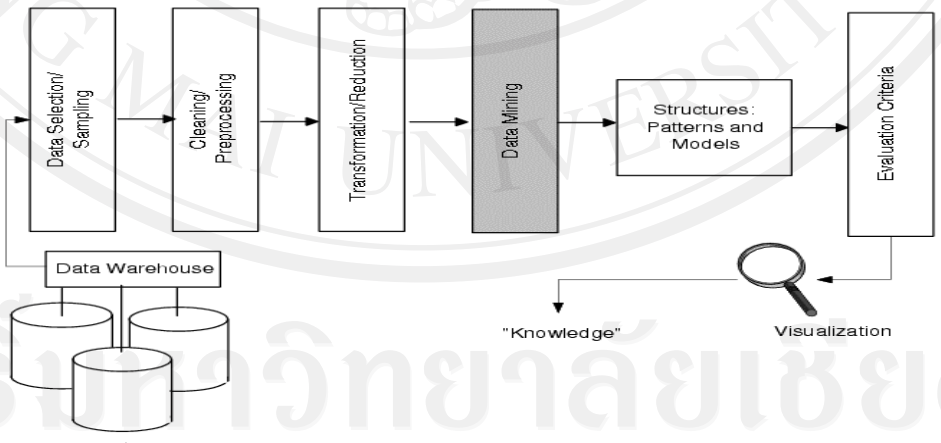
บทที่ 2
ทฤษฎี แนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีและแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา

2.1.1 การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือกระบวนการสืบค้นความรู้ที่เป็นประโยชน์และน่าสนใจบนฐานข้อมูลขนาดใหญ่ (Knowledge Discovery from very large Databases หรือ KDD) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ใช้จัดการกับข้อมูลขนาดใหญ่โดยจะนำข้อมูลที่มีอยู่มาวิเคราะห์แล้วดึงความรู้ หรือสิ่งที่สำคัญออกมาเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ หรือทำนายสิ่งต่างๆที่จะเกิดขึ้น ในการค้นหาความรู้นั้นความจริงที่แฝงอยู่ในข้อมูล (Knowledge Discovery) ซึ่งเป็นกระบวนการขุดค้นสิ่งที่น่าสนใจในกองข้อมูลที่เรามีอยู่เพื่อค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลกระบวนการ KDD แบ่งออกเป็น 6 ขั้นตอน ดังนี้



ที่มา: [ระบบออนไลน์] std.kku.ac.th

รูป 2.1 ขั้นตอนต่างๆของกระบวนการ KDD

ขั้นตอนที่ 1: Data selection / sampling เป็นขั้นตอนการคัดเลือกข้อมูลเฉพาะกลุ่มที่สนใจออกมาจากฐานข้อมูลหรือคลังข้อมูลซึ่งเก็บข้อมูลหลายอย่างไว้เป็นจำนวนมหาศาลโดยทั่วไปเรามักจะต้องการความรู้ในบางเรื่องที่น่าสนใจเท่านั้นจึงไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลทั้งหมดในฐานข้อมูลหรือคลังข้อมูล

ขั้นตอนที่ 2: Data cleaning / preprocessing เนื่องจากข้อมูลที่คัดเลือกมาอาจจะมีบางส่วนที่ผิดพลาด (เรียกว่า noise) เช่นข้อมูลที่ระบุเพศของบุคคลแทนที่จะปรากฏรหัส F หรือ M กลับปรากฏรหัส W เป็นต้นหรือค่าของข้อมูลอาจจะมีลักษณะที่ผิดปกติเช่นอายุ 130 ปีนอกจากนี้ข้อมูลบางส่วนอาจจะขาดหายไปและข้อมูลบางรายการมีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาซึ่งข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าวข้างต้นนั้นจะต้องได้รับการแก้ไขเปลี่ยนแปลงก่อนที่จะถูกนำไปใช้เพื่อการค้นหาความรู้ในขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนที่ 3: Data transformation / reduction ถ้ารูปแบบของข้อมูลไม่เหมาะสมหรือไม่ตรงกับรูปแบบที่โปรแกรม Data mining (ซึ่งจะเกิดขึ้นในขั้นตอนลำดับถัดไป) ต้องการจะต้องมีการเปลี่ยนรูปแบบของข้อมูลให้ถูกต้องและพร้อมกันนั้นจะมีการพิจารณาลดขนาดของข้อมูลโดยการตัดส่วนที่จะไม่เป็นประโยชน์ในขั้นตอน Data mining ออกไปการลดขนาดของข้อมูลนี้ถ้าทำอย่างมีประสิทธิภาพจะช่วยให้การทำงานของขั้นตอน Data mining รวดเร็วขึ้น

ขั้นตอนที่ 4: Data mining เป็นขั้นตอนเลือกอัลกอริธึมที่จะใช้ค้นหารูปแบบหรือโมเดลจากข้อมูลที่ผ่านการคัดเลือกและกลั่นกรองมาแล้วในขั้นตอนที่ 1-3 ในขั้นตอนนี้ผู้ใช้มักจะต้องระบุรูปแบบการแสดงผลที่ต้องการเช่นแสดงผลลัพธ์ในลักษณะ classification rules, ลักษณะ decision tree, regression, clustering หรืออื่นๆ

ขั้นตอนที่ 5: Interpretation / evaluation คือ การตรวจสอบและแปลผลที่ได้จากขั้นตอน Data mining ถ้าผลที่ได้ยังมีความถูกต้องต่ำเกินไปอาจจะต้องย้อนกลับไปปรับพารามิเตอร์บางตัวของโปรแกรม Data mining หรือในบางครั้งอาจจะต้องย้อนกลับไปถึงขั้นตอนที่ 1 โดยไปสุ่มเลือกข้อมูลชุดใหม่มาใช้ถ้าหากข้อมูลชุดแรกที่ใช้ไม่แสดงรูปแบบใดออกมาให้เห็นได้ชัดเจน

ขั้นตอนที่ 6: Consolidating discovered knowledge เป็นขั้นตอนในการรวบรวมและสรุปความรู้ที่ได้จากการทำ KDD เพื่อนำเสนอต่อผู้บริหารหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องในบางครั้งความรู้ที่ค้นพบใหม่นี้ขัดแย้งกับความรู้เดิมที่มีอยู่อาจจะต้องมีการตรวจสอบเพื่อหาข้อสรุปว่าความรู้ใดเป็นความรู้ที่ถูกต้อง

ในกระบวนการ KDD ทั้ง 6 ขั้นตอนนี้ขั้นตอนที่เป็นหัวใจสำคัญคือการทำ Data mining จุดมุ่งหมายหลักของการทำ Data mining มีสองประการคือ

การทำ Data mining เพื่อการทำนาย เป็นการนำความรู้ที่เรียนรู้มาจากข้อมูลที่มีอยู่เพื่อประโยชน์ในการทำนายข้อมูลใหม่ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตเช่นจากข้อมูลตัวแปรทางเศรษฐกิจต่างๆ การทำ Data mining สามารถเรียนรู้จากข้อมูลเหล่านี้และค้นหาโมเดลที่สามารถใช้อธิบายลักษณะของตัวแปรที่มีผลต่อการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของราคาหุ้นได้และจากโมเดลที่ได้นี้สามารถนำไปใช้ทำนายได้ว่า ราคาหุ้นในอนาคตน่าจะมีทิศทางไปในแนวทางใด

การทำ Data mining เพื่อการอธิบาย เป็นการค้นหารูปแบบที่น่าสนใจจากกลุ่มข้อมูล รูปแบบนี้มักจะเป็นความสัมพันธ์หรือลักษณะที่เชื่อมโยงกันของข้อมูลการทำแบบนี้ต่างจากแบบแรกตรงที่ ผู้ใช้ไม่ได้กำหนดล่วงหน้าว่าจะให้โปรแกรม Data mining ค้นหารูปแบบหรือโมเดลของอะไร แต่ให้ค้นหาทุกรูปแบบที่น่าสนใจจากข้อมูลซึ่งจะทำให้สามารถค้นพบความรู้ใหม่ๆ เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร การเกาะกลุ่มไปในทิศทางเดียวกัน เป็นต้น

ขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูล

ในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลนี้ มีกระบวนการมาตรฐานที่เรียกว่า “Cross-Industry Standard Process for Data Mining” หรือเรียกย่อๆ ว่า “CRISP-DM” ซึ่งเกิดจากความร่วมมือระหว่าง บริษัท DaimlerChrysler บริษัท SPSS และบริษัท NCR ซึ่ง กระบวนการ CRISP-DM ประกอบด้วย 6 ขั้นตอน (**ที่มา:** [ระบบออนไลน์] www.open-miner.com) ได้แก่

1. Business Understanding

เป็นขั้นตอนแรกสุดในกระบวนการ CRISP-DM ขั้นตอนนี้เป็นการทำความเข้าใจระบุปัญหาหรือโอกาสเชิงธุรกิจ จากนั้นทำการแปลงโจทย์ที่ได้ให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมต่อการนำมาวิเคราะห์ข้อมูล

2. Data Understanding

ข้อมูลเป็นปัจจัยที่สำคัญที่สุดที่ขาดไม่ได้ในการทำเหมืองข้อมูลในขั้นตอนนี้เป็นการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลในการรวบรวมข้อมูลนั้นควรพิจารณาด้วยว่าเป็นข้อมูลที่ได้มาจากแหล่งข้อมูลที่ถูกต้องน่าเชื่อถือข้อมูลที่ได้มีปริมาณมากพอหรือยัง และเป็นข้อมูลที่เหมาะสมมีรายละเอียดเพียงพอต่อการนำไปใช้ในการวิเคราะห์

3. Data Preparation

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลานานที่สุดเนื่องจากโมเดลที่ได้จากการทำเหมืองข้อมูลจะให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องหรือไม่นั้นขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลที่ใช้ กล่าวคือถ้าข้อมูลที่ใช้นั้นไม่ถูกต้อง มีผิดพลาดย่อมสะท้อนถึงผลลัพธ์ที่ได้ ซึ่งอาจทำให้ตีความผลลัพธ์ได้คลาดเคลื่อนเช่นกันโดยการเตรียมข้อมูลนั้น สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นตอนย่อย คือ

- ทำการคัดเลือกข้อมูล (Data Selection) เราควรกำหนดเป้าหมายก่อนว่าเราจะทำการวิเคราะห์อะไรแล้วจึงเลือกใช้เฉพาะข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับสิ่งที่เราจะทำการวิเคราะห์

- การกลั่นกรองข้อมูล (Data Cleaning) ในบางกรณี อาจพบข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง อันเนื่องมาจากปัญหาในระหว่างการจัดเก็บข้อมูลเช่นการกรอกข้อมูลไม่ครบบ้าง กรอกข้อมูลซ้ำซ้อนบ้างในขั้นตอนนี้เราจะทำการกรองข้อมูลที่ไม่ถูกต้องหรือซ้ำซ้อนออกหรืออาจทำการซ่อมข้อมูลที่ขาดหายไปด้วยวิธีการบางอย่างเช่นการพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของข้อมูลส่วนใหญ่เป็นต้น

- การแปลงรูปข้อมูล (Data Transformation) เป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมนำไปใช้ในการวิเคราะห์ตามอัลกอริทึมของการทำเหมืองข้อมูลที่เลือกใช้

4. Modeling

เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล ได้แก่การสร้างตัวทำนาย (Prediction model) ในบางครั้งพบว่ามีการนำเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลหลายเทคนิคมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ดังนั้นเมื่อทำขั้นตอนนี้แล้วอาจมีการย้อนกลับไปที่ขั้นตอน Data preparation เพื่อแปลงข้อมูลบางส่วนให้เหมาะสมกับแต่ละเทคนิคด้วยนอกจากนี้ยังมีการประเมินโมเดลวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้ ในรูปแบบความถูกต้องของโมเดลเพื่อเป็นตัวบ่งชี้ความน่าเชื่อถือของโมเดลที่ได้

5. Evaluation

การประเมินหรือวัดประสิทธิภาพของโมเดลวิเคราะห์ข้อมูลในขั้นตอนก่อนหน้านั้นเป็นเพียงการวัดความน่าเชื่อถือของโมเดลเท่านั้นในขั้นตอนนี้เป็นการประเมินประสิทธิภาพของผลลัพธ์จากโมเดลวิเคราะห์ข้อมูลว่าครอบคลุมและสามารถตอบโจทย์ทางธุรกิจที่ตั้งไว้ในขั้นตอนแรกหรือไม่ในกรณีที่มีการสร้างโมเดลวิเคราะห์ข้อมูลหลายโมเดลในขั้นตอนนี้จะทำการประเมินแต่ละโมเดลด้วยว่ามีส่วนดีส่วนด้อยอย่างไรและควรเลือกใช้โมเดลใดการทำงานในส่วนนี้ต้องอาศัยทักษะในการวิเคราะห์ข้อมูลและธุรกิจเพื่อช่วยให้การวิเคราะห์ทำได้สะดวกและรวดเร็วขึ้นจึงมีการใช้เครื่องมือทางด้านกราฟิก เช่นการแสดงผลการวิเคราะห์ด้วยกราฟรายงานรูปแบบต่างๆ เป็นต้น

6. Deployment

ผลลัพธ์หรือองค์ความรู้ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลจะไม่มีประโยชน์เลยถ้าไม่ถูกนำไปใช้งานจริง ตัวอย่างเช่นการนำองค์ความรู้ที่ได้ไปใช้ในการจัดโปรโมชั่นส่งเสริมการขายสินค้าใช้ในการทำนายแนวโน้มการทุจริตในระบบการเงินของธนาคารหรือตรวจจับความผิดปกติในการซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์เป็นต้น

เทคนิคต่าง ๆ ของการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) (คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1)

1. Classification Trees

แบบจำลอง Classification Trees เป็นแบบจำลองที่มีพื้นฐานมาจากแผนภูมิต้นไม้ ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและมีประสิทธิภาพในการทำนายผลของการจำแนกประเภทของตัวแปรตอบรับที่ขึ้นอยู่กับกลุ่มของตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย โดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ขึ้นอยู่กับตัวแปรที่ใช้ทำนาย (ตัวแปรอิสระ) ซึ่งจะถูกทดสอบซ้ำไปซ้ำมาจนกระทั่งได้ค่าตัวแปรตอบรับ (ตัวแปรตาม) ที่เป็น Homogenous และลำดับของการแบ่งกลุ่มของตัวแปรที่ใช้ในการทำนายนั้น จะถูกแสดงออกมาในรูปของ Binary Tree ตามชื่อของแบบจำลอง

แบบจำลอง Classification Trees นั้น สามารถอธิบายได้ด้วยชุดของกฎการทำนาย สำหรับค่าตัวแปรตาม y และ เซ็ตของตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย $x_1, x_2, ..., x_p$ ดังนั้น กฎของแบบจำลอง Classification Trees จึงสามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบที่ถูกกำหนด เช่น

$$\text{ถ้า } x_1 < 23 \text{ และ } x_2 \in \{A, B\} \text{แล้ว y จะจัดอยู่ในประเภทที่ 2} \qquad (1)$$

ด้วยความเรียบง่ายของการแสดงผลของแบบจำลองและกฎของการทำนาย ทำให้แบบจำลอง Classification Trees เป็นเครื่องมือหนึ่งในกระบวนการทำเหมืองข้อมูลที่น่าสนใจ ประโยชน์ในด้านอื่นๆของแบบจำลองต้นไม้ ได้แก่

- ไม่มีการผันแปรในการแสดงตัวแปรที่ใช้ในการทำนายซ้ำในทิศทางเดียวกัน
- สามารถนำไปจับพฤติกรรมที่ไม่เป็นเส้นตรงของตัวแปรที่ใช้ในการทำนายเช่นเดียวกับค่าผลกระทบระหว่างตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย
- วิธีนี้แตกต่างจากแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกตรงที่ สามารถทำนายผลของการจำแนกประเภทของตัวแปรตอบรับ (ตัวแปรตาม) ที่มีค่ามากกว่า 2 ระดับได้

2. Logistic regression

กระบวนการการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติก (Logistic regression) ผู้วิเคราะห์จะเป็นผู้กำหนดคุณสมบัติของแบบจำลองเหตุการณ์ 2 เหตุการณ์ ที่เกิดขึ้นในรูปของฟังก์ชันเส้นตรง (Linear function) ของเซ็ตของตัวแปรอิสระ (Independent variables)

แบบจำลองการถดถอยโลจิสติก (Logistic regression model) นั้น เป็นแบบจำลองเชิงเส้น (linear model) ชนิดพิเศษ ซึ่งตัวแปรตามจะอยู่ในรูปของระดับชั้นและมีเพียง 2 ระดับเท่านั้น คือ การยอมรับและปฏิเสธเงื่อนไข ตัวอย่างที่พบโดยทั่วไปได้แก่ การยอมรับหรือปฏิเสธข้อเสนอ

ทางการตลาด การทำนายการเกิดหรือไม่เกิดขึ้นของโรคต่างๆ และการหาความเป็นไปได้ที่จะประสบความสำเร็จหรือไม่ของแผนวงจรอิเล็กทรอนิกส์เป็นต้น

จากแบบจำลองเชิงเส้น (linear model) จะให้ค่าประมาณของตัวแปรตาม Y ซึ่งจะเป็นไปตามเงื่อนไขของฟังก์ชันเส้นตรง (linear function) ของตัวแปรอิสระ $X_1, X_2, X_3, ..., X_p$ ซึ่งสามารถเขียนในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i X_i + \varepsilon \qquad (2)$$

จากสมการ β_i คือ ค่า coefficient ของแบบจำลองเชิงเส้น

β_0 คือ ค่า intercept ของแบบจำลอง

ε คือ ค่า residual

ค่า estimate ของ coefficient ($\hat{\beta}_i$) จะคำนวณได้จากข้อมูลฝึกสอน (training data) ซึ่งได้มาจากการประมาณค่าของตัวแปรตาม ส่วนค่า $\hat{Y}$ คำนวณได้จากการแทนค่า estimate ของ coefficient ลงในสมการ(1) และค่า estimate ของ residual($\hat{\varepsilon}$) จะได้มาจากผลต่างระหว่างค่าสังเกต (observe) ของตัวแปรตาม และค่าประมาณ (estimate) ของตัวมันเอง

ในแบบจำลอง logistic regression ค่าตัวแปรตามจะถูกแบ่งเป็น 2 ค่าโดยจะถูกกำหนดให้เป็นค่า 0 กับ 1 ค่า $\hat{Y}$ จะเป็นค่าประมาณของความน่าจะเป็นของระดับซึ่งถูกแทนด้วย 1 ซึ่งแบบจำลอง logistic regression นั้น จะใช้ฟังก์ชันโลจิสติก เพื่อแสดง $\hat{Y}$ ในรูปของฟังก์ชันเส้นตรง (linear function) ของเซ็ตของตัวแปรอิสระ เขียนในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

$$g\left(\hat{Y}\right) = \log\left(\frac{\hat{Y}}{1-\hat{Y}}\right) = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^{p} \hat{\beta}_i X_i \qquad (3)$$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในที่นี้จะใช้วิธีการหาค่า Maximum Likelihood ด้วยวิธี Interactive Re-weighted Least Square (IRLS) ซึ่งเป็นวิธีมาตรฐานและเป็นเทคนิคที่เข้าใจง่ายในการ fitting แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกค่า log-likelihood $l(\beta, Y)$ จะถูก maximize ด้วยการหาผลลัพธ์จากสมการการให้คะแนน (score equation)

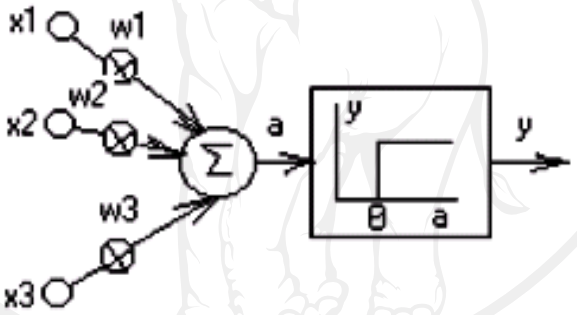
$$\partial l(\beta, Y) / \partial \beta = 0 \qquad (4)$$

เช่นเดียวกันกับสมการที่ (2) ค่า β ในที่นี้คือ ค่า coefficient และค่า Y คือ ค่าตัวแปรตาม สำหรับแบบจำลองการถดถอยโลจิสติก ค่าสมการการให้คะแนน (score equation) จะเป็น nonlinear ใน β ด้วยเหตุนี้จึงต้องถูกนำมาหาผลลัพธ์โดยการใช้ IRSL ซึ่งสามารถอ่านรายละเอียดเพิ่มเติมได้จาก Chambers and Hasties (1992) หรือ McCullagh and Nelder (1989)

3. Classification Neural Networks

กระบวนการ Classification Neural Networks เป็นรูปแบบของการจำแนกกลุ่มด้วยแบบจำลองกล่องดำ (Black Box Classification) เพื่อใช้สำหรับการคำนวณความน่าจะเป็นและการทำนายประเภทของข้อมูล คำว่า Black Box ในที่นี้จะหมายถึง ข้อเท็จจริงซึ่งมีลักษณะเป็นกลุ่มข้อมูลเล็กๆซึ่งสามารถแปลความหมายได้ ในด้านของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ ผ่านโครงสร้างและการใช้ตัวแปรสมมติ (estimate parameter) ของแบบจำลอง จุดมุ่งหมายของเทคนิคนี้คือ การประมาณค่าความน่าจะเป็นที่มีความสอดคล้องกับแต่ละระดับซึ่งขึ้นอยู่กับข้อมูลในเซ็ตของข้อมูลในเทคนิคนี้ ตัวแปรตามที่ใช้จะเป็นหมวดหมู่ย่อยซึ่งประกอบด้วย 2 ระดับขึ้นไป

Warren Mcculloch และ Walter Pitt ได้เป็นผู้เสนอนิวรอนเทียมตัวแรกในปี ค.ศ.1943 โดยสร้างเป็นวงจรอีเล็คโทรนิกส์ ดังรูป



ที่มา: [ระบบออนไลน์] std.kku.ac.th

รูป 2.2 แบบจำลองนิวรอนเทียมตัวแรก โดย Warren Mcculloch และ Walter Pitt

โดยนิวรอนจะนำสัญญาณอินพุต $x_1, x_2, ..., x_n$ ไปคูณกับค่าน้ำหนัก $w_1, w_2, ..., w_n$ แล้วนำผลคูณทั้งหมดมารวมกันให้ได้ผลรวมเป็น a เพื่อจะนำไปตรวจสอบกับค่า Threshold θ ถ้า $a \geq \theta$ ก็จะให้เอาท์พุต y = 1 ออกมา แต่ถ้า $a < \theta$ อยู่ก็จะให้ y = 0 ดังนั้นการทำงานจึงเป็นไปตามสมการดังนี้

$$a = w_1x_1 + w_2x_2 + ,\ldots, w_nx_n \tag{5}$$

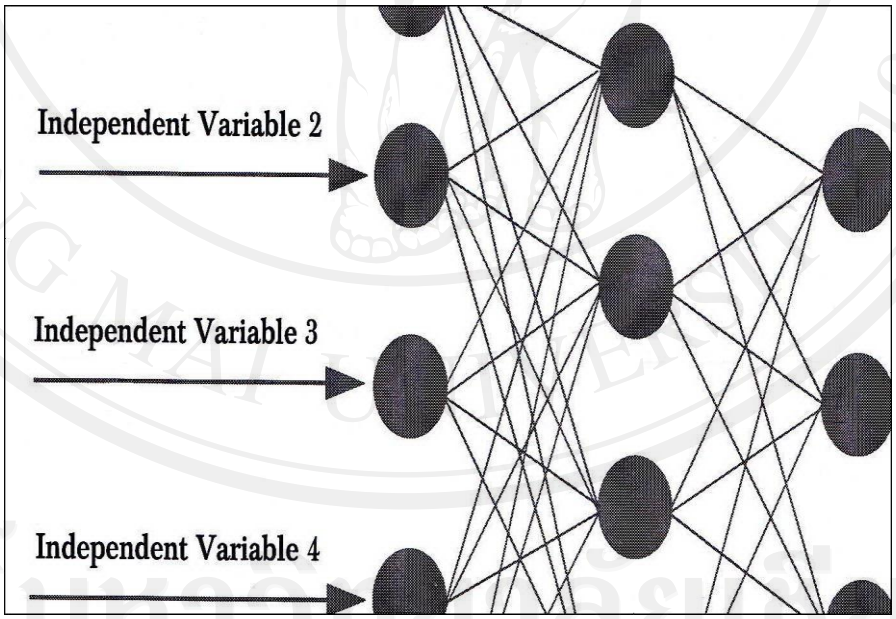
$$y = f(a) = \begin{cases} 0, & a < \theta \\ 1, & a \geq \theta \end{cases} \tag{6}$$

x_1 เป็นตัวแทนของสัญญาณกระตุ้นที่รับมาจากนิวรอนข้างเคียง

w_1 คือ ค่าน้ำหนัก (weight)

f (a) คือ ตัวแทนของฟังก์ชันทำนบ (Threshold Function) ที่จะส่งสัญญาณออกไปให้แก่เซลล์ข้างเคียงโดยมีลักษณะของฟังก์ชั่นเป็นแบบที่เรียกว่า Binary Function หรือ Hard Limit Function

กระบวนการ Classification Neural Network ในโปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในงานวิจัยอิสระนี้จะเป็นแบบจำลอง classification ชนิด 2-stage ซึ่งแนวคิดหลักของเทคนิคนี้ คือ การคำนวณหาการเกาะกลุ่มเชิงเส้น (linear combination) ของตัวแปรอิสระ และสร้างแบบจำลองในแต่ละระดับของตัวแปรตามในรูปของฟังก์ชันที่ไม่เป็นเส้นตรง (non-linear function) ของการรวมกลุ่ม แสดงได้โดยรูป 4ซึ่ง output ของ network จะเป็นค่าความน่าจะเป็นซึ่งแต่ละรูปแบบของ input จะเป็นชั้นของรูปแบบตัวแปรตามที่จำเพาะเจาะจง โดยค่าของตัวแปรอิสระจะถูกใส่ลงใน input node ผ่านชั้น hidden layer แล้วออกสู่ output node ซึ่งตัวเชื่อมต่อแต่ละตัวในไดอะแกรมนี้ จะแสดงการเกาะกลุ่มเชิงเส้นและ output node จะให้ค่าความน่าจะเป็นที่ในแต่ระดับของตัวแปรตาม



ที่มา: คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1

รูป 2.3 ไดอะแกรมของกระบวนการ Classification Neural Network

ในเซ็ตที่อยู่ตรงกลางของ node จะแสดงการเกาะกลุ่มเชิงเส้นของตัวแปรอิสระ node เหล่านี้จะถูกเรียกว่า hidden layer เนื่องจากชั้นนี้จะมีการรวมค่าตัวแปรที่ไม่ได้ observe โดยตรงเข้าไว้ด้วย ซึ่งโปรแกรมที่ใช้ในงานวิจัยอิสระครั้งนี้ สามารถที่จะมี hidden layer ได้ถึง 3 ชั้น แต่ละชั้นจะรวมเซ็ตต่างๆของการเกาะกลุ่มเชิงเส้นของ output จากชั้นที่ผ่านมา ซึ่งก็หมายความว่า ถ้าหากใช้ 0 ชั้น network ก็จะล้มเหลวและกลับเข้าสู่ standard linear model

ค่า unknown parameter ใน Classification Neural Network จะเรียกว่า weight ซึ่งเป็นค่า coefficient อย่างง่าย ที่สอดคล้องกับ linear combination ค่า unknown parameter เหล่านี้ คือค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละการเชื่อมโยงในไดอะแกรมด้านบน Neural Network จะคำนวณค่าประมาณของตัวถ่วงน้ำหนักด้วยการทดสอบของโปรแกรมผ่านเข้าสู่ข้อมูลแล้วคูณด้วยระยะเวลา จึงทำให้ได้มาซึ่งค่าการเกาะกลุ่มเชิงเส้น และการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักนั้นๆ

ในแต่ละการทดสอบของโปรแกรมผ่านเข้าสู่ข้อมูลจะเรียกว่า epoch ซึ่งในที่นี้ Neural Network จะศึกษาผ่านข้อมูลนั้นๆ แต่สิ่งที่ไม่สามารถแสดงได้ในรูป 2.3 คือ ค่า bias node ซึ่งจะถูกถ่วงน้ำหนักในแต่ละโหนดในชั้น hidden layer และ output node แต่ค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะแสดงค่า intercept ในแบบจำลอง

4. Naive Bayes

Naive Bayes คือ กระบวนการทาง classification อย่างง่ายซึ่งเป็นเทคนิคที่สามารถให้ผลที่ดีกว่าเทคนิคที่ซับซ้อนอื่นๆ โดยขึ้นอยู่กับกฎของเบย์

จากกฎของเบย์

$$P(A|B) = P(B|A)\left(\frac{P(A)}{P(B)}\right) \tag{7}$$

ซึ่ง $P(A|B)$ คือ โอกาสของเหตุการณ์ A ที่จะทำให้เหตุการณ์ B สำหรับค่าความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขและการคาดการณ์ความเป็นอิสระของตัวแปร จะให้ค่าจำเพาะของหมวดหมู่ย่อยของตัวแปรตามซึ่งกระบวนการนี้อธิบายได้จากตัวอย่างดังต่อไปนี้

สมมติว่า สมาคมศิษย์เก่าของมหาวิทยาลัยแห่งหนึ่งมีข้อมูลในการในการรับบริจาคในครั้งที่ผ่านมาดังในตาราง (แต่ในที่นี้จะขอยกตัวอย่างในจำนวนที่ค่อนข้างน้อยเพื่อความสะดวก)

ตารางที่ 2.1 ภาพรวมการบริจาคทั้งหมดจากสมาชิกของชมรมศิษย์เก่า มีสมาชิกที่บริจาคให้มหาวิทยาลัย 7 คน ส่วนอีก 16 คนที่เหลือไม่บริจาค

ภาครวมการบริจาคทั้งหมด	
บริจาค	ไม่บริจาค
7	16

ที่มา: คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1

ตารางที่ 2.2 การบริจาคจำแนกโดยระดับปริญญาที่สมาชิกชมรมศิษย์เก่าได้รับ

การบริจาคจำแนกโดยระดับปริญญาของสมาชิก		
ระดับปริญญา	บริจาค	ไม่บริจาค
ปริญญาตรี	4	12
ปริญญาโท	1	3
ปริญญาเอก	2	1

ที่มา: คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1

ตารางที่ 2.3 การบริจาคจำแนกโดยเพศของสมาชิกของชมรมศิษย์เก่า

การบริจาคจำแนกโดยเพศของสมาชิก		
เพศ	บริจาค	ไม่บริจาค
หญิง	3	7
ชาย	4	9

ที่มา: คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1

ตารางที่ 2.4 การบริจาคจำแนกโดยที่อยู่ของสมาชิกของชมรมศิษย์เก่า

การบริจาคจำแนกโดยที่อยู่ของสมาชิก		
ที่อยู่	บริจาค	ไม่บริจาค
ในประเทศ	5	10
ต่างประเทศ	2	6

ที่มา: คู่มือการใช้โปรแกรม TIBCO Spotfire Miner 8.1

สมมติว่าสมาชิกใหม่ของชมรมศิษย์เก่ามีคุณสมบัติเป็นผู้หญิง ได้รับปริญญาโท และอาศัยอยู่ภายในประเทศแล้ว แนวโน้มที่เธอจะสนับสนุนการบริจาคคือ

จากกฎของเบย์

$$P(A|B) = P(B|A)\left(\frac{P(A)}{P(B)}\right) \tag{8}$$

$P(A|B)$ คือ โอกาสของเหตุการณ์ A ที่จะทำให้เหตุการณ์ B เกิดขึ้น ถ้าเราคาดการณ์เบื้องต้นว่า สถานการณ์บริจาคขึ้นอยู่กับตัวแปรที่เกี่ยวข้อง คือ ระดับปริญญา, เพศ และที่อยู่ปัจจุบัน ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระ จากนั้นเราสามารถที่จะได้ค่าความน่าจะเป็นรวมออกมา ด้วยการคูณด้วยค่าความน่าจะเป็นของแต่ละค่า ดังนี้

$$P(Yes|M.S., Female, OutofStage)$$

$$= P(M.S., Female, OutofStage|Yes)\left(\frac{P(Yes)}{P(M.S., Female, OutofStage)}\right) \tag{9}$$

$$= P(M.S.|Yes)P(Female|Yes)P(OutofStage|Yes)\left(\frac{P(Yes)}{P(M.S., Female, OutofStage)}\right) \tag{10}$$

$$= \frac{\frac{1}{7}\times\frac{3}{7}\times\frac{2}{7}\times\frac{7}{23}}{P(M.S., Female, OutofStage)} \tag{11}$$

ในขั้นตอนนี้เราจะยังไม่สนใจตัวหาร สำหรับค่าความน่าจะเป็นของสมาชิกใหม่ซึ่งจะไม่บริจาคให้กับชมรมศิษย์เก่าก็เช่นเดียวกันคือ

$$P(No|M.S., Female, OutofStage)$$

$$= P(M.S.|No)P(Female|No)P(OutofStage|No)\left(\frac{P(No)}{P(M.S., Female, OutofStage)}\right) \tag{12}$$

$$= \frac{\frac{3}{16}\times\frac{7}{16}\times\frac{6}{16}\times\frac{16}{23}}{P(M.S., Female, OutofStage)} \tag{13}$$

ค่าความน่าจะเป็นที่ได้จากทั้งสมการที่(9) และ (11) เมื่อรวมกันแล้วต้องมีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นเราจึงหลีกเลี่ยงการคำนวณในส่วนของตัวหารด้วยการ normalization ดังนี้

$$P(Yes|M.S., Female, OutofStage) = \frac{\frac{1}{7}\times\frac{3}{7}\times\frac{2}{7}\times\frac{7}{23}}{\left(\frac{1}{7}\times\frac{3}{7}\times\frac{2}{7}\times\frac{7}{23}\right)+\left(\frac{3}{16}\times\frac{7}{16}\times\frac{6}{16}\times\frac{16}{23}\right)} \tag{14}$$

ค่าที่ได้จะมีค่าเท่ากับ 0.1992 แสดงว่า ค่าความน่าจะเป็นที่สมาชิกใหม่จะบริจาคให้กับชมรมศิษย์เก่ามีค่าประมาณ 20%

$$P(No|M.S., Female, OutofStage) = \frac{\left(\frac{3}{16}\times\frac{7}{16}\times\frac{6}{16}\times\frac{16}{23}\right)}{\left(\frac{1}{7}\times\frac{3}{7}\times\frac{2}{7}\times\frac{7}{23}\right)+\left(\frac{3}{16}\times\frac{7}{16}\times\frac{6}{16}\times\frac{16}{23}\right)} \quad (15)$$

ค่าที่ได้จะมีค่าเท่ากับ 0.8008 แสดงว่า ค่าความน่าจะเป็นที่สมาชิกใหม่จะไม่บริจาคให้กับชมรมศิษย์เก่ามีค่าประมาณ 80%

สมมติฐานซึ่งมีคุณสมบัติเป็นอิสระจะให้ผลที่มีความรวบรัด แต่สามารถนำไปใช้งานได้ดีในการแก้ปัญหาในทาง Classification แต่ถ้าคุณสมบัติบางตัวมีความยืดยาวจนเกินไปก็จะไม่มีความเป็นอิสระ และเทคนิคนั้นก็จะไม่สามารถให้ผลที่ดีได้ดังนั้นกระบวนการคัดเลือกตัวแปรอย่างชาญฉลาดจึงมีความจำเป็นเพื่อที่จะนำมาใช้กรองเอาตัวแปรที่ไม่ดีออกไปจากเซ็ตของตัวแปรให้มากที่สุด

ปัญหาที่มักเกิดกับกระบวนการ Naive Bayes จะเกิดขึ้นเมื่อหนึ่งในค่าคุณสมบัติของเหตุการณ์ที่ทำให้เกิดกลุ่มของข้อมูลนั้นไม่สามารถจัดให้เข้าได้กับระดับใดระดับหนึ่งในชั้นของตัวแปรตาม จากตัวอย่างด้านบน ถ้าหากไม่มีสมาชิกคนใดซึ่งได้รับปริญญาเอกเคยให้การบริจาคกับสมาคมศิษย์เก่า ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นของผู้ที่ได้รับปริญญาเอก และให้การบริจาคกับสมาคมจะเท่ากับ 0 ซึ่งในสถานการณ์นี้จะให้ค่าความน่าจะเป็นที่ศิษย์เก่ารุ่นใหม่ซึ่งมีการศึกษาในระดับปริญญาเอกและให้การบริจาคกับสมาคมศิษย์เก่าก็จะเท่ากับ 0 ไปตลอดด้วย เนื่องจากค่าความน่าจะเป็นอื่นๆทั้งหมดเมื่อนำมาคูณกับ 0 แล้วก็จะให้ค่าเท่ากับ 0 ดังนั้นโปรแกรมจึงหลีกเลี่ยงปัญหาดังกล่าวด้วยการเริ่มต้นที่ 1 แทนค่า 0

2.1.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกและการวิเคราะห์การถดถอยโพรบิท

การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติก (Logistic regression) เป็นการนำตัวแปรอิสระหลายตัวมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์พร้อมๆกันกับตัวแปรตัวแปรตามที่อยู่ในระดับ นามบัญญัติ การวิเคราะห์ประเภทนี้สามารถบอกได้ว่าปัจจัยใดที่ทำให้เกิดเหตุการณ์ที่คาดหวัง หรือเป็นการวิเคราะห์ถึงโอกาสในการเกิดเหตุการณ์ที่สนใจการวิเคราะห์โลจิสติก แบ่งเป็น

1) Binary Logistic Regression (Binary Regression) เมื่อตัวแปรตาม อยู่ในลักษณะ dichotomous ที่มีค่า 1 กับ 0

2) Multinomial Logistic Regression (Multinomial Regression) เมื่อตัวแปรตาม อยู่ในลักษณะ เป็นตัวแปรเชิงกลุ่ม หรือนามบัญญัติ ที่มีค่าตั้งแต่ 2 ค่าขึ้นไป

ในการวิเคราะห์โลจิสติก จะต้องกำหนดโมเดลโลจิสติก เรียกว่า Logit Model ซึ่งเป็นแบบจำลองที่นำมาใช้วิเคราะห์ข้อมูลว่าตัวแปรอิสระ (X) ส่งผลต่อโอกาสการเกิดเหตุการณ์ที่สนใจ (Y) หรือไม่ ซึ่งความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์จะมีค่าในช่วง 0 ถึง 1

รูปแบบของโมเดลจะอยู่ในรูปลอกกาลิทึมของสัดส่วนความน่าจะเป็น การวิเคราะห์ในรูปแบบนี้ใช้เมื่อฟังก์ชั่นการกระจายสะสม (Cumulative distribution function) ของตัวแปรสุ่มมีการกระจายแบบ Logistic และมีการแจกแจงของค่าความคลาดเคลื่อนเป็นแบบ Logistic (การกระจายแบบโลจิสติก หมายถึง รูปแบบการกระจายของข้อมูลที่ไม่เป็นโค้งปกติ แต่ตัวแปรจะมีการกระจายเป็นรูปตัว S (Sigmoid Curve)

การวิเคราะห์การถดถอยโพรบิท (Probit regression) เป็นการนำตัวแปรอิสระหลายตัวมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์พร้อมๆกันกับตัวแปรตัวแปรตามที่อยู่ในระดับนามบัญญัติ เช่นเดียวกับการวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติก แต่แตกต่างกันที่รูปแบบของโมเดลจะอยู่ในรูปแบบโลจิทมาตรฐาน การวิเคราะห์ในรูปแบบนี้ใช้เมื่อฟังก์ชั่นการกระจายสะสม (Cumulative distribution function) ของตัวแปรสุ่มมีการกระจายแบบปกติ Normal Distribution

การกำหนดแบบจำลองโลจิทและโพรบิต

รูปแบบทั่วไปของแบบจำลองโลจิทและโพรบิตคือ

$$P(Y=1|X) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + ... + \beta_k X_k) = G(\beta_0 + X\beta) \qquad (16)$$

ความน่าจะเป็นที่จะเกิด Y=1 เป็นฟังก์ชันของตัวแปรอิสระ X โดยที่ G คือฟังก์ชันที่มีค่าจำกัดอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ($0 < G(z) < 1$ สำหรับทุกค่าของ z) โดย G จะเป็นฟังก์ชันที่ไม่เป็นเส้นตรง (Nonlinear function) รูปแบบที่ที่มักนำมาใช้คือ

(1) ฟังก์ชันลอจิสติกส์สำหรับแบบจำลองโลจิท

$$G(z) = \exp(z) / [1 + \exp(z)] = \Lambda(z) \qquad (17)$$

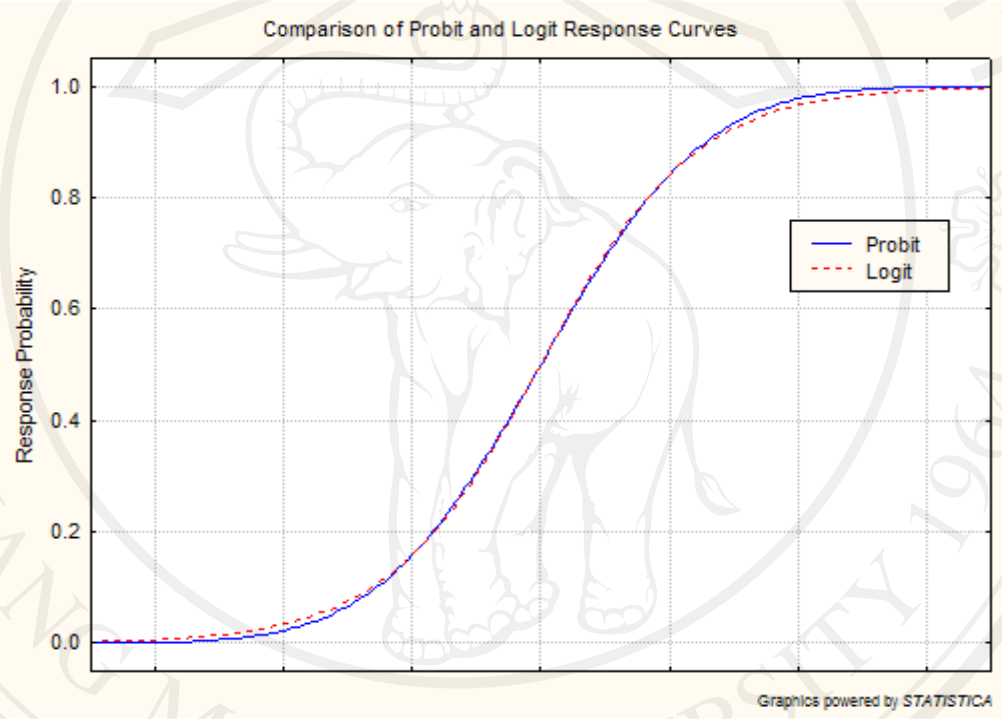
ค่าของฟังก์ชันจะอยู่ระหว่าง 0 และ 1 สำหรับทุกค่าของ z โดยฟังก์ชันดังกล่าวเป็นฟังก์ชันการกระจายสะสม (Cumulative distribution function) ของตัวแปรสุ่มที่มีการกระจายแบบลอจิสติกส์มาตรฐาน (Standard Logistic distribution)

(2) ฟังก์ชันโพรบิตสำหรับแบบจำลองโพรบิต

$$G(z) = \Phi(z) \equiv \int_{-\infty} \qquad (18)$$

$$\phi(z) = (2\pi)^{-1/2} \exp(-z^2/2) \quad (19)$$

ค่าของฟังก์ชันจะอยู่ระหว่าง 0 และ 1 สำหรับทุกค่าของ z โดยฟังก์ชันดังกล่าวเป็นฟังก์ชันการกระจายสะสม (Cumulative distribution function) ของตัวแปรสุ่มที่มีการกระจายปกติมาตรฐาน (Standard normal distribution) ลักษณะการกระจายของตัวแปรที่มีการกระจายแบบลอจิสติกส์ และแบบปกติมาตรฐานสามารถแสดงได้ดังรูป



ที่มา: [ระบบออนไลน์] std.kku.ac.th

รูป 2.4 การกระจายแบบลอจิสติกส์และการกระจายแบบปกติมาตรฐาน

เงื่อนไขการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองโลจิทและโพรบิทคือ

(1) ตัวแปรอิสระอาจจะเป็น Dummy Interval หรือ Ratio

(2) ค่าความคลาดเคลื่อนไม่สัมพันธ์กัน

(3) ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระจากตัวแปรอิสระ (ค่าความคลาดเคลื่อนไม่สัมพันธ์กับตัวแปรอิสระ)

(4) ตัวแปรอิสระแต่ละตัวต้องไม่มีความสัมพันธ์กันสูง

(5) จำนวนกลุ่มตัวอย่างต้องมีจำนวนมากเพียงพอ (อย่างน้อย 30*p)

วิธีการวิเคราะห์ทั้งสองแบบ ใช้การประมาณค่าแบบจำลอง โดยวิธี Maximum Likelihood Estimation (MLE) แทนวิธีการประมาณแบบจำลองเชิงเส้น ที่ใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบ (Ordinary Least Squares: OLS)

การวิเคราะห์ผลของการประมาณค่า

(1) ค่าสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ (B) ใช้บอกทิศทางและปริมาณของผลกระทบของตัวแปรอิสระตัวนั้นๆ (X) ที่มีต่อโอกาสการเกิดเหตุการณ์ (Y) ค่านี้นำไปคำนวณค่า Odd ratio ซึ่งจะบอกถึงการเพิ่มขึ้น หรือลดลง ของโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ และค่านี้นำไปใช้เขียนสมการโลจิสติกหรือโพรบิทในการทำนายการการเกิดเหตุการณ์ที่สนใจ

(2) Standard error ของสัมประสิทธิ์แต่ละตัว เป็นตัวกำหนดค่านัยสำคัญทางสถิติของตัวแปรอิสระตัวนั้นๆ

(3) Log likelihood เป็นค่าที่บอกถึงความเหมาะสมของโมเดล ถ้ามีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าโมเดลมีความเหมาะสม

(4) ค่าไคสแควร์ เป็นค่าที่บอกถึงความสอดคล้องระหว่างโมเดลและข้อมูลเชิงประจักษ์ ถ้าหากมีความสอดคล้องค่าไคสแควร์ไม่ควรแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ)

(5) Odd ratio หรือ ค่าสัดส่วนของเหตุการณ์ที่สนใจต่อเหตุการณ์ที่ไม่สนใจศึกษา ถ้า Odd ratio มีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าปัจจัยนั้นไม่มีความสัมพันธ์กับเหตุการณ์ ถ้ามากกว่า 1 แสดงว่าปัจจัยนั้นสัมพันธ์กับเหตุการณ์ และถ้าน้อยกว่า 1 แสดงว่าปัจจัยนั้นทำให้เกิดเหตุการณ์ได้น้อยกว่าปกติ

ในการวิเคราะห์ตามแบบจำลองโลจิทและโพรบิท มีผลการศึกษาที่ไม่แตกต่างกันมากนัก นอกจากขนาดกลุ่มตัวอย่างจะต่างกันมากๆจึงจะทำให้เห็นความแตกต่างช่วงปลายการแจกแจง แต่การวิเคราะห์รูปแบบโพรบิท มีความซับซ้อนมากกว่า การวิเคราะห์แบบโลจิท ดังนั้นในการศึกษาส่วนใหญ่จึงนิยมใช้แบบจำลองโลจิทแทนแบบจำลองโพรบิท รวมทั้งในการวิจัยอิสระครั้งนี้ด้วย

2.1.3 การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental Analysis)

การศึกษาปัจจัยพื้นฐานที่มีอิทธิพลต่อการเพิ่มขึ้นของราคาหุ้นในงานวิจัยอิสระครั้งนี้ประกอบไปด้วย

- **อัตราส่วนราคาปิดต่อกำไรต่อหุ้น (Price-Earning Ratio: P/E)**

$$P/E = \frac{\text{ราคาตลาดของหุ้นสามัญ (P)}}{\text{กำไรสุทธิต่อหุ้นประจำงวด 12 เดือนของหุ้นสามัญ (E)}} \qquad (20)$$

- **อัตราส่วนราคาปิดต่อมูลค่าหุ้นทางบัญชี (Price-Book Value: P/BV)**

$$P/BV = \frac{\text{ราคาของหุ้นสามัญ}}{\text{มูลค่าตามบัญชีของหุ้นสามัญต่อหุ้น}} \quad (21)$$

- **มูลค่าหุ้นทางบัญชี (Book Value Per Share : BVPS)**

$$BVPS = \frac{\text{ส่วนของผู้ถือหุ้นสามัญของบริษัท}}{\text{จำนวนหุ้นสามัญ}} \quad (22)$$

- **อัตราส่วนราคาปิดต่อมูลค่าทรัพย์สินสุทธิ (Price-Net Asset Value: P/NAV)**

$$P/NAV = \frac{\text{ราคาปิดของหุ้นสามัญ}}{\text{มูลค่าทรัพย์สินสุทธิต่อหุ้น}} \quad (23)$$

- **มูลค่าทรัพย์สินสุทธิ (Net Asset Value: NAV)**

$$NAV = \frac{\text{สินทรัพย์สุทธิ}}{\text{จำนวนหน่วยลงทุนที่จำหน่ายแล้ว}} \quad (24)$$

- **อัตราส่วนเงินปันผลตอบแทน (Dividend Yield: DIY)**

$$DIY = \frac{\text{มูลค่าปันผลต่อหุ้น} \times 100}{\text{ราคาตลาดของหุ้น}} \quad (25)$$

- **อัตราหมุนเวียนการซื้อขายหลักทรัพย์ (Turnover Ratio)**

$$\text{Turnover Ratio} = \frac{\text{ผลรวมปริมาณการซื้อขายหลักทรัพย์ในช่วงเวลานั้น x 100}}{\text{ค่าเฉลี่ยปริมาณหุ้นจดทะเบียนกับตลาดหลักทรัพย์ในช่วงเวลานั้น}} \quad (26)$$

- **มูลค่าหลักทรัพย์ตามราคาตลาด (Market Capitalization)**

$$\text{Market Capital} = \text{ราคาปิดของหุ้น X ปริมาณหุ้นจดทะเบียนกับตลาดหลักทรัพย์} \quad (27)$$

- **อัตราผลตอบแทนส่วนของผู้ถือหุ้น (Return on Equity: ROE)**

$$ROE = \frac{\text{กำไร (ขาดทุน) สุทธิ} \times 100}{\text{รวมส่วนของผู้ถือหุ้นของบริษัทใหญ่ (เฉลี่ย)}} \quad (28)$$

- **อัตราส่วนราคาปิดต่อมูลค่าหุ้นทางบัญชี (Return on Asset: ROA)**

$$ROA = \frac{\text{กำไร (ขาดทุน) ก่อนภาษีเงินได้} \times 100}{\text{รวมสินทรัพย์ (เฉลี่ย)}} \quad (29)$$

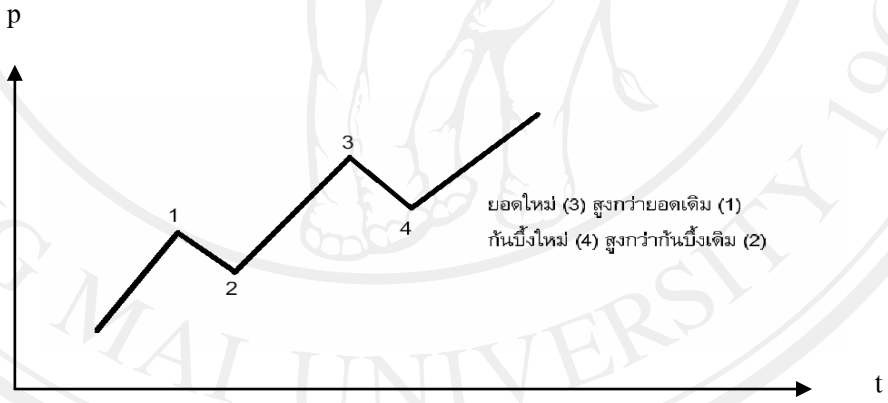
- **ดัชนีราคาหลักทรัพย์ (Stock Price Index)**

$$\text{ดัชนีราคาหุ้น} = \frac{\text{มูลค่าตลาดรวม ณ วันปัจจุบัน (Current Market Value) x 100}}{\text{มูลค่ารวม ณ วันฐาน (Base Market Value)}} \quad (30)$$

- **แนวโน้มราคาหุ้น (Trend)**

แนวโน้มที่ราคาหุ้นจะเคลื่อนตัวไปมี2รูปแบบคือ uptrendและdowntrend โดยมีรายละเอียดดังนี้

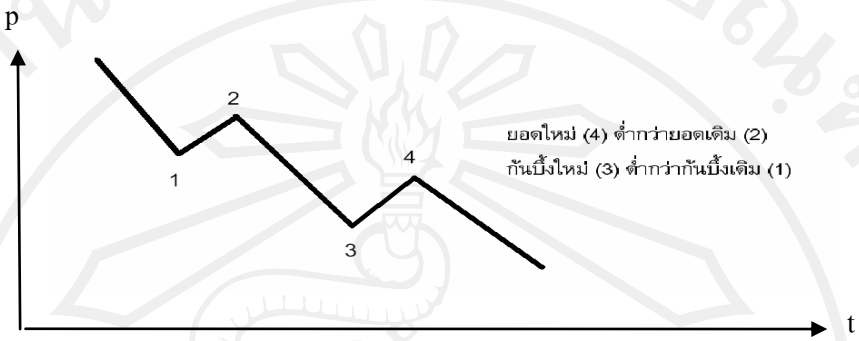
- Uptrend คือแนวโน้มขาขึ้นเป็นการชี้ถึงราคาหุ้นมีแนวโน้มสูงขึ้นในทางเทคนิค uptrend จะมีลักษณะดังรูป



ที่มา: [ระบบออนไลน์] std.kku.ac.th

รูป 2.5 ภาพ uptrend

- Downtrend คือแนวโน้มขาลงเป็นการชี้ถึงราคาหุ้นมีแนวโน้มต่ำลงในทางเทคนิค downtrend จะมีลักษณะดังรูป



ที่มา: [ระบบออนไลน์] std.kku.ac.th

รูป 2.6 ภาพ downtrend

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปิยะธิดา ดวงแก้ว (2552) ศึกษาเรื่องการวิเคราะห์ความสามารถในการชำระหนี้ของลูกค้าเช่าซื้อรถยนต์โดยใช้แบบจำลองโลจิท (Logistic regression) มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาข้อมูลทั่วไปของลูกหนี้รวมถึงปัจจัยที่มีผลต่อความสามารถในการชำระหนี้และวิเคราะห์ความสามารถในการชำระหนี้ของลูกหนี้ในธุรกิจเช่าซื้อรถยนต์ของธนาคารธนชาติ จำกัด (มหาชน) สำนักงานภาคเหนือ 1 (เชียงใหม่) เพื่อใช้ในการวางแผนและกลยุทธ์ในการบริหารความเสี่ยงของธุรกิจเช่าซื้อรถยนต์ของธนาคารธนชาติ จำกัด (มหาชน) สำนักงานภาคเหนือ 1 (เชียงใหม่)โดยใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูลลูกค้าสินเชื่อเช่าซื้อรถยนต์ ของธนาคาร โดยใช้ข้อมูลระบบงานสินเชื่อเช่าซื้อรถยนต์ในช่วงปี 2549 – 2552 ซึ่งเป็นข้อมูลรายตัวของลูกค้า ได้แก่ อายุของผู้เช่าซื้อรถยนต์ อาชีพ รายได้เฉลี่ยต่อเดือน ยี่ห้อรถยนต์ ราคารถยนต์ จำนวนเงินดาวน์ อัตราดอกเบี้ย ประเภทการให้สินเชื่อเช่าซื้อรถยนต์ ประเภทการจดทะเบียนรถยนต์ วงเงินให้สินเชื่อ ค่างวด จำนวนงวดสัญญา สัดส่วนรายได้ต่อค่างวดและสัดส่วนเงินดาวน์ต่อราคารถยนต์ผลการศึกษาพบว่าที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ตัวแปรอิสระที่มีผลต่อความสามารถในการชำระหนี้ของลูกค้าเช่าซื้อรถยนต์ประกอบด้วย 14 ปัจจัย คือ อายุของลูกค้าผู้ขอกู้ อาชีพของลูกค้าผู้ขอกู้ รายได้เฉลี่ยต่อเดือนราคารถยนต์จำนวนเงินดาวน์ อัตราดอกเบี้ย ประเภทการให้สินเชื่อรถยนต์ ประเภทการจดทะเบียนของรถยนต์ ค่างวด จำนวนงวดสัญญา สัดส่วนรายได้ต่อค่างวด และสัดส่วนเงินดาวน์ต่อราคารถยนต์ ส่วนยี่ห้อรถยนต์และวงเงินให้สินเชื่อนั้น ไม่มีผลต่อความสามารถในการผ่อนชำระของลูกค้าเช่าซื้อรถยนต์สำหรับการวิเคราะห์ความสามรถในการชำระหนี้ของลูกค้าเช่าซื้อรถยนต์โดยพิจารณาจากค่าความน่าจะเป็น

พบว่า กลุ่มลูกค้าที่เป็นลูกค้าปกติมีค่าความน่าจะเป็นอยู่ระหว่าง 0.61-1.00 สำหรับลูกหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้มีค่าความน่าจะเป็นอยู่ระหว่าง 0.00-0.30โดยมีการจำแนกถูกต้องร้อยละ 98.75

พิชญ์ฌาภรณ์ เมืองงาม ปัทมา ผาโคตร และ กวีพจน์ บันลือวงศ์ (2552) ศึกษาการทำนายผลสำเร็จการศึกษา โดยอาศัยเทคนิคทางการทำเหมืองข้อมูลคือเทคนิคข่ายงานเบย์มาใช้เพื่อวิเคราะห์ถึงตัวแปรที่มีผลต่อการทำนายผลสำเร็จการศึกษาของนักศึกษาระดับปริญญาตรีและในการทดสอบแบบจำลองที่ได้จะทำการทดสอบผลบนพื้นฐานวิธี k - fold Cross Validation ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเทคนิคของข่ายงานเบย์สามารถค้นพบตัวแปรสำคัญสำหรับการทำนายผลการสำเร็จการศึกษาได้และให้ความแม่นยำในการทำนายสูงจากแบบจำลองที่ได้ทำการพัฒนาขึ้นทำให้ทราบตัวแปรสำคัญที่มีผลต่อการสำเร็จการศึกษาของนักศึกษาระดับปริญญาตรีคือรายได้รวมของครอบครัวอาชีพของมารดาและเกรดเฉลี่ยที่เข้ามาศึกษาในชั้นปีแรกซึ่งผลที่ได้มีความสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุคูณ

รพีพรรณ ดวงคำสวัสดิ์ (2550) ศึกษาการวิเคราะห์เพื่อการพยากรณ์หนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ของธนาคารกรุงไทยจำกัด (มหาชน) ในเขตอำเภอเมืองเชียงใหม่ โดยใช้แบบจำลองโลจิต การศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลจากอัตราส่วนทางการเงินของนิติบุคคลที่มีวงเงินสินเชื่อมากกว่า 5 ล้านบาทในช่วงปี 2546 – 2549 จำนวน 43 บริษัท 133ข้อมูล ผลการศึกษาพบว่าอัตราผลตอบแทนของสินทรัพย์ อัตราส่วนความสามารถในการจ่ายดอกเบี้ย อัตราทุนหมุนเวียนและอัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อดอกเบี้ยจ่าย มีผลในทิศทางตรงกันข้ามกับการเกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ ส่วนปัจจัยอื่นๆคือ อัตรากำไรสุทธิ มีผลในทิศทางเดียวกันกับการเกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ และถ้าสัดส่วนทางการเงินมีค่าสูง โอกาสที่จะเกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้จะมีน้อย ในทางตรงกันข้ามเมื่ออัตราส่วนทางการเงินมีค่าต่ำโอการที่จะเกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้จะมีสูง

นฤมล ตันตระวิวัฒน์ (2547) ศึกษาแนวโน้มหุ้นโดยใช้เทคนิคการจำแนกข้อมูล (Data Classification) โดยศึกษาเฉพาะหุ้นในกลุ่มอสังหาริมทรัพย์สำหรับข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์นั้นประกอบด้วย 2 ส่วนโดยส่วนแรกเป็นข้อมูลการซื้อขายหุ้นจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยและส่วนที่สองคือดัชนีชี้วัดแนวโน้มทางเทคนิคซึ่งได้จากการนำข้อมูลการซื้อขายหุ้นมาคำนวณโดยผลที่ได้จากการวิเคราะห์ถูกนำเสนอในรูปแบบของโปรแกรมประยุกต์ที่ผู้ใช้งานสามารถเลือกหุ้นที่สนใจได้รวมทั้งสามารถแสดงผลราคาหุ้นในรูปกราฟเพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถมองแนวโน้มโดยรวมได้อีกด้วยผลลัพธ์จากการทำเหมืองข้อมูลคือรูปแบบ (Model) ที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มราคาหุ้นในช่วงเวลาดังนี้ 15 วัน , 1 เดือนและ 3 เดือนและจากการทดสอบโปรแกรมประยุกต์พบว่ามีค่าความถูกต้องมากกว่า 70 เปอร์เซ็นต์

กรรณิการ์ จรัญธัญกุล (2543) ศึกษาปัจจัยที่ก่อให้เกิดหนี้มีปัญหาของธุรกิจเช่าซื้อรถยนต์ของบริษัทลิสซิ่งแห่งหนึ่งในจังหวัดลำปาง ผลของการศึกษาจะใช้เป็นแนวทางในการปรับปรุงมาตรการการให้เงินกู้ของบริษัทต่อไป ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลที่รวบรวมมาจากเอกสารข้อมูลลูกหนี้ของบริษัทสยามพาณิชย์ลิสซิ่ง จำกัด (มหาชน) สาขาลำปาง จำนวน 200 ราย และทำการวิเคราะห์แบบ Probit analysis ผลการศึกษาพบว่ามีตัวแปรที่มีนัยสำคัญ 7 ตัวแปร ได้แก่ รายได้ ประสบการณ์การทำงาน ค่างวด วงเงินให้สินเชื่อยอดหนี้คงเหลือ อัตราร้อยละของเงินดาวน์ และอาชีพของผู้เช่าซื้อ ผลการศึกษาพบว่า ลูกหนี้ที่มีรายได้สูง มีประสบการณ์การทำงานมานาน ค่างวดสูง ร้อยละของเงินดาวน์สูงและมีอาชีพรับราชการหรือรัฐวิสาหกิจจะทำให้โอกาสการเกิดหนี้มีปัญหามีต่ำ แต่ถ้าหากยอดหนี้คงเหลือมากจะมีโอกาสเกิดปัญหาหนี้สูง

พัฒนา กันยานนท์ (2543) ศึกษาปัจจัยที่ทำให้เกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ของธนาคารพาณิชย์แห่งหนึ่งในจังหวัดเชียงราย ผลการศึกษาพบว่าลูกหนี้ส่วนใหญ่มีอายุ 41-50 ปี มีประสบการณ์การทำงานต่ำกว่า 11 ปี ประกอบอาชีพพาณิชยกรรมทั่วไปและค้าขาย มีรายได้ต่ำกว่า 20,000 บาทต่อเดือน ระยะเวลาการทำสัญญากู้อยู่ในช่วง 6-10 ปี ภาระหนี้คงเหลืออยู่ระหว่าง 1-5 ล้านบาทและมีวัตถุประสงค์กู้เพื่อทำธุรกิจอสังหาริมทรัพย์ สำหรับการทดสอบปัจจัยที่ทำให้เกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ โดยใช้สมการถดถอย Logistic Regression เพื่อประมาณค่าความน่าจะเป็นของตัวแปรอิสระว่าเป็นเป็นตัวแปรที่ทำให้เกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้หรือไม่ ผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรที่สามารถนำมาอธิบายปัจจัยที่ทำให้เกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้อย่างมีนัยสำคัญ ได้แก่ อาชีพ ประสบการณ์การทำงาน ระดับรายได้ วงเงินให้สินเชื่อ ภาระหนี้คงเหลือ ภาระหนี้ในสถาบันการเงินอื่น จำนวนกิจการของลูกหนี้และวัตถุประสงค์การกู้ยืม ส่วนระยะเวลาการกู้และอายุของผู้ขอกู้นั้นไม่มีผลการทบต่อการเกิดหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้

กรวรรณ วัฒนชัย (2539) ศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความต้องการสินเชื่อเพื่อการเช่าซื้อรถยนต์นั่งในจังหวัดเชียงใหม่ โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อความต้องการสินเชื่อเพื่อการเช่าซื้อรถยนต์นั่ง โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ด้วยสมการถอดถอย (Regression analysis) ผลการศึกษาพบว่าปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความต้องการสินเชื่อเพื่อการเช่าซื้อรถยนต์นั่ง ได้แก่ ราคาประเมินรถยนต์นั่ง รายได้เฉลี่ยต่อเดือนและงวดการชำระหนี้ ส่วนปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับปริมาณความต้องการสินเชื่อเช่าซื้อรถยนต์นั่ง คืออัตราดอกเบี้ยเรียกเก็บ สำหรับการวิเคราะห์ความยืดหยุ่นของอุปสงค์สินเชื่อเช่าซื้อรถยนต์นั่ง พบว่าปัจจัยทางด้านราคามีอิทธิพลต่อความต้องการสินเชื่อเช่าซื้อมากกว่าปัจจัยด้านรายได้