บทที่ 3

ระเบียบวิธีการวิจัย

3.1 ขอบเขตของการศึกษา

กลุ่มข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ได้แก่ดัชนี และหลักทรัพย์ต่าง ๆ ดังนี้

1. ดัชนี SET (Stock Exchange of Thailand)
2. ดัชนี SET50
3. หลักทรัพย์ในกลุ่ม SET50
4. หลักทรัพย์ในกลุ่ม REHABCO

โดยการทดสอบประสิทธิภาพของเครื่องมือวิเคราะห์ทางเทคนิคที่ศึกษา จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเครื่องมือวิเคราะห์ทางเทคนิคอื่น ๆ เพื่อวิเคราะห์ Capital Gain/Loss ในการวิเคราะห์แต่ละช่วงเวลา โดยเครื่องมือชี้ทางเทคนิคที่จะนำมาวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพได้แก่

1. Fast Stochastic
2. Support and Resistance (Bollinger Bands)
3. Moving Average Convergence Divergence

ซึ่งเครื่องมือทั้งสามที่ถูกนำมาเปรียบเทียบ ก็เป็นส่วนหนึ่งของดัชนีชี้วัดทางเทคนิคที่ใช้เป็นข้อมูลที่ป้อนเข้าให้แก่เครื่องมือที่ทำการศึกษา

3.2 ขอบเขตประชากร

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนได้แก่

1. ข้อมูลปฐมภูมิ (Primary Data) ใช้เป็นการปรับแต่ง Fuzzy Rule Base และ Membership Function ต่าง ๆ ได้มาจากการสอบถามผู้เชี่ยวชาญ (Expert) และนักลงทุน
2. ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ที่รวมรวมมาจากการสรุปราคาปิดในแต่ละวันของหลักทรัพย์ จากศูนย์การเงินการลงทุน (Finance and Investment Center) มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3.3 วิธีการวิจัย

3.3.1 การใช้ Fuzzy Logic ในการวิเคราะห์ทางเทคนิค

มีดัชนีชี้วัดทางเทคนิคและทฤษฎีมากมายในการวิเคราะห์ทางเทคนิค แต่สิ่งที่ยากที่สุดในการออกแบบการวิเคราะห์ทางเทคนิคคือ ควรจะใช้ดัชนีชี้วัดตัวใดในการวิเคราะห์ เนื่องจากว่าการวิเคราะห์ทางเทคนิคนั้นขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็น(Probability) ดังนั้นการใช้ดัชนีชี้วัดหลาย ๆ ตัวเข้าประกอบกันจะทำให้ผลการวิเคราะห์นั้นถูกต้องยิ่งขึ้น โดยส่วนใหญ่ผลลัพธ์ของดัชนีชี้วัดแต่ละตัวนั้นไม่สามารถบอกได้ว่า "ใช่" หรือ "ไม่" ดังนั้นการในการทำนายราคาของหุ้นโดยใช้ Advance Mathematics and Science เช่น Fuzzy Logic, Neural Network, Artificial Intelligence และอื่น ๆ สามารถนำมาใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพของผลลัพธ์ได้เป็นอย่างดี ในการใช้วิธี Fuzzy Logic จะช่วยให้เราสามารถวิธีการคำนวณที่ดีที่สุดในการหาการเคลื่อนไหวของราคาของหุ้น โดยการนำเอา Technical Analysis Chart Indicator หลาย ๆ ตัวมาป้อนให้กับ Fuzzy system โดยที่ข้อมูลที่ป้อนเข้าแต่ละตัวไม่เป็น Yes-No Answer ในจุดนี้แสดงให้เห็นว่าการใช้วิธีวิเคราะห์ในเชิง Logic (Yes/No) นั้นไม่เหมาะสมกับวิธีนี้ ดังนั้น Fuzzy Logic จึงเป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับระบบลักษณะเช่นนี้ จะทำการรับผลลัพธ์จากดัชนีชี้วัดต่าง ๆ กัน ที่ไม่ใช่ผลลัพธ์ที่เป็น True / False แต่เป็นค่าประมาณในช่วง โดยที่ใน Fuzzy Logic ค่าของผลลัพธ์แต่ละตัวจะถูกเปลี่ยนเป็น ปริมาณหรือระดับ ซึ่ง Fuzzy Logic นั้นเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการรวบรวมการวิเคราะห์ทางเทคนิคต่าง ๆ เข้าด้วยกัน

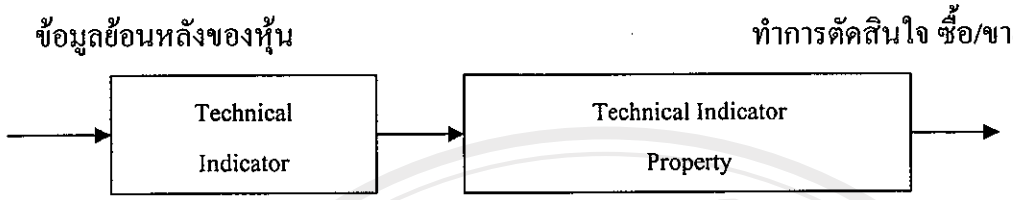
กระบวนการวิเคราะห์ทางเทคนิคนั้นได้แสดงดังรูปที่ 3.5 ซึ่งเป็นวิธีที่ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายโดยนักวิเคราะห์หุ้นทางเทคนิค โดยใช้ดัชนีชี้วัดเพื่อที่จะวิเคราะห์หุ้นในแต่ละตัว โดยที่ดัชนีชี้วัดแต่ละตัวนั้นมีคุณสมบัติและการแปลความหมายที่แตกต่างกัน ตัวบ่งชี้ตลาดนั้นสามารถแบ่งออกเป็นส่วนใหญ่ ๆ ได้ 3 ส่วนดังนี้

1. Monetary
2. Sentiment
3. Momentum

Monetary Indicator นั้นให้ความสนใจในส่วนของ ข้อมูลทางเศรษฐกิจ ยกตัวอย่างเช่น อัตราดอกเบี้ย (Interest Rate) ซึ่งจะให้ผลชี้วัดที่เกี่ยวข้องกับสภาพแวดล้อมทางเศรษฐกิจในธุรกิจต่าง ๆ โดยแรงภายนอกเหล่านี้มีผลกระทบโดยตรงต่อผลกำไรของธุรกิจ และราคาหุ้น

Sentiment Indicator นั้นให้ความสนใจกับการคาดหวังของนักลงทุน ในตลาดหุ้นขนาดใหญ่ ยกตัวอย่างเช่น NYSE (New York Stock Exchange) นั้นมี Sentiment Indicator มากมาย เช่น Put/Call Ratio, Ratio of bullish versus Bearish investment advisor เป็นต้น

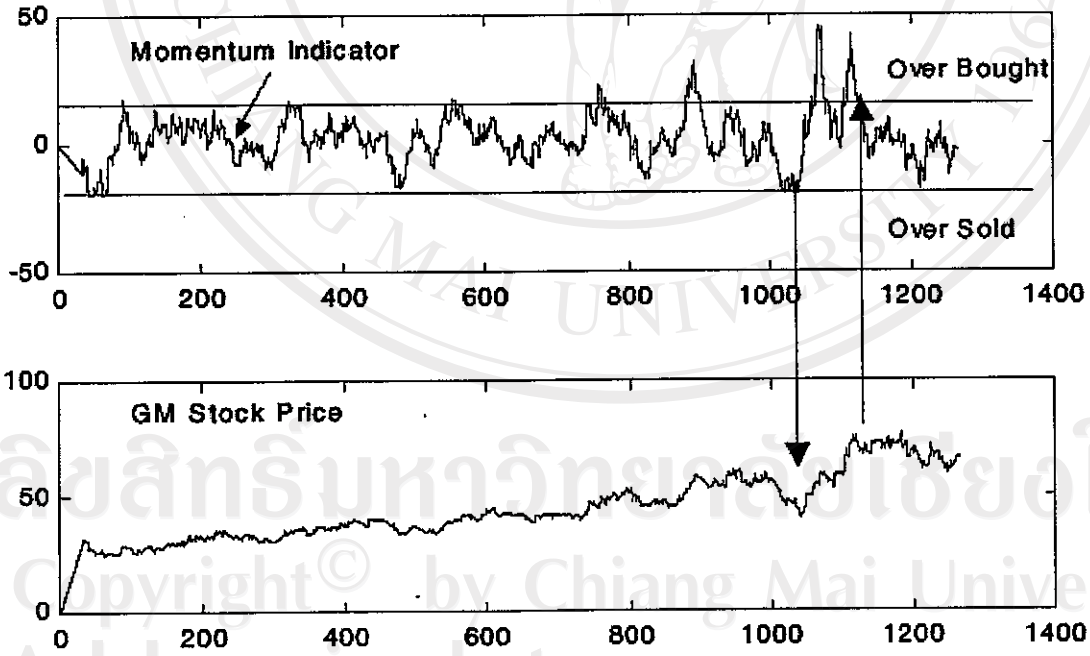
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.1 แสดงการวิเคราะห์ทางเทคนิคในปัจจุบัน

Momentum Indicator นั้นจะแสดงการเป็นไปของราคา ยกตัวอย่างเช่น

1. Price/Volume Indicators ดัชนีชี้วัดราคาต่อปริมาณ ซึ่งมีการใช้กันอย่างมากมาย
2. จำนวนหุ้นที่ทำราคาสูงสุดต่อจำนวนหุ้นที่ทำราคาต่ำสุดในแต่ละวัน
3. ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนหุ้นที่มีราคาปิดสูงขึ้นและจำนวนหุ้นที่มีราคาปิดลดลง
4. การเปรียบเทียบระหว่างปริมาณที่ทำทำให้ราคาของหุ้นสูงขึ้น และปริมาณที่เกี่ยวข้องกับราคาปิดที่ลดลง



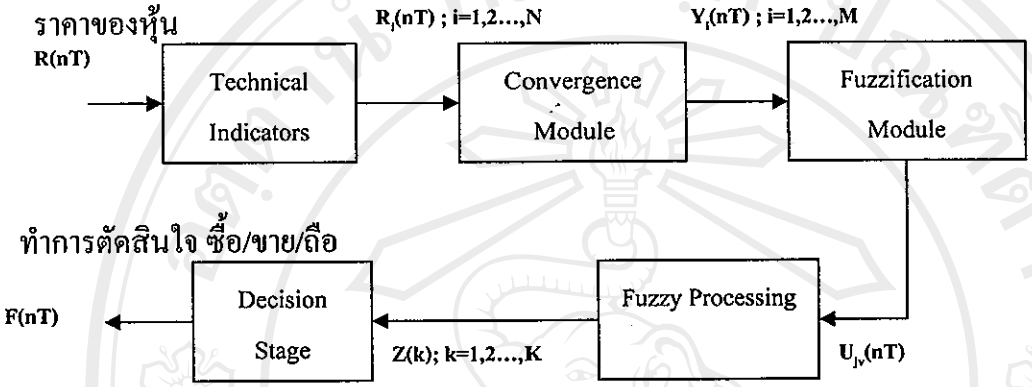
รูปที่ 3.2 แสดง Rate Of Change (ROC) Momentum Indicator และเส้น Overbought / Oversold

Oversold ดัชนีชี้วัดนี้เปรียบเทียบระหว่างราคาปิดของวันปัจจุบันกับราคาปิดของ X วันก่อนหน้า ซึ่ง X แสดงถึงระยะเวลาที่ทำการพิจารณาโดยที่ X > 2 และเส้น Overbought และ Oversold นั้น สร้างขึ้นโดยการคาดคะเน

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3.3.2 การออกแบบระบบฟัซซี่ลอจิก

ดัชนีชี้วัดที่ใช้ในการวิเคราะห์ทางเทคนิคแต่ละตัวนั้นมีข้อจำกัด ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดนั้นจะเกิดจากการนำเอาดัชนีชี้วัดต่าง ๆ กันในเวลาเดียวกันมาประเมินหาผลลัพธ์ ดังนั้นวิธีการนำเอาผลลัพธ์เหล่านี้มารวมกัน โดยใช้ Fuzzy Logic ดังรูปที่ 3.7 โดยที่ nT คือ วันที่พิจารณา



รูปที่ 3.3 แสดงวิธีการวิเคราะห์ทางเทคนิคโดยใช้ Fuzzy Logic

กระบวนการต่าง ๆ สามารถอธิบายได้ดังนี้

- ดึงข้อมูลย้อนหลัง [R(nT)]
- ทำการสร้าง Technical Indicators Input [$R_i(nT)$; i=1,2...,N]
- ทำการสร้าง Convergence Module และสร้าง Fuzzy Logic Input และ Input range [$Y_i(nT)$; i=1,2...,M]
- ทำการสร้าง Fuzzification Module และ Membership Function ของแต่ละ Input [$\mu_{jv}(nT)$]
- ทำการสร้าง Fuzzy Process และกฎที่จะทำให้ระบบนี้สามารถทำงานได้
- ทำการสร้าง Fuzzy Logic Output, Output Range และทดสอบผลลัพธ์ที่จะทำการป้อนให้กับส่วนที่ทำการตัดสินใจ
- ทำการวิเคราะห์ผลลัพธ์

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

วิธีการต่าง ๆ เหล่านี้มีข้อดีหลายส่วน ได้แก่ เป็นวิธีการใหม่ในการวิเคราะห์ทางเทคนิคที่มีความคลุมเครือและไม่แน่นอน, ลดความยุ่งยากซับซ้อนเมื่อทำการวิเคราะห์ดัชนีชี้วัดหลาย ๆ ตัวในเวลาเดียวกัน และเป็นวิธีที่เป็นระบบและมีมาตรฐานในการแปลข้อมูล, วิเคราะห์ข้อมูล, ทำการตัดสินใจ และทำการซื้อขาย

3.3.3 Convergence Module

Module นี้ใช้ในการเปลี่ยนดัชนีชี้วัดทางเทคนิคไปยังผลลัพธ์ใหม่ ซึ่งจะเป็น Input ที่จะป้อนไปยัง Fuzzy System

$$R_i(t) \longrightarrow Y_j(T)$$

โดยที่ $i = 1,2\ldots,N$; $j = 1,2\ldots,M$; $M \geq N$

จำนวนของผลลัพธ์จาก Convergence Module (M) นั้นขึ้นอยู่กับลักษณะของดัชนีชี้วัดที่ใช้ ดัชนีชี้วัดบางตัวอาจจะไม่จำเป็นต้องใช้ Convergence และมีความสัมพันธ์กันแบบหนึ่งต่อหนึ่ง ดัชนีชี้วัดบางตัวอาจมีความสัมพันธ์กันแบบ 2, 3 หรือ 4 เป็นต้น โดยที่ M เป็นจำนวนของสัญญาณ Output จาก Convergence Module

Input ของ Convergence Module (Technical Indicators) ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้ดัชนีชี้วัดทางเทคนิคจำนวน 3 ตัว ได้แก่

Rate Of Change Momentum Indicator

Rate of Change (ROC) เป็นดัชนีชี้วัดที่ง่ายที่สุด ที่ใช้การเปรียบเทียบระหว่างราคาปัจจุบันและราคาในอดีต ในกรณีนี้แสดงการวิเคราะห์เป็นระยะเวลา 30 วัน

$$ROC(nt) = R(nt) - R((n\text{-}30)T),\ n \geq 30$$

โดยที่ R(nT) เป็นราคาปิดของหุ้นในแต่ละวัน

Stochastic Momentum Indicator

Stochastic Momentum Indicator นั้นจะชี้วัดราคาปิดของหุ้นในวันก่อนและช่วงราคาของหุ้น

Stochastic Indicator นั้นประกอบด้วย 2 ส่วนคือ %K และ %D

$$\%K(nT) = \left(\frac{R(nT) - R\min(nT)}{R\max(nT) - R\min(nT)} \right) * 100$$

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

โดยที่ $R_{min}(nT)$, $R_{max}(nT)$ คือ ราคาต่ำสุดและราคาสูงสุดของ R(nT) ในระยะเวลา 30 วัน ตามลำดับ

$$\%D(nT) = \sum_{k=n-3}^{n} \frac{\%K(kT)}{3} \quad , n > 3$$

Support/Resistance Indicator

Support/Resistance Indicator นั้นจะคำนวณโดยใช้ 2σ และ 2σ ทางด้านล่างของราคาปิดเฉลี่ย 30 วัน ดังสมการด้านล่าง ดัชนีชี้วัดนี้แสดงถึงแนวรับและแนวต้านของราคา

$$\text{Support Level} = \text{Avg}(nT) - 2\sigma(nT)$$

$$\text{Resistance Level} = \text{Avg}(nT) - 2\sigma(nT)$$

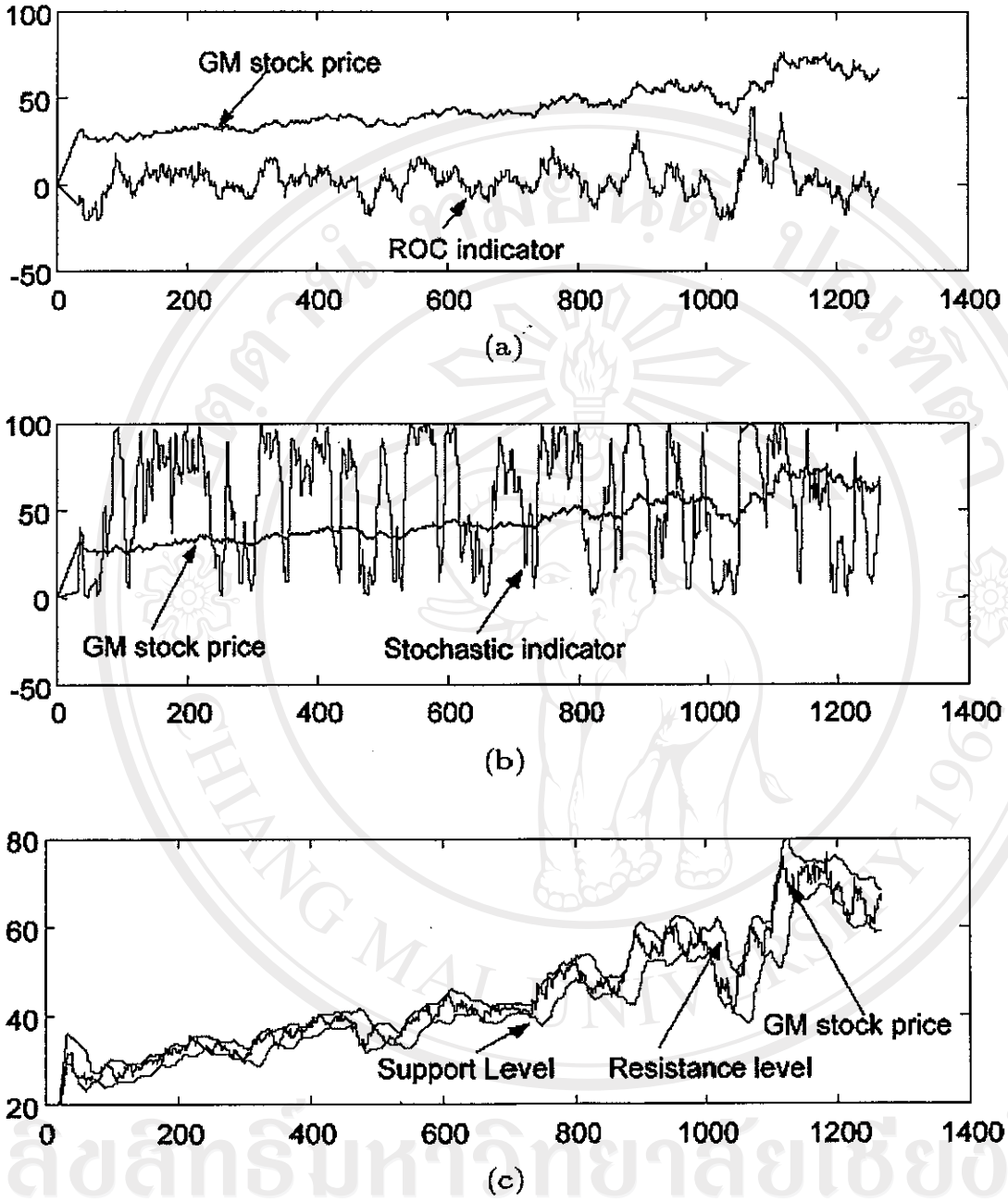
โดยที่

$$\sigma(nT) = \sqrt{\frac{\sum_{k=n-30}^{n} (R(kT)) - Avg(kT))^2}{30}}$$

$$\text{Avg}(nT) = 30 \text{ day price average} = \frac{\sum_{k=n-30}^{n} R(kT)}{30}$$

ดัชนีชี้วัดทั้งสี่ที่ใช้ได้แก่ ROC, Fast Stochastic และ Support/Resistance สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.8

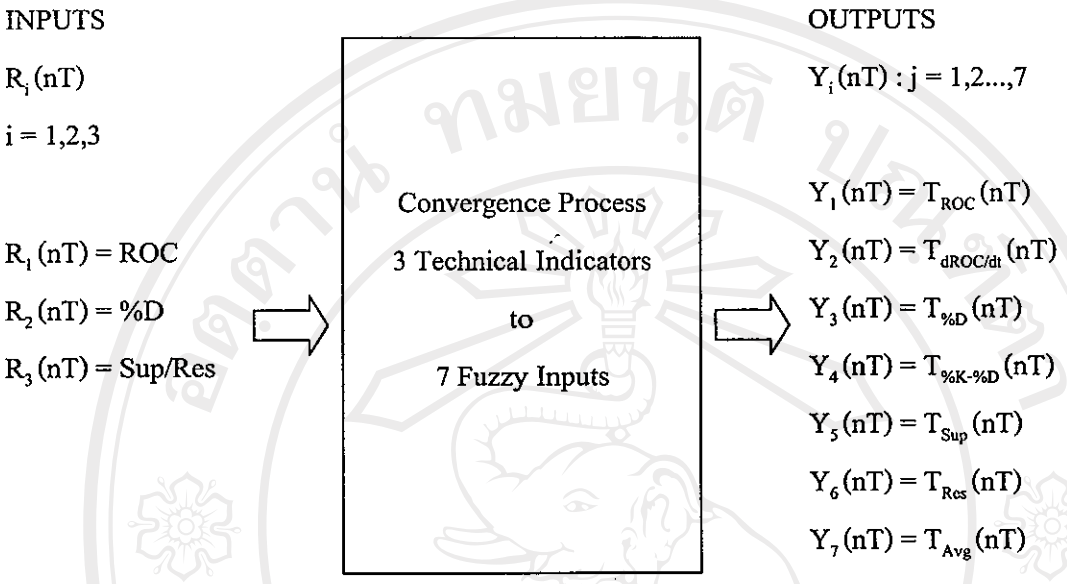
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.4 แสดงดัชนีชี้วัด (a) ROC (b) Stochastic %K (c) Support/Resistance Levels ผลลัพธ์ของ Convergence Module (Fuzzy Logic Inputs)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่ Convergence Module จำนวน N Inputs สามารถยกตัวอย่างผลลัพธ์ Convergence Module จำนวน 7 สัญญาณ หรือ M = 7 ได้ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.5 แสดง Convergence Module

โดยที่สมการของ Y_{ROC}, $Y_{dROC/dt}$, $Y_{\%D}$, $Y_{\%K-\%D}$, Y_{SUP}, Y_{RES} และ Y_{Avg} สามารถแสดงได้ดังสมการด้านล่าง

$$Y_{ROC}(nT) = \frac{R(nT) - R((n-30)T)}{R((n-30)T)}, n \geq 30$$

$$Y_d(ROC)_{dt}(nT) = Y_{ROC}((n-2)T) - Y_{ROC}(nT)$$

$$Y_{\%D}(nT) = \%D(nT)$$

$$Y_{\%K-\%D}(nT) = Y_{\%K}(nT) - Y_{\%D}(nT), n \geq 30$$

$$Y_{Res}(nT) = Avg(nT) + 2\sigma - R(nT), n \geq 30$$

$$Y_{Sup}(nT) = R(nT) - (Avg(nT) - 2\sigma), n \geq 30$$

$$Y_{Avg}(nT) = R(nT) - Avg(nT), n \geq 30$$

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3.3.4 Fuzzification Module

ในการออกแบบระบบส่วนนี้จะขึ้นอยู่กับวงความรู้ของแต่ละบุคคลซึ่งจะแตกต่างกัน โดยการวิเคราะห์ผลลัพธ์แต่ละ Output จาก Convergence Module, ทำการศึกษา Function และประเมินผลกระทบเทียบกับสัญญาณอื่น ๆ สามารถยกตัวอย่างได้ดังนี้

If Y_1 (nT) is large, or if the Rate Of Change indicator is large then the price is likely to move higher

If Y_6 (nT) is large, or if the price is close to resistance level, then the price is likely to move lower

จาก Statement ด้านบนแสดงให้เห็นถึงความคลุมเครือ และขาดความมั่นใจในการตัดสินใจ แต่ Fuzzy Logic Technique นั้นมีความสามารถในการกำจัดความคลุมเครือเหล่านี้ โดยการรวมเอาดัชนีชี้วัดทางเทคนิคหลาย ๆ ดัชนีเข้าไว้ด้วยกันเพื่อลดความคลุมเครือ จากคำว่า Large ที่ใช้ใน Statement ข้างบน "If ROC is large" นั้นไม่ได้ถูกระบุไว้อย่างแน่ชัดเนื่องจากเป็นความคลุมเครือ ดังนั้น Large จึงขึ้นอยู่กับค่าที่วัดมาได้ของแต่ละสัญญาณ ยกตัวอย่าง เช่น รูปที่ 4(a) ROC มีค่าระหว่าง -20 ถึง 50 แต่ Resistance Level มีค่าตั้งแต่ -3 ถึง 60 เนื่องจากความแตกต่างของทั้งสอง Input ของ Fuzzy Input ดังนั้นค่า 40 สามารถเป็น Large สำหรับ ROC แต่อาจจะไม่ใช่ Large สำหรับ Resistance Level ดังนั้น Fuzzy Logic เป็นอุปกรณ์ที่ใช้ในการระบุค่าของความคลุมเครือได้เป็นอย่างดี สามารถกระทำได้โดยกำหนด Membership Grade Function ซึ่งสามารถเชื่อมต่อไปยัง Fuzzy Input ที่มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งความสัมพันธ์นี้สามารถแสดงได้โดย Degree of Membership ซึ่งแตกต่างกันไปตามการใช้งาน ในการวิเคราะห์ทางเทคนิคนี้ เราจะใช้ Small, Medium, Big และ Large เพื่อที่จะแสดงระดับของแต่ละ Input โดยที่สัญญาณต่าง ๆ จำนวน M สัญญาณถูกเปลี่ยนให้อยู่ใน Fuzzy Space [0,1] โดยใช้ Bell Shaped Membership Function, โดยที่ Bell Shaped Function สามารถกำหนดได้จากวิธีง่าย ๆ จนถึงวิธีที่มีความซับซ้อน ผู้ออกแบบจึงเริ่มจากวิธีง่าย ๆ และทำการปรับปรุงให้ดีขึ้นโดยใช้การทดลองเปลี่ยน กฎและ Membership Function โดยลักษณะของ Bell Shaped Membership Function นั้นคือ มีความเรียบ และไม่มีค่าเป็นศูนย์ที่จุดใด ๆ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

Membership Function ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ได้มาจากสมการดังต่อไปนี้

$$\mu_{jv}(nT) = \exp\left(\frac{-(Y_{jv}(nT) - \omega_{jv})^2}{2\sigma_{jv}^2}\right), 0 \le \mu_{jv} \le 1$$

โดยที่ μ_{vg} และ σ_{jv} ระบุถึง Mean Location และความกว้างของ Bell Shaped Function ตามลำดับ

$$\sigma_{jv} = \frac{\Delta_j}{q}$$

$$\omega_{jv} = v\Delta_j + Inf(Y_j), v = 0,...,l-1$$

โดยที่

$$\Delta_j = \frac{Sup(Y_j) - Inf(Y_j)}{l-1}$$

สำหรับในสมการนี้ $l > 2$ โดยที่ l เป็น จำนวนของ Fuzzy Bell Shaped หรือ Quantization Levels $Inf(Y_j)$, $Sup(Y_j)$ นั้นเป็นขอบเขตบนและขอบเขตล่างของ Y_j ตามลำดับ และ $Inf(Y_i)$ และ $Sup(Y_i)$ นั้นได้มาจากการคำนวณโดยสมการ

q = Proportionality Constant

สำหรับ $v = 0$

$$\mu_{i0} = \text{Inf}(Y_i)$$

สำหรับ $v = L - 1$

$$= (l-1)\Delta_j + Inf(Y_j)$$

$$\omega_j(l-1) = (l-1)\frac{Sup(Y_i) - Inf(Y_i)}{l-1} + Inf(Y_i)$$

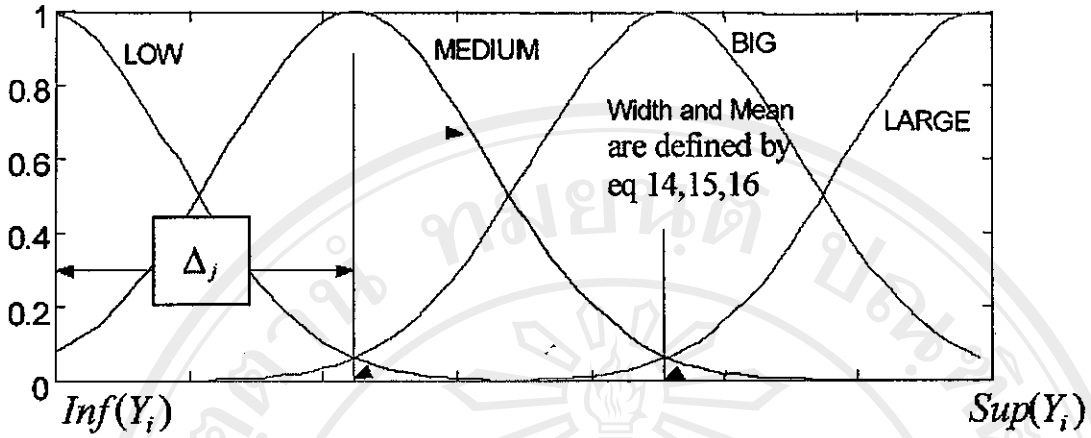
$$= Sup(Y_i)$$

Δ_j คือ ขนาดของแต่ละส่วนที่ Fuzzy Input Y_j นั้นถูกแบ่งออกเป็นส่วนย่อย ๆ เท่า ๆ กัน

σ_{jv} คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของแต่ละ Bell Shaped Function

Δ_j เป็น Proportionality Constant หรือ q ซึ่งใช้ในการกำหนดการกระจายของ Bell Shaped ในตัวอย่างได้กำหนด q เท่ากับ 2.35 ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูป

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.6 แสดง ROC Fuzzy Membership Function

3.3.5 การสร้าง Fuzzification Module

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ l = 4 และใช้สมการข้างต้นเพื่อคำนวณค่า Mean และความกว้างของ Bell shaped membership functions สำหรับ $Y_1(nT)$ ดังนี้

$$\omega_{10} = Inf(Y_1)$$

$$\omega_{11} = \left(\frac{Sup(Y1) - Inf(Y1)}{3}\right) + Inf(Y1)$$

$$\omega_{12} = 2\left(\frac{Sup(Y1) - Inf(Y1)}{3}\right) + Inf(Y1)$$

$$\omega_{13} = Sup(Y_1)$$

$$\sigma_{10} = \sigma_{11} = \sigma_{12}\sigma_{13} = \left(\frac{Sup(Y1) - Inf(Y1)}{3(2.35)}\right)$$

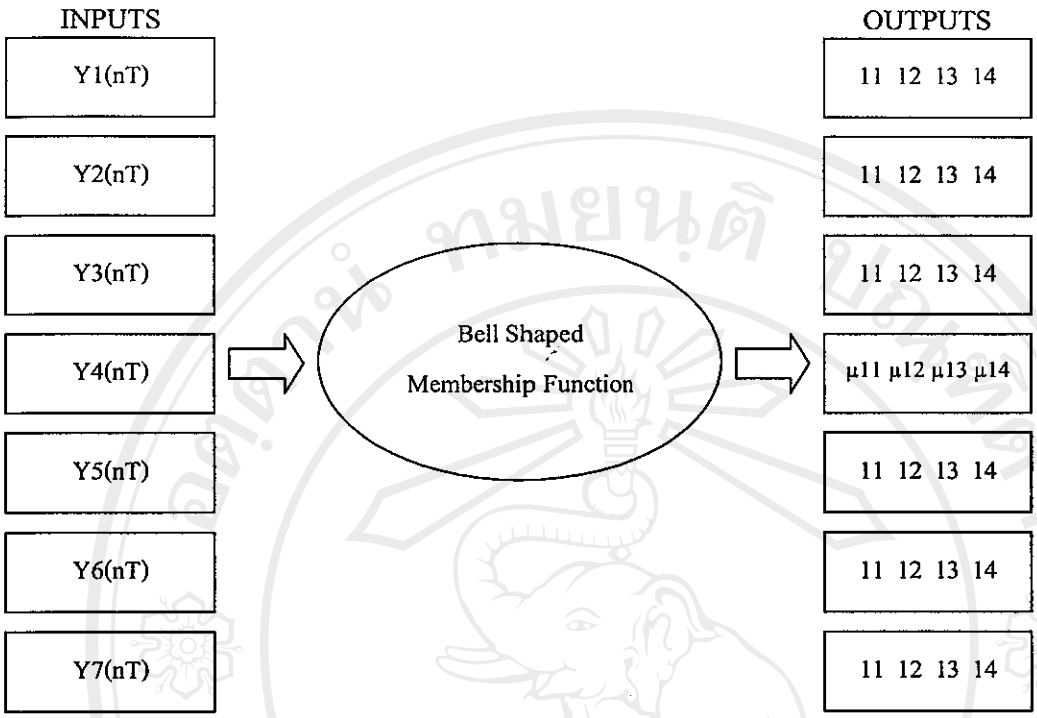
โดยที่

$Inf(Y_1)$ = Lower bound of $Y_1 = Y_{ROC}(nT)$,

$Sup(Y_1)$ = Upper bound of $Y1 = Y_{ROC}(nT)$,

$Inf(Y_i)$, $Sup(Y_i)$ นั้นอ้างอิงมาจากการทดลอง และ μ_{jv} นั้นแสดงถึงค่าของ Fuzzy Input $Y_j(nT)$ สำหรับ class v ของ Fuzzy input $Y_j(nT)$ โดยที่ v = Low, Medium, Big หรือ Large

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.7 แสดง Fuzzification Module

3.3.6 การคำนวณโดย Fuzzy

โดยทั่วไปแล้วการตัดสินใจนั้นสามารถแบ่งได้ออกเป็น 3 ประเภทได้แก่

1. Risk less Choice คือการตัดสินใจเลือกทางที่ไม่มีความเสี่ยง
2. Under Uncertainty คือการตัดสินใจเลือกโดยขึ้นอยู่กับความไม่แน่นอน
3. Risky Choice คือการตัดสินใจเลือกโดยการเสี่ยง

ในระบบนี้ได้พยายามจะทำการตัดสินใจในสถานการณ์ที่ขึ้นอยู่กับความไม่แน่นอน ซึ่งความแตกต่างระหว่าง ความเสี่ยง กับ ความไม่แน่นอน นั้นมีจุดสำคัญอยู่ที่ความน่าจะเป็นที่จะมีความเสี่ยง ว่าสามารถทราบถึงความน่าจะเป็นของความเสี่ยงได้อย่างแน่ชัดหรือไม่ หรือการตัดสินใจด้วยความไม่แน่นอน การตัดสินใจโดยใช้ Fuzzy Rules นั้นสามารถทำได้โดยการรวบรวม Fuzzy IF-THEN Rules ซึ่งประกอบด้วย Pre-Condition และ Post-Conditions ที่เป็นตัวแปรทางภาษา ในการรวบรวม Fuzzy Rules นั้นขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบ ในรูปแบบเชิงภาษาซึ่งใกล้เคียงกับความคิดของมนุษย์ หลังจากที่ทำการสร้างกฎและ Membership Function เป็นที่เรียบร้อยแล้ว ผู้ออกแบบสามารถปรับแต่งระบบโดยใช้การทดลองเปลี่ยนกฎและ Membership Function เพื่อให้

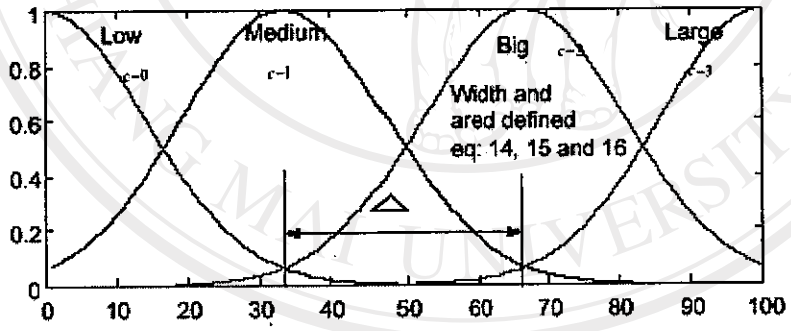
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดทีน่าพอใจ โดย General Form ของ Fuzzy Rules สามารถแสดงได้โดย Multi-Input-Single-Output System (MISO)

$$\text{IF } Y_1 \text{ is } A_1,\ldots,\text{AND/OR } Y_m \text{ is } A_m \text{ then C is } A_L$$

โดยที่ (IF Y_1 is A_1,...,AND/OR Y_m is A_m) เป็น Pre-Conditions และ C เป็น Post-Conditions, Y_1 และ Y_m เป็น Input Variable, C เป็น Output Variable, A_1 เป็น Class ที่ได้มาจาก Y_1, และ A_m เป็น Class ที่ได้มาจาก Y_m และ A_L เป็น Class ที่ได้มาจาก C โดยที่ส่วนของ Antecedent (Rule's Premise) สามารถอธิบายถึงกฎที่จะถูกใช้ ขณะที่ Conclusion (Rule's Consequent) เป็นตัวกำหนด Membership Function ให้แก่ Output Variable โดยที่ Output Variable นั้นมีค่าอยู่ตั้งแต่ Inf(C) = 0 และ Sup(C) = 100 ค่าที่ต่ำแสดงถึงโอกาสที่ดีในการขายหุ้น และค่าที่สูงแสดงถึงโอกาสที่ดีในการซื้อหุ้น โดยใช้สมการในข้างต้นเพื่อสร้าง Output Membership Functions (Low, Medium, Big, Large) ดังที่แสดงในรูปที่ 3.8

ให้ $\mu_{c\text{-}i}$ หมายถึง Fuzzy Membership Grade ของ Fuzzy Output C หรือ Class i ของ Fuzzy Output C ยกตัวอย่างเช่น "C is large" หมายถึง Membership ของ Fuzzy Output อยู่ใน Class ของ Large สำหรับ Fuzzy Output และ Output ที่ได้สามารถคำนวณได้จาก Membership Grade Function $\mu_{c\text{-}3}$



รูปที่ 3.8 แสดง Output Membership Function.

ในการศึกษานี้จะใช้ Mamdani's Fuzzy Implication Method โดยที่ค่าของ i-th Fuzzy Rule สามารถคำนวณได้จากการคำนวณค่าของ Pre-Conditions α_i (Degree of Truth) เทียบกับ Output Membership ใกล้เคียง ผลลัพธ์ของ Membership Function นั้นสามารถตัดออกจากความสูงของ Rule Premise's โดยใช้ Degree of Truth ใกล้เคียงที่คำนวณได้ ดังสมการ

$$\mu_{C\text{-}i}(w) = \alpha_i \wedge \mu_{C\text{-}i}(w)$$

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

โดยที่ w เป็นความกว้างของค่าที่ Conclusion ของกฎสามารถรับได้ และ $\wedge$ คือ Min Function $\alpha_i \wedge \mu_{C\text{-}i}(w)$ เป็นการสร้าง Output Membership Function $\mu_{C\text{-}i}(w)$ ถูกตัดออกจาก โดยมีความสูงเท่ากับ α_i ดังแสดงในรูปที่ 9

ถ้าผลลัพธ์เป็น กฎที่ 0 จะทำให้เกิด $\mu_{C\text{-}0}(w)$ และถ้าผลลัพธ์เป็น กฎที่ 1 ทำให้เกิด $\mu_{C\text{-}1}(w)$ เป็นต้น ดังนั้นจาก Mamdani's Method จะทำให้เกิดผลลัพธ์โดยรวมดังนี้

$$\mu_C(w) = \mu_{C\text{-}0}(w) \vee \mu_{C\text{-}1}(w) \vee \ldots \vee \mu_{C\text{-}i}(w)$$

$$\mu_C(w) = (\alpha_0 \wedge \mu_{C\text{-}0}(w)) \vee (\alpha_1 \wedge \mu_{C\text{-}0}(w)) \vee \ldots \vee (\alpha_1 \wedge \mu_{C\text{-}i}(w))$$

โดยที่ $\mu_C(w)$ เป็น จุดผลลัพธ์ของ Membership Function สำหรับข้อสรุปที่นำมารวมกันจาก กฎที่ 1 ถึง i และ V เป็น Max Function

จากการรวบรวมกฎต่าง ๆ เข้าด้วยกัน ในรูปแบบของ Linguistic Form ที่มีลักษณะใกล้เคียงกับความคิดของมนุษย์

Rule 0: IF {Y1(nT) is big and Y2(nT) is big} THEN C is large.

Rule 1: IF {Y1(nT) is low and Y2(nT) is medium} THEN C is low.

Rule 2: IF Y2(nT) is large THEN C is big.

Rule 3: IF Y2(nT) is low THEN C is medium.

Rule 4: IF Y7(nT) is large THEN C is large.

Rule 5: IF Y5(nT) is low THEN C is big.

Rule 6: IF {Y6(nT) is low and Y7(nT) is low} THEN C is low.

Rule 7: IF Y3(nT) is large THEN C is big.

Rule 8: IF {Y2(nT) is large and Y3(nT) is large} THEN C is large.

Rule 9: IF {Y4(nT) is big and Y7(nT) is medium} THEN C is medium.

Rule 10: IF Y6(nT) is large THEN C is big.

ดังที่ได้กล่าวไว้ในขั้นต้นว่าจำนวนของ Fuzzy Input คือ 9 (M = 9) และจำนวนของ Class ของ Output range ที่ระบุไว้คือ 4 ได้แก่ Low, Medium, Big และ Large ผลจากการรวมข้อสรุปสามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

กฎที่มี Class เป็น Large:

IF {Y1(nT) is big and Y2(nT) is big}

or {Y2(nT) is large and Y3(nT) is large}

or Y7(nT) is large THEN C is large.

กฎที่มี Class เป็น Big:

IF Y2(nT) is large or Y3(nT) is large or Y5(nT) is low or

Y6(nT) is large THEN C is big.

กฎที่มี Class เป็น Medium:

IF Y2(nT) is low or {Y4(nT) is big and Y7(nT) is medium}

THEN C is medium.

กฎที่มี Class เป็น Low:

IF {Y1(nT) is low and Y2(nT) is medium} or {Y6(nT) is low and

Y7(nT) is low} THEN C is low.

ให้ μ_{jv} แทน Fuzzy Membership Grade ของ Fuzzy Input $Y_j(nT)$ เป็น Class v ของ Fuzzy Input $Y_j(nT)$ ยกตัวอย่างเช่น $Y_2(nT)$ is Big หมายถึง Membership ของ Fuzzy Input 2 อยู่ใน Class Big สำหรับ Fuzzy Input 2 โดยสามารถคำนวณค่าได้โดยใช้ Membership Grade Function μ_{23} และเช่นเดียวกัน $Y_1(nT)$ is Low สามารถคำนวณได้จาก μ_{11} เป็นต้น

Antecedent ของ กฎที่ 0 ที่รวบรวมแล้วสามารถกำหนดได้ดังนี้

IF {Y1(nT) is low and Y2(nT) is medium} or {Y6(nT) is low and Y7(nT) is low} THEN

C is low

สามารถเขียนแทนได้ด้วย α_0 ดังนี้

$$\alpha_0 = \{\mu_{11} \text{ and } \mu_{22}\} \text{ or } \{\mu_{61} \text{ and } \mu_{71}\}$$

$$= \max\{\min(\mu_{22}, \mu_{11}), \min(\mu_{61}, \mu_{71})\},$$

โดยที่เครื่องหมาย "and", "or" สามารถแทนได้โดยเครื่องหมาย min, max ตามลำดับ

เนื่องจากแต่ละ Membership Grade Function มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และค่าของ Antecedent ของแต่ละกฎ $\{\alpha_i, i = 0, 1, 2, 3\}$ มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 เช่นกัน

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

วิธีการของ Mamdani's Fuzzy Implication นั้นถูกใช้ในการรวบรวมกฎเข้าด้วยกันและคำนวณผลลัพธ์ ดังที่อธิบายในสมการข้างต้น i-th Fuzzy Rule ที่รวบรวมแล้วนั้นสามารถแทนที่ได้โดย Output Membership $\mu_{c\text{-}i}(w)$ ดังนั้นจะได้ Membership Strength ดังนี้

$\mu_{c\text{-}0}(w) = \alpha_0 \wedge \mu_{c\text{-}0}(w)$ เป็นผลลัพธ์จากการรวมกฎของ Low

$\mu_{c\text{-}1}(w) = \alpha_1 \wedge \mu_{c\text{-}1}(w)$ เป็นผลลัพธ์จากการรวมกฎของ Medium

$\mu_{c\text{-}2}(w) = \alpha_2 \wedge \mu_{c\text{-}2}(w)$ เป็นผลลัพธ์จากการรวมกฎของ Big

$\mu_{c\text{-}3}(w) = \alpha_3 \wedge \mu_{c\text{-}3}(w)$ เป็นผลลัพธ์จากการรวมกฎของ Large

โดยที่

$\alpha_0 = \max\{\min(\mu_{11}, \mu_{22}), \min(\mu_{61}, \mu_{71})\}$

$\alpha_1 = \max\{\min(\mu_{21}, \min(\mu_{43}, \mu_{72})\}$

$\alpha_2 = \max\{\min(\mu_{24}, \mu_{64}, \mu_{34}, \mu_{51})\}$

$\alpha_3 = \max\{\min(\mu_{23}, \mu_{13}), \min(\mu_{24}, \mu_{34}), \mu_{74}\}$

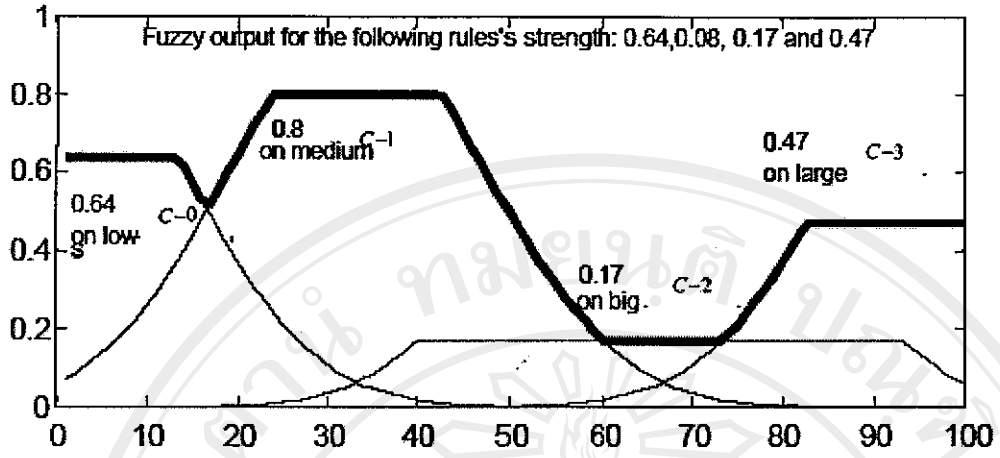
$\mu_{c\text{-}0}(w)$, $\mu_{c\text{-}1}(w)$, $\mu_{c\text{-}2}(w)$ และ $\mu_{c\text{-}3}(w)$ เป็น Fuzzy Membership ที่เป็น Low, Medium, Big และ Large ตามลำดับ

โดยกฎของ Mamdani's สามารถแปลงได้ดังนี้

$$\mu_c(w) = \mu_{c\text{-}0}(w) \vee \mu_{c\text{-}1}(w) \vee \ldots \vee \mu_{c\text{-}3}(w)$$
$$= (\alpha_0 \wedge \mu_{c\text{-}0}(w)) \vee (\alpha_1 \wedge \mu_{c\text{-}1}(w)) \vee (\alpha_2 \wedge \mu_{c\text{-}2}(w)) \vee (\alpha_3 \wedge \mu_{c\text{-}3}(w))$$

ยกตัวอย่างเช่น ถ้า Strength ของกฎที่ 0 ถึง กฎที่ 3 มีค่าเท่ากับ 0.64,0.68,0.17 และ 0.47 ตามลำดับ ดังนั้น ผลลัพธ์ของกระบวนการนี้โดยใช้วิธีการของ Mamdani จะเป็น Membership Function $\mu_c(w)$ ดังที่แสดงโดยเส้นทึบในรูปที่ 3.9

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.9 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากกฎ

โดยที่ $\mu_c(w)$ เป็นจุดศูนย์กลางของ Membership function สำหรับกฎที่นำมารวมกันทั้งหมด โดย Function นี้สามารถนำมาแปลงให้เป็นผลลัพธ์เดียว โดยวิธีการ Defuzzification

3.3.7 การแปลความหมาย Fuzzy (Defuzzification)

Defuzzification เป็นการเชื่อมระหว่าง Fuzzy Space ที่กำหนดใน Output Universe of Discourse ไปยัง Non Fuzzy (Crisp) โดยในการศึกษาครั้งนี้จะใช้วิธี Center Of Area (COA)

$$F(nT) = \frac{\sum_i^L \mu_c(Z_i)(Z_i)}{\sum_i^L \mu_c(Z_i)}$$

โดยที่ L แทนด้วย จำนวนของระดับของผลลัพธ์ C, Z_i เป็นจำนวนของ Control Output ที่ระดับ i และ $\mu_c(Z_i)$ แสดงถึงค่าความเป็นสมาชิกใน Output Level Set

ในการคำนวณบอกเป็นนัยว่า ค่า R(nT) แต่ละค่าจะทำให้เกิด F(nT) ที่ต่างกัน โดยที่เมื่อ F(nT) มีค่าเข้าใกล้ 100 (High End) หมายความว่า ควรจะซื้อหุ้นนั้น และในทางกลับกันเมื่อ F(nT) มีค่าเข้าใกล้ 0 (Low End) หมายความว่าควรจะขายหุ้นนั้น

3.3.8 ผลลัพธ์จากระบบ Fuzzy Module

นักลงทุนทุกคนจะต้องเผชิญกับ ข้อแลกเปลี่ยนระหว่างความเสี่ยงและผลตอบแทน การที่ผู้ลงทุนมองหาผลตอบแทนที่สูงขึ้น หมายความว่าผู้ลงทุนก็จะได้รับความเสี่ยงและความไม่แน่นอนเพิ่มขึ้นด้วย ในแต่ละช่วงเวลา ราคาของหุ้นจะมีการแกว่งตัวอย่างกว้าง ๆ ตามข่าวของบริษัท การเปลี่ยนแปลงของอุตสาหกรรม เศรษฐกิจโดยรวมหรือการเปลี่ยนแปลงทางสิ่งแวดล้อม เหตุการณ์ที่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

คาดไม่ถึง และการเปลี่ยนแปลงทางจิตวิทยาของนักลงทุน ในการศึกษาครั้งนี้เราแทนปัจจัยความเสี่ยงด้วย Function trigger ของระดับ ซื้อ และ ขาย โดยใช้ Fuzzy indicator

ทำการป้อนค่าข้อมูลราคาปิดของหุ้นของแต่ละบริษัทย้อนหลังประมาณ 3 ปีให้แก่ระบบ โดยทำการทดสอบกับบริษัทที่มีผลกำไรดี ผลกำไรไม่ดี และผลกำไรปานกลาง

การสร้าง Trigger levels ระบบจะใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อที่จะตรวจสอบความไม่แน่นอน และให้ผลลัพธ์ที่แน่นอนออกมาดังสมการต่อไปนี้

- ถ้า F(nT) >= UTL และ M2 ไม่เท่ากับ 0 ดังนั้น ให้ทำการซื้อหุ้น โดยจะมีกระบวนการดังนี้

$$Q = M2 / SP$$

$$Gain = Q * vSP - M1$$

- ถ้า F(nT) <= UTL และ M2 เท่ากับ 0 ดังนั้นให้ขายหุ้น โดยจะมีกระบวนการดังนี้

$$M2 = Q * SP$$

$$Gain = M2 - M1$$

โดยที่ UTL คือ Upper Trigger Level

LTL คือ Lower Trigger Level

M1 คือ จำนวนเงินที่ลงทุนในตอนเริ่มต้นของช่วงเวลา

M2 คือ จำนวนเงินสะสมในช่วงท้ายของช่วงเวลา

Q คือ จำนวนหุ้นที่ถือไว้

SP คือ ราคาของหุ้น

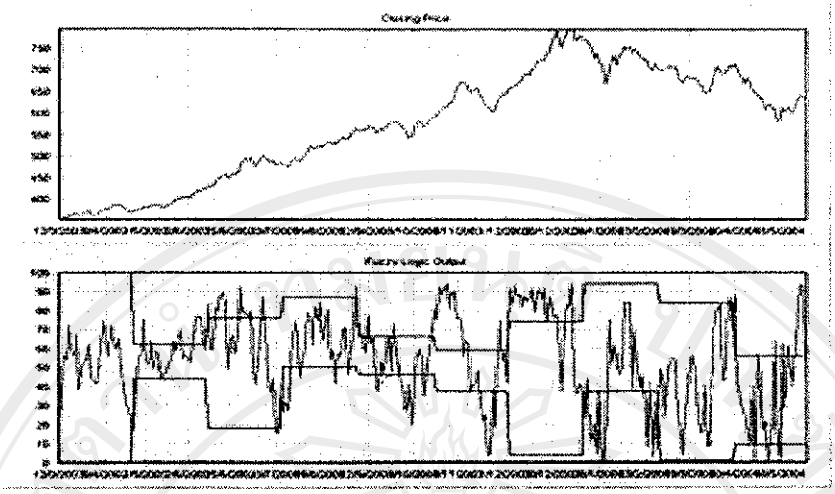
โดยที่ UTL และ LTL มีขอบเขตจำกัดดังนี้

$$51 \leq UTL \leq 100 \qquad \text{และ} \qquad 0 \leq LTL \leq 49$$

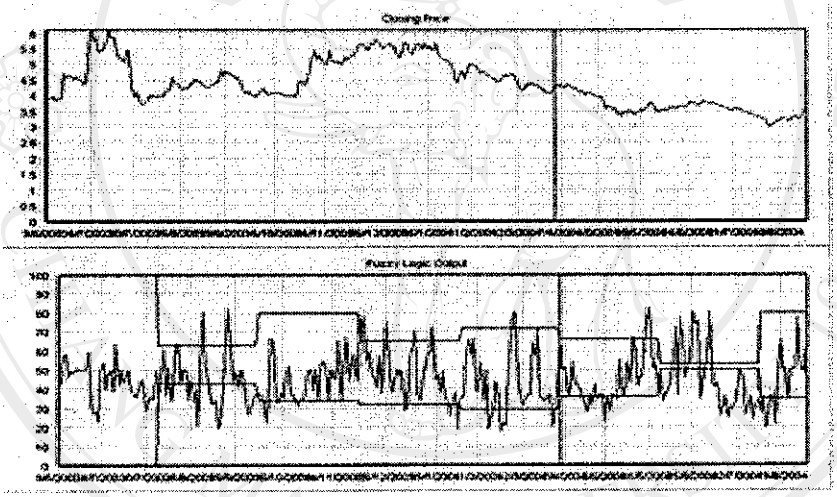
การรวมกันของ UTL และ LTL ที่ทำให้เกิดผลตอบแทนที่มากที่สุด จะถูกใช้ในช่วงเวลาถัดไป เมื่อใช้วิธีนี้จะทำให้เกิดผลลัพธ์ดังรูปที่ 3.14 และ 3.15 แต่ละรูปประกอบด้วย ส่วนต่าง ๆ ต่อไปนี้

1. SP (ราคาหุ้น)
2. F(nT) (Fuzzy Indicator)
3. UTL (Upper Trigger Levels.)
4. LTL (Lower Trigger Levels.)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



รูปที่ 3.10 แสดง SET Fuzzy Logic Indicator



รูปที่ 3.11 แสดง TMB Fuzzy Logic Indicator

ในการสร้าง Trigger Level นั้นจะพิจารณาจากทุก ๆ X วันที่ทำการซื้อขายหลักทรัพย์ และจะทำการคำนวณ Trigger Level ใหม่ โดยขึ้นอยู่กับความสามารถของระบบ โดย Trigger Level ที่สร้างขึ้นใหม่นั้นจะถูกใช้ไปอีก X วัน โดยที่ X เป็นตัวเลขที่ขึ้นอยู่กับปัจจัยต่าง ๆ เช่น

1. ความเสี่ยงของนักลงทุน
2. แนวโน้มของราคาหลักทรัพย์ในระยะยาว
3. การแกว่งตัวของราคาหุ้น

โดยการคำนวณหาค่า Trigger Level ใหม่นั้น ขึ้นอยู่กับความเป็นไปได้ทั้งหมดของ Trigger Level ที่นำมาใช้กับข้อมูลก่อนหน้าแล้วทำให้ได้ *Gain* สูงสุด และจะถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์การซื้อและขายหลักทรัพย์ในช่วงเวลาต่อไป

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3.3.9 ขั้นตอนการทำดำเนินงาน

1. ดึงข้อมูลย้อนหลังเป็นระยะเวลา 3 ปี เพื่อใช้ในการคำนวณ
2. ทำการสร้าง Technical Indicators Input
3. ทำการสร้าง Convergence Module และสร้าง Fuzzy Logic Input และ Input Range
4. ทำการสร้าง Fuzzification Module และ Membership Function ของแต่ละ Input
5. ทำการสร้าง Fuzzy Process และกฎที่จะทำให้ระบบนี้สามารถทำงานได้
6. ทำการสร้าง Fuzzy Logic Output, Output Range และทดสอบผลลัพธ์ที่จะทำการป้อนให้กับส่วนที่ทำการตัดสินใจ
7. ทำการวิเคราะห์ผลลัพธ์
8. แก้ไข Membership Function และ Membership Grade เพื่อให้ระบบทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ
9. ทดสอบประสิทธิภาพของระบบ เทียบกับการซื้อขายหลักทรัพย์ตามปกติ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved