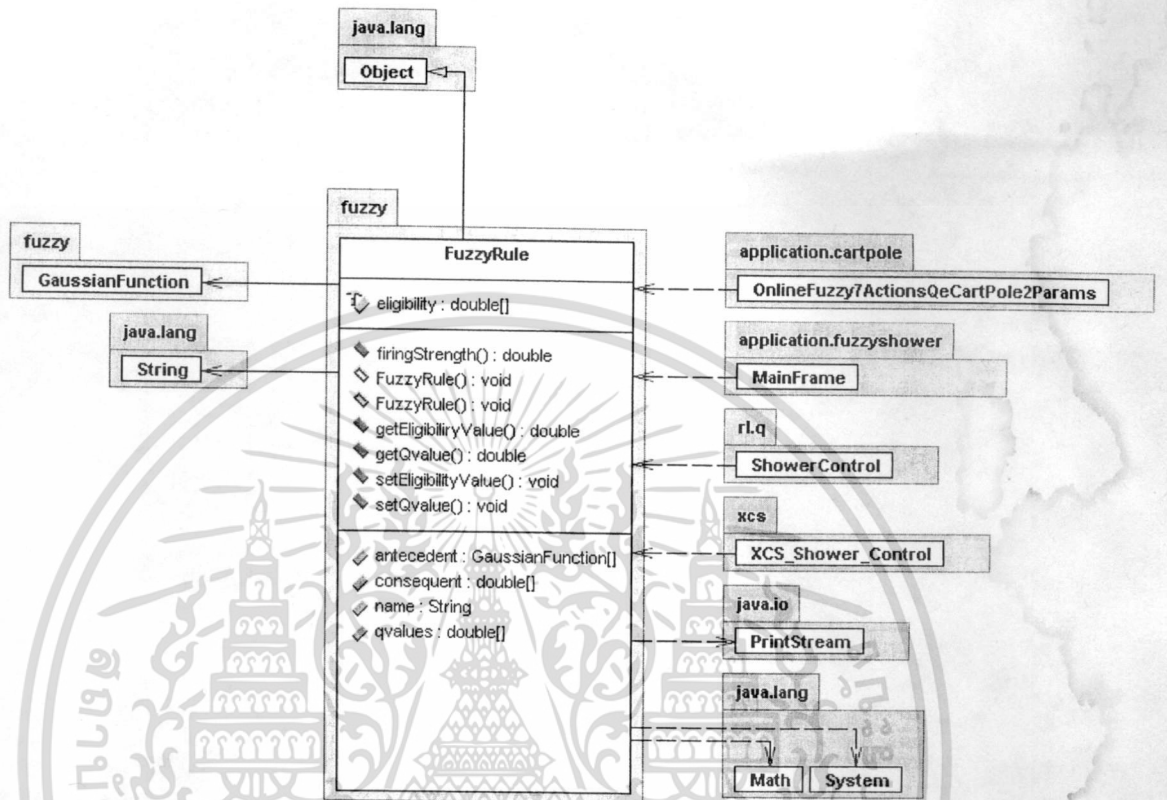
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

environment.shower.ShowerEnv.java

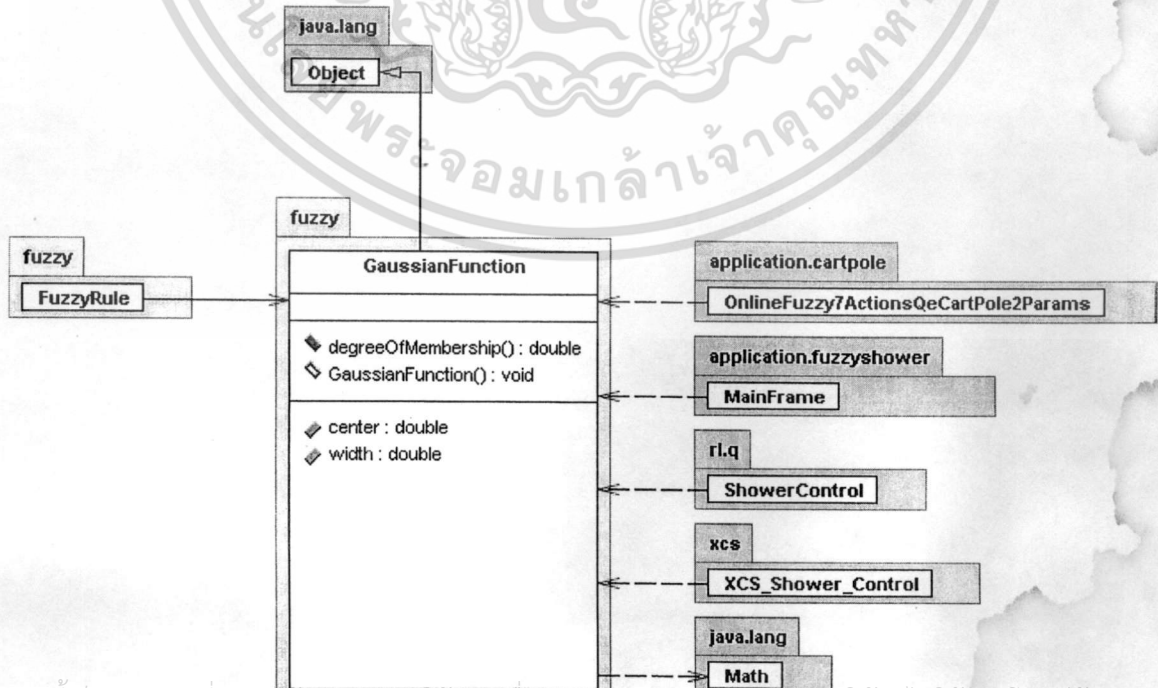


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

fuzzy.FuzzyRule.java

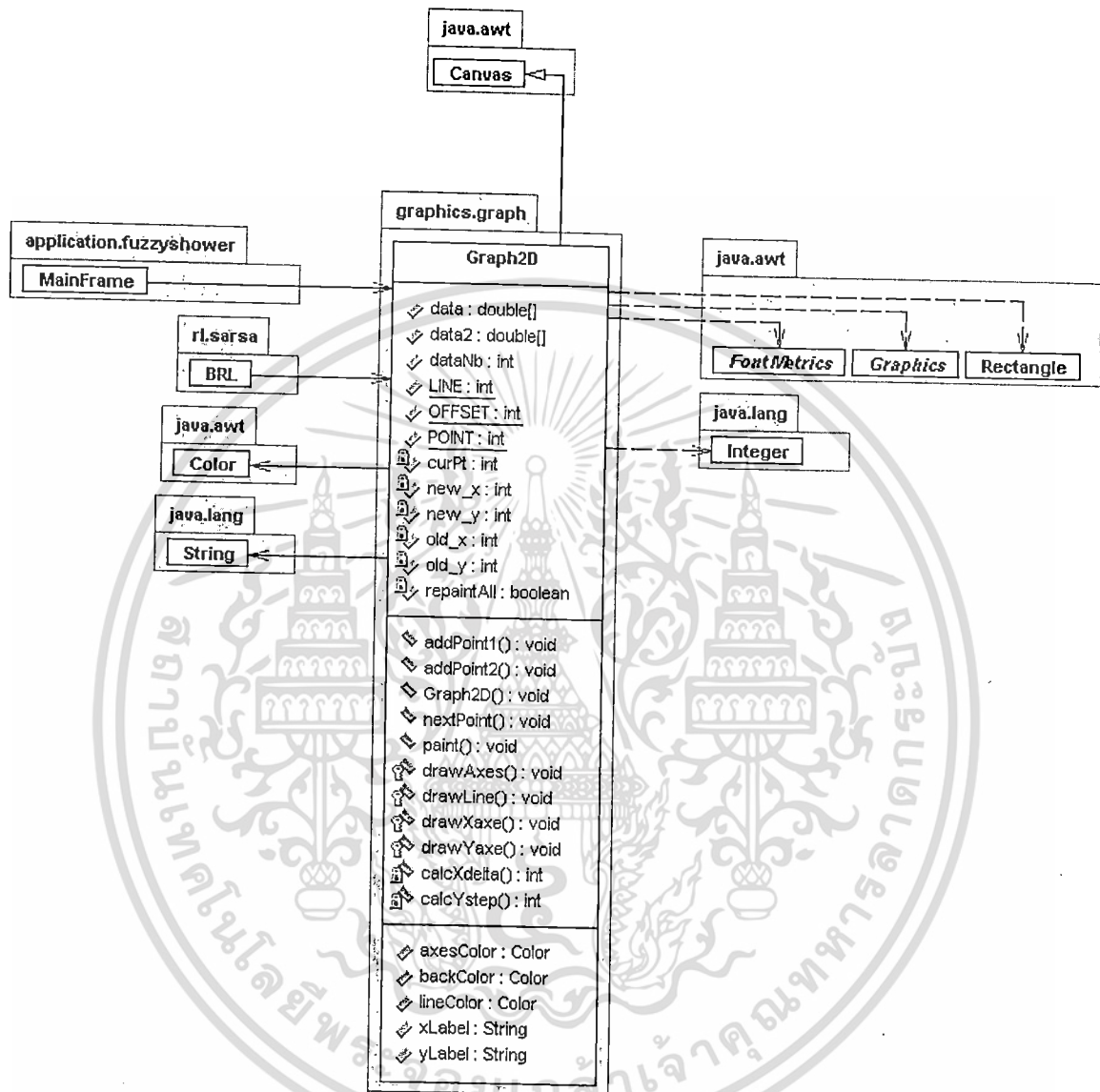


fuzzy.GaussianFunction.java



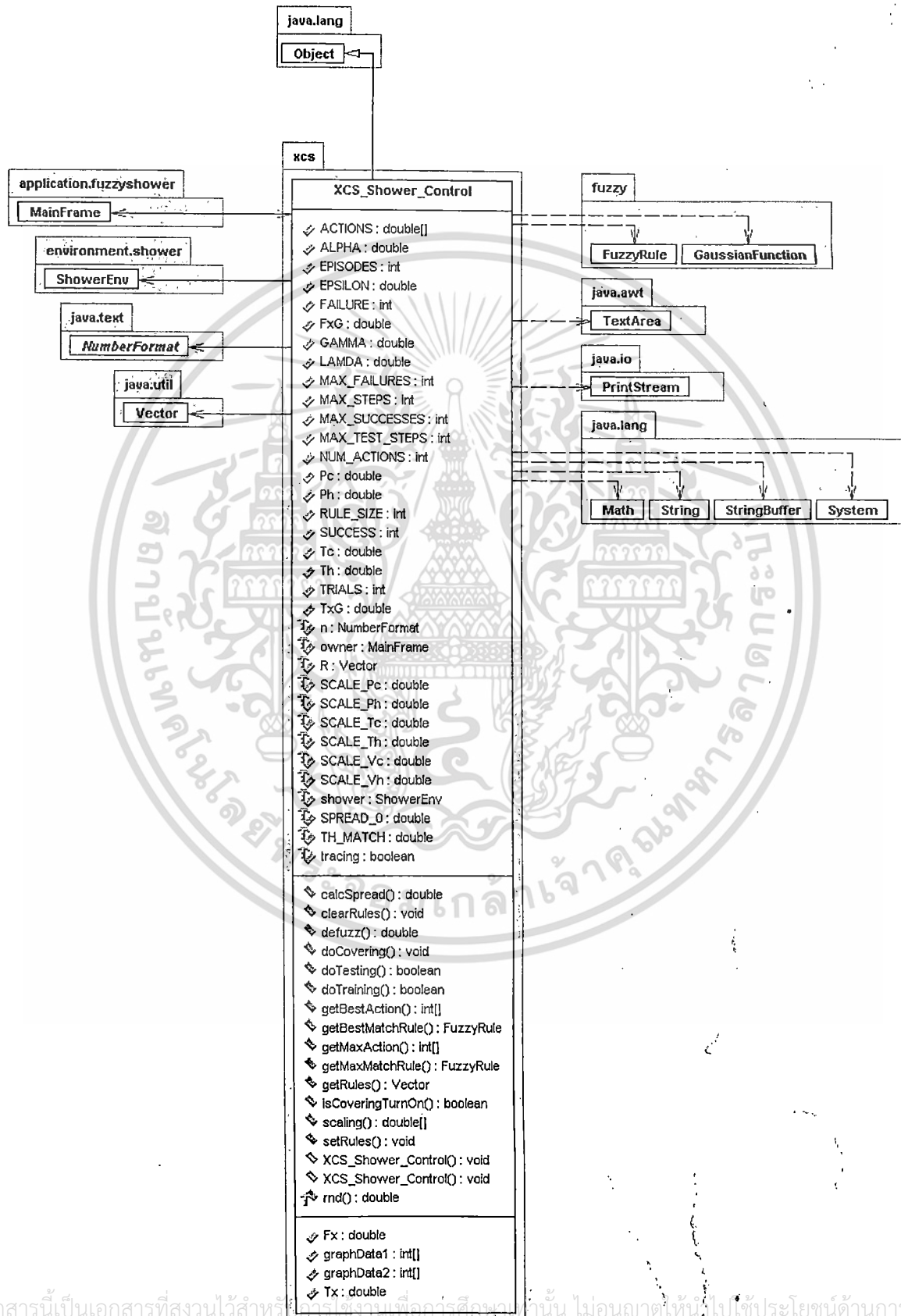
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

graphics.graph.Graph2D.java



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

xcs.XCS_Shower_Control.java



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เฉพาะงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้ 36