

ข้อเสนอโครงการวิศวกรรมไฟฟ้า วิชา 2102499 ปีการศึกษา 2558

การเรียนรู้ความสัมพันธ์ของตัวแปรจากข้อมูล EEG

Learning dependence structure in EEG time series

ชื่อนิสิต นายปวิศร ใจทหาร รหัสนิต 5531044621 SRA: Advanced Control and Optimization
อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.จิตโกมุท ส่งศิริ ห้องปฏิบัติการวิจัย Control System Research Laboratory

1 หลักการและความเป็นมา

ในปัจจุบันการวิเคราะห์โรคทางสมองได้พัฒนาไปมาก หลังจากพัฒนาเครื่องวัดสัญญาณสมอง electroencephalogram หรือ EEG ซึ่งทำให้เห็นสัญญาณความต่างศักย์ของจุดต่างๆบนศีรษะ สัญญาณ EEG ที่วัดได้มาจากหลักการที่ว่า ระบบประสาทภายในร่างกายใช้กระแสไฟฟ้า ซึ่งเกิดจากการเคลื่อนที่ของโซเดียมไอออน (Na^+) และโพแทสเซียมไอออน (K^+) ผ่านเยื่อหุ้มเซลล์ประสาท ในการติดต่อสื่อสารกัน กระแสไฟฟ้านี้จะเหนี่ยวนำให้เกิดสนามไฟฟ้าขึ้น ก่อให้เกิดความต่างศักย์ระหว่างจุดต่างๆบนร่างกาย ความต่างศักย์ที่วัดค่าได้จากศีรษะเทียบกับตำแหน่งอ้างอิงที่สนใจ (นิยมใช้บริเวณที่มีประสาทน้อยเป็นจุดอ้างอิง เช่น ดั้งหู) ก็คือสัญญาณ EEG [1]

สัญญาณสมองที่วัดได้โดย EEG มีหลายความถี่ ได้มีการแบ่งสัญญาณตามช่วงความถี่เป็น 5 ประเภท [1] ได้แก่

- Delta (0.5-4 Hz) เป็นสัญญาณพื้นฐานของสมอง เกิดขึ้นเมื่อตอนหลับลึก สมองทำงานตามความจำเป็นเท่านั้น เป็นสัญญาณที่ถูกรบกวนได้ง่าย
- Theta (4-7.5 Hz) เป็นสัญญาณที่จะปรากฏขึ้นเมื่อมีสมาธิมากๆ ผ่อนคลายระดับลึก ส่วนมากสัญญาณความถี่ช่วงนี้มักมีคลื่นอื่นปนอยู่ด้วย
- Alpha (8-13 Hz) เกิดเมื่อเราพักผ่อนและมีความสงบ แต่อยู่ในสภาวะที่รู้สึกตัว พบบ่อยในเด็กที่มีความสุข และผู้ใหญ่ที่ชอบนั่งสมาธิ โดยทั่วไปจะปรากฏเป็นสัญญาณไซน์
- Beta (14-26 Hz) เป็นสัญญาณสมองที่สื่อสารได้เร็วที่สุด เกิดเมื่อสมองมีการขบคิดอย่างตั้งใจ จดจ่อกับสิ่งภายนอกหรือตอนแก้ปัญหาต่างๆ คลื่นนี้พบได้โดยทั่วไปในผู้ใหญ่ นอกจากนี้ที่ความถี่สูง มักเกิดตอนที่มีเหตุการณ์ที่ทำให้ตกใจ

- Spike มีความถี่ประมาณ 3 Hz มักเกิดเมื่อสมองปล่อยกระแสไฟฟ้าอย่างผิดปกติ ซึ่งเป็นอาการของผู้ป่วยโรคลมชัก

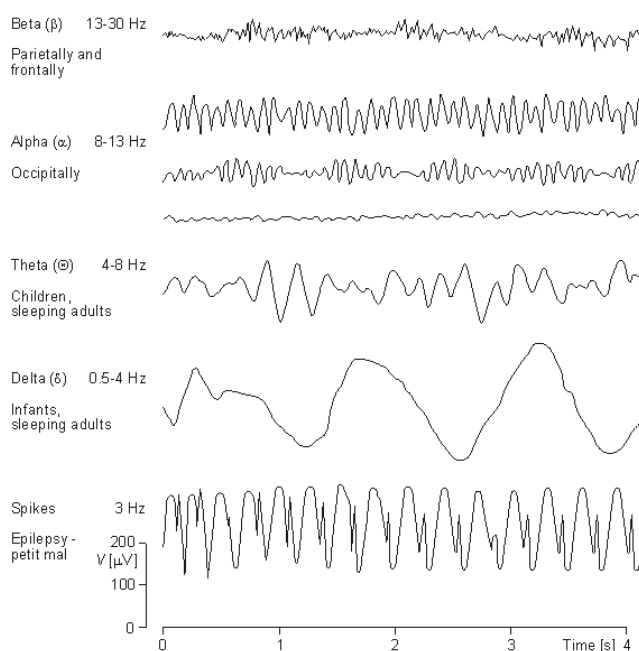


Figure 1: ตัวอย่างสัญญาณ EEG ที่ความถี่ต่างๆ [1]

เครื่องวัด EEG มีส่วนประกอบหลักได้แก่ ขั้วไฟฟ้า (electrodes) ซึ่งประกอบไปด้วยขั้วบวก และขั้วลบ ทำหน้าที่ร่วมกันคือรับสัญญาณจากสมอง, เครื่องขยายสัญญาณ (amplifiers), ตัวกรอง (filter) ทำหน้าที่กรองสัญญาณส่วนเกินออก เช่น สัญญาณจากกล้ามเนื้อ ECG (Electrocardiography), ตัวแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล (analogue-to-digital converters หรือ ADC) [1]

การวัดสัญญาณ EEG เริ่มจากวางขั้วไฟฟ้าไว้บนตำแหน่งต่างๆ ดังรูปที่ 2 โดยขั้วที่ดั้งหู (A1 และ A2) คือขั้วที่ใช้เป็นจุดอ้างอิงในการอ่านค่าความต่างศักย์จากขั้วอื่นๆ [1]

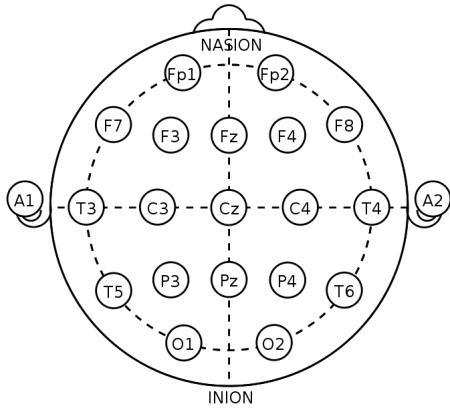


Figure 2: ตำแหน่งการวางขั้วไฟฟ้า แบบ 21 ขั้ว (channel) [1]

เมื่อพิจารณาสัญญาณ EEG ที่วัดมาได้ ว่าเป็นสัญญาณต่อเนื่องทางเวลา ซึ่งค่าของสัญญาณในเวลาปัจจุบันขึ้นกับค่าของสัญญาณในอดีต พบว่าสามารถใช้แบบจำลองที่มีคุณสมบัติดังกล่าวทำนายสัญญาณ EEG ได้ดี จากการศึกษาคำอธิบายการใช้แบบจำลองที่เหมาะสมในการอธิบายพลวัตของสัญญาณ EEG นั้น พบว่าแบบจำลองที่นิยมใช้ ได้แก่ แบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (autoregressive-moving-average หรือ ARMA) และแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง (autoregressive หรือ AR) [1]

ทางการแพทย์ระบุว่าโรคลมชักเกิดจากความบกพร่องของสารเคมีบางอย่างในการควบคุมกระแสไฟฟ้าในสมอง โดยมีการปล่อยกระแสไฟฟ้าอย่างผิดปกติของเซลล์สมอง จาก [4] ได้พยายามจำแนกระหว่างผู้ป่วยโรคลมชักและคนปกติจากสัญญาณ EEG โดยมีสมมติฐานว่าสำหรับคนปกติและคนป่วยจะมีค่าสูงสุดของความถี่แอลฟา (peak alpha frequency หรือ PAF ตัวอย่างสัญญาณดังรูปที่ 1) แตกต่างกัน ในการหาแบบจำลองของสัญญาณ EEG [4] ได้ใช้แบบจำลอง ARMA ซึ่งกล่าวว่าเหมาะสมกับการจำลองสัญญาณที่โดดเด่นความถี่มีลักษณะยอดแหลม (sharp peak) และจุดต่ำสุดลึก (deep nulls) พารามิเตอร์ของแบบจำลองหาได้ด้วย Kalman smoother algorithm [4] และเรียกพารามิเตอร์ที่ใช้ระบุตัวผู้ป่วยว่า เครื่องหมายทางชีวภาพ (Biomarker) โดยสำหรับผู้ป่วยและคนปกติจะมีค่าของเครื่องหมายทางชีวภาพดังค่าในตารางที่ 1

เครื่องหมายชีวภาพ	ผู้ป่วยโรคลมชัก	คนปกติ
Delta	1.79 ±0.62	1.07 ±0.19
Theta	1.28 ±0.68	0.48 ±0.14
Alpha	1.00 ±0.60	0.29 ±0.11
Beta	0.66 ±0.34	0.27 ±0.08
Gamma1	0.34 ±0.14	0.16 ±0.04
Gamma2	0.34 ±0.06	0.32 ±0.05

Table 1: ตารางแสดงค่าของเครื่องหมายชีวภาพของผู้ป่วยโรคลมชักและคนปกติ

พารามิเตอร์	ผู้ติดแอลกอฮอล์	โรคลมชัก
P1	1.348e+01 ±3.388e+02	9.912e+03 ±1.792e+08
F1	3.300e+00 ±1.008e+01	3.533e+00 ±3.430e+00
P1/F1	1.207e+01 ±3.331e+02	2.413e+03 ±9.191e+06
P2	2.534e+00 ±1.003e+01	1.128e+04 ±8.59e+08
F2	8.167e+00 ±1.587e+01	9.067e+00 ±8.133e+00
P2/F2	3.934e-01 ±1.992e-01	1.402e+03 ±3.367e+06
P3	1.930e+00 ±1.182e+01	5.825e+03 ±4.890e+07
F3	1.237e+01 ±1.707e+01	1.403e+01 ±1.121e+01
P3/F3	1.938e-01 ±1.213e-01	4.880e+02 ±4.583e+05

Table 2: ตารางแสดงค่าของตัวแปรทั้ง 9 สำหรับสัญญาณ EEG ของผู้ติดแอลกอฮอล์และผู้ป่วยโรคลมชัก

สำหรับแบบจำลอง ARMA ที่มี n ตัวแปร อันดับของถดถอยด้วยตัวเอง p อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ q สามารถแสดงได้ดังนี้

$$y(t) = \sum_{k=1}^p A_k y(t-k) + \sum_{j=1}^q B_j u(t-j) \quad (1)$$

โดยที่ $y \in \mathbb{R}^n$, $A_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B_j \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $k = 1, 2, \dots, p$, $j = 1, 2, \dots, q$ และ $u(t)$ คือสัญญาณรบกวน ณ เวลา t

จาก [2] ใช้แบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง (autoregressive model) ในการวิเคราะห์สัญญาณ EEG ของผู้ป่วยโรคลมชักและผู้ติดเหล้า โดยมีสมมติฐานว่าสำหรับสัญญาณของผู้ป่วยโรคลมชักและผู้ติดเหล้า จะมีคุณสมบัติของการประมาณกำลังของความหนาแน่นสเปกตรัม (power spectral density หรือ PSD) แตกต่างกัน โดยให้ค่าสูงสุดของ PSD 3 ค่าแรกเป็น P1, P2, P3 และความถี่ที่ค่า PSD เหล่านี้เป็น F1, F2, F3 ตามลำดับ สร้างพารามิเตอร์ที่ใช้ระบุสัญญาณมา 9 ตัวดังตารางที่ 2

สำหรับแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองที่มี n ตัวแปร อันดับ p สามารถแสดงได้ดังนี้

$$y(t) = c + \sum_{k=1}^p A_k y(t-k) + u(t) \quad (2)$$

โดยที่ $y(t) \in \mathbb{R}^n$ คือสัญญาณ EEG ที่เวลา t , $c \in \mathbb{R}^n$, $A_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $k = 1, 2, \dots, p$ และ $u(t)$ คือสัญญาณรบกวน

จาก (1) จะเห็นว่าแบบจำลอง AR เป็นกรณีพิเศษของแบบจำลอง ARMA โดยที่สัญญาณผลลัพธ์ขึ้นกับสัญญาณรบกวนก่อนเข้า ณ เวลาปัจจุบันเท่านั้น

การทำให้ผลตอบจากแบบจำลองกับสัญญาณจริงมีค่าความผิดพลาดน้อยเป็นสิ่งที่เราต้องการ ดังนั้นการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมกับสัญญาณจึงสำคัญ จากข้อมูลสัญญาณสมอง [3] เนื่องจากเป็นข้อมูลที่วัดมาโดยไม่ได้ทราบเงื่อนไขของสัญญาณรบกวน และเพื่อให้ได้แบบจำลองที่ง่าย ในโครงการนี้เราได้เลือกแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองสำหรับประมาณสัญญาณ EEG

หลังจากได้แบบจำลองมาแล้ว เพื่อใช้ต่อยอดในการจำแนก

สัญญาณที่มีลักษณะต่างกัน เราจำเป็นต้องตั้งสมมติฐานถึงความแตกต่างของตัวแปรในแบบจำลอง ในที่นี้จะกล่าวถึงเงื่อนไขความสัมพันธ์ระหว่างเหตุและผล (Granger causality หรือ G-causality) [6] โดยหลักการพื้นฐานคือ เหตุห้ามเกิดหลังผลลัพธ์ ถ้าหากตัวแปร x มีผลต่อตัวแปร z แล้วการที่รู้ค่าตัวแปร x ก่อนย่อมช่วยในการทำนายค่าของตัวแปร z เงื่อนไขทางคณิตศาสตร์ของ G-causality นั้นเหมาะสมสำหรับแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง เนื่องจากสามารถแสดงออกมาเป็นเงื่อนไขของพารามิเตอร์ใน AR ในรูปแบบที่ง่าย จากแบบจำลอง AR ที่มี n ตัวแปรอันดับ p สามารถแสดงได้ดัง (2) ใน [6] ได้แสดงให้เห็นว่าเงื่อนไข G-causality ของแบบจำลอง AR นั้นเขียนได้ในรูปสมการเชิงเส้นของสัมประสิทธิ์ใน AR กล่าวคือ ถ้า y_j ไม่ใช่สาเหตุแบบ Granger ต่อ y_i แล้ว

$$(A_k)_{ij} = 0 \quad (3)$$

ทุกค่า $k = 1, 2, \dots, p$ โดยที่ $(A_k)_{ij}$ คือ สมาชิกตัวที่ (i, j) ของเมทริกซ์ A_k

ดังนั้นในโครงการนี้เราจะหาแบบจำลองที่สามารถอธิบายสัญญาณ EEG ของคนปกติได้ จากนั้นจะวิเคราะห์ความถูกต้องของแบบจำลอง หาแบบจำลองที่เหมาะสม และวิเคราะห์โครงสร้างเชิงสาเหตุที่เรียนรู้จากแบบจำลองว่ามีความสมเหตุสมผลเพียงใด

2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประมาณแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองสำหรับข้อมูล EEG

ในการหาแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองของสัญญาณ EEG ข้อมูล EEG จึงเป็นสิ่งจำเป็นในการใช้ประมาณหาพารามิเตอร์ของแบบจำลอง สำหรับแบบจำลอง AR ที่มีอันดับ p จาก (2) เขียนได้ว่า

$$y(t) = c + A_1 y(t-1) + A_2 y(t-2) + \dots + A_p y(t-p) + u(t) \quad (4)$$

โดยที่ $y(t) \in \mathbb{R}^n$ คือสัญญาณ EEG ที่เวลา t , $A_1, A_2, \dots, A_p \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $c \in \mathbb{R}^n$ คือพารามิเตอร์ของแบบจำลอง, และ $u(t)$ คือสัญญาณรบกวนที่เวลา t จาก (4) จัดรูปใหม่ได้ว่า

$$y(t) = AH(t) + u(t) \quad (5)$$

โดยที่ $A = [c \ A_1 \ A_2 \ \dots \ A_p] \in \mathbb{R}^{n \times (np+1)}$

$H(t) = (1, y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)) \in \mathbb{R}^{np+1}$

จาก (5) เราประมาณพารามิเตอร์ของแบบจำลองด้วยการประมาณค่าสูงสุดของความเป็นไปได้ (maximum likelihood) ค่าของพารามิเตอร์ของสมการประมาณได้โดยค่าสูงสุดของฟังก์ชัน

ความหนาแน่นของความน่าจะเป็น ซึ่งเป็นฟังก์ชันของ A และ Σ ดังนี้

$$f_y(y(t)|A, \Sigma) = f_v(y(t) - AH(t))$$

เพื่อให้ง่ายต่อการพิจารณาเราจะพิจารณาฟังก์ชันลอการิทึมของความเป็นไปได้ได้ว่า

$$L(A, \Sigma) = \frac{N-p}{2} \log |\Sigma^{-1}| - \frac{1}{2} \|L[Y - AH]\|_F^2 \quad (6)$$

เมื่อ $\Sigma^{-1} = L^T L$, $Y = [y(p+1) \ y(p+2) \ \dots \ y(N)] \in \mathbb{R}^{n \times (N-p)}$

$$\text{และ } H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ y(p) & y(p+1) & \dots & y(N-1) \\ y(p-1) & y(p) & \dots & y(N-2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ y(1) & y(2) & \dots & y(N-p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(np+1) \times (N-p)}$$

โดยพารามิเตอร์ \hat{A} หาได้โดยใช้วิธีกำลังสองต่ำสุด (least-squares) กับพจน์ $\|L[Y - AH]\|_F^2$ มีผลเฉลยรูปแบบปิด (close-form solution) คือ

$$\hat{A} = (YH^T)(HH^T)^{-1} \quad (7)$$

สำหรับพารามิเตอร์ $\hat{\Sigma}$ มีผลเฉลยดังนี้

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{N-p} \sum_{t=p+1}^N (Y - \hat{A}H)^T (Y - \hat{A}H) \quad (8)$$

ดังนั้นผลการประมาณแบบจำลอง AR สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\hat{Y} = \hat{A}H \quad (9)$$

โดยที่ $\hat{Y} = [\hat{y}(p+1) \ \hat{y}(p+2) \ \dots \ \hat{y}(N)] \in \mathbb{R}^{n \times (N-p)}$ คือสัญญาณ EEG ที่ประมาณได้จากผลตอบของแบบจำลอง

หลังจากได้แบบจำลองมาแล้ว เราจะตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่ได้ โดยการพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ประมาณได้

$$\text{fit} = \|Y - \hat{Y}\|_F^2 \quad (10)$$

ปัญหาถัดมาคือการเลือกค่าอันดับ (p) ของแบบจำลอง AR ที่จะทำให้แบบจำลองที่ได้มีค่าความผิดพลาดต่ำ และต้องสามารถอธิบายลักษณะโครงสร้างเชิงสาเหตุได้อย่างสมเหตุสมผล โดยจะเห็นได้ว่าการลดค่า p จะทำให้แบบจำลองมีความซับซ้อนน้อยลง แต่อาจทำให้ค่าความผิดพลาดของแบบจำลองมีค่ามากขึ้น ในทางกลับกันหากเพิ่มค่า p จะทำให้ค่าความผิดพลาดของแบบจำลองมีค่าลดลง แต่จะทำให้แบบจำลองมีความซับซ้อนมากขึ้น ดังนั้นเราจะใช้เกณฑ์การเลือกแบบจำลองสำหรับค่า p ที่ต่างกัน โดยเกณฑ์การเลือกแบบจำลองที่นิยมใช้ [5] คือ Bayesian Information Criterion [6]

$$\text{BIC score} = -2L + d \ln N$$

โดย L คือฟังก์ชันความเป็นไปได้, d คือจำนวนตัวแปรอิสระในแบบจำลอง และ N คือจำนวนข้อมูล

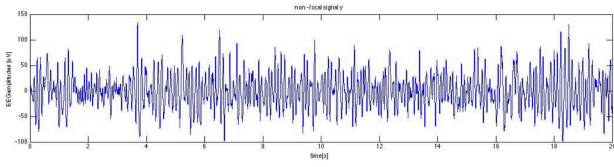


Figure 3: ตัวอย่างสัญญาณ non-focal EEG 1 ช่อง

จาก (4) หากตั้งสมมติฐานให้ $u(t)$ มีการแจกแจงแบบปกติแล้ว L จะมีค่าดัง (6) ดังนั้นเราสามารถเขียนเกณฑ์การเลือกแบบจำลองได้ใหม่ดังนี้

$$\text{BIC score} = \|L[Y - AH]\|_F^2 - (N - p)\log|\Sigma^{-1}| + d\ln N \quad (11)$$

โดยเราจะเลือกอันดับที่ BIC มีค่าต่ำสุดเป็นอันดับของแบบจำลอง AR สำหรับสัญญาณ EEG

2.2 การทดสอบสมมติฐานโดยวิธีการทางสถิติแบบวาลด์

ปัญหาถัดมาคือ จากเงื่อนไข (3) เราต้องพิจารณาผลเฉลย (7) ว่ามีตำแหน่งใดใน A_k บ้างที่เป็น 0

จาก [6] การทดสอบค่า 0 ของแต่ละตำแหน่งใน A_k ทำได้โดยการเปรียบเทียบค่า W (Wald statistic) กับ ค่า c (pre-determined critical value) โดยหาก

$$W > c \quad (12)$$

เราจะให้ค่าในตำแหน่งนั้นเป็น 0

3 ผลการทำโครงการงาน

3.1 รายละเอียดของข้อมูล EEG

ในการทดลองนี้ เรานำชุดข้อมูล EEG มาจาก [3] ซึ่งเป็นข้อมูลที่วัดมาจากผู้ป่วยโรคลมชัก 5 คน โดยใช้ตัวกรอง Fourth-order Butterworth ที่ให้ความถี่ระหว่าง 0.5 และ 150 Hz ผ่าน โดยสัญญาณ 1 ช่อง เกิดจากการสุ่มด้วยความถี่ 512 Hz เป็นเวลา 20 วินาที (10,240 จุด) โดยบริเวณบนศีรษะของผู้ป่วยที่ปล่อยกระแสไฟฟ้าอย่างผิดปกติ เรียกบริเวณนั้นว่า จุดโฟกัส (focal) ซึ่งเป็นจุดที่เป็นต้นเหตุให้เกิดโรคลมชัก สัญญาณ EEG ที่วัดได้จากจุดโฟกัสนี้เรียกว่า focal EEG ส่วนสัญญาณที่วัดได้จากบริเวณอื่นๆที่ปล่อยกระแสไฟฟ้าปกติ เรียกสัญญาณเหล่านั้นว่า non-focal EEG [3]

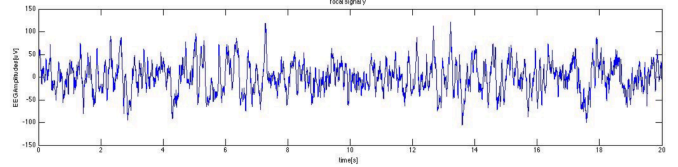


Figure 4: ตัวอย่างสัญญาณ focal EEG 1 ช่อง

3.2 ผลการทดลอง

ในการหาแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง เราได้ทดลองศึกษา ลักษณะผลตอบของแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง จากสัญญาณ EEG ของผู้ป่วยโรคลมชักในสภาวะไม่แสดงอาการ 20 ช่อง ที่อันดับต่างๆ 0-15 โดยใช้ผลเฉลยตาม (9) เพื่อดูค่า ความผิดพลาดระหว่างข้อมูลจริงกับผลตอบจากแบบจำลองตาม (10) ได้ผลดังรูปที่ 5

จากการทดลองศึกษาผลตอบของแบบจำลอง (9) จากสัญญาณ non-focal EEG 20 ช่อง ที่อันดับ 0-15 เพื่อดูค่า คะแนนของแบบจำลอง BIC ที่ให้กับแต่ละอันดับของแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเอง ดังรูปที่ 6 จะเห็นว่าที่ $p = 4$ คือตำแหน่งที่ BIC ให้คะแนนน้อยที่สุด เปรียบเทียบกับอันดับของแบบจำลอง AR ของ [7] ซึ่ง p มีค่า 3-10 ถือว่าผลของเรามีค่าสอดคล้อง ดังนั้นในกระบวนการทดลองหลังจากนี้ สำหรับแบบจำลองของสัญญาณ EEG ของคนปกติ เราจะใช้ค่า $p = 4$

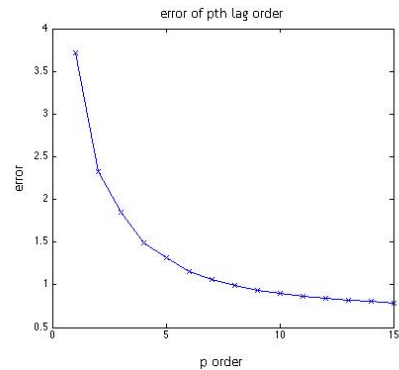


Figure 5: ค่าความผิดพลาดของแบบจำลองเทียบกับอันดับ 0 - 15

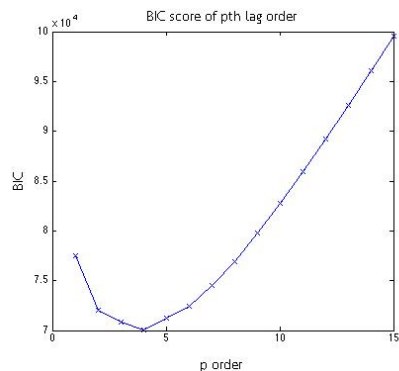


Figure 6: BIC score ที่ อันดับ 0 - 15

หลังจากได้พารามิเตอร์ของแบบจำลอง (7) แล้ว เราจะพิจารณารูปแบบศูนย์ในเมทริกซ์ A_k (12) จากการทดสอบสำหรับสัญญาณ non-focal EEG 3 กลุ่ม ให้ผลดังนี้

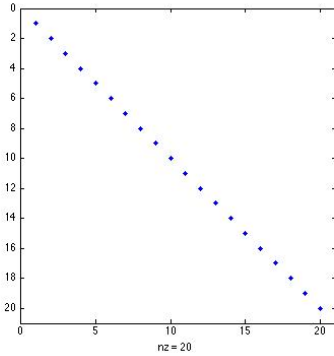


Figure 7: รูปแบบของศูนย์ในเมทริกซ์ A_k โดยเราใช้จุดแทนตำแหน่งที่ค่าใน A_k ไม่เป็นศูนย์

4 รายละเอียดของข้อเสนอโครงการ

4.1 วัตถุประสงค์

หารูปแบบเงื่อนไขความสัมพันธ์ระหว่างเหตุและผล ของแบบจำลองถดถอยด้วยตัวเองของสัญญาณ EEG ซึ่งสามารถนำไปต่อยอด ในการจำแนกสัญญาณ EEG ของคนปกติกับผู้ป่วยโรคลมชักได้

4.2 ขั้นตอนการทำงาน

1. จัดรูปปัญหาการประมาณค่าของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อใช้ในการอธิบายสัญญาณ EEG ให้เป็นปัญหาค่ากำลังสองต่ำสุด
2. หาผลเฉลยด้วยวิธีเชิงเลขและเขียนชุดคำสั่งด้วย MATLAB
3. วิเคราะห์ความถูกต้องของแบบจำลองที่ได้

4.3 ผลลัพธ์ที่คาดหวังจากโครงการ

ได้ชุดคำสั่ง MATLAB ที่แก้ปัญหาการหาแบบจำลองของสัญญาณ EEG และสามารถเรียนรู้โครงสร้างเชิงสาเหตุของข้อมูล EEG ที่ได้มา

4.4 สรุปเนื้อหาของโครงการที่ได้ทำไปแล้วในภาคการศึกษาต้น

- ค้นหาฐานข้อมูลของสัญญาณ EEG [3] ที่มีข้อมูล 2 กลุ่ม

- กำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์ที่จะใช้ในการหาแบบจำลอง ดังสมการ (5)
- เขียนโปรแกรมที่ใช้ในการหาแบบจำลองตามสมการ (9) จากสัญญาณ EEG เพื่อใช้แบบจำลองในการทดสอบรูปแบบปัญหาที่น่าเสนอ
- กำหนดแบบจำลองที่จะใช้เลือกอันดับของแบบจำลอง ถดถอยด้วยตัวเอง ดังสมการ (11)
- เขียนโปรแกรมที่ใช้ในการเลือกอันดับของแบบจำลอง ถดถอยด้วยตัวเอง
- กำหนดวิธีการตรวจสอบสมาชิกของเมทริกซ์ A_k ดังสมการที่ (12)
- เขียนโปรแกรมตรวจสอบสมาชิก และหารูปแบบตำแหน่ง 0 ของ เมทริกซ์ A_k

4.5 ส่วนของงานที่จะทำต่อไปในภาคการศึกษาปลาย

- ศึกษาเทคนิคการแยกแยะข้อมูลทางเวลา 2 กลุ่ม ที่มีลักษณะโครงสร้างความสัมพันธ์ที่แตกต่างกัน
- ทดลองการเรียนรู้โครงสร้างความสัมพันธ์ของสมองจากข้อมูล EEG 2 กลุ่ม
- ศึกษาปรับปรุงเทคนิคเชิงเลขที่เกี่ยวข้องเพื่อนำมาใช้แก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด
- วิเคราะห์ผลการทดลองว่ามีความสมเหตุสมผลเพียงใด

5 บทสรุป

ในภาคการศึกษานี้ได้ศึกษาการหาแบบจำลองจากเอกสารอ้างอิง จากนั้นศึกษาการเก็บข้อมูล EEG จากเครื่อง EEG และหาข้อมูล EEG ที่ใช้ในการหาแบบจำลอง เมื่อได้ข้อมูล EEG มาแล้ว จึงเริ่มศึกษาข้อมูล และได้ทำการเพิ่มสมมติฐานเกี่ยวกับคุณสมบัติ ที่แบบจำลองควรจะมี ตามด้วยกำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์ และเงื่อนไขของแบบจำลอง ท้ายที่สุดได้ทดลองเปรียบเทียบแบบจำลองกับสัญญาณจริง

6 เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Sanei and J. Chambers, EEG Signal Processing. Wiley, 2008, ISBN: 9780470511930. [Online]. Available: [url{https://books.google.co.th/books?id=vluCV2IKwasC}](https://books.google.co.th/books?id=vluCV2IKwasC).
- [2] O Faust, R. Acharya, A. Allen, and C. Lin, “Analysis of eeg signals during epileptic and alcoholic states using ar modeling techniques”, IRBM, vol. 29, no. 1, pp. 44–52, 2008.
- [3] R. G. Andrzejak, K. Schindler, and C. Rummel, “Nonrandomness, nonlinear dependence, and nonstationarity of electroencephalographic recordings from epilepsy patients”, Physical Review E, vol. 86, no. 4, p. 046 206, 2012.
- [4] T. Cassar, K. Camilleri, S. Fabri, M Zervakis, and S Micheloyannis, “Arma modeling for the diagnosis of controlled epileptic activity in young children”, in Communications, Control and Signal Processing, 2008. ISCCSP 2008. 3rd International Symposium on, IEEE, 2008, pp. 25–30.
- [5] M Deistler, “System identification t. söderström and p. stoica prentice hall international, 1989”, Econometric Theory, vol. 10, no. 3-4, pp. 813–815, 1994.
- [6] J. Songsiri, “Sparse autoregressive model estimation for learning granger causality in time series”, in Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on, IEEE, 2013, pp. 3198–3202.
- [7] F. Vaz, P. G. de Oliveira, and J. Principe, “A study on the best order for autoregressive eeg modelling”, International journal of bio-medical computing, vol. 20, no. 1, pp. 41–50, 1987.