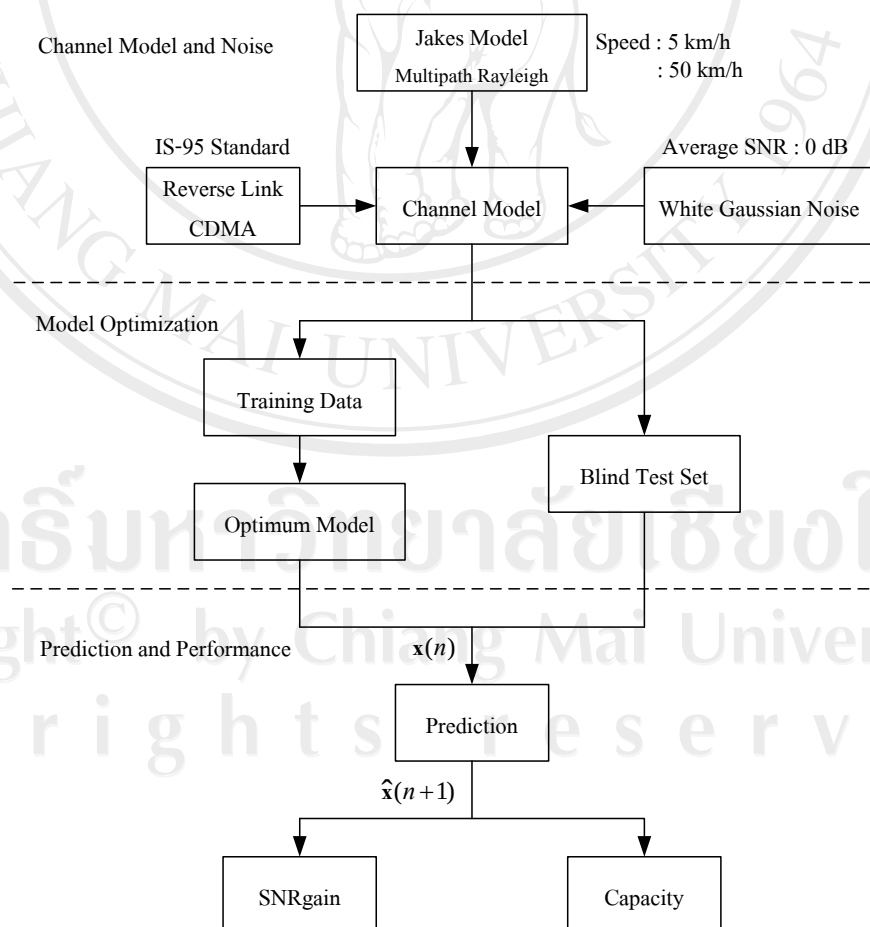


บทที่ 6

สรุปผลการวิจัย

6.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการทำนายค่ากำลังดันย้อนกลับระบบซีดีเอ็มเอโดยใช้ซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทแบบเชิงเส้นคือ ตัวทำนาย Adaline ตัวทำนายแบบไม่เชิงเส้นคือ ตัวทำนาย MLP และตัวทำนายแบบผสม อีกทั้งทำการทดสอบเพิ่มเติมกับตัวทำนายซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทแบบจำลองโดยใช้หลักการครอสแวลิดะชันแบบ 5 กลุ่ม



รูปที่ 6.1 ภาพรวมขั้นตอนของงานวิจัยนี้

พิจารณารูปที่ 6.1 ช่องสัญญาณด้านย้อนกลับของระบบโทรศัพท์ซีดีเอ็มเอสามารถสร้างได้จากแบบจำลองของ Jakes ซึ่งจะจำลองการเกิดเฟดดิ้งหลายเส้นทาง (Multipath Fading) ปรากฏการณ์คอปเปอเรเตอร์ที่ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 และ 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และมีการจำลองสัญญาณรบกวนขาวแบบเกาส์ โดยกำหนดให้มีค่าสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเริ่มต้นที่ 0 เดซิเบล (dB) และมีการจัดการกับข้อมูลตามกระบวนการของระบบซีดีเอ็มเอซึ่งอ้างอิงจากมาตรฐาน IS-95 สัญญาณที่ได้จะถูกแบ่งเป็น 2 ชุด ชุดแรกจะเป็นชุดข้อมูลสำหรับการสอน (Training Data) จำนวน 1,500 ค่า ประกอบไปด้วยสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวน (Noiseless Signal) และสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) โดยจะนำสัญญาณทั้งสองผ่านกระบวนการสำหรับหาแบบจำลองที่เหมาะสมซึ่งจะเป็นการปรับพารามิเตอร์ที่ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Minimum Mean Square Error : MMSE) สำหรับตัวทำนายทั้ง 4 แบบ ชุดที่สองจะเป็นชุดข้อมูลที่ยังไม่เคยเห็น (Blind Test Set) ใช้สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของตัวทำนายโดยพิจารณาจากค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio: SNR) และสามารถพิจารณาจากความจุของช่องสัญญาณ (Capacity) เพื่อเปรียบเทียบผลจากตัวทำนายทั้งหมด

ตารางที่ 6.1 สรุปแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนายแบบต่าง ๆ

ตัวทำนาย	พารามิเตอร์	ความเร็วเครื่องลูกข่าย	
		5 km/h	50 km/h
ตัวทำนาย Adaline	จำนวนค่าย้อนหลัง (p)	11	4
ตัวทำนาย MLP	จำนวนค่าย้อนหลัง (p)	15	22
	จำนวนโหนดซ่อน (q)	2	1
ตัวทำนาย Hybrid	Module-1 : Adaline จำนวนค่าย้อนหลัง (p_A)	11	4
	Module-2 : MLP จำนวนค่าย้อนหลัง (p_M)	12	22
	MLP จำนวนโหนดซ่อน (q_M)	2	1
ตัวทำนาย SVR	จำนวนค่าย้อนหลัง (p)	13	8
	ค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (ϵ)	0.001	0.001
	พารามิเตอร์กำหนดค่าการเรียนรู้ (σ)	5	5
	พารามิเตอร์ควบคุมความคลาดเคลื่อน (C)	10	10
ตัวทำนาย SVR (5-fold CV)	จำนวนค่าย้อนหลัง (p)	16	15
	ค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (ϵ)	0.001	0.001
	พารามิเตอร์กำหนดค่าการเรียนรู้ (σ)	5	5
	พารามิเตอร์ควบคุมความคลาดเคลื่อน (C)	10	10

นอกจากจะทำการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวทำนายทั้งสี่แบบแล้ว ยังได้ทำการทดสอบเพิ่มเติมในส่วนของตัวทำนาย SVR โดยใช้หลักการของครอสเวลิเดชันแบบ 5 กลุ่มหรือตัวทำนาย SVR (5-fold CV) ซึ่งสำหรับการหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนายสี่แบบแรกซึ่งได้แก่ ตัวทำนาย Adaline ตัวทำนาย MLP ตัวทำนาย Hybrid และตัวทำนาย SVR จะมีขั้นตอนโดยนำข้อมูลค่าสัญญาณ 1,500 ค่า มาแบ่งเป็น 5 ส่วน ส่วนละ 300 ค่า ทำการสอนทีละส่วนและทดสอบกับส่วนถัดไป คำนวณค่าผิดพลาดเฉลี่ยรวม สำหรับค่าย้อนหลัง (p) ที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าที่ต่างกัน และสำหรับตัวทำนาย MLP ที่มีโหนดซ่อน (q) ก็จะพิจารณาโหนดซ่อนจำนวน 1 2 และ 3 โหนด ผลที่ได้จากการหาแบบจำลองของตัวทำนายเป็นไปดังตารางที่ 6.1 และสำหรับการหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนาย SVR (5-fold CV) ซึ่งใช้หลักการของครอสเวลิเดชันแบบ 5 กลุ่ม จากข้อมูลสัญญาณชุดเดียวกันกับการหาแบบจำลองข้างต้น จำนวน 1,500 ค่า โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 กลุ่ม แล้วพิจารณาค่าค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด พบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับตัวทำนาย SVR (5-fold CV) แสดงดังตารางที่ 6.1 เช่นกัน

หลังจากที่ได้แบบจำลองที่เหมาะสมแล้วจะนำมาทดสอบกับข้อมูลที่ยังไม่เคยเห็นจำนวน 30 ชุด ชุดละ 1,500 ค่า โดยนำสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนเป็นข้อมูลขาเข้า $x(n)$ ผ่านแบบจำลองดังกล่าว ข้อมูลขาออกจากตัวทำนายจะเป็นค่าสัญญาณที่ไม่มีสัญญาณรบกวนในลำดับถัดไป $\hat{x}(n+1)$ ผลของการทำนายพบว่า ตัวทำนายสามารถทำนายได้ใกล้เคียงกับสัญญาณจริง และเพื่อการเปรียบเทียบที่ชัดเจนจึงมีการวัดประสิทธิภาพการทำนายโดยใช้ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน โดยตารางที่ 6.2 จะแสดงถึงประสิทธิภาพของตัวทำนาย SVR ที่เหนือกว่าตัวทำนายโครงข่ายประสาท

ตารางที่ 6.2 ค่า SNR_{gain} ของตัวทำนายแต่ละแบบและเปอร์เซ็นต์แสดงประสิทธิภาพของตัวทำนาย SVR ที่ดีกว่าตัวทำนายโครงข่ายประสาท

ตัวทำนาย	ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 km/h		ความเร็วเครื่องลูกข่าย 50 km/h	
	SNR_{gain}	เปอร์เซ็นต์ของ SNR ที่เพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวทำนาย SVR	SNR_{gain}	เปอร์เซ็นต์ของ SNR ที่เพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวทำนาย SVR
Adaline	9.13	10.7 %	9.16	1.3 %
MLP	9.42	7.3 %	6.98	32.9 %
Hybrid	9.52	6.2 %	6.95	33.5 %
SVR	10.11	-	9.28	-

และสำหรับตารางที่ 6.3 แสดงถึงตัวทำนาย SVR (5-fold CV) โดยใช้วิธีการหาแบบจำลองที่เหมาะสมจากหลักการของครอสเวลิเดชันดังที่กล่าวไปแล้ว ซึ่งพบว่าตัวทำนาย SVR (5-fold CV)

สามารถทำนายค่ากำลังได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า

ตารางที่ 6.3 ค่า SNR_{gain} ของตัวทำนายแต่ละแบบและเปอร์เซ็นต์แสดงประสิทธิภาพของ
ตัวทำนาย SVR (5-fold CV) ที่ดีกว่าตัวทำนายอื่น

ตัวทำนาย	ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 km/h		ความเร็วเครื่องลูกข่าย 50 km/h	
	SNR_{gain}	เปอร์เซ็นต์ของ SNR ที่เพิ่มขึ้น เมื่อใช้ตัวทำนาย SVR (5-fold CV)	SNR_{gain}	เปอร์เซ็นต์ของ SNR ที่เพิ่มขึ้น เมื่อใช้ตัวทำนาย SVR (5-fold CV)
Adaline	9.13	21.8 %	9.16	3 %
MLP	9.42	18.1 %	6.98	35.1 %
Hybrid	9.52	16.8 %	6.95	35.7 %
SVR	10.11	9.9 %	9.28	1.6 %
SVR (5-fold CV)	11.12	-	9.43	-

สำหรับค่าความจุของระบบเมื่อมีการทำนายค่าสัญญาณจากเครื่องลูกข่ายที่ได้รับ ณ สถานี
ฐาน จากการคำนวณหาค่าความจุจะเป็นไปในลักษณะเมื่อค่าสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนมีค่าสูง จะ
ส่งผลให้จำนวนผู้ใช้งานมากที่สุด (N_{max}) มีแนวโน้มสูงขึ้น ดังนั้นถ้าตัวทำนายสามารถทำนายค่า
สัญญาณได้ผลที่ดี ก็จะทำให้จำนวนผู้ใช้งานในระบบมีจำนวนมากขึ้น และจากการทดสอบกับตัวทำนาย
ทั้งสี่แบบแรก พบว่าตัวทำนาย SVR ให้ผลที่ดีที่สุด จึงทำให้ตัวทำนาย SVR ให้ค่าความจุของระบบดี
ที่สุด โดยพิจารณาจากจำนวนผู้ใช้งานมากที่สุด (N_{max}) ดังตารางที่ 6.4 และยังสามารถแสดงให้เห็นถึง
เปอร์เซ็นต์จำนวนผู้ใช้งานที่มากขึ้น โดยเทียบกับตัวทำนายโครงข่ายประสาททั้งสามแบบ

ตารางที่ 6.4 จำนวนผู้ใช้งานมากที่สุด (N_{max}) ของตัวทำนายแต่ละแบบและเปอร์เซ็นต์จำนวนผู้ใช้งาน
ที่มากขึ้นจากตัวทำนาย SVR เปรียบเทียบกับตัวทำนายโครงข่ายประสาท

ตัว ทำนาย	ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 km/h		ความเร็วเครื่องลูกข่าย 50 km/h	
	จำนวนผู้ใช้งาน ที่สุด (N_{max})	เปอร์เซ็นต์ของจำนวนผู้ใช้งาน ที่สุด (N_{max}) ที่เพิ่มขึ้น เมื่อใช้ตัวทำนาย SVR	จำนวนผู้ใช้งาน ที่สุด (N_{max})	เปอร์เซ็นต์ของจำนวนผู้ใช้งาน ที่สุด (N_{max}) ที่เพิ่มขึ้น เมื่อใช้ตัวทำนาย SVR
Adaline	4	625 %	5	60 %
MLP	12	142 %	-	-
Hybrid	15	93 %	-	-
SVR	29	-	8	-

ตารางที่ 6.5 ได้แสดงผลการทดสอบเพิ่มเติมในส่วนของตัวทำนาย SVR (5-fold CV) ซึ่งเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์จำนวนผู้ใช้ที่มากขึ้นเมื่อเทียบกับตัวทำนายสี่แบบแรก

ตารางที่ 6.5 จำนวนผู้ใช้มากที่สุด ($N_{\max}$) ของตัวทำนายแต่ละแบบและเปอร์เซ็นต์จำนวนผู้ใช้ที่มากขึ้นจากตัวทำนาย SVR (5-fold CV) เปรียบเทียบกับตัวทำนายอื่น

ตัวทำนาย	ความเร็วเครื่องลูกข่าย 5 km/h		ความเร็วเครื่องลูกข่าย 50 km/h	
	จำนวนผู้ใช้มากที่สุด ($N_{\max}$)	เปอร์เซ็นต์ของจำนวนผู้ใช้มากที่สุด ($N_{\max}$) ที่เพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวทำนาย SVR (5-fold CV)	จำนวนผู้ใช้มากที่สุด ($N_{\max}$)	เปอร์เซ็นต์ของจำนวนผู้ใช้มากที่สุด ($N_{\max}$) ที่เพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวทำนาย SVR (5-fold CV)
Adaline	4	1125 %	5	140 %
MLP	12	308 %	-	-
Hybrid	15	227 %	-	-
SVR	29	69 %	8	50 %
SVR (5-fold CV)	49	-	12	-

ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า ตัวทำนายซัพพอร์ตเวกเตอร์แบบถดถอย (Support Vector Regression: SVR) ทั้งในส่วนการหาแบบจำลองที่เหมาะสมเช่นเดียวกับตัวทำนายโครงข่ายประสาท หรือใช้วิธีการครอสแวลิดชัน ได้ให้ผลการทำนายที่ดีกว่าตัวทำนายโครงข่ายประสาท อันได้แก่ ตัวทำนายเชิงเส้นแบบปรับตัวได้ (Adaptive Linear: Adaline) ตัวทำนายเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron : MLP) ตัวทำนายแบบผสม (Hybrid) ซึ่งเกิดจากการนำตัวทำนายเชิงเส้นแบบปรับตัวได้ต่อร่วมกับตัวทำนายเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น โดยให้ค่าสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) ที่ดีกว่าซึ่งส่งผลให้ความจุของระบบเพิ่มขึ้นดังที่ได้กล่าวไป

6.2 ข้อเสนอแนะ

สำหรับเครื่องลูกข่ายที่มีความเร็วมากขึ้น พบว่าค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนมีความแปรปรวนเพิ่มมากขึ้น นั่นคือบางชุดข้อมูลสามารถทำนายและให้ค่าที่ดี แต่บางชุดก็ให้ค่าที่ไม่ดี อันมีสาเหตุมาจากการเฟดดิ้งหลายเส้นทางที่มีมากขึ้น ทำให้สัญญาณที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าแตกต่างจากสัญญาณจริงมากโดยเฉพาะขนาดของสัญญาณ ซึ่งวิธีการแก้ปัญหาสำหรับงานจริงจะใช้ภาครับหลายตัวและเลือกเอาเฉพาะภาครับที่ได้รับสัญญาณมากที่สุดเพื่อผ่านกระบวนการถอดรหัสต่อไป เรียกภาครับนี้ว่า Rake Receiver ดังนั้นสำหรับงานวิจัยที่จะพัฒนาต่อไป อาจจะแก้ไขโดยพิจารณาจะเฉพาะสัญญาณที่มีการเฟดดิ้งน้อยๆ โดยถือว่าได้รับสัญญาณที่ดีนี้จากภาครับแบบ Rake (Rake Receiver) หรืออาจแก้ไขปัญหาคือตัวทำนาย โดยอาจจะต้องมีตัวทำนายหลายระดับสำหรับการเฟดดิ้งหลายระดับ ซึ่งค่อนข้างจะยุ่งยากในการออกแบบ

ในส่วนโปรแกรมการทำนาย ในงานวิจัยนี้เป็นการใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อทำนายข้อมูลล่วงหน้าหนึ่งค่า (One-Step Ahead Prediction) ซึ่งอาจทำให้การทำนายได้ข้อมูลขาออกที่ช้าเกินไป จึงมีข้อเสนอแนะสำหรับตัวทำนายที่จะอาจพัฒนาได้ต่อไป โดยอาจมีการทำนายโดยใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อทำนายข้อมูลล่วงหน้าหลายๆ ค่า (Multi-Step Ahead Prediction) [34] ร่วมกับตัวทำนายซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอยนี้ ซึ่งจะต้องมีการพัฒนาต่อไป