

รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

การศึกษาคุณสมบัติของสัญญาณสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการ
ประมวลผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น

Investigation of the characteristics of neonatal electroencephalogram during sleep
using the nonlinear signal processing techniques

คณะผู้วิจัย

1. นายศุภฤกษ์ จันทร์จรัสจิตต์

สังกัด

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
ประจำปีงบประมาณ 2550

(ความเห็นในรายงานนี้เป็นของผู้วิจัย ม.อ.บ. ไม่จำเป็นต้องเห็นด้วยเสมอไป)

บทสรุปผู้บริหาร

การศึกษาเพื่อเข้าใจในหน้าที่และการทำงานของระบบทางชีวภาพซึ่งมีความซับซ้อน รวมถึงระบบประสาทและสมองเป็นปัญหาที่ยากและท้าทาย สัญญาณคลื่นสมองเป็นสัญญาณไฟฟ้าที่บ่งบอกถึงสภาวะการทำงานของระบบประสาทและสมอง หลักการ ทฤษฎี และเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ได้มาจากการศึกษาระบบที่ซับซ้อน (Complex systems) รวมถึงพลศาสตร์แบบไม่เป็นเส้น (Nonlinear dynamics) ทฤษฎี混沌 (Chaos theory) และแฟรคตัล (Fractals) ได้รับความสนใจและถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองอย่างหลากหลาย วิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัล (Correlation integral) ซึ่งเป็นกระบวนการและเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ใช้สำหรับวิเคราะห์พลศาสตร์ที่ไม่เป็นเส้นที่เป็นวิธีการที่นิยมมากที่สุดวิธีหนึ่งที่ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมอง การวิเคราะห์แบบไม่เป็นเส้นของสัญญาณคลื่นสมองนี้สามารถแสดงข้อมูลเพิ่มเติมนอกเหนือจากการวิเคราะห์แบบเส้นอย่างที่นิยมใช้กันมาก่อนหน้านี้ ซึ่งปรับปรุงความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับคุณลักษณะและการทำงานของสมอง โดยเฉพาะอย่างยิ่งคุณลักษณะและการทำงานของสมองในสภาวะต่างๆ ในเชิงปรียบเทียบ สำหรับการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัล สมองจะถูกพิจารณาเป็น stemming ของระบบพลศาสตร์ที่ประกอบด้วยกลุ่มเครือข่ายและระบบของเซลล์ประสาทที่จะทำหน้าที่และแสดงคุณลักษณะที่เปลี่ยนแปลงออกไปเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของสภาวะของสมอง

การศึกษาในโครงการวิจัยนี้ วิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลโดยใช้กระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับ ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลคือค่าคอร์เรลشنไดเมนชันซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงความซับซ้อนของระบบพลศาสตร์จากค่าที่วัดมาจากสถานะของระบบพลศาสตร์ ค่าคอร์เรลشنไดเมนชันโดยใช้กระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia เป็นค่ามิติที่ง่ายที่สุดที่จะคำนวณได้ แต่อย่างไรก็ตามกระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia ก็มีข้อเสียหลักคือค่าความซับซ้อนและระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของกระบวนการคำนวณที่มีค่าสูง ดังนั้นกระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia ถูกนำมาปรับปรุงเพื่อให้มีค่าความซับซ้อนและระยะเวลาที่ใช้กระบวนการคำนวณลดลง โดยประยุกต์ใช้เทคนิคของการเลื่อนหน้าต่าง กระบวนการคำนวณที่พัฒนาและปรับปรุงขึ้นมาใหม่นี้ เรียกว่า คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับ นอกจากนี้ค่ายกกำลังที่บ่งบอกถึงค่าความซันของคอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับซึ่งเป็นไปตามกฎการยกกำลังถูกเรียกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติ โดยค่าความซับซ้อนเชิงมิติเป็นค่าประมาณของค่าคอร์เรลشنไดเมนชัน จากการปรับปรุงกระบวนการคำนวณนี้ส่งผลให้ค่าความซับซ้อนเชิงการคำนวณของวิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับมีค่าเป็นเชิงเส้นกับความยาวทั้งหมด N ของสถาบันค่า $\{x\}$ นั่นคือ $O(N)$ ในขณะที่ค่าความซับซ้อนเชิงการคำนวณของวิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลเป็น $O(N^2)$ เมื่อ N มีค่าสูงมากๆ ในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับ ค่าความซับซ้อนเชิงมิติถูกนำมาวิเคราะห์โดยแบ่งออกเป็น 3 แห่งมุ่งหลัก คือ อายุของตัวอย่าง กลุ่มตัวอย่าง และสภาวะการนอนหลับ

จากการวิเคราะห์ระบบพลศาสตร์ที่ไม่เป็นเส้นซึ่งประกอบด้วยระบบ Lorenz และระบบ Henon โดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับและวิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัล จะเห็นได้ว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติเป็นค่าประมาณที่ต้องคำนึงถึงค่าคอร์เรลشنไดเมนชัน ในขณะที่ระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของวิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับน้อยกว่าระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของวิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัล อย่างมาก ในส่วนของการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เรลشنอินทิกรัลแบบกระชับ ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับมีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุ PMA ของตัวอย่างเพิ่มขึ้น ผลดังกล่าวนี้บ่งบอกว่าสมองที่

ถูกพิจารณาเป็นเสมือนระบบผลศาสตร์มีความซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งสามารถอ่อนมุานได้ว่าสมองของเด็กทารกแรกเกิดนั้น มีพัฒนาการเจ็งซับซ้อนมากขึ้น นอกจากนี้แล้วสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับในกลุ่มของเด็ก ทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดตามกำหนดมีแนวโน้มที่จะมีค่าความซับซ้อนเชิงมิติสูงกว่ากลุ่มเด็กทารกแรก เกิดที่คลอดด้วยธรรมชาติและแม้ว่าจะมีช่วงอายุ PMA เดียวกัน ดังนั้นความสามารถอ่อนมุานได้ว่าที่อายุ PMA เดียวกันเด็ก ทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดจะมีระบบสมองที่พัฒนามากกว่าเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดด้วยธรรมชาติ ถ้าทั้งคู่ ความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep ถึงแม้ว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของ ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับจะแตกต่างจากค่าครอเรเลชันไดเมนชัน แต่ผลการศึกษาที่ ได้ส่งผลให้ได้ข้อสรุปเช่นเดียวกัน ดังนั้นค่าความซับซ้อนเชิงมิติสามารถนำไปใช้เป็นค่าดัชนีสัมพัทธ์เพื่อบ่งชี้ความ ซับซ้อนของระบบผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่นเดียวกับค่าครอเรเลชันไดเมนชัน โดยผลการศึกษาที่ได้จาก โครงการวิจัยนี้โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ครอเรเลชันอินทิเกรชันทิกรัลแบบกระชับสอดคล้องกับผลการศึกษาและบทสรุปที่มีอยู่โดยใช้ วิธีการวิเคราะห์ครอเรเลชันอินทิเกรชัน

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยในโครงการวิจัยนี้ขอขอบพระคุณ Prof. Kenneth A. Loparo แห่ง Department of Electrical Engineering and Computer Science, Case Western Reserve University, USA และ Prof. Mark S. Scher แห่ง Department of Neurology, Case Western Reserve University, USA อุ่นหัวใจ สำหรับข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับที่ใช้ในการศึกษาในโครงการวิจัยนี้ และคำแนะนำและข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ที่มอบให้สำหรับการดำเนินงานในโครงการวิจัยนี้

สารบัญ

บทสรุปผู้บริหาร	iii
บทคัดย่อภาษาไทย	v
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	vi
กิตติกรรมประกาศ	vii
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของโครงการวิจัย	2
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 การทวนทวนวรรณกรรม	4
2.2 ทฤษฎีหรือกรอบแนวความคิดของโครงการวิจัย	4
2.3 คอร์สเลชันอินทิเกรลและคอร์สเลชันไดเมนชัน	5
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	7
3.1 ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด	7
3.2 การพัฒนาและปรับปรุงการวิเคราะห์โดยใช้คอร์สเลชันอินทิเกรลและคอร์สเลชันไดเมนชัน	8
3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด	8
บทที่ 4 ผลการวิจัย	10
4.1 การทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการคำนวณคอร์สเลชันอินทิเกรลแบบgradeขับ	10
4.2 ผลการศึกษาในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด	17
4.3 ผลการศึกษาในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด	19
4.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความชันช้อนเชิงมิติและปัจจัยต่างๆ	27
บทที่ 5 บทสรุป	38
5.1 สรุปผลการวิจัย	38
5.2 ข้อเสนอแนะ	40
บรรณานุกรม	41
ภาคผนวก	
ก บทความสำหรับการเผยแพร่	43
ข กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำเสนอจากโครงการไปใช้ประโยชน์	48
ค ตารางเปรียบเทียบวัตถุประสงค์ กิจกรรมที่วางแผนไว้ ดำเนินการมาและผลที่ได้รับตลอดโครงการ	49
ง รายงานการเงิน	50

บทคัดย่อภาษาไทย

วิธีการและเทคนิคการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นต่างๆ ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอย่างหลากหลาย โดยเฉพาะอย่างยิ่ง วิธีการและเทคนิคการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นบางส่วนถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองของมนุษย์ ในวิธีการและเทคนิคการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น ต่างๆ นั้น วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลโดยใช้กระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia เป็นวิธีการที่นิยมมากที่สุดวิธีหนึ่งที่ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมอง ถึงแม้ว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันที่คำนวณมาจากการคำนวณ Grassberger-Procaccia จะเป็นค่ามิติที่ง่ายที่สุดที่จะคำนวณได้ แต่กระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia ก็มีข้อเสียหลักคือค่าความซับซ้อนและระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของกระบวนการคำนวณที่มีค่าสูง ดังนั้นกระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia ได้ถูกนำมาปรับปรุงเพื่อให้มีค่าความซับซ้อนและระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณลดลงโดยประยุกต์ใช้เทคนิคของการเลือนหน้าต่าง กระบวนการคำนวณที่พัฒนาและปรับปรุงขึ้นมาใหม่นี้ เรียกว่า คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade นอกจากนี้ค่ายกกำลังที่บ่งบอกถึงค่าความซับซ้อนเชิงมิติ ของคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade ซึ่งเป็นไปตามกฎการยกกำลังถูกเรียกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติ

วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade ถูกทดสอบโดยนำไปวิเคราะห์ค่าความซับซ้อนของระบบผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งประกอบด้วยระบบ Lorenz และระบบ Henon เพื่อเปรียบเทียบกับผลของการวิเคราะห์โดยกระบวนการคำนวณ Grassberger-Procaccia จากผลการทดลองเชิงคำนวณแสดงให้เห็นว่าคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade เป็นค่าประมาณที่ดีสำหรับคอร์เลชันอินทิกรัล นอกจากนี้แล้วค่าความซับซ้อนเชิงมิติที่ได้มาจากการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade ก็เป็นค่าประมาณที่ดีสำหรับค่าคอร์เลชันไดเมนชันแทนเดียวกัน แต่ค่าความซับซ้อนและระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade นั้นมีค่าลดลงไปอย่างยิ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล ค่าความซับซ้อนเชิงมิติสามารถนำไปใช้เป็นค่าดัชนีสัมพัทธ์เพื่อปั่นชี้ความซับซ้อนของระบบผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นเดียวกันกับค่าคอร์เลชันไดเมนชัน เมื่อนำวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิด ผลสรุปจากการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgrade ลดลงกับผลสรุปที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล

Abstract

Nonlinear dynamical analysis techniques have been applied in a number of fields of research. In particular, some of these techniques have been proposed for the analysis of the human EEG time series. Among the available methods of nonlinear dynamical analysis, the correlation integral using the Grassberger-Procaccia algorithm is the most common method that has been applied to the EEG time series. Even though the correlation dimension computed using the Grassberger-Procaccia algorithm is the easiest dimension to compute, major drawback of the Grassberger-Procaccia algorithm is its extensive computational time and complexity. Therefore, the Grassberger-Procaccia algorithm is modified to reduce its computational time and complexity by applying the sliding window technique. A modified computational algorithm is referred to as the partial correlation integral. Further, the exponent characterizing the slope of the partial correlation integral according to a power law is called the dimensional exponent.

The partial correlation integral is evaluated by applying to nonlinear dynamical systems consisting of the Lorenz and Henon systems compared to the Grassberger-Procaccia algorithm. From the computational experiments, the results show that the partial correlation integral provide a good approximation of the correlation integral. The dimensional exponent obtained from the partial correlation integral is also a good approximation of the correlation dimension. The computational time of the partial correlation integral is significantly reduced compared to that of the Grassberger-Procaccia algorithm. Similar to the correlation dimension, the dimensional exponent can serve as a relative index of the complexity of a nonlinear dynamical system. When the partial correlation integral is applied to the neonatal EEG sleep data, the dimensional exponents (complexities) of the neonatal EEG sleep data are examined. The conclusions that are made from the computational results of the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data are consistent with those made from the correlation dimensions.

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของโครงการวิจัย

การศึกษาเพื่อเข้าใจถึงหน้าที่และการทำงานของระบบทางชีวภาพซึ่งมีความซับซ้อน รวมถึงระบบประสาท และสมองเป็นปัจจัยที่ยากและท้าทาย อายุ่เช่น ส่วนประกอบต่างๆ ของระบบประสาทและสมองทำงานร่วมกัน อย่างไรเพื่อที่จะทำการคำนวณหนึ่ง งานวิจัยทางด้านประสาทวิทยาและด้านอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องได้เจริญเติบโตไปอย่าง รวดเร็วในช่วงระยะเวลา 30 ปีที่ผ่านมา โดยได้รับความสนใจและความร่วมมือจากหั้นักวิทยาศาสตร์และแพทช์ใน สาขาต่างๆ ในปัจจุบันเครื่องมือทางการคำนวณเป็นองค์ประกอบที่สำคัญองค์ประกอบหนึ่งในการศึกษาดังกล่าว ที่ช่วย สร้างองค์ความรู้ใหม่ทางด้านประสาทวิทยาซึ่งช่วยสร้างความรู้และความเข้าใจเกี่ยวกับระบบประสาทและสมองใน รูปแบบของแบบจำลองหรือการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งจะช่วยอธิบายหรือรวมรวมองค์ความรู้ในระดับต่างๆ ของระบบการ ทำงานเข้าด้วยกัน ใน การศึกษาระบบประสาทและสมอง สัญญาณคลื่นสมองซึ่งเป็นสัญญาณไฟฟ้าของสมองที่วัดจาก บริเวณรอบศีรษะเป็นตัวเลือกหนึ่งสำหรับใช้ในการศึกษาเกี่ยวกับระบบประสาทและสมอง รูปลักษณะในเชิงเวลาของ สัญญาณคลื่นสมองถูกแสดงให้เห็นว่าเป็นสิ่งหนึ่งที่ให้ข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับสถานะภาพ สภาวะ หรือการทำงานของ ระบบประสาทและสมอง

การศึกษาเกี่ยวกับระบบประสาทและสมองของเด็กการแรกเกิดโดยใช้สัญญาณคลื่นสมองเป็นข้อมูลก็เป็น เชิงกับการศึกษาเกี่ยวกับระบบประสาทและสมองของผู้ใหญ่ ถึงแม้ว่าสัญญาณคลื่นสมองระหว่างของเด็กและผู้ใหญ่จะ มีความแตกต่างกันก็ตาม หรือแม้แต่สัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดหรือเด็กการแรก เกิดที่คลอดก่อนกำหนด ความแตกต่างดังกล่าวเนื่องมาจากการเครือข่ายของเซลล์ประสาทในสมองที่มีพัฒนาการ หรือความสมบูรณ์แตกต่างกัน หรือจากความสมบูรณ์ของตัวอย่าง ดังนั้นสัญญาณจึงเป็นสิ่งหนึ่งที่ถูกนำมาใช้เพื่อศึกษา เกี่ยวกับพัฒนาการของระบบประสาทและสมองโดยใช้การวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง ทั้งนี้ได้มี งานวิจัยอยู่เป็นจำนวนมากที่ศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง ซึ่งรวมทั้งสัญญาณ คลื่นสมองในขณะนอนหลับ ในขณะตื่น หรือกิจกรรมอื่นๆ สัญญาณคลื่นสมองของผู้ใหญ่หรือเด็ก สัญญาณคลื่นสมอง ของตัวอย่างที่มีสุขภาพปกติหรือผู้ป่วยเป็นโรคต่างๆ รวมถึงโรคทางสมอง แต่ความเข้าใจอย่างลึกซึ้งเกี่ยวกับการ ทำงานของระบบประสาทและสมองยังคงเป็นหัวข้อวิจัยที่ได้รับความสนใจ

การวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของกลุ่มเด็กการแรกเกิดนั้นยังคงมีอยู่เป็นจำนวนไม่ มากนัก โดยเฉพาะกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดเนื่องจากมีข้อจำกัดต่างๆ จากการศึกษาวิเคราะห์และ ประมวลผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของกลุ่มตัวอย่างทั้งสองกลุ่มนี้ คือการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดและที่คลอด ก่อนกำหนดที่ช่วงอายุต่างๆ จะช่วยส่งเสริมให้มีความเข้าใจและความรู้เพิ่มเติมเกี่ยวกับทั้งการทำงานของระบบ ประสาทและสมอง ที่สำคัญไปกว่านั้นคือความแตกต่างของระบบประสาทและสมองของกลุ่มตัวอย่างทั้งสองกลุ่ม ซึ่งจะ ปั้งนี้เกี่ยวกับพัฒนาการทางสมองของเด็กการแรกเกิด การที่สามารถประเมินหรือตรวจวัดเกี่ยวกับพัฒนาการทาง สมองของเด็กการแรกเกิดได้นั้นจะเป็นประโยชน์อย่างยิ่ง เนื่องจากว่าเราจะได้สามารถที่จะวินิจฉัยและแยกแยะเด็ก การแรกเกิดที่มีความผิดปกติทางสมอง หรือมีพัฒนาการทางสมองที่ผิดปกติ โดยที่วิธีการทางคลินิกในปัจจุบันที่ใช้ ประเมินและตรวจวัดพัฒนาการทางสมองหรือความสามารถของตัวอย่างจะต้องรองรับช่วงอายุนี้ ซึ่งอาจจะช้าเกินกว่า ที่จะสามารถรักษาได้ แต่ยังคงไม่มีวิธีการหรือเครื่องมือทางการคำนวณใดในปัจจุบันที่ถูกใช้ในการประเมินหรือตรวจวัด พัฒนาการทางสมองของเด็กการแรกเกิด

ดังนั้นการศึกษาในโครงการวิจัยนี้มุ่งเน้นเพื่อที่จะสร้างองค์ความรู้ใหม่เกี่ยวกับการทำงานของระบบประสาทและสมอง ของเด็กการแรกเกิดทั้งสองกลุ่มที่ช่วงอายุต่างๆ และที่สภาวะการนอนหลับต่างๆ โดยใช้กระบวนการและเครื่องมือ ทางการคำนวณต่างๆ ที่สำคัญไปกว่านั้นคือในโครงการวิจัยนี้ความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีต่างๆ ที่ได้จากการบันทึก

และเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ และพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิดจะถูกศึกษาอย่างละเอียดเพื่อสร้างดัชนีจากการคำนวณสำหรับบ่งบอกถึงพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิด

1.2 วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อศึกษาคุณลักษณะและคุณสมบัติต่างๆ ของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการคำนวณต่างๆ ใน การวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น
- 2) เพื่อพัฒนาและปรับปรุงวิธีการคำนวณแบบใหม่ในเชิงทฤษฎีการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับ
- 3) เพื่อศึกษาคุณสมบัติและลักษณะการทำงานของสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับ
- 4) เพื่อศึกษาและวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีชี้วัดต่างๆ จากการคำนวณโดยใช้วิธีการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น กับปัจจัยต่างๆ เช่น อายุของตัวอย่าง เป็นต้น

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

การศึกษาในโครงการวิจัยนี้จะศึกษาคุณลักษณะของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้เครื่องมือทางการคำนวณที่ได้มาจากการแลบทฤษฎีของระบบที่ซับซ้อน เพื่อที่จะศึกษาพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิด และสร้างองค์ความรู้ใหม่เกี่ยวกับการทำงานและคุณลักษณะของสมองที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยต่างๆ เด็กทางแรกเกิดตัวอย่าง (subject) ที่ใช้ในการศึกษานี้ประกอบด้วย กลุ่มของตัวอย่าง (subject group) อายุ 2 กลุ่มคือเด็กทางแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (full-term subject) และเด็กทางแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (premature subject) โดยที่เด็กทางแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดจะทำการบันทึกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองและสัญญาณอื่นๆ ในขณะนอนหลับ (polysomnography) แค่เพียง 1 ชุดหลังจากคลอด ส่วนเด็กทางแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดจะทำการบันทึกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองและสัญญาณอื่นๆ ในขณะนอนหลับ (polysomnography) ตั้งแต่จำนวน 2 ชุดขึ้นไป โดยที่ชุดแรกทำการบันทึกข้อมูลหลังจากคลอด และชุดสุดท้ายทำการบันทึกข้อมูลช่วงที่เด็กมีอายุนับตั้งแต่วันปฏิสนธิ (postmenstrual age) เที่ยวนเท่ากับเด็กทางแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด

ในการศึกษานี้มุ่งเน้นที่จะทำการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับดังกล่าว ตาม 3 ปัจจัยหลัก คือ อายุนับตั้งแต่วันปฏิสนธิของเด็กทาง (postmenstrual age) กลุ่มของตัวอย่าง (subject group) และสภาพการนอนหลับ (sleep state) โดยใช้ดัชนีชี้วัดที่ได้จากการคำนวณต่างๆ การศึกษาในโครงการวิจัยนี้ต้องการที่จะอธิบายคุณลักษณะการทำงานของสมองของเด็กทางแรกเกิดในขณะนอนหลับที่มีน้ำหนักตั้งแต่ 3 ปัจจัยหลักทั้งสามอย่าง และเพิ่มเติมความรู้เกี่ยวกับพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิด เพื่อที่จะสามารถพัฒนาเครื่องมือทางการคำนวณ และหลักการหรือทฤษฎีใหม่ๆ ซึ่งนำไปใช้ศึกษาการทำงานของสมอง และปั่นชีวิตพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิด รวมทั้งแบ่งแยกตัวอย่างที่มีความผิดปกติทางสมองได้

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) หลักการ ทฤษฎี และวิธีการคำนวณต่างๆ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณคลื่นสมอง และคุณลักษณะในการทำงานของสมอง
- 2) ดัชนีชี้วัดสำหรับพัฒนาการทางสมองของเด็กทางแรกเกิด ที่ได้จากการคำนวณ วิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิดขณะนอนหลับ

- 3) องค์ความรู้และความเข้าใจใหม่เกี่ยวกับการทำงานของสมองและระบบเครือข่ายของเซลล์ประสาทของเด็กการรักເກີດຂະແນນອນຫລັບ
- 4) ฐานข้อมูลสำหรับตัวชี้วัดสำหรับพัฒนาการทางสมองของเด็กการรักເກີດທີ່ໄມ້ມີປັງຫາທາງສຸຂພາພ

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การทบทวนวรรณกรรม

กระบวนการและเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ถูกมาใช้ใน การวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองอย่างมาก many ซึ่งรวมทั้งข้อมูลที่ได้มาจากการณ์ที่สมองเป็นปกติและที่มีความผิดปกติทางสมอง [1] เนื่องจากกระบวนการและเครื่องมือทางการคำนวณดังกล่าวสามารถที่จะช่วยให้เข้าใจถึง คุณลักษณะและการทำงานของสมองอย่างละเอียด ซึ่งส่งผลให้สามารถที่จะแยกแยะคุณลักษณะของสถานะภาพที่เป็นปกติหรือผิดปกติของสมอง วิธีการคอร์เรลشنอินทิกรัล (correlation integral) [2] เป็นวิธีหนึ่งที่นิยมนำมาใช้ในการวิเคราะห์และประมวลผลสัญญาณคลื่นสมอง [3] โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณคลื่นสมองขณะหลับ [4] ค่าคอร์เรลشنไดเมนชัน (correlation dimension) เป็นผลที่ได้มาจากการคำนวณโดยใช้วิธีการคอร์เรลشنอินทิกรัลเป็นค่าขั้วๆ ของ คุณลักษณะของระบบผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยบ่งบอกถึงระดับความซับซ้อนของระบบ [2]

สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองในขณะหลับการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยดังกล่าวเป็นจำนวนมาก การประยุกต์ใช้งานครั้งแรกของการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น เมื่อปี 1985 Babloyantz และคณะ [5] ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าคอร์เรลشنไดเมนชันและสถานะภาพของการหลับ ต่างๆ ต่อมามีการศึกษาจำนวนมากที่ใช้การวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น ตัวอย่างเช่น [6-10] จากผลการศึกษา ของการศึกษาดังกล่าวสนับสนุนผลการศึกษาของ [5] นอกจากนี้มีการศึกษาโดยใช้วิธีการเดียวกันจากการนอนหลับตลอดทั้งคืน [11-12]

ทั้งนี้การวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองของเด็กในช่วงอายุต่างๆ รวมถึงเด็กการแรกเกิด จุดประสงค์หนึ่งในการวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นของสัญญาณ คลื่นสมองของเด็กและเด็กการแรกเกิดคือเพื่อศึกษาการเจริญเติบโตและพัฒนาการของสมอง [13-15] นอกจากนี้การวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นถูกนำไปใช้เพื่อศึกษาเกี่ยวกับความเป็นอิสระของการทำงานและคุณลักษณะของ สมองและสัญญาณคลื่นสมองจากบริเวณส่วนต่างๆ ของสมอง [16]

2.2 ทฤษฎีหรือกรอบแนวความคิด (Conceptual Framework) ของโครงการวิจัย

หลักการ ทฤษฎี และเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ได้มาจากการศึกษาระบบที่ซับซ้อน (complex systems) รวมถึงผลศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear dynamics) ทฤษฎียุ่งเหยิง (chaos theory) และแฟร์คทัล (fractals) กำลังได้รับความนิยมและความสนใจเป็นอย่างสูงในปัจจุบันในการนำไปใช้ในการศึกษาระบบท่างกายภาพ ต่างๆ ทั้งนี้รวมถึงระบบทางชีวภาพและทางการแพทย์ เนื่องจากหลักการ ทฤษฎี และเครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ขึ้นอยู่กับระบบเชิงเส้น อย่างเช่น การวิเคราะห์ฟูเรีย (Fourier analysis) ซึ่งเป็นหลักการ ทฤษฎี และเครื่องมือ ทางการคำนวณซึ่งนิยมนำมาใช้ในการวิเคราะห์และศึกษาการทำงานหรือคุณลักษณะของระบบทั้งหลายในสมัยก่อน ไม่สามารถที่จะนำมาอธิบายถึงหลักการทำงานและคุณลักษณะของระบบที่มีความซับซ้อนได้อย่างถูกต้อง หรือไม่มีความ น่าเชื่อถือ ดังนั้นจึงได้มีการนำองค์ความรู้ใหม่ๆ เกี่ยวกับหลักการ ทฤษฎี และเครื่องมือทางการคำนวณมาใช้ใน การศึกษาระบบท่างกายภาพต่างๆ

สมองของมนุษย์เป็นอวัยวะหนึ่งที่มีความซับซ้อนสูง ที่ประกอบด้วยกลุ่มเครือข่ายและระบบของเซลล์ประสาท ที่ทำงานร่วมกัน ซึ่งการทำงานและคุณลักษณะของสมองมีความซับซ้อน เนื่องจากสมองมีหน้าที่ควบคุมและตอบสนอง ต่อการทำงานของอวัยวะและระบบต่างๆ ในร่างกาย นอกจากนี้แล้วในสภาวะที่แตกต่างกัน กลุ่มเครือข่ายและระบบ ของเซลล์ประสาทที่ทำหน้าที่และตอบสนองที่แตกต่างกันไป ทำให้สมองมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันออกไปขึ้นอยู่กับ สภาวะของสมองและระบบต่างๆ ในร่างกายในขณะนั้น ดังนั้นการทำงานและคุณลักษณะของสมองและสัญญาณคลื่น

สมองไม่สามารถที่จะอธิบายได้ด้วยหลักการและทฤษฎีของระบบเชิงเส้นได้ ด้วยเหตุนี้แล้วหลักการ ทฤษฎี และ เครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ได้มาจากการศึกษาระบบที่ขับข้อนั่งมีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการศึกษาและ วิเคราะห์คุณลักษณะและสภาวะของสมองและสัญญาณคลื่นสมอง และมีศักยภาพสูงกว่าเพื่อนำมาใช้ในการอธิบายถึง การทำงานและคุณลักษณะของสมอง

สำหรับการศึกษาในโครงการวิจัยนี้ สมองจะถูกพิจารณาเป็นเสมือนระบบพลศาสตร์ (dynamic system) ระบบหนึ่งซึ่งประกอบด้วยกลุ่มเครือข่ายและระบบของเซลล์ประสาท ซึ่งจะทำหน้าที่และแสดงคุณลักษณะที่เปลี่ยนแปลงออกไปเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงในระบบของร่างกาย ถึงแม้แต่ในขณะนอนหลับสมองก็ยังคงทำงานอยู่อย่างต่อเนื่อง แต่เนื่องจากว่าในช่วงขณะที่นอนหลับนั้นระบบต่างๆ ในร่างกายมีหน้าที่น้อยลงมาก หรือบางระบบหยุดทำงานไป ทำให้สมองในช่วงขณะนอนหลับนั้นเป็นช่วงระยะเวลาที่เหมาะสมที่สุดที่จะศึกษาถึงคุณสมบัติของสมองอย่างแท้จริง นอกจากนี้สมองของแต่ละบุคคลถึงแม้จะทำหน้าที่อย่างเดียวกัน แต่คุณลักษณะของสมองของแต่ละบุคคลนั้นแตกต่างกันออกไป อย่างเช่นสมองของเด็กและสมองของผู้ใหญ่ ก็มีความซับซ้อนกันออกไประดับจากพัฒนาการทางสมองเพื่อรับรู้ ตอบสนอง และทำหน้าที่ต่างๆ ในร่างกาย หรือแม้แต่สมองของระหว่างเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดและเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด ในการศึกษานี้สมองในแง่มุมของหลักการของระบบนั้น พัฒนาการของสมองของเด็กทารกแรกเกิดนั้นจะพิจารณาจากความซับซ้อนของสัญญาณไฟฟ้าที่วัดจากบริเวณศีรษะโดยใช้เครื่องมือทางการคำนวณต่างๆ ที่ได้มาจากการศึกษาและทฤษฎีของระบบที่ขับข้อน เครื่องมือทางการคำนวณดังกล่าวจะแสดงถึงความซับซ้อนของสัญญาณคลื่นสมอง ซึ่งจะบ่งบอกถึงความซับซ้อนของระบบสมอง โดยที่ถ้าสัญญาณคลื่นสมองมีความซับซ้อนมากหมายถึงว่าระบบสมองมีความซับซ้อนมาก ซึ่งระบุว่าสมองมีพัฒนาการมากกว่า

2.3 คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน

คอร์เลชันอินทิกรัลเป็นวิธีการวิเคราะห์ที่ได้มาจากการศึกษาและทฤษฎีของพลศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งนิยมนำไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองมากที่สุด [3] ผลที่ได้จากการวิเคราะห์พลศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้นโดยใช้วิธีคอร์เลชันอินทิกรัลจะได้คอร์เลชันไดเมนชัน โดยที่คอร์เลชันไดเมนชันเป็นค่าที่บ่งบอกถึงความซับซ้อนของระบบพลศาสตร์จากค่าที่วัดมาจากสถานะของระบบพลศาสตร์นั้น [17] ค่าคอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันสามารถคำนวณได้มาจากการศึกษาของระบบพลศาสตร์ที่สมบูรณ์ และมีค่าสังเกตุการณ์ของสถานะของระบบพลศาสตร์ที่ยานานเพียงพอ แต่ค่าคอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันสามารถคำนวณมาจากค่าสังเกตุการณ์ของสถานะของระบบพลศาสตร์เพียงสถานะเดียวได้เช่นเดียวกัน โดยที่กระบวนการในการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

2.3.1 การสร้างกลับแยกแพรกเตอร์ (attractor)

กำหนดให้ลำดับค่า $\{x[0], x[1], x[2], \dots, x[N-1]\}$ เป็นสัญญาณคลื่นสมองที่มีความยาวทั้งหมด N จุด ซึ่งเป็นค่าสังเกตุการณ์ของสถานะหนึ่งของระบบประสาทและสมอง เนื่องจากค่าสังเกตุการณ์ของสถานะของระบบที่ใช้ในการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลเป็นเพียงแค่หนึ่งในสถานะทั้งหมด เราจึงต้องทำการสร้างกลับเส้นทางวงโคจรของสถานะของระบบ วิธีการสร้างกลับเส้นทางวงโคจรดังกล่าวทำได้โดยผังค่าสังเกตุการณ์ที่มีให้ไปอยู่ในปริภูมิที่มีมิติที่สูงขึ้น เรียกว่า embedding space โดยใช้กระบวนการที่เรียกว่า time-delay embedding scheme [18] เวกเตอร์ผังค่า (embedding vector) ในปริภูมิ m มิติของสัญญาณ x คือ

$$\mathbf{x}_n = (x[n] \ x[n+\tau] \ \dots \ x[n+(m-1)\tau])^T \quad (1)$$

เมื่อ $n = 0, 1, \dots, N_e - 1$, $N_e = N - (m-1)\tau$ และ m คือค่ามิติผังค่า (embedding dimension) และ τ คือค่าหน่วงเวลา (time delay) โดยที่ \cdot^T แสดงถึง vector transpose เวกเตอร์ผังค่า \mathbf{x}_n แสดงถึงค่าสถานะ m สถานะของระบบบนแยกแพรกเตอร์ที่ตำแหน่งเวลาที่ n ที่ถูกสร้างกลับขึ้นมา

ค่ามิติฟังค์ค่าและค่าหน่วงเวลาเป็นพารามิเตอร์ที่มีบทบาทสำคัญที่สุดในการสร้างกลับแอกแทรกเตอร์โดยใช้กระบวนการ time-delay embedding scheme เนื่องจากค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของทั้งสองค่านี้จะทำให้เราสามารถสร้างกลับแอกแทรกเตอร์ที่ใกล้เคียงจริงมากที่สุด วิธีการที่นิยมใช้มากที่สุดในการพิจารณาหาค่ามิติฟังค์ค่านั้นคือวิธีการที่เรียกว่า false nearest neighbor [19] ส่วนวิธีการที่ใช้ในการพิจารณาหาค่าหน่วงเวลาันมีอยู่หลายวิธีที่ถูกนำมาใช้ ตัวอย่างเช่น วิธีการหาค่าจาก autocorrelation [20], วิธีการที่เรียกว่า mutual information [21] เป็นต้น

2.3.2 การประมาณค่าคอร์เลชันไดเมนชัน

หลังจากที่ทำการสร้างกลับแอกแทรกเตอร์เรียบร้อยแล้ว คอร์เลชันอินทิกรัลจะถูกคำนวณมาจากการแทรกเตอร์ $\{x_n\}$, $n = 0, 1, \dots, N_c - 1$ ที่ถูกสร้างกลับขึ้นมา โดยคอร์เลชันอินทิกรัลของลำดับค่า $\{x_n\}$ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$C(r) = \lim_{N_c \rightarrow \infty} \frac{2}{N_c} \sum_{i=0}^{N_c-1} \sum_{j=i+1}^{N_c-1} \theta(r - \|x_i - x_j\|) \quad (2)$$

เมื่อ $N_c = N_e(N_e - 1)$ และพังก์ชันเอวีไซด์ (Heaviside function) มีนิยามว่า $\theta(n) = 1$ ถ้า $n \geq 0$ และ $\theta(n) = 0$ ถ้า $n < 0$ จาก [2] แสดงให้เห็นว่า คอร์เลชันอินทิกรัล $C(r)$ นั้นมีพฤติกรรมที่เป็นไปตามกฎแห่งการยกกำลัง (power law) โดยมีค่ายกกำลัง ν ที่ค่าระยะห่าง r น้อยๆ นั่นคือ

$$C(r) \propto r^\nu \quad (3)$$

ค่ายกกำลัง ν ดังกล่าวคือค่าคอร์เลชันไดเมนชัน (D_2) ซึ่งสามารถคำนวณได้มาจากการ

$$\nu = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log(C(r))}{\log(r)} \quad (4)$$

จากการนวนการทางการคำนวณเพื่อหาค่าคอร์เลชันไดเมนชันดังกล่าวจะเห็นว่าทุกคู่เวกเตอร์ฟังค์ค่าทั้งหมดจะถูกนำมาใช้ในการคำนวณหาค่าระยะห่างระหว่างกัน ดังนั้นค่าความซับซ้อนของการคำนวณสำหรับกระบวนการนี้นั้นเป็นลำดับของค่ายกกำลังสองของความยาวทั้งหมด N ของลำดับค่า $\{x\}$ นั่นคือ $O(N^2)$ เมื่อ N มีค่าสูงมากๆ

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิด

ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่ใช้ในการศึกษาวิจัยในโครงการนี้เป็นข้อมูลที่ถูกบันทึกเก็บไว้จากการศึกษาของ Professor Mark S. Scher แห่ง Case Western Reserve University, Cleveland, Ohio, U.S.A. โดยข้อมูลชุดนี้มีรายละเอียดของการศึกษาและเก็บบันทึกดังต่อไปนี้ ข้อมูลทางคลินิกของตัวอย่างที่สมบูรณ์จำนวน 50 ตัวอย่าง แบ่งออกเป็นเด็กการแรกเกิดเพศชายจำนวน 22 คน และเด็กการแรกเกิดเพศหญิงจำนวน 28 คน ซึ่งตัวอย่างมีอายุ PMA (postmenstrual age) ระหว่าง 28 สัปดาห์ และ 42 สัปดาห์ โดยมีอายุเฉลี่ย 34.12 สัปดาห์ และค่าเบี่ยงเบน 5.96 สัปดาห์ ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองและสัญญาณอื่นๆ ขณะนอนหลับ (polysomnography) ถูกศึกษาและบันทึกในสภาวะและสภาพแวดล้อมที่มีแสง เสียง ความชื้นถูกความคุณ เด็กการแรกเกิดทั้งหมดถูกศึกษาในขณะที่นอนหลับในท่านอนคว่ำหรือนอนตะแคงซึ่งเป็นท่าปกติในการนอนของตัวอย่าง การศึกษาและบันทึกอย่างต่อเนื่องเริ่มต้นหลังจากการเปลี่ยนผ้าอ้อมและให้อาหารที่เวลาประมาณ 21:00 น. และสิ้นสุดที่เวลาประมาณ 9:00 น. ในเช้านันต์มา สัญญาณคลื่นสมองถูกบันทึกและแปลงเป็นค่าดิจิตอลโดยใช้ Hewlett Packard workstation (Palo Alto, CA, USA) โดยที่ 3 ชั่วโมงแรกถูกบันทึกบนกระดาษด้วยเครื่องบันทึกสัญญาณคลื่นสมอง (Nihon Kohden, Model 4221, Sunnyvale, CA, USA) ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับถูกบันทึกโดยใช้ 12-bit A/D converter และอัตราการสุ่มค่า (sampling rate) 64 Hz ก่อนที่ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองจะถูกจัดเก็บจะผ่านการกรองความถี่ต่ำที่มีค่าความถี่ตัดผ่าน 35 Hz และการกรองความถี่สูงที่มีค่าคงที่เวลา 0.30 วินาที ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองถูกบันทึกโดยใช้ระบบมาตรฐานนานาชาติ 10-20 EEG lead system เป็นจำนวน 14 ช่องสัญญาณแบบ bipolar ซึ่งประกอบด้วย Fp1-T3, T3-O1, Fp2-T4, T4-O2, Fp1-C3, C3-O1, Fp2-C4, C4-O2, T3-C3, C3-C7, Cz-C4, C4-T4, Fz-Cz และ Cz-Pz

ตัวอย่างของเด็กการแรกเกิดที่ใช้ในการศึกษานี้แบ่งออกเป็น 2 กลุ่มหลัก คือ กลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (preterm, PT) และกลุ่มการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (full-term, FT) โดย 2 กลุ่มหลักดังกล่าวถูกแบ่งออกตามอายุ gestational age ของตัวอย่าง จากจำนวนตัวอย่างทั้งหมด 50 คนแบ่งเป็นตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดเป็นจำนวน 28 คน และตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดเป็นจำนวน 22 คน นอกจากนี้แล้วข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดยังถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มย่อยสอดคล้องกับอายุ PMA ของตัวอย่างในขณะทำการศึกษาและบันทึกข้อมูล ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่ถูกศึกษาและบันทึกเมื่ออายุ PMA ยังคงน้อยกว่า 37 สัปดาห์ PMA และข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่ถูกศึกษาและบันทึกเมื่อช่วงอายุ PMA มากกว่า 37 สัปดาห์ PMA ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดจะถูกศึกษาและบันทึกอย่างน้อย 2 ครั้ง

ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองเมื่อยังทั้งหมดเป็นจำนวน 86 ชุด ซึ่งมีอายุ PMA อยู่ระหว่าง 28 สัปดาห์และ 43 สัปดาห์ โดยอายุเฉลี่ย 36.44 สัปดาห์ และค่าเบี่ยงเบน 4.62 สัปดาห์ ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองที่ศึกษาและบันทึกเมื่ออายุ PMA มากกว่า 37 สัปดาห์ได้รับการระบุภาวะการนอนหลับจากข้อมูลทุกๆ หนึ่งนาที โดยสภาวะการนอนหลับแบ่งออกเป็น 6 สภาวะ คือ 2 สภาวะสำหรับ active sleep (AS), 2 สภาวะสำหรับ quiet sleep (QS), สภาวะไม่แน่ชัด (indeterminate state) และสภาวะตื่น (waking state)

3.2 การพัฒนาและปรับปรุงการวิเคราะห์โดยใช้คอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชัน

ถึงแม้วิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันจะเป็นเครื่องมือทางการคำนวณที่นิยมถูกนำไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองอย่างมาก แต่การวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลนั้นมีข้อเสียอยู่ เช่นเดียวกัน ปัจจัยหนึ่งที่ทำให้เป็นปัญหาหลักปัญหาหนึ่งสำหรับการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล คือความซับซ้อนของการคำนวณ สำหรับการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าความซับซ้อนของกระบวนการคำนวณสำหรับกระบวนการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันนั้นเป็นค่ายกกำลังสองของความยาวทั้งหมดของสัญญาณคลื่นสมองที่ใช้ในการวิเคราะห์ ดังนั้นเพื่อที่ทำให้กระบวนการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันรวดเร็วขึ้น เทคนิคของการเลื่อนหน้าต่าง (sliding window) ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในกระบวนการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัล ในกระบวนการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัลดังแสดงในสมการ (2) จะเห็นว่าทุกคู่เวกเตอร์ฟังค์กั้งหมัดจะถูกนำมาราใช้ในการคำนวณหากำรระยะห่าง การประยุกต์ใช้เทคนิคของการเลื่อนหน้าต่างนี้จะทำให้การคำนวณหากำรระยะห่างระหว่างเวกเตอร์ฟังค์ก้าเหลือเพียงแค่ทุกคู่เวกเตอร์ฟังค์ก้าภายในกรอบของหน้าต่างๆ ที่ถูกเลื่อนมาแล้ว ส่วนกระบวนการในการสร้างกลับแยกแทรกเตอร์และเวกเตอร์ฟังค์ก้านยังคงใช้กระบวนการทางการคำนวณเดียวกันดังที่แสดงในสมการ (1)

กำหนดให้ความกว้างของหน้าต่างเป็น ρ จุด ถ้าในปัจจุบันหน้างานถูกเลื่อนมาอยู่ที่ตำแหน่ง i จะทำให้เวกเตอร์ฟังค์ก้าที่อยู่ภายใต้กรอบหน้าต่างปัจจุบันนี้ประกอบด้วย $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i+1}, \dots, \mathbf{x}_{i+\rho-1}$ ซึ่งการคำนวณหากำรระยะห่างจะกระทำการเพียงแค่ทุกส่วนผสมของเวกเตอร์ฟังค์ก้านในกรอบหน้าต่างปัจจุบันนี้ ดังนั้นจากการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัลที่แสดงในสมการ (2) นั้น จะทำให้กระบวนการคำนวณค่าคอร์เลชันอินทิกรัลแบบง่ายๆ $C_\rho(r)$ ได้ว่า

$$C_\rho(r) = \frac{2}{\rho(N_e - \rho - 1)} \sum_{i=0}^{N_e - \rho - 1} \sum_{j=i+1}^{i+\rho} \theta(r - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|) \quad (5)$$

คอร์เลชันอินทิกรัลแบบง่ายๆ $C_\rho(r)$ เป็นการประมาณค่าของคอร์เลชันอินทิกรัลที่ดึงดูดมีพฤติกรรมที่เป็นไปตามกฎแห่งการยกกำลัง เช่นเดียวกันกับคอร์เลชันอินทิกรัล นั่นคือ

$$C_\rho(r) \propto r^{\nu_\rho} \quad (6)$$

และค่ายกกำลัง ν_ρ ซึ่งเป็นค่าประมาณของค่าคอร์เลชันไดเมนชัน ในที่นี้จะเรียกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติ (dimensional exponent) ค่าความซับซ้อนเชิงมิติสามารถคำนวณได้จากวิธีการเดียวกันกับการคำนวณหากำรระยะห่างของค่าคอร์เลชันอินทิกรัลแบบง่ายๆ ซึ่งจะส่งผลให้ระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณและประมาณผลลัพธ์เป็นไปได้อย่างรวดเร็วขึ้นอย่างมากด้วยเช่นเดียวกัน

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทางแรกเกิด

สัญญาณคลื่นสมองที่ได้จากช่องสัญญาณ Fp1-C3 ถูกนำมาใช้ในการศึกษาวิจัย โดยที่กำหนดให้ค่ามิติฟังค์ก้าและค่าหน่วงเวลาที่ใช้ในการคำนวณ $m = 14$ และ $\tau = 2$ และค่าความกว้างหน้าต่าง $\rho = 800$ สำหรับการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบง่ายๆ ดังที่แสดงในสมการ (5) ทั้งนี้ค่ามิติฟังค์ก้าและค่าหน่วงเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบง่ายๆ เป็นค่าพารามิเตอร์ชุดเดียวกันกับที่ใช้ในการศึกษาวิจัย และรายงานผลการศึกษาวิจัยดังกล่าวใน Suparerk et al. 2008(a) และ Suparerk et al. 2008(b) ในการศึกษาวิจัยนี้

คุณลักษณะของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดจะถูกศึกษาใน 3 ปัจจัยหลัก คือ 1. อายุนับตั้งแต่วันปฏิสนธิของเด็กทารก (postmenstrual age) 2. กลุ่มของตัวอย่าง (subject group) และ 3. สภาวะการนอนหลับ (sleep state)

บทที่ 4

ผลการวิจัย

4.1 การทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการคำนวนค่าเรซันอินทิกรัลแบบกราชัน

กระบวนการคำนวนค่าเรซันอินทิกรัลแบบกราชันถูกนำไปทดสอบเพื่อเปรียบเทียบกับกระบวนการคำนวนค่าเรซันอินทิกรัล โดยใช้ระบบไไดนามิกส์แบบไม่เป็นเชิงเส้นที่เป็นที่นิยมใช้ 2 ระบบ คือ ระบบ Lorenz และระบบ Hénon ซึ่งระบบ Lorenz เป็นระบบที่มีตัวแปรสภาวะ (state variable) มีค่าต่อเนื่องและมีตัวแปรสภาวะจำนวน 3 ตัว 而非 ในขณะที่ระบบ Hénon เป็นระบบที่มีตัวแปรสภาวะมีค่าไม่ต่อเนื่องและมีตัวแปรสภาวะจำนวน 2 ตัว而非

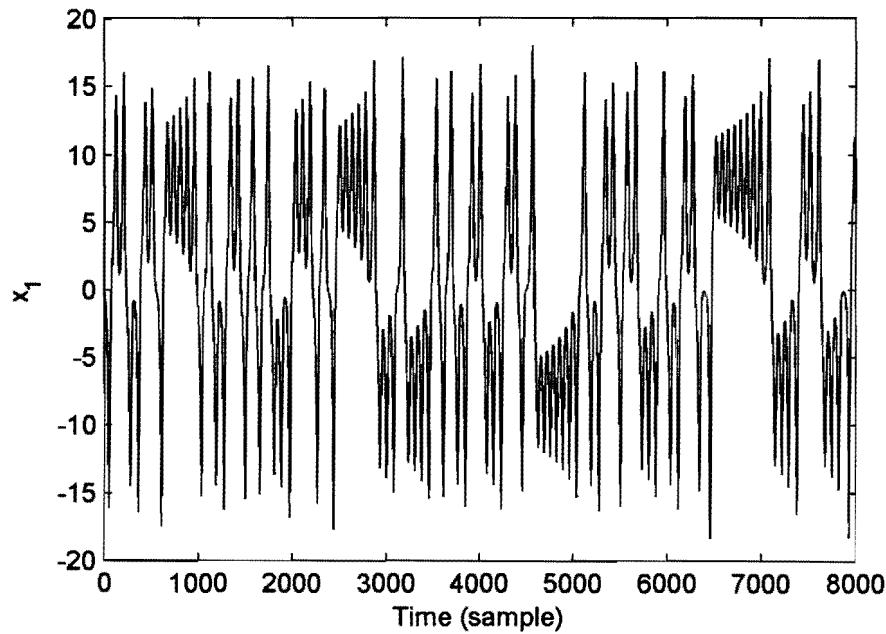
ระบบ Lorenz มีสมการระบบดังนี้

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= 10(x_2 - x_1) \\ \dot{x}_2 &= x_1(28 - x_3) - x_2 \\ \dot{x}_3 &= x_1x_2 - \frac{8}{3}x_3\end{aligned}$$

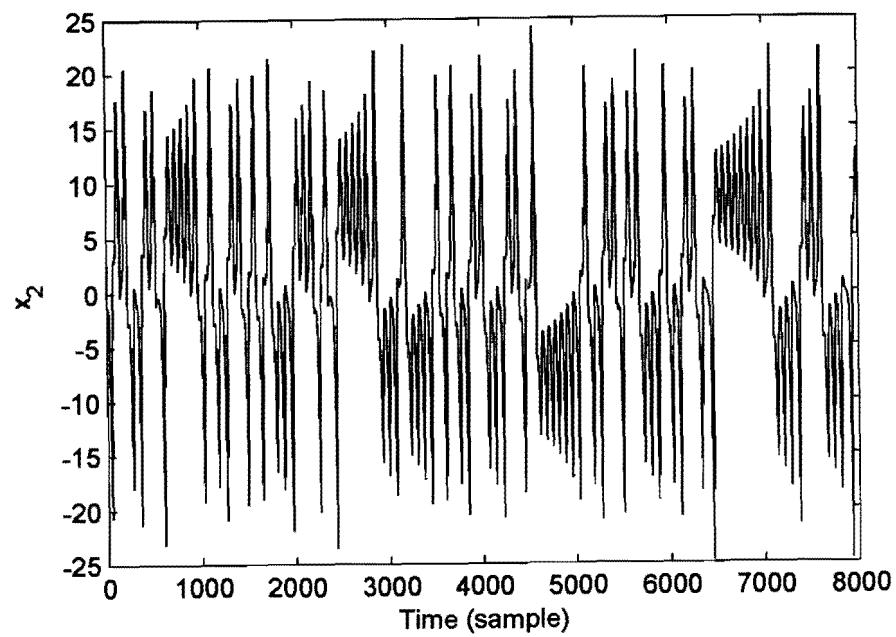
และระบบ Hénon มีสมการระบบดังนี้

$$\begin{aligned}x_1[n+1] &= 1.4 - x_1^2[n] + 0.3x_2[n] \\ x_2[n+1] &= x_1[n]\end{aligned}$$

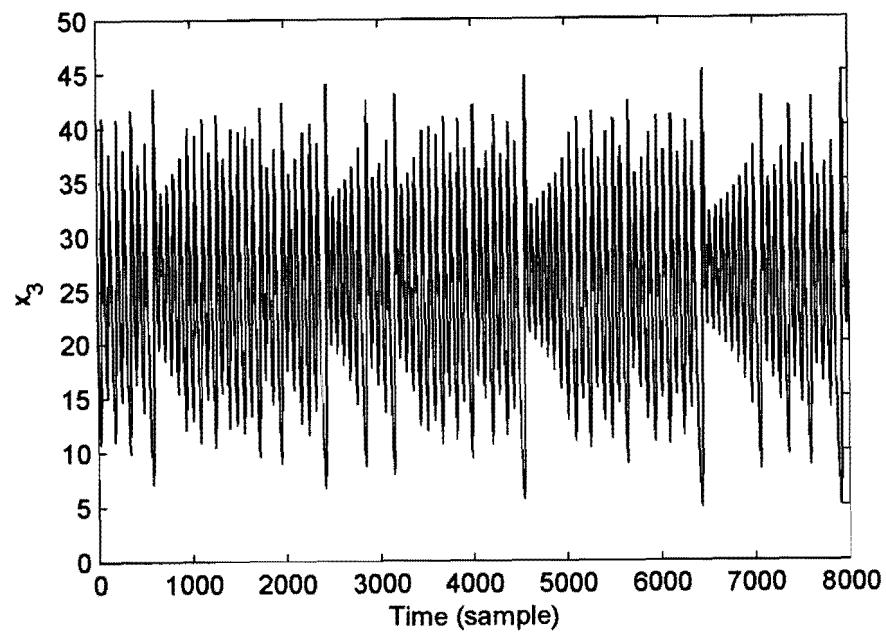
จากการจำลองระบบ Lorenz โดยกำหนดให้ค่าสภาวะเริ่มต้นเป็น $x_1 = 0$, $x_2 = 1$ และ $x_3 = 1$ จะได้ค่าตัวแปรสภาวะทั้งสามของระบบ Lorenz ดังแสดงในรูปที่ 4.1, 4.2 และ 4.3 ตามลำดับ นอกจากนี้แล้วตัวแปรสภาวะทั้งสามของระบบ Lorenz ถูกพิสูจน์ในกราฟ 3 มิติในลักษณะของ state space ดังแสดงในรูปที่ 4.4



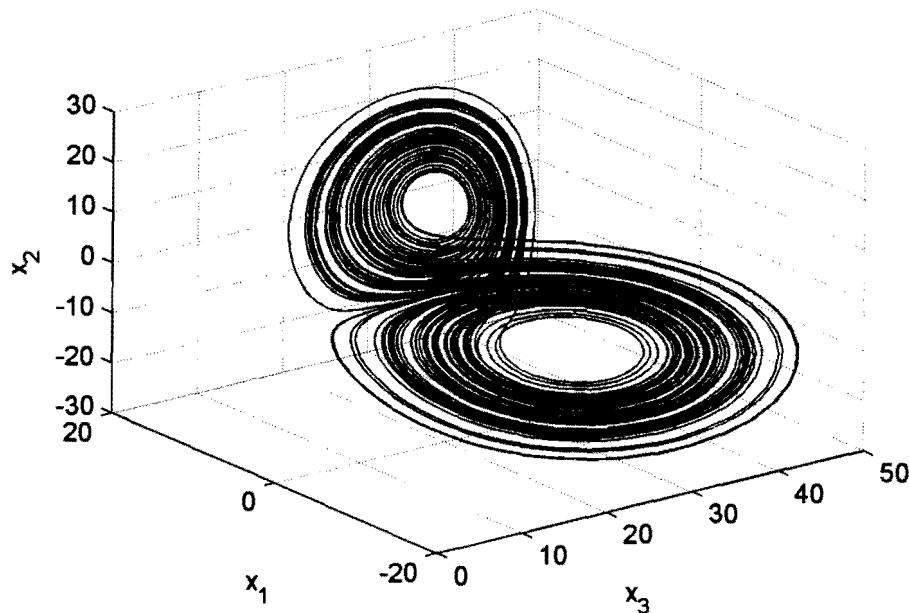
รูปที่ 4.1 ค่า solution ของตัวแปรสภาวะ x_1 สำหรับระบบ Lorenz



รูปที่ 4.2 ค่า solution ของตัวแปรสภาวะ x_2 สำหรับระบบ Lorenz

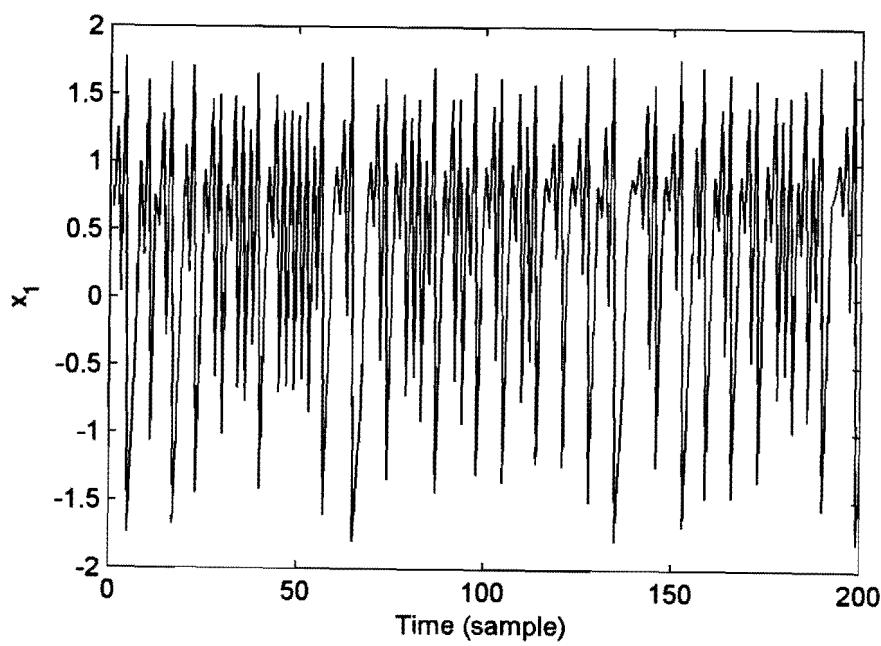


รูปที่ 4.3 ค่า solution ของตัวแปรสภาวะ x_3 สำหรับระบบ Lorenz

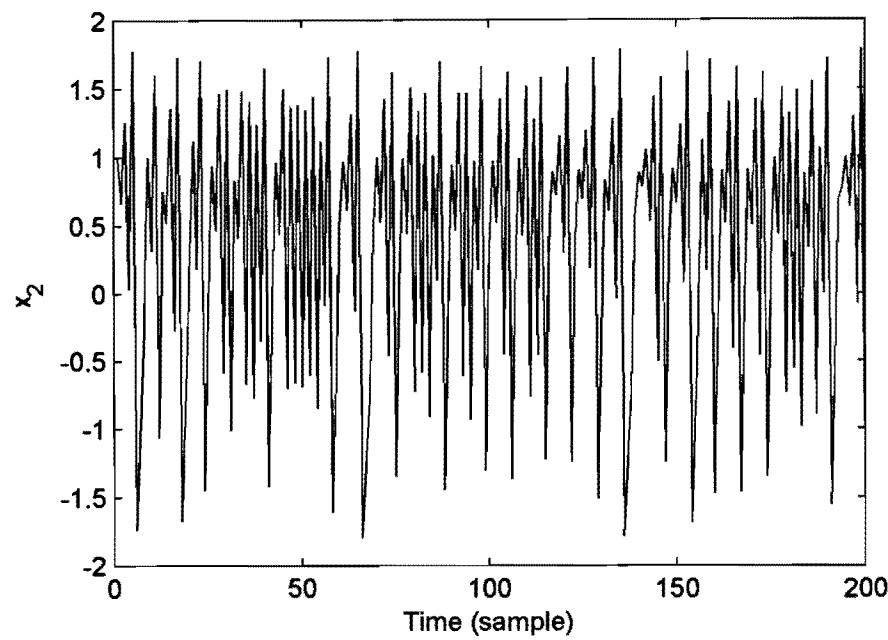


รูปที่ 4.4 เส้นทางการเคลื่อนที่ใน state space ของระบบ Lorenz

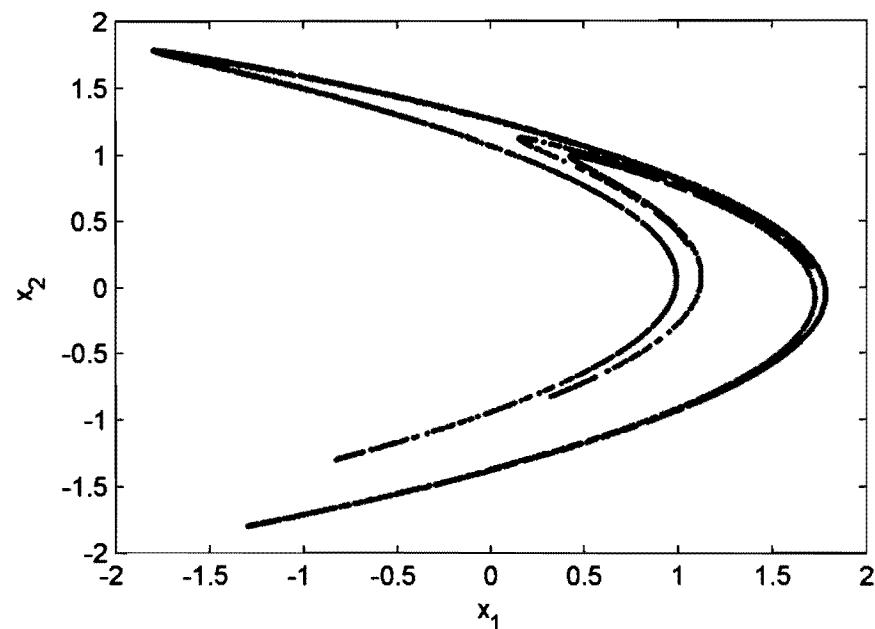
จากการจำลองระบบ Hénon โดยกำหนดให้ตัวแปรสภาวะเริ่มต้นเป็น $x_1 = 1$ และ $x_2 = 0$ จะได้ค่าตัวแปรสภาวะทั้งสองของระบบ Hénon ดังแสดงในรูปที่ 4.9 และ 4.10 ตามลำดับ นอกจากนี้แล้วตัวแปรสภาวะทั้งสองของระบบ Hénon ถูกพล็อตในลักษณะของ state space ดังแสดงในรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.5 ค่า solution ของตัวแปรสภาวะ x_1 สำหรับระบบ Hénon



รูปที่ 4.6 ค่า solution ของตัวแปรสภาวะ x_2 สำหรับระบบ Hénon

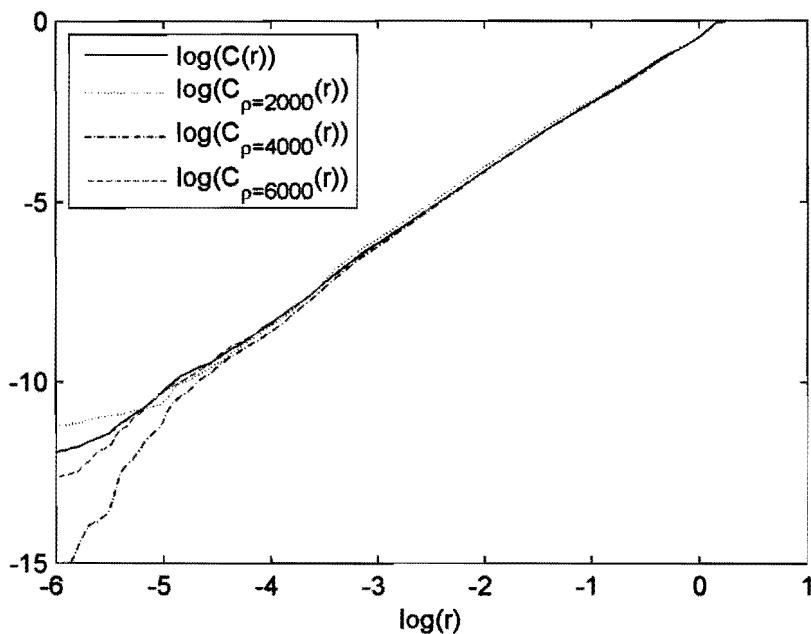


รูปที่ 4.7 เส้นทางการเคลื่อนที่ใน state space ของระบบ Hénon

ในการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการคำนวณครีเลชันอินกิรัลแบบกรวย ค่าสภาวะของตัวแปรสภาวะแรก นั่นคือ x_1 ของห้องสองระบบ คือ Lorenz และ Hénon ที่ถูกแสดงอยู่ในรูปที่ 4.1 และ 4.5 ตามลำดับ ถูกนำมาใช้ในการทดลองเชิงค่านวน ซึ่งจำนวนค่าสุ่มของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Lorenz ที่นำมาใช้ในการทดลองนั้นมีจำนวน 8000 จุด ในขณะที่จำนวนค่าสุ่มของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Hénon ที่นำมาใช้ในการทดลองนั้นมีจำนวน 4000 จุด นอกจากค่าสภาวะของตัวแปรสภาวะ x_1 ที่แสดงเป็นตัวอย่างในรูปที่ 4.1 และ 4.5 แล้ว

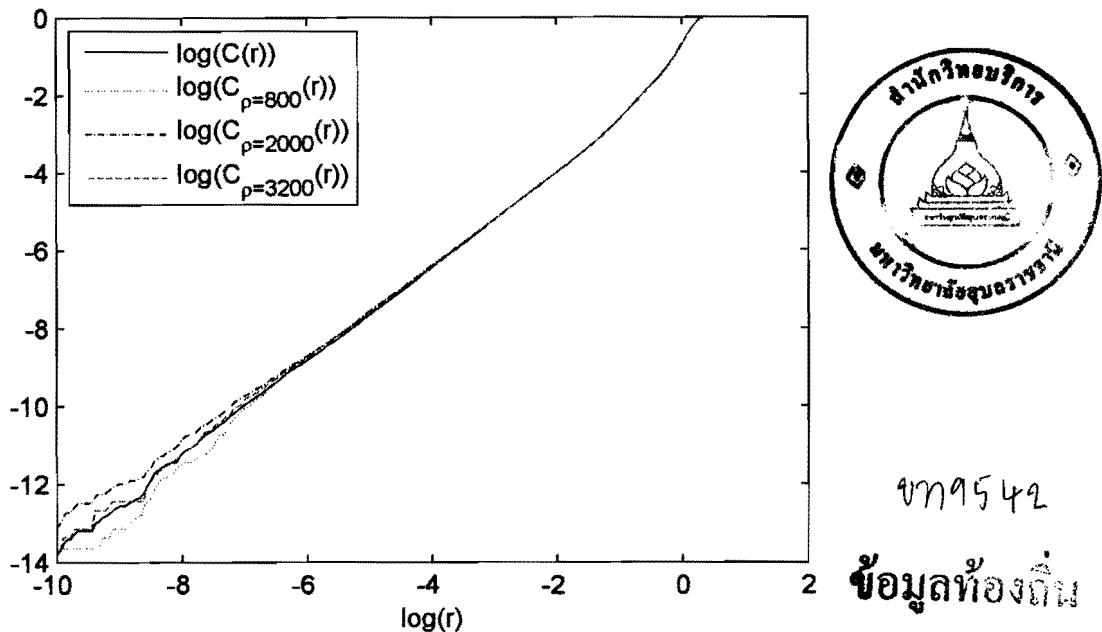
ค่าสภาวะของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบห้ามจะถูกจำลองขึ้นโดยใช้ค่าสภาวะเริ่มต้นที่แตกต่างกันออกไปอีกด้วยรวมแล้วค่าคอร์เลชันไดเมนชันและค่าความซับซ้อนเชิงมิติจะถูกคำนวณเป็นจำนวน 50 ครั้งของการจำลองระบบห้ามด 50 ครั้ง

สำหรับระบบ Lorenz ค่าพารามิเตอร์ทั้งสองซึ่งประกอบด้วย ค่ามิติฟังค์ค่าและค่าหน่วงเวลา ที่ใช้ในกระบวนการคำนวณคอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ คือ $m = 8$ และ $\tau = 11$ นอกจากนี้แล้วค่าความกว้างหน้าต่างสำหรับกระบวนการคำนวณคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บที่ใช้ในการทดลองจะแบ่งเป็น 5 ค่า คือ $\rho = 2000$, $\rho = 3000$, $\rho = 4000$, $\rho = 5000$, และ $\rho = 6000$ รูปที่ 4.8 เปรียบเทียบคอร์เลชันอินทิกรัล $C(r)$ และคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ $C_\rho(r)$ ที่ใช้ค่าความกว้างหน้าต่าง ρ ที่ค่าต่างๆ ของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Lorenz ที่แสดงในรูปที่ 4.1 จากรูปที่ 4.8 จะเห็นว่าคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บที่ใช้ค่าความกว้างหน้าต่าง ρ ขนาดต่างๆ นั้นใกล้เคียงกับคอร์เลชันอินทิกรัลอย่างยิ่ง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงที่เป็นเส้นตรงซึ่งคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บข้อนับกับคอร์เลชันอินทิกรัล ในขณะที่คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บแตกต่างจากคอร์เลชันอินทิกรัลเพียงเล็กน้อยในบริเวณช่วงต้นๆ ของคอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ



รูปที่ 4.8 คอร์เลชันอินทิกรัล $C(r)$ และคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ $C_\rho(r)$ ของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Lorenz

สำหรับระบบ Henon ค่าพารามิเตอร์ทั้งสองซึ่งประกอบด้วย ค่ามิติฟังค์ค่าและค่าหน่วงเวลา ที่ใช้ในกระบวนการคำนวณคอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ คือ $m = 6$ และ $\tau = 1$ นอกจากนี้แล้วค่าความกว้างหน้าต่างสำหรับกระบวนการคำนวณคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บที่ใช้ในการทดลองจะแบ่งเป็น 5 ค่า คือ $\rho = 800$, $\rho = 1400$, $\rho = 2000$, $\rho = 2600$, และ $\rho = 3200$ รูปที่ 4.9 เปรียบเทียบคอร์เลชันอินทิกรัล $C(r)$ และคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ $C_\rho(r)$ ที่ใช้ค่าความกว้างหน้าต่าง ρ ที่ค่าต่างๆ ของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Henon ที่แสดงในรูปที่ 4.5 เช่นเดียวกับคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Lorenz คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Henon ใกล้เคียงกับคอร์เลชันอินทิกรัลอย่างมาก โดยมีความแตกต่างกันเพียงเล็กน้อยในบริเวณช่วงต้นๆ ของคอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeชั้บ



รูปที่ 4.9 ค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ล $C(r)$ และค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลแบบgradeชั้น $C_\rho(r)$ ของตัวแปรสภาวะ x_1 ของระบบ Hénon

ค่าเฉลี่ยและค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าอิเล็กซันไดเมนชันและค่าความชับช้อนเชิงมิติของระบบ Lorenz จากการจำลองระบบจำนวนทั้งหมด 50 ครั้งถูกสรุปอยู่ในตารางที่ 4.1 นอกจากนี้แล้วระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลและกระบวนการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลแบบgradeชั้นสำหรับระบบ Lorenz ถูกสรุปอยู่ในตารางที่ 4.1 เช่นเดียวกัน ผลการทดลองเชิงค่าความแสลงให้เห็นว่าค่าความชับช้อนเชิงมิติใกล้เคียงกับค่าอิเล็กซันไดเมนชันที่ได้จากการคำนวณอย่างยิ่ง โดยมีค่าความผิดพลาดอยู่ที่ประมาณ 1.53% ในขณะที่ค่าอิเล็กซันไดเมนชันที่แท้จริงของระบบ Lorenz คือ 2.06 ส่วนระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณนั้นมีความแตกต่างกันอย่างมาก ซึ่งระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลแบบgradeชั้นมีค่าน้อยกว่าระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลมาก โดยระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลแบบgradeชั้นนั้นมีค่าสูงสุดที่กระบวนการคำนวณค่าอิเล็กซันอินทิกอร์ลแบบgradeชั้นที่ใช้ค่าความกว้างหน้าต่าง $\rho = 4000$ นั่นคือ ครึ่งหนึ่งของความยาวของตัวแปรสภาวะที่ใช้ในการคำนวณ ตารางที่ 4.2 แสดงค่าเฉลี่ยและค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณของระบบ Hénon จากการจำลองระบบจำนวนทั้งหมด 50 ครั้ง ในท่านองเดียวกันกับผลการทดลองเชิงค่าความนที่ได้ในการทดลองกับระบบ Lorenz ค่าความชับช้อนเชิงมิติมีความใกล้เคียงกับค่าอิเล็กซันไดเมนชันอย่างยิ่ง โดยมีค่าความผิดพลาดเพียงแค่ประมาณ 1.89% ค่าอิเล็กซันไดเมนชันที่แท้จริงของระบบ Hénon คือ 1.25

ตารางที่ 4.1
การทดลองสำหรับระบบ Lorenz

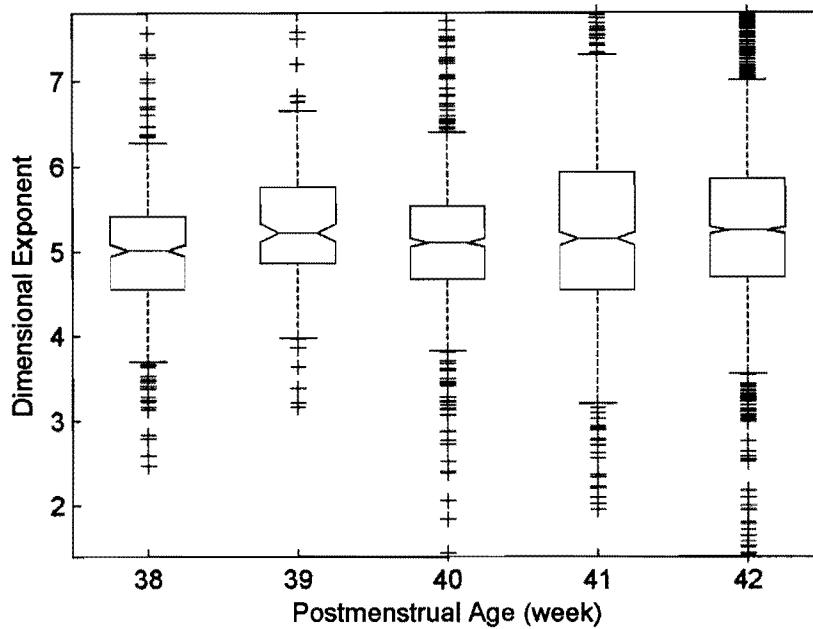
กระบวนการทางการคำนวณ	ค่าความกว้างหน้าต่าง	ค่าเฉลี่ย±ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เลชันไดเมนชันหรือค่าความซับซ้อนเชิงมิติ	ค่าเฉลี่ย±ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาที่ใช้ในการวนการคำนวณ (วินาที)
คอร์เลชันอินทิกรัล	-	2.05 ± 0.03	854.76 ± 13.56
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	2000	1.97 ± 0.07	322.24 ± 4.31
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	3000	2.00 ± 0.06	413.19 ± 5.10
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	4000	2.04 ± 0.03	434.52 ± 5.79
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	5000	2.00 ± 0.05	405.29 ± 4.87
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	6000	2.00 ± 0.05	318.38 ± 3.32
กระชับ			

ตารางที่ 4.2
การทดลองเชิงคำนวณสำหรับระบบ Hénon

กระบวนการทางการคำนวณ	ค่าความกว้างหน้าต่าง	ค่าเฉลี่ย±ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เลชันไดเมนชันหรือค่าความซับซ้อนเชิงมิติ	ค่าเฉลี่ย±ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาที่ใช้ในการวนการคำนวณ (วินาที)
คอร์เลชันอินทิกรัล	-	1.22 ± 0.02	216.75 ± 4.11
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	800	1.21 ± 0.04	69.58 ± 2.03
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	1400	1.21 ± 0.03	98.71 ± 2.37
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	2000	1.22 ± 0.02	107.70 ± 3.67
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	2600	1.24 ± 0.03	97.83 ± 2.59
กระชับ			
คอร์เลชันอินทิกรัลแบบ	3200	1.23 ± 0.03	68.12 ± 2.15
กระชับ			

4.2 ผลการศึกษาในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

เมื่อทำการคำนวณค่าอริเลชันอินทิกรัลแบบบรรหัสโดยใช้ค่าพารามิเตอร์ ดังนี้ $m = 14$ และ $\tau = 2$ และค่าความกว้างหน้าต่าง $\rho = 800$ ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ที่ช่วงอายุ PMA ต่างๆ เป็นดังแสดงในรูปที่ 4.10 โดยที่เส้นขีดสีแดงบ่งเว้นกลุ่มแสดงค่ามัธยฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติ และเครื่องหมายบวก (+) แสดง outlier ของค่าความซับซ้อนเชิงมิติ นอกจากนี้แล้วค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดถูกสรุปอยู่ในตารางที่ 4.3



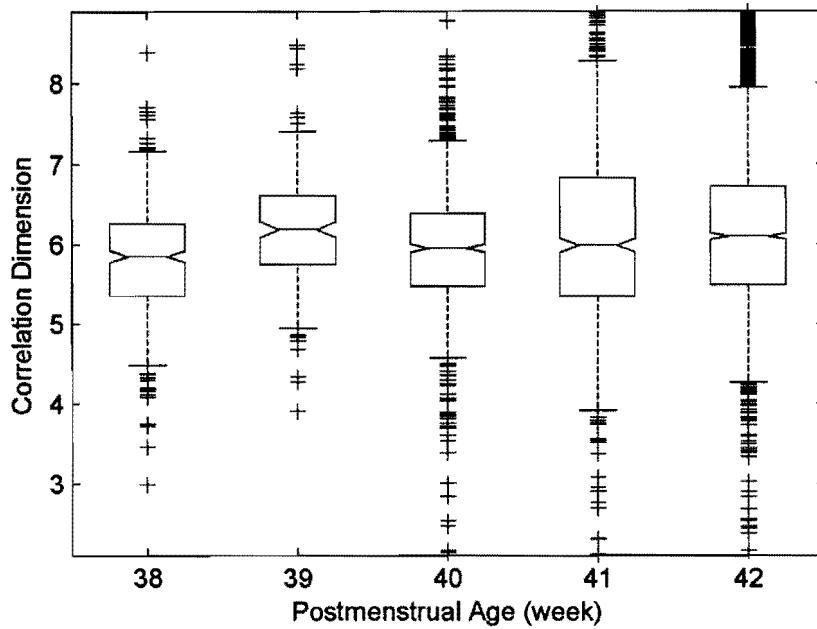
รูปที่ 4.10 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

ตารางที่ 4.3

อายุ PMA	ค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติ
	เชิงมิติ	ความซับซ้อนเชิงมิติ
38	5.0122	0.8303
39	5.3310	0.7843
40	5.1342	0.8612
41	5.2560	1.1193
42	5.4804	1.3266

ค่าอริเลชันไดเมนชันของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ถูกแสดงอยู่ในรูปที่ 4.11 ในขณะที่ตารางที่ 4.4 สรุปค่าอริเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด เมื่อนำค่าค่าอริเลชันไดเมนชันและค่าความซับซ้อนเชิงมิติของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดนั้น จะเห็นว่า ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดมีค่าน้อยกว่า ซึ่งสอดคล้องกับผลที่ได้จากการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างค่าอริเลชันอินทิกรัลและค่าอริเลชันอินทิกรัลแบบ

กระชับ เนื่องจากจำนวนการคำนวณค่าระยะทางระหว่างจุดต่างๆ บนแอ็พแทร็กเตอร์ของกระบวนการคำนวณ อินทิกรัลแบบกระชับนั้นมีจำนวนน้อยกว่ากระบวนการคำนวณอินทิกรัล แต่จะเห็นได้ว่าค่าความชันซ้อนเชิงมิตินี้มี แนวโน้มไปในทิศทางเดียวกันกับค่าคอร์เลชันไดเมนชัน



รูปที่ 4.11 ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตาม กำหนด (FT)

ตารางที่ 4.4

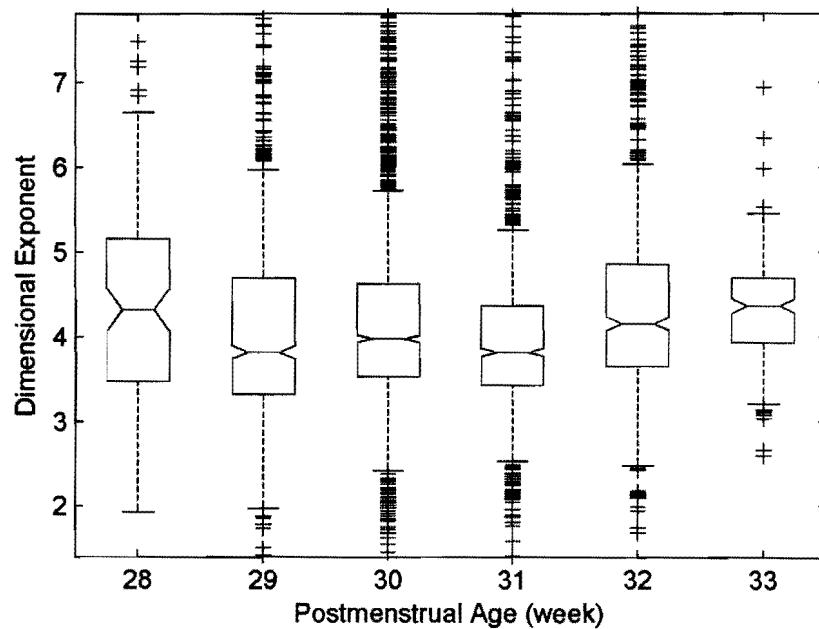
ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เลชันได เมนชัน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่า คอร์เลชันไดเมนชัน
38	5.8146	0.7574
39	6.2063	0.7529
40	5.9109	0.9882
41	6.0642	1.2003
42	6.2628	1.3457

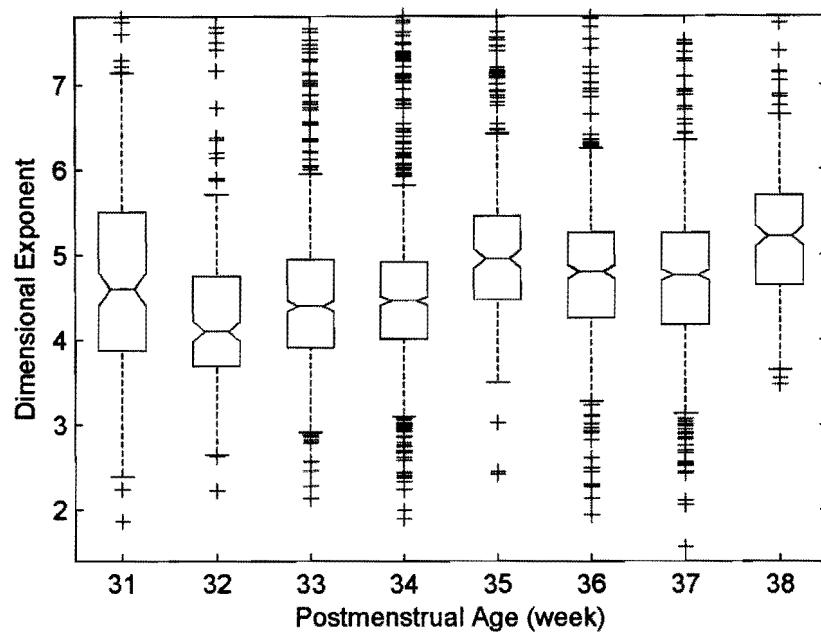
จากการทดลองเชิงค้านวนดังกล่าวจะเห็นว่าค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการ แรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) มีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเล็กน้อยเมื่ออายุPMA ของตัวอย่าง เพิ่มมากขึ้น ซึ่งจากผลดังกล่าวนี้ทำให้อุमานาได้ว่าความชันซ้อนของระบบประสาทของเด็กการแรกเกิดที่คลอดตาม กำหนดจะเพิ่มมากขึ้นเมื่อเด็กการแรกเกิดมีอายุPMA เพิ่มมากขึ้นด้วยเช่นกัน

4.3 ผลการศึกษาในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

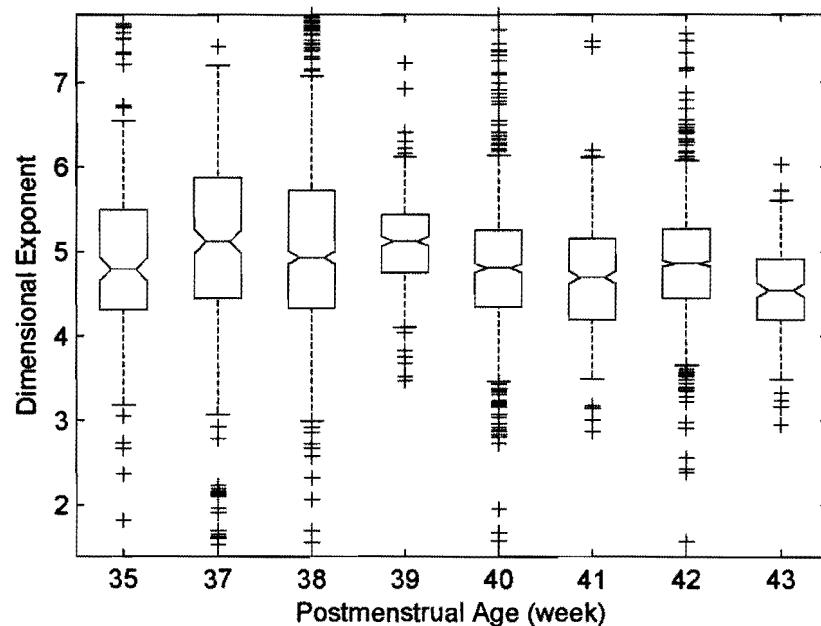
ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง (การศึกษาหลังคลอด) บันทึกข้อมูลครั้งที่สอง และบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม ถูกแสดงในรูปที่ 4.12, 4.13 และ 4.14 ตามลำดับ ตารางที่ 4.5, 4.6 และ 4.7 สรุปค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง บันทึกข้อมูลครั้งที่สอง และบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม



รูปที่ 4.12 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง (หลังคลอด)



รูปที่ 4.13 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สอง



รูปที่ 4.14 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม

ตารางที่ 4.5

ค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
(PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าความชันช้อน เชิงมิติ	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันช้อนเชิงมิติ
28	4.4902	1.4842
29	4.0848	1.1655
30	4.2503	1.2673
31	4.0413	1.1533
32	4.4224	1.3042
33	4.3448	0.6468

ตารางที่ 4.6

ค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
(PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สอง

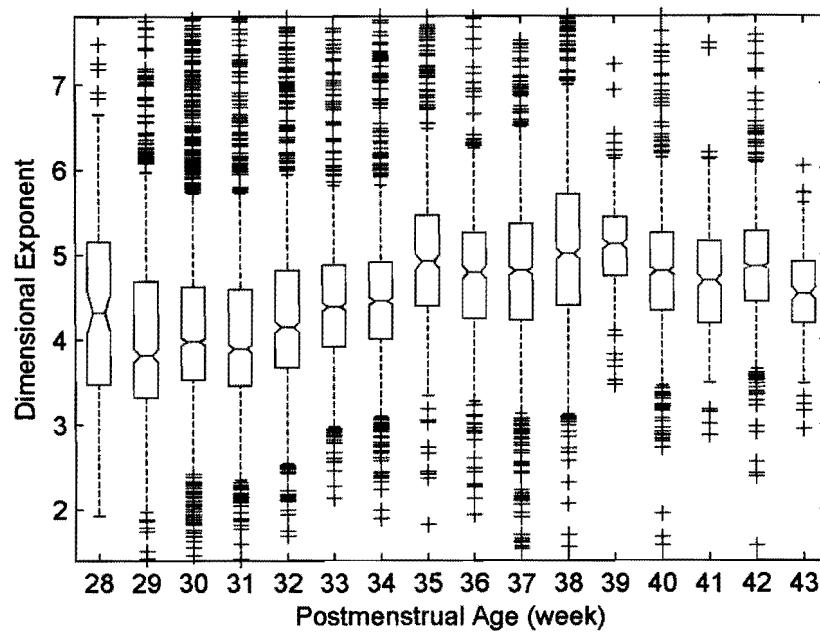
อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าความชันช้อน เชิงมิติ	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันช้อนเชิงมิติ
31	5.0022	1.7964
32	4.5167	1.5200
33	4.6708	1.2986
34	4.5929	1.0800
35	5.1254	1.0554
36	4.8928	1.2269
37	4.7548	0.9841
38	5.2814	0.9590

ตารางที่ 4.7

ค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
(PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าความชันช้อน เชิงมิติ	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันช้อนเชิงมิติ
35	5.1051	1.3465
37	5.1382	1.3536
38	5.2666	1.5354
39	5.10003	0.5062
40	4.8343	0.8462
41	4.7287	0.7022
42	4.8688	0.6677
43	4.5452	0.5239

เมื่อนำค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ที่ช่วงอายุPMA ต่างๆ จากการศึกษาทั้งสามครั้งถูกแสดงในรูปที่ 4.15 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองที่ช่วงอายุPMA ต่างๆ ถูกสรุปอยู่ในตารางที่ 4.8



รูปที่ 4.15 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

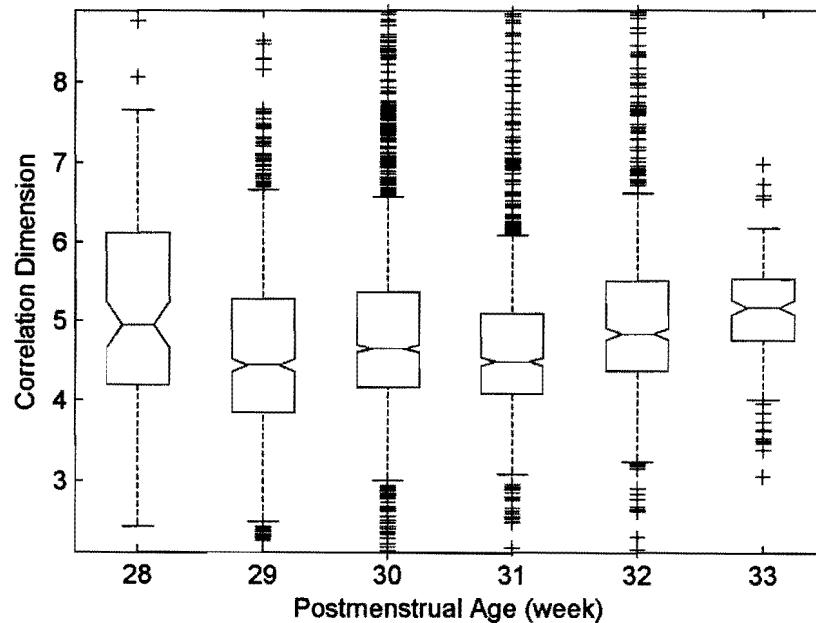
ตารางที่ 4.8

ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

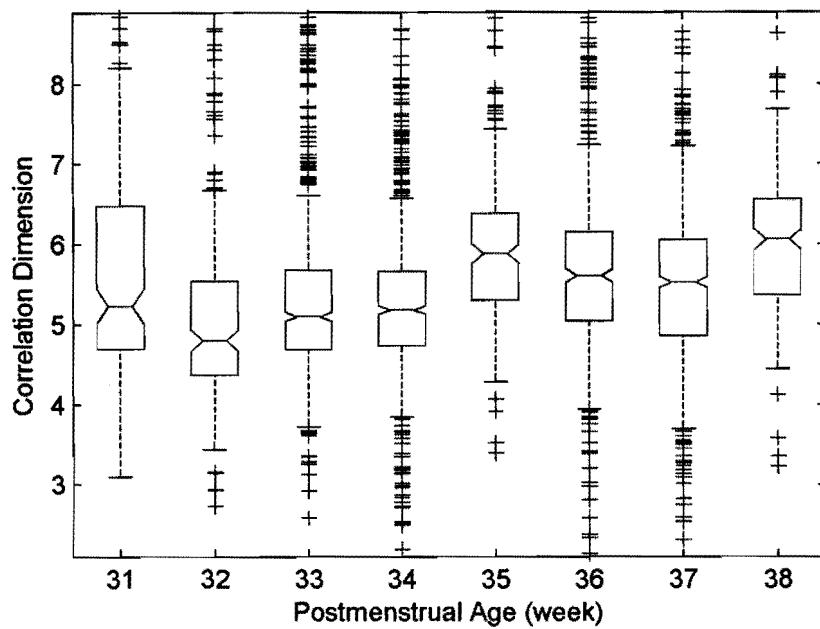
อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อน เชิงมิติ	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติ
28	4.4902	1.4842
29	4.0848	1.1655
30	4.2503	1.2673
31	4.1908	1.3205
32	4.4460	1.3610
33	4.6043	1.2018
34	4.5929	1.0800
35	5.1152	1.2089
36	4.8928	1.2269
37	4.8410	1.0894
38	5.2695	1.4424
39	5.1003	0.5062

40	4.8343	0.8462
41	4.7287	0.7022
42	4.8688	0.6677
43	4.5452	0.5239

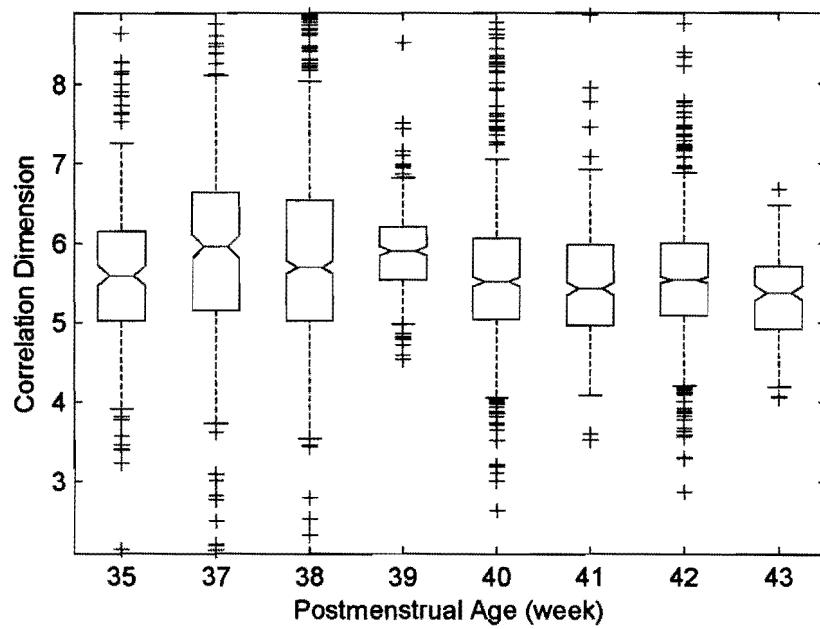
ในงานของเดียวกันค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ถูกคำนวณ รูปที่ 4.16, 4.17 และ 4.18 แสดงค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง บันทึกข้อมูลครั้งที่สอง และบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม ตามลำดับ นอกจากนี้ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง ครั้งที่สอง และครั้งที่สามถูกแสดงในตารางที่ 4.9, 4.10 และ 4.11 ตามลำดับ ค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการศึกษาทั้งสามครั้งที่ช่วงอายุ PMA ต่างๆ ถูกแสดงในรูปที่ 4.19 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดถูกสรุปในตารางที่ 4.12



รูปที่ 4.16 ค่าครอวีเลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง (หลังคลอด)



รูปที่ 4.17 ค่าคอร์เรลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สอง



รูปที่ 4.18 ค่าคอร์เรลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม

ตารางที่ 4.9

ค่าคอร์เรชันไดเมนของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่หนึ่ง

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เรชันไดเมน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เรชันไดเมน
28	5.1504	1.3820
29	4.6483	1.1819
30	4.9000	1.2445
31	4.7371	1.1656
32	5.0921	1.2476
33	5.1115	0.6380

ตารางที่ 4.10

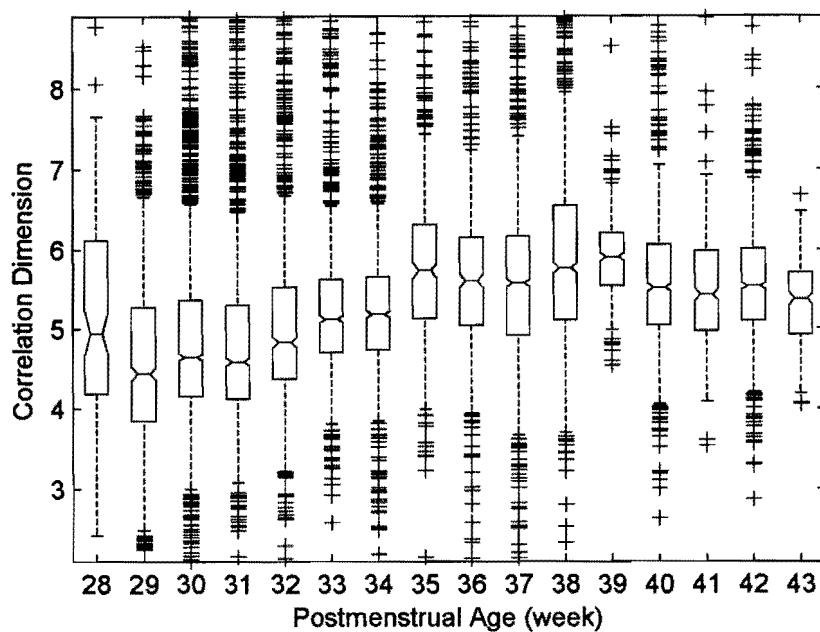
ค่าคอร์เรชันไดเมนของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สอง

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เรชันไดเมน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เรชันไดเมน
31	5.7421	1.3762
32	5.2457	1.6373
33	5.3963	1.5721
34	5.2587	0.5093
35	5.9485	0.9179
36	5.7012	0.7572
37	5.4841	0.7508
38	6.0746	0.5464

ตารางที่ 4.11

ค่าคอร์เรชันไดเมนของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากการบันทึกข้อมูลครั้งที่สาม

อายุPMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เรชันไดเมน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เรชันไดเมน
35	5.7926	1.3762
37	5.8135	1.6373
38	5.9645	1.5721
39	5.8958	0.5093
40	5.5590	0.9179
41	5.5041	0.7572
42	5.5500	0.7508
43	5.3282	0.5464



รูปที่ 4.19 ค่าคอร์เรลشنไಡเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

ตารางที่ 4.12

ค่าคอร์เรลشنไಡเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

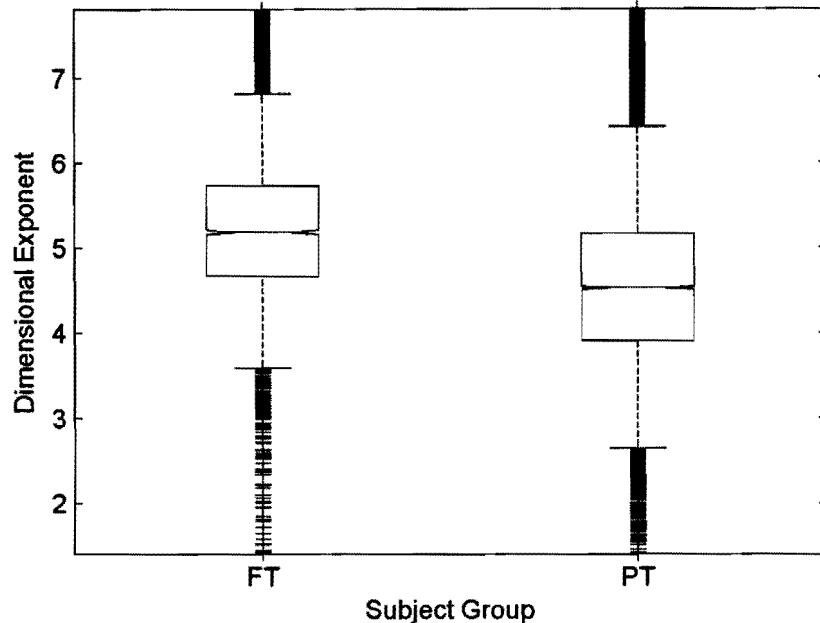
อายุ PMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เรลشنไಡเมนชัน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เรลشنไಡเมนชัน
28	5.1504	1.3820
29	4.6483	1.1819
30	4.9000	1.2445
31	4.8934	1.2982
32	5.1306	1.3114
33	5.3382	1.1509
34	5.2587	1.0490
35	5.8701	1.2396
36	5.7012	1.3731
37	5.5582	1.2229
38	5.9856	1.4833
39	5.8958	0.5093
40	5.5590	0.9179
41	5.5041	0.7572
42	5.5500	0.7508
43	5.3282	0.5464

จากผลการทดลองเชิงค้านวนจะเห็นว่าค่าความชันช้อนเชิงมิติและค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีแนวโน้มเดียวกัน โดยผลการทดลองเชิงค้านวนนี้แสดงให้เห็นว่าค่าความชันช้อนเชิงมิติและค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุPMA ของตัวอย่างเพิ่มมากขึ้น ผลดังกล่าวเน้นถ强调ถึงกับผลที่ได้จากการศึกษาสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) นอกจากนี้ค่าความชันช้อนเชิงมิติและค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นโดยมีอัตราการเพิ่มมากที่สุดเมื่อตัวอย่างมีอายุระหว่าง 29 ถึง 35 สัปดาห์PMA ในขณะที่ค่าความชันช้อนเชิงมิติและค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีการเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยหลังจากช่วงอายุ 36 สัปดาห์PMA ซึ่งคล้ายคลึงกับการเปลี่ยนแปลงของค่าความชันช้อนเชิงมิติและค่าคอร์เลชันไดเมนชันของตัวอย่างในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

4.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความชันช้อนเชิงมิติและปัจจัยต่างๆ

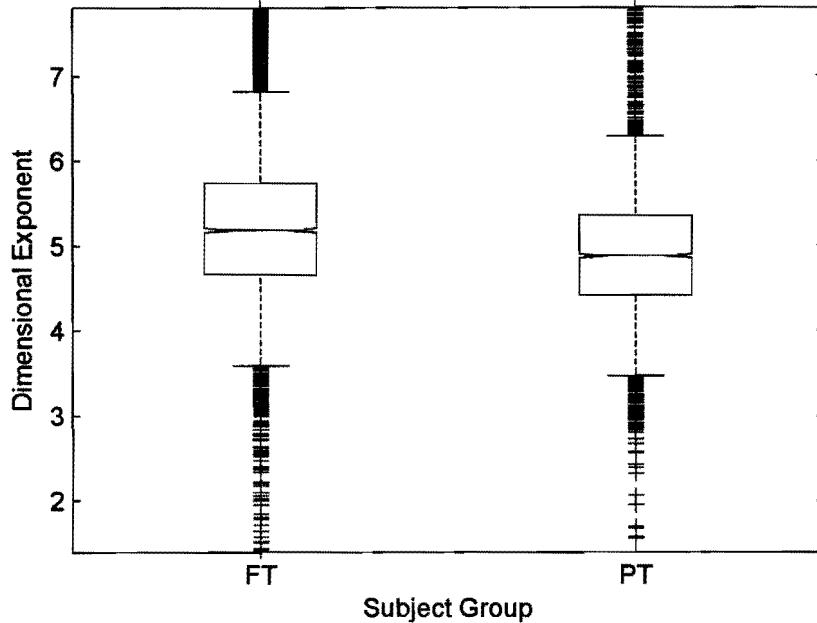
4.4.1 การเปรียบเทียบระหว่างค่าความชันช้อนเชิงมิติระหว่างกลุ่มตัวอย่าง

จากผลการทดลองเชิงค้านวนซึ่งถูกแสดงไว้ในข้างต้น ค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดทั้งในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จะถูกนำมาเปรียบเทียบกัน รูปที่ 4.20 แสดงความแตกต่างระหว่างค่าความชันช้อนเชิงมิติทั้งหมดของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และค่าความชันช้อนเชิงมิติทั้งหมดของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) โดยไม่คำนึงถึงความแตกต่างเรื่องอายุของตัวอย่างในแต่ละกลุ่ม จากรูปที่ 4.20 จะเห็นได้อย่างชัดเจนว่าค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ต่อน้ำหนัจจะสูงกว่าค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) มีค่าเท่ากับ 5.3257 และ 1.1648 ตามลำดับ ในขณะที่ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีค่าเท่ากับ 4.6406 และ 1.1897 ตามลำดับ นอกจากนี้แล้วเมื่อทำการวิเคราะห์ทางสถิติพบว่า ค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) สูงกว่าค่าความชันช้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) อายุที่มีนัยสำคัญ โดยมีค่า $p < 0.0001$



รูปที่ 4.20 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT)

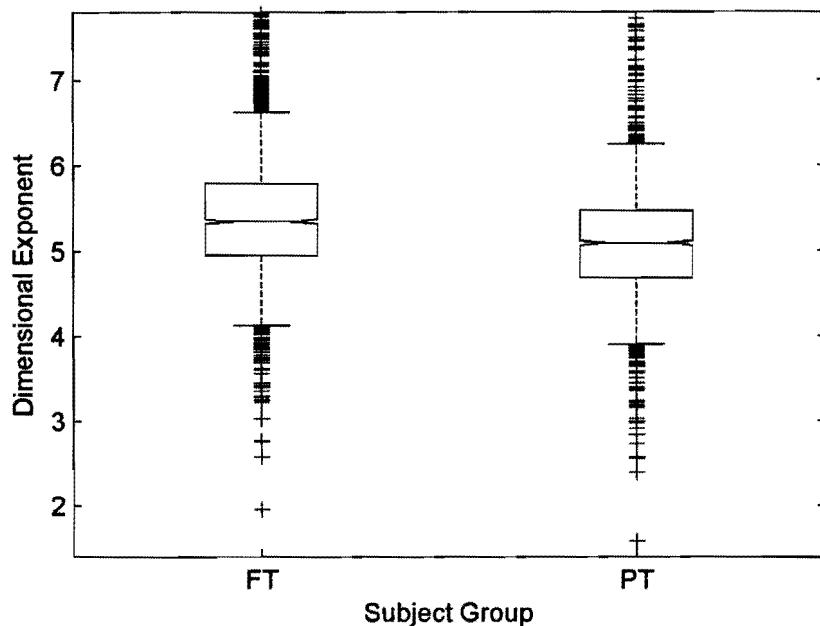
ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) เปรียบเทียบกับค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ PMA เดียวกัน นั่นคือ ระหว่าง 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ถูกแสดงอยู่ในรูปที่ 4.21 จากผลที่แสดงในรูปที่ 4.21 จะเห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (FT) ที่อยู่ในช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA มีค่าสูงขึ้น โดยค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่อยู่ในช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA มีค่าเท่ากับ 4.6406 และ 1.1897 ตามลำดับ แต่ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่อยู่ในช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ยังคงมีแนวโน้มที่จะน้อยกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) นอกจากนี้แล้วจากการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) สูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดในช่วงอายุ PMA เดียวกันอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า $p < 0.0001$



รูปที่ 4.21 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุPMA เดียวกัน

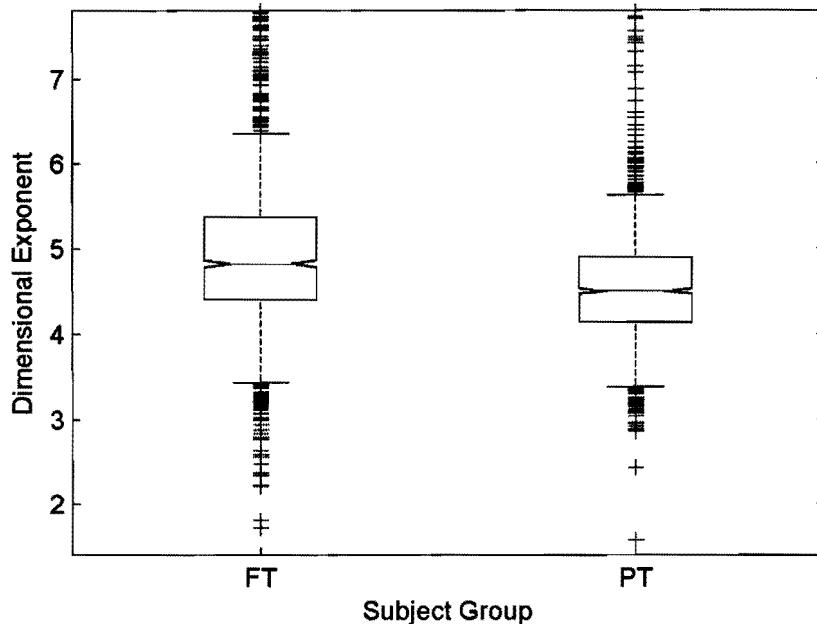
4.4.2 การเปรียบเทียบระหว่างค่าความซับซ้อนเชิงมิติกับสภาวะการนอนหลับ

ปัจจัยสภาวะการนอนหลับของตัวอย่างซึ่งประกอบด้วยสภาวะ active sleep และสภาวะ quiet sleep ถูกนำมาใช้ในการพิจารณาค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิด ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุPMA เดียวกันในสภาวะการนอนหลับ active sleep ถูกแสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 4.22 ในขณะที่ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุPMA เดียวกันในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep ถูกแสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 4.23 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ในสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep คือ 5.4937 และ 0.9885 และ 5.0451 และ 1.1853 ตามลำดับ ในขณะที่ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ 37 และ 43 สัปดาห์ PMA ในสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep คือ 5.0984 และ 0.7169 และ 4.6746 และ 1.0811 ตามลำดับ



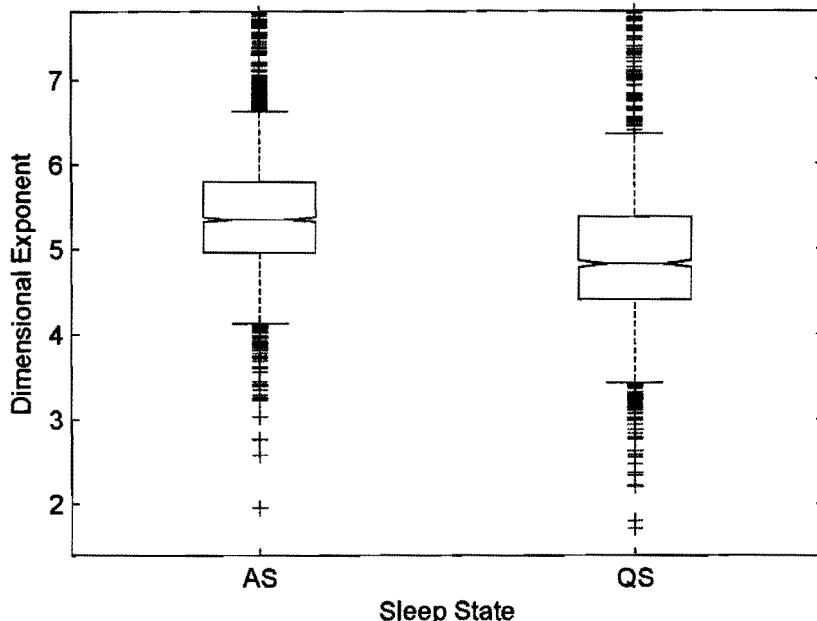
รูปที่ 4.22 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ PMA เดียวกัน ในสภาวะการนอนหลับ active sleep

เมื่อแยกพิจารณาค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ PMA เดียวกันให้สอดคล้องกับสภาวะการนอนหลับ นั่นคือ สภาวะการนอนหลับ active sleep และ สภาวะการนอนหลับ quiet sleep แล้ว จะเห็นว่ายังคงมีแนวโน้มเดียวกันกับผลที่ได้จากการศึกษาเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างสองกลุ่มตัวอย่าง ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) มีแนวโน้มสูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) นอกจากนี้จากการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) สูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุเดียวกันทั้งในสภาวะการนอนหลับ active sleep และสภาวะการนอนหลับ quiet sleep อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า $p < 0.0001$ แต่ความแตกต่างของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุเดียวกันในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep น้อยกว่าความแตกต่างในสภาวะการนอนหลับ active sleep



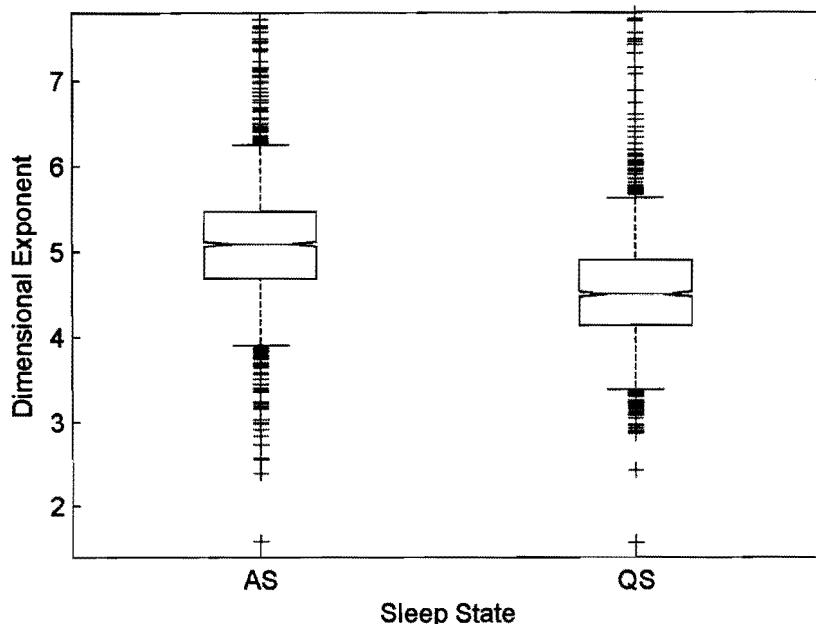
รูปที่ 4.23 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ PMA เดียวกัน ในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep

รูปที่ 4.24 แสดงการเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep ของกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) จากผลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep ของกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep ของกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) โดยค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีค่าเท่ากับ 5.4937 และ 0.9885 ตามลำดับ และค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep มีค่าเท่ากับ 5.0451 และ 1.1853 ตามลำดับ นอกจากนี้แล้วการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีค่าสูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep ของกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (FT) อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า $p < 0.0001$



รูปที่ 4.24 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ระหว่างสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep

สำหรับกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep ถูกแสดงเปรียบเทียบกับค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep ในรูปที่ 4.25 คล้ายคลึงกับผลการศึกษาเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep ในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีแนวโน้มสูงกว่าค่าความซับซ้อนเชิงมิติในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep นอกจากนี้แล้วค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ในสภาวะการนอนหลับ active sleep สูงกว่าค่าซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า $p < 0.0001$



รูปที่ 4.25 การเปรียบเทียบค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดระหว่างกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดที่มีช่วงอายุ 37 ถึง 43 สัปดาห์ PMA ระหว่างสภาวะการนอนหลับ active sleep และ quiet sleep

4.4.3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความซับซ้อนเชิงมิติกับอายุ

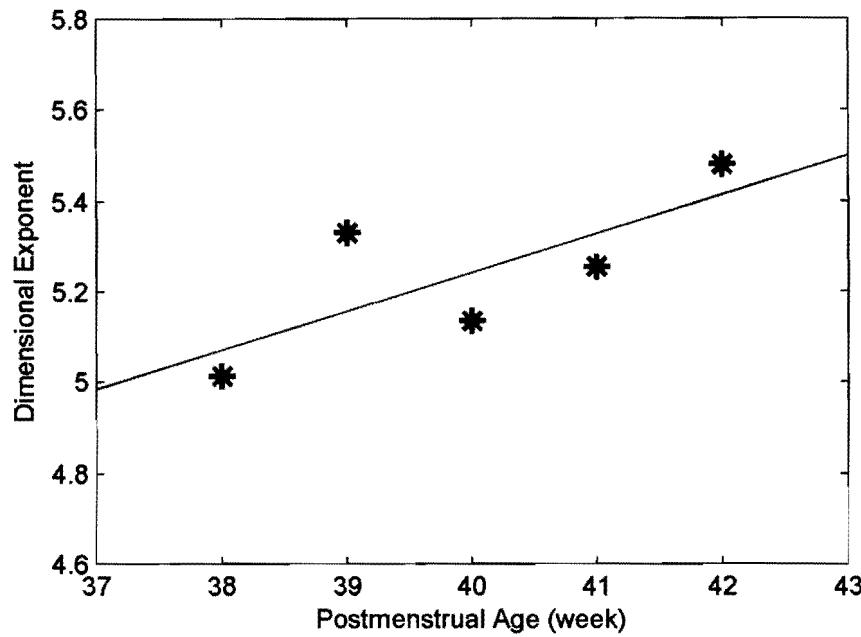
ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดทั้งสองกลุ่มนี้คือ กลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ถูกนำมาพิจารณาเพื่อหาความสัมพันธ์กับอายุของตัวอย่างเมื่อทำการบันทึกสัญญาณคลื่นสมอง ค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่ช่วงอายุ PMA ต่างๆ จะถูกนำมาใช้เป็นตัวแทนทางสถิติของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดที่ช่วงอายุ PMA ต่างๆ เพื่อนำมาคำนวณหาการเปลี่ยนแปลงเชิงเส้นของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดโดยมีอายุเป็นตัวแปรสำคัญค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ถูกแสดงอยู่ในตารางที่ 4.3 จากการสร้างแบบจำลองเชิงเส้นของค่าซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) โดยใช้ค่าเฉลี่ย ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

สามารถเขียนอยู่ในรูปของ

$$D_{FT}(g) = 0.1362g + 5.2428 \quad (8)$$

เมื่อ g คืออายุของตัวอย่าง มีหน่วยเป็นสัปดาห์ PMA และ D_{FT} คือค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) ที่อายุ g สัปดาห์ PMA รูปที่ 4.26 แสดงค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดจากแบบจำลองที่แสดงในสมการ (8) ในเส้นสีน้ำเงิน ในขณะที่ค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) แสดงโดยเครื่องหมาย *** จากแบบจำลองเชิงเส้นของค่าความซับซ้อนของสัญญาณคลื่นสมอง

ของเด็กทารกแรกเกิดที่แสดงในสมการ (8) และให้เห็นแนวโน้มของค่าความชันซ้อนของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุของตัวอย่างมากขึ้น

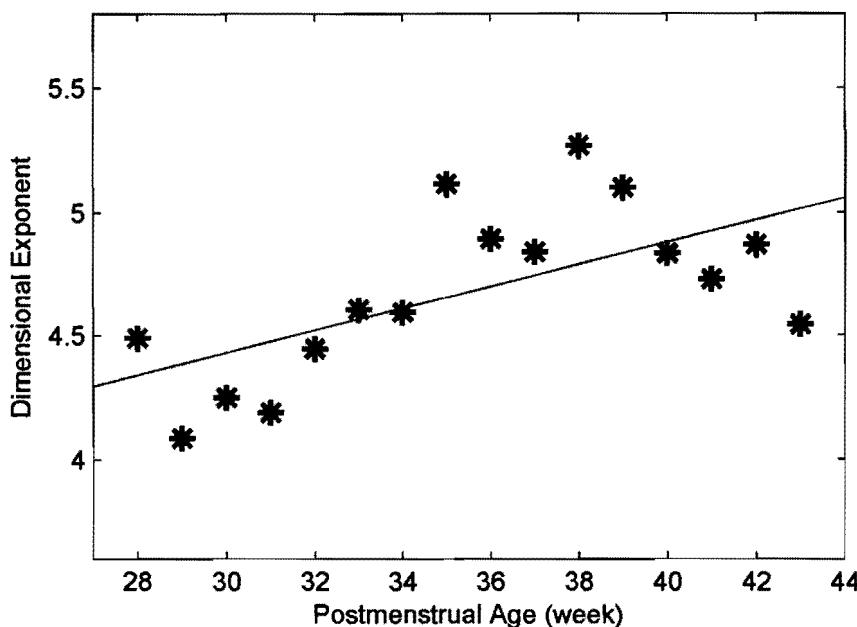


รูปที่ 4.26 ค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) จากแบบจำลองเชิงเส้นแสดงในสมการ (8) ในเส้นสีน้ำเงิน และเครื่องหมาย *** แสดงค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมอง

ค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ถูกแสดงอยู่ในตารางที่ 4.8 เมื่อนำมาคำนวณหาแบบจำลองเชิงเส้นของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จะได้ว่า

$$D_{PT} (g) = 0.2135g + 4.6784 \quad (9)$$

เมื่อ g คืออายุของตัวอย่าง มีหน่วยเป็นสัปดาห์ PMA และ D_{PT} คือค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ที่อายุ g สัปดาห์ PMA ค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากแบบจำลองเชิงเส้นที่แสดงในสมการ (9) ถูกแสดงเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ในรูปที่ 4.27 จากรูปที่ 4.27 แบบจำลองเชิงเส้นของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) แสดงให้เห็นว่าค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุของตัวอย่างสูงขึ้นเช่นเดียวกับแนวโน้มที่เกิดขึ้นในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)

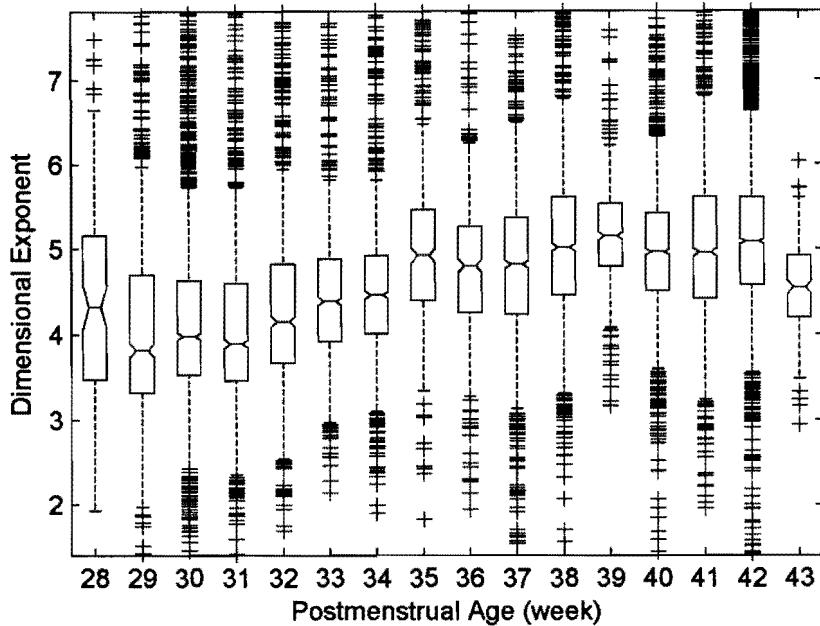


รูปที่ 4.27 ค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) จากแบบจำลองเชิงเส้นแสดงในสมการ (9) ในเส้นสีน้ำเงิน และเครื่องหมาย *** แสดงค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมอง

เมื่อนำค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) มาพิจารณารวมกันทั้งหมด การเปลี่ยนแปลงของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่ช่วงอายุ PMA ต่างๆ เป็นดังแสดงในรูปที่ 4.28 นอกจากนี้ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมดถูกสรุปอยู่ในตารางที่ 4.13 จากค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมด เมื่อนำมาคำนวณหาแบบจำลองเชิงเส้นของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมดจะได้ว่า

$$D_N(g) = 0.2867g + 4.7344 \quad (10)$$

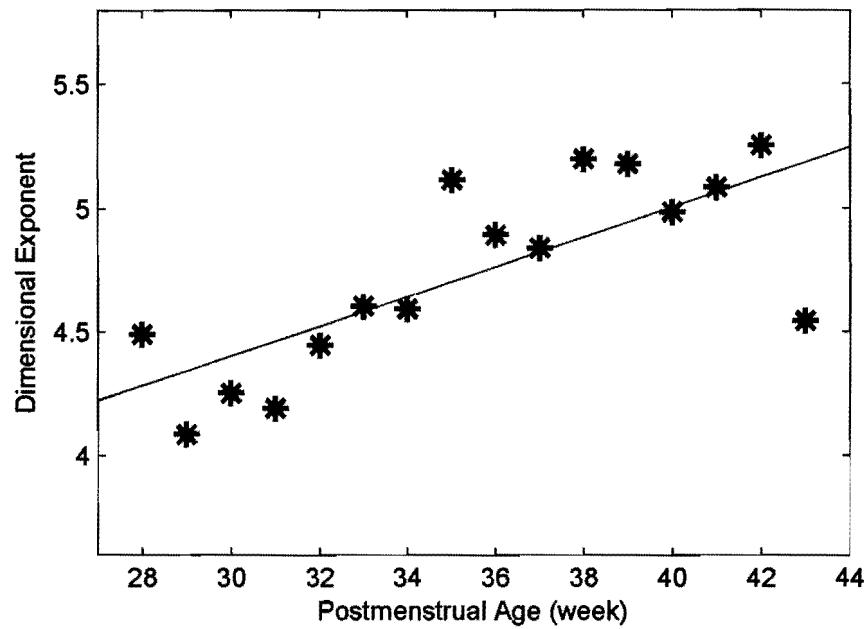
เมื่อ g คืออายุของตัวอย่าง มีหน่วยเป็นสัปดาห์ PMA และ D_N คือค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่ตามกำหนด (FT) และกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) ที่อายุ g สัปดาห์ PMA รูปที่ 4.29 เปรียบเทียบแบบจำลองเชิงเส้นที่แสดงในสมการ (10) กับค่าเฉลี่ยของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมด จากรูปที่ 4.29 จะเห็นว่าแนวโน้มของค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด (PT) เพียงแต่ค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมดมีค่าที่สูงกว่า เนื่องจากการรวมค่าความชันซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT)



รูปที่ 4.28 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมด (ทั้งในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนด (FT) และที่คลอดก่อนกำหนด (PT))

ตารางที่ 4.13
ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมด

อายุ PMA	ค่าเฉลี่ยของค่าคอร์เลชันไดemenชัน	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคอร์เลชันไดemenชัน
28	4.4902	1.4842
29	4.0848	1.1655
30	4.2503	1.2673
31	4.1908	1.3205
32	4.4460	1.3610
33	4.6043	1.2018
34	4.5929	1.0800
35	5.1152	1.2089
36	4.8928	1.2269
37	4.8410	1.0894
38	5.1979	1.3061
39	5.1776	0.6225
40	4.9847	0.8666
41	5.0842	1.0323
42	5.2530	1.1655
43	4.5452	0.5239



รูปที่ 4.29 ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดทั้งหมด จากแบบจำลองเชิงเส้นแสดงในสมการ (10) ในสันสน้ำเงิน และเครื่องหมาย "*" แสดงค่าเฉลี่ยของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมอง

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุปผลการวิจัย

กระบวนการและเครื่องมือทางการคำนวณต่าง ๆ ที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ผลศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองอย่างมากมาย ในโครงการวิจัยนี้วิเคราะห์แบบไม่เป็นเชิงเส้นที่อาศัยหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับผลศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้นและทฤษฎียังเหยิงที่เรียกว่า การวิเคราะห์คอร์เลชัน อินทิกรัลและคอร์เลชัน ไดเมนชัน ได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับเพื่อศึกษาคุณลักษณะและคุณสมบัติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับ ซึ่งบ่งบอกถึงคุณลักษณะและการทำงานของสมอง ค่าคอร์เลชันไดเมนชันเป็นค่าที่ได้มาจากการคำนวณจากคอร์เลชันอินทิกรัล ค่าคอร์เลชันไดเมนชันเป็นตัวชี้วัดที่บ่งบอกถึงระบบความซับซ้อนของระบบ จากการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่า

- 1) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับมีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุ PMA ของตัวอย่างเพิ่มขึ้น เรากำหนดรูปได้ระบบสมองของเด็กทารกแรกเกิดมีแนวโน้มที่จะมีความซับซ้อนเพิ่มมากขึ้นเมื่ออายุ PMA ของตัวอย่างเพิ่มขึ้น สิ่งนี้แสดงให้เห็นถึงพัฒนาการทางสมองของเด็กทารกแรกเกิด
- 2) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดสูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้นระบบสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดมีความซับซ้อนกว่าระบบสมองของเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดถึงแม้ว่าจะอยู่ในช่วงอายุ PMA เดียวกัน
- 3) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep สูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep อย่างมีนัยสำคัญ นี้แสดงให้เห็นว่าถึงแม้ว่าจะอยู่ในสภาวะการนอนหลับแต่การทำงานและไดนามิกส์ของระบบสมองที่เกี่ยวข้องกับสภาวะการนอนหลับ active sleep และสภาวะการนอนหลับ quiet sleep มีความแตกต่างกัน

เมื่อทำการพิจารณาปัจจัยของกลุ่มตัวอย่างและสภาวะการนอนหลับร่วมกัน เรากำหนดรูปเกี่ยวกับค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับได้ดังนี้

- 1) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
- 2) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
- 3) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดในกลุ่มเด็กทารกแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep

- 4) ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนดในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep

ถึงแม้ว่าวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชันจะเป็นที่นิยมในการนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นสมองต่างๆ ข้อด้อยหลักของการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน คือค่าความซับซ้อนเชิงการคำนวน ซึ่งมีค่าเป็นลำดับของค่ายกกำลังสองของความยาวทั้งหมด N นั้นคือ $O(N^2)$ เมื่อ N มีค่าสูงมากๆ ในโครกการวิจัยนี้เราได้พัฒนาและปรับปรุงกระบวนการคำนวนใหม่สำหรับวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน เพื่อทำให้กระบวนการคำนวนการคำนวนคอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชันรวดเร็วขึ้น วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลถูกปรับปรุงโดยการประยุกต์ใช้เทคนิคของการเลื่อนหน้าต่าง แทนที่จะทำการคำนวนหาค่าระยะห่างระหว่างเวกเตอร์ฟังค์จากทุกคู่ผสมของเวกเตอร์ฟังค์ทั้งหมดดังในกระบวนการคำนวนของวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล กระบวนการคำนวนของวิธีการที่พัฒนาและปรับปรุงขึ้นมาใหม่นี้จะทำการคำนวนหาค่าระยะห่างระหว่างเวกเตอร์ฟังค์จากเพียงแค่ทุกคู่ผสมของเวกเตอร์ฟังค์ค่ายภายในกรอบของหน้าต่างที่ถูกกำหนดเท่านั้น กระบวนการคำนวนที่ถูกพัฒนาและปรับปรุงขึ้นมาใหม่ เรียกว่า คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้น ในทำนองเดียวกันกับวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล ผลจากการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นจะเป็นค่าๆ หนึ่งซึ่งเทียบเท่ากับค่าคอร์เลชันไดเมนชัน โดยค่านี้ถูกเรียกว่า ค่าความซับซ้อนเชิงมิติ

วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นและค่าความซับซ้อนเชิงมิติถูกนำไปใช้ในระบบไดนามิกส์แบบไม่เป็นเชิงเส้น 2 ระบบ คือ ระบบ Lorenz และระบบ Henon เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและค่าคอร์เลชันไดเมนชัน จากผลการทดลองดังกล่าวจะเห็นว่าคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นนั้นเป็นตัวประมาณค่าที่ดีสำหรับคอร์เลชันอินทิกรัลอย่างยิ่ง ค่าความซับซ้อนเชิงมิติที่ได้มาจากการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นก็เป็นค่าประมาณของค่าคอร์เลชันไดเมนชันได้เป็นอย่างดี โดยมีค่าความผิดพลาดน้อยกว่า 2% ในขณะที่ระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการคำนวนของคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นมีค่าน้อยกว่าระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการคำนวนของคอร์เลชันอินทิกรัลมาก ระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการคำนวนของคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นมีค่าสูงสุดเมื่อค่าความกว้างของหน้าต่าง ρ มีค่าเท่ากับครึ่งหนึ่งของความยาว N โดยที่ค่าความกว้างของหน้าต่าง ρ นี้ ระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการคำนวนคอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นน้อยกว่าประมาณครึ่งหนึ่งของระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการคำนวนคอร์เลชันอินทิกรัล

เมื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับโดยใช้วิธีการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นและค่าความซับซ้อนเชิงมิติ ผลการวิเคราะห์เป็นไปในทิศทางเดียวกันกับผลการวิเคราะห์ที่ได้จากการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน แต่ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับมีค่าน้อยกว่าค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในขณะนอนหลับ ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่า

- 1) ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับมีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นเมื่ออายุPMA ของตัวอย่างเพิ่มขึ้น
- 2) สัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดมีค่าความซับซ้อนเชิงมิติสูงกว่าสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด
- 3) สัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ active sleep มีค่าความซับซ้อนเชิงมิติสูงกว่าสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในสภาวะการนอนหลับ quiet sleep

ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับที่ได้จากการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบgradeขั้นถูกนำไปสร้างแบบจำลองเชิงเส้นเพื่อศึกษาคุณลักษณะของค่าความซับซ้อนเชิงมิติ จากผลการสร้างแบบจำลองเชิงเส้นดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่น

สมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดสูงกว่าอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความชื้นช้อน เชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด ดังนั้นจากการวิเคราะห์นี้เราสามารถสรุปได้ว่าเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดตามกำหนดมีแนวโน้มที่จะมีพัฒนาการทางสมองที่ดีกว่าเด็กการแรกเกิดในกลุ่มเด็กการแรกเกิดที่คลอดก่อนกำหนด นอกจากนี้แล้วแบบจำลองเชิงเส้นของค่าความชื้นช้อนเชิงมิติที่ได้มาสามารถถูกนำไปใช้เป็นมาตรฐานสำหรับเปรียบเทียบพัฒนาการทางสมองของเด็กการแรกเกิดโดยใช้สัญญาณคลื่นสมองที่ถูกตรวจวัดขณะนอนหลับว่าเป็นไปตามปกติหรือไม่ ในขณะที่ผลการศึกษาวิจัยทั้งหมดในโครงการวิจัยเป็นการสร้างฐานข้อมูลสำหรับดัชนีชี้วัดสำหรับพัฒนาการทางสมองของเด็กการแรกเกิด

5.2 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาวิจัยในโครงการวิจัยนี้เป็นการศึกษาวิจัยโดยใช้ข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กการแรกเกิดขณะนอนหลับที่ถูกบันทึกจากกลุ่มตัวอย่างกลุ่มนี้ ซึ่งจำนวนตัวอย่างทั้งหมดที่ใช้ในการศึกษาวิจัยนี้ยังคงมีจำนวนไม่มากนัก ซึ่งมีผลต่อความเที่ยงตรงและแม่นยำของผลการศึกษาวิจัย นอกจากนี้แล้วคุณลักษณะเฉพาะของการตรวจวัดและบันทึกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองก็มีผลต่อความเที่ยงตรงและแม่นยำของผลการศึกษาวิจัยเช่นเดียวกัน ดังนั้นเพื่อให้ได้ผลการศึกษาวิจัยที่เที่ยงตรงและแม่นยำมากขึ้น จะต้อง

- 1) เพิ่มจำนวนตัวอย่างของเด็กการแรกเกิดที่ร่วมในการศึกษาวิจัย
- 2) ทำการศึกษาตรวจวัดและบันทึกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองขณะนอนหลับของเด็กการแรกเกิดแต่ละคนให้มีจำนวนมากครั้งขึ้น
- 3) ทำการตรวจวัดและบันทึกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองขณะนอนหลับโดยใช้คุณลักษณะเฉพาะซึ่งประกอบด้วย อัตราการสูบค่าตัวอย่าง ช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นสมองที่ให้ผ่านได้ และความละเอียดของการแปลงค่า ที่ดีขึ้น

បរចាំអក្សរ

- [1] Stam, C.J., Pritchard, W.S. Dynamics underlying rhythmic and non-rhythmic variants of abnormal, waking delta activity. *Int. J. Psychophysiol* 1999, 34, 5-20.
- [2] Grassberger, P., Procaccia, I. Characterization of strange attractors. *Phys. Rev. Lett.* 1983, 50, 346-349.
- [3] Pritchard, W.S., Duke, D.W. Measuring chaos in the brain: a tutorial review of EEG dimension estimation. *Brain. Cogn.* 1995, 27, 353-397.
- [4] Ferri, R., et al. Non-linear EEG measures during sleep: effects of the different sleep stages and cyclic alternating pattern. *Int. J. Psychophysiol.* 2002, 43, 273-286.
- [5] Babloyantz, A., Salazar, J.M., Nicolis, C. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle. *Phys. Lett. A* 1985, 111, 152-156.
- [6] Gallez, D., Babloyantz, A. Predictability of human EEG: a dynamical approach. *Biol. Cybern.* 1991, 64, 381-391.
- [7] Roschke, J. Strange attractors, chaotic behavior and informational aspects of sleep EEG data. *Neuropsychobiology* 1992, 25, 172-176.
- [8] Roschke, J., Aldenhoff, J.B. A non-linear approach to brain function: deterministic chaos and sleep EEG. *Sleep* 1992, 15, 95-101.
- [9] Roschke, J., Fell, J., Beckmann, P. The calculation of the first positive lyapunov exponent in sleep EEG data. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1993, 86, 348-352.
- [10] Fell, J., Roschke, J., Beckmann, P. Deterministic chaos and the first positive lyapunov exponent: a nonlinear analysis of the human electroencephalogram during sleep. *Biol. Cybern.* 1993, 69, 139-146.
- [11] Ackermann, P., et al. All-night sleep EEG and artificial stochastic control signals have similar correlation dimensions. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1994, 90, 384-387.
- [12] Ackermann, P., et al. Correlation dimension of the human sleep electroencephalogram: cyclic changes in the course of the night. *Eur. J. Neurosci.* 1994, 6, 497-500.
- [13] Meyer-Lindenberg, A. The evolution of complexity in human brain development: an EEG study. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1997, 99, 405-411.
- [14] Scher, M.S., et al. Prediction of neonatal state and maturational change using dimensional analysis. *J. Clin. Neurophysiol.* 2005, 22, 159-165.
- [15] Pereda, E., et al. Topography of EEG complexity in human neonates: effect of the postmenstrual age and the sleep state. *Neurosci. Lett.* 2006, 394, 152-7.
- [16] Pereda, E., et al. Non-linear asymmetric interdependencies in the electroencephalogram of healthy term neonates during sleep. *Neurosci. Lett.* 2003, 337, 101-105.
- [17] Theiler, J. Estimating fractal dimension. *J. Opt. Soc. Am. A* 1990, 34, 2427-2432.
- [18] Packard, N.H., Crutchfield, J.P., Farmer, J.D., Shaw, R.S. Geometry from a time series. *Phys. Rev. Lett.* 1980, 45, 712-716.
- [19] Kennel, M.B., Brown, R., Abarbanel, H.D.I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction. *Phys. Rev. A* 1992, 45, 3403-3411.

- [20] Albano, A.M., Muench, J., Schwartz, C. Mees, A.I., Rapp, P.E. Singular-value decomposition and the Grassberger-Procaccia algorithm. *Phys. Rev. A* 1988, 38, 3017-3026.
- [21] Fraser, A.M., Swinney, H.L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Phys. Rev. A* 1986, 33, 1134-1140.

ภาคผนวก ก
บทความสำหรับการเผยแพร่

บทความทางวิชาการที่ถูกส่งเข้ารับการพิจารณาเพื่อนำเสนอผลงานในการประชุมวิชาการนานาชาติ "2009 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication" ระหว่างวันที่ 7-9 ธันวาคม 2552 ณ Kanazawa, Japan

Investigation of Neonatal EEG Time Series Using a Modified Nonlinear Dynamical Analysis

Suparerk Janjarasjitt* Mark S. Scher† and Kenneth A. Loparo‡

* Ubon Ratchathani University, Thailand

Case Western Reserve University, USA

E-mail: suparerk.j@ubu.ac.th, suparerk.janjarasjitt@case.edu Tel: +66-4535-3332

† Case Western Reserve University, USA

E-mail: mark.scher@uhhospitals.org Tel: +1-216-844-3691

‡ Case Western Reserve University, USA

E-mail: kenneth.loparo@case.edu Tel: +1-216-368-4115

Abstract—The Grassberger-Procaccia algorithm for computation of the correlation dimension is widely used nonlinear dynamical analysis techniques for EEG time series analysis. Even though the correlation dimension D_2 is the easiest dimension to compute, major drawback of the Grassberger-Procaccia algorithm is its extensive computational requirements. To overcome this, we introduce a modified computational algorithm referred to as the partial correlation integral. The partial correlation integral algorithm provides an approximation of the correlation dimension referred to as the dimensional exponent. Similar to the correlation dimension, the dimensional exponent can serve as a relative index of the complexity of a nonlinear dynamical system. In this study, the partial correlation integral algorithm is applied to analyze neonatal EEG sleep data. From the computational results, conclusions consistent with those made in previous studies using the correlation dimension are obtained.

I. INTRODUCTION

Nonlinear dynamical analysis techniques derived from the theory of nonlinear dynamical systems including the correlation integral [1], Lyapunov exponents, approximate and sample entropy, etc. have been applied in a number of fields of research. In particular, some of these techniques have been proposed for the analysis of the human EEG time series [2]. In this context, nonlinear dynamical analysis methods have been widely applied to the study of both normal and abnormal EEG time series [3]. The spontaneous EEG time series reflects the functional states of neural networks in the brain [3] and nonlinear dynamical analysis of this signal can provide complementary information to improve our understanding of the dynamics of the brain in different functional (or physiological) states such as sleep, wake, rest, or pathology as compared with classical linear time series analysis methods such as Fourier or spectral analysis.

Among the available methods of nonlinear dynamical analysis, the correlation integral $C(r)$ using the Grassberger-Procaccia algorithm is the most common method that has been applied to the EEG time series [2], especially during sleep [4]. The correlation dimension D_2 computed from the Grassberger-Procaccia algorithm is the easiest dimension to compute [2]. A modification to the Grassberger-Procaccia correlation integral algorithm (introducing a new parameter, the Theiler window)

to correct for autocorrelation effects in the time series that can lead to a lower estimate of the correlation dimension was proposed [5],[6]. When the Theiler window parameter is equal to 1, the modified correlation integral algorithm [5],[6] is exactly the same as the Grassberger-Procaccia algorithm.

In spite of computational difficulties and some shortcomings of the algorithm, the correlation integral and dimension are useful for making relative comparisons of the complexity of brain dynamics among groups of data [2]. The correlation dimension specifies the complexity of a deterministic nonlinear dynamical system in terms of the active degrees of freedom of the system on an attractor. Although easy to compute, major drawback of the Grassberger-Procaccia algorithm is computational complexity. In this study, we introduce a modified computational algorithm for computation of the Grassberger-Procaccia correlation integral that is referred to as the partial correlation integral. The primary advantage of the partial correlation integral algorithm is its reduced computational complexity and time. The partial correlation integral provides a good approximation of the correlation integral, and the exponent characterizing the slope of the partial correlation integral according to a power law is an approximation of the correlation dimension D_2 . This exponent is referred to as the dimensional exponent.

In this study, we examine the complexity of neonatal EEG sleep data using the partial correlation integral. The dimensional exponents (complexity) of the neonatal EEG sleep data will be investigated into two aspects: subject groups and sleep states. The dimensional exponents of two different subject groups (preterm and full-term) will be evaluated. Further, the dimensional exponents of two different sleep states (active sleep and quiet sleep) will be examined. From the computational experiments, the results show that the dimensional exponent of the neonatal EEG sleep data of the full-term subject tends to be higher than that of the preterm subject even at the same postmenstrual age (PMA). Furthermore, the dimensional exponent associated with the active sleep state tends to be higher than that associated with the quiet sleep state. This supports the results of previous studies using the correlation integral and correlation dimension reported in

[7],[8].

II. METHODS

A. Correlation Integral and Dimension

The estimation algorithm for computation of the correlation dimension D_2 can be divided into two basic steps. In the first step, the attractor of the nonlinear system is reconstructed from a univariate time series using time-delay embedding, also referred to as the Takens reconstruction [9]. In step 2, the correlation dimension of the attractor is estimated from the correlation integral. The commonly used method for estimating the correlation dimension, such as in the nonlinear analysis of EEG [2], is the Grassberger-Procaccia algorithm (GPA) [1].

1) Attractor Reconstruction: Given a univariate time series $\{x[0], x[1], \dots, x[N-1]\}$ where each sample $x[n]$ is a 1-dimensional (observed) measurement of the nonlinear system that is being analyzed. To provide a more complete description of the higher dimensional nonlinear system, the time series x needs to be unfolded into a higher dimension space called the embedding space using a time-delay embedding scheme as, for example, given in [10]. The m -dimensional embedding vector $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ of the time series x is given by [6]

$$\mathbf{x}[n] = (x[n] \ x[n+\tau] \ \dots \ x[n+(m-1)\tau])^T \quad (1)$$

where $n = 0, 1, \dots, N_e - 1$, $N_e = N - (m-1)\tau$, and m and τ are the embedding parameters denoting the embedding dimension and the time-delay, respectively, and \cdot^T denotes vector transpose. This time-delay embedding technique unfolds the observed time series into a m -dimensional embedding space and provides a more comprehensive representation of the behavior of the higher dimensional nonlinear system on the attractor. There are a number of methods for determining the time delay τ such as the autocorrelation function [11], mutual information [12], higher-order correlation [13], average displacement [14], etc. A sufficient embedding dimension m can be determined by using the false nearest neighbor technique [15], for example.

2) Correlation Integral and Dimension Calculation: The correlation integral $C(r)$ of the nonlinear time series $x[n]$ is defined by [1]

$$C(r) = \lim_{N_e \rightarrow \infty} \frac{2}{N_e} \sum_{i=0}^{N_e-1} \sum_{j=i+1}^{N_e-1} \Theta(r - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|) \quad (2)$$

where $N_c = N_e(N_e - 1)$ and the Heaviside function $\Theta(n) = 1$ if $n \geq 0$; 0 otherwise. A revised algorithm was introduced by Theiler [5],[6] to correct for autocorrelation effects in the time series by using the Theiler window w . Theiler's modified algorithm is defined by [5],[6]

$$C(r) = \lim_{N_e \rightarrow \infty} \frac{2}{N_e} \sum_{i=0}^{N_e-1} \sum_{j=i+w}^{N_e-1} \Theta(r - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|) \quad (3)$$

where $N_c = (N_e - w)(N_e - w + 1)$ and w denotes the Theiler window.

According to Grassberger and Procaccia [1], the correlation integral $C(r)$ behaves as a power law for small r , that is

$$C(r) \propto r^\nu. \quad (4)$$

The exponent ν is defined as the correlation dimension D_2 and can be calculated by

$$\nu = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log(C(r))}{\log(r)}. \quad (5)$$

B. Partial Correlation Integral and Dimensional Exponent

The partial correlation integral is a modified computational algorithm for calculation of the Grassberger-Procaccia correlation integral. The correlation integral algorithm measures all possible pairwise distances of points on the attractor in the embedding space. In contrast to the correlation integral algorithm, the partial correlation integral algorithm measures only those pairwise distances of points within a specific time window that is defined by the integral limit parameter of the partial correlation integral.

The partial correlation integral of the nonlinear time series $x[n]$ is defined by

$$C_\rho(r) = \frac{2}{\rho N_\rho} \sum_{i=0}^{N_\rho-1} \sum_{j=i+w}^{i+(w+\rho-1)} \Theta(r - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|) \quad (6)$$

where ρ , the integral limit of the partial correlation integral, is an arbitrary positive integer and $N_\rho = N_e - (w + \rho - 1) - 1$. The partial correlation integral $C_\rho(r)$ is a good approximation of the correlation integral $C(r)$ and also exhibits a power law behavior for small r , i.e.,

$$C(r) \propto r^{\nu_\rho}. \quad (7)$$

The exponent ν_ρ is defined as the dimensional exponent and is an approximation to the correlation dimension D_2 .

Obviously, the partial correlation integral algorithm has less computational complexity than the Grassberger-Procaccia correlation integral algorithm. The computational complexity of the partial correlation integral algorithm is linear in the length of the attractor N_e , i.e. $\mathcal{O}(N_e)$, while the computational complexity of the correlation integral algorithm is $\mathcal{O}(N_e^2)$ if the length of the attractor N_e is large.

III. ANALYTIC FRAMEWORK

A. Data and Subjects

Electroencephalographic/polysomnographic studies were performed in an environmentally controlled setting. Fourteen channels of bipolar EEG recording consisting of Fp1-T3, T3-O1, Fp2-T4, T4-O2, Fp1-C3, C3-O1, Fp2-C4, C4-O2, T3-C3, C3-C7, Cz-C4, C4-T4, Fz-Cz and Cz-Pz were obtained using the standard 10-20 EEG lead system. The neonatal EEG sleep data were recorded with a 12-bit A/D converter and a sampling rate of 64 Hz.

In this study, the subjects were categorized into two subject groups according to the gestational age of the subjects: preterm (PT) and full-term (FT). The neonatal EEG sleep data examined in this study were obtained from two subjects (one

TABLE I
DIMENSIONAL EXPONENTS OF THE NEONATAL EEG SLEEP DATA

Subject Group	Sleep State	Mean of ν_p	Std. of ν_p
FT	AS	5.36	0.41
FT	QS	4.73	0.51
PT	AS	4.92	0.58
PT	QS	4.69	0.39

for each subject group). The preterm subject is 29 weeks gestational age while the full-term subject is 42 weeks gestational age. The EEG data of both subjects were however obtained when the subjects were both at 42 weeks postmenstrual age (PMA).

Digitized neurophysiologic data for each minute of sleep during the recording were compared with the contemporaneous minute of EEG sleep, and neonates were visually assigned one of six sleep states according to conventional neonatal EEG sleep criteria [16], i.e., two active sleep (AS) and two quiet sleep (QS) states as well as indeterminate and waking states.

B. Computational Experiments

Only channel Fp1-C3 of the neonatal EEG sleep data is analyzed in this work. The dimensional exponent of one-minute epochs of the neonatal EEG time series is determined. In the computation of the partial correlation integral and the dimensional exponents, the parameters used are as follows: the embedding dimension $m = 14$, the time delay $\tau = 2$, the Theiler window $w = 1$ and the integral limit $\rho = 800$.

In this study, the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data were investigated in two aspects. In the first aspect, the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data of the full-term subjects are compared to that of the preterm subjects associated with the same sleep state. In another aspect, the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data associated with the active sleep states are compared to that associated with the quiet sleep states for both subjects.

IV. RESULTS

The dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data are summarized in Table I.

A. Comparison between the PT and FT Subjects

First, the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data of the full-term and preterm subjects associated with the same sleep states are investigated. The dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data associated with the active sleep state of both the preterm and full-term subjects are compared in Fig. 1(a). Obviously, the dimensional exponent of the neonatal EEG sleep data associated with the active sleep state of the full-term subject tends to be higher than that of the preterm subject. Further, from a two-tail, paired t -test, the result suggests that there are statistically significant differences in the dimensional exponents between these two full-term and preterm subjects during the active sleep state ($p \ll 0.025$).

Fig. 1(b) illustrates the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data associated with the quiet sleep state of both

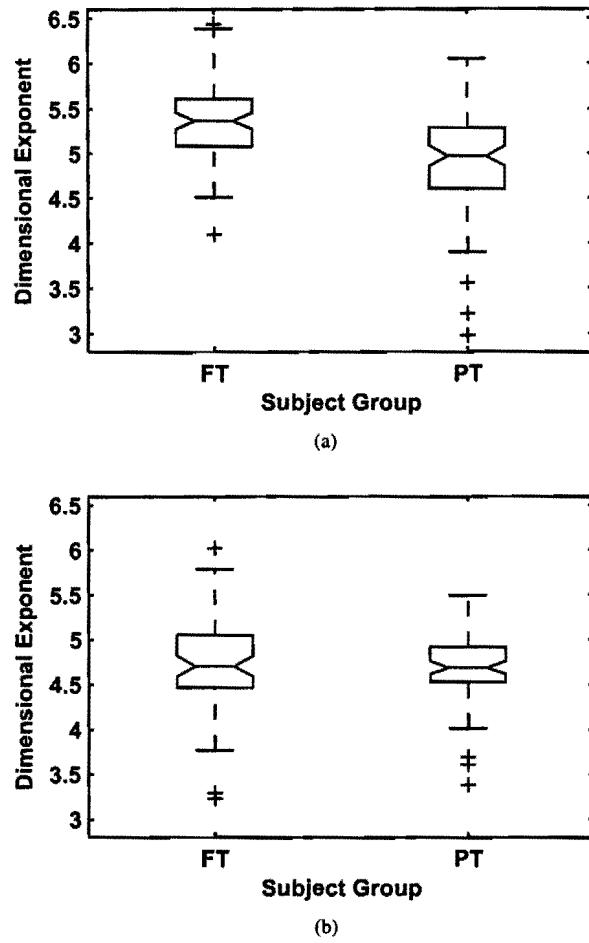


Fig. 1. Comparison of the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data associated with: (a) the active sleep state; and (b) the quiet sleep state.

the preterm and full-term subjects. It is shown that during the quiet sleep state the dimensional exponent of the neonatal EEG sleep data of the preterm subject is not significantly different from that of the full-term subject. However, the mean value of the dimensional exponents corresponding to the full-term subject is higher than that corresponding to the preterm subject as shown in Table 1.

B. Comparison between Sleep States

The dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data associated with active and quiet sleep states for the preterm and full-term subjects are investigated. The dimensional exponents of neonatal EEG sleep data for the full-term subject in the active and quiet sleep states are compared in Fig. 2(a) while Fig. 2(b) compares the dimensional exponents of neonatal EEG sleep data for the preterm subject in the active and quiet sleep states.

The dimensional exponents of neonatal EEG sleep data during active sleep tend to be higher than that associated with quiet sleep state for both the full-term and preterm subjects.

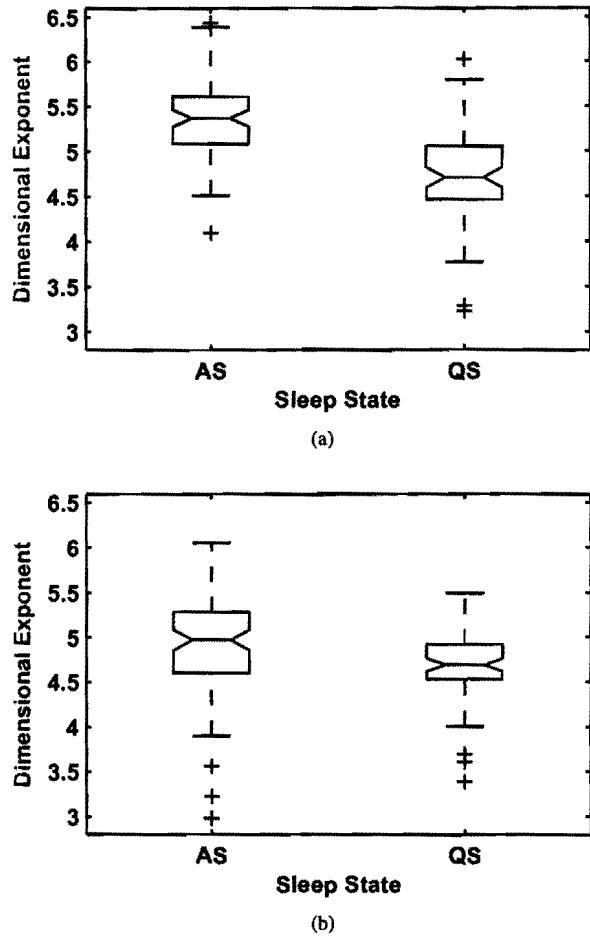


Fig. 2. Comparison of the dimensional exponents of the neonatal EEG sleep data of: (a) the full-term subject; and (b) the preterm subject.

Furthermore, the dimensional exponent of neonatal EEG sleep data for the full-term subject in active sleep is significantly higher than that associated with quiet sleep ($p \ll 0.025$). The dimensional exponent of neonatal EEG sleep data for the preterm subject during active sleep is also significantly higher than during quiet sleep state ($p \ll 0.025$).

V. DISCUSSION

In this study, the modified computational algorithm referred to as the partial correlation integral algorithm is introduced. The partial correlation integral algorithm provides an approximation of the Grassberger-Procaccia correlation integral. Further, the dimensional exponent obtained from the partial correlation integral is an approximation of the correlation dimension D_2 . The computational complexity and time of the partial correlation integral algorithm is much less than that of the Grassberger-Procaccia algorithm. The computational complexity of the partial correlation integral algorithm is linear in the length of the attractor N_e , i.e. $\mathcal{O}(N_e)$, while the

computational complexity of the correlation integral algorithm is $\mathcal{O}(N_e^2)$ if the length of the attractor N_e is large. The partial correlation integral algorithm was applied to machine vibration signal analysis in [17].

In this work, the partial correlation integral algorithm is applied to neonatal EEG sleep data analysis to investigate some aspects of neurodevelopment. From the computational results, it is observed that the neonatal EEG sleep time series of the full-term subject tends to be more complex than that of the preterm subject even at the same postmenstrual age. Also the computational results suggest that the neonatal EEG sleep time series during active sleep is more complex than during quiet sleep for both the full-term and preterm subjects. These results support the previous findings reported in [7],[8].

ACKNOWLEDGMENT

Dr. Janjarasjitt is supported by a grant from Ubon Ratchathani University.

REFERENCES

- [1] P. Grassberger and I. Procaccia, "Characterization of strange attractors," *Phys Rev Lett*, vol. 50, pp. 346-349, 1983.
- [2] W.S. Pritchard and D.W. Duke, "Measuring chaos in the brain: a tutorial review of EEG dimension estimation," *Brain Cogn*, vol. 27, pp. 353-397, 1995.
- [3] C.J. Stam and W.S. Pritchard, "Dynamics underlying rhythmic and non-rhythmic variants of abnormal, waking delta activity," *Int J Psychophysiol*, vol. 34, pp. 5-20, 1999.
- [4] R. Ferri, et al., "Non-linear EEG measures during sleep: effects of the different sleep stages and cyclic alternating pattern," *Int J Psychophysiol*, vol. 43, pp. 273-286, 2002.
- [5] J. Theiler, "Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time-series data," *Phys Rev A*, vol. 34, pp. 2427-2432, 1986.
- [6] J. Theiler, "Estimating fractal dimension," *J Opt Soc Am A*, vol. 7, pp. 1055-1073, 1990.
- [7] S. Janjarasjitt, M.S. Scher, and K.A. Loparo, "Nonlinear dynamical analysis of the neonatal EEG time series: the relationship between neurodevelopment and complexity," *Clin Neurophysiol*, vol. 119, pp. 822-836, 2008.
- [8] S. Janjarasjitt, M.S. Scher, and K.A. Loparo, "Nonlinear dynamical analysis of the neonatal EEG time series: the relationship between sleep state and complexity," *Clin Neurophysiol*, vol. 119, pp. 1812-1823, 2008.
- [9] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence," in *Dynamical Systems and Turbulence*, vol. 898, pp. 366-381, 1981.
- [10] N.H. Packard, J.P. Crutchfield, J.D. Farmer, and R.S. Shaw, "Geometry from a time series," *Phys Rev Lett*, vol. 45, pp. 712-716, 1980.
- [11] A.M. Albano, J. Muench, C. Schwartz, A.I. Mees, and P.E. Rapp, "Singular-value decomposition and the Grassberger-Procaccia algorithm," *Phys Rev A*, vol. 38, pp. 3017-3026, 1988.
- [12] A.M. Fraser and H.L. Swinney, "Independent coordinates for strange attractors from mutual information," *Phys Rev A*, vol. 33, pp. 1134-1140, 1986.
- [13] A.M. Albano, A. Passamante, and M.E. Farrell, "Using the higher-order correlations to define an embedding window," *Physica D*, vol. 54, pp. 85-97, 1991.
- [14] M.T. Rosenstein, J.J. Collins, and C.J. De Luca, "Reconstruction expansion as a geometry-based framework for choosing proper delay times," *Physica D*, vol. 73, pp. 82, 1994.
- [15] M.B. Kennel, R. Brown, and H.D. Abarbanel, "Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction," *Phys Rev A*, vol. 45, pp. 3403-3411, 1992.
- [16] J.E. Pope, S.S. Werner, and R.G. Birkford, *Atlas of Neonatal Electroencephalography*, Raven Press: New York, 1992.
- [17] S. Janjarasjitt, H. Ocak, and K.A. Loparo, "Bearing condition diagnosis and prognosis using applied nonlinear dynamical analysis of machine vibration signal," *J Sound and Vibration*, vol. 317, pp. 112-126, 2008.

ภาคผนวก ข
กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำผลจากการไปใช้ประโยชน์

1. ผลการศึกษาวิจัยที่ได้จากการวิจัยนี้จะถูกนำไปใช้เป็นส่วนหนึ่งในการสัมมนาเชิงปฏิบัติการในโครงการบริการวิชาการแก่ชุมชน ประจำปีงบประมาณ 2552 ซึ่งโครงการ "การวิเคราะห์และประเมินผลสัญญาณดิจิตอลเบื้องต้น และการประยุกต์ใช้งานต่างๆ"

ภาคผนวก C
ตารางเปรียบเทียบวัตถุประสงค์ กิจกรรมที่วางแผนไว้ ดำเนินการมาและผลที่ได้รับตลอดโครงการ

วัตถุประสงค์	กิจกรรม	ผลที่ได้รับ
เพื่อศึกษาคุณลักษณะและคุณสมบัติ ต่างๆ ของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับ โดยใช้วิธีการคำนวณต่างๆ ในการวิเคราะห์และประมาณผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น	การวิเคราะห์ผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองโดยใช้การวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัล	ค่าคอร์เลชันไดเมนชันของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด
เพื่อพัฒนาและปรับปรุงวิธีการคำนวณแบบใหม่ในเชิงทฤษฎีการวิเคราะห์และประมาณผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และประมาณผลสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับ	การพัฒนาและปรับปรุงวิธีการทางการคำนวณของการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน	การวิเคราะห์และประมาณผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น ที่เรียกว่า การวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบกระชับและค่าความซับซ้อนเชิงคำนวณที่โดยที่มีความซับซ้อนเชิงคำนวณที่น้อยกว่าการวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลและคอร์เลชันไดเมนชัน
เพื่อศึกษาคุณสมบัติและลักษณะการทำงานของสมองของเด็กทารกแรกเกิดขณะนอนหลับ	การวิเคราะห์ผลข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองโดยใช้การวิเคราะห์คอร์เลชันอินทิกรัลแบบกระชับ	ค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด
เพื่อศึกษาและวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวชี้วัดต่างๆ จากการคำนวณโดยใช้วิธีการวิเคราะห์และประมาณผลสัญญาณแบบไม่เป็นเชิงเส้น กับปัจจัยต่างๆ เช่น กลุ่มตัวอย่าง อายุของตัวอย่าง เป็นต้น	การวิเคราะห์ผลเชิงสถิติของผลค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด	ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดกับอายุ PMA ของตัวอย่าง แบบจำลองเชิงเส้นของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิด ความแตกต่างของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดระหว่างกลุ่มตัวอย่าง (FT และ PT) ความแตกต่างของค่าความซับซ้อนเชิงมิติของสัญญาณคลื่นสมองของเด็กทารกแรกเกิดระหว่างสภาวะการนอนหลับ (AS และ QS)

ภาคผนวก ง
รายงานการเงิน

รายการ	จำนวนเงิน (บาท)
หมวดค่าวัสดุ	
- ค่าวัสดุสำนักงาน	8,515.00
- เครื่องสำรองกระแสไฟฟ้า	9,574.00
- Notebook hard drive	4,990.00
- External hard drive	4,950.00
หมวดค่าตอบแทน	
- ค่าตอบแทนกิจวิจัย	9,000.00
หมวดค่าใช้สอย	
- ค่าจ้างเขียนโปรแกรม วิเคราะห์ข้อมูล และจัดทำรายงาน	8,000.00

