

การประมาณทิศทางแหล่งกำเนิดบนพื้นฐานการจัดพารามิเตอร์แยกจากกัน



นายบำรุง ท้าวศรีสกุล

ศูนย์วิทยพัทยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

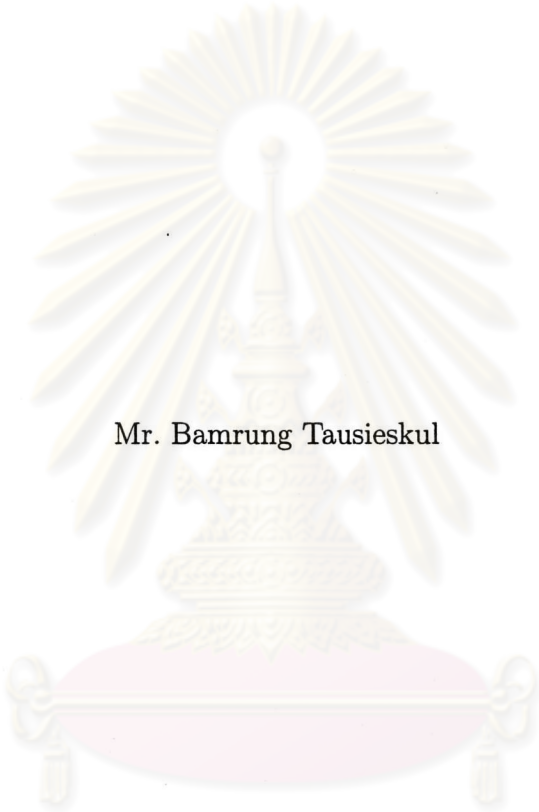
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2547

ISBN: 974-17-6090-6

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

SOURCE DIRECTION ESTIMATION BASED ON SEPARABLE
PARAMETERIZATION




Mr. Bamrung Tausieskul

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

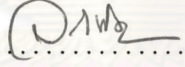
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering
Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Academic Year 2004
ISBN: 974-17-6090-6

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การประมาณทิศทางแหล่งกำเนิดบนพื้นฐานการจัดพารามิเตอร์แยกจากกัน
โดย นายบำรุง ท้าวศรีสกุล
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล


คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็น
ส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต



..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร. ดิเรก ลาวัณย์ศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบนญพลงกุล)


..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล)


..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง)


..... กรรมการ
(อาจารย์ สุวิทย์ นาคพิระยูทธ)

นายบำรุง ท้าวศรีสกุล: การประมาณทิศทางแหล่งกำเนิดบนพื้นฐานการจัดพารามิเตอร์แยกจากกัน (SOURCE DIRECTION ESTIMATION BASED ON SEPARABLE PARAMETERIZATION) อ.ที่ปรึกษา : รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, 89 หน้า. ISBN: 974-17-6090-6.

วิทยานิพนธ์นี้กล่าวถึงปัญหาการประเมินค่าทิศทางกึ่งกลาง (nominal direction) และมุมเบี่ยงเบน (angular spread) ในการเกิดขึ้นของการกระเจิงรอบๆ แหล่งกำเนิด เนื้อหาที่น่าสนใจที่สามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่หนึ่งแสดง การประมาณแบบมากตัวอย่างของตัวประเมินแบบความควรจะเป็นสูงสุดในการระบุตำแหน่งแหล่งกำเนิดที่กระจายทางปริภูมิ และอีกส่วนเสนอการรวมโครงสร้างโทพลิกซ์-แฮร์มิเซียนในเมทริกซ์สหสัมพันธ์ของอะเรย์แบบหนึ่งเข้าไปในตัวประเมินค่าก่อนหน้า

ตัวประเมินแบบใกล้เคียงความควรจะเป็นสูงสุด (Asymptotic Maximum Likelihood) ในส่วนแรกของวิทยานิพนธ์ ถูกเสนอเพื่อร่วมประเมินหาทั้งทิศทางกึ่งกลางและมุมเบี่ยงเบน ขณะที่ตัวประเมินแบบความควรจะเป็นสูงสุดต้องการ $3N_s + 1$ มิติในขั้นตอนการทำให้เหมาะสมที่สุด การประเมินแบบใกล้เคียงความควรจะเป็นสูงสุดนี้ต้องการเพียง $2N_s$ มิติ เมื่อ N_s คือ จำนวนแหล่งกำเนิด เนื่องจากกระบวนการที่เสนอ เป็นการประมาณแบบใกล้เคียงเส้นกำกับของตัวประเมินแบบความควรจะเป็นสูงสุด ดังนั้นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความผิดพลาดจากการประเมินจึงสามารถเข้าสู่ขอบเขตของแครมเมอร์-ราโอในช่วงที่มีตัวอย่างจำนวนมาก อย่างไรก็ตาม ผลการทดลองเชิงเลขชี้ให้เห็นในความหมายของการปรับปรุงความเร็วในการคำนวณเทียบกับตัวประเมินแบบความควรจะเป็นสูงสุด พบว่า ตัวประเมินแบบใกล้เคียงความควรจะเป็นสูงสุดมีข้อได้เปรียบในการคำนวณน้อยกว่ากรรมวิธีกำลังสองน้อยสุดแบบถ่วงน้ำหนักประมาณหนึ่งเท่า

ในส่วนที่สอง สิ่งที่น่าสนใจที่หาสามารถหาได้ในที่นี้ ก่อนอื่น เราชี้ให้เห็นว่าเมทริกซ์สหสัมพันธ์ของอะเรย์ไม่เพียงแต่เป็นแฮร์มิเซียนเท่านั้น แต่ยังเป็นโทพลิกซ์ด้วย ประการที่สอง เราจัดหาความสัมพันธ์ระหว่างสองวิธีการที่รู้จักกันดี นั่นคือ การหาค่าเฉลี่ยของค่าซ้ำซ้อน (Redundancy-Averaging) และการเข้าคู่กันของค่าสหสัมพันธ์แบบถ่วงน้ำหนัก (Weighted Covariance-Matching) เพื่อใช้สำหรับการประเมินหาเมทริกซ์โทพลิกซ์-แฮร์มิเซียน ผลการวิเคราะห์ที่น่าสนใจที่ชี้ให้เราทราบถึงความสัมพันธ์ของทั้งคู่อธิบายความหมายของค่าถ่วงน้ำหนักที่ใช้ ในส่วนที่น่าสนใจที่สาม เสนอการประมาณแบบมากตัวอย่างของตัวประมาณแบบความควรจะเป็นสูงสุดสำหรับการประเมินหาเมทริกซ์สหสัมพันธ์ที่มีโครงสร้างสัมพันธ์กันเชิงเส้น ต่อมา ส่วนที่น่าสนใจที่สุดหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวประเมินที่เสนอและตัวประเมินที่มีมาก่อน ทำให้สามารถเข้าใจได้ว่าเกณฑ์ที่น่าสนใจให้ผลคำตอบเช่นเดียวกับที่ได้มาจากกรรมวิธีการเข้าคู่กันของค่าสหสัมพันธ์แบบถ่วงน้ำหนัก เพื่อลดความผิดพลาดจากการประเมินหาทิศทาง ส่วนที่น่าสนใจสุดท้ายคือการรวมเมทริกซ์สหสัมพันธ์ที่ใช่เงื่อนไขโทพลิกซ์เข้าไปในตัวประเมินค่าแบบกำลังสองน้อยสุดชนิดถ่วงน้ำหนัก และตัวประเมินค่าแบบใกล้เคียงความควรจะเป็นสูงสุด เมื่อเทียบกับตัวประเมินแบบความควรจะเป็นสูงสุดพบว่า ความซับซ้อนจากการคำนวณเงื่อนไขโทพลิกซ์ที่เพิ่มขึ้นมานี้ ส่งผลให้มีการคำนวณเพิ่มขึ้นไม่เกินหนึ่งเท่าโดยประมาณ

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต บำรุง ท้าวศรีสกุล
 สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา
 ปีการศึกษา 2547

457 03920 21 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: PARAMETER ESTIMATION/ SENSOR ARRAY PROCESSING/ DISTRIBUTED SOURCE LOCALIZATION/ WEIGHTED LEAST SQUARES/ MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR/ CRAMÉR-RAO BOUND/.

BAMRUNG TAUSIESKUL : SOURCE DIRECTION ESTIMATION BASED ON SEPARABLE PARAMETERIZATION. THESIS ADVISOR: ASSOC. PROF. SOM-CHAI JITAPUNKUL, Ph.D., 89 pp. ISBN: 974-17-6090-6.

This thesis deals with the problem of estimating the nominal direction and its underlying angular spread in the presence of local scattering around the vicinity of source. Contents presented herein can be classified into two portions. The first part presents a large-sample approximation of the ML estimator in spatially distributed source localization. And the another proposes an incorporation of the Toeplitz-Hermitian structure in array covariance matrix into two previous estimators.

The AML estimator in the first part is proposed to jointly estimate nominal directions and angular spreads. Rather than $(3N_s + 1)$ -dimensional optimization as the ML, the AML needs only $2N_s$ -dimensional search, where N_s signifies the number of sources. Since the proposed approach is an asymptotic approximation of the ML, its standard deviation of estimate error attains the CRB in large sample. Numerical simulation is shown, however, that by means of improved speed with respect to the ML, the computational advantage of AML is less than that of WLS, approximately one times.

In the second portion, five contributions are affordable. First of all, we indicate that without any assumption on angle deviation model, the array covariance matrix is itself not only Hermitian but also Toeplitz when employing the ULA. Secondly, we provide a relationship between two well-known methods—RA and WCM—for estimating a Toeplitz-Hermitian covariance matrix. The analysis presented therein enables us to their connection by mean of optimal weight performed. We propose a large-sample approximation of ML criterion for estimating a covariance matrix with linearly affine structure. Later, a connection of the proposed estimator to an existed criterion is provided. It is conceivable that the presented criterion yields the same solution as derived from the WCM method. To decrease the estimate error, the last contribution is to incorporate the imposed Toeplitz-Hermitian matrix into both WLS and AML. With respect to the ML, computational complexity increased by including the Toeplitz constraint is approximately at most one times.

Department Electrical Engineering
Field of study Electrical Engineering
Academic year 2004

Student's signature . Bamrung Tâu Sioskul

Advisor's signature . Somchai Jitapunkul

Acknowledgements

Four years ago, an undergraduate heard some abilities of the so-called “Smart Antenna” from his senior. This stimulated him enthusiastic about how it performs. In the third year, he saw a senior project recruitment involved such topic. Definitely, he sent application to the supervisor. After a period of time, he made a literature review to accomplish the bachelor degree. Rather than the expected one, his work involved only the problem of direction finding, which seemed, in his opinion, a part of smart antenna system. Nevertheless, the former work is gradually developed as a foundation for which statistical signal processing content of this thesis will be faced in what follows.

It was quite hard to make a decision for cancelling a company offer and then being a master-degree student at Chulalongkorn. Now it is $2\frac{1}{2}$ years later, I certainly never regret what I chosen. On the other hand, I have a good luck owing to the graduate admission and a privilege derived from my supervisor, Associate Professor Somchai Jitapunkul. The biggest dept of my gratitude has to go to Dr. Somchai for letting me a great chance. He gave me the freedom, listened to me with a patient, clarified my hesitations, commented my ideas, corrected a lot of grammatical errors and introduced to good research threads. Thanks to my second father for everything four years ago. Absolutely, I have improved myself from his guidance and criticism.

Thanks to all committees for participating in the thesis defense. Every suggestions and comments let me a knowledge of their kind and insightful investigation. For the questions acted as the opponent, I have consciously appreciated that these would bring me the research development in the future.

I would like to express my appreciation to the authors who send me unaccessible publications. Thanks to Dr. Joakim Sorelius for his Ph.D. thesis [32] and to Dr. Olivier Besson for his MATLAB code of decoupled WLS estimator and a journal. Thanks to Dr. Mats Bengtsson for his clarification of the fading statistic in local scattering model.

For other persons I can not express due to space limitation, thanks to all of them for their helps, instructions, and encouragements which are invaluable to me. Although they cannot be appeared, they bring a guy much happiness.

Last but not least, I wish to express my gratitude to all of my Täu Sieskul’s family. My parents both gave me a life and then let me a chance to spend so many years in the world of education. Great thanks to my brothers and sisters for their continued supports, forgiving me, and understanding my missed occasions to enjoy together. Although my way during the research and thesis is so happy and seems worthy, the life in our home is, nonetheless, never evanescent in my mind.

Contents

	Page
Thai Abstract	iv
English Abstract	v
Acknowledgements	vi
Contents	vii
List of Tables	ix
List of Figures	x
List of Abbreviations	xii
1 Introduction	1
1.1 Problem Causes and Importances	1
1.2 Thesis Objectives	1
1.3 Research Procedures	2
1.4 Thesis Scopes	2
1.5 Expected Benefits	2
2 Spatially Distributed Source Localization	3
2.1 Sensor Array Processing	3
2.2 Mathematical Abstraction	6
2.3 Problem Formulation	8
2.4 Optimal Solution	8
2.5 Sub-Optimal Solutions	10
2.5.1 WLS Estimator	10
2.5.2 RACM Estimator	11
2.6 Cramér-Rao Bound	13
2.6.1 Explicit Derivatives	14
2.6.2 Separable Derivatives	14
2.7 Toeplitz Covariance Estimations	15
2.7.1 Redundancy-Averaging Toeplitzification	16
2.7.2 Weighted Covariance-Matching Toeplitzification	17
3 Separable Parameterization	18
3.1 Separable Parameterization	18
3.2 A Formulation of Cramér-Rao Bound	19
3.3 Asymptotic Maximum Likelihood Estimator	21
3.4 Asymptotic Distribution of AML Estimate	23
3.4.1 Consistency	23

3.4.2 Asymptotic Efficiency	24
3.5 Toeplitzification Relationships	26
3.5.1 How the array covariance matrix can be Toeplitz	26
3.5.2 Relationship between RA and WCM Toeplitzifications	26
3.5.3 AML Toeplitzification	27
3.5.4 Relationship between WCM and AML Toeplitzifications	28
3.6 Application of Toeplitz-Constrained Covariances	28
3.6.1 Improved WLS Estimators	28
3.6.2 Improved AML Estimator	29
4 Numerical Simulations	30
4.1 AML Estimator	30
4.1.1 AML Performance	31
4.1.2 AML Complexity	35
4.2 Toeplitz Constraint Applications	37
4.2.1 Improved WLS Estimators	37
4.2.2 Improved AML Estimator	37
5 Concluding Remarks and Suggestions	50
5.1 Concluding Remarks	50
5.2 Suggestions	51
References	52
Appendices	58
Proof of Equation (3.42)	59
Proof of Theorem 2	63
Proof of Lemma 3	63
Proof of Lemma 4	64
Biography	89

List of Tables

Table 4.1	Significant parameters in the numerical simulations of AML estimator.	30
Table 4.2	Significant parameters in the numerical simulations of improved WLS estimators.	37
Table 4.3	Significant parameters in the numerical simulations of improved AML estimator.	38



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

List of Figures

Figure 2.1 Point Source Model of Spatial Channel in Sensor Array Processing	4
Figure 2.2 Distributed Source Model of Spatial Channel in Sensor Array Processing	5
Figure 4.1 AML estimator in Laplacian angle deviations : empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of number of snapshots N_T .	31
Figure 4.2 AML estimator in Gaussian angle deviations : empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of number of sensor elements N_E .	32
Figure 4.3 AML estimator in Laplacian angle deviations : empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of number of SNR.	33
Figure 4.4 AML estimator in Gaussian and Laplacian angle deviations : empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of angular spread σ_ϕ in $\sigma_\phi = [\sigma_\phi \quad \sigma_\phi]^T$.	34
Figure 4.5 AML estimator in Gaussian and Laplacian angle deviations : empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of angular separation $\Delta_\phi \triangleq \phi_2 - \phi_1 $, where nominal angles are varied as $\phi_1 = -\frac{1}{2}\Delta_\phi$ and $\phi_2 = \frac{1}{2}\Delta_\phi$.	35
Figure 4.6 Computational complexity with respect to the exact ML estimator as a function of number of snapshots N_T .	36
Figure 4.7 Improved WLS estimators in uniform angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of the number of temporal snapshots N_T .	38
Figure 4.8 Improved WLS estimators in Gaussian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of the number of temporal snapshots N_T .	39
Figure 4.9 Improved WLS estimators in in Laplacian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the errors due to estimating the nominal angle ϕ as a function of the number of temporal snapshots N_T .	40
Figure 4.10 Improved AML estimator in uniform angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of the number of snapshots N_T .	41

Figure 4.11 Improved AML estimator in Gaussian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of the number of snapshots N_T	42
Figure 4.12 Improved AML estimator in Laplacian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of the number of snapshots N_T	43
Figure 4.13 Improved AML estimator in Uniform angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of SNR.	44
Figure 4.14 Improved AML estimator in Gaussian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of SNR.	45
Figure 4.15 Improved AML estimator in Laplacian angle deviation: empirical and theoretical standard deviations of the estimate errors as a function of SNR.	46
Figure 4.16 Improved AML estimator in uniform angle deviation: computational speed with respect to the exact ML estimator as a function of the number of snapshots N_T	47
Figure 4.17 Improved AML estimator in Gaussian angle deviation: computational speed with respect to the exact ML estimator as a function of the number of snapshots N_T	48
Figure 4.18 Improved AML estimator in Laplacian angle deviation: computational speed with respect to the exact ML estimator as a function of the number of snapshots N_T	49

List of Abbreviations

ABC	Asymptotic Best Consistent
AML	Asymptotic Maximum Likelihood
BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
CDMA	Code Division Multiple Access
CM	Covariance Matching
CRB	Cramér-Rao Bound
CU	Chulalongkorn University
DOA	Direction Of Arrival
DSP	Digital Signal Processing
FER	First-Element Reference
FIM	Fisher Information Matrix
LOS	Line Of Sight
LS	Least Squares
MATLAB	MATrix LABoratory
MIMO	Multiple Input Multiple Output
ML	(exact) Maximum Likelihood
NLOS	None Line Of Sight
PDF	Probability Density Function
QPSK	Quaternary Phase Shift Keying
RA	Redundancy-Averaging
RMSE	Root Mean Square Error
SNR	Signal-to-Noise Ratio
ULA	Uniform Linear Array
WCM	Weighted Covariance-Matching
WLS	Weighted Least Squares