

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองพฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขับขี่รถจักรยานยนต์
โดยวิธีวิเคราะห์สมการความถดถอยแบบทวินามและโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน

Comparing the Performance of Wearing Helmet Behavior Model While Driving Motorcycle:

By Binary Logistic Regression Analysis Method and Learning Vector Quantization
of Artificial Neural Network

SCS-10-005

ภัทรสุดา วิชยพงษ์¹, ฌภัทร เลขะวัฒน์², เกศฎาภรณ์ ชัยวงษ์³

Phattarasuda Witchayaphong, Napat Lakhawattana, Khedsadaporn Chaiwong

¹ สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

โทรศัพท์: 0-4422-4238 โทรสาร: 0-4422-4239

E-mail: witch_great@hotmail.com

² สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

โทรศัพท์: 0-4422-4238 โทรสาร: 0-4422-4239

E-mail: too_pk@hotmail.com

³ สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

โทรศัพท์: 0-4422-4238 โทรสาร: 0-4422-4239

E-mail: runner_ked_68@hotmail.com

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองพฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขับขี่รถจักรยานยนต์ ระหว่างสมการความถดถอยแบบทวินาม และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน ซึ่งสมการความถดถอยแบบทวินามจะให้สมการที่สามารถใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตได้ ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน จะเป็นการนำข้อมูลในอดีตที่ผ่านมาให้ระบบฝึกฝนเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูล ซึ่งการฝึกฝนนี้จะเป็นการฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ จัดรูปแบบเพื่อใช้ในการทำนายผลข้อมูลชุดอื่น ๆ ต่อไป การศึกษานี้ได้หาข้อมูลมาจากกลุ่มตัวอย่างผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ในประเทศไทย โดยมีตัวอย่างในการทดสอบจำนวน 8,635 ข้อมูลจากทุกจังหวัดของประเทศไทย วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการสำรวจเบื้องต้นโดยใช้วิธีการทางสถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Research) เพื่ออธิบายลักษณะพฤติกรรมของการของผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ด้วยโปรแกรมวิเคราะห์สถิติ SPSS แล้วพัฒนาแบบจำลองพฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัยด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป Matlab ในการวิเคราะห์ความถดถอยแบบทวินาม และ Artificial Neural Network โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน ผลสุดท้ายเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ผลการทดสอบร้อยละความถูกต้องเป็นเกณฑ์ตัดสิน พบว่า Binary Logistic Model มีความถูกต้องร้อยละ 71.35 ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) มีค่าความถูกต้องร้อยละ 71.24 แสดงว่า Binary Logistic Model ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ ร้อยละ 0.11

คำสำคัญ: แบบจำลองพฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขับขี่รถจักรยานยนต์, สมการถดถอยเชิงเส้นแบบทวินาม, เครือข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ)

Abstract

This study aimed to compare the efficiency, by using binary logistic regression analysis and artificial neural network. These will help to forecast the information regarding wear helmet behavior model while riding motorcycle and the use of artificial neural network in this context. By using artificial neural network theory, the change of the trend and the relationship is developed and interpolated. Then a comparison of the future predicted value and the actual value is done, of wearing helmet behavior model while riding motorcycle in Thailand. The data were collected through questionnaires by random sampling of 8,635 data from all region of the country. So, survey was conducted and data were analyzed in this research. A descriptive statistics (Descriptive Research) was used to characterize the driving behavior of motorcycles by using SPSS to analyze data. This model was developed by using binary logistic regression analysis and artificial neural network, and found out that binary logistic regression analysis presents more precise result. The value of percentage correct while modeling with binary logistic regression analysis was 71.36 percent whereas 71.24 percent while modeled with artificial neural network.

Keywords: Binary Logistic Regression Analysis, Artificial Neural Network, Wearing helmet behavior model while riding motorcycle

1. บทนำ

ความเจริญก้าวหน้าทางด้านเทคโนโลยี เศรษฐกิจ รวมไปถึง การเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากร และที่อยู่อาศัยอย่างรวดเร็ว ส่งผลให้ เกิดความต้องการทางด้านการเดินทางเพิ่มมากขึ้น การเร่งพัฒนาประเทศ อย่างรวดเร็วมีผลต่อการพัฒนาในด้านถนนส่งมากตามไปด้วย ส่งผล กระทบให้เกิดปัญหาทางด้านอุบัติเหตุจราจรมากที่เพิ่มสูงขึ้น ซึ่งอุบัติเหตุ จราจรเป็นสาเหตุหนึ่งของการสูญเสีย ทั้งทางด้านทรัพย์สินส่วนบุคคล รวมไปถึงทรัพย์สินส่วนรวม สิ่งเหล่านี้ทำให้เกิดความเสียหายต่อสังคม และเศรษฐกิจของชาติอย่างมากมายมหาศาล

จากการศึกษาของกรมทางหลวงในรายงานเรื่อง มูลค่าความเสียหายของอุบัติเหตุในประเทศไทย ซึ่งมีคณะผู้เชี่ยวชาญเป็นผู้จัดทำนั้น พบว่า ความสูญเสียทางเศรษฐกิจที่ประเทศไทยต้องเผชิญในแต่ละปีนั้น คิดเป็นมูลค่าสูงถึง 232,000 ล้านบาท หรือร้อยละ 2.8 ของผลผลิตมวลรวมในประเทศ โดยการศึกษานี้จะทำให้เห็นได้ว่า การลดอุบัติเหตุบน ทางถนน ไข่แต่จะช่วยรักษาชีวิตผู้คน ยังสามารถช่วยป้องกันการสูญเสีย ทางเศรษฐกิจที่ไม่จำเป็นได้ด้วย

ดังนั้นในการวางแผนป้องกัน และควบคุมปัญหาของการเกิด อุบัติเหตุจราจรได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงจำเป็นที่จะต้องศึกษาข้อมูล รายละเอียดพื้นฐานของกลุ่มประชากรเสี่ยง ลักษณะพฤติกรรมของกลุ่ม ประชากร ทั้งนี้เพื่อให้เข้าใจกระบวนการเกิดอุบัติเหตุอย่างถ่องแท้ อันจะ นำไปสู่การคิดค้นหาแผนการป้องกัน และควบคุมอย่างตรงตามเป้าหมาย เพื่อให้มีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้จึงมีจุดประสงค์เพื่อ ต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง พฤติกรรมการสวมใส่ หมวกนิรภัยเมื่อขับขี่รถจักรยานยนต์ ของประชากรตัวอย่างในประเทศไทย ระหว่างสมการความถดถอยแบบทวินาม (Binary Logistic Model) และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์คอนโทเซชัน (LVQ) เพราะพฤติกรรมการสวมหมวกนิรภัย ในการขับขี่รถจักรยานยนต์ มี สาเหตุปัจจัยหลักหลายประการแตกต่างกันออกไปในแต่ละตัวบุคคล เช่น

การได้ยินหรือพบเห็นการประชาสัมพันธ์ การโฆษณาป้องกันอุบัติเหตุ จราจร (การเมาไม่ขับ, การคาดเข็มขัดนิรภัย, การเปิดไฟใส่หมวก, การ ห้ามขายสุราให้เด็กอายุต่ำกว่า 18 ปี) เพศ ช่วงอายุ ประเภทของหน่วยงาน (สถานที่ราชการ, สถานศึกษา) ประเภทของสื่อที่เคยได้พบเจอ การ ยอมรับข้อบังคับของกฎหมายจราจร ทักษะการขับขี่กฎหมายจราจร ความรู้ เรื่องกฎหมายจราจรซึ่งวัตถุประสงค์หลักของการนำ Logistic Regression Analysis มาใช้วิเคราะห์ก็เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและ ตัวแปรอิสระ นำสมการความถดถอยที่ได้ไปประมาณหรือพยากรณ์ค่าตัว แปรตาม ทำนายว่าเหตุการณ์หนึ่งจะเกิดขึ้นได้หรือไม่ หรือมีโอกาส เกิดขึ้นได้มากน้อยเพียงใด โดยการกำหนดว่ามีตัวแปรหนึ่งตัวแปรหรือ มากกว่า ที่ส่งผลต่อการเกิดเหตุการณ์นั้นๆ ส่วนโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้เวกเตอร์คอนโทเซชัน (LVQ) เป็นการนำข้อมูลในอดีตมาให้ ระบบเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูล ซึ่งการฝึกสอนมีเพื่อจัดจำรูปแบบ และใช้ในการทำนายผลข้อมูลชุดอื่นๆในอนาคต การฝึกสอนนี้จะใช้วัด ประสิทธิภาพด้วยค่าความคลาดเคลื่อน หากได้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อย นั่นแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมเวกเตอร์คอนโทเซชันสามารถ เรียนรู้ และจดจำความสัมพันธ์ของข้อมูลได้เป็นอย่างดี

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การวิเคราะห์การถดถอยแบบทวินาม

Binary Logistic Regression ใช้เมื่อตัวแปรตาม Y เป็นตัวแปร เชิงกลุ่มที่มีค่าได้เพียง 2 ค่า (Dichotomous) เช่น

$$Y = \begin{cases} 0 & \text{สวมหมวกนิรภัยบางครั้ง} \\ 1 & \text{สวมหมวกนิรภัยทุกครั้ง} \end{cases}$$

โดยมีรูปแบบ ของสมการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบ ทวินาม (Binary Logistic Regression) คือ

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon \quad (1)$$

โดยที่; Y = ตัวแปรตาม (Dependent Variable)
 $X_1 - X_n$ = ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)
 β_0 = เป็นระยะตัดแกน y
 $\beta_1 - \beta_n$ = สัมประสิทธิ์การถดถอย ตัวที่ 1 ถึงตัวที่ n
 \mathcal{E} = ค่าความคลาดเคลื่อน

ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (Coefficient of determination, R^2) เป็นค่าวัดสัดส่วนหรือเปอร์เซ็นต์ที่ตัวแปรอิสระ X มีส่วนในการอธิบายความผันแปรของตัวแปรตาม Y จะหาค่า R^2 จาก

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนดปรับแล้ว (Adjust R_a^2) เป็นค่าวัดความเหมาะสมของรูปแบบอีกค่าหนึ่งที่เกี่ยวข้องกับค่า R^2 แต่ต่างกันที่ R_a^2 คำนึงถึงชั้นแห่งความเป็นอิสระของ SSE และ SST

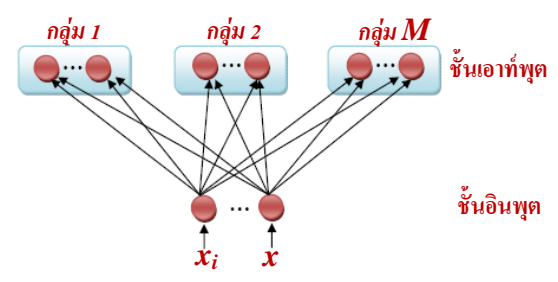
$$\text{Adjust } R_a^2 = 1 - \frac{SSE/(n-k-1)}{SST/(n-1)} = 1 + \frac{(n-1)}{(n-k-1)} (R^2 - 1) \quad (3)$$

โดยที่; $\text{Adjust } R_a^2$ = สัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้
 n = จำนวนตัวอย่าง
 k = จำนวนตัวแปรอิสระ

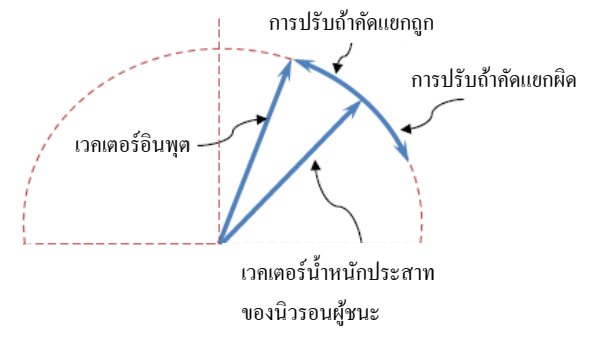
2.2 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

การเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน, LVQ (Learning Vector Quantization) เป็นการขยายเครือข่ายโคโฮเนนสำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน เครือข่าย LVQ ใช้ในการสกัดแยกเวกเตอร์อินพุตด้วยการกำหนดคุณลักษณะของกลุ่มสำหรับคัดแยก จะมีการกำหนดกลุ่มที่ใช้ในการคัดแยกและใช้เป็นส่วนหนึ่งในการฝึกสอน โครงสร้างของเครือข่าย LVQ มีลักษณะเช่นเดียวกับเครือข่ายการจัดการตนเอง โดยมีข้อแตกต่างคือ แต่ละนิวรอนเอาต์พุตจะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มของการคัดแยก ดังที่แสดงในรูปที่ 1 โดยปกติแล้วกลุ่มการคัดแยกหนึ่งๆ ซึ่งจะประกอบด้วยนิวรอนเอาต์พุตมากกว่าหนึ่งนิวรอน ในทำนองเดียวกันกับเครือข่ายโคโฮเนน เวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนเอาต์พุต จะทำการโต้ตอบกับกับเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่มีความสัมพันธ์กัน คือเมื่ออินพุต x ถูกป้อนให้กับเครือข่าย นิวรอนเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับ x ที่สุดจะเป็นนิวรอนผู้ชนะ เครือข่ายจะทำการปรับค่าของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนผู้ชนะและนิวรอนอื่น ๆ ตามความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

$$w_{ij}^{new} = \begin{cases} w_{ij}^{old} + \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกถูกต้อง} \\ w_{ij}^{old} - \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกไม่ถูกต้อง} \end{cases} \quad (4)$$



รูปที่ 1 โครงสร้างเครือข่าย LVQ



รูปที่ 2 การเรียนรู้ของเครือข่าย LVQ

จากผลการเรียนรู้ของ LVQ จะเห็นได้ว่าการฝึกสอนจะทำการให้รางวัลกับนิวรอนผู้ชนะ ที่ซึ่งมีผลการคัดแยกกลุ่มของเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่ถูกต้อง โดยการปรับค่าให้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนนั้นมีค่าเข้าไปใกล้เวกเตอร์รูปแบบอินพุต และในทางตรงกันข้ามถ้า นิวรอนผู้ชนะให้ผลของการคัดแยกกลุ่มไม่ถูกต้อง นิวรอนนั้นก็ถูกลดโทษโดยการปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนนั้น ให้มีค่าห่างจากเวกเตอร์รูปแบบอินพุต ดังรูปที่ [2]

2.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

เนื่องจากในแต่ละแบบจำลอง ได้ทำการพัฒนาโดยวิธีการที่แตกต่างกัน จึงจำเป็นต้องมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองว่าแบบจำลองใดให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่ากัน สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการสามใส่หามกนริภัยเมื่อขับขีรถจักรยานยนต์ จะใช้ร้อยละความถูกต้อง (Percentage Correct) ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ [5]

$$\%Correct = \sum_{n=1}^N W_n / N \quad (5)$$

เมื่อ $W_n = \begin{cases} 1 & \text{เมื่อตัวอย่างที่ } n \text{ ที่เลือกใช้ในรูปแบบที่ } i \text{ หรือ } Pn(i) > 0.5 \\ 0 & \text{กรณีอื่นๆ} \end{cases}$

Mean Absolute Percentage error (MAPE) คือเครื่องมือวัดค่าความผิดพลาดของค่าอนุกรมเวลาทางสถิติ ดังสมการที่ [6]

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| ; \quad \begin{array}{l} A_t = \text{ค่าจริง} \\ F_t = \text{ค่าจากการทำนาย} \\ n = \text{จำนวนข้อมูลที่น่ามาทดสอบ} \end{array} \quad (6)$$

3. ขั้นตอนและการดำเนินงานวิจัย

การเก็บรวบรวมข้อมูล ได้รับความร่วมมือจากกรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย ในส่วนของข้อมูลการสำรวจแบบสอบถามการรับรู้เรื่องรถจักรยานยนต์เหตุนครราชสีมา ความรู้ ทักษะ และ การยอมรับการบังคับใช้กฎหมายจราจร จากกลุ่มตัวอย่างทดสอบ 26 จังหวัด ครอบคลุมทั่วทุกภูมิภาคของประเทศไทย อันประกอบไปด้วย จังหวัดกรุงเทพฯ, กาฬสินธุ์, กำแพงเพชร, จันทบุรี, ชุมพร, ตาก, นครนายก, นครปฐม, นครศรีธรรมราช, บุรีรัมย์, ประจวบคีรีขันธ์, พะเยา, พังงา, พิษณุโลก,แพร่, มหาสารคาม, ยโสธร, ร้อยเอ็ด, ระนอง, สตูล, สมุทรปราการ, สระแก้ว, สระบุรีหนองคาย, อ่างทอง และจังหวัดอุดรธานี จากข้อมูลทั้งหมด 8,635 ข้อมูล แบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 70 เปอร์เซ็นต์ (6,045 ชุดข้อมูล) และสำหรับชุดทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์ (2,590 ชุดข้อมูล) โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ได้ละประชากรแต่ละจังหวัดรวมกันในสัดส่วนที่เท่ากัน

จากการศึกษาในครั้งนี้ เป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองจากวิธีการวิเคราะห์ 2 วิธี จึงแบ่งการวิเคราะห์เป็น 2 ส่วนดังนี้

3.1 การพัฒนา ออกแบบสร้างแบบจำลองพฤติกรรมกรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขี่รถจักรยานยนต์ โดยการวิเคราะห์ด้วยวิธีการสร้างสมการถดถอยแบบทวินาม เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม โดยนำข้อมูลทดสอบจากแบบสอบถามประชากรตัวแทนใน 26 จังหวัดของประเทศไทย รวมข้อมูลทดสอบทั้งหมด 2,590 ข้อมูล โดยมีตัวแปรที่น่ามาพิจารณาในแบบจำลองดังนี้

ตารางที่ 1 แสดงค่าตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองพฤติกรรมกรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อทำการขี่รถจักรยานยนต์

ตัวแปร	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
Y	1 ผู้ขี่สวมหมวกนิรภัยทุกครั้งเมื่อขี่รถจักรยานยนต์ 0 อื่นๆ
NEWS	1 ไม่เคยพบเห็นโฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจร 2 เคยพบเห็นโฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจรเป็นบางวัน 3 พบเห็นโฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจรเกือบทุกวัน 4 พบเห็นโฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจรทุกวัน
RULES	1 ปฏิบัติตามกฎหมายจราจรเป็นบางครั้ง แต่ไม่เคร่งครัด 2 ปฏิบัติตามกฎหมายจราจรอย่างเคร่งครัด
SEX	1 เพศชาย, 0 อื่นๆ
AGE	1 อายุระหว่าง 15-25 ปี, 0 อื่นๆ
SKILL	1 มีความรู้เกี่ยวกับกฎหมายจราจรผ่านเกณฑ์มาตรฐาน 0 อื่นๆ

สามารถเขียนแบบจำลองเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1(\text{NEWS}) + \beta_2(\text{RULES}) + \beta_3(\text{SEX}) + \beta_4(\text{AGE}) + \beta_5(\text{SKILL}) \quad (7)$$

โดยที่ ;

- Y = พฤติกรรมกรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขี่รถจักรยานยนต์ (สวมบางครั้ง, สวมทุกครั้ง)
- NEWS = การได้ยิน / เห็น โฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจร
- RULES = การยอมรับการบังคับใช้กฎหมาย
- SEX = เพศชาย
- AGE = อายุระหว่าง 15-25 ปี
- SKILL = ระดับความรู้เรื่องกฎหมายจราจร

3.2 สร้างแบบจำลองพฤติกรรมกรมการสวมใส่หมวกนิรภัยเมื่อขี่รถจักรยานยนต์ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ ได้กำหนดกรอบการเรียนรู้สูงสุด 1,000 รอบ (epochs) ทำการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 70 เปอร์เซ็นต์ (6,045 ชุดข้อมูล) และสำหรับชุดทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์ (2,590 ชุดข้อมูล) โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ได้ละประชากรแต่ละจังหวัดรวมกันในสัดส่วนที่เท่ากัน

ข้อมูลจากการพัฒนาแบบจำลองครั้งนี้ จะใช้ข้อมูลอินพุต (Input) เท่ากับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองความถดถอยแบบทวินาม (Binary Logistic Regression) แต่ได้กำหนดให้ค่าของตัวแปรอินพุตเป็น Dummy Variable (0,1) ทั้งหมด ซึ่งในการพัฒนาออกแบบแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมนี้ ได้ทำการกำหนดใช้พฤติกรรมกรมการสวมใส่หมวกนิรภัย เมื่อขี่รถจักรยานยนต์เป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target) มี 2 รูปแบบคือ สวมหมวกนิรภัยเป็นบางครั้ง และสวมหมวกนิรภัยทุกครั้งขณะขี่ แล้วทำการเปรียบเทียบกับข้อมูลผลลัพธ์จริงว่าระบบของ Artificial Network นั้นสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้องแม่นยำมากน้อยเพียงใด

$$Y = \begin{cases} 0 & \text{สวมหมวกนิรภัยบางครั้ง} \\ 1 & \text{สวมหมวกนิรภัยทุกครั้ง} \end{cases}$$

4. การวิเคราะห์ข้อมูล

4.1 การใช้สมการความถดถอยแบบทวินาม

(Binary Logistic Model)

จากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS ได้ทำวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อแบบจำลอง เพื่อประมาณการค่าค่าคงที่ ค่าสัมประสิทธิ์ของปัจจัย และค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ เพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีความเหมาะสม และสามารถยอมรับได้โดยนัยสำคัญ ดังตารางที่ [3] และตารางที่ [4]

ตารางที่ 2 Dependent Variable Encoding โดย SPSS

Original Value	Internal Value
ทำบางครั้ง	0
ทำทุกครั้ง	1

ตารางที่ 3 ผลการประมาณค่าความเหมาะสมของแบบจำลองโดย SPSS

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	3029.229	.190	.254

ตารางที่ 4 ผลวิเคราะห์ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์

Observed	Predicted		
	Y		Percentage Correct
	ทำบางครั้ง	ทำทุกครั้ง	
Step 1 Y ทำบางครั้ง	986	408	70.7
ทำทุกครั้ง	334	862	72.1
Overall Percentage			71.4

ตารางที่ 5 ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรที่เป็นปัจจัยต่างๆ

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1(a)	X1	-1.08	.053	4.156	1	.041	.898
	X2	1.964	.095	426.930	1	.000	7.126
	X3	-.404	.088	20.810	1	.000	.668
	X4	.245	.093	6.942	1	.008	1.278
	X5	.431	.090	22.796	1	.000	1.539
	Constant	-1.036	.182	32.434	1	.000	.355

**Sig at 0.05

จากตารางที่ [5] ทำให้ทราบค่าสัมประสิทธิ์ ของสมการความถดถอยดังสมการที่ [8]

$$Y = -1.036 - 1.080x_1 + 1.964x_2 - 0.404x_3 + 0.245x_4 + 0.431x_5 \quad (8)$$

โดยที่; Y = พฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัย เมื่อขับที่รถจักรยานยนต์ (สวมบางครั้ง, สวมทุกครั้ง)

X₁ = การได้ยิน / เห็นโฆษณาบนรถตู้บิตูเหตุจากร

X₂ = การยอมรับการบังคับใช้กฎหมาย

X₃ = เพศชาย

X₄ = อายุระหว่าง 15 -25 ปี

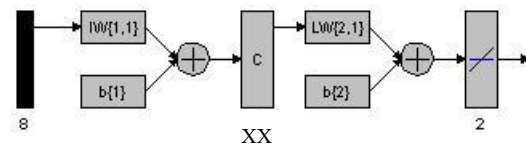
X₅ = ระดับความรู้เรื่องกฎหมายจราจร

4.2 การใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ (LVQ)

กำหนดให้พฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัย เป็นตัวแปรเป้าหมายมี 2 รูปแบบ คือ สวมหมวกนิรภัยบางครั้ง และสวมหมวกนิรภัยทุกครั้งที่ใช้รถจักรยานยนต์

$$Y = \begin{cases} 0 & \text{สวมหมวกนิรภัยบางครั้ง} \\ 1 & \text{สวมหมวกนิรภัยทุกครั้ง} \end{cases}$$

ส่วนตัวแปรอินพุต ได้ใช้ตัวแปรจากการคัดเลือกแบบจำลองที่มีความเหมาะสมแล้ว มีจำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองความถดถอยแบบทวินาม (Binary Logistic Regression) จัดการข้อมูลให้อยู่ในรูปของ Dummy Variable แล้วนำแบบจำลองดังกล่าวมาทดสอบโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ แสดงผลการทดสอบได้ดังนี้



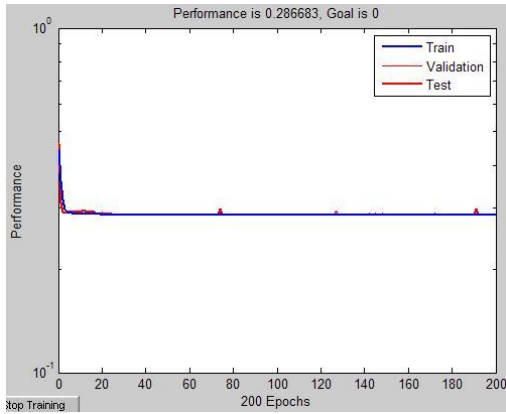
รูปที่ 3 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ

สำหรับพัฒนาแบบจำลองพฤติกรรมการสวมหมวกนิรภัย

โดยกำหนดจำนวนนิวรอนในแต่ละรอบต่างกันดังนี้คือ 10, 20 การฝึกสอนในครั้งนี้ จะเป็นการฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่าง Input และ Output ที่ป้อนเข้าไปเพื่อจัดจำรูปแบบและใช้ในการทำนายผลข้อมูลชุดอื่นๆ ซึ่งจากการฝึกสอนนี้จะใช้วัดประสิทธิภาพด้วยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error, MSE) ซึ่งค่า MSE สำหรับการฝึกสอนมีค่า MSE น้อย แสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียม สามารถเรียนรู้และจดจำความสัมพันธ์ระหว่าง Input และ Output ได้เป็นอย่างดี

ตารางที่ 6 ผลการฝึกสอนและทดสอบแบบจำลองพฤติกรรมการสวมหมวกนิรภัยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ วัดผลด้วยค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย

สถาปัตยกรรมโครงข่าย	จำนวนรอบ	ผลการฝึกสอน	ผลการทดสอบ
8-10-2	20	0.287345	0.2919
8-10-2	50	0.286849	0.2876
8-10-2	70	0.287345	0.2876
8-10-2	100	0.286849	0.2876
8-10-2	200	0.286849	0.2876
8-20-2	20	0.287014	0.2876
8-20-2	50	0.286352	0.2876
8-20-2	70	0.286849	0.2876
8-20-2	100	0.286849	0.2876
8-20-2	200	0.286849	0.2876



รูปที่ 4 กราฟแสดงการทดสอบหาประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้จากวิธีเครือข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ

ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองที่สร้างขึ้น โดยทดสอบผ่านโปรแกรมในการค้นหาค่าตอบในวิธีเครือข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ แสดงได้ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ผลการประมาณค่าความถูกต้องของปัจจัยที่มีผลต่อแบบจำลองด้วยวิธี Artificial Neural Network

สถาปัตยกรรมโครงข่าย	ค่าประมาณความถูกต้องของแบบจำลอง (Percentage Correct)
8-10-2	70.81%
8-10-2	71.24%
8-10-2	71.24%
8-10-2	71.24%
8-10-2	71.24%
8-20-2	71.24%
8-20-2	71.24%
8-20-2	71.24%
8-20-2	71.24%
8-20-2	71.24%

5. สรุปผลการศึกษา

- การวิเคราะห์การออกแบบแบบจำลอง พฤติกรรมการสวมหมวกนิรภัยขณะขับซึ่รถจักรยานยนต์ โดยการใช้สมการความถดถอยแบบทวิภาค (Binary Logistic Regression) แบบจำลองมีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.254 ซึ่งสามารถอธิบายพฤติกรรมในระดับที่ยอมรับได้โดยมีผลลัพธ์ดังสมการ $Y = -1.036 - 1.080x_1 + 1.964x_2 - 0.404x_3 + 0.245x_4 + 0.431x_5$
- พบว่าตัวแปรที่มีผลต่อพฤติกรรมสวมหมวกนิรภัยขณะขับซึ่รถ ได้แก่ การได้อิน / เห็นโฆษณาณรงค์อุบัติเหตุจราจร เพศชาย อายุระหว่าง 15 -25 ปี การพบเห็นสื่อทางหนังสือพิมพ์/นิตยสารเป็นประจำ ความรู้เรื่องกฎหมายจราจร

- สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Learning By Artificial Neural Network) การเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) พบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ให้ผลดีที่สุด มีความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยสำหรับการฝึกสอนเท่ากับ 0.286849 แสดงว่าโครงข่ายมีการเรียนรู้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ และสำหรับการทดสอบมีความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.28760 ซึ่งจากการฝึกสอนมีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าการทดสอบเพราะว่าจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบมีจำนวนน้อยส่งผลให้ชุดข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม ไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่าง Input และ Output ได้

- เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง โดยใช้ผลการทดสอบร้อยละความถูกต้องเป็นเกณฑ์ในการตัดสินพบว่า แบบจำลองของ Binary Regression Analysis มีความถูกต้องร้อยละ 71.36 ส่วนแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) มีความถูกต้องร้อยละ 71.24 แสดงว่า Binary Regression Analysis ให้ผลพยากรณ์ที่ดีกว่า โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน คิดเป็นร้อยละ 0.11

- ข้อดีและข้อจำกัดของ Binary Logistic Model และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) สามารถสรุปได้ดังนี้คือ Binary Logistic Model ผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นสมการอรรถประโยชน์ ทำให้สามารถอธิบายถึงปัจจัย ที่ทำให้อรรถประโยชน์ของทางเลือกมีค่ามากหรือน้อย ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นเพียงการทำนายความน่าจะเป็นว่าแต่ละบุคคล จะมีลักษณะพฤติกรรมการสวมใส่หมวกนิรภัยอย่างไร ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) เป็นลักษณะ Black Box ที่จะได้ผลลัพธ์ออกมาสามารถคัดแยกกลุ่มออกมาได้ อย่างชัดเจนว่า แต่ละคนจะเลือกทางเลือกแบบใด แต่ไม่สามารถบอกความสัมพันธ์ถึงปัจจัยต่างๆ ว่ามีความสำคัญมากน้อยเพียงใด

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณหน่วยงานของรัฐบาลที่เกี่ยวข้องที่ให้ความร่วมมือในด้านข้อมูลวิทยุซึ่งมีความสำคัญในการวิเคราะห์ และสำเร็จไปได้ด้วยดี

เอกสารอ้างอิง

- [1] ศศ.ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2552. ปัญญาเชิงคำนวณ Computational Intelligence. กรุงเทพฯ : จรัสสินทวงศ์การพิมพ์.
- [2] รศ.ดร.กัลยา วานิชย์บัญชา, 2551.การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS, ภาควิชาสถิติ คณะพานิชยศาสตร์และการบัญชี, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- [3] ศศ.ดร.อุไรวรรณ อมรมิถ, การวิเคราะห์ข้อมูล โดยใช้ Logistic Regression, ประจำสาขาวิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย.

- [4] G. Whelan, 2007. Modeling car ownership in Great Britain.
Transportation Research Part A: Policy and practice, Volume 41,
Issue 3: Pages 205-219.
- [5] Kunawee Kanitpong, Nuttapong Boontob, and Yordphol,
Transportation Research Record: Journal of the Transportation
Research Board, TanaboriboonHelmet Use and Effectiveness in
Reducing the Severity of Head Injuries in Thailand.
- [6] นายสังจากาจ โนนเขวาการ, พัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม
และการเลือกรูปแบบการเดินทางในเขตเทศบาลนครราชสีมา,
วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมขนส่ง)
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
- [7] นางสาวสุรภา สุขสวัสดิ์, ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมการใช้
รถจักรยานยนต์ของผู้ได้รับบาดเจ็บ หลักสูตรปริญญาพยาบาล
ศาสตร์
มหาบัณฑิต สาขาวิชาการพยาบาลชุมชน บัณฑิตวิทยาลัย
มหาวิทยาลัยบูรพา, 2543
- [8] นางสาวนาพันธุ์ ณ เชียงใหม่, ทักษะและพฤติกรรมการใช้หมวก
นิรภัยของลูกจ้างในเขต อ.สันกำแพง จ.เชียงใหม่, ศิลปศาสตรมหา
บัณฑิต (ภาษาอังกฤษ) มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ 2548
- [9] นายสันต์ บุญหนุน, ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับพฤติกรรมการใช้
หมวกนิรภัยในการป้องกันอุบัติเหตุในกลุ่มผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์
รับจ้าง เขตบางนา กรุงเทพมหานคร, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2546
- [10] Ampol Karoonsoontawong, Sajjakaj Jomnonkwoa, Somprasong
Suttayamully and Rikke Rysgaard, Evaluation of the Yellow-
Helmet Project in Celebration of His Majesty the King Rama
IX's 80th Birthday Anniversary, Transportation Engineering,
Suranaree University of Technology
- [11] ปราณิ ทองคำ, ทวี ทองคำ, ปัจจัยที่ส่งผลต่อพฤติกรรมสวม
หมวกนิรภัยของนักเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ขับขี่
รถจักรยานยนต์ในเขตเทศบาลเมืองสุราษฎร์ธานี, ภาควิชา
ประเมินผลและวิจัยทางการศึกษา, คณะศึกษาศาสตร์,
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์