สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

ReCCIT
KMITL

รายงานฉบับสมบูรณ์

Final Report

การจัดการฐานความรู้โดยใช้ Case-Based Reasoning

Case-Based Reasoning for Knowledge Management Implementation

รศ.ดร. เอื้อน ปิ่นเงิน
นายไพฑูรย์ ศรีนิล
นายพรเทพ โรจนวสุ
นายสุรพล โรจนประดิษฐ
นายอเนก กอธนสาร

ห้องปฏิบัติการวิจัย ศาสตร์ข้อมูล
โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

RCH
Q
338.8
R446

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....83641
วัน,เดือน,ปี.....10 ก.ย. 2551

กันยายน พ.ศ. 2549

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

b.11982192
i.....

September 2006

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนจาก โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ (Research Center for Communications and Information Technology : ReCCIT) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2549 วงเงินงบประมาณ 56,534.00 บาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทสรุปย่อ

ห้องปฏิบัติการศาสตร์ข้อมูล กำลังพัฒนาระบบคลังความรู้และระบบสกัดความรู้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่โดยใช้หลักการทางปัญหาประดิษฐ์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อนำไปประยุกต์กับระบบจัดการความรู้ (Knowledge Management) ระบบการเรียนรู้แบบนิวรอลเน็ตเวิร์คและเทคนิคการสกัดความรู้ด้วยทฤษฎีรัฟเซ็ต (Rough Set) สามารถสกัดเอาความรู้เด่นชัด (Explicit Knowledge) จากฐานข้อมูลและนิวรอลเน็ตเวิร์คจะเรียนรู้จากความรู้ที่สกัดมาได้เพื่อปรับความรู้ให้มีความถูกต้องเพื่อให้สามารถนำไปใช้งานได้จริงและมีประสิทธิภาพสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

กิตติกรรมประกาศ I

บทสรุปย่อ II

บทคัดย่อ III

คำย่อและสัญลักษณ์ VI

บทที่ 1 บทนำ 1

บทที่ 2 ระบบการจัดการฐานความรู้แบบเรียนรู้ได้ 2

กระบวนการสกัดความรู้ด้วยทฤษฎีรัฟเซ็ต 2

โครงสร้างของระบบ 5

การสร้าง Case 8

การค้นคืน Case 11

บทที่ 3 สรุปและข้อเสนอแนะ 12

บทที่ 4 เอกสารอ้างอิง 13

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก สรุปผลงานภายใต้โครงการฯ 15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

การจัดการความรู้ (Knowledge Management) หรือ KM คือเครื่องมือสำหรับพัฒนาคนและองค์กรไปสู่การเป็นสังคมแห่งการเรียนรู้ จุดประสงค์ของ KM คือต้องการจัดการองค์ความรู้ต่างๆในองค์กรให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำกลับมาใช้ใหม่ได้ ความรู้ในองค์กรสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ 1) ความรู้เด่นชัด (Explicit Knowledge) ป็นความรู้ที่อยู่ในรูปแบบที่เป็นเอกสารหรือวิชาการ อยู่ในตำรา คู่มือปฏิบัติงาน และ 2) ความรู้ซ่อนเร้น (Tacit Knowledge) เป็นความรู้ที่แฝงอยู่ในตัวคน บุคลากร เป็นประสบการณ์ที่สั่งสมมายาวนาน เป็นภูมิปัญญา โดยที่ความรู้ทั้งสองประเภทนี้มีวิธีการจัดการที่แตกต่างกัน การจัดการความ รู้เด่นชัด จะเน้นไปที่การเข้าถึงแหล่งความรู้ ตรวจสอบ และตีความได้ เมื่อนำไปใช้แล้วเกิดความรู้ใหมก็นำมาสรุปไวเพื่อใช้อ้างอิงหรือให้ผู้อื่นเข้าถึงได้ต่อไปอ ส่วนการจัดการ ความรู้ซ่อนเร้น นั้นจะเน้นไปที่การถ่ายทอดความรู้ที่อยู่ในตัวผู้ปฏิบัติไปยังผู้ร่วมงานทำให้เกิดการเรียนรู้ร่วมกัน อันนำไปสู่การสร้างความรู้ใหม่ที่แต่ละคนสามารถนำไปใช้ในการปฏิบัติงานได้ต่อไป ในทางปฏิบัติความรู้ทั้งสองประเภทนี้สามารถเปลี่ยนสถานภาพสลับปรับเปลี่ยนไปตลอดเวลา งานวิจัยนำเสนอการจัดเก็บความรู้ทั้งสองประเภทลงในฐานความรู้ และการใช้งานฐานความรู้ โดยใช้ทฤษฎี Case-Based Reasoning (CBR)

ระบบ CBR คือระบบที่นำชิ้นส่วนของความรู้ที่ได้จากความรู้เด่นชัดและความรู้ซ้อนเร้นมาสร้างเป็นฐานความรู้ เพื่อใช้สำหรับเป็นกรณีตัวอย่างในกระบวนการตัดสินใจในปัญหาต่าง ๆ เช่นเหตุการณ์ใดๆ ที่เกิดขึ้นในปัจจุบันที่มีลักษณะคล้ายกับเหตุการณ์ที่เคยเกิดขึ้นในอดีต ดังนั้นเราจึงสามารถใช้วิธีการแก้ปัญหาในลักษณะเดียวกันกับวิธีที่ใช้แก้ปัญหาอย่างได้ผลในอดีตได้ ด้วยความสามารถของ CBR ทำให้เราประหยัดเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาและวิเคราะห์หาวิธีแก้ปัญหาได้อย่างมาก

ในงานวิจัยนี้แบ่งการทำงานของ CBR ออกเป็นสองส่วนใหญ่ได้คือ ส่วนการจัดกลุ่มสารสนเทศ (Data Clustering) และส่วนการสร้างกรณี(Case Generation) โดยส่วนการจัดกลุ่มสารสนเทศทำหน้าที่จัดกลุ่มข้อมูลในสารสนเทศที่จะนำมาใช้สร้างความรู้ในฐานความรู้โดยใช้ทฤษฎี Rough set และส่วนการสร้างกรณีทำหน้าที่สร้างกรณีตัดสินใจโดยใช้ทฤษฎี Nero-Fuzzy

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ระบบการจัดการฐานความรู้แบบเรียนรู้ได้

2.1 กระบวนการสกัดความรู้ด้วยทฤษฎีรัพเซ็ต

ทฤษฎีลัฟเซ็ตเป็นทฤษฎีที่ครอบคลุมเนื้อหากว้างและมีการนำไปประยุกต์ใช้งานกันในหลายๆด้าน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะขอกล่าวถึงเฉพาะเนื้อหาที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยที่นำเสนอเท่านั้น ส่วนเนื้อหาทั้งหมดโดยละเอียดสามารถศึกษาเพิ่มเติมได้จาก [1] และ [2]

ระบบสารสนเทศ (Information System)

กำหนดให้*ระบบสารสนเทศ* แทนด้วยคู่ลำดับ $\lambda = <U, A>$ หรืออาจจะมองในรูปฟังก์ชัน $f: U \times A \to V$ เมื่อ U คือเซ็ตของออปเจ็กต์เรียกว่ายูนิเวิร์ส A เป็นเซ็ตของแอทริบิวต์ และ V เป็นเซ็ตของค่าที่เป็นไปได้ของแต่ละแอทริบิวต์ในแต่ละออปเจ็กต์ แสดงได้โดย $a: V \to V_a$ โดยที่ V_a คือ value set ของ a สำหรับทุก $a \in A$

อย่างไรก็ตามในบางครั้ง*ระบบสารสนเทศ* อาจจะมีความรู้เดิมที่ใช้ในการจำแนกออปเจ็กในยูนิเวิร์สอยู่แล้วโดยแทนอยู่ในรูป*แอตทริบิวต์ตัดสิน* ซึ่งถ้าหากเป็นกรณีเช่นนี้เราจะเรียก *ระบบสารสนเทศ* นั้นว่าเป็น *ระบบตัดสิน* เขียนแทนด้วย $\lambda' = <U, A \cup \{d\}$ โดยที่ $d \notin A$ และเรียก $\{d\}$ ว่าเป็น *แอตทริบิวต์ตัดสิน* ตารางที่1 แสดงระบบตัดสินใจ $\lambda' = <U, \{Diploma, Experience, French, Reference\} \cup \{Decision\}>$

	Diploma (*i*)	*Experinece* (e)	*French* (*f*)	*Reference* (*r*)	*Decision*
x_1	MBA	Medium	Yes	Excellent	Accept
x_2	MBA	Low	Yes	Neutral	Reject
x_3	MCE	Low	Yes	Good	Reject
x_4	MSc	High	Yes	Neutral	Accept
x_5	MSc	Medium	Yes	Neutral	Reject
x_6	MSc	High	Yes	Excellent	Reject
x_7	MBA	High	No	Good	Accept
x_8	MCE	Low	No	Excellent	Reject

ตารางที่ 1 ระบบตัดสินใจ Hiring

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบตัดสินสามารถมีความซ้ำซ้อนได้ 2 ทนทางคือ ออปเจ็กต์ที่เหมือนกันปรากฏหลายครั้งในตารางเดียวกัน และแอทริบิวต์ที่ไม่มีอำนาจการจำแนกเป็นสมาชิกอยู่ใน *A* เราสามารถแสดงคุณสมบัติของออปเจ็กต์ที่มีความซ้ำซ้อน(เหมือนกัน)ด้วยความสัมพันธ์อีควิแวแลนซ์(Equivalance Relation)

กำหนดให้ I_B คือ *B-indiscernibility* สำหรับทุก $B \subseteq A$ โดยที่ $I_B = \{(x, y) \in U : \forall a \in B, a(x) = a(y)\}$ ดังนั้นออปเจ็กต์ $(x, y) \in I_B$ ใดๆแล้วออปเจ็กต์ x และ y คือออปเจ็กต์เหมือนกันหรือไม่สามารถแยกแยะได้ด้วยแอทริบิวต์ B อย่างไรก็ตามความสัมพันธ์ I_B สามารถเขียนแทนได้ด้วย $[x]_B$ โดยที่ทั้งสองสัญลักษณ์มีความหมายเหมือนกัน สำหรับในงานวิจัยนี้จะมอง $[x]_B$ เป็นกลุ่มก้อนของออปเจ็กต์ภายในขอบเขตความคล้ายเรียกว่า granules ตัวอย่างเช่นในระบบตัดสินดังตารางที่1 พิจารณาที่ *B={Diploma, Experience}* ดังนั้น I_B จะแบ่งยูนิเวิร์สออกเป็น

$$I_B = I_{\{Diploma, Experience\}} = \{\{x_3, x_8\}, \{x_4, x_6\}, \{x_5\}, \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_7\}\}$$

หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่า $\{x_3, x_8\}, \{x_4, x_6\}, \{x_5\}, \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_7\}$ เป็น granules ที่สร้างด้วย I_B

จากนิยามของ I_B จะพบว่ามันคือเครื่องมือสำหรับแบ่งยูนิเวิร์สของเป็นซับเซ็ตย่อยๆโดยที่ออปเจ็กต์ที่เป็นสมาชิกในแต่ละซับเซ็ตย่อยจะถือว่าเป็นออปเจ็กต์ที่เหมือนกัน(ค่าเท่ากัน) หรืออาจจะเรียกได้ว่าเป็นออปเจ็กต์ที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน อย่างไรก็ตามในระบบตัดสิน เมื่อพิจารณาแอทริบิวต์ตัดสินสำหรับการแบ่งยูนิเวิร์สแล้วไม่สามารถการันตีได้ว่าซับเซ็ตที่แบ่งได้จาก I_B นั้นจะมีความเป็นคริส์ป นั่นคือมีออปเจ็กต์บางตัวที่ไม่สามารถตัดสินได้ว่าจะเป็นสมาชิกของซับเซ็ตอันไหน(ลัฟออปเจ็กต์) ดังนั้นในระบบตันสินจึงต้องนิยามโอเปอร์เรเตอร์ขึ้นมาอีก 2 โอเปอร์เรเตอร์คือ B-upper approximation และ B-lower approximation เพื่อใช้ตัดสินลัฟออปเจ็กต์

กำหนดให้ $\lambda =< U, A >$ เป็นระบบสารสนเทศ $B \subseteq A$ และ $X \subseteq U$ เราสามารถกะประมาณ $[x]_B$ ที่อยู่ใน *X* โดยอาศัยความรู้ (ข้อมูล) ที่มีอยู่ใน *B* โดยใช้ B-*lower approximation* $\underline{B}X = \{x \in U : [x]_B \subseteq X\}$ และ B-*upper approximation* $\overline{B}X = \{x \in U : [x]_B \cap X \neq \phi\}$ ความสัมพันธ์ระหว่าง $X\ \overline{B}X\ \underline{B}X$ และ $[x]_B$ ดังแสดงในรูปที่1 ตัวอย่างจากตารางที่1 ถ้ากำหนดให้ *B={Diploma, Experience}* และ *X* คือคอนเซ็ปต์ "*Reject*" จะได้ว่า *X*={x_2, x_3, x_5, x_6, x_8} $\underline{B}X = \{\{x_2\}, \{x_3, x_8\}, \{x_4, x_6\}, \{x_6\}\}$ และ $\overline{B}X = \{\{x_2\}, \{x_3, x_8\}, \{x_4, x_6\}, \{x_5\}\}$ เป็นต้น

Reducts

การใช้ความสัมพันธ์ $[x]_B$ สามารถลดขนาดของ data set ได้หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือสามารถลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลได้โดยจัดออปเจ็กต์ที่เหมือนกันรวบเข้าด้วยกันเป็นก้อนเดียว แต่ความซ้ำซ้อนในระบบตัดสินนั้นเกิดจาก 2 หนทางดังที่กล่าวไปแล้วในหัวข้อที่ผ่านมา ดังนั้นการลดความซ้ำซ้อนจึงต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กำจัดแอทริบิวต์ที่ไม่มีความสำคัญหรือไม่มีอำนาจจำแนกออกไปให้ได้ด้วย กระบวนการนี้คือการค้นหา minimal set ของแอทริบิวต์ที่ทำให้ระบบตัดสินนั้นมีประสิทธิภาพคงเดิมในขณะที่จำนวนแอทริบิวต์มีจำนวนน้อยที่สุด โดยที่เซ็ตของแอทริบิวต์ดังกล่าวเรียกว่า Reducts

Dependency Rule Generation

กระบวนการสร้างกฎถือเป็นหัวใจหลักของงานวิจัยนี้ โดยเครื่องมือที่ใช้ในการสร้างกฎคือทฤษฎีลัฟเซ็ตเรื่อง d-reducts และ d-discernibility [2] ซึ่งจะอธิบายในหัวข้อนี้โดยสังเขป

กำหนดให้ $\lambda =< U, A >$ เป็นระบบตัดสิน โดยที่ $A = C \cup d$ เมื่อ C และ d เป็นแอทริบิวต์เงื่อนไขและแอทริบิวต์ตัดสินตามลำดับ กำหนดให้ $V_d = \{d_1, d_2, ..., d_l\}$ เป็นเซ็ตของค่าที่เป็นไปได้ของแอทริบิวต์ตัดสินที่แบ่งยูนิเวิร์สออกเป็น l กลุ่ม ดังนั้น $\lambda =< U, A >$ จึงสามารถแยกย่อยออกได้เป็น $\lambda_i =< U_i, A_i >$ เมื่อ $i = 1, 2, ..., l$ และ $U = U_1 \cup U_2 \cup ... \cup U_l$ ในขณะที่ $A_i = C \cup \{d_i\}$

จากนิยามที่กล่าวมาจะได้ $\{u_{i1}, u_{i2}, ..., u_{ip}\}$ คือเซ็ตของออปเจ็กต์ใน U_i ที่ปรากฏอยู่ใน λ_i เมื่อ $i = 1, 2, ..., l$ ดังนั้น d_i-reducts B={b_1, b_2, ...,b_k} เรียกว่า B-discernibility matrix เขียนแทนด้วย $Md_i(B)$ และสามารภหาค่าในเมทริกซ์ได้จากสมการที่ 1 ดังนี้

$$c_{ij} = \{a \in B : a(x_i) \neq a(x_j)\}, i = 1,2,...,n \quad (1)$$

สำหรับทุกๆ $x_j \in \{x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{ip}\}$ สามารถนิยามฟังก์ชัน discernibility ได้คือ

$$f_{d_i}^{x_j} = \wedge\{\vee(c_{ij}) : 1 \leq i, j \leq n, j < i, c_{ij} \neq \phi\} \quad (2)$$

ดังนั้น $f_{d_i}^{x_j}$ สามารถเขียนในรูป DNF (Disjunctive Normal Form) โดยที่ในแต่ละพจน์ของ DNF ใช้แทนหนึ่งกฎเรียกว่า r_i และแต่ละกฎที่ได้จะมีค่า dependency factor(df) เป็นตัวชี้วัดค่าความน่าเชื่อถือแสดงในสมการที่ 3

$$df_i = \frac{card(POS_{B_i}(d_i))}{card(U_i)} \quad (3)$$

เมื่อ $POS_{B_i}(d_i) = \bigcup_{X \in [x]_{d_i}} \underline{B_i}(X)$ และ $\underline{B_i}(X)$ คือ ขอบเขตล่างของ X เทียบกับ B_i โดยที่ B_i คือแอทริบิวต์เงื่อนไขที่ปรากฏในกฎ r_i ค่าของ r_i จะอยู่ในช่วง [0,1] แสดงค่าความน่าเชื่อถือของกฎ r_i ซึ่งถ้าค่านี้มีค่าเป็น 1 แสดงค่าเชื่อถือได้ร้อยเปอร์เซ็นต์ หรืออาจจะกล่าวได้ว่าความรู้ที่มีอยู่ใน B_i สามารถใช้สรุปข้อมูลใน $[x]_{d_i}$ ได้ครบถ้วนสมบูรณ์

ตัวอย่างเช่น: พิจารณาระบบตัดสินใจHiring $\lambda' =< U, \{Diploma(i), Experiment(e), French(f), \text{Re}ference(r)\} \cup \{Decision\} >$ ในตารางที่1 $V_{Decision} = \{Accept, \text{Re}ject\}$ คือเซ็ตของค่าที่เป็นไปได้ของแอทริ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บิวต์ตัดสิน Decision ดังนั้นเราสามารถแยกตารางที่1 ออกได้เป็น λ'_{Accept} และ λ'_{Reject} ดังแสดงในตาราง 2a และตาราง2b ตามลำดับ

	i	e	f	r	*Decision*
x_1	MBA	Medium	Yes	Excellent	Accept
x_4	MSc	High	Yes	Neutral	Accept
x_7	MBA	High	No	Good	Accept

(a)

	i	e	f	r	*Decision*
x_2	MBA	Low	Yes	Neutral	Reject
x_3	MCE	Low	Yes	Good	Reject
x_5	MSc	Medium	Yes	Neutral	Reject
x_6	MSc	High	Yes	Excellent	Reject
x_8	MCE	Low	No	Excellent	Reject

(b)

ตารางที่ 2 (a) ระบบตัดสินใจ Hiring_Accept" และ (b) ระบบตัดสินใจ Hiring_Reject

จากตารางทั้งสองเราสามารถสร้าง discernibility matrix $M_{accept}(C)$ และ $M_{Reject}(C)$ ตามสมการ (1) ตารางที่2 แสดง $M_{accept}(C)$ ส่วน $M_{Reject}(C)$ ก็มีกระบวนการสร้างเช่นเดียวกัน จากตารางที่2a เราจะได้ฟังก์ชัน discernibility f_{Accept} ดังนี้

$$f_{Accept} = (i \vee e \vee r) \wedge (e \vee f \vee r) \wedge (i \vee f \vee r)$$
$$= (e \wedge i) \vee (e \wedge f) \vee (i \wedge f) \vee r$$

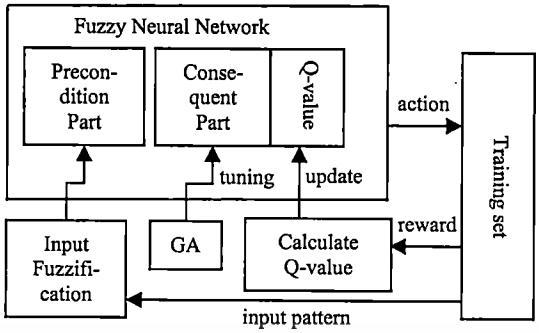
จาก f_{Accept} สามารถนำมาสร้างเป็นกฎเพื่อใช้สรุป $[x]_{d_{Accept}}$ ได้ดังนี้

$$Accept \leftarrow e \wedge i$$
$$Accept \leftarrow e \wedge f$$
$$Accept \leftarrow i \wedge f$$
$$Accept \leftarrow r$$

2.2 โครงสร้างของระบบ

การทำงานของระบบดังแสดงในรูปที่ 3 แบ่งออกเป็นระบบย่อยหลักๆ 5 ส่วน คือ ข้อมูลที่ใช้สอนระบบ(Training set) การจัดการข้อมูลนำเข้า(Input Fuzzification) การจัดการความรู้(Fuzzy Neural Network) การจัดการค่าคิว (Q-value) และจีนีติกอัลกอริทึ่ม รายละเอียดการทำงานของแต่ละระบบย่อยมีดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



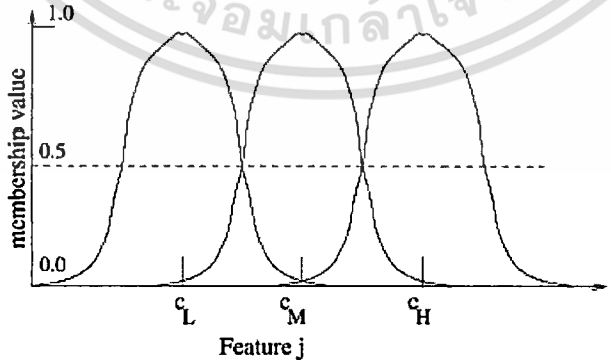
รูปที่ 3 ระบบการจัดการความรู้โดยใช้หลักการ CBR

1. ข้อมูลที่ใช้สอนระบบ (Training set)

ข้อมูลที่ใช้สอนระบบจะเป็นความรู้เด่นชัดที่เก็บในลักษณะของระบบตัดสินใจ (Decision Systems) อย่างไรก็ตามข้อมูลสำหรับสอนระบบสามารถที่จะเป็นความรู้ซ่อนเร้นได้โดยจะต้องแปลงความรู้ซ่อนเร้นดังกล่าวให้อยู่ในรูปความรู้เด่นชัดเสียก่อนเพราะตามทฤษฎีแล้วความรู้ทั้งสองประเภทสามารถเปลี่ยนกลับไปกลับมาได้

2. การจัดการข้อมูลนำเข้า (Input Fuzzification)

ข้อมูลนำเข้าอยู่ในรูปเวคเตอร์ขนาด n มิติ $X=[x_1, x_2,..., x_n]$ โดยที่ x_i เป็นตัวเลข (crisp value)เพื่อให้ระบบสามารถจัดการกับข้อมูลที่คลุมเครือได้จึงแทนข้อมูล n มิติให้เป็น 3n มิติในรูปฟัซซี่ *low medium* และ *high* แทนด้วย $X=[low(x_1), medium(x_1), high(x_1), ..., low(x_n), medium(x_n), high(x_n)]$ โดยที่ฟัซซี่ *low medium* และ *high* แทนด้วย PI ฟังก์ชันดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 PI ฟังก์ชัน

PI ฟังก์ชันมีพารามิเตอร์ c_L c_M และ c_H แสดงศูนย์กลางของ PI ฟังก์ชัน *low medium* และ *high* ตามลำดับ และพารามิเตอร์ λ_L , λ_M , และ λ_H แสดงรัศมีของ PI ฟังก์ชัน *low medium* และ *high* ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

$$
\begin{aligned}
c_L(x_j) &= m_{jl} \\
c_M(x_j) &= m_j \\
c_H(x_j) &= m_{jh} \\
\lambda_L(x_j) &= c_M(x_j) - c_L(x_j) \\
\lambda_H(x_j) &= c_H(x_j) - c_M(x_j) \\
\lambda_M(x_j) &= 0.5(c_H(x_j) - c_L(x_j))
\end{aligned}
$$

เมื่อ m_j คือค่าเฉลี่ย (mean) ของฟีเจอร์ (feature) x_j ค่า m_{jl} คือค่าเฉลี่ยในช่วง $[x_{jmin}, m_j)$ และค่า m_{jh} คือค่าเฉลี่ยในช่วง $(m_j, x_{jmax}]$ โดยที่ค่า x_{jmin} และ x_{jmax} คือค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของฟีเจอร์ x_j

3. การจัดการความรู้ (Fuzzy Neural Network)

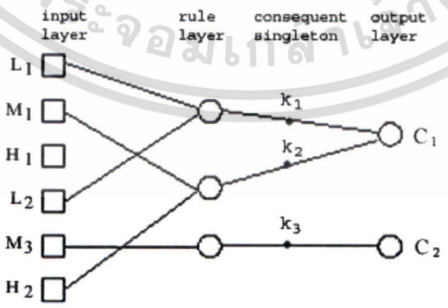
ระบบย่อยในส่วนการจัดการความรู้จะนำข้อมูลที่ได้จากข้อมูลที่ใช้สอนระบบมาสร้างเป็นโมเดลที่ใช้แทนความรู้ ในงานวิจัยนี้เลือกใช้โมเดลแบบ Fuzzy Neural Network เนื่องจากต้องการให้ส่วนการจัดการความรู้สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือได้

3.1 โครงสร้างของหน่วยการจัดการความรู้

ลักษณะโครงสร้างหลักจะอาศัยโครงสร้างของนิวรอนเน็ตเวิร์คโดยที่โทโปโลยี (Topology) จะถูกสร้างด้วยทฤษฎีรัฟเซ็ต (Rough Sets) โดยใช้เทคนิคการสร้าง rough set dependency rule ตัวอย่างเช่นในรูปที่ 5 แสดงการสร้างเน็ตเวิร์คโทโปโลยีด้วยทฤษฎีรัฟเซ็ตสำหรับสังเคราะห์กฎฟัซซี่เพื่อเก็บลง CBR

Dependency rule: $C_1 \leftarrow (L_1 \wedge L_2) \vee (M_1 \wedge H_2) \quad C_2 \leftarrow M_3$

Fuzzy rule: if x_1(t) is L_1 AND x_2(t) is L_2 then c_1 is k_1
if x_1(t) is M_1 AND x_2(t) is H_2 then c_1 is k_2
if x_1(t) is M_3 then c_2 is k_3



รูปที่ 5 การสร้างเน็ตเวิร์คโทโปโลยีด้วยทฤษฎีรัฟเซ็ต

รูปที่ 5 แสดงเน็ตเวิร์คโทโปโลยีโดยสามารถนำไปสังเคราะห์เป็นกฎฟัซซี่ได้ คือพิจารณาอินพุทเลเยอร์ (Input layer) และรูลเลเยอร์ (Rule layer) เป็นฟัซซี่ปรีคอนดิชัน (Fuzzy precondition part) และพิจารณา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
83641

ค่าน้ำหนัก(Synaptic weight)ระหว่างอินพุทเลเยอร์กับเอาท์พุทเลเยอร์ (Output layer) เป็นฟัซซี่คอนซีเควน (Fuzzy consequent part) ดังแสดงในส่วนบนของรูปที่ 5 เป็นต้น

3.2 การเรียนรู้ของหน่วยการจัดการความรู้

จุดประสงค์งานวิจัยนี้คือต้องการหาค่าเซ็ตของค่าน้ำหนักระหว่างอินพุทเลเยอร์กับเอาท์พุทเลเยอร์ เมื่อได้เซ็ตของค่าน้ำหนักที่เหมาะสมแล้วก็นำไปแทนลงในฟัซซี่คอนซีเควนเพื่อเก็บลง CBR ต่อไป งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้จีนีติกอัลกอริทึมสำหรับสอนระบบโดยที่สมการค่าความเหมาะสม (Fitness function) จะใช้ค่าคิวจากสมการของกระบวนการเรียนรู้แบบคิว (Q-learning)

3.3 การออกแบบโครโมโซมของจีนีติกอัลกอริทึม

โครโมโซมแต่ละตัวแทนเซ็คของค่าน้ำหนัก ขนาดของแต่ละโครโมโซมเท่ากับ L ยีนส์สำหรับแทนกฎฟัซซี่ L กฎ โดยที่แต่ละยีนส์แทนค่าคอนซีเควนซิงเกิลตัน (Consequent singleton) ของแต่ละกฎฟัซซี่ แต่ละโครโมโซมจะมีค่าคิว (q-value) เป็นตัวระบุค่าความเหมาะสม เมื่อใดก็ตามที่มีอินพุท (input pattern) เข้ามาในระบบโครโมโซมตัวที่มีค่าคิวมากๆจะมีสิทธิ์ถูกเลือก(มากกว่าตัวอื่น) เพื่อนำเซ็ตของค่าน้ำหนักในโครโมโซมดังกล่าวไปแทนในกฎฟัซซี่ทั้ง L กฎ จากนั้นทดสอบการทำงานของระบบ คำนวณค่าความผิดพลาด และปรับปรุงค่าคิวของโครโมโซมดังกล่าวด้วยสมการการเรียนรู้แบบคิวคือ

$$q_{\hat{i}}(t) = q_{\hat{i}}(t) + \alpha\,(r(t) + \gamma\,(q_{i^*}(t) \quad q_{\hat{i}}(t))$$

เมื่อ $q_{\hat{i}}(t)$ คือโครโมโซมที่ถูกเลือกแบบ e-greedy ในรอบที่ t โดยพิจารณาจากค่าคิวของแต่ละโครโมโซม $q_{i^*}(t)$ คือโครโมโซมที่มีค่าคิวสูงสุดของประชากรทั้งหมด α คือค่าคงที่ระบุอัตราการเรียนรู้ γ คือค่าคงที่ระบุอัตราการลืมเลือน และ $r(t)$ คือค่าประสิทธิผลจากการกระทำครั้งปัจจุบันมีค่าอยู่ในช่วง [0,1]

เมื่อจบในแต่ละรอบของการเรียนรู้ (epoch) จะทำกระบวนการจีนีติกอัลกอริทึม 1 ครั้งเพื่อวิวัฒนาการเซ็ตของค่าน้ำหนักเพื่อให้ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด กระบวนการเรียนรู้จะทำซ้ำจากขั้นตอนแรกจนถึงกระบวนการจีนีติกอัลทึม การทำงานจะวนรอบไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้คำตอบที่เหมาะสม

2.3 การสร้าง Case

ในหัวข้อนี้อธิบายวิธีในการสร้างเคส โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักๆดังนี้ 1.) สร้างกฎในรูปฟัซซี่ด้วยทฤษฎีลัฟเซ็ต และ 2.) เปลี่ยนกฎที่อยู่ในรูปฟัซซี่ไปเป็นเคส

ในกระบวนการแรกก่อนที่เราจะสร้างกฎในรูปฟัซซี่ได้จะต้องเปลี่ยนฟัซซี่เซ็ตให้เป็นคริส์ปเซ็ตเสียก่อนด้วย $\alpha - cut$ หรือกล่าวอีกอย่างได้ว่าเป็นการเปลี่ยนฟัซซีฟังก์ชันไปเป็นไบนารี่ฟังก์ชัน ดังแสดงใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่3 ใช้ $\alpha-cut$ = 0.5 บนเวคเตอร์ขนาด 2-มิติเพื่อสร้าง crisp granule ขนาด 3^2 = 9 เซลล์ อย่างไรก็ตาม เราสามารถสร้าง fuzzy granule โดยตรงได้ [3], [4] รูปที่ 3 แสดงไดอะแกรมของการสร้างเคส ข้อมูลเข้าของกระบวนการทั้งหมดเป็นค่าความเป็นสมาชิกของฟัซซี่เซ็ตและเอาท์พุทสุดท้ายของกระบวนการคือเคสที่อยู่ในรูปฟัซซี่ฟังก์ชันที่ใช้เป็นตัวแทนของแต่ละออปเจ็กต์ที่เป็นสมาชิกในแต่ละ granule ในขณะที่กระบวนการภายในจะกระทำกับข้อมูลที่เป็นคริส์ปเซ็ต ตัวอย่างเช่นในบล็อคที่2 ของรูปที่ 3 มีข้อมูลเข้าเป็นค่าแบบฟัซซี่และให้เอาท์พุทเป็นค่าแบบคริส์ปหรือเป็นไบนารี่ฟังก์ชัน ซึ่งการทำงานโดยละเอียดในแต่ละบล็อกจะอธิบายในหัวข้อต่อไป

การกำหนดค่าขั้นต่ำและการสร้างกฎ

พิจารณาค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละออปเจ็กต์ใน 3n ฟัซซี่ฟังก์ชัน จากนั้นให้เปลี่ยนค่าความเป็นสมาชิกให้อยู่ในรูปไบนารี่โดยกำหนดให้แต่ละแอทริบิวต์ของแต่ละฟัซซี่เซ็ตที่มีค่าความเป็นสมาชิกมากกว่าหรือเท่ากับค่า Th (=0.5) หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่าเราเลือกใช้ 0.5-cut ของทุกๆฟัซซี่เซ็ต Low Medium และ High ให้มีค่าความเป็นสมาชิกเป็น "1" ตัวอย่างเช่น พิจารณาจุด X ในรูปที่3 ที่มี 3n ฟัซซี่เซ็ต อธิบายออปเจ็กต์ในรูปเวคเตอร์จะได้ F=[0.4,0.7,0.1,0.2,0.8,0.4] เมื่อเปลี่ยนให้อยู่ในรูปไบนารี่เวคเตอร์โดยใช้ $0.5-cut$ จะได้ F=[0,1,0,0,1,0] ทำให้ได้ 3*3 crisp granules ภายใต้ขอบเขตพิจารณา

หลังจากแปลงทุกเวคเตอร์ให้อยู่ในรูปไบนารี่แล้วก็จะได้ระบบตัดสินสำหรับใช้ทฤษฎีลัฟเซ็ตสร้างเป็นกฎต่างๆ โดยมองฟีเจอร์ต่างๆของเวคเตอร์เป็นแอทริบิวต์ของตาราง ตามลำดับ

ลำดับต่อไปจะกล่าวถึงกระบวนการกำจัด noisy pattern เพื่อทำให้การจัดกลุ่มของออปเจ็กต์ในโดเมนมีความแม่นยำขึ้นหรือกล่าวได้ว่าเพื่อให้ได้ฟัซซี่ฟังก์ชันที่ใช้อธิบายกลุ่มออปเจ็กต์ได้ที่ดีที่สุด กำหนดให้ d_k คือกลุ่มของออปเจ็กต์ที่เป็นคลาสเดียวกันซึ่งแบ่งออกเป็น m กลุ่ม $O_1, O_2,..., O_m$ โดยที่ $card(O_i) = n_{ki}$ เมื่อ $\sum_{i=1}^{m} n_{ki} = n_k$ และให้ $n_{k1} \geq n_{k2} \geq ... \geq n_{km}$ เมื่อ n_{ki} แทนจำนวนของออปเจ็กต์ในแต่ละกลุ่ม ดังนั้นถ้าหากเขียนแทนออปเจ็กต์ทั้งหมดด้วยอาเรย์ 2 มิติขขนาด m*3n และกำหนดให้ $n'_{k1} > n'_{k2} > ... > n'_{km}$ แทนค่าจำนวนที่ไม่ซ้ำกันของแต่ละ n_{ki} แล้วเราจะสามารถใช้สมการ (4) กำจัด noisy pattern ได้

$$Tr = \left\lceil \frac{\sum_{i=1}^{m} \frac{1}{n'_{ki} - n'_{k\,i+1}}}{Th} \right\rceil \qquad (4)$$

กลุ่ม O_i ใดๆที่มีค่าจำมีจำนวนออปเจ็กต์ภายในกลุ่มน้อยกว่าค่าT r จะถือว่าเป็น noisy pattern และจะถูกกำจัดออกจากโดเมนก่อน จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ในตาราง(อาเรย์ 2 มิติ)เข้าสู่กระบวนการสร้างกฎ[1],[5]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเปลี่ยนจากฎเป็น Case

หัวข้อนี้อธิบายวิธีการหาค่า rough dependency เพื่อสร้างเคสต่าง โดยกระบวนการเริ่มจากข้อมูลที่เป็นอินพุทของระบบจะถูกกำจัดส่วนที่เป็นขยะ(noisy pattern) ออกไป จากนั้นนำข้อมูลที่ได้เข้าสู่กระบวนการต่อไป โดยเอาท์พุทสุดท้ายของระบบคือเคสต่างๆที่ใช้สำหรับเป็นตัวแทนในการอธิบายปัญหาและวิธีแก้ปัญหาของแต่ละคลัสเตอร์ของข้อมูลในขอบเขตพิจารณา ขั้นตอนการทำงานแบ่งออกเป็นขั้นตอนดังนี้

1. พิจารณาส่วน antecedent ของกฎฟัซซี่ ตัวแปรภาษาแต่ละตัวจะต้องเชื่อมด้วยโลจิก AND
2. ในแต่ละกฎฟัซซี่จะมีนิยามด้วยสามฟัซซี่เซ็ตคือ Low Medium และ High โดยมีค่า c และ λ เป็นตัวระบุค่าศูนย์ถ่วงกลางและค่ารัศมีของฟัซซี่ฟังก์ชันตามลำดับ
3. ในส่วน consequence ของกฎฟัซซี่จะมีค่า df นิยามตามสมการ (3) เป็นตัวระบุความน่าเชื่อถือและความสำคัญของแต่ละกฎ

ดังนั้นโครงสร้างของเคสจึงประกอบไปด้วยข้อมูลต่างๆต่อไปนี้

```
Case{
      Feature i: fuzzset_i :center, radius;
      ……
      Class k
      Strength
}
```

เมื่อ fuzzset_i ระบุฟัซซี่เซ็ต Low Medium และ High ของฟีเจอร์ F_i ตามลำดับ

ตัวอย่าง จากรูปที่5 ข้อมูล 2 กลุ่มถูกทนด้วยเวคเตอร์ 2-มิติ ใช้ 0.5-cut แบ่งพื้นที่ออกเป็น 3^2=9 granules สำหรับใช้อธิบายกลุ่มข้อมูล 2 กลุ่มคือ C1 และ C2 จากนั้นใช้สมการ (4) สร้างกฎจะได้

$$C_1 \leftarrow L_1 \wedge H_2 \,, df = 0.4$$
$$C_2 \leftarrow H_1 \wedge L_2 \,, df = 0.5$$

กำหนดให้พารามิเตอร์ต่างๆของฟัซซี่เซ็ต Low Medium และ High มีค่าเป็น

$$Feature1 : c_L = 0.1, \lambda_L = 0.5, c_M = 0.5, \lambda_M = 0.7, c_H = 0.7, \lambda_H = 0.4$$
$$Feature2 : c_L = 0.2, \lambda_L = 0.5, c_M = 0.4, \lambda_M = 0.7, c_H = 0.9, \lambda_H = 0.5$$

ดังนั้นจะได้เคสจำนวน 2 เคสดังนี้

case 1{

Feature No: 1, fuzzset (L): center=0.1, radius=0.5

Feature No: 2, fuzzset (H): center=0.9, radius=0.5}

Class = 1

Strength = 0:5

}

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

case 2{

Feature No: 1, fuzzset (H): center=0.7, radius=0.4

Feature No: 2, fuzzset (L): center=0.2, radius=0.5

Class = 2

Strength = 0:4

}

2.4 การค้นคืน Case

หลังจากเสร็จสิ้นกระบวนการในหัวข้อที่4.2 เราจะได้เคสต่างๆที่อธิบายในรูปฟัซซี่ $\pi - function$ ที่มีค่า c และ λ ของแต่ละฟังก์ชันต่างกันแล้วเก็บลงในฐานความรู้ ในหัวข้อนี้จะอธิบายขั้นตอนการค้นหาเคสที่ใกล้เคียงกับปัญหาที่เราพิจารณาเพื่อใช้ข้อมูลที่อยู่ในเคสดังกล่าวนำมาตอบปัญหา การค้นหาเคสที่ใกล้เคียงกับปัญหาที่เราพิจาณาใช้ฟังก์ชันวัดค่าความคล้ายดังแสดงในสมการ (10)

$$sim(F,p) = \sqrt{\frac{1}{n_p}\sum_{j=1}^{n_p}(\mu^j_{fuzzset}(F_j))^2} \qquad (10)$$

เมื่อ F คือรูปแบบของปัญหาที่เรากำลังพิจารณา(ยังไม่รู้กลุ่มของปัญหา)แทนอยู่ในรูปเวคเตอร์ n-มิติ และ p คือเคสที่อยู่ในฐานความรู้ ในขณะที่ $\mu^j_{fuzzset}(F_j)$ คือค่าความเป็นสมาชิกของฟีเจอร์ F_j ในฟัซซี่เซ็ตตามระบุอยู่ในเคส p ซึ่งถ้าหากค่า $\mu^i = 1$ สำหรับทุกๆ F_j จะทำให้ค่า sim(F,p)=1 หรือมีค่าสูงสุด และถ้าหาก $\mu^i = 0$ สำหรับทุกๆ F_j จะทำให้ค่า sim(F,p)=0 หรือหมายความว่าปัญหา F ไม่มีความคล้ายกับเคส p เลยแม้แต่น้อย

ดังนั้นเคสใดๆที่มีให้ค่า sim(F,p) สูงที่สุดแล้วเราจะถือว่าปัญหาดังแสดงตาม F จะนิยามให้อยู่กลุ่มเดียวกันกับปัญหาที่ระบุอยู่ในเคส p ด้วยค่าความน่าเชื่อถือดังระบุด้วยค่า Case Strength ในเคส p ด้วยเช่นเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
สรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการสกัดความรู้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อเก็บความรู้ดังกล่าวลงระบบ CBR ในรูปแบบกฎฟัซซี่ ด้วยความสามารถด้านการจัดการข้อมูลที่มีความคลุมเครือและความสามารถด้านการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์คทำให้ระบบจัดการความรู้ที่ได้จะงานวิจัยนี้มีประสิทธิภาพสูง ในกระบวนการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์คได้รับการสนับสนุนโดยจีนีติกอัลกอริทึ่มและการเรียนรู้แบบคิว(Q-learning) ด้วยความสามารถของการเรียนรู้แบบคิวทำให้ระบบสามารถพัฒนาตัวเองให้เป็นระบบที่สามารถเรียนรู้ได้โดยไม่ต้องมีผู้สอน และ/หรือ เป็นระบบกึ่งอาศัยผู้สอนได้

ด้วยการประยุกต์เทคนิคทางด้านปัญหาประดิษฐ์เข้ามาใช้ในงานการจัดการความรู้ทำให้ความรู้เด่นชัดสามารถเรียนรู้ได้ด้วยคอมพิวเตอร์โดยทำงานแบบอัตโนมัติทำให้มีประโยชน์ต่อองค์กรเป็นอย่างมากในการจัดการองค์ความรู้ เก็บองค์ความรู้ และการนำองค์ความรู้มาใช้ทั้งปัจจุบันและอนาคต อย่างไรก็ตามระบบที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ใช้โครงสร้างแบบนิวโรฟัซซี่และใช้กระบวนการเรียนรู้โดยอาศัยการสนับสนุนจากจีนีติกอัลกอริทึ่มจึงมีด้อยที่ความเร็วในกระบวนการเรียนรู้ ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับระบบ การปรับปรุงกลไกในการเรียนรู้ของระบบจะต้องถูกปรับปรุงให้ดีขึ้นซึ่งทางผู้วิจัยจะดำเนินการต่อไปในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
เอกสารอ้างอิง

[1] Z. Pawlak, Rough Sets, Theoretical Aspects of Reasoning about Data. Dordrecht: Kluwer Academic, 1991.

[2] L. Polkowski, A. Skowron, and J. Komorowski, "Approximate Case-Based Reasoning: A Rough Mereological Approach," Proc.Fourth German Workshop Case-Based Reasoning, System Deveolpment, and Evaluation, pp. 144-151, 1996.

[3] T.Y. Lin, L.A. Zadehand J. Kacprzyk, eds. "Granular Computing: Fuzzy Logic and Rough Sets,"Computing with Words in Information/ Intelligent Systems, pp. 183-200, Physica-Verlag, Heidelberg, 1999.

[4] L.A. Zadeh, J. Man-Machine Studies. "Fuzzy-Algorithmic Approach to the Definition of Complex or Imprecise Concepts,", vol. 8, pp. 249-291, 1976.

[5] T.Y. Lin and R. Chen, "Finding Reducts in Very Large Databases," Proc. Joint Conf. Information Science Research, pp. 350-352, 1997

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก สรุปผลงานภายใต้โครงการฯ

[1] Phaitoon Srinil, Pornthep Rojanavasu, Kreangsak Tamee, and Ouen Pinngern, "Case Representation using Rough-Neuro-Fuzzy with GA-Learning," *Electrical Engineering/Electronics, Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI) Conference*, Thailand, 2006.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้