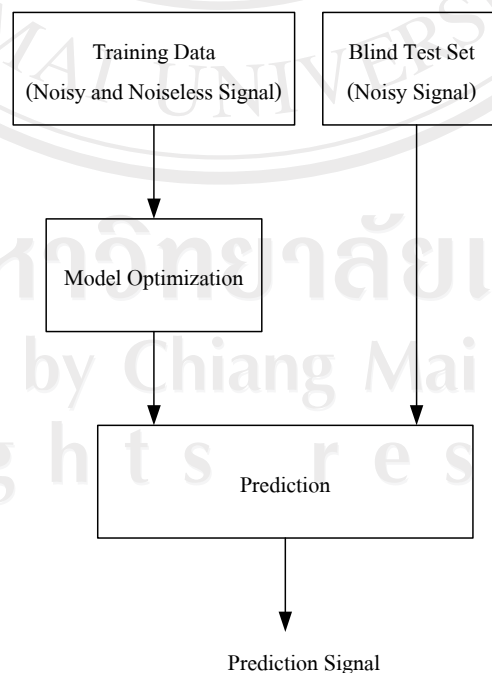


บทที่ 4

การพัฒนาโปรแกรมตัวทำนายค่ากำลังด้านย้อนกลับ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้ในการทำนายค่ากำลังด้านย้อนกลับ โดยจะกล่าวถึงขั้นตอนการเตรียมข้อมูล การออกแบบตัวทำนายโครงข่ายประสาทที่ใช้เป็นตัวเปรียบเทียบ ทั้งสามแบบคือ ตัวทำนายโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัวได้ (Adaptive Linear: Adaline) ตัวทำนายโครงข่ายประสาทไม่เชิงเส้นแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP) และตัวทำนายที่นำตัวทำนายโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัวได้มาต่อร่วมกับตัวทำนายโครงข่ายประสาทไม่เชิงเส้นแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น เรียกว่า ตัวทำนายแบบผสม ซึ่งต่อจากนี้ จะเรียกว่า ตัวทำนาย Adaline ตัวทำนาย MLP และตัวทำนาย Hybrid ตามลำดับ จากนั้นจะเป็นการออกแบบตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชีนสำหรับการถดถอย หรือตัวทำนาย SVR และในงานวิจัยนี้ยังได้เพิ่มการทดสอบโดยนำตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชีนมาทำการหาแบบจำลองที่เหมาะสมโดยกระบวนการครอสแวลิดชันแบบ 5 กลุ่ม หรือเรียกว่า ตัวทำนาย SVR (5-fold CV) ซึ่งสามารถวัดประสิทธิภาพของตัวทำนายได้โดยอธิบายไว้ในส่วนท้ายของบท

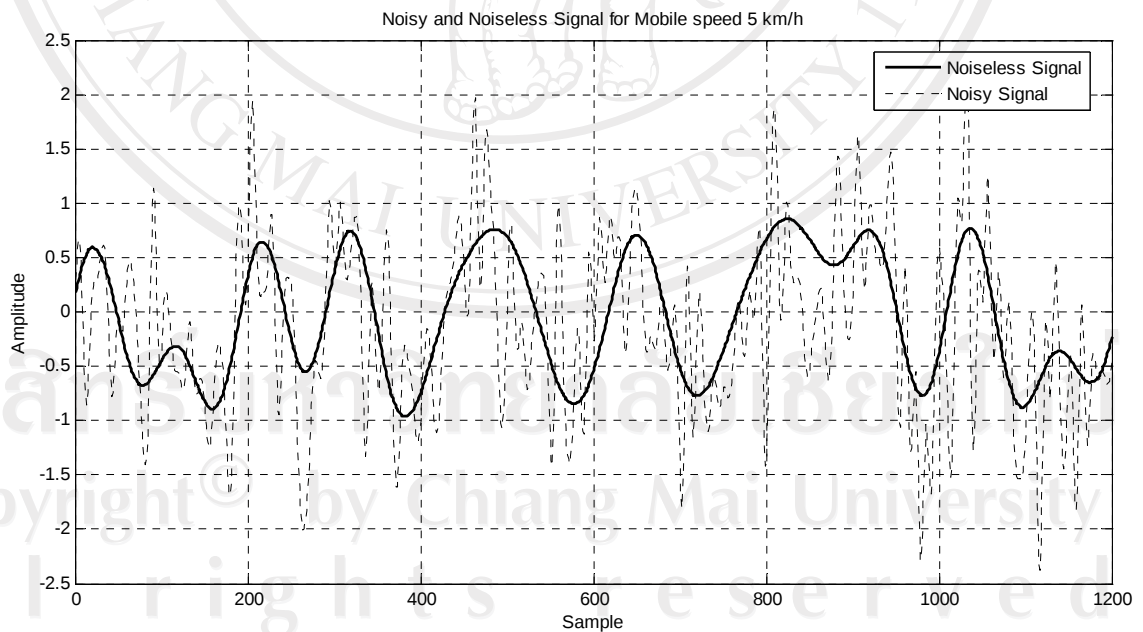


รูปที่ 4.1 ขั้นตอนการทำนายค่าสัญญาณจากข้อมูลย้อนหลัง

ข้อมูลที่ใช้จะแบ่งเป็นสองส่วนใหญ่ ชุดแรกคือชุดสอน (Training Data) ซึ่งมีทั้งสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออก และจะเป็นชุดที่ใช้สำหรับการหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนายแต่ละแบบ หลังจากนั้นจะนำข้อมูลอีกชุดหนึ่งซึ่งเป็นชุดที่ไม่เคยเห็น (Blind Test Set) นำมาทำนายค่าสัญญาณขาเข้าและข้อมูลที่ได้จะเป็นสัญญาณขาออกที่ทำนายได้ (Prediction Signal)

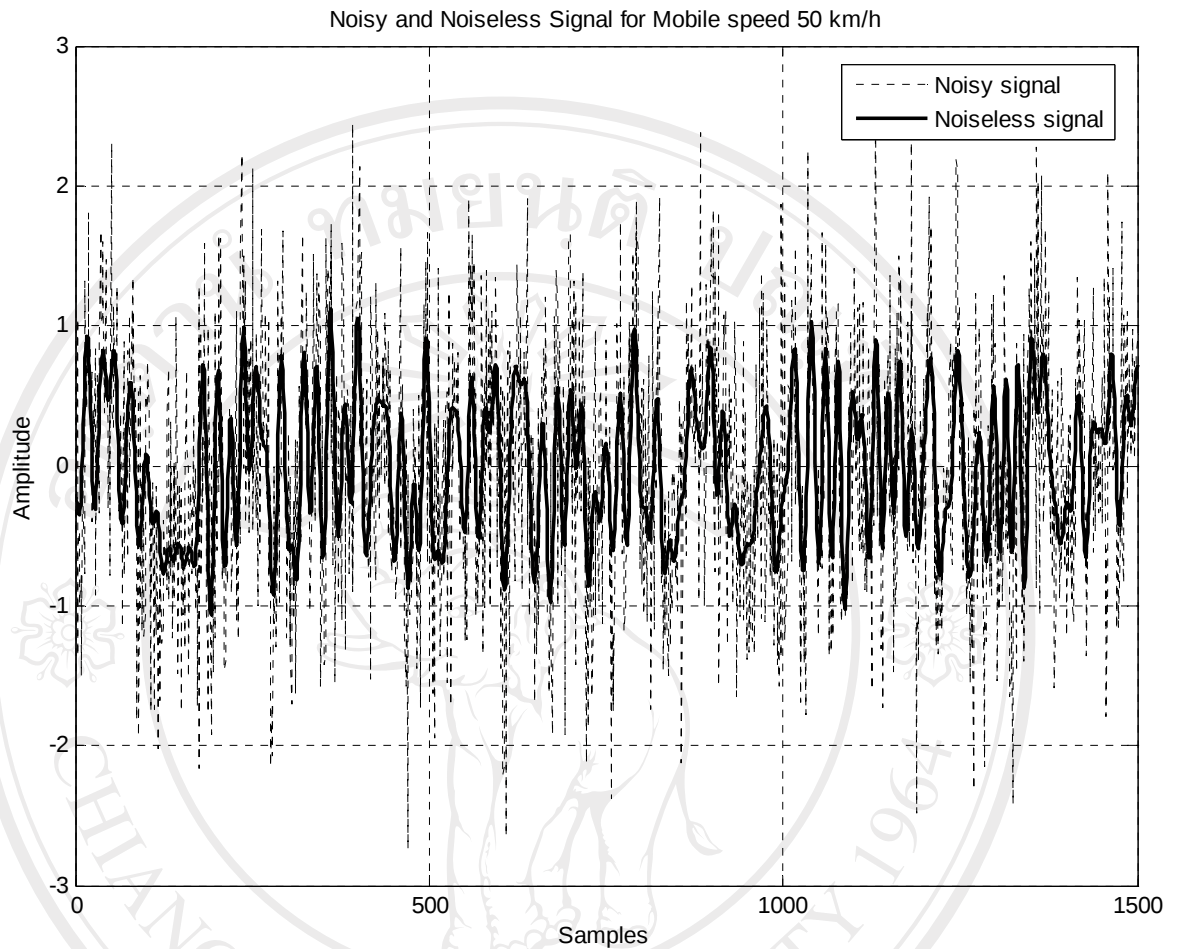
4.1 การเตรียมข้อมูล

สัญญาณที่ได้ส่งออกจากสายอากาศของเครื่องส่งจะเป็นสัญญาณที่ผ่านกระบวนการต่างๆ ของระบบซีดีเอ็มเอแล้วดังหัวข้อ 2.4.2 และเมื่อสัญญาณเดินทางผ่านสภาวะสิ่งแวดล้อมต่างๆ จะเกิดการลดทอนของสัญญาณโดยจะเน้นไปที่ปรากฏการณ์เฟดดิ้งหลายเส้นทาง ซึ่งสามารถจำลองช่องสัญญาณนี้ได้โดยใช้แบบจำลองของ Jakes โดยงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio : SNR) เป็น 0 dB ก่อนที่มีสัญญาณรบกวนเพิ่มเติมจากสิ่งแวดล้อมซึ่งกำหนดเป็นสัญญาณรบกวนขาวแบบเกาส์ และทำการทดสอบการทำนายกับสัญญาณที่เกิดเครื่องลูกข่ายที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 2 ระดับ คือ ความเร็ว 5 และ 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมงซึ่งเทียบได้กับความเร็วของคนเดินเท้ากับการเคลื่อนที่ด้วยพาหนะบนถนนปกติตามลำดับ



รูปที่ 4.2 สัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน (Noiseless Signal)

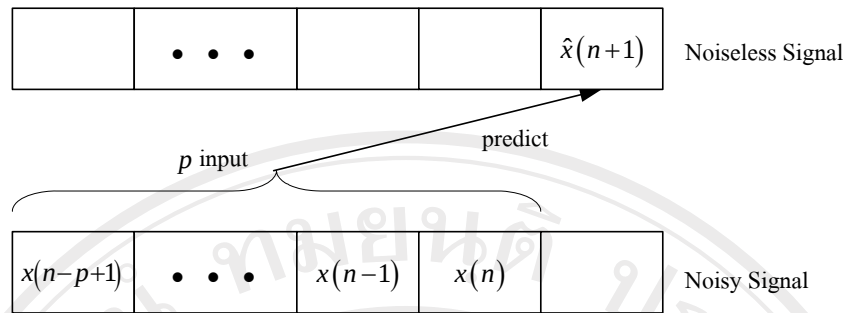
และสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) ที่ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 กิโลเมตรต่อชั่วโมง



รูปที่ 4.3 สัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน (Noiseless Signal)

และสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) ที่ความเร็วเครื่องลูกข่าย 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง

รูปสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน (Noiseless Signal) เป็นสัญญาณที่ส่งออกมาจากเครื่องลูกข่ายผ่านการเฟดดิ้งหลายเส้นทาง (Multipath Fading) แต่ยังไม่มียผลของสัญญาณรบกวนขาแบบเกาส์ และสำหรับสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) จะเป็นสัญญาณที่มีผลของสัญญาณรบกวนขาแบบเกาส์ผสมเข้าไปด้วย [6] ดังแสดงในรูปที่ 4.2 และ 4.3 สัญญาณที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้า จะใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อทำนายค่าสัญญาณที่ตัวถัดไป โดยตัวทำนาย SVR จะถูกเปรียบเทียบกับสมรรถนะกับตัวทำนาย 3 แบบ คือ ตัวทำนาย Adaline ตัวทำนาย MLP ตัวทำนาย Hybrid



รูปที่ 4.4 รูปแบบการทำนาย

จากรูปแบบการทำนาย จะนำสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) มาทำนายสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน (Noiseless Signal) โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังจำนวน p ค่าเพื่อใช้ทำนายข้อมูลในค่าถัดไป ดังนั้นจึงต้องมีการหาจำนวนข้อมูลย้อนหลังที่เหมาะสมที่สุดในตัวทำนายแต่ละแบบ การหาค่าสมรรถนะของแบบจำลองจะใช้ ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) [10]

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [\hat{x}(n+1) - x(n+1)]^2 \quad (4.1)$$

โดยที่ N คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด $\hat{x}(n+1)$ คือค่าที่ได้จากการทำนายที่ตำแหน่ง $n+1$ และ $x(n+1)$ คือค่าสัญญาณจริงที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

4.2 การหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

โดยทั่วไป การใช้งานเครื่องมือช่วยในการเรียนรู้จะต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ อยู่หลายตัว และมักจะเป็นปัญหาเสมอในการเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมเพื่อจะได้นำไปเป็นแบบจำลองสำหรับการทดสอบกับชุดข้อมูลอื่น ซึ่งในทางปฏิบัติจะใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) ซึ่งขึ้นอยู่กับประสบการณ์เป็นหลักทำให้ไม่สามารถรับประกันความถูกต้องได้ [5-6,10] จึงมีการหาวิธีการในการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม (Optimal Model) โดยมีจุดประสงค์เพื่อให้ค่าขาออกเป็นตามค่าจริงที่ต้องการ

4.2.1 ขั้นตอนการหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

สำหรับกระบวนการในการหาแบบจำลองสำหรับตัวทำนาย จะมีขั้นตอนดังนี้ [10,27]

ขั้นตอนที่ 1 นำสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนจำนวน n ค่า ซึ่งเขียนเป็น $x(n)$ มาแบ่งออกเป็น k ส่วน โดยในแต่ละส่วนมีความยาว d จะได้จำนวนชุดข้อมูลมากที่สุด

$$(k_{\max}) \text{ เป็น } k_{\max} = \frac{n}{d}$$

ขั้นตอนที่ 2 ทำการเรียนรู้ (Train) ในแต่ละส่วน k ใดๆ (k^{th}) ด้วย ค่าย้อนหลัง (p) และจำนวนโนนดซ่อน (q) (สำหรับตัวทำนาย MLP)

ขั้นตอนที่ 3 นำแบบจำลองที่ผ่านการเรียนรู้ไปทดสอบ (Test) เพื่อทำนายกับส่วน ณ ตำแหน่งถัดไป ($(k+1)^{th}$) และทำการหาค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายตามสมการ 4.2

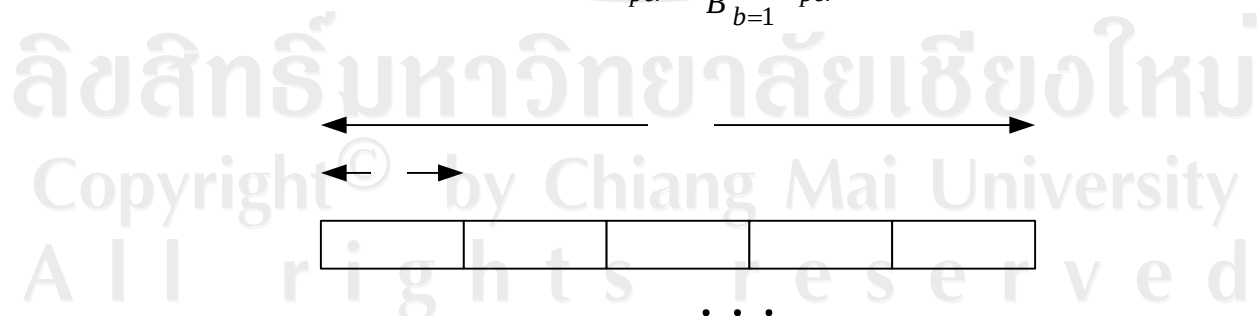
$$E_{(k+1)} = \frac{1}{d} \left[\hat{x}_{(k+1)}(n+1) - x_{(k+1)}(n+1) \right]^2 \quad (4.2)$$

ขั้นตอนที่ 4 คำนวณหาค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยรวมของตัวทำนายในแต่ละแบบจำลอง (ที่ค่า p และ q ต่างๆ)

$$E_{per} = \frac{1}{(k_{\max} - 1)} \sum_{k=1}^{k_{\max} - 1} E_{(k+1)} \quad (4.3)$$

และเพื่อให้เกิดความน่าเชื่อถือ จึงทำการทดลองซ้ำจำนวน B ครั้ง ดังนั้นจะได้ค่าเฉลี่ยกำลังสองรวมค่าใหม่เป็น

$$\bar{E}_{per} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B E_{per}(b) \quad (4.4)$$



รูปที่ 4.5 การจัดการข้อมูลสำหรับการเลือกแบบจำลองของโครงข่ายประสาท

ทำการเลือกแบบจำลองที่ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองรวมที่น้อยที่สุด จะได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับตัวทำนายแบบโครงข่ายประสาททั้งสามแบบ คือ ตัวทำนาย Adaline ตัวทำนาย MLP และตัวทำนายแบบ Hybrid และตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชีนหรือ ตัวทำนาย SVR ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดให้ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับสอนมีจำนวน 1,500 ค่า (n) แบ่งออกเป็น 5 ส่วน ($k_{\max}$) แต่ละส่วนมีความยาว 300 ค่า (d)

4.2.2 ขั้นตอนการหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชีนโดยใช้หลักการของครอสเวลิเดชันแบบ 5 กลุ่ม

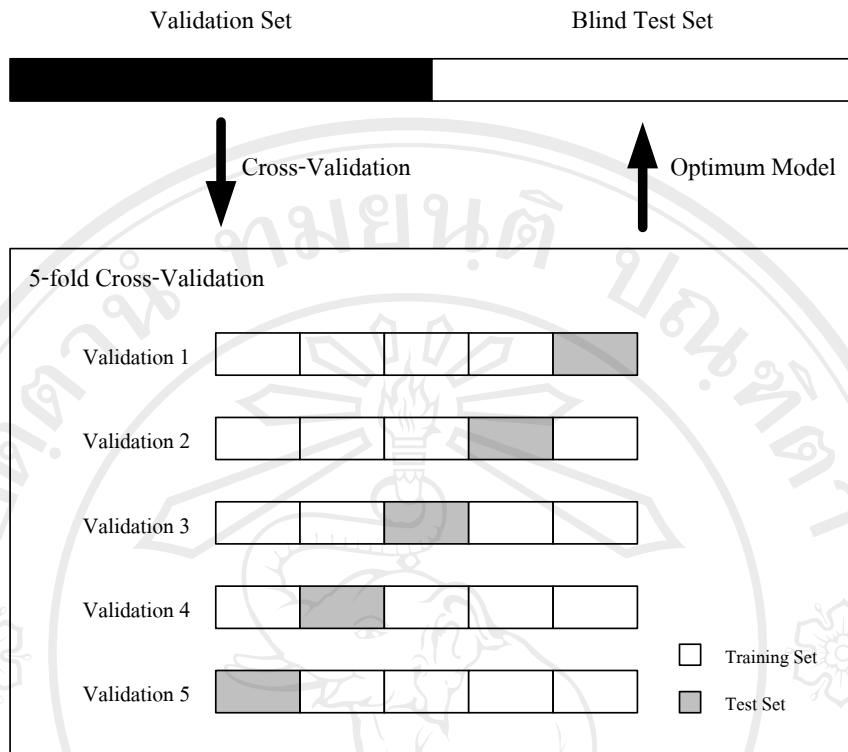
สำหรับงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดสอบเพิ่มเติมกับตัวทำนาย SVR โดยจะใช้กระบวนการที่เรียกว่า ครอสเวลิเดชันแบบ 5 กลุ่ม (5-fold Cross-Validation) ในการหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด [15,17] พิจารณาจากรูปที่ 4.6 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดใหญ่ ชุดแรกจะเป็นชุดสำหรับการสอนและทดสอบสำหรับกระบวนการครอสเวลิเดชัน เรียกชุดข้อมูลนี้ว่า ชุดเวลิเดชัน (Validation Set) และอีกส่วนจะเป็นชุดสำหรับการวัดค่าอัตราส่วนของสัญญาณกับสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio : SNR) เป็นชุดที่ไม่เคยเห็น (Blind Test Set) โดยในกระบวนการจะเริ่มจากนำชุดเวลิเดชันมาแบ่งให้เป็น 5 ส่วนย่อย (Subsets) ทำการสอนข้อมูลชุดที่ 1 ถึง 4 และทดสอบกับข้อมูลชุดที่ 5 จากนั้นทำการสอนใหม่เป็นชุดที่ 1 2 3 และ 5 และทดสอบกับข้อมูลชุดที่ 4 ทำตามกระบวนการนี้ให้ครบทุกส่วนโดยใช้หลักการเดียวกัน จะทำให้การสอนและการทดสอบครอบคลุมข้อมูลทุกส่วนทั้งหมด สามารถหาสมรรถนะของแต่ละแบบจำลองได้จากค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบจำลองที่ให้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดจะถูกเลือกให้เป็นตัวทำนาย SVR โดยการทดสอบได้กำหนดไว้ 3 แบบคือ

Set1 คือ การทดสอบกับ 1 ส่วนที่ยังไม่เคยฝึกสอน

Set2 คือ การทดสอบกับทั้ง 5 ส่วน

Set3 คือ การทดสอบกับ 4 ส่วนที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว

โดยจะพิจารณาค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุดของการทดสอบแบบที่ 1 (Set1) เป็นหลัก เนื่องจากการทดสอบกับ 1 ส่วนที่ยังไม่เคยฝึกสอน ซึ่งจะทำให้การทดสอบ (Test) กับชุดข้อมูลที่ยังไม่เคยเห็น (Blind Test Set) มีค่าการทำนายที่ใกล้เคียงค่าสัญญาณจริงมากขึ้น และสำหรับตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชีนในงานวิจัยนี้ จะใช้ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับสอนจำนวน 1,500 ค่า ซึ่งเป็นชุดเดียวกับตัวทำนายโครงข่ายประสาท แบ่งเป็น 5 ส่วนตามหลักการครอสเวลิเดชัน จะได้ส่วนละ 300 ค่าจากนั้นจึงตามขั้นตอนเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมต่อไป



รูปที่ 4.6 การจัดการข้อมูลสำหรับการเลือกแบบจำลองโดยกระบวนการครอสแวลิดชันแบบ 5 กลุ่ม

4.3 เกณฑ์วัดประสิทธิภาพในการทำนาย

สัญญาณที่ได้รับที่สายอากาศจะประกอบด้วย 2 ส่วนคือ ส่วนจริง (Real component) และ ส่วนจินตภาพ (Imaginary component) นั่นคือสัญญาณอินเฟส (Inphase: x_c) และสัญญาณควอดราเจอร์ (Quadrature: x_s) ซึ่งมีมุมเฟสต่างกันอยู่ 90° ตามลำดับ ซึ่งเกิดจากสัญญาณที่สร้างจากระบบ ซิดีเอ็มเอด้านย้อนกลับ ผ่านแบบจำลองช่องสัญญาณหลายเส้นทางดังที่ได้อธิบายในหัวข้อ 2.6.2 ใน ส่วนของแบบจำลองของ Jakes และรวมกับสัญญาณรบกวนขาว สัญญาณดังกล่าวจะถูกนำมาเป็น ข้อมูลขาเข้าของตัวทำนายเพื่อใช้วัดประสิทธิภาพในการทำนายของตัวทำนายแต่ละแบบ

หลังจากที่ได้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนายแต่ละแบบแล้วจะมีการทดสอบกับ ชุดข้อมูลที่ยังไม่เคยเห็นและมีการวัดประสิทธิภาพในการทำนายโดยใช้ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อ สัญญาณรบกวน ซึ่งจะหาจากอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของสัญญาณขาเข้าและ สัญญาณขาออกดังสมการ 4.5 และ 4.6 ตามลำดับ [7]

$$\text{SNR}_{\text{in}} = \frac{\sum_n \left[x_c^2(n) + x_s^2(n) \right]}{\sum_n \left[(y_c(n) - x_c(n))^2 + (y_s(n) - x_s(n))^2 \right]} \quad (4.5)$$

$$\text{SNR}_{\text{out}} = \frac{\sum_n \left[x_c^2(n+1) + x_s^2(n+1) \right]}{\sum_n \left[(\hat{y}_c(n+1) - x_c(n+1))^2 + (\hat{y}_s(n+1) - x_s(n+1))^2 \right]} \quad (4.6)$$

พิจารณาค่า SNR_{in} พจน์ที่เป็นเศษหมายถึงสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน พจน์ที่เป็นส่วนหมายถึงสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้น ซึ่งหาได้จากผลลบของค่าสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนกับสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และสำหรับ SNR_{out} พจน์ที่เป็นเศษหมายถึงสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวนในลำดับถัดไป ($n+1$) พจน์ที่เป็นส่วนหมายถึงสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้น ซึ่งหาได้จากผลลบของค่าสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนที่ทำนายได้จากตัวทำนายกับสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และค่า SNR_{gain} สามารถหาได้จากผลลบของค่า SNR ทั้งสองในหน่วยเดซิเบล (dB) [6,7]

$$\text{SNR}_{\text{gain}} (\text{dB}) = \text{SNR}_{\text{out}} (\text{dB}) - \text{SNR}_{\text{in}} (\text{dB}) \quad (4.7)$$