

## บทที่ 2

### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับโครงงานวิจัย

#### 2.1 ลักษณะของปัญหาและความรู้พื้นฐาน

เพื่อที่จะอธิบายผลกระทบของช่องสัญญาณแบบจำกัดช่วงของความถี่ ซึ่งเป็นสาเหตุหลักในเกิด อินเตอร์ซิม โบลอนิเตอร์เฟียเรนซ์ (Intersymbol Interference : ISI) นั้น โดยปกติแล้ว เรา สามารถที่จะออกแบบสมการที่มีลักษณะเป็นเวลาแบบดิสcrete-Time (Discrete-Time) แทนที่การใช้ สมการแบบเวลาต่อเนื่อง (Analog หรือ Continuous-Time) ได้ พิจารณาสมการที่ใช้อธิบาย ผลลัพธ์ของช่องสัญญาณได้ดังนี้ ซึ่งถูกกล่าวไว้โดย Poakis (2001) และ Thaiupathump (2002)

$$x(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h(i) \cdot s(n-i) + v(n) \quad (2.1)$$

$$= h(0) \cdot s(n) + \sum_{i \neq 0} h(i) \cdot s(n-i) + v(n) \quad (2.2)$$

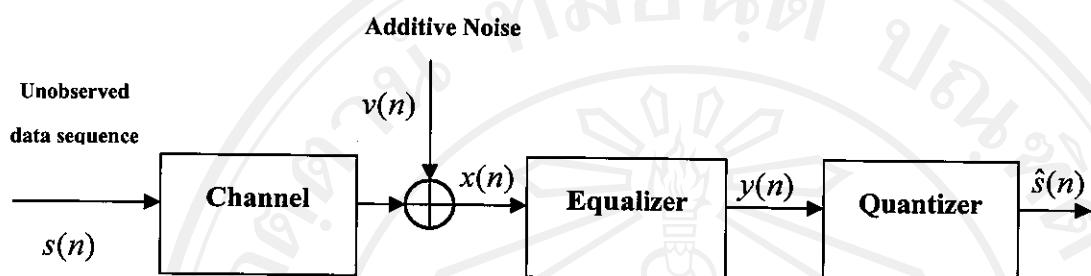
$$= signal + ISI + noise \quad (2.3)$$

โดยที่  $\{h(i)\}$  แทนค่า แบบส่วนคือคิวเบนท์อินเพาส์บอนส์ (Baseband Equivalent Impulse Response) ของช่องสัญญาณที่ปกติแล้วเป็นจำนวนคุมเพลกส์ (Complex) ค่าของ ช่องสัญญาณนี้สามารถเปลี่ยนแปลงได้ (Time Varying) หรือมีการเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยอยู่ เนื่องจาก  $\{s(n)\}$  แทนข้อมูลที่ต้องการส่ง โดยมีลักษณะเป็นอิสระและไม่เกี่ยวข้องต่อกันและกัน (Independent, Identically Distributed (i.i.d)) เป็นตัวแปรแบบสุ่ม (Random) มีค่าของเฉลี่ย (Mean) เท่ากับศูนย์และค่าเบี่ยงเบน (Variance) เท่ากับ  $E[|s(n)|^2]$  และ  $\{v(n)\}$  มีลักษณะเป็น สัญญาณรบกวนแบบไวท์เกาซเซียน (White Gaussian Noise) เราสามารถพิจารณาโครงสร้าง ของระบบโดยรวมได้จากรูปที่ 2.1 สำหรับโครงสร้างของอีคิวไอลเซอร์ที่นิยมนำมาใช้กันนั้น มี ลักษณะเป็นวงจรกรองแบบขนาดจำกัด (Finite-Duration Response (FIR) Filter) สามารถเรียก ได้อีกแบบว่าวงจรกรองทรายเวอซอล (Transversal Filter) พิจารณาข้อที่ 2.2

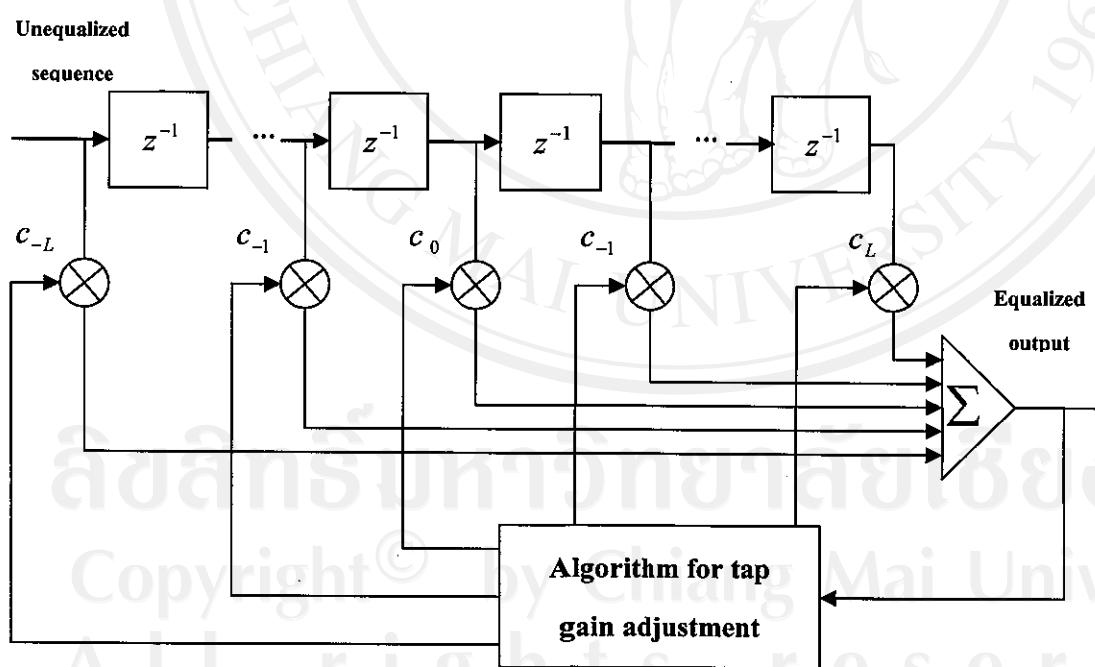
ผลลัพธ์ที่ได้จากการอีคิวไอลเซอร์ (Equalizer) อธิบายได้ด้วยสมการ

$$y(n) = \sum_{i=-L}^L c_n(i) \cdot x(n-i) \quad (2.4)$$

โดยที่  $\{c_n(i)\}$  แทนค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าໄไลເຊອຮ (Coefficient) ໃນ ເວລາ  $n$  และ  $\{x(n)\}$  ແທນ  
ຄໍາທີ່ເປັນອິນພຸດ (Input) ສໍາຮັບອີກວາໄໄລເຊອຮຈຳນວນສັນປະສົງຂອງອີກວາໄໄລເຊອຮທ່າກັນ  
 $N = (2 \cdot L + 1)$  ສ່ວນໃຫຍ່ຄໍາສັນປະສົງຂອງອີກວາໄໄລເຊອຮນີ້ສາມາດຄຸປັບປຸງໄດ້



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของระบบเบสแบนด์ (Baseband)



รูปที่ 2.2 โครงสร้างของอีคิว่าไอลเซอร์แบบวงจรกรองทรายเวอฉอลล

อัลกอริทึมที่นิยมนำมาใช้ในการปรับคือ สโตคาสติกราเดียน (Stochastic Gradient) ซึ่งสมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์มีรูปแบบมาตรฐานดังนี้

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot \nabla_c J_n \quad (2.5)$$

โดยให้  $\{\alpha\}$  คือ ค่าการเรียนรู้ (Step-Size) และ  $\nabla_c$  แทนค่ากราเดียน (Gradient) ของค่าสัมประสิทธิ์  $J_n$  ที่หอนุพันธ์ขั้นดับที่ 1 ตามค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไอลเซอร์ ในกรณีที่ค่าสัมประสิทธิ์ที่เลือกใช้มีลักษณะconvex ค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไอลเซอร์นี้จะลู่เข้าหาจุดสมดุล เมื่อค่าของ กราเดียนเท่ากับศูนย์

$$c_{n+1} = c_n \Leftrightarrow \nabla_c J_n = 0 \quad (2.6)$$

ในกรณีที่การปรับค่าของอีคิว่าไอลเซอร์แบบมาตรฐานนั้น ค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไอลเซอร์จะถูกปรับอยู่ตลอดเวลาตามทิศทางของกราเดียน ซึ่งจุดมุ่งหมายคือ การลดค่าเฉลี่ยของกำลังสอง (Mean Square) ของผลต่างระหว่างผลลัพธ์ของอีคิว่าไอลเซอร์กับค่าที่ต้องการ (ซึ่งค่าที่ต้องการนี้ได้จากสัญญาณช่วยสอน) แต่ในกรณีของอีคิว่าไอลเซอร์แบบบอด (Blind Equalization) นั้น ค่าที่ต้องการที่ถูกต้องไม่สามารถเข้าถึงได้ วิธีที่ง่ายที่สุดในการปรับค่าสัมประสิทธิ์คือ การใช้ค่าทางสถิติของข้อมูลที่ใช้ส่งแทนค่าที่ถูกต้องในสมการที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์ ผลลัพธ์ของค่าเฉลี่ยของกำลังสอง ด้วยวิธีแบบสโตคาสติกราเดียน

สมการที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่นิยมใช้กัน สำหรับกรณีที่อีคิว่าไอลเซอร์ทำงานด้วยสัญญาณช่วยสอน นั้น ลักษณะของค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความผิดพลาด (Mean Squared Error : MSE) ถูกกำหนดไว้ดังนี้

$$J_n = MSE = E \left[ |y(n) - s(n)|^2 \right] \quad (2.7)$$

โดยให้  $\{y(n)\}$  แทนค่าที่เป็นผลลัพธ์ที่ได้จากอีคิว่าไอลเซอร์และ  $E[\cdot]$  แทนฟังก์ชันการคาดหมาย (Expectation Function) ทำให้เมื่อสมการที่ (2.7) ถูกใช้ร่วมกับสมการที่ (2.5) ผลที่ได้คือวิธีแบบลีสmin square (Least-Mean-Square : LMS)

ในการใช้งานปกติ ฟังก์ชันการคาดหมายจะถูกประมาณด้วยค่าที่มีอยู่ในปัจจุบัน หรือค่าของกราเดียนของคอกสท์ฟังก์ชันที่มีลักษณะตามสมการนี้

$$\tilde{J}_n = E \left[ |y(n) - s(n)|^2 \right] \quad (2.8)$$

ด้วยเหตุนี้ การปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคัวไลเซอร์ด้วยวิธีแบบลีสminstแควร์นั้น อธิบายได้ด้วยสมการ

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot (y(n) - s(n)) \cdot x(n) \quad (2.9)$$

หรือ

$$c_{n+1}(i) = c_n(i) - \alpha \cdot (y(n) - s(n)) \cdot x(n-i), \quad i = -L, \dots, -1, 0, 1, \dots, L \quad (2.10)$$

ซึ่งเป็นสมการสำหรับปรับค่าสัมประสิทธิ์ขั้นดับที่  $i$  สำหรับใช้ที่เวลา  $n+1$  โดยที่  $\alpha$  แทนค่าของค่าการเรียนรู้และ  $(y(n) - s(n))$  คือ ค่าของสัญญาณที่ผิดพลาด (Error Signal ( $e(n)$ )) ในระบบแบบอีคัวไลเซชันแบบอด ด้วยเหตุที่สัญญาณที่ต้องการและที่ถูกต้องนั้นไม่สามารถเข้าถึงได้ ฟังก์ชันที่มีคุณสมบัติแบบไม่เป็นเส้นตรง (Nonlinear) และไร้ความจำ (Memoryless) จึงถูกนำมาใช่วร่วมกับผลลัพธ์ของอีคัวไลเซอร์เพื่อที่ใช้ในการสร้าง หรือประมาณค่าของสัญญาณที่ต้องการ

$$\tilde{s}(n) = g(y(n)) \quad (2.11)$$

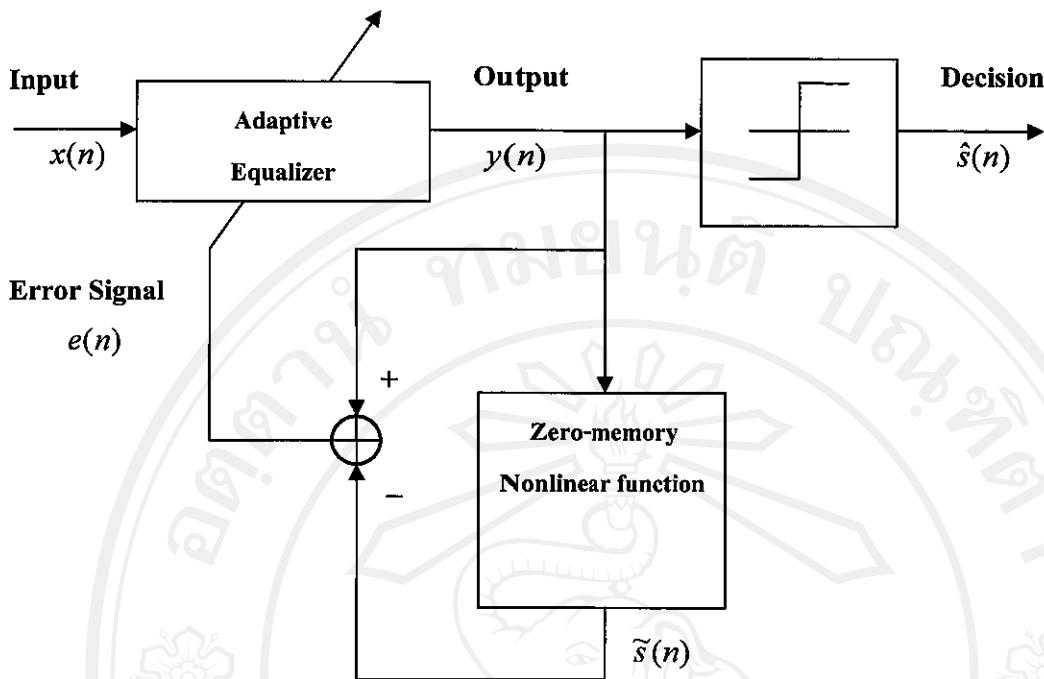
โดยที่  $g(\cdot)$  แทนฟังก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรงและไร้ความจำ พิจารณาได้จากรูป 2.3

เราสามารถสรุปได้ว่า ค่าของ  $\{\tilde{s}(n)\}$  เป็นค่าประมาณของข้อมูลจริงแบบหยาบ และผลที่ได้จากฟังก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรงแทนค่าที่เราต้องการ สิ่งที่เราได้รับคือสัญญาณที่ผิดพลาดที่อธิบายด้วยสมการ

$$e(n) = y(n) - \tilde{s}(n) \quad (2.12)$$

$$= y(n) - g(y(n)) \quad (2.13)$$

โดยที่ค่าของ  $\{y(n)\}$  แทนค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากอีคัวไลเซอร์ตามสมการที่ (2.4)



รูปที่ 2.3 ลักษณะของระบบอีคิว่าไอลเซอร์แบบบอด

สำหรับสมการการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไอลเซอร์แบบบอดตามแนวคิดลีสเมินสแควร์น์ มีลักษณะดังนี้

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot (y(n) - g(y(n))) \cdot x(n) \quad (2.14)$$

หรือ

$$c_{n+1}(i) = c_n(i) - \alpha \cdot (y(n) - g(y(n))) \cdot x(n-i) \quad (2.15)$$

ให้  $i = -L, \dots, -1, 0, 1, \dots, L$  เพื่อที่จะปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไอลเซอร์ตามสมการที่ (2.14)

หรือ (2.15) ให้ถู๊เข้าหาค่าเฉลี่ย สิ่งที่ต้องการคือ การที่ค่าฟังก์ชันการคาดหมายของ  $c_n(i)$  ควรเข้าใกล้ค่าคงที่เมื่อ  $n$  เข้าหาอนันต์ ซึ่งเนื่องใน การถู๊เข้าหาค่าเฉลี่ยสามารถอธิบายได้ดังนี้

$$E \left[ x(n-i) \cdot y(n) \right] = E \left[ x(n-i) \cdot g(y(n)) \right]$$

เมื่อ  $n$  มีปริมาณมาก สำหรับทุก  $i = -L, \dots, -1, 0, 1, \dots, L$       (2.16)

สำหรับสมการที่ (2.16) นั้น ค่าของฟังก์ชันการคาดหมายเป็นฟังก์ชันของ  $i$  ซึ่งเราสามารถให้ค่า  $i$  ถูกแทนที่ด้วยค่าที่เป็นการหน่วง (Delay (  $i + k$  )) หลังจากนั้น เมื่อเราทำการคอนโวลูชัน (Convolution) สมการที่ (2.16) ทั้งสองข้างด้วยค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าໄไลเซอร์เพื่อหาผลลัพธ์ในกรณีที่  $n \rightarrow \infty$  และค่า  $L$  มีค่าที่มาก เราจะได้

$$E \left[ y(n) \cdot y(n-i) \right] \approx E \left[ g(y(n)) \cdot y(n-i) \right] \quad (2.17)$$

สามารถเรียก  $y(n)$  ที่มีลักษณะเป็นการประมวลผลแบบสโตคาสติก (Stochastic Process) แบบนี้ว่า มีคุณสมบัติเป็นการประมวลผลแบบนาสแกง (Bussgang Process) ถูกนำเสนอ Bellini (1986) และเมื่อ  $y(n)$  มีคุณสมบัติดังนี้ ความสามารถกำหนดได้ว่า

$$E \left[ y(n) \cdot y(n-i) \right] = E \left[ y(n) \cdot g(y(n-i)) \right] \quad (2.18)$$

โดยที่  $g(\cdot)$  เป็นฟังก์ชันไม่เป็นเส้นตรงและไร้ความจำ ในกรณีของการประมวลผลแบบนาสแกงนั้น สามารถอธิบายได้อีกวิธี ก็คือเป็นการประมวลผลที่ค่าอัตโนมัติ (Autocorrelation) มีค่าเท่ากับค่าสหสัมพันธ์ข้าม (Crosscorrelation) ระหว่างค่าของ การประมวลผลกับค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรงและไร้ความจำ เมื่อค่าของ การหน่วงเท่ากัน วิธีการปรับแบบอีคิว่าໄไลเซชันแบบบดที่มีคุณสมบัติตามสมการที่ (2.18) ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มของอัลกอริทึมนาสแกง ในที่นี้เราจะกล่าวถึงวิธีการทำอีคิว่าໄไลเซชันแบบบดด้วยอัลกอริทึมศาสตร์เชิงเดินไปๆ (Stochastic-Gradient Iterative Algorithm) ที่เป็นที่รู้จักกัน และถูกจัดเป็นมาตรฐานอัลกอริทึมที่จะกล่าวถึงนี้ประกอบด้วย อัลกอริทึมรีดิวอนสเตตเลชันและอัลกอริทึมคอนสเตต มองคูลัสติก (หรือเรียกอีกแบบว่าอัลกอริทึมก็อดดาวร์) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมนิยมอ้างอิงถึงในการทำงานบนระบบสัญญาณข้อมูลแบบ QAM หรือเฟสชีฟเคิร์ยิง (Phase Shift Keying : PSK) และยังมีอัลกอริทึมการทำอีคิว่าໄไลเซชันแบบบดแบบอื่นๆ ซึ่งแตกต่างจากอัลกอริทึมข้างต้นตรงวิธีการประมาณค่าที่ต้องการ (ประกอบขึ้นมาจากการผลลัพธ์ที่ได้จากอีคิว่าໄไลเซอร์และคุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลที่ถูกส่ง) ในการที่จะอีคิว่าໄไลเซชันของสัญญาณที่มีคุณสมบัติแบบนอนมินิมัมเฟส (Nonminimum Phase) นั้น ค่าของค่าฟังก์ชันส่วนใหญ่แล้วจะใช้ความสามารถทางสถิติอันดับสูง (มากกว่าอันดับที่สอง) ของผลลัพธ์ที่ได้จากของสัญญาณ สิ่งที่สำคัญคือ ในกรณีที่ข้อมูลมีคุณสมบัติเป็นเกาชเชียน นั้น จะไม่สามารถทำการประมาณระบบแบบนอนมินิมัมเฟสที่ถูก

กล่าวใน Benveniste และ Goursat (1984) ได้ ด้วยเหตุนี้ข้อมูลที่ถูกนำมาใช้จึงควรมีคุณสมบัติแบบnon-Gaussian (Non-Gaussian)

## 2.2 อัลกอริทึมชาโต

อัลกอริทึมชาโต (Sato Algorithm : SA) ถูกนำเสนอโดย Sato (1975) ถือว่าเป็นอัลกอริทึมสำหรับอีคิว่าไลเซชันแบบบอดรุ่นแรก แต่เดิมอัลกอริทึมชาโตใช้สำหรับการทำอีคิว่าไลเซชันแบบบอดสำหรับสัญญาณแบบ 1 มิติที่มีหลายระดับ (M-ary Pulse Amplitude Modulated (PAM) Signal) ซึ่งจุดมุ่งหมายคือ อัลกอริทึมที่หยุดยั้งกว่าการใช้อัลกอริทึมดิจิทัลไดเรคเต็ค เริ่มแรกอัลกอริทึมจะดำเนินการกับผลลัพธ์ของอีคิว่าไลเซอร์เมื่อมีสัญญาณมีลักษณะแบบไบนารี่ (Binary) โดยการประมาณค่าของโมสไวนิพิแคนท์บิต (Most Significant Bit) (บิตที่เหลือถือว่าเป็นสัญญาณรบกวน) โดยใช้แนวทางที่ได้กล่าวมา อัลกอริทึมชาโตทำการปรับแต่งรูปแบบสัญญาณที่ผิดพลาดที่ใช้ในอัลกอริทึมดิจิทัลชนิดไดเรคเต็คแบบมาตรฐาน

อัลกอริทึมชาโตพยายามที่จะลดค่าคอสฟังก์ชันตามสมการ

$$J_{SATO}(n) = E \left[ \left\{ y(n) - \gamma \cdot \text{sgn}(y(n)) \right\}^2 \right] \quad (2.19)$$

โดยที่ค่าของ  $\gamma$  หาจากสมการ

$$\gamma = \frac{E[s^2(n)]}{E[|s(n)|]} \quad (2.20)$$

สมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิว่าไลเซอร์ด้วยอัลกอริทึมชาโตมีลักษณะดังนี้

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot \{ y(n) - \gamma \cdot \text{sgn}(y(n)) \} \cdot x(n) \quad (2.21)$$

จากสมการที่ (2.21) ค่าของ  $\gamma \cdot \text{sgn}(y(n))$  ทำหน้าที่ในการประมาณค่า  $s(n)$  ซึ่งมีความเป็นไปได้ทั้งหมด  $M$  ค่า

จากการณีข้างต้น พิงก์ชันที่ทำหน้าที่เป็นพิงก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรง  $g(\cdot)$  คือ

$$g(y(n)) = \gamma \cdot \text{sgn}(y(n)) \quad (2.22)$$

สามารถสังเกตได้ว่า ลักษณะของสมการที่ (2.22) มีหน้าตาคล้ายคลึงกับสมการที่ใช้ในอัลกอริทึมดีซิสชันไคเรคเต็ค สำหรับสัญญาณแบบไบนารีพีเอเอม (Binary PAM) ยกเว้นค่าของ  $\gamma$  ซึ่งในที่นี่มีค่าขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการส่ง

### 2.3 อัลกอริทึมเจนเนอรออลไลส์ชาโต

Benveniste และ Goursat (1984) ได้นำเสนออัลกอริทึมเจนเนอรออลไลส์ชาโต (Generalized Sato Algorithm : GSA) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่เป็นโครงสร้างหลักของอัลกอริทึมชาโต [8] สำหรับลักษณะข้อมูลที่เป็นจำนวนคุณคอมเพลกส์ในอัลกอริทึมเจนเนอรออลไลส์ชาโตนี้ ค่าของฟังก์ชัน ผิดพลาด (Error Function) ถูกออกแบบขึ้นมาจากการคำนวณผลลัพธ์ของอิควาไลเซอร์ที่ถูกคัดวันไวต์เซชัน (Quantization) เพื่อที่จะใช้ในการแสดงตำแหน่งของ quadrant ที่ข้อมูลอยู่ รูปแบบการแสดงนี้ ใช้แทนที่ค่าที่ต้องการ ด้วยเหตุนี้ อัลกอริทึมเจนเนอรออลไลส์ชาโต สำหรับการทำอิควาไลเซชันแบบบอดนัน พยายามที่จะลดค่าของค่าสทฟังก์ชันตามสมการ

$$J_{GSA}(n) = E \left[ \left| y(n) - R_{GSA} \cdot c \operatorname{sgn}(y(n)) \right|^2 \right] \quad (2.23)$$

ในที่นี่ฟังก์ชัน  $c \operatorname{sgn}$  แทนฟังก์ชันไชน์แบบคุณคอมเพลกส์ (Complex Sign) ถูกกำหนดให้มีลักษณะดังนี้

$$c \operatorname{sgn}(x_R + j \cdot x_I) = \operatorname{sgn}(x_R) + j \cdot \operatorname{sgn}(x_I) \quad (2.24)$$

เช่นเดียวกับสมการที่ (2.21) โดยการใช้สโตคาสติกการเดินของสมการที่ (2.23) เราจะได้สมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอิควาไลเซอร์ดังนี้

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot \{ y(n) - R_{GSA} \cdot c \operatorname{sgn}(y(n)) \} \cdot x^*(n) \quad (2.25)$$

โดยฟังก์ชันที่ใช้เป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรง  $g(\cdot)$  สำหรับอัลกอริทึมเจนเนอรออลไลส์ชาโต ในกรณีที่เป็นรูปมาตรฐาน  $e(n) = y(n) - g(y(n))$  คือ

$$g(y(n)) = R_{GSA} \cdot c \operatorname{sgn}(y(n)) \quad (2.26)$$

เพื่อที่จะคำนวณค่าของ  $R_{GSA}$  นั้นจำเป็นต้องพิจารณาเมื่อสมการที่ (2.25) เข้าหาจุดสมดุลย์ เราจะได้

$$E \left[ (y(n) - R_{GSA} \cdot c \operatorname{sgn}(y(n))) \cdot x^*(n) \right] = 0 \quad (2.27)$$

ซึ่งค่า  $R_{GSA}$  เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการกำหนดค่าขนาดของผลลัพธ์เมื่อระบบเข้าสู่จุดสมดุล ในกรณีค่าผลลัพธ์ของอีคิวไอลเซอร์ถูกเข้าหาค่า  $s(n)$  เราสามารถแทนค่า  $y(n) = s(n)$  ในสมการที่ (2.27) สมมุติให้ส่วนที่เป็นจำนวนจริงและส่วนที่เป็นจำนวนจินตภพของ  $s(n)$  มีคุณสมบัติเป็นอิสระ และไม่เกี่ยวข้องต่อกันและกันทำให้เราสามารถคำนวณค่า  $R_{GSA}$  ได้จากสมการ

$$R_{GSA} = \frac{E \left[ s_R^2(n) \right]}{E \left[ |s_R(n)| \right]} = \frac{E \left[ s_I^2(n) \right]}{E \left[ |s_I(n)| \right]} \quad (2.28)$$

## 2.4 อัลกอริทึมรีคิวคอนสเตลเลชัน

อัลกอริทึมรีคิวคอนสเตลเลชัน (Reduced Constellation Algorithm : RCA) ถูกนำเสนอโดย Godard และ Thirion (1980) เราสามารถพิจารณาให้เป็นส่วนขยายของอัลกอริทึมเจนแนอรอล ไลส์ชา トイ ซึ่งอัลกอริทึมรีคิวคอนสเตลเลชันพยายามทำอีคิวไอลเซชันของสัญญาณ โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิวไอลเซอร์ที่ลดค่าของค่าสหพัฟ์ฟังก์ชันตามสมการ

$$J_{RCA}(n) = E \left[ |y(n) - \hat{b}(n)|^2 \right] \quad (2.29)$$

โดยที่  $\hat{b}(n)$  แทนค่าที่เกิดจากการลดจำนวนจุดบนคอนสเตลเลชันของข้อมูลที่อยู่ใกล้  $y(n)$  อีคิวไอลเซอร์จะถูกสอน โดยการตรวจหาข้อมูลที่อยู่บนบริเวณที่เกิดจากการรีคิวคอนสเตลเลชัน ซึ่งเกิดจากการลดจำนวนของจุดที่เป็นคอนสเตลเลชันของข้อมูลที่ใช้ในการส่ง และโดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิวไอลเซอร์ตามทิศทางที่ถูกกำหนดโดยสัญญาณที่ผิดพลาด ที่คำนวณจากผลที่ได้รับจากการตรวจบนพื้นที่ของรีคิวคอนสเตลเลชัน

หนึ่งในกลุ่มอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตลเลชันที่ถูกนำเสนอโดย Godard และ Thirion (1980) จุดที่ได้จากการลดจุดของ Constellation นั้นสามารถหาได้จาก การนำบิริเวณของคอนสแตลเลชันมาแบ่งออกเป็น  $L$  กลุ่ม  $S_l, l = 1, 2, \dots, L$  และจุดที่ได้จากการกลุ่มแต่ละกลุ่ม  $\hat{b} = b_l$  หากความสัมพันธ์

$$b_l = \frac{\sum_{k \in S_l} |s_k|^2}{\left( \sum_{k \in S_l} s_k \right)^*}, \text{ สำหรับ } l = 1, 2, \dots, L \quad (2.30)$$

โดยที่  $s_k$  คือจุดข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มของ  $S_l$  สามารถจะพิจารณาให้อัลกอริทึมเจนเนอเรต์เตอร์ได้สำหรับ เป็นอัลกอริทึมกรณีพิเศษของอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตลเลชัน ซึ่งให้ค่า  $L = 4$  และ

$$\hat{b}(n) = R_{GSA} \cdot c \operatorname{sgn}(y(n)) \quad (2.31)$$

โดยที่

$$R_{GSA} = \frac{E \left[ s_R^2(n) \right]}{E \left[ |s_R(n)| \right]} = \frac{E \left[ s_I^2(n) \right]}{E \left[ |s_I(n)| \right]} \quad (2.32)$$

ถ้าจะนะของคอนสแตลเลชันและรีดิวคอนสแตลเลชันพอยท์ (Reduced Constellation Point) ของ อัลกอริทึมรีดิวคอนสแตลเลชัน เมื่อ

$$\hat{b}(n) = R \cdot c \operatorname{sgn}(y(n)) \quad (2.33)$$

และ

$$R = \frac{E \left[ s_R^2(n) \right]}{E \left[ |s_R(n)| \right]} = \frac{E \left[ s_I^2(n) \right]}{E \left[ |s_I(n)| \right]} \quad (2.34)$$

กรณีสัญญาณข้อมูลแบบ 64-QAM สามารถพิจารณาตัวอย่างได้ในรูปที่ 2.4

สำหรับสมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคิวไอลเซอร์เป็นไปตามสมการ

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot e(n) \cdot x^*(n) \quad (2.35)$$

โดยที่ค่าของสัญญาณที่ผิดพลาด  $e(n)$  หาจากกระบวนการตรวจบันทุกของเรีคิวคอนสเตลเลชัน จาก Godard และ Thirion (1980)

$$e(n) = y(n) - \hat{b}(n) \quad (2.36)$$

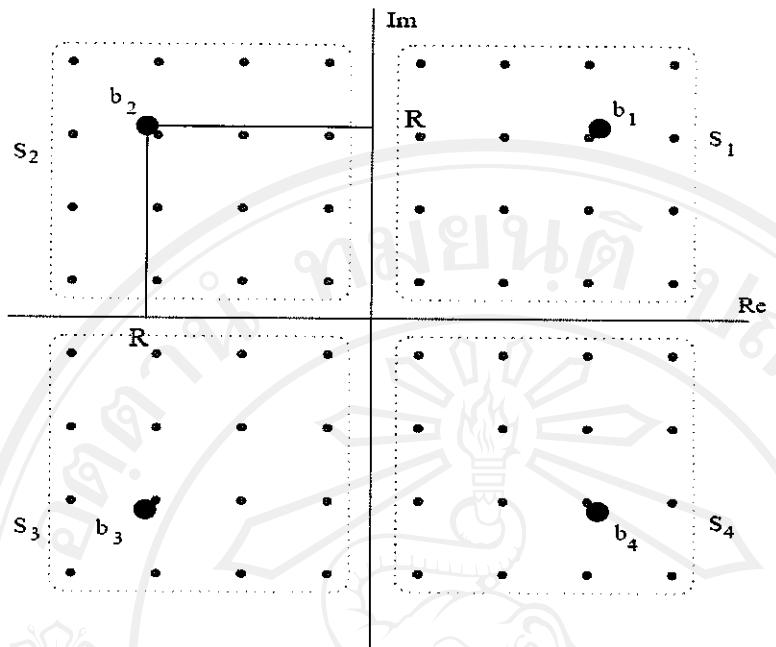
และเมื่ออีคิวไอลเซอร์ถูกเข้าหาจุดสมดุลย์ เราจะได้

$$E \left[ (y(n) - \hat{b}(n)) \cdot x^*(n) \right] = 0 \quad (2.37)$$

## 2.5 อัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัส

อัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัส (Constant Modulus Algorithm : CMA) เป็นอัลกอริทึมสำหรับอีคิวไอลเซ็นแบบบอดนิยมใช้กันมากที่สุด ซึ่ง Godard (1980) (หรือเรียกโดยรวมว่า อัลกอริทึมก็อดาร์ด (Godard Algorithm : GA)) เป็นคนที่แรกที่นำเสนออัลกอริทึมที่ใช้กับระบบสื่อสารสัญญาณแบบบิจิตอลขนาด 2 มิติ ที่มีขนาดมอดคูลัสคงที่ อัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัสแบบมาตรฐานยังถูกค้นพบโดย Treichler และ Agee (1983) ถูกจัดให้เป็นอัลกอริทึมกรีฟิเกษของอัลกอริทึมก็อดาร์ด แนวคิดของอัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัสมีรูปแบบที่ง่ายต่อการเข้า (สัญญาณที่อยู่ในกลุ่มของคอนແສຕນมอดคูลัส เช่น สัญญาณข้อมูลแบบ PSK เป็นต้น) แต่ต้องคำนึงถึงความไม่แน่นอนของค่าที่คงที่ทุกๆ สัญญาณ ในการบังคับผลลัพธ์ของอีคิวไอลเซอร์ให้เข้าหาบริเวณที่ขนาดถูกต้อง กล่าวเป็นอัลกอริทึมสำหรับอีคิวไอลเซ็น ซึ่งสัญญาณ เมื่อถูกย่อและขยายแล้วจะมีค่ามอดคูลัสคงที่ ถึงอย่างไรก็ตาม อัลกอริทึมนี้ถูกขยายผลไปใช้กับสัญญาณที่มีขนาดของมอดคูลัสไม่คงที่ เช่น ลักษณะของคอนสเตรลเลชันที่เป็นสัญญาณข้อมูลแบบ QAM การบังคับค่าผลลัพธ์ของอีคิวไอลเซอร์ให้มีขนาดคงที่ถูกนำมาใช้เป็นค่าที่ฟังก์ชัน สำหรับอัลกอริทึมก็อดาร์ด สมการคือสหที่ฟังก์ชันสำหรับอัลกอริทึมก็อดาร์ดมีดังนี้

$$J_{GA}(n) = E \left[ \left( |y(n)|^p - R_p \right)^2 \right] \quad (2.38)$$



รูปที่ 2.4 ลักษณะจุดที่ค่าผิดพลาดมีค่าเท่ากับศูนย์ของรีดิวคอนสเตตเลชันพอยท์สำหรับสัญญาณข้อมูลแบบ 64-QAM

โดยให้ ค่าคงที่ของอัลกอริทึมก็อดดาวร์ดสามารถหาได้จากสมการ

$$R_p = \frac{E[|s(n)|^{2p}]}{E[|s(n)|^p]} \quad (2.39)$$

ซึ่งมีหน้าที่ในการกำหนดขนาดผลลัพธ์ของอีคัวไลเซอร์เพื่อเดียวกับค่าของ  $\gamma$  ในสมการที่ (2.20) ของอัลกอริทึมชาโตถูกนำมาใช้ในการนอมอลไลส์เซชัน (Normalization) ค่าผลลัพธ์ของอีคัวไลเซอร์ในกรณีพิเศษ เมื่อเรากำหนดให้

$$R_1 = \frac{E[|s(n)|^2]}{E[|s(n)|]} \quad (2.40)$$

ในสมการที่ (2.39) เราสามารถพิจารณาอัลกอริทึมนี้ให้เป็นอัลกอริทึมชาโตได้ เนื่องจากเรามีความสัมพันธ์สำหรับจำนวนจริง ซึ่งถูกกล่าวโดย Thaiupathump (2002)

$$J_{GA,p=1}(n) = E \left[ \left( |y(n)| - R_1 \right)^2 \right] \quad (2.41)$$

$$= E \left[ \left( y(n) \cdot \text{sgn}(y(n)) - R_1 \right)^2 \right] \quad (2.42)$$

$$= E \left[ \left( y(n) - R_1 \cdot \text{sgn}(y(n)) \right)^2 \right] = J_{SATO}(n) \quad (2.43)$$

ในรูปที่ 2.5 จะแสดงให้เห็นถึงบริเวณที่ค่าของ  $J_{GA}(n)$  มีค่าเท่ากับศูนย์ (Zero-Error Contour) ซึ่งมีลักษณะเป็นวงกลม เราสามารถพิจารณาการทำงานของอัลกอริทึมก็อดดาวร์ด ได้จากรูปที่ 2.5 อัลกอริทึมนี้จะพยายามบังคับให้ค่าผลลัพธ์ของอีคัวไลเซอร์เกากรอุ่นกันบริเวณเส้นวงกลม เพราะฉะนั้น ในการที่จะลดค่าค่าคงที่ฟังก์ชันของอัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ด จึงมีค่าเท่ากับการพยายามที่จะลดขนาดของความสี่ของทางขนาดผลลัพธ์ของอีคัวไลเซอร์ ซึ่งเกิดจากช่องสัญญาณ สมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคัวไลเซอร์สำหรับอัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ด มีลักษณะดังนี้

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot y(n) \cdot |y(n)|^{p-2} \cdot \left( |y(n)|^p - R_p \right) \cdot x^*(n) \quad (2.44)$$

จากลักษณะค่าคงที่ฟังก์ชันของอัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ดที่ถูกกำหนดไว้ที่สมการที่ (2.38) การปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคัวไลเซอร์ด้วยอัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ดนี้ไม่มีความพยายามที่จะคันหาเฟส ของสัญญาณที่เปลี่ยนแปลงไป ด้วยเหตุนี้อัลกอริทึมนี้จึงมีแนวโน้มเข้าถึงจุดสมดุลช้า ถึงอย่างไรก็ตาม อัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ดได้แยกปัญหาการกำจัดผลกระทบของอินเตอร์ซิม โนบลอนเตอร์เพียร์เรนซ์ ออกจากการปัญหาการคันหาเฟสที่เปลี่ยนแปลง

อัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัสเป็นอัลกอริทึมกรณีพิเศษของอัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ด ซึ่งลักษณะค่าคงที่ฟังก์ชันของอัลกอริทึมคอนແສຕນมอดคูลัส แบบเดิมนั้นคืออัลกอริทึมนี้ก็อดดาวร์ด ที่เรากำหนดให้ค่า  $p = 2$  ในสมการที่ (2.38)

$$J_{CMA}(n) = E \left[ \left( |y(n)|^2 - R_{CMA}^2 \right)^2 \right] \quad (2.45)$$

โดยที่

$$R_{CMA}^2 = \frac{E\left[|s(n)|^4\right]}{E\left[|s(n)|^2\right]} \quad (2.46)$$

หลังจากนั้นได้มีการค้นพบค่าสหพัฟ์ฟังก์ชันที่รวมเอาสมการที่ (2.45) เป็นกรณีพิเศษ ซึ่งถูกค้นพบโดย Larimore และ Treichler [10]

$$J_{CMA,p-q}(n) = E\left[\left(|y(n)|^p - R_{CMA,p-q}^p\right)^q\right] \quad (2.47)$$

ให้  $p$  และ  $q$  เป็นจำนวนเต็มที่มีค่าเป็นบวกเสมอ สมการที่ (2.47) ถูกใช้เพื่อว่า อัลกอริทึมคอนແສ ตนມอดดูลัสแบบ  $p$ - $q$  โดยปกติแล้วค่าของ  $p$  และ  $q$  จะถูกกำหนดให้มีค่าระหว่าง 1 กับ 2 เป็นผลให้เราได้รับแนวทาง 4 วิธีที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคัวไลเซอร์แต่อัลกอริทึมที่นิยมใช้กันมากที่สุดคือ อัลกอริทึมคอนແສตนມอดดูลัสแบบ 2-2

$$J_{CMA,2-2}(n) = E\left[\left(|y(n)|^2 - R_{CMA,2-2}^2\right)^2\right] \quad (2.48)$$

สำหรับสมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีคัวไลเซอร์ด้วยวิธีสโตรคาสติกจะเดียวกับ สมการที่ (2.48) มีลักษณะตามสมการ

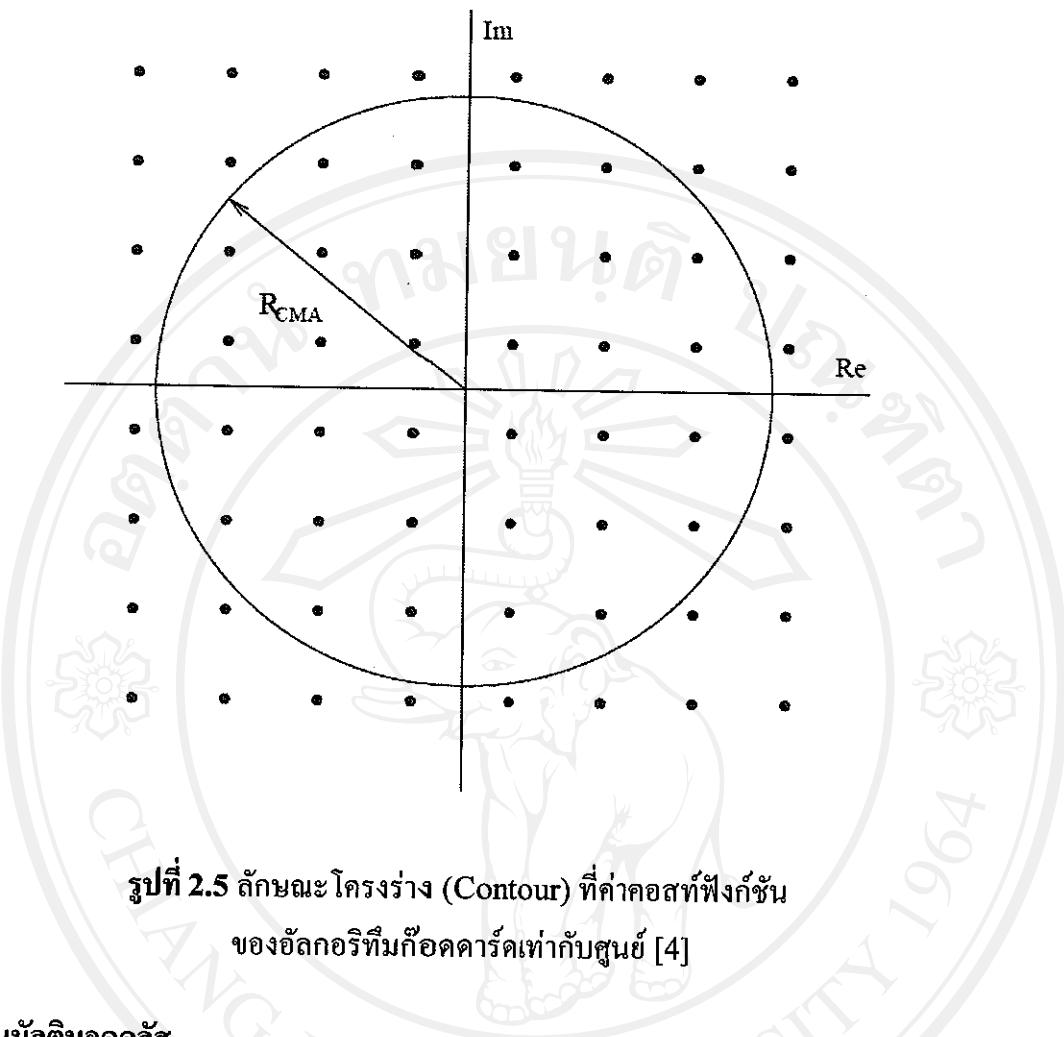
$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot y(n) \cdot \left(|y(n)|^2 - R_{CMA}^2\right) \cdot x^*(n) \quad (2.49)$$

ในสมการนี้ ค่าที่เป็นสัญญาณที่ผิดคือ

$$e(n) = y(n) \cdot \left(|y(n)|^2 - R_{CMA}^2\right) \quad (2.50)$$

และฟังก์ชันที่ไม่เป็นสัญญาณในรูปแบบมาตรฐาน  $e(n) = y(n) - g(y(n))$  คือ

$$g(y(n)) = y(n) \cdot \left(1 + R_{CMA}^2 - |y(n)|^2\right) \quad (2.51)$$



รูปที่ 2.5 ลักษณะ โครงร่าง (Contour) ที่ค่าคอกอสท์ฟังก์ชัน  
ของอัลกอริทึมก็อดดาวร์คเท่ากับศูนย์ [4]

## 2.6 อัลกอริทึมนักติมอดคูลัส

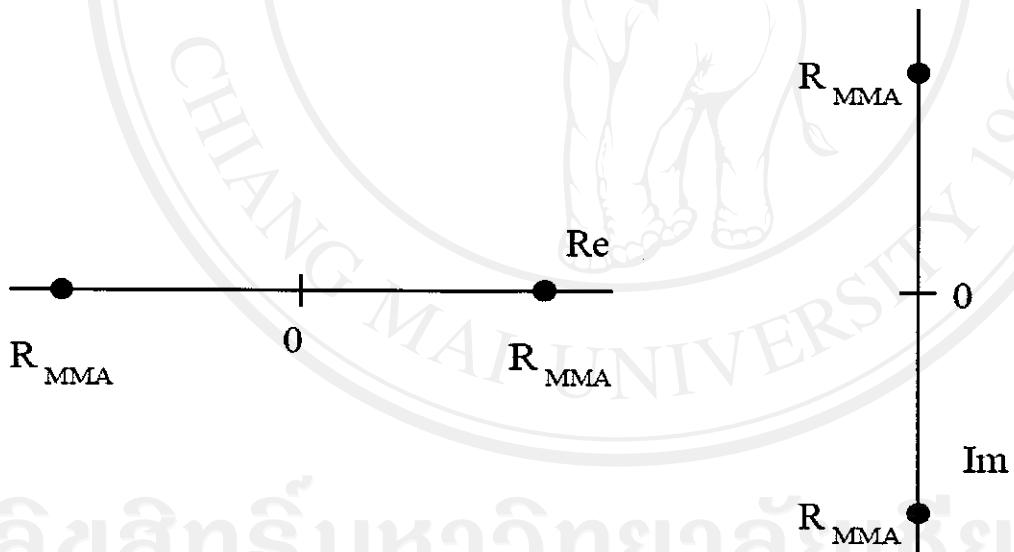
อัลกอริทึมนักติมอดคูลัส (Multimodulus Algorithm : MMA) ถูกนำเสนอโดย Yang et al. (1997 และ 2002) แนวคิดของอัลกอริทึมนักติมอดคูลัส คือ การรวมข้อดีที่มีอยู่ในอัลกอริทึมรีดิวคอนสแตเตลเลชันและอัลกอริทึมคอนແසตนมอดคูลัส ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมรีดิวคอนสแตเตลเลชันนี้จะง่ายต่อการนำไปใช้งานจริง แต่อัลกอริทึมนี้จะให้ผลที่ผิดพลาดในบางกรณีที่ทำงานร่วมกับอีกวาไอลเซอร์แบบแบ่งเฟส (Phase Splitting Equalizer) ขณะที่อัลกอริทึมคอนແสตนมอดคูลัส ไม่สู้เข้าหาผลที่ผิดพลาดซึ่งก็เกิดขึ้นกับอัลกอริทึมรีดิวคอนสแตเตลเลชัน แต่อัลกอริทึมคอนແสตนมอดคูลัสนั้นจะไม่สนใจเฟสของสัญญาณที่เปลี่ยนไป สำหรับอัลกอริทึมนักติมอดคูลัสที่ถูกนำเสนอโดย Yang et al. (1997 และ 2002) นั้น เชื่อถือกันว่าสามารถถูกลดลงมาได้อย่างถูกต้อง และไม่มีความจำเป็นต้องการอุปกรณ์ประมวลค่าของเฟสที่เปลี่ยนแปลงไป นอกจากนี้ Yang et al. (1997 และ 2002) ยังกล่าวไว้ว่า อัลกอริทึมนักติมอดคูลัสมีคุณสมบัติที่ดีกว่า

อัลกอริทึมรีดิวคอนสเตตලเดชัน และอัลกอริทึมคอนແສຕນມອດคۇلىست ซึ่งสามารถใช้ข้อมูลทางสถิติของลักษณะคอนสเตตලเดชันของสัญญาณ (เช่น สัญญาณที่มีลักษณะคอนสเตตලเดชันที่ไม่เป็นสีเหลี่ยม และลักษณะคอนสเตตලเดชันที่มีความหนาแน่นสูง ซึ่งอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตตලเดชันและอัลกอริทึมคอนແສຕນມອດคۇلىست ไม่เหมาะสมกับลักษณะสัญญาณแบบนี้) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในการณ์ที่สัญญาณมีลักษณะคอนสเตตලเดชันเป็นสีเหลี่ยมมคอสท์ฟิงค์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดคۇلىست สัญญาณที่มีคอนสเตตලเดชันแบบนี้ จะมีลักษณะตามสมการ

$$J_{MMA}(n) = E \left[ \left( |y_R(n)|^p - R_{MMA}^p \right)^2 + \left( |y_I(n)|^p - R_{MMA}^p \right)^2 \right] \quad (2.52)$$

โดยที่  $p$  เป็นจำนวนเต็มบวกเสมอ และ  $y(n) = y_R(n) + j \cdot y_I(n)$  คือผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์สำหรับค่าที่เหมาะสมและนิยมใช้กันคือ  $p = 2$  [11, 12] เนื่องจากความสมดุลระหว่างประสิทธิภาพกับความซับซ้อนในการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 อัลกอริทึมมัลติมอดคۇلىสพายามลดการกระจายตัวของผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยแยกส่วนที่เป็นจำนวนจริงออกจากส่วนของจำนวนจินตภาพ ซึ่งจุดที่เป็นบริเวณ

ให้กำหนดของขนาดผลลัพธ์คือ  $\pm R_{MMA}$

Thaiupathump (2002) แสดงให้เห็นว่า ลักษณะของคอกอสท์ฟังก์ชันตามอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัส (สมการที่ (2.52)) ที่มีค่า  $p = 2$  นั้นมีลักษณะคล้ายคลึงกับคอกอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมค่อนแสตนมอดดูลัส (สมการที่ (2.48)) ความแตกต่างอยู่ที่คอกอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัสส่วนที่เป็นเทอมข้าม (Cross-Term)  $2 \cdot (y_R^2(n) - R_{MMA}^2) \cdot (y_I^2(n) - R_{MMA}^2)$  จะหายไป ด้วยเหตุนี้คอกอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัส จึงไม่ใช้อัลกอริทึมที่มีคอกอสท์ฟังก์ชันเป็น 2 มิติอย่างแท้จริง จึงสามารถแยกผลลัพธ์ของอีคิวไอลเซอร์ออกเป็นสองส่วนได้ พิจารณากรุ๊ปที่ 2.6 แสดงให้เห็นถึงลักษณะของการแยกคอกอสท์ฟังก์ชันออกเป็นสองส่วน

สมการคอกอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัสสามารถแยกออกเป็นสองส่วน คือส่วนที่เกี่ยวข้องกับจำนวนจริงกับส่วนที่เกี่ยวข้องกับจำนวนจินตภาพ ดังสมการ

$$J_{MMA}(n) = J_R(n) + J_I(n) \quad (2.53)$$

ฟังก์ชัน  $J_R(n)$  และ  $J_I(n)$  แทน คอกอสท์ฟังก์ชันสำหรับส่วนของจำนวนจริงและจำนวนจินตภาพตามของผลลัพธ์จากอีคิวไอลเซอร์  $y(n) = y_R(n) + j \cdot y_I(n)$  ลำดับ ถูกกำหนดไว้ดังนี้

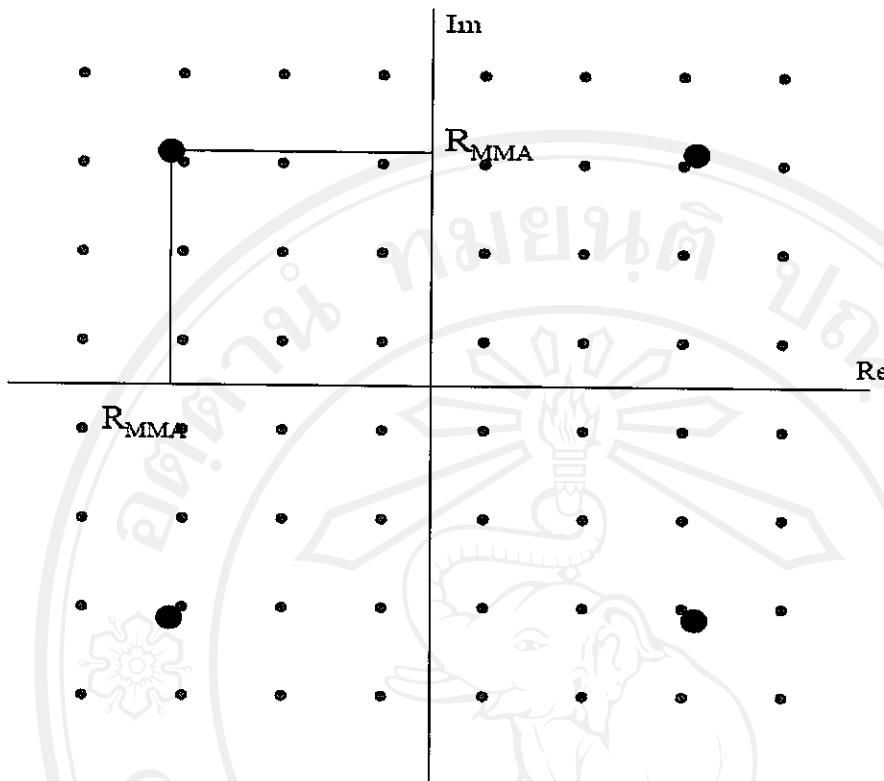
$$J_R(n) = E \left[ \left( |y_R(n)|^p - R_{MMA}^p \right)^2 \right] \quad (2.54)$$

$$J_I(n) = E \left[ \left( |y_I(n)|^p - R_{MMA}^p \right)^2 \right] \quad (2.55)$$

โดยที่

$$R_{MMA}^p = \frac{E \left[ |s_R(n)|^{2p} \right]}{E \left[ |s_R(n)|^p \right]} = \frac{E \left[ |s_I(n)|^{2p} \right]}{E \left[ |s_I(n)|^p \right]} \quad (2.56)$$

จากคอกอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัสตามสมการที่ (2.52) จะเห็นได้ว่า บริเวณที่ค่าของคอกอสท์ฟังก์ชันเท่ากับศูนย์นั้นคือ  $(\pm R_{MMA}, \pm j \cdot R_{MMA})$  บนระนาบคอมเพลกซ์สามารถพิจารณาได้จากรุ๊ปที่ 2.7 ซึ่งมีลักษณะคล้ายคลึงกับอัลกอริทึมรีคิวคอนสเตลเลชัน



รูปที่ 2.7 ลักษณะโครงร่างที่ค่าคงที่พังก์ชันของอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัสเท่ากับศูนย์

สำหรับสมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ตามอัลกอริทึมมัลติมอดดูลัส おธิบายด้วยสมการ

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot \hat{\nabla}_c J_{MMA}(n) \quad (2.57)$$

$$= c_n - \alpha \cdot e_{MMA}(n) \cdot x^*(n) \quad (2.58)$$

โดยที่ค่าของสัญญาณที่ผิดพลาด  $e_{MMA}(n) = e_R(n) + j \cdot e_I(n)$

$$e_R(n) = y_R(n) \cdot |y_R(n)|^{p-2} \cdot (|y_R(n)|^p - R_{MMA}^p) \quad (2.59)$$

$$e_I(n) = y_I(n) \cdot |y_I(n)|^{p-2} \cdot (|y_I(n)|^p - R_{MMA}^p) \quad (2.60)$$

และฟังก์ชันที่ทำหน้าที่เป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเส้นตรงตามรูปแบบมาตรฐานคือ

$$g(y_R(n)) = \frac{y_R(n)}{|y_R(n)|} \cdot \left( |y_R(n)| + R_{MMA}^P \cdot |y_R(n)|^{p-1} - |y_R(n)|^{2p-1} \right) \quad (2.61)$$

$$g(y_I(n)) = \frac{y_I(n)}{|y_I(n)|} \cdot \left( |y_I(n)| + R_{MMA}^P \cdot |y_I(n)|^{p-1} - |y_I(n)|^{2p-1} \right) \quad (2.62)$$

## 2.7 อัลกอริทึมสแควรคอนหัวร์

อัลกอริทึมสแควรคอนหัวร์ (Square Contour Algorithm : SCA) นำเสนอโดย Thaiupathump (2002) เป็นแนวทางหนึ่งที่สามารถรวมข้อดีที่มีอยู่ในอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตตලเดชันและอัลกอริทึมคอนແສຕນมอดูลัสเข้าด้วยกัน ที่มาของอัลกอริทึมสแควรคอนหัวร์ คือการพิจารณาส่วนที่ค่าคօสท์ฟังก์ชันเป็นศูนย์ สำหรับอัลกอริทึมคอนແສຕນมอดูลัสมีลักษณะเป็นวงกลม และส่วนที่ค่าคօสท์ฟังก์ชันเป็นศูนย์ สำหรับอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตตලเดชันมีลักษณะเป็นจุด ผลที่ได้คือการทำให้ผลลัพธ์จากอีคิวไอลเซอร์เกาะกลุ่มกันบริเวณของเส้นสี่เหลี่ยม และเมื่อเราพิจารณาสมการสี่เหลี่ยม ในรูปแบบ  $x_1x_2$

$$\max \{ |x_1|, |x_2| \} = R \quad (2.63)$$

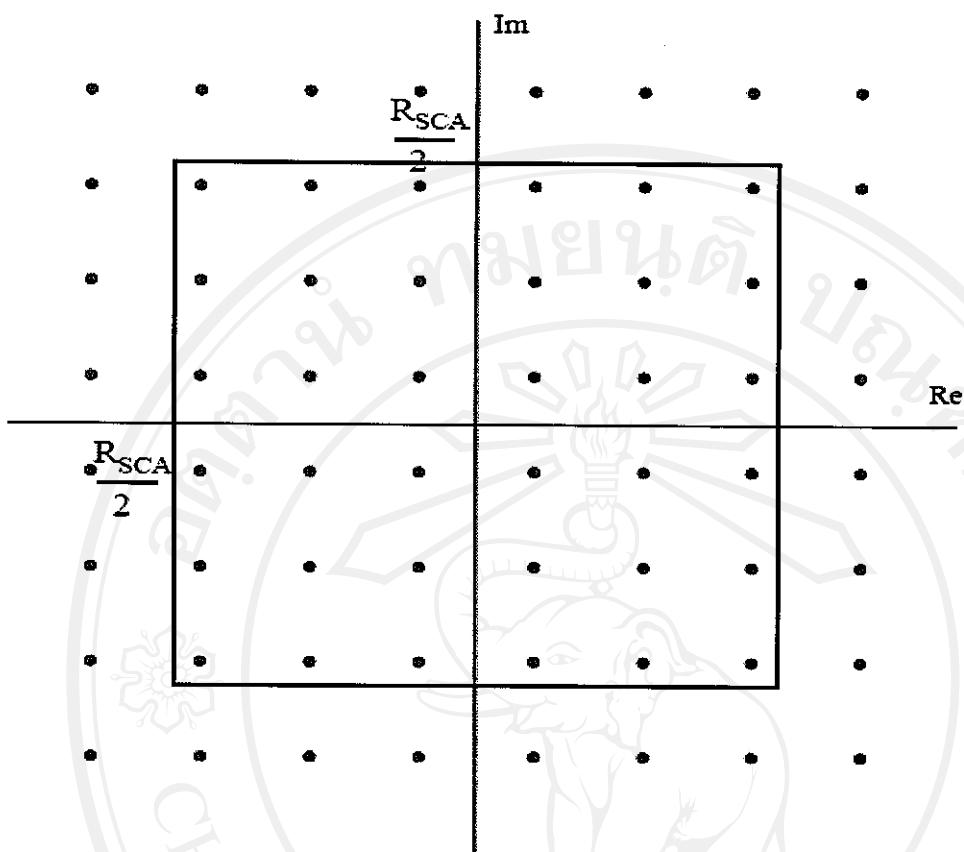
ทำการปรับสมการเพื่อที่จะให้ง่ายต่อการใช้หากราเดียน

$$\max \{ |x_1|, |x_2| \} = \frac{|x_1 + x_2| + |x_1 - x_2|}{2} = R \quad (2.64)$$

ผลที่ได้จากการสมการที่ (2.64) คือสมการที่ใช้บีนคօสท์ฟังก์ชันในรูปแบบแพลก์ต้าม อัลกอริทึมสแควรคอนหัวร์ มีลักษณะดังนี้ [4] (พิจารณาลักษณะของโครงร่างໄไดจากรูปที่ 2.8)

$$J_{SCA}(n) = E \left[ \left( |y_R(n) + y_I(n)| + |y_R(n) - y_I(n)| - R_{SCA} \right)^2 \right] \quad (2.65)$$

ด้วยเหตุที่คօสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมสแควรคอนหัวร์นี้ใช้ข้อมูลของมอดูลัส และเพื่อทำให้อัลกอริทึมนี้ สามารถที่จะทำอีคิวไอลเซชันแบบบอดไปพร้อมกับการหาเฟสที่เปลี่ยนแปลงไป



รูปที่ 2.8 ลักษณะโครงร่างที่ค่าคอสท์ฟังก์ชันของอัลกอริทึมสแคแគอนทัวร์เท่ากับสูนย์

สำหรับสมการที่ใช้ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ตามอัลกอริทึมสแคแគอนทัวร์ธิบายด้วย

สมการ

$$c_{n+1} = c_n - \alpha \cdot \hat{\nabla}_c J_{SCA}(n) \quad (2.66)$$

$$= c_n - \alpha \cdot e_{SCA}(n) \cdot x^*(n) \quad (2.67)$$

โดยที่ค่าของสัญญาณที่ผิดพลาด  $e_{SCA}(n) = e_R(n) + j \cdot e_I(n)$

$$e_R(n) = \left( |y_R(n) + y_I(n)| + |y_R(n) - y_I(n)| - R_{SCA} \right) \cdot (\text{sgn}(y_R(n) + y_I(n)) + \text{sgn}(y_R(n) - y_I(n))) \quad (2.68)$$

$$e_I(n) = \left( |y_R(n) + y_I(n)| + |y_R(n) - y_I(n)| - R_{SCA} \right) \cdot (\text{sgn}(y_R(n) + y_I(n)) - \text{sgn}(y_R(n) - y_I(n))) \quad (2.69)$$

โดยที่

$$R_{SCA} = \frac{E \left[ \left( |s_{R,n} + s_{I,n}| + |s_{R,n} - s_{I,n}| \right) \cdot R' \right]}{E \left[ R' \right]} \quad (2.70)$$

ในขณะค่าคงที่  $R'$  ในสมการที่ (2.70) หาได้จากสมการต่อไปนี้

$$R' = \left\{ \begin{array}{l} \operatorname{sgn}[s_{R,n} + s_{I,n}] + \operatorname{sgn}[s_{R,n} - s_{I,n}] \\ + j \cdot (\operatorname{sgn}[s_{R,n} + s_{I,n}] - \operatorname{sgn}[s_{R,n} - s_{I,n}]) \end{array} \right\} \cdot s_n^* \quad (2.71)$$

ในบทนี้ เราได้ยกตัวอย่างอัลกอริทึมที่ใช้ทำอีคิวไอลเซชันที่มือญี่ปุ่นปัจจุบัน จะเห็นได้ว่า อัลกอริทึมตอนแรกตอนมอดูลัสและอัลกอริทึมรีดิวคอนสเตลเลชันนี้ได้ถูกอนุมัติอัลกอริทึมอื่นๆ ในช่วงเวลาเดียวกันนี้ให้เป็นกรณีพิเศษของทั้งสองอัลกอริทึม ด้วยเหตุนี้ จึงมีความพยายามมากมายที่ต้องการนำความสามารถของทั้งสองอัลกอริทึมรวมกัน เช่นที่เราพบในอัลกอริทึมนี้มัลติมอดูลัส และอัลกอริทึมสแคគคอนหัวร์