## การเรียนรู้แบบโยนแล้วทิ้งสำหรับการจำแนกประเภทกลุ่มข้อมูลที่เข้าทีละชุดโดยการประยุกต์ เวอร์ซะไทล์อัลลิปติกเบซิสฟังก์ชันในการคำนวณแบบทีละกลุ่มข้อมูล



นายเปรม จันทร์สว่าง



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการ คอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2556 ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# DATA-THROWAWAY LEARNING FOR STREAMING CHUNK DATA CLASSIFICATION BY APPLYING A VERSATILE ELLIPTIC BASIS FUNCTION (VEBF) TO SINGLE-CLASS-WISE COMPUTATION

Mr. Prem Junsawang

A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Doctor of Philosophy Program in Computer Science and

Information Technology

Department of Mathematics and Computer Science

Faculty of Science

Chulalongkorn University

Academic Year 2013

Copyright of Chulalongkorn University



Thesis Title		AWAY LEARNING FOR STREAMING
		IPTIC BASIS FUNCTION (VEBF) TO
		WISE COMPUTATION
Ву	Mr. Prem Juns	
Field of Study		ence and Information Technology
Thesis Advisor	Assistant Profe	essor Suphakant Phimoltares, Ph.D
Thesis Co-Advisor	Professor Chid	chanok Lursinsap, Ph.D.
		<u> </u>
Accepted by the F	Faculty of Science, Ch	ulalongkorn University in Partial
Fulfillment of the Requir	,	
		3
	11 /	
	Harmongber	
		Dean of the Faculty of Scienc
(Professor Supot	t Hannongbua, Dr.rer.	nat.)
THESIS COMMITTEE		
Pyle	Shtsatel	Chairman
(Associate Profe	ssor Peraphon Sophat	sathit. Ph.D.)
	at Physolters.	
- Jup 200	VI 177)13 - 1723.	Thesis Advisor
(Assistant Profes	ssor Suphakant Phimo	
	C.LY	Thesis Co-Advisor
(Professor Chido	:hanok Lursinsap, Ph.C	))
	a le	
Be	n = C	Examiner
(Professor Boon	serm Kijsirikul, Ph.D.)	
Sarmyou	Mancoroj	Fxaminer
	,	
(Assistant Profes	ssor Saranya Maneeroj	
0	7	External Examiner

(Chularat Tanprasert, Ph.D.)

เปรม จันทร์สว่าง : การเรียนรู้แบบโยนแล้วทิ้งสำหรับการจำแนกประเภทกลุ่มข้อมูลที่ เข้าทีละชุดโดยการประยุกต์เวอร์ซะไหล์อัลลิปติกเบซิสฟังก์ชันในการคำนวณแบบทีละ กลุ่มข้อมูล. (DATA-THROWAWAY LEARNING FOR STREAMING CHUNK DATA CLASSIFICATION BY APPLYING A VERSATILE ELLIPTIC BASIS FUNCTION (VEBF) TO SINGLE-CLASS-WISE COMPUTATION) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ. ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ, อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม: ศ. ดร. ชิดชนก เหลือ สินทรัพย์, 67 หน้า.

ปัญหาการจำแนกประเภทกลุ่มข้อมูลขนาดใหญและข้อมูลที่เข้าทีละชุดถือว่าเป็นปัญหา ที่น่าสนใจและท้าทายซึ่งจะพบได้ในการประยุกต์ใช้งานจริง เช่น ข้อมูลด้านการเงิน ข้อมูลการ วินิจฉัยทางการแพทย์ งานทางด้านการรู้จำรูปแบบและเหมืองข้อมูล โดยในหลายกรณีการที่จะ ได้มาซึ่งฐานข้อมูลที่สมบรูณ์สำหรับนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบในการจำแนกนั้น เป็นไปได้ยาก ดังนั้นในงานนี้ ผู้วิจัยนำเสนอวิธีการเรียนรู้แบบโยนแล้วทิ้งสำหรับการจำแนก ประเภทกลุ่มข้อมูลที่เข้าทีละชุด (Data-throwaway Learning for Streaming Chunk, DLSC) โดยการประยุกต์เวอร์ซะไทล์อัลลิปติกเบซิสฟังก์ชัน (Versatile Elliptic Basis Function, VEBF) ในการคำนวณแบบทีละกลุ่มข้อมูล ซึ่งแนวคิดของวิธีการเรียนรู้ที่นำเสนอนี้อาศัยหลักการการ เรียนรู้แบบเพิ่มขึ้นและการเรียนรู้แบบที่ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เพียงครั้งเดียว ในงานนี้ ผู้วิจัย ดำเนินการทดลองในลักษณะตามรูปแบบของข้อมูลชุดสอนที่ได้มา ประกอบด้วยกรณีข้อมูล ชุดสอนที่สมบรูณ์และข้อมูลชุดสอนที่เข้ามาที่ละชุด โดยทำการเปรียบเทียบผลของวิธีการเรียนรู้ที่ นำเสนอกับกลุ่มวิธีการเรียนรู้ทั้งแบบการเรียนรุ้แบบแบทช์และการเรียนรู้แบบเพิ่มขึ้น และชุด ข้อมูลที่นำมาใช้ทดสอบประสิทธิภาพนั้นมีความหลายหลายทั้งในแง่ของจำนวนข้อมูลซึ่งมีค่าตั้งแต่ 150 ถึง 581,012 ข้อมูลและจำนวนคุณลักษณะประจำตั้งแต่ 4 ถึง 1,558 คุณลักษณะ จากผล การทดลองสรุปได้ว่าขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องสูงสุดในหลายๆกรณี นอกจากนั้นยังใช้เวลาในการเรียนรู้ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และความยืดหยุ่นของโครงสร้างของ ตัวแบบที่ดีกว่าวิธีการที่นำมาเปรียบเทียบ วิธีการที่นำเสนอสามารถจัดการกับปัญหาการจำแนก ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่และข้อมูลที่เข้ามาทีละชุดได้

ภาควิชา

คอมพิวเตอร์

วิทยาการคอมพิวเตอร์และ สาขาวิชา

เทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา 2556

คณิตศาสตร์และวิทยาการ

ลายมือชื่อนิสิต Prem Junsawang

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก รัฐปกฝา Philators

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม 💆 🛴 🦴

# # 5173910623: MAJOR COMPUTER SCIENCE AND INFORMATION TECHNOLOGY KEYWORDS: CLASSIFICATION / INCREMENTAL LEARNING ALGORITHM / VERSATILE ELLIPTIC BASIS FUNCTION / STREAMING CHUNK DATA

> PREM JUNSAWANG: DATA-THROWAWAY LEARNING FOR STREAMING CHUNK DATA CLASSIFICATION BY APPLYING A VERSATILE ELLIPTIC BASIS FUNCTION (VEBF) TO SINGLE-CLASS-WISE COMPUTATION. ADVISOR: ASST. PROF. SUPHAKANT PHIMOLTARES, Ph.D., CO-ADVISOR: PROF. CHIDCHANOK LURSINSAP, Ph.D., 67 pp.

Recently, the large data and streaming chunk data classification problems are the interesting and challenging problems in many real world applications such as finance, medical diagnosis, pattern recognition, and data mining. In most cases, a complete set of database for building a classifier is not provided in advance. In this work, the Data-throwaway Learning for Streaming Chunk data classification (DLSC) by applying a Versatile Elliptic Basis Function (VEBF) to single-class-wise computation is proposed. The proposed learning method is based on incremental learning and one-pass-thrownaway learning concepts. In this work, the experiment is conducted in two scenarios based on the pattern of given training data including complete training data and streaming training data. The experimental results of the proposed method are compared with both of batch learning and incremental learning algorithms on various data sets with different sizes from 150 to 581,012 samples and attributes from 4 to 1,558. The experimental results show that the DLSC yields the highest classification accuracies in most cases with faster incremental learning, fewer number of used hidden neurons and more flexible structure than the compared methods. The proposed method is suitable for coping with big data classification problem and handling streaming data as well.

Mathematics and Department:

Computer Science

Student's Signature from Junsamany
Advisor's Signature Suphkat Philasteines

Field of Study: Computer Science and Information Technology

Co-Advisor's Signature LL-V

Academic Year: 2013

### **ACKNOWLEDGEMENTS**

This dissertation would not have been possible without the guidance and the helps of several individuals with their valuable assistance in the preparation and completion of this study.

Firstly, I would like to express my deepest appreciation to Assistant Professor Dr. Suphakant Phimoltares and Professor Dr. Chidchanok Lursinsap, who are my advisor and co-advisor respectively, for his valuable advice, guidance in this dissertation. It is honor to work with them

I also would like to thank the chairman and member of the committee of this research work namely Associate Professor Dr. Peraphon Sophatsathit, Professor Dr. Boonserm Kitsirikul, Assistant Professor Dr. Saranya Maneeroj and Dr. Chularat Tanprasert, for their valuable comments and personal efforts in reviewing this dissertation.

I am grateful to Advance Virtual and Intelligence Computing (AVIC) Research Center for facilitating me to achieve this work. I am also grateful to the Development and Promotion of Science and Technology Talents Project (DPST) for financial support.

I would like to thank Dr. Peerapol Khunarsal, Dr. Sirilak Areerachakul, friends and everyone at AVIC Research Center for a very nice cheer up and helpful suggestion.

Finally, I would not be able to accomplish this dissertation without the loves and supports from my beloved parents with the invaluable source of strengths.

## CONTENTS

F	Page
THAI ABSTRACT	.iv
ENGLISH ABSTRACT	V
ACKNOWLEDGEMENTS	.vi
CONTENTS	vii
LIST OF TABLES	.ix
LIST OF FIGURES	X
CHAPTER I INTRODUCTION	. 1
1.1. Statement of the Problem	. 1
1.2. Related Works	. 2
1.3. Objectives	. 5
1.4. Scope of Work	. 5
CHAPTER II VERSATILE ELLIPTIC BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK (VEBFNN)	. 6
2.1 Versatile Elliptic Basis Function (VEBF)	. 6
2.2 Structure of Versatile Elliptic Basis Function Neural Network (VEBFNN)	. 7
2.2 Orthonormal Basis Computation	. 9
2.2.1 Principal Component Analysis (PCA)	10
2.2.2 Orthonormal basis vectors by PCA	12
2.3 VEBF Learning Algorithm for one incoming datum	13
CHAPTER III PROPOSED METHODOLOGY	16
3.1 Parameters Update	18
3.1.1 Center vector and covariance matrix update	18
3.1.2 Width vector update	19
3.1.3 Merge Criterion	22
3.2 The Proposed Learning Algorithm	23
3.2.1 Data-throwaway Learning Streaming Chunk (DLSC) algorithm	25
CHAPTER IV EXPERIMENTS AND RESULTS	32
4.1 Experiments for Complete Training Data Scenario	32



	Page
4.1.1 Experimental setting for complete training data scenario	. 34
4.1.2 Experimental results for complete training data scenario	. 36
4.1.3 Comparison Results on Effect of Order of Presented Classes	. 41
4.1.4 Influence of center selection and initial width parameter on classification accuracy and the number of hidden neurons of DLSC	
4.2 Experiments for Streaming Training Data Scenario	. 52
4.2.1 Experimental setting for streaming training data scenario	. 53
4.2.2 Experimental results for streaming training data scenario	. 55
CHAPTER V CONCLUSION AND DISCUSSION	. 60
REFERENCES	. 62
APPENDIX	. 65
VITA	. 68

## LIST OF TABLES

Table 1: Description of each data set for complete training data scenario
Table 2: Parameter setting in each data set for complete training data scenario 35
Table 3: Comparison results of average accuracy with standard deviation $(\overline{x}\pm sd)$ for
complete training data scenario37
Table 4: Comparison results of the average number of hidden neurons or prototypes
with standard deviation $(\overline{x} \pm sd)$ for complete training data scenario40
Table 5: The ratio of hidden neurons or prototypes of each method with respect to
that of DLSC41
Table 6: Comparison results of the average learning time (s) with standard deviation
$(\bar{x}\pm sd)$ for complete training data scenario
Table 7: Ratio of learning time of each method with respect to that of DLSC 43
Table 8: Comparison results of average accuracy (%) and standard deviation $(\bar{x}\pm sd)$
on holdout validation of ten distinctive orders presented patterns44
Table 9: Comparison results of number of hidden neurons or prototypes and
standard deviation $(\overline{x}\pm sd)$ on holdout validation of ten distinctive orders
presented patterns45
Table 10: Description of each data set for streaming training data scenario
Table 11: Parameter setting in each data set for streaming training data scenario 54
Table 12: Comparison results of average with standard deviation $(\overline{x} \pm sd)$ of
classification accuracy on eleven data sets
Table 13: Comparison results of average with standard deviation $(\overline{x} \pm sd)$ of number
of hidden neurons on eleven data sets58
Table 14: Comparison results of average with standard deviation $(\overline{x} \pm sd)$ of learning
time with standard deviation on eleven data sets59

## LIST OF FIGURES

Figure 1: The structure of versatile elliptic basis function neural network	8
Figure 2: Example of streaming chunk data classification in two-dimensional space.	16
Figure 3: Example of class-wise streaming chunk in two-dimensional space	18
Figure 4: An example of how to cover new incoming data by updating VEBF	
parameters	21
Figure 5: Two cases of merge process.	22
Figure 6: Example of the proposed method in two-dimensional space	24
Figure 7: The average of standard deviation values of classification accuracy (Acc.)	
and the number of hidden neurons (Neu.) for ten distinctive presented	
orders	46
Figure 8: Influence of different initial center vectors on classification accuracy (%)	48
Figure 9: Influence of ten different initial center vectors of DLSC method	49
Figure 10: Influence of the predefined $\delta$ setting versus accuracy (%)	50
Figure 11: Influence of the predefined $\delta$ setting versus the number of hidden	
neurons	51

