



การจดจำสัญญาณเสียงเพื่อจำแนกชนิดของเครื่องดนตรีไทยด้วยอัลกอริทึม C5.0

Thai musical instrument recognition and classification using C5.0 algorithm

ปริญญ์ ทองคำ¹⁾ วณิดา แก่นอากาศ¹⁾ กิตติพงษ์ มีสวัสดิ์²⁾ และ วิโรจน์ ทวีปวรเดช^{*1)}

Parinya Thongkam¹⁾, Wanida Kanarkard¹⁾, Kittiphong Meesawat²⁾ and Wiroj Taweeprawadej^{*1)}

¹⁾ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น จังหวัดขอนแก่น 40002

²⁾ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยขอนแก่น จังหวัดขอนแก่น 40002

Received March 2011

Accepted January 2012

บทคัดย่อ

บทความนี้เสนอการนำเสียงของเครื่องดนตรีไทย 4 ประเภท จำนวน 9 ชนิดดนตรี มาสกัดลักษณะเฉพาะด้วยค่าสัมประสิทธิ์ประมาณพันระเชิงเส้น เพื่อเรียนรู้การจดจำเสียงและจำแนกสัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีด้วยอัลกอริทึม C5.0 โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับอัลกอริทึม Back Propagation และอัลกอริทึม Support Vector Machine ผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึม C5.0 มีประสิทธิภาพในการรู้จำและจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยมากที่สุด ซึ่งมีความถูกต้องถึง 99.77% รองลงมาได้แก่ อัลกอริทึม SVM และอัลกอริทึม Back Propagation นอกจากนี้ โมเดลการจดจำแบบ C5.0 ยังแสดงให้เห็นถึงความสามารถที่ดีกว่าอีกสองโมเดลทั้งด้านความคงทนต่อข้อมูลผิดพลาด เวลาในการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพ และความยืดหยุ่นของอัลกอริทึม

คำสำคัญ อัลกอริทึม C5.0 การคัดแยกข้อมูล ดนตรีไทย

Abstract

This paper proposes the machine learning for the recognition and classification of Thai musical instruments. A set of features extracted from 9 Thai musical instruments are investigated for content-based classification of musical instrument timbres. The Linear Prediction Coding is used to produce simple matrices from complex sound waveforms for instrument recognition. These matrices are presented to a recognition model of C5.0 algorithm. A thorough evaluation of the resulting performances and comparative analysis with SVM and Back Propagation Model is presented. A C5.0 model shows an accuracy rate of 99.77% outperforms the other two models due to its robustness, time-efficient and flexibility of modeling algorithm

Keywords C5.0 Algorithm, Data classification, Thai musical instruments

*Corresponding author. Tel.: 089-449-0020

1. บทนำ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสัญญาณเสียงเครื่องดนตรีมีแพร่หลาย โดยส่วนใหญ่เป็นงานวิจัยที่ศึกษากับเครื่องดนตรีสากล ทั้งในด้านการนำเครื่องดนตรีแต่ละประเภทมาวิเคราะห์และสังเคราะห์ลักษณะเสียง ลักษณะการเกิดเสียง ความถี่ จังหวะ ความยาวคลื่นเสียง หรือแม้แต่การนำเสียงของวงดนตรีมาทำการคัดแยกว่า มีเครื่องดนตรีประเภทใดบ้างในสัญญาณเสียงตัวอย่าง โดยอาศัยลักษณะเฉพาะของเสียงของเครื่องดนตรีแต่ละชนิด [1] ในงานวิจัยของประเทศจีนโดย Yu et al. [2] ได้ทำการคัดแยกชนิดเครื่องดนตรีพื้นเมืองของจีนทั้งหมด 4 ชนิดด้วยอัลกอริทึม Gaussian Mixture Model(GMM) ได้ค่าความถูกต้อง 85% และ Gunasekaran and Revathy [3] ได้พัฒนาแอปพลิเคชันในการระบุลักษณะเฉพาะของสัญญาณเสียงที่ได้จากเครื่องดนตรีบรรเลงเดี่ยวจากประเทศอินเดีย ด้วยการแยกคุณสมบัติเด่น ๆ ของเสียงเครื่องดนตรี แล้วทำการเรียนรู้จำด้วย Support Vector Machine และ Multilayer Perceptron ได้ค่าความถูกต้อง 89.7%

ในประเทศไทยมีการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับศาสตร์ทางด้านดนตรี เช่น วนิชชากร และฐิมาพร [4] ได้ใช้เทคนิคในการรู้จำเสียง (Voice Recognition) ด้วยโมเดล SVM ในการรู้จำโน้ตเพลง เช่นเดียวกับ วีระ ทองไพบูลย์และคณะ [5-6] ได้นำเสนอการรู้จำโน้ตเพลงโดยการวัดความถี่เสียงของเครื่องดนตรีแต่ละประเภท แล้วนำมาเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลความถี่ เพื่อจำแนกเป็นโน้ตแต่ละเสียง และหาลักษณะเด่นของเสียงแต่ละเครื่องดนตรี โดยใช้เครื่อง

ดนตรี 7 ชนิด ประกอบด้วย เครื่องสี ดี และเป่า ส่วน วีระ ทองไพบูลย์ [6] สร้างแอปพลิเคชันเพื่อแสดงโน้ตเพลงได้จากสัญญาณเสียงในรูปแบบ .wav file โดยวิธีการแยกเสียงใช้ Fourier transform เปรียบเทียบกับฐานข้อมูลเสียง ทำให้สามารถระบุโน้ตให้กับเสียงตัวอย่างได้

อัลกอริทึม C5.0 เป็นอัลกอริทึมโมเดลใหม่ ซึ่งพัฒนามาจากอัลกอริทึม C4.5 [7] ให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นทั้งในด้านความเร็วในการประมวลผล และการบริหารจัดการหน่วยความจำ อัลกอริทึม C5.0 สามารถทำงานได้กับข้อมูลที่มีค่าน้ำหนักแตกต่างกัน และข้อมูลที่ยังไม่สามารถระบุกลุ่มได้ อัลกอริทึม C5.0 ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยในด้านต่าง ๆ เช่น Asheibi et. Al. [8] ใช้อัลกอริทึม C5.0 ในการกำหนดค่าตัวแปรที่ต่างกันเพื่อระบุลักษณะเด่นของแต่ละกลุ่มข้อมูล ส่วน Niu et al. [7] ได้นำอัลกอริทึม C5.0 มาสร้างระบบรู้จำการทำงานของ DBMS ในส่วนการคัดแยกชุดคำสั่ง ความถูกต้องของการคัดแยกได้จากการทดสอบชุดข้อมูล และ Park [9] ได้นำอัลกอริทึม C5.0 มาช่วยพัฒนาระบบการวินิจฉัยความเสี่ยงที่จะเป็นโรคเนื้องอกชนิด Melanoma ซึ่งเป็นประโยชน์แก่คนไข้ที่เข้ามาตรวจสุขภาพ หากพบว่ามีความเสี่ยงที่จะเป็นโรคจะได้ทำการรักษาได้ทันทั่วทั้ง

งานวิจัยนี้เสนอแนวคิดที่จะนำความสามารถของอัลกอริทึม C5.0 มาใช้กับการรู้จำและจำแนกเสียงเครื่องดนตรีไทย 4 ประเภท จำนวน 9 ชนิด โดยทำการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม C5.0 กับอัลกอริทึม Back Propagation และอัลกอริทึม SVM เพื่อวัดความสามารถของแต่ละอัลกอริทึมในด้านการ

รู้จำและจำแนกข้อมูลเสียงเครื่องดนตรีไทย

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

2.1 พัฒนาระบบการสกัดสัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีไทยที่สามารถสะท้อนเอกลักษณ์ของเครื่องดนตรีไทยแต่ละชนิด

2.2 นำอัลกอริทึม C5.0 มาพัฒนางานวิจัยเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบการเรียนรู้จำและคัดแยกสัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีไทย

2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพที่ได้จากการทำงานของอัลกอริทึม C5.0 กับอัลกอริทึม Back Propagation และอัลกอริทึม SVM

3. ความรู้เกี่ยวกับเครื่องดนตรีไทย

ดนตรีไทย แบ่งเป็นประเภทตามลักษณะการบรรเลง 4 ประเภทได้แก่ ตีดีด สี ตีระฆัง เป่า โดยเครื่องดนตรีแต่ละชนิดนั้นก็จะมีรูปลักษณะ เสียง รวมทั้งวัสดุที่ใช้แตกต่างกันออกไป งานวิจัยนี้สนใจศึกษาสัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีไทยรวม 9 ชนิด แบ่งเป็น ประเภทตีดีด 1 ชนิด ได้แก่ จะเข้ ประเภทสี 2 ชนิด ได้แก่ ซอด้วง และซออู้ ประเภทเป่า 4 ชนิด ได้แก่ ระนาดเอก ระนาดทุ้ม ขลุ่ยวงใหญ่ และขลุ่ยวงเล็ก และ ประเภทเป่าจำนวน 2 ชนิด ได้แก่ ขลุ่ย และปี่ เครื่องดนตรีที่ศึกษามีช่วงของค่าระดับเสียง และ ความถี่ที่แตกต่างกัน แสดงได้ดังตารางที่ 1 (6) โดยเครื่องดนตรีที่มีช่วงของระดับเสียงและความถี่กว้างที่สุดได้แก่ ปี่ โดยมีระดับเสียง 32 เสียง ตั้งแต่เสียง “โด [114.27 Hz]” จนถึงเสียง “ฟา [2,460.81 Hz]” ส่วนเครื่องดนตรีที่มีช่วงของระดับเสียงและความถี่แคบที่สุดได้แก่ เครื่องดนตรีประเภทสี เช่น ซอด้วง และ ซออู้ ซึ่งมีระดับเสียง 9 เสียง โดยซอด้วงมีระดับเสียงตั้งแต่เสียง “ซอล [1,358.48 Hz]” จนถึงเสียง “ลา [2,999.76 Hz]” และ

ซออู้มีระดับเสียงตั้งแต่เสียง “โด [228.55 Hz]” จนถึงเสียง “เร [504.67 Hz]”

4. กระบวนการสกัดลักษณะเด่นของเสียงดนตรี

งานวิจัยนี้ใช้ค่าสัมประสิทธิ์ประมาณพหุเชิงเส้น (Linear Prediction Coding) ในการสกัดสัญญาณเสียงของชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยเริ่มจากการคำนวณค่าประมาณของสเปกตรัมกำลังสำหรับแต่ละเฟรม ด้วยการคูณแต่ละค่าของสัญญาณในเฟรมด้วยฟังก์ชันหน้าต่าง และนำสัญญาณที่ได้มาผ่านการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform: FFT) เพื่อแปลงสัญญาณเสียงจากแกนเวลาให้อยู่ในแกนความถี่ จากนั้นจึงหาค่าสเปกตรัมกำลัง (Power Spectrum) $p(\omega)$ และทำการเปลี่ยนแกนความถี่ให้อยู่ในแกนความถี่บาร์ก ($\Omega(\omega)$) โดยใช้ฟังก์ชันวอร์ป (Warping Function) ตามสมการ (1) เพื่อลดอิทธิพลของสเปกตรัมความถี่สูง

$$\Omega(\omega) = \delta \ln \left[\frac{\omega}{1200\pi} + \left[\left(\frac{\omega}{1200\pi} \right)^2 + 1 \right]^{0.5} \right] \quad (1)$$

โดยที่ ค่า ω หมายถึง ค่าความถี่เชิงมุมในหน่วยของเรเดียนต่อวินาที หลังจากนั้น ทำการลดความไวของสเปกตรัมด้วยการกรองด้วยหน้าต่างสี่เหลี่ยมคางหมู ซึ่งหน้าต่างสี่เหลี่ยมคางหมูได้จากการประมาณสเปกตรัมกำลังของเส้นโค้งแถบวิกฤต (Critical Band Curve) ดังสมการที่ (2)

$$\psi(\Omega) = \begin{cases} 0 & , \Omega < -1.3 \\ 10^{2.5(\Omega+0.5)} & , -1.3 \leq \Omega < -0.5 \\ 1 & -0.5 \leq \Omega < 0.5 \\ 10^{-1.0(\Omega+0.5)} & 0.5 \leq \Omega < 2.5 \\ 0 & \Omega \geq 2.5 \end{cases} \quad (2)$$

หลังจากนั้น ทำการเน้นสเปกตรัมอีกครั้งหนึ่ง โดยใช้โค้งความดังเทียบเท่า (Equal-Loudness Curve) เพื่อถ่วงน้ำหนักสเปกตรัมตามหลักของการรับรู้ฟังของมนุษย์ที่จะมีความไวต่อเสียงไม่เท่ากันในแต่ละช่วงความถี่ ดังสมการ ที่ (3)

$$E(\omega) = \frac{[(\omega^2 + 56.8 \times 10^6) \omega^4]}{[(\omega^2 + 6.3 \times 10^6)^2 \times (\omega^2 + 0.38 \times 10^9) (\omega^6 + 9.58 \times 10^{26})]} \quad (3)$$

โดยที่ ค่า $E(\omega)$ คือ ค่าประมาณของความไวในการรับเสียงของมนุษย์ที่ความถี่ต่าง ๆ และเมื่อใช้โค้งความดังเทียบเท่าทำการเน้นสเปกตรัมแล้ว จึงทำการประมาณกฎกำลังของการได้ยิน (Power Law of Hearing) ด้วยการใช้บัพแอมพลิจูดรากที่สาม (Cubic Root Amplitude Compression) เพื่อลดความแปรปรวนในขนาดของสเปกตรัมแถบวิกฤต จากนั้นจะทำการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่องผกผัน (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) โดยแก้ชุดสมการเชิงเส้นและทำการเวียนเกิดเซปสตรัม (Cepstrum Recursion) เพื่อให้ได้ลักษณะเด่นของเสียงออกมา [4]

5. อัลกอริทึม C5.0

อัลกอริทึม C5.0 เป็นอัลกอริทึมที่มีการเรียนรู้แบบอาศัยการดูแลโครงสร้างผลลัพธ์ ที่แทนด้วยโครงสร้างต้นไม้ Niu et al. [7] นำเสนอกระบวนการทำงานของอัลกอริทึม C5.0 โดยใช้ค่าทฤษฎีข่าวสารของคุณสมบัติที่มีค่ามากที่สุดเป็นโหนดเริ่มต้น และทำการกระบวนการเดิมย้อนกลับ โดยใช้ค่า Information Entropy ร่วมด้วย เพื่อบรรณค่าของคุณสมบัติ A เริ่มต้น หาค่า Information Entropy จากสมการที่ (4)

$$Info(S) = \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (4)$$

เมื่อ ค่า S หมายถึง ลำดับชุดข้อมูลตัวอย่าง และ ค่า Pi หมายถึง ค่าความน่าจะเป็นที่ได้จากการสุ่มตัวอย่างที่เกิดขึ้นใน S โดยการวัดค่า Information Gain เพื่อเป็นการสร้างลำดับดังสมการที่ (5)

$$Gain(S, A) = Info(S) - \sum_{\text{values}(A)} \frac{|S_A|}{|S|} \times Info(S_A) \quad (5)$$

ข้อมูลการแบ่งแยกออกของข้อมูล (Split Information) ตามสมการที่ (6) คือค่า Entropy ของแต่ละคุณสมบัติของ A โดยจะต้องทำการจัดค่าโน้มเอียง (Bias) ของคุณสมบัติ คำนวณได้จากสมการที่ (6)

$$SplitInfo(S, A) = \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \log\left(\frac{|S_i|}{|S|}\right) \quad (6)$$

จากนั้นหาค่า Gain Ratio ด้วยการนำค่า Gain ที่คำนวณได้หารด้วยค่า Split Information ดังสมการที่ (7)

$$GainRatio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInfo(S, A)} \quad (7)$$

6. วิธีการทดลอง

เสียงของเครื่องดนตรีที่ทดสอบบันทึกเป็นไฟล์เสียงแบบ .wav File ที่มีอัตราซัดตัวอย่าง (Sampling Rate) ของความถี่ในสัญญาณเสียง 44,100 ตัวอย่างต่อวินาที โดยทำการบันทึก 8 ตัวโน้ต ได้แก่ ดู รุ มุ พุ ชุ ลุ ทุ และ ค สำหรับ จะเข้ ซอด้วง ฆ้องวงใหญ่ ฆ้องวงเล็ก ขลุ่ย และ ปี่ สำหรับซอด้วงทำการบันทึกเพียง 7 ตัวโน้ต ได้แก่ ดู รุ มุ พุ ชุ ลุ และ ทุ เนื่องจาก ซอด้วงเป็นเครื่องดนตรีที่ไม่มีโน้ตเสียง ค โน้ตแต่ละตัวได้มาจากการเล่นเพลงต่อเนื่อง ที่ตัดเสียงออกมาเป็นโน้ตเดี่ยว ตัวโน้ตละ 5 เสียง ดำเนินการสกัดสัญญาณเสียงด้วยค่า LPC order = 20 และทำการสกัด 10 เฟรมต่อเสียง

ข้อมูลเสียงมาตรฐานได้จากเสียงของเครื่องดนตรี ตัวอย่างจำนวน 4 ชนิด ได้แก่ จะเข้ ซอด้วง ฆ้องวงเล็ก และขลุ่ย ทำให้ได้จำนวนเสียงทั้งหมด 155 เสียง จำนวน 1,550 ตัวอย่าง ส่วนสัญญาณเสียงข้อมูลจริงได้จากสัญญาณเสียงเครื่องดนตรี 9 ชนิดที่ใช้เป็นข้อมูลในการทดลอง ทำให้ได้ข้อมูลทั้งหมด 355 เสียง จำนวน 3,550 ตัวอย่าง โดยข้อมูลทั้งหมดประกอบ ด้วยพารามิเตอร์ที่แตกต่างกันจำนวน 21 ค่า

ข้อมูลมาตรฐานถูกนำมาประมวลผลด้วย อัลกอริทึม C5.0 อัลกอริทึม SVM และอัลกอริทึม Back Propagation เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในแต่ละอัลกอริทึม ที่ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ในการทดสอบ กับสัญญาณเสียงข้อมูล ผลการทำงานของข้อมูลจริง ด้วยอัลกอริทึมต่าง ๆ ตามค่าพารามิเตอร์ที่ได้ทำการ ปรับไว้อย่างเหมาะสม ถูกนำมาเปรียบเทียบวิเคราะห์ ถึงประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลในแต่ละอัลกอริทึม จากโปรแกรม Matlab ซึ่งเป็นเครื่องมือสำคัญ และมีประสิทธิภาพ เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลทาง เทคนิคที่มีความซับซ้อนมาก ๆ โดยสามารถเรียกใช้ เครื่องมือที่กำหนดไว้ หรือสามารถเขียนเพื่อสร้าง ฟังก์ชันใช้งานเองได้

7. ผลการทดลอง

การปรับค่าพารามิเตอร์และค่าความถูกต้องที่สำคัญ สำหรับแต่ละอัลกอริทึมที่ได้จากผลการ ประมวลผลด้วยข้อมูลมาตรฐาน แสดงดังตารางที่ 2 โดยอัลกอริทึม C5.0 เป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพ ในการจดจำและจำแนกข้อมูลสูงสุด

ตารางที่ 2 ค่าพารามิเตอร์และค่าความถูกต้องที่ได้ จากการประมวลผลด้วยข้อมูลมาตรฐาน

อัลกอริทึม	ค่าพารามิเตอร์ของ Model	ค่าความถูกต้อง (%)
C5.0	Boosting = 34 Cross Validation = 10	99.87
Back Propagation	Train : Test = 70:30 Stopping = 99.9% Layer = 2 Layer1 = 28 nodes Layer2 = 60 nodes	86.58
SVM	Kernel = polynomial Degree = 5	90.00

ผลการจำแนกข้อมูลเสียงจริงด้วยอัลกอริทึม C5.0 ในรูปแบบ Confusion Matrix ตามค่า พารามิเตอร์ที่ได้จากการทดสอบด้วยข้อมูลมาตรฐาน จำแนกตามเครื่องดนตรีได้ดังตารางที่ 3 ซึ่งพบว่า อัลกอริทึม C5.0 สามารถจำแนกเครื่องดนตรีไทยได้ถูกต้องทั้งหมด 100% จำนวน 4 ชนิด ได้แก่ ฆ้องวงเล็ก ฆ้องวงทุ้ม ปี่ และ ขลุ่ย ซึ่งเป็นเครื่องดนตรีประเภท ดีและเป่า จำแนกได้ถูกต้อง 99.75% จำนวน 3 ชนิด ได้แก่ ซอด้วง ซอด้วงใหญ่ และ ฆ้องวงใหญ่ และ จำแนกได้ถูกต้อง 99.5% จำนวน 2 ชนิด ได้แก่ จะเข้ และ ซอด้วง โดยที่ จะเข้ และ ซอด้วง จำแนกผิดเป็นปี่ ส่วน ซอด้วง ซอด้วงใหญ่ และ ฆ้องวงใหญ่ จำแนกผิดเป็น ซอด้วง

ตารางที่ 5 การจำแนกข้อมูลเสียงจริงด้วยอัลกอริทึม Back Propagation ในรูปแบบ Confusion Matrix

	jakae	sawau	sawduang	kongwonglek	kongwongyai	ranadeak	ranadtum	pee	klui
jakae	99.5	0	0	0	0	0	0	0.5	0
sawau	0	99.75	0	0	0	0	0	0.25	0
sawduang	0	0.5	99.5	0	0	0	0	0	0
kongwonglek	0	0	0	100	0	0	0	0	0
kongwongyai	0	0.25	0	0	99.75	0	0	0	0
ranadeak	0	0.25	0	0	0	99.75	0	0	0
ranadtum	0	0	0	0	0	0	100	0	0
pee	0	0	0	0	0	0	0	100	0
klui	0	0	0	0	0	0	0	0	100

ความถูกต้องในการจำแนกเครื่องตีและเครื่องเป่ามากกว่าประเภทเครื่องดีดและเครื่องสี ทั้งนี้เนื่องจาก เครื่องดีดและเครื่องสีเป็นเครื่องดนตรีที่มีสายเป็นส่วนกำเนิดเสียง ทำให้เสียงตัวอย่างไม่สม่ำเสมอ มีผลให้เกิดข้อผิดพลาดในการจำแนกมากขึ้น และเมื่อเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง และระยะเวลาในการประมวลผลทั้ง 3 อัลกอริทึม โดยคิดจากระยะเวลาารวมตั้งแต่เริ่มประมวลผลจนสิ้นสุดการทำงาน และระยะเวลาการทำงานโดยเฉลี่ยต่อเครื่องดนตรีได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 6 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม C5.0 มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึม Back Propagation และอัลกอริทึม SVM ทั้งในแง่สามารถประมวลผลได้มีความถูกต้องสูง และในแง่ประมวลผลได้รวดเร็วกว่า

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม C5.0 Back Propagation และ SVM

อัลกอริทึม	ความถูกต้อง(%)	เวลารวม	เวลาประมวลผลเฉลี่ย
C5.0	99.77	21m 49s	2m 25s
BP	72.25	25m 29s	2m 49s
SVM	81.41	22m 21s	2m 29s

8. สรุปผลการทดลอง

การประมวลผลด้วยข้อมูลจริงมีความถูกต้องเป็นแนวทางเดียวกันกับการประมวลผลด้วยข้อมูลมาตรฐาน กล่าวคือ เมื่อพิจารณาถึงค่าความถูกต้อง และระยะเวลาในการทำงานของโมเดล อัลกอริทึม C5.0 มีความสามารถในการจำแนกข้อมูลสัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีไทยได้เร็ว และมีความถูกต้องมากที่สุด โดยอัลกอริทึม C5.0 มีโครงสร้างการทำงานในส่วนการปรับค่า Boosting และการตัดหนด Tree ที่ไม่มีผลต่อการจำแนกออกไป ทำให้ได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น โดยอัลกอริทึม SVM และ อัลกอริทึม Back Propagation มีความสามารถในการจำแนก ลดทอนลงมาตามลำดับ ซึ่งอาจเป็นเพราะว่า ในงานวิจัยชิ้นนี้มีจำนวนกลุ่มข้อมูลที่ต้องการจำแนกมากถึง 9 กลุ่ม ซึ่งไม่เหมาะสมกับแนวคิดในการจำแนกข้อมูลที่ใช้ในโมเดล SVM และ Back Propagation ส่งผลให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลลดลง

9. เอกสารอ้างอิง

- [1] Agostini G, Longari M, Pollastri E. Musical instrument timbres classification with spectral features. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. 2003; 1: 1-13.
- [2] Yu J, Chen X, Yang D. Chinese folk musical instruments recognition in polyphonic music. *Proceedings of the International Conference on Audio, Language and Image Processing*; 2008 Jul 7-9; Shanghai, China. 2008. p. 1145-1152.
- [3] Gunasekaran S, Revathy K. Fractal dimension analysis of audio signals for Indian musical instrument recognition. *Proceedings of the International Conference on Audio, Language and Image Processing*; 2008 Jul 7-9; Shanghai, China. 2008. p. 257-261.
- [4] Pongthatsana W, Phetkaew T. Thai classical music (ja-khae) notes recognition using Support Vector Machines. *Proceedings of the 12th National Computer Science and Engineering Conference*; 2008 Nov 20-21; Chonburi, Thailand. 2008. p. 1-8. (In Thai).
- [5] Tongpaibul W, Suwanchewasiri C, Pongyart W. An identification of Thai traditional musical instruments by feature extraction using neural network. *Proceedings of the 10th National Computer Science and Engineering Conference*; Khon Kaen, Thailand. 2006 Oct 25-27, 2006. p. 467-473. (In Thai).
- [6] Tongpaibul W. An algorithm for note and instrument recognition of Thai traditional music instrument [MSc thesis]. Bangkok: King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok; 2006. (In Thai).
- [7] Niu Z, Zong L, Yan Q, Zhao Z. Auto-recognizing DBMS workload based on C5.0 algorithm. *Proceedings of the IEEE Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining*; 2009 Jan 23-25; Moscow, Russia. 2009. p. 777-780.
- [8] Asheibi A, Stirling D, Sutanto D. Classification and explanatory rules of harmonic data. *Proceedings of the Australasian Universities Power Engineering Conference*; 2008 Dec 14-17; Sydney, Australia. 2008. p. 1-5.
- [9] Park D-C. Classification of audio signals using Fuzzy c-Means with divergence-based kernel. *Pattern Recognition Letters*. 2009; 30(9): 794-798.