

数理科学チームは、他チームと協力して、基盤となる数学的技術を構築しています

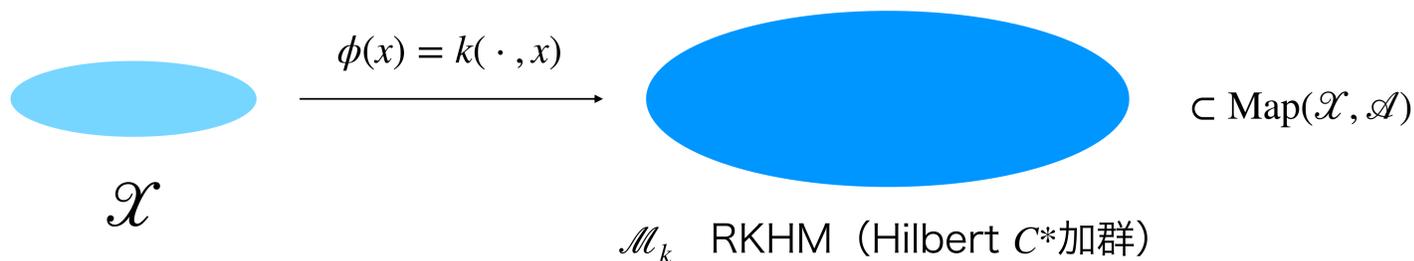
## Reproducing Kernel Hilbert Modules (RKHM)

$C^*$ 環を用いて

RKHSの理論を拡張

$\mathcal{A}$  :  $C^*$ 環  $k: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{A}$  : positive definite kernel

i.e. (i)  $k(x, y) = k(y, x)^*$  and (ii)  $\sum_{i,j=1}^n c_i^* k(x_i, x_j) c_j \geq 0$  for  $x_1, \dots, x_n \in \mathcal{X}, c_1, \dots, c_n \in \mathbb{C}$



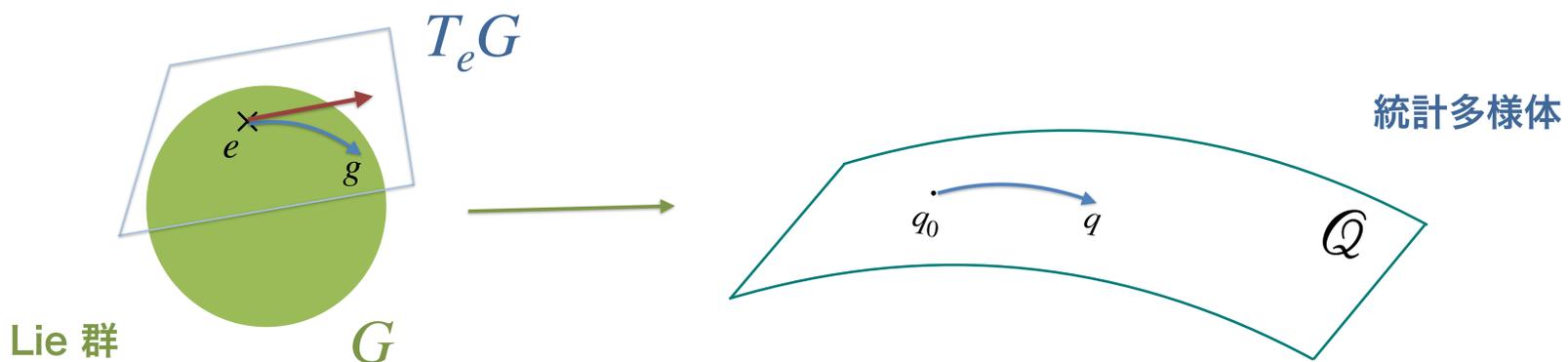
### 河原チームとの共同研究

- 通常の  $\mathbb{C}$  を  $C^*$ 環  $\mathcal{A}$  に自然に拡張
- より精度の高い特徴量を抽出. 時系列データなどに適している
- Deep RKHMなどの概念を定義

### 2023年度

- Y. Hashimoto, M. Ikeda and K. Hachem, Learning in RKHM: a  $C^*$ -algebraic twist for kernel machines, Proceedings of The 26th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), 2023
- Y. Hashimoto, M. Ikeda and K. Hachem, Deep Learning with Kernels through RKHM and the Perron-Frobenius Operator, NeurIPS 2023.

## Lie group parametrization



Lie群とは, 群演算が定義される微分多様体

統計多様体 (分布の族) をLie群でパラメタライズすると  
接空間方向の変分が, 統計多様体上に落ちる

例:  $G = (\mathbb{R}^P, +), (\mathbb{R}_{>0}^P, \times), (\mathbb{R}^\times \times \mathbb{R})^P, \dots$

### Khanチームとの共同研究

- Khan-Rueが提唱した Bayes学習の Bayesian Update Ruleを, 統計多様体上の最小勾配法の線形近似として解釈
- 色々なLie群に対応する新しいアルゴリズムを提唱
- 現在、一般の分布族 (Tojo-Yoshino Family) に拡張中

**Bayes学習** 損失関数  $\ell_i(\theta)$  の期待値 - エントロピー  $H(q)$  が最小となる分布  $q$  を見つける

$$q^* = \arg \min_{q \in \mathcal{Q}} \left( \mathbb{E}_q \left[ \sum_{i=1}^N \ell_i(\theta) + R(\theta) \right] - H(q) \right)$$

$$H(q) := \int_{\Theta} q \log q = - \mathbb{E}_q[\log q]$$

### 2023年度

- E. Kiral, T. Möllenhoff and E. Khan, The Lie-Group Bayesian Learning Rule, Proceedings of The 26th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), 2023