

## 統計的学習理論 第4章 補足資料

スライドに載せていない証明の部分の補足資料となっている。

■定理 4.2 の証明 定理 4.2 を示すために、次の補題を示す。

補題 1. Hermite 行列  $A, B$  が非負定値であれば、Hadamard 積  $A \circ B$  も非負定値である。

*Proof.*  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$  とする。  $A, B$  は Hermite より、固有値をそれぞれ  $\lambda_i, \mu_i$  ( $i = 1, \dots, n$ )、固有ベクトルをそれぞれ  $u_i, v_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) とすると、 $\lambda_i, \mu_i \in \mathbb{R}$  であり、 $u_i$  (および  $v_i$ ) は互いに直交するようにとれる。このとき、

$$A = \sum_{i=1}^n \lambda_i u_i u_i^*, \quad B = \sum_{j=1}^n \mu_j v_j v_j^*$$

とスペクトル分解できる ( $u_i^*, v_j^*$  は  $u_i, v_j$  の共役転置)。ここで、

$$(u_i u_i^*) \circ (v_j v_j^*) = (u_{i,k} \bar{u}_{i,l} \cdot v_{j,k} \bar{v}_{j,l})_{k,l} = (u_{i,k} v_{j,k} \cdot \bar{u}_{i,l} \bar{v}_{j,l})_{k,l} = (u_i \circ v_j)(u_i \circ v_j)^*$$

が成立する。よって、

$$A \circ B = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \mu_j (u_i u_i^*) \circ (v_j v_j^*) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \mu_j (u_i \circ v_j)(u_i \circ v_j)^*$$

が成立する。  $A, B$  は非負定値より、 $\lambda_i \geq 0, \mu_i \geq 0$  ( $i = 1, \dots, n$ ) であり、行列  $(u_i \circ v_j)(u_i \circ v_j)^*$  は非負定値である。よって、 $\forall x \in \mathbb{C}^{n \times n}$  に対して、

$$x^*(A \circ B)x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \mu_j x^*(u_i \circ v_j)(u_i \circ v_j)^* x \geq 0$$

が成り立ち、 $A \circ B$  が非負定値であることが示される。 □

この結果を用いて、定理 4.2 を証明する。

*Proof.*

1 の証明 カーネル関数の定義において  $n = 1$  とすると、定義より明らか。

2 の証明  $ak_1 + b, k_1 + k_2$  の対称非負定値性は容易に分かる。カーネル関数の積  $k = k_1 \cdot k_2$  について考える。 $x_1, \dots, x_n \in \mathcal{X}$  に対してカーネル関数  $k_i$  から定義されるグラム行列を  $K_i$  とする。このとき、 $K = (k(x_i, x_j))$  は、 $K = K_1 \circ K_2$  と、非負定値行列の Hadamard 積を用いて表される。定理 1 より、 $K$  が非負定値であることが示され、 $k_1 \cdot k_2$  がカーネル関数であることが示される。

**3 の証明** 極限  $k_\infty$  の対称性は明らか. ここで, 各  $\ell$  に対して  $k_\ell$  がカーネル関数より, 各  $\ell$  に対して  $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_i c_j k_\ell(x_i, x_j) \geq 0$  が成り立つ. よって,  $\ell \rightarrow \infty$  として  $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_i c_j k_\infty(x_i, x_j) \geq 0$  が示され,  $k_\infty$  の非負定値性が示される. よって,  $k_\infty$  がカーネル関数であることが示される.  $\square$