บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึง ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ทฤษฎีที่จะนำมาประกอบใช้สำหรับการวิจัยได้แก่ การทำงานของป้ายจราจรอัจฉริยะ ทฤษฎีในการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้น และทฤษฎีข่ายงานประสาทเทียม โดยในส่วนของงานวิจัยที่นำมาเป็นแนวทางการศึกษาเพื่อปฏิบัติงานวิจัยนั้น ประกอบไปด้วยงานวิจัยและบทความเกี่ยวกับการประมาณเวลาในการเดินทาง โดยใช้ยานพาหนะและโทรศัพท์เคลื่อนที่ ที่เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ GPS การประยุกต์ใช้เทคนิคต่าง ๆ เพื่อคาดการสภาพการจราจรและเวลาในการเดินทาง ดังจะแสดงรายละเอียดของทฤษฎี หลักการ และแนวทางการศึกษาเพื่อไปปฏิบัติงานวิจัยชิ้นนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการวิจัย

2.1.1 ระบบการทำงานของป้ายจราจรอัจฉริยะ

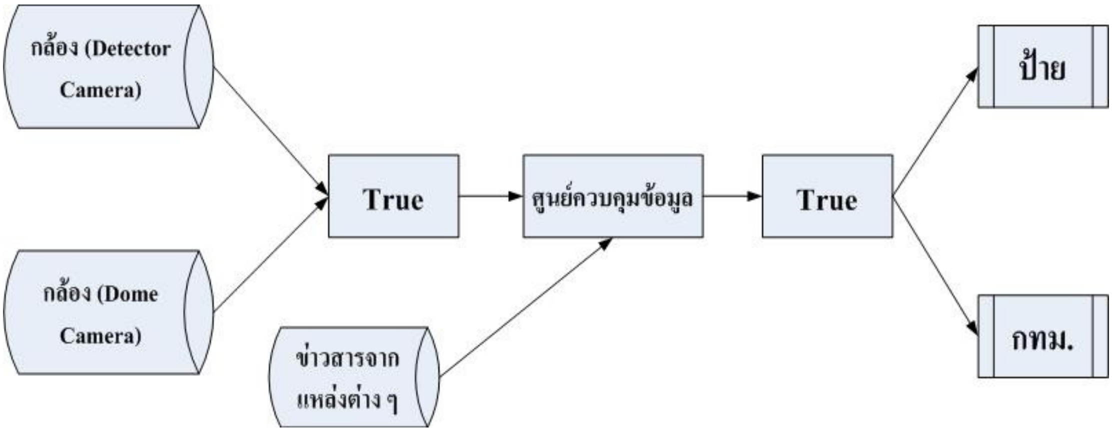
ป้ายจราจรอัจฉริยะ เป็นระบบแสดงข้อมูลข่าวสารให้แก่ผู้ขับขี่ (Traveler Information System) เพื่อบอกสภาพการจราจร ณ เวลานั้น (Real time) ให้แก่ผู้ที่กำลังเดินทาง โดยที่ตัวระบบจะแสดงสภาพการจราจร ในเส้นทางสายหลักในกรุงเทพฯ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการเลือกเส้นทางแก่ผู้ใช้รถบนท้องถนน

การทำงานของป้ายจราจรอัจฉริยะ ระบบป้ายจราจรอัจฉริยะ (Traveler Information System, 2009) มีวิธีการทำงานโดยเริ่มจาก Network Camera แต่ละจุดจะส่งข้อมูลภาพเคลื่อนไหวของสภาพการจราจรด้วยระบบ ADSL ไปที่ True พร้อมกันนั้นยังรับข้อมูลข่าวสารจากแหล่งต่าง ๆ มายังศูนย์ควบคุมป้ายจราจรอัจฉริยะ ซึ่งเป็นศูนย์วิเคราะห์ข้อมูล เพื่อทำการประมวลผลก่อนที่จะส่งข้อมูลออกไปแสดงยังป้ายจราจรอัจฉริยะ 40 จุด นอกจากนี้ยังมีการส่งข้อมูลที่แสดงบนป้ายไปยังศูนย์จราจรกรุงเทพมหานคร เพื่อให้สามารถตรวจสอบข้อมูลที่แสดงบนป้ายต่าง ๆ ได้ ป้ายจราจรอัจฉริยะนั้นจะแสดงผลสภาพจราจรในแต่ละเส้นทาง ณ เวลาปัจจุบันในทิศทางเดียว คือ ทิศพุ่งออกจากตัว โดยทำการประมวลผลข้อมูลผ่านกล้องจำนวนกว่า 150 ตัว (Detector Camera) ที่ติดตั้งอยู่บนถนนสายสำคัญทั่วกรุงเทพฯ เพื่อตรวจวัดความหนาแน่นของ

ปริมาณการจราจร โดยหลักการทางวิศวกรรมจราจรที่เรียกว่า Occupancy Ratio (OR) ซึ่งเป็นการพิจารณาอัตราส่วนที่รถยนต์ครอบครอง Detector ต่อระยะเวลาทั้งหมดที่กำลังต้องการวิเคราะห์สภาพการจราจร ดังนั้น ค่า OR จะอยู่ระหว่าง 0.0 - 1.0 และระบบจะทำการแปลงค่า OR ออกมาแสดงผลเป็นสีต่างๆ โดยค่า OR ตั้งแต่ 0 – 0.3 จะเป็นสีเขียว 0.3 – 0.8 จะเป็นสีเหลือง 0.8 – 1 จะเป็นสีแดง ซึ่งถ้าหากในช่วงเวลาที่การจราจรติดขัดพร้อมกัน ทุกเส้นทางเป็นเส้นสีแดงทั้งหมด ระบบจะทำการคำนวณหาเส้นทางที่ติดขัดน้อยกว่าเส้นทางอื่นและทำการเปลี่ยนสีจากสีแดง มาเป็นสีเหลือง เพื่อให้ผู้ใช้เส้นทางมีทางเลือกเพิ่มขึ้น

ภาพที่ 2.1

แสดงระบบการทำงานป้ายจราจรอัจฉริยะ



2.1.2 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Analysis)

สมการถดถอยเชิงเส้น (กัลยา วาณิชย์บัญชา, 2549) คือการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว ที่มีความสัมพันธ์อยู่ในรูปเชิงเส้น โดยสามารถแสดงถึงความสัมพันธ์ในรูปสมการเชิงเส้นดังนี้

$$Y = aX + b \tag{2.1}$$

โดยที่ **Y** คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable)

X คือ ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)

a คือ ความชันของเส้นตรง ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของ Y เมื่อ X เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย และจะเรียก a ว่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย

b คือ ส่วนตัดแกน Y หรือคือค่า Y เมื่อ X เป็นศูนย์

R Square คือ สัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (Coefficient of Determination) ซึ่งค่า R Square นี้อธิบายได้ว่า ผลของ Y ที่ได้เป็นผลหรืออิทธิพลจากตัวแปร X เช่น R Square เท่ากับ 93.38 % ก็จะบอกได้ว่า 93.38 % เป็นผลหรืออิทธิพลจากตัวแปร X ส่วนที่เหลืออีก 6.62 % เป็นผลจากตัวแปรหรือปัจจัยอื่นที่ไม่ทราบได้ ดังนั้นหากมีสามการมีค่า R Square ยิ่งสูงเท่าใด ความแม่นยำของการนำสมการไปใช้เพื่อทำนายหรือคาดคะเนผลลัพธ์ย่อมมีสูงมากยิ่งขึ้น โดยทั่วไป สมการที่มักนำไปใช้ควรมีค่า R Square อย่างน้อย 0.75 กล่าวได้ว่า R Square ยิ่งมีค่าสูง ก็จะสามารถอธิบายการผันแปรของ Y ได้ดีอย่างไรก็ตามค่า R Square เป็นการประมาณ Goodness of fit ที่เกินจริง จึงมักใช้ค่า Adjusted R square ในการวัด Goodness of fit แทน โดยทั่วไป Adjusted R Square จะมีค่าต่ำกว่าค่า R Square เล็กน้อย สำหรับสมการความสัมพันธ์เชิงเส้นของงานวิจัยนี้จะอยู่ในรูปของ

$$\text{Travel Time} = a\,(\text{Sum Congestion Level}) + b \qquad (2.2)$$

โดยที่ **a** คือความชันของเส้นตรง ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของเวลาในการเดินทาง เมื่อผลรวมสะสมของระดับความติดขัดเปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย

b คือค่าส่วนตัดแกน Y หรือค่าเวลาในการเดินทางเมื่อ Sum Congestion Level เป็นศูนย์

2.1.3 **ข่ายงานประสาทเทียม** (Artificial Neural Network)

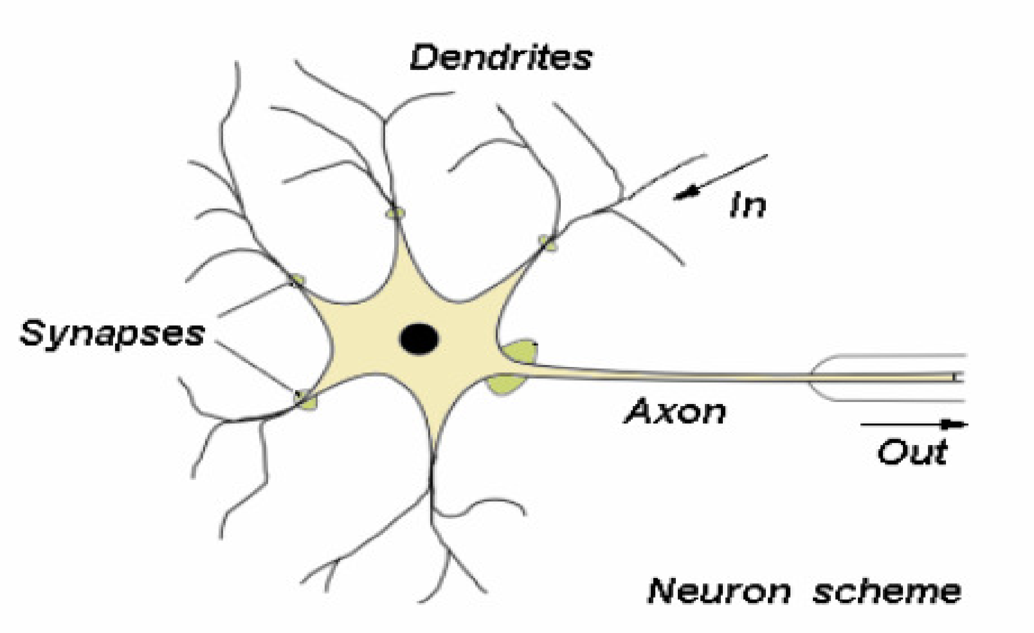
ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Network หรือ Neural Net) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลข้อมูลสารสนเทศ ทำการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) ซึ่งจุดเริ่มต้นเกิดจากนักวิทยาศาสตร์พยายามที่จะสร้างระบบคอมพิวเตอร์ให้ชาญฉลาดเสมือนสมองของมนุษย์ โดยทำการจำลองรูปแบบการทำงานของสมองมนุษย์

(Mcculloch และ Pitt, 1940) เป็นผู้เริ่มต้นนำข่ายงานประสาทเทียมเข้ามาใช้ในงานวิจัย โดยแนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ นิวรอน (neurons) ประกอบไปด้วยนิวเคลียส ตัวเซลล์ (cell body) ใยประสาทนำเข้า (dendrite) แกนประสาทนำออก (axon) และ จุดประสานประสาท (synapses) ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน แสดงดังภาพที่ 2.2 เซลล์ประสาท 1 ตัวจะถูกเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทตัวอื่น ๆประมาณ 10,000 ตัว ใยประสาทนำเข้าทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าเคมีซึ่งถูกส่งมาจากเซลล์ประสาทใกล้เคียง เมื่อสัญญาณไฟฟ้าเคมีที่รับเข้ามาเกินค่าๆ หนึ่ง เซลล์จะถูกกระตุ้นและส่งสัญญาณไปทางแกนประสาทนำออก ไปยังเซลล์อื่นต่อไป (บุญเสริม กิจศิริกุล, 2546)

แต่นักวิจัยส่วนใหญ่ในปัจจุบันเห็นตรงกันว่าข่ายงานประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่าง จากข่ายงานในสมอง มีการบัญญัติความหมายสำหรับข่ายงานประสาทเทียมไว้ว่า "เป็นการจำลองการทำงานบางส่วนของมนุษย์" (บุญเสริม กิจศิริกุล, 2546) แต่ก็ยังมีความใกล้เคียงกับสมองของมนุษย์ ในมุมมองที่ข่ายงานประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อยๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดกระบวนการทำงานของข่ายงานประสาทเทียม เมื่อพิจารณาถึงขนาดแล้ว สมองมีขนาดใหญ่กว่าข่ายงานประสาทเทียมอย่างมาก รวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของข่ายงาน อย่างไรก็ดีหน้าที่สำคัญของสมอง เช่นการเรียนรู้ ยังคงสามารถถูกจำลองขึ้นได้ด้วยวิธีการของข่ายงานประสาทเทียมนี้

ภาพที่ 2.2

แสดงองค์ประกอบของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์



ข่ายงานประสาทเทียมแบบง่าย (Perceptron) คือการจำลองลักษณะของ 1 หน่วยเซลล์ประสาท ที่มีการเชื่อมต่อกัน จากเซลล์ประสาทใกล้เคียงผ่าน ไซแนปส์ เซลล์ประสาททำหน้าที่รวบรวมข้อมูลนำเข้าจากเซลล์หน่วยอื่น ๆ โดยเรียกว่า อินพุต (input) จะนำข้อมูลเข้าสู่ระบบ ซึ่งอินพุตจะถูกปรับระดับเพิ่มขึ้นหรือลดลงไปตามค่าน้ำหนัก (weighted connections) จากนั้น ก่อนที่ค่าผลรวมของอินพุตแต่ละตัวที่ถูกปรับระดับค่าสัญญาณตามค่าน้ำหนัก จะถูกส่งออกไปยังภายนอกผ่านแกนประสาทนำออก หรือเรียกว่า เอาต์พุต (output) ค่าผลรวมอินพุตจะถูกกระตุ้นให้มีการเปลี่ยนแปลงค่าอีกครั้ง โดยจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้น หรือฟังก์ชันการเปลี่ยนแปลง (Activation Function or Transfer Function) ซึ่งเพอร์เซปตรอนสามารถแทนด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ดังนี้

$$0(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 \; if \; w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \cdots + w_nx_n > 0 \\ -1 \; if \; w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \cdots + w_nx_n > 0 \end{cases} \qquad (2.3)$$

โดยที่ $x_1, x_2, \ldots, x_n$ คืออินพุตเข้าสู่ระบบ

$w_1, w_2, \ldots, w_n$ คือค่าน้ำหนักของอินพุตแต่ละตัว

$0(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ คือเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันของอินพุตในรูปของผลรวมเชิงเส้นแบบถวงน้ำหนักน้ำหนักจะเป็นตัวกำหนดวเวลาในจำนวนอินพุตนั้น อินพุตตัวใด (x) มีความสำคัญต่อการกำหนดค่าเอาต์พุตตัวที่มีความสำคัญมากจะมีค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักมาก ตรงกันข้ามตัวที่มีความสำคัญน้อยจะมีค่าใกล้ศูนย์ หากค่าผลรวมเท่ากับศูนย์ จะให้ค่าเอาต์พุตเป็นหนึ่ง หรือลบหนึ่ง (-1) ก็ได้เมื่อกำหนดให้ $g(\vec{x}) = \sum_{i=0}^{n} w_i x_i = \vec{w}.\vec{x}$ โดยที่ $\vec{x}$ แทนเวกเตอร์อินพุต จะได้ฟังก์ชันของเอาต์พุตได้ดังนี้

$$0(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \begin{cases} 1 \; if \; g(\overline{x_i}) > 0 \\ -1 \; if \; g(\overline{x_i}) > 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

ฟังก์ชันกระตุ้น (ไพโรจน์ พาสพิษณุ,2550) ที่นิยมใช้กันอย่างมากมายและแพร่หลายในเพอร์เซปตรอน คือ ฟังก์ชันสองขั้ว (Bipolar Function) ซึ่งแสดงผลของเอาต์พุตเป็น 1 กับ -1 หรือ ฟังก์ชันไบนารี (Binary Function) ซึ่งแสดงผลของเอาต์พุตเป็น 1 กับ 0 เพอร์เซปตรอนสามารถมีอินพุตได้หลายตัว หากมีอินพุต 2 ตัว เพอร์เซปตรอน จะเป็นเส้นตรง ในกรณีที่อินพุตมากกว่าสอง เพอร์เซปตรอนจะเป็นระนาบตัดสินใจหลายมิติ (Hyperplane Decision Surface) การเรียนรู้ของเพอร์เซปตรอนจะเกี่ยวข้องกับการหาค่าเวกเตอร์น้ำหนัก (w) ที่เหมาะสมในการจำแนกประเภทของข้อมูลสอน (training data) เพื่อให้เพอร์เซปตรอนแสดงเอาต์พุตได้ตรงกับค่าที่สอน โดยอาศัยกฎการเรียนรู้เพอร์เซปตรอน (perceptron learning rule)

$$\begin{aligned} w_i &\leftarrow w_i + \Delta w_i \\ \Delta w_i &\leftarrow \alpha(t - 0)x_i \end{aligned} \quad (2.5)$$

โดย α คืออัตราการเรียนรู้ เป็นค่าคงที่ตัวเลขบวก t เป็นเอาต์พุตเป้าหมายของเพอร์เซปตรอนและ 0 เป็นเอาต์พุตของเพอร์เซปตรอน

เพอร์เซปตรอนไม่สามารถเรียนรู้บางฟังก์ชันได้ ฟังก์ชันเหล่านี้เรียกว่า ฟังก์ชันแยกเชิงเส้นไม่ได้ (Linerly Non-separable Function) อาทิ ฟังกชัน XOR (Exclusive Or) ซึ่งเป็นข้อจำกัดของเพอร์เซปตรอน ส่วนฟังก์ชันที่แยกได้เรียกว่า ฟังก์ชันแยกเชิงเส้นได้ (Linearly Separable Funct1on) (บุญเสริม กิจศิริกุล, 2546) ดังนั้นข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นถูก

ออกแบบขึ้นมาเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว(Rumelhart และ McClelland, 1986) ข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นประกอบด้วยเพอร์เซปตรอนหลายอันมาเชื่อมต่อกันในหลายรูปแบบ ลักษณะการเชื่อมต่อจะเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) และอยู่ในรูปของชั้น (Layer) ของเพอร์เซปตรอนโดยชั้นที่รับข้อมูลเข้าเรียกว่าชั้นอินพุต (input Layer) ขั้นที่ทำการประมวลผลภายในเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งอาจมีหลายชั้นได้ ชั้นสุดท้ายคือชั้นที่ให้ผลลัพธ์กับข่ายงานเรียกกว่าชั้นเอาต์พุต (output Layer)

ข่ายงานประสาทแบบป้อนไปหน้า (Feedforward) ประกอบด้วยเซตของบัพ (node) ซึ่งอาจจะถูกกำหนดให้เป็นบัพอินพุต (input nodes) บัพเอาต์พุต (output nodes) หรือ บัพอยู่ระหว่างกลางซึ่งเรียกว่า บัพฮินเดน (hidden nodes) มีการเชื่อมต่อระหว่างบัพ (หรือนิวรอน) โดยกำหนดค่าน้ำหนัก (weight) กำกับอยู่ที่เส้นเชื่อมทุกเส้น เมื่อข่ายงานเริ่มทำงาน จะมีการกำหนดค่าให้แก่บัพอินพุต โดยค่าเหล่านี้ อาจจะได้มาจากการกำหนดของผู้ใช้และจากเซนเซอร์ที่วัดค่าต่างๆ หรือผลจากโปรแกรมอื่นๆ จากนั้นบัพอินพุต จะส่งค่าที่ได้รับ ไปตามเส้นเชื่อมขาออก โดยที่ค่าที่ส่งออกไปจะถูกคูณกับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อม บัพในชั้นถัดไปจะรับค่า ซึ่งเป็นผลรวมจากบัพต่างๆ จากนั้นจึงทำการคำนวณผล ซึ่งโดยปกติทั่วไปแล้วจะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) แล้วส่งค่าไปยังลำดับชั้นถัดไป การคำนวณแบบนี้จะเกิดขึ้นไปเรื่อยๆ ทีละชั้นวนไปจนถึงบัพเอาต์พุต โดยในยุคแรกประมาณปี ค.ศ. 1970 จำนวนชั้นจะถูกกำหนดไว้เป็นค่าคงที่ แต่ในปัจจุบันมีความสามารถปรับเปลี่ยน รูปแบบโครงสร้างของข่ายงานประสาทเทียมได้

ข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่นิยมใช้สำหรับงานวิจัย คือข่ายงานประสาทเทียมที่ใช้อัลกอริทึมแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation) (Rumelhart และ McClelland, 1986) หรือเรียกข่ายงานประสาทเทียมแบบนี้ว่า ข่ายงานประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับหลายชั้น(Multilayer Backpropagation Neural Network) ความสามารถพิเศษทีเพิ่มขึ้นมาก็คือ สามารถสร้างพื้นผิวการตัดสินใจแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้ (Non 1inear Decision surface) ที่แบ่งแยกตัวอย่างได้ดีกว่าพื้นผิวการตัดสินใจแบบเชิงเส้น (Linearly Decision surface) อัลกอริทึมแบบแพร่กระจายย้อนกลับใช้กฎการเรียนรู้แบบใหม่คือ กฎเดลต้า (Delta Rule) ซึ่งมีข้อดีตรงที่การเรียนรู้จะลู่เข้าสู่ระนาบหลายมิติที่ให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุด โดยใช้หลักการเคลื่อนลงตามความชัน (GradientDescent) กฎเดลต้าจะหาเวกเตอร์น้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดของตัวอย่างส่วนน้อยที่สุด โดยการหาอนุพันธ์ทางคณิตศาสตร์ ดังนั้นจึงต้องใช้ฟังก์ชันกระตุ้นทีสามารถหาอนุพันธ์ได้ อาทิ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) หรือฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) การหาอนุพันธ์ทางคณิตศาสตร์จะดำเนินการกับผิวค่าผิดพลาด ซึ่งจะได้เป็นความชันของผิวสัมผัส

ค่าผิดพลาดเขียนแทนด้วย $\nabla E(\overline{w})$

$$\nabla E(\overline{w}) = \left[\frac{\partial E}{\partial w_0}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n}\right] \tag{2.6}$$

จากสมการ 2.5 $w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i$ โดยที่ $\Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i}$ และ $\frac{\partial E}{\partial w_i} = \sum_{d \in D}(t_d - o_d)^2$

โดยที่ α คืออัตราการเรียนรู้ เป็นค่าคงที่ตัวเลขบวก

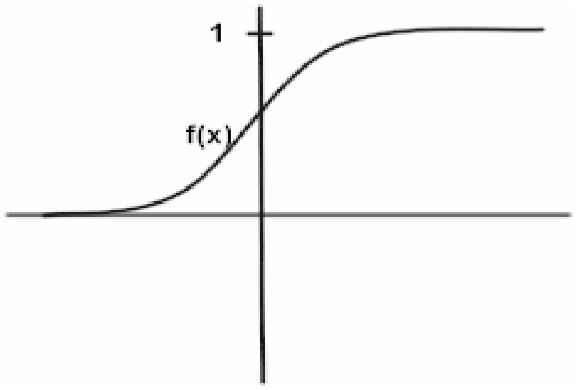
D คือเซตของตัวอย่างสอน t_d เป็นเอาต์พุตเป้าหมายของตัวอย่าง d และ o_d เป็นเอาต์พุตของข่ายงานประสาทเทียม โดยแสดงฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ ใช้ในข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นแสดงดังสมการ 2.7

$$w_i \leftarrow w_i + \eta \sum_{d \in D}(t_d - o_d)^2 \tag{2.7}$$

$$\sigma(y) = \frac{1}{1+e^{-y}} \tag{2.8}$$

ภาพที่ 2.3

แสดงฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์



ประเภทของข่ายงานประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยฉบับนี้คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Multilayer Backpropagation : MLP) เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความสลับซับซ้อน โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือการส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้อง กับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-Correction) คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผล ตอบเป้าหมาย

สัญญาณที่มีสำหรับข่ายประสาทเทียมแบบ Multilayer Backpropagation มี 2 ประเภทคือ Function Signal และ Error Signal

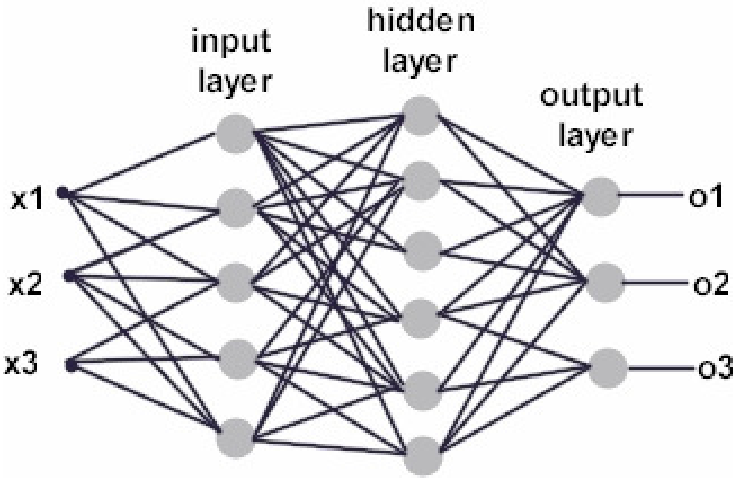
1) Function Signal เป็นสัญญาณเข้าที่มาจากโหนดในชั้นก่อนหน้า และจะส่งผ่านไปข้างหน้าจากโหนดหนึ่งไปสู่อีกโหนดหนึ่ง

2) Error Signal เป็นสัญญาณย้อนกลับที่เกิดขึ้นที่บริเวณโหนดในชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาท เทียม และถูกส่งผ่านย้อนกลับจากชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่ง

หลักการทำงานของ Multilayer Backpropagation คือในแต่ละชั้นของชั้นซ่อนตัว (Hidden Layer) จะมีฟังก์ชันสำหรับคำนวณเมื่อได้รับสัญญาณ (Output) จากโหนดในชั้นก่อนหน้านี้ เรียกว่า Activation Function โดยในแต่ละชั้นไม่จำเป็นต้องเป็นฟังก์ชันเดียวกันก็ได้ ชั้นซ่อนตัวนั้นมีหน้าที่สำคัญคือ จะพยายามแปลงข้อมูลที่เข้ามาในชั้น (Layer) นั้นๆให้สามารถแยกแยะความแตกต่างโดยใช้เส้นตรงเส้นเดียว (Linearly Separable) และก่อนที่ข้อมูลจะถูกส่งไปถึงชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ในบางครั้งอาจจำเป็นต้องใช้ชั้นซ่อนตัวมากกว่า 1 ชั้นในการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป Linearly Separable

ภาพที่ 2.4

แสดงโครงข่ายประสาทเทียมโครงสร้างแบบหลายชั้น



ขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานประสาทเทียม เริ่มจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักอย่างสุ่ม จากนั้นจะทำการวนซ้ำกับชุดข้อมูลสอน (Training Data) ทีละรอบ (Epoch) เริ่มจากคำนวณหาผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ข่ายงาน โดยคำนวณแต่ละหนึ่งหน่วยนิวรอน คำนวณค่าผลรวมถ่วงน้ำหนักของข้อมูลเข้า แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่คำนวณได้เข้าไปที่ฟังก์ชันกระตุ้น ถ้าค่าที่คำนวณ ผิดจากผลลัพธ์ที่ต้องการให้ปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้เหมาะสม ทำซ้ำจนกระทั่งครบตามเงื่อนไขการหยุด เช่น ทำจนครบจำนวนการทำซ้ำสูงสุดที่กำหนดไว้ (Max Epochs) หรือการเรียนรู้ลู่เข้า ซึ่งหมายถึงการทำนายไม่ดีขึ้นอีกต่อไปแล้ว

ข่ายงานประสาทเทียมมีข้อดีในหลายด้าน อาทิเช่น ความถูกต้องในการทำนายตัวอย่างที่พบใหม่มักจะสูงกว่าวิธีอื่น นอกจากนี้ตัวแบบที่ได้จะไม่เปลี่ยน แปลงไปมากเมื่อข้อมูลที่

ใช้มีความผิดปกติอยู่ ผลลัพธ์ที่ต้องการสามารถอยู่ในรูปของค่าต่อเนื่องหรือค่าไม่ต่อเนื่องก็ได้ และการคำนวณหาผลลัพธ์กระทำได้เร็วหลังจากผ่านการเรียนรู้แล้ว ส่วนข้อจำกัดของข่ายงานประสาทเทียมก็คือ มักใช้เวลานานในการเรียนรู้หรือก็คือการหาค่าน้ำหนักทีดีที่สุดในการเรียนรู้ นอกจากนี้การเรียนรู้ของข่ายงานประสาทเทียมยังต้องปรับแต่งค่าพารามิเตอร์อีกหลายค่า เช่น อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ค่าโมเมนตัม (Momentum) และจำนวนรอบที่ต้องการให้ข่ายงานประสาทเทียมเรียนรู้ (Epoch) ซึ่งการเลือกค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เหล่านี้ให้เหมาะสมเป็นเรื่องที่ยากต้องใช้การลองผิดลองถูก (Trial & Error) และกฎที่ได้จากการเรียนรู้ของข่ายงานประสาทเทียมเข้าใจยากเพราะอยู่ในรูปรองกลุ่มน้ำหนัก (Weights)

ข้อจำกัดสำคัญของข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้น ก็คือ จำนวนข่ายงานประสาทเทียมมีจำนวนชั้นซ่อนมากเกินไป ข่ายงานจะมีความซับซ้อนสูงและจะทำให้การเรียนรู้นานนอกจากนี้ยังอาจเกิดปัญหาการเข้ากันเกินไป (Overfitting Problem) (Mitchell, 1997: 108-111)เป็นลักษณะที่ข่ายงานประสาทเทียมที่ได้จากการใช้ตัวอย่างสอน (Training Examples) มีค่าความถูกต้องในการทำนายผลสูง แต่เมื่อนำข่ายงานดังกล่าวไปใช้กับตัวอย่างทดสอบ (Testing Examples) กลับได้ค่าความถูกต้องต่ำ กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ ข่ายงานประสาทเทียมที่ได้เป็นการเรียนรู้ข้อมูลจากตัวอย่างสอนดีมาก แต่ไม่สามารถนำไปใช้กับข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อนได้ดีวิธีการหนึ่งในการแก้ปัญหาก็คือ การใช้ตัวอย่างสอนที่ไม่เคยใช้สอนข่ายงานประสาทเทียม (Validation Examples) เพื่อตรวจสอบค่าความผิดพลาดระหว่างการใช้ตัวอย่างสอน (TrainingExamples) สอนข่ายงาน วิธีการนี้จะนำไปสู่เงื่อนไขการหยุดสอน (Stopping Criteria) โดยสังเกตเมื่อค่าผิดพลาดของตัวอย่างตรวจสอบ (Validation Examples) เริ่มมีค่าผิดพลาดที่เพิ่มขึ้นจากค่าผิดพลาดน้อยที่สุดก่อนหน้านี้ ก็ให้หยุดการสอนของข่ายงาน ตรงจุดนี้เราจะได้จำนวนรอบสำหรับการสอน (Training Epoch) และค่าผิดพลาดการสอนที่เหมาะสม

ในการคำนวณหา Output จากปัญหาการจำแนกทำได้โดยการใส่ข้อมูล Input เข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมที่เราได้ทำการหาไว้แล้ว จากนั้นให้ทำการเปรียบเทียบค่าของ Output ใน Output Layer และให้ทำการเลือกค่าใช้ค่าของ Output ที่มีค่าสูงกว่า และทำการรับค่าของการทำนายที่ตรงกับ Neuron ที่เลือก และให้นำค่ามาเปรียบเทียบกับค่าที่ยอมรับได้ ต่อจากนั้นหากค่าอยู่ในช่วงที่รับได้ Error น้อยกว่า Error ที่เราตั้งไว้ ก็ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไป แต่หากค่าของ มากกว่าค่าที่ยอมรับได้ ให้ทำการปรับค่าน้ำหนักและ Biased ตามขั้นตอนที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น เมื่อทำการปรับน้ำหนักเรียบร้อยแล้ว ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไปและทำตามขั้นตอนซ้ำอีกรอบจนกระทั่งถึงข้อมูลชุดสุดท้าย และเมื่อทำข้อมูลชุดสุดท้ายเสร็จจะนับเป็น 1 รอบของการ

คำนวณ (1 Epoch) จากนั้นจะทำการหาค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย จากค่าเฉลี่ยที่ได้เก็บค่าเอาไว้ เพื่อใช้ในการตรวจสอบว่าค่าโดยเฉลี่ยในการทำนายนั้น มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้หรือไม่ ถ้าใช่แสดงว่าข่ายงานประสาทเทียมที่ได้ทำการสร้างขึ้นนั้น สามารถให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องของทุกๆ ข้อมูลแล้ว จึงทำการจบการเรียนรู้ได้ แต่ถ้าไม่ใช่ ก็ต้องกลับไปทำตามขั้นตอนแรก โดยเริ่มรับข้อมูลชุดที่ 1 ใหม่ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยสำหรับการประเมินสภาพการจราจร สามารถทำการเก็บข้อมูล เพื่อนำชุดข้อมูลไปประมวลผล ได้หลากหลายวิธี (Nelson-Nygaard et al, 1999) แบ่งเป็นประเภทต่าง ๆ ดังนี้

1) ประเภทวัดค่าจากความเร็วจริง (Spot speed Measurement Techniques) ทำการเก็บข้อมูลโดยฝังอุปกรณ์เซ็นเซอร์ลงไปที่พื้นถนน เช่น ไมโครเวฟเซ็นเซอร์ และอินฟาเรดเซนเซอร์ เพื่อตรวจวัดความเร็วของยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านบริเวณจุดของเวลาใดเวลาหนึ่ง นอกจากนี้ยังมีวิธีการตรวจสอบจากภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial photography)

2) ประเภทที่ใช้ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปตามเส้นทางของถนน (Vehicle Tracing Techniques) มีทั้งแบบที่ไม่ใช้อุปกรณ์เสริมแต่ใช้วิธี License plate matching ส่วนแบบที่ใช้อุปกรณ์เสริมต่างๆ เช่น โทรศัพท์เคลื่อนที่ อุปกรณ์ GPS ยานพาหนะดังกล่าวจะเก็บข้อมูลโดยอัตโนมัติ

3) ใช้วิธีการสำรวจและเก็บข้อมูล จากการสัมภาษณ์ผู้ใช้เส้นทาง โดยอาจจะจ้างรถโดยสารสาธารณะเก็บข้อมูล การตอบคำถามผ่านทางเว็บไซต์ โทรศัพท์ หรือจดหมายอิเล็กทรอนิคส์ ฯลฯ

การเก็บข้อมูลทั้ง 3 ลักษณะดังกล่าว จะเห็นได้ว่ามีการลุงทุนค่อนข้างใช้เม็ดเงินจำนวนมากยิ่งถ้าต้องใช้อุปกรณ์ที่มีราคาด้วยแล้ว อาจทำได้เฉพาะเส้นทางสำคัญ และต้องได้รับความร่วมมือและความช่วยเหลือจากหน่วยงานทั้งภาครัฐ และภาคเอกชน โดยงานวิจัยนี้ จะทำการเก็บข้อมูลเวลาในการเดินทางจากคอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊กที่เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ GPS และ จากโทรศัพท์เคลื่อนที่ เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ GPS ค่าใช้จ่ายในการเก็บข้อมูลจึงไม่สูงมากนัก หากเปรียบเทียบกับวิธีการดังกล่าวข้างต้น

Travel Time Estimation Base on Congestion Level (Tetsuya Kinebuchi, 2009) ทำการประมาณค่าเวลาในการเดินทางจากระดับความติดขัด ของถนนที่อยู่นอกเหนือจาก

การควบคุมของ VICS (Vehicle Information and Communication System) โดย VICS เป็นองค์กรที่ควบคุมระบบการจราจรในประเทศญี่ปุ่น ทำการทดลองโดยใช้เทคนิคการประยุกต์การวิเคราะห์ความถดถอยและคุณสมบัติของถนนมาประกอบด้วย ซึ่งได้จัดการทำการทดลองและยืนยันความถูกต้องสำหรับทางด่วนระหว่างเมือง

Travel Time Prediction by Combining Real-Time and Statistical Data According to Congestion Level (Lan Li, Bo Liu, Hiroki Mizuta, 2009) ทำการทดลองพยากรณ์เวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลแบบ Real-time ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความอ่อนไหว มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของสภาพการจราจร 1 ครั้ง และทดลองสำหรับข้อมูลทางสถิติรวมถึงระดับความติดขัดเป็นชุดข้อมูลที่ดีอีก หนึ่งครั้ง หลังจากนั้นถ้านำเอาข้อมูลทั้งสองชนิดมาทำการประมาณเวลาในการเดินทาง ข้อมูลทั้งสองชนิดดังกล่าวข้างต้นมานั้น จะทำให้การประมาณเวลาในการเดินทางมีค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่า การใช้ข้อมูลเพียงอย่างใดอย่างหนึ่ง

ธีรวัฒน์ หรรษาพลังกุล และคณะ 2550 ได้นำเสนอโมเดลสำหรับการอธิบายสภาพการจราจร จากโทรศัพท์เคลื่อนที่และอุปกรณ์ GPS ทำการทดลองบนถนนในเขตกรุงเทพมหานคร ซึ่งเลือกใช้เส้นทางถนนพหลโยธิน จากตลาดสะพานใหม่ เขตบางเขน ถึงเซ็นทรัลลาดพร้าว เขตจตุจักร ระยะทางทั้งสิ้น 8.4 กิโลเมตร ลักษณะของทางได้แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ บริเวณสี่แยก (Junction) และส่วนที่เป็นการเชื่อมต่อของถนนกับถนน (Link) ทำการคำนวณค่า CDT บริเวณช่วงเวลาต่าง ๆ ผลลัพธ์ที่ได้ แสดงผลสภาพการจราจรใน 2 รูปแบบคือ สภาพการจราจรไม่ติดขัด ระดับความเร็วของยานพาหนะอยู่ระหว่าง 60 - 100 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และสภาพการจราจรติดขัด ระดับความเร็วของยานพาหนะอยู่ระหว่าง 20 - 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ผลจากงานวิจัยแสดงให้เห็นว่า ค่า CDT สามารถบอกถึงสภาพการจราจรได้

ไพโรจน์ พาสพิษณุ, 2550 ทำการทดลองการประมาณค่าเวลาในการเดินทางจากข้อมูลโทรศัพท์เคลื่อนที่ โดยนำเสนอกระบวนการประมาณค่าเวลาในการเดินทางข้ามสะพานข้ามแม่น้ำเจ้าพระยาในเขตกรุงเทพมหานคร และนนทบุรี โดยใช้ข้อมูลเวลาประจำเสาสัญญาณ (Cell Dwell Time: CDT) จากโทรศัพท์เคลื่อนที่ ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้น และข่ายงานประสาทเทียม ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่า CDT สามารถใช้ในการประมาณค่าเวลาในการเดินทางได้ ซึ่งสอดคล้องกับ ธีรวัฒน์ หรรษาพลังกุล และคณะ ได้ทำการทดลอง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประมาณค่าเวลาในการเดินทางโดยใช้ข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่เลือกมาศึกษาเพื่อเป็นแนวทางในการทำวิจัยนี้ต่อไป มีดังนี้ Kisgyorgy and.Rilett, 2001 นำเสนอตัวแบบเพื่อทำนายค่าเวลาในการเดินทางโดยข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นโดยมีอินพุต หรือข้อมูลนำเข้า เป็นข้อมูลความเร็ว (Speed) ปริมาณยานพาหนะ

(TrafficVolume) และระยะเวลาที่ยานพาหนะหยุดอยู่ที่ Loop Detector (Occupancy) ซึ่งส่วนเอาต์พุตหรือข้อมูลนำออก คือเวลาในการเดินทาง (Travel Time) ทั้งนี้การเก็บข้อมูลเก็บทั้งจากอุปกรณ์ Loop Detector และ GPS เพื่อเปรียบเทียบกันในภายหลัง ก่อนดำเนินการสอนข่ายงานประสาทเทียม ได้ประเมินความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตนำเข้าทั้ง3 โดยวิเคราะห์การถดถอยและสหสัมพันธ์พบความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างปริมาณยานพาหนะ และเวลาที่ยานพาหนะหยุดอยู่กับที่ LoopDetector ความสัมพันธ์เชิงลบระหว่างความเร็วและปริมาณยานพาหนะ และระหว่างความเร็วกับเวลาที่ยานพาหนะหยุดอยู่กับที่ Loop Detector จากนั้นจึงทำการประมวลผลข้อมูล (Data Preprocessing) โดยหาค่าความเร็วเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของความเร็วเฉลี่ย

วสันต์ ภัทรอธิคม และรัชต พีชวณิชย์, 2550 นำเสนอการประเมินสภาพการจราจรจากข้อมูล CDT โดยข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้นงานวิจัยนี้เก็บข้อมูลผ่านโทรศัพท์เคลื่อนที่ที่มีระบบปฏิบัติการ Symbian ข้อมูลที่เก็บเพื่อเป็นอินพุตป้อนให้กับข่ายงานประสาทเทียมได้แก่ค่า CDT เวลาที่เริ่มนับค่า CDT (Time stamp) รหัสของพื้นที (AC : Location Area Code) และรหัสของเซลล์ประจำสถานีฐาน (CID : Cell Identification) ค่าทั้ง 4 ถือเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อระดับความคับคั่งของการจราจรโดยค่า CDT จะเกี่ยวข้องกับปริมาณเวลาที่ใช้เดินทาง ทั้งนี้ค่า CDT1 มีความสัมพันธ์กับขนาดของเซลล์ด้วย ดังนั้นค่า LAC และ CID จะทำให้ข่ายงานประสาทเทียมเรียนรู้ถึงขนาดของเซลล์ด้วย และสุดท้ายเลือกค่าเวลาที่บันทึกค่า CDT ซึ่งหมายถึงช่วงเวลาของวันที่มีสภาพการจราจรเป็นอย่างไร ส่วนค่าเอาต์พุต ก็คือระดับความติดขัดของสภาพการจราจร (Congestion Level) โดยแบ่งเป็น 3 ระดับ ระดับ 1 สีเขียว หมายถึง สภาพการจราจรไม่ติดขัดรถเคลื่อนที่ได้คล่องตัว ระดับ 2 สีเหลือง หมายถึงติดขัดปานกลาง รถเคลื่อนที่ได้ด้วยความเร็วปานกลาง และระดับ 3 สีแดง หมายถึงสภาพการจราจรติดขัดมากรถหยุดเคลื่อนที่ หรือเคลื่อนที่ช้าติดต่อกันช่วงระยะเวลาหนึ่ง ทั้งนี้ข้อมูลระดับความติดขัดของการจราจรถูกประเมินโดยความเห็นระหว่างที่เก็บข้อมูล และถูกนำไปเป็นข้อมูลเป้าหมาย (Target Data or Desired Data) เพื่อสอนข่ายงานประสาทเทียม ก่อนการสอนข่ายงานประสาทเทียม ทำการประมวลผลข้อมูลก่อนนำเข้า (Data Preprocessing) โดยหาค่าเฉลี่ยของ CDT ที่เกิดขึ้นจาก CID ที่ซ้ำกัน ผลลัพธ์จากการเรียนรู้ของข่ายงานประสาทเทียมในการประมาณระดับความติดขัดของสภาพการจราจร มีความถูกต้องสูงถึง 79.43 เปอร์เซ็นต์ ที่ระดับความแม่นยำระหว่าง 75.53-85.19 เปอร์เซ็นต์

จากงานวิจัยที่กล่าวมาในประเทศไทยส่วนใหญ่แล้วจะใช้ข้อมูล CDT ในการทดลองการประมาณเวลาในการเดินทาง ผู้วิจัยมีความคิดที่จะใช้ข้อมูลในรูปแบบอื่นๆ และได้เห็นใน

ต่างประเทศ ที่ใช้ระดับความติดขัดมาใช้ทำการทดลอง จึงมีความสนใจ อย่างไรก็ตามวิธีการประมาณเวลาในการเดินทางด้วยระดับความติดขัดที่กล่าวมาข้างต้นนั้น จำเป็นต้องใช้ทรัพยากรจำนวนมากในหลาย ๆ ด้าน เช่นการเก็บข้อมูลจาก GPS ในหลายเส้นทาง ซึ่งถ้าประเทศที่มีฐานะทางเศรษฐกิจที่ดี เม็ดเงินที่ใช้ลงทุนไปสำหรับการวิจัยย่อมทำได้ แต่สำหรับผู้วิจัยได้เล็งเห็นว่า ควรจะใช้ทรัพยากรที่มีอยู่ในประเทศของเราให้เกิดประโยชน์สูงสุด โดยถ้าคำนึงถึงประสิทธิภาพต่อราคาก็น่าจะมีความสมเหตุสมผลเป็นอย่างที่สุด ถึงแม้ว่าความถูกต้องของการประมาณเวลาในการเดินทางและจำนวนของเส้นทาง ที่ทำจะได้ตัวเลขผลลัพธ์ออกมา อาจทำได้ไม่ดีเท่ากับในต่างประเทศ