# Craig-Sakamoto定理とその周辺

吉澤 真太郎

(Shintaro Yoshizawa)

御殿場 基礎科学研究会 (Gotemba TheoreticalScienceResearch) 2010年12月18日

東北学院大学 多賀城情報幾何研究集会 2010

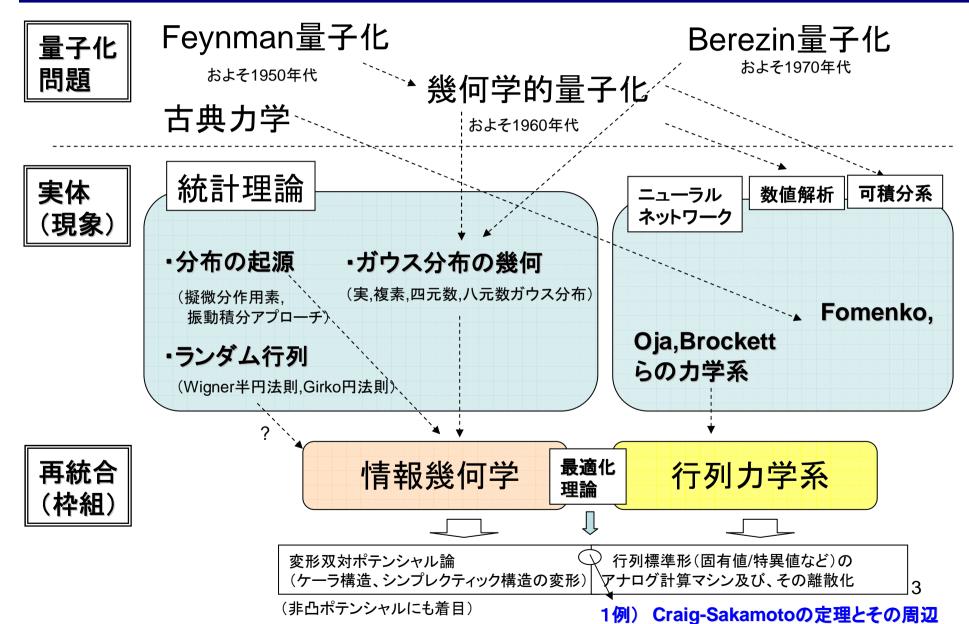
## 内容



- 1.はじめに
- 2.Craig-Sakamotoの定理とは
- 3.Craig-Sakamotoの定理の解析的変形
- 4.周辺の話題 Wolfe双対定理とダイバージェンス
- 5.まとめ

## 1.はじめに(構想)





## 1.はじめに(背景)



 $A_i$ : 行列  $x \in \mathbb{C}^n$   $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 

関数  $f(x) = det(x_1A_1 + x_2A_2 + \dots + x_nA_n)$ 

いろんな所に現れる

#### 統計学

二次形式統計量間の独立性問題 (Craig-Sakamoto定理) Craig1943 Sakamoto1949 Ogawa1948 Taussky1958

### 代数的位相幾何

- 行列固有値の重根問題
- 代数曲線の双対理論

VonNeumann-Wigner1929 Adams-Lax-Phillips1967 Lax1982

### 最適化と制御

- 線形行列不等式の表現
- 準代数集合の凸性

Helton-Vinnikov2007 Lassere2009 Renegar2006

### 可積分系

Manakov1976

Manakovの方法

偏微分方程式論

Garding1951 Lax1958

双曲多項式と双曲型偏微分方程式 のコーシー問題

## 2.Craig-Sakamotoの定理とは



Ogawa 1950の証明 OsakaMathJ

#### 平均Oのn次元正規分布に従う確率変数ベクトル

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n \longrightarrow (2\pi)^{-n/2} \exp\{(-x^T x)/2\}$$

変数×の2次形式統計量q<sub>1</sub>,q<sub>2</sub>

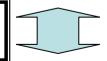
$$q_1 = \sum_{i,j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j$$
  $q_2 = \sum_{i,j=1}^{n} b_{ij} x_i x_j$ 

が独立。ここで,A=(a<sub>ii</sub>),B=(b<sub>ii</sub>) は実対称行列

 $det(I-\alpha A-\beta B) = det(I-\alpha A) \cdot det(I-\beta B)$  for  $\forall \alpha, \beta \in R$ 

CS条件

A,Bが正規行列の場合も成立 Taussky1958



## 3.Craig-Sakamotoの定理の再考



60年以上に渡り初等的に再考されている。

- •Harvilleら1997 微分と代数を使い、対称行列に対し証明
- •Olkin1997 行列式の結果を活用し、<u>実対称行列</u>に対し証明
- •Maroulasら2000 一般の正方行列に対し、固有空間分解でCS条件を特徴付
- -Li2000 実対称行列の成分と最大固有値の大小関係で証明
- •Matsuura2003Olkin の結果を一般化し、正規行列に対し証明
- -Carrieuら2009 対称行列の対角成分の性質と零固有空間の性質で証明

CS条件の両辺の対数をとった量は logdetポテンシャル



CS条件を解析的に捩じった変形族に対し、 AB=0が導出可能か?

## 3.Craig-Sakamotoの定理の解析的変形



解析的捩じり変形:
(作用素ゼータ関数)

$$\frac{d}{dt} \operatorname{tr}(X^{-t})|_{t=0} = \frac{d}{dt} \left( \sum_{i} \lambda_{i}^{-t} \right)|_{t=0} = -\operatorname{logdet}(X)$$
 ここでXは正方行列、 $\lambda_{i}$ はその固有値

$$\zeta(s) = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^s}$$

リーマンゼータ関数

 $logdet(I-\alpha A-\beta B) = logdet(I-\alpha A) + logdet(I-\beta B)$  for  $\forall \alpha, \beta \in \mathbf{R}$ 



解析的変形族に対してCraig-Sakamoto定理の拡張を試みる

## 3.変形Craig-Sakamotoの定理(命題)



#### Prop.

$$A, B \in C^{n \times n}, A^*A = AA^*, B^*B = BB^*$$

$$0 < \forall \gamma \neq 1,$$

$$(I - \alpha A - \beta B)^{\gamma} + I = (I - \alpha A)^{\gamma} + (I - \beta B)^{\gamma}$$

$$for \quad \forall \alpha, \beta \in C$$

$$s.t. \quad \det(I - \alpha A - \beta B) \neq 0, \det(I - \alpha A) \neq 0, \det(I - \beta B) \neq 0$$

$$AB = BA = 0$$

#### 4.双対定理(最適化理論)



Wolfe双対 (制約最適化)

ラグランジュ関数

双対ラグランジュ関数 (ハミルトン関数) Legendre双対 (凸最適化,情報幾何)

#### 4.Wolfe双対問題



注:ベクトルに対する不等号は 成分に対する不等号を示す

## 【主問題】

微分可能なR<sup>n</sup>上の目的関数f(x),制約関数h<sub>i</sub>(x)(i=1,2,...,m) に対して、条件h(x)≦0 ∈ R<sup>m</sup>のもとで、 目的関数を最小化

## 【双対問題】

ラグランジュ関数L $(x,y)=f(x)+y^Th(x)$  及びラグランジュ乗数y $(\ge 0)$ に対して、 条件  $\partial_x L(x,y)=0$ のもとで、L(x,y)を最大化

#### 4.双対定理(補足)

#### 【主問題】

$$Min\{f(x)|x \in \underline{\mathbf{C}}, h(x) \leq 0 (i=1,2,\cdots,m)\}$$

#### Lagrange双対:

【双対問題】

$$\sup\{\phi(y)|0 \le y, \ \phi(y)=\inf\{f(x)+\sum_{i=1}^{m}y_ih_i(x)|x \in \underline{\boldsymbol{c}}\}\}$$

#### Wolfe双対:

**C**=R<sup>n</sup>, 上記【主問題】に対して

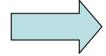
【双対問題】<sub>m</sub> m Sup{ $f(x)+\sum_{i=1}^{n}y_{i}h_{i}(x)|x\in R^{n},0\leq y,\,\partial_{x}f(x)+\sum_{i=1}^{m}y_{i}\,\partial_{x}h_{i}(x)=0$ }

#### 4.Wolfe双対定理



#### 弱双対定理

f(x),h<sub>i</sub>(x): 凸関数 x\*は主問題の実行可能解,(x,y)は双対問題の実行可能解



 $f(x^*) \ge L(x,y)$ 

#### 双対定理

 $f(x),h_i(x):$  凸関数,  $\{x \in R^n | h(x) \le 0\}$ が内点をもつ, または  $h_i(x)$ がすべて一次式とする。このとき  $(x^*,y^*)$ が双対問題の最適解で $f(x^*)=L(x^*,y^*)$ を満たすような  $y^* \in R^m$ が存在する。

## 4.Wolfe-Legendre双対定理



## Prop.

## 4.Wolfe-Legendre双対定理(補足)

#### 【補足1】

相補性条件:  $y_i h_i(x) = 0$ (i=1,2, ···,m)が成り立たない場合, 双対ギャップが生じる。

#### 【補足2】

前記命題の前提条件は、Hadamardの大域的逆関数定理 の前提条件を満たす程度のものとする。

#### Hadamardの大域的逆関数定理:

可微分写像 $f:R^n \ni x \mapsto f(x) \in R^n$ の微分Df(x)が各点xで可逆で、微分の逆写像 $(Df(x))^{-1}$ のノルムがxによらず一様有界であれば、fは $R^n$ の大域的微分同相写像である。

定理の証明は、例えば藤原「ファインマン経路積分の数学的方法」の13章にある。

## 4.Wolfe-Legendre双対(例)



#### 【例】Wolfe-Legendre双対

## 主問題

下記制約条件を満たす正定値対称行列Xに対し、関数

$$f(X)=tr(F_0X)-logdet(X)$$

を最小化。 制約条件: tr(F<sub>i</sub>X)=c<sub>i</sub> (i=1,2,···m) ここで、F<sub>0</sub>は正定値対称、F<sub>i</sub> (i=1,2,···m)は対称行列。

#### 双対問題

制約条件 $0 < F_0 - \Sigma y_i F_i$  を満たす  $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T \in \mathbb{R}^m$ に対し、下記関数を最大化:

$$f^*(y)=c^Ty+logdet(F_0-\sum_{i=1}^m y_iF_i)+n$$

#### 5. まとめ



2つの話題について新しい結果を紹介した

☆解析変形族版Craig-Sakamoto定理

☆Wolfe双対定理とダイバージェンスとの関係

おわり