

# 信号解析の数理

線型代数で信号を理解するために

calamari\_dev





# はじめに

準備中.

2022 年〇月

calamari\_dev



# 目次

はじめに	iii
記号について	vii
第 1 章 準備と前提知識	1
1.1 行列とベクトル空間	1
ベクトル空間／基底／内積／線型写像と表現行列／核と像／固有値と固有空間／対角化	
第 2 章 数ベクトル空間	13
2.1 直交射影	13
直交射影／直交補空間／スペクトル定理	
2.2 最小二乗問題	18
最小二乗問題／特異値分解／擬似逆行列	
2.3 離散フーリエ変換	18
2.4 多重解像度解析	18
2.5 主成分分析	18
2.A 低ランク近似	19
演習問題	19
第 3 章 ヒルベルト空間	21
3.1 無限次元の線型空間	21
距離空間／ノルム線型空間／内積空間／ヒルベルト空間	
3.2 直交射影	22
直交射影／直交補空間／正規直交列	
3.3 フーリエ級数展開	23
フーリエ級数展開／フーリエ変換	

3.4	多重解像度解析 .....	23
	多重解像度解析／ウェーブレット変換 .....	
3.A	半ノルムと $L^p$ 空間 .....	24
	演習問題 .....	24
<b>第 4 章</b>	<b>確率空間</b> .....	<b>25</b>
4.1	確率空間 .....	25
4.2	ウィナーフィルタ .....	25
4.3	カルマンフィルタ .....	25
4.A	カルーネン・レーベ変換 .....	25
	演習問題 .....	25
<b>付録 A</b>	<b>プログラム例</b> .....	<b>27</b>
A.1	C 言語 .....	27
<b>索引</b>		<b>31</b>

# 記号について

書籍ごとに異なることが多い記号について、記号と定義の組を示す。表にない記号については、巻末の索引を参照のこと。

記号	定義
$\mathbb{N}$	自然数の全体集合 $\{1, 2, \dots\}$
$\mathbb{Z}$	整数の全体集合 $\{\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$
$\mathbb{K}$	実数の全体集合 $\mathbb{R}$ か複素数の全体集合 $\mathbb{C}$
$S^c$	集合 $S$ の補集合
$\text{cl } S$	集合 $S$ の閉包
$\delta_{ij}$	クロネッカーのデルタ
$\langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle$	ベクトル $\mathbf{u}$ , $\mathbf{v}$ の内積
$\ \mathbf{v}\ $	ベクトル $\mathbf{v}$ のノルム
$\mathbf{I}$	単位行列
$\mathbf{O}$	零行列
$\mathbf{M}^T$	行列 $\mathbf{M}$ の転置行列
$\mathbf{M}^H$	行列 $\mathbf{M}$ のエルミート転置
$\ \mathbf{M}\ _F$	行列 $\mathbf{M}$ のフロベニウスノルム
$\mathcal{F}_{\mathbb{Z}_n} x$	信号 $x$ の離散フーリエ変換
$\mathcal{F}_{\mathbb{Z}} x$	信号 $x$ の離散時間フーリエ変換
$\hat{f}_n$	関数 $f$ のフーリエ係数
$\mathcal{F} f$	関数 $f$ のフーリエ変換





## 準備と前提知識

第 1 章では、素朴集合論・線型代数学・微分積分学で有名な事実を、本書で必要となるものに限って概観する。

## 1.1 行列とベクトル空間

## 1.1.1 ベクトル空間

以下、集合  $\mathbb{K}$  は実数の全体集合  $\mathbb{R}$  か、複素数の全体集合  $\mathbb{C}$  であるとする。 $\mathbb{K}$  上のベクトル空間とは次のように定義される、加法とスカラー乗法が備わった集合のことである。

**定義 1.1.1 (ベクトル空間)**  $V$  を空でない集合とする。また、任意の  $x, y \in V$ ,  $s \in \mathbb{K}$  について、和  $x + y \in V$  とスカラー倍  $sx \in V$  が定義されているとする。任意の  $x, y, z \in V$ ,  $s, t \in \mathbb{K}$  に対する以下の条件を満たすとき、 $V$  は  $\mathbb{K}$  上の**ベクトル空間** (vector space) であるという。

- $(x + y) + z = x + (y + z)$
- $x + y = y + x$
- ある  $0 \in V$  が存在し、任意の  $v \in V$  に対して  $v + 0 = v$  を満たす
- 各  $v \in V$  に対し、ある  $w \in V$  が一意に存在して  $v + w = 0$  を満たす
- $(s + t)x = sx + tx$
- $s(x + y) = sx + sy$
- $(st)x = s(tx)$
- $1x = x$

しばしば  $V$  の元をベクトル、 $\mathbb{K}$  の元をスカラーと呼ぶ。また、定義 1.1.1 の

$\mathbf{0}$  を零ベクトル (zero vector),  $\mathbf{w}$  を  $\mathbf{v}$  の加法逆元 (additive inverse) という. 通常,  $\mathbf{v}$  の加法逆元は  $-\mathbf{v}$  と表される.

**ノート** 定義 1.1.1 はごてごてしているように見えるが, それは和とスカラー倍について,  $\mathbb{K}^n$  と同様に計算できるよう, ルールをつけ加えていった結果といえる. ◇

ついで, ベクトル空間にかかわる概念を 2 つ定義する. これらの関係については, すぐ後で説明する.

**定義 1.1.2 (線型結合)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$  を  $V$  の元とする.  $c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_n \mathbf{v}_n$  ( $c_1, \dots, c_n \in \mathbb{K}$ ) という形をした  $V$  の元を,  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$  の線型結合 (linear combination) という.

**定義 1.1.3 (部分空間)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $W$  を  $V$  の空でない部分集合とする.  $W$  が  $V$  の加法とスカラー乘法について定義 1.1.1 の条件をすべて満たすとき,  $W$  は  $V$  の部分ベクトル空間 (vector subspace), あるいは単に部分空間 (subspace) であるという.

ある部分集合  $W \subset V$  が  $V$  の部分空間かどうか調べるには, 命題 1.1.4 を使うとよい.

**命題 1.1.4**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $W$  を  $V$  の空でない部分集合とする. このとき, 次の命題は同値である.

1.  $W$  は  $V$  の部分空間である
2. 任意の  $s \in \mathbb{K}$ ,  $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2 \in W$  に対して  $s\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_1 + \mathbf{w}_2 \in W$  である

**例 1.1.5**  $V$  が  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間なら,  $V$  自身と  $\{\mathbf{0}\}$  は  $V$  の部分空間である. ◇

**例 1.1.6** 集合  $\mathbb{K}^n = \{[s_1 \ \dots \ s_n]^T \mid s_1, \dots, s_n \in \mathbb{K}\}$  は, 通常の加法とスカラー乘法によって,  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間になる. ただし,  $\mathbf{A}^T$  は行列  $\mathbf{A}$  の転置行列を意味する. ◇

また, 2 つの部分空間  $W_1, W_2 \subset V$  があれば, それらを含むより大きな部分

空間を作れる。

**定義 1.1.7 (部分空間の和)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $W_1, W_2 \subset V$  を部分空間とする. このとき, 集合  $W = \{\mathbf{w}_1 + \mathbf{w}_2 \mid \mathbf{w}_1 \in W_1, \mathbf{w}_2 \in W_2\}$  は  $V$  の部分空間になる.  $W$  を  $W_1$  と  $W_2$  の**和 (sum)** といい,  $W_1 + W_2$  と表記する.

特に  $W_1 \cap W_2 = \{\mathbf{0}\}$  であるとき,  $W_1 + W_2$  を  $W_1$  と  $W_2$  の**直和 (direct sum)** という. 直和であることを強調したいときは, 和  $W_1 + W_2$  を  $W_1 \oplus W_2$  と書く.

## 1.1.2 基底

任意のベクトル  $\mathbf{x} = [x_1 \ \cdots \ x_n]^\top \in \mathbb{K}^n$  は, 第  $i$  成分が 1, 他の成分が 0 のベクトル  $\mathbf{e}_i$  を用いて  $\mathbf{x} = x_1 \mathbf{e}_1 + \cdots + x_n \mathbf{e}_n$  と表せる. すなわち, 集合  $\mathcal{S}_n = \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_n\}$  は「 $\mathbb{K}^n$  のすべての元を  $\mathcal{S}_n$  の元の線型結合で書ける」という性質を持つ.

一般に, ベクトル空間  $V$  の部分集合  $S$  に対して,  $S$  の元の線型結合で書けるベクトルの全体集合を  $S$  が**生成する部分空間 (generated subspace)** といい,  $\text{span } S$  と表記する. この記法を使えば, 先述した  $\mathcal{S}_n$  が持つ性質を「 $\text{span } \mathcal{S}_n = \mathbb{K}^n$  が成り立つ」と言い換えられる.

$\text{span } S = \mathbb{K}^n$  を満たす集合  $S \subset \mathbb{K}^n$  は,  $\mathcal{S}_n$  以外にも無数にある. たとえば  $\mathbb{K}^n = \mathbb{R}^2$  のとき, 集合  $T = \{[1 \ 1]^\top, [2 \ -1]^\top, [-1 \ 0]^\top\}$  が生成する部分空間は  $\mathbb{R}^2$  である. しかし,  $\mathcal{S}_2 = \{[1 \ 0]^\top, [0 \ 1]^\top\}$  の元の線型結合で  $\mathbb{R}^2$  の元を表す方法はただ 1 通りであるのに対して,  $T$  はこの性質を持たない (図 1.1).

$S$  の元の線型結合で  $\text{span } S$  の元を一意に表せるとき, 任意の  $a_i, b_i \in \mathbb{K}$ ,  $\mathbf{v}_i \in S$  について

$$\sum_{i=1}^k a_i \mathbf{v}_i = \sum_{i=1}^k b_i \mathbf{v}_i \implies [a_1 \ \cdots \ a_k] = [b_1 \ \cdots \ b_k]$$

が成立する.  $b_1 = \cdots = b_k = 0$  とすると

$$a_1 \mathbf{v}_1 + \cdots + a_k \mathbf{v}_k = \mathbf{0} \implies a_1 = \cdots = a_k = 0 \quad (1.1)$$

が得られる.

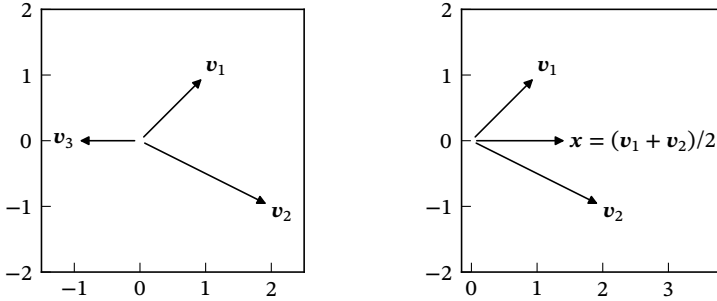


図 1.1  $v_1, v_2, v_3 \in T$  の線型結合で  $x = [3/2 \ 0]^T$  を表した様子. 明らかに  $x = (-3/2)v_3$  である一方,  $x = (v_1 + v_2)/2 = (1/2)v_1 + (1/2)v_2$  も成り立つ.

任意の  $a_1, \dots, a_k \in \mathbb{K}$  に対して式 (1.1) が成立するとき,  $v_1, \dots, v_k$  は**線型独立**であるという. 特に,  $V = \text{span } S$  かつ,  $S$  の元からなる有限個のベクトルの組が常に線型独立であるとき,  $S$  は  $V$  の**基底**であるという. 以上を定義 1.1.8, 1.1.9 にまとめておく.

**定義 1.1.8 (生成系・線型独立・線型従属)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $S$  を  $V$  の部分集合とする. また,  $v_1, \dots, v_k$  を  $V$  の元とする.

1.  $V = \text{span } S$  であるとき,  $S$  を  $V$  の**生成系** (generating set) という
2.  $\sum_{i=1}^k c_i v_i = \mathbf{0}$  を満たす  $c_1, \dots, c_k \in \mathbb{K}$  の組が  $c_1 = \dots = c_k = 0$  しかないとき,  $v_1, \dots, v_k$  は**線型独立** (linearly independent) であるという
3.  $v_1, \dots, v_k$  が線型独立でないとき,  $v_1, \dots, v_k$  は**線型従属** (linearly dependent) であるという

**定義 1.1.9 (基底)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間,  $B$  を  $V$  の部分集合とする.  $B$  が  $V$  の生成系かつ,  $B$  に属する有限個のベクトル  $v_1, \dots, v_k$  が常に線型独立であるとき,  $B$  は  $V$  の**基底** (basis) であるという.

**例 1.1.10 (標準基底)**  $\mathcal{S}_n$  は  $\mathbb{K}^n$  の基底である.  $\mathcal{S}_n$  を  $\mathbb{K}^n$  の**標準基底** (standard basis) という.  $\diamond$

さきほどの議論によれば,  $S$  の元の線型結合で  $\text{span } S$  の元を一意に表せるとき, 任意の  $a_1, \dots, a_k \in \mathbb{K}$  について式 (1.1) が成立する. すなわち,  $S$  は

$\text{span } S$  の基底である。実はこの逆も示せるので、次の命題が成立する。

**命題 1.1.11**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間、 $S$  を  $V$  の部分集合とする。このとき、次の命題は同値である。

1.  $S$  の元の線型結合で  $\text{span } S$  の元を一意に表せる
2.  $S$  は  $\text{span } S$  の基底である

$V$  の基底で有限集合のものがあるとき、 $V$  は**有限次元** (finite-dimensional) であるという。 $V$  が有限次元なら、 $V$  の基底はすべて有限集合で、その元の個数は等しい。すなわち、元の個数  $\#B$  は基底  $B$  のとりかたによらず定まる。 $\#B$  を  $V$  の**次元** (dimension) といい、 $\dim V$  と表記する<sup>1)</sup>。

基底に関連して、次の命題が成り立つ。

**命題 1.1.12**  $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{K}^n$  とする。このとき、次の命題は同値である。

1. 集合  $\{v_1, \dots, v_n\}$  は  $\mathbb{K}^n$  の基底である
2. 行列  $[v_1 \ \dots \ v_n]$  は正則である

**命題 1.1.13 (基底の延長)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上の  $n$  次元ベクトル空間とする。 $k < n$  個のベクトル  $v_1, \dots, v_k \in V$  が線型独立なら、集合  $\{v_1, \dots, v_k, v_{k+1}, \dots, v_n\}$  が  $V$  の基底になる  $v_{k+1}, \dots, v_n \in V$  が存在する。

### 1.1.3 内積

$\mathbb{R}^3$  において、ベクトルの長さとなす角はドット積  $(x_1, x_2, x_3) \cdot (y_1, y_2, y_3) = \sum_{i=1}^3 x_i y_i$  から計算できた。定義 1.1.14 は、こうした幾何的な考察を、より多くのベクトル空間へと適用可能にする。

**定義 1.1.14 (内積)**  $V$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間とする。 $\langle \_, \_ \rangle$  が  $V$  の**内積** (inner product) であるとは、任意の  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $x, y, z \in V$  に対し、 $\langle \_, \_ \rangle$  が

1)  $V$  が有限次元でないときも基底は存在する (証明は文献 [3])。

以下の条件を満たすことをいう。

1.  $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \overline{\langle \mathbf{y}, \mathbf{x} \rangle}$
2.  $\langle \lambda \mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle = \lambda \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle + \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle$
3.  $\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle \geq 0, [\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle = 0 \iff \mathbf{x} = \mathbf{0}]$

内積が備わっているベクトル空間のことを**内積空間** (inner product space) という。また、 $\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = 0$  であるとき、ベクトル  $\mathbf{v}$  と  $\mathbf{w}$  は**直交**するという。

**ノート** 定義により、 $\mathbf{0}$  は任意のベクトルと直交する。この事実は直感にそぐわないかもしれないが、 $\mathbf{0}$  だけを特別扱いするとかえって面倒である。 ◇

**例 1.1.15 (標準内積)**  $\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle = \mathbf{v}_1^T \overline{\mathbf{v}_2}$  ( $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \in \mathbb{K}^n$ ) とすると、 $\langle \_, \_ \rangle$  は  $\mathbb{K}^n$  の内積になる。 $\langle \_, \_ \rangle$  を  $\mathbb{K}^n$  の**標準内積**という。 ◇

定義 1.1.16 は、本書の中核をなす重要な概念である。

**定義 1.1.16 (正規直交系, 正規直交基底)**  $V$  を内積空間とする。集合  $\mathcal{B} \subset V$  が**正規直交系** (orthonormal system; ONS) であるとは、任意の  $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2 \in \mathcal{B}$  が条件

$$\langle \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2 \rangle = \begin{cases} 1 & (\mathbf{e}_1 = \mathbf{e}_2), \\ 0 & (\mathbf{e}_1 \neq \mathbf{e}_2) \end{cases}$$

を満たすことをいう。また、 $\mathcal{B}$  が  $V$  の基底であるとき、 $\mathcal{B}$  は**正規直交基底** (orthonormal basis; ONB) であるという。

$\mathcal{B}$  が正規直交系なら、有限個の  $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_k \in \mathcal{B}$  は常に線型独立である。よって、 $\mathcal{B}$  が基底であることを見るには、 $V = \text{span } \mathcal{B}$  だけ確認すればよい。

また、内積空間に属する線型独立なベクトルの組があれば、それらから正規直交系を作れる。

**命題 1.1.17**  $V$  を内積空間とする。 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n \in V$  が線型独立なら、式

$$\mathbf{u}_1 = \mathbf{v}_1, \quad \mathbf{u}_i = \mathbf{v}_i - \sum_{k=1}^{i-1} \frac{\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{u}_k \rangle}{\langle \mathbf{u}_k, \mathbf{u}_k \rangle} \mathbf{u}_k \quad (i = 2, \dots, n)$$

でベクトル  $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_n$  を定義すると、集合  $\{\mathbf{u}_i / \sqrt{\langle \mathbf{u}_i, \mathbf{u}_i \rangle} \mid i = 1, \dots, n\}$  は正

規直交系になる。

正規直交系を作る命題 1.1.17 の方法を**グラム・シュミットの直交化法** (Gram-Schmidt orthogonalization) という。命題 1.1.17 から、有限次元の内積空間は常に正規直交基底を持つ。

### 1.1.4 線型写像と表現行列

$V$  は有限次元であるとする。命題 1.1.11 によれば、 $V$  の基底  $\mathcal{B} = \{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_m\}$  ( $m = \dim V$ ) をとることで、任意の  $\mathbf{x} \in V$  を

$$\mathbf{x} = c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_m \mathbf{v}_m \quad (c_1, \dots, c_m \in \mathbb{K}) \quad (1.2)$$

の形で一意に表せる。言い換えると、 $V$  の各元  $\mathbf{x}$  に式 (1.2) の  $[c_1 \ \dots \ c_m]^\top$  を割り当てる写像  $\phi: V \rightarrow \mathbb{K}^m$  を定義でき、それは単射<sup>2)</sup>である。この写像  $\phi$  は、次に定義する「線型写像」の 1 例である。

**定義 1.1.18 (線型写像)**  $V$  と  $W$  を  $\mathbb{K}$  上のベクトル空間とする。写像  $f: V \rightarrow W$  が以下の条件を満たすとき、 $f$  は**線型写像** (linear mapping) であるという。

1. 任意の  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$  に対して  $f(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) + f(\mathbf{y})$  である
2. 任意の  $\mathbf{x} \in V, c \in \mathbb{K}$  に対して  $f(c\mathbf{x}) = cf(\mathbf{x})$  である

$W$  を  $\mathbb{K}$  上の有限次元ベクトル空間とする。 $W$  の基底  $\mathcal{B}' = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n\}$  ( $n = \dim W$ ) をとると、 $\phi$  と同様

$$\mathbf{y} = d_1 \mathbf{w}_1 + \dots + d_n \mathbf{w}_n \iff \psi(\mathbf{y}) = [d_1 \ \dots \ d_n]^\top$$

を満たす線型写像  $\psi: W \rightarrow \mathbb{K}^n$  が定義できる。

$\phi$  と  $\psi$  を利用すると、 $V$  から  $W$  への任意の線型写像  $f$  を、対応する行列によって表現できる。 $\mathbf{x} \in V$  を任意にとる。 $\phi(\mathbf{x}) = [c_1 \ \dots \ c_m]^\top$  とおくと

$$f(\mathbf{x}) = f\left(\sum_{i=1}^m c_i \mathbf{v}_i\right) = \sum_{i=1}^m c_i f(\mathbf{v}_i)$$

2) 写像  $f$  の定義域に属する任意の  $\mathbf{x}, \mathbf{y}$  について、命題「 $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{y}) \implies \mathbf{x} = \mathbf{y}$ 」が成立するとき、 $f$  は**単射** (injection) であるという。

であるから

$$\psi(f(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^m c_i \psi(f(\mathbf{v}_i)) = [\psi(f(\mathbf{v}_1)) \quad \cdots \quad \psi(f(\mathbf{v}_m))] \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_m \end{bmatrix}$$

となる. よって,  $\mathbf{A} = [\psi(f(\mathbf{v}_1)) \quad \cdots \quad \psi(f(\mathbf{v}_m))]$  とおくと, 式

$$\psi(f(\mathbf{x})) = T(\phi(\mathbf{x})) \quad (T(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x}) \quad (1.3)$$

が成り立つ.

ここまでの議論をまとめると, 次のようになる.  $V$  の基底  $\mathcal{B}$  と,  $W$  の基底  $\mathcal{B}'$  をとるごとに,  $n \times m$  行列  $\mathbf{A} = [\psi(f(\mathbf{v}_1)) \quad \cdots \quad \psi(f(\mathbf{v}_m))]$  を定義でき,  $\mathbf{A}$  は式(1.3)を満たす. この  $\mathbf{A}$  を, 基底  $\mathcal{B}$  と  $\mathcal{B}'$  に関する  $f$  の表現行列 (representation matrix) という.

なお,  $\mathcal{B}$  の元を並べる順序に応じて, 式(1.2)の  $c_1, \dots, c_n$  の順序も変化するので,  $\phi$  は  $\mathcal{B}$  に対して一意ではない.  $\phi$  は  $\mathcal{B}$  の元を並べる順序を決めて初めて定まる. 本書では,  $\mathcal{B} = \{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n\}$  のような書き方をした場合,  $\mathcal{B}$  の元を  $\mathbf{v}_i$  の添え字  $i$  について昇順に並べると決めておく.

**例 1.1.19 (形式的な微分)**  $n$  次以下の 1 変数多項式全体  $V_n = \{c_0 + c_1x + \cdots + c_nx^n \mid c_0, \dots, c_n \in \mathbb{R}\}$  は,  $\mathbb{R}$  上の  $n+1$  次元ベクトル空間である. また, 写像  $D: V_3 \rightarrow V_2$  を

$$D(c_0 + c_1x + c_2x^2) = c_1 + 2c_2x \quad (c_0, c_1, c_2 \in \mathbb{R})$$

で定義すると, これは線型写像になる.  $V_n$  の基底として  $\mathcal{B}_n = \{1, x, \dots, x^n\}$  をとったとき, 基底  $\mathcal{B}_3$  と  $\mathcal{B}_2$  に関する  $D$  の表現行列は  $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$  である.  $\diamond$

### 1.1.5 核と像

線型写像に付随して, 重要なベクトル空間が 2 つ定まる.

**定義 1.1.20 (核, 像)**  $f: V \rightarrow W$  を線型写像とする.

1. 集合  $\{\mathbf{v} \in V \mid f(\mathbf{v}) = \mathbf{0}\}$  を  $f$  の核 (kernel) といい,  $\text{Ker } f$  と表す
2. 集合  $\{f(\mathbf{v}) \mid \mathbf{v} \in V\}$  を  $f$  の像 (image) といい,  $\text{Im } f$  と表す



一般に,  $\text{Ker } f$  と  $\text{Im } f$  はそれぞれ  $V$  と  $W$  の部分空間になる.  $\text{Ker } f$  について, 次の命題が成立する.

**命題 1.1.21**  $f: V \rightarrow W$  を線型写像とする. このとき,  $f$  が単射であることと,  $\text{Ker } f = \{\mathbf{0}\}$  が成立することは同値である.

**証明**  $f(\mathbf{0}) = f(\mathbf{0} + \mathbf{0}) = f(\mathbf{0}) + f(\mathbf{0})$  なので,  $f(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$  である. よって,  $f$  が単射なら  $f(\mathbf{v}) = \mathbf{0} \iff \mathbf{v} = \mathbf{0}$  だから,  $\text{Ker } f = \{\mathbf{0}\}$  である.

また,  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \in V$  が  $f(\mathbf{v}_1) = f(\mathbf{v}_2)$  を満たせば  $f(\mathbf{v}_1 - \mathbf{v}_2) = f(\mathbf{v}_1) - f(\mathbf{v}_2) = \mathbf{0}$  である. よって,  $\text{Ker } f = \{\mathbf{0}\}$  なら  $\mathbf{v}_1 - \mathbf{v}_2 = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{v}_1 = \mathbf{v}_2$  である. すなわち,  $\text{Ker } f = \{\mathbf{0}\}$  なら  $f$  は単射である.  $\square$

### 1.1.6 固有値と固有空間

対角化に向けて, 固有値に関連する事項を整理する.

**定義 1.1.22 (固有値, 固有ベクトル)**  $A$  を  $n$  次正方行列とする. 複素数  $\lambda$  と  $\mathbf{0}$  でないベクトル  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$  が式  $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$  を満たすとき,  $\lambda$  を  $A$  の**固有値** (eigenvalue) という. また,  $\mathbf{x}$  を  $A$  の (固有値  $\lambda$  に属する) **固有ベクトル** (eigenvector) という.

**例 1.1.23**  $\mathbf{x}_1 = [1 + i \ 2]^T$ ,  $\mathbf{x}_2 = [1 - i \ 2]^T$  は  $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$  の固有ベクトルである. 実際  $A\mathbf{x}_1 = i\mathbf{x}_1$ ,  $A\mathbf{x}_2 = -i\mathbf{x}_2$  である.  $\diamond$

定義 1.1.22 を満たす  $\lambda$  を見つけるには, 次の命題 1.1.24 を利用するとよい.

**命題 1.1.24**  $\lambda$  が正方行列  $A$  の固有値であることと,  $\det(\lambda I - A) = 0$  であることは同値である. ただし,  $\det A$  は  $A$  の行列式である.

$n$  次多項式  $P(\lambda) = \det(\lambda I - A)$  を  $A$  の**固有多項式** (characteristic polynomial) という. 命題 1.1.24 から, 集合  $\{\lambda \in \mathbb{C} \mid P(\lambda) = 0\}$  は  $A$  の固有値の全体集合である.

**系 1.1.25** 任意の  $n$  次正方行列  $\mathbf{A}$  は、相異なる固有値を少なくとも 1 個、多くとも  $n$  個もつ。

**証明**  $\det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}) = 0$  は  $\lambda$  に関する  $n$  次方程式なので、解は存在しても  $n$  個以下である。また、代数学の基本定理より解は少なくとも 1 つ存在する。  $\square$

**定義 1.1.26 (固有空間)** 定義 1.1.22 の  $\mathbf{A}$ ,  $\lambda$  について、集合

$$E_{\lambda}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n \mid \mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}\}$$

は  $\mathbb{C}^n$  の部分空間になる。部分空間  $E_{\lambda}(\mathbf{A})$  を、 $\mathbf{A}$  の (固有値  $\lambda$  に属する) **固有空間** (eigenspace) という。

固有空間は次の性質を持つ。

**命題 1.1.27**  $\lambda_1, \lambda_2$  を正方行列  $\mathbf{A}$  の固有値とする。このとき、次の命題が成立する。

1.  $\mathbf{x} \in E_{\lambda_1}(\mathbf{A}) \implies \mathbf{A}\mathbf{x} \in E_{\lambda_1}(\mathbf{A})$
2.  $\lambda_1 \neq \lambda_2 \implies E_{\lambda_1}(\mathbf{A}) \cap E_{\lambda_2}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$

**証明** 後半のみ示す。  $\mathbf{A}\mathbf{0} = \lambda_1\mathbf{0} = \lambda_2\mathbf{0} = \mathbf{0}$  なので、  $\mathbf{0} \in E_{\lambda_1}(\mathbf{A}) \cap E_{\lambda_2}(\mathbf{A})$  である。任意に  $\mathbf{x} \in E_{\lambda_1}(\mathbf{A}) \cap E_{\lambda_2}(\mathbf{A})$  をとる。  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda_1\mathbf{x} = \lambda_2\mathbf{x}$  より  $(\lambda_1 - \lambda_2)\mathbf{x} = \mathbf{0}$  であり、  $\lambda_1 \neq \lambda_2$  なので  $\mathbf{x} = \mathbf{0}$  である。よって、  $E_{\lambda_1}(\mathbf{A}) \cap E_{\lambda_2}(\mathbf{A})$  は  $\mathbf{0}$  以外に元を持たない。  $\square$

### 1.1.7 対角化

適当な  $n$  次正則行列  $\mathbf{P}$ , 対角行列  $\mathbf{\Lambda}$  の組を見つけて、  $n \times n$  行列  $\mathbf{A}$  を  $\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1}$  の形で書くことを  $\mathbf{A}$  の**対角化** (diagonalization) という。  $\mathbf{A}$  が対角化可能である必要十分条件は、次の命題 1.1.28 で与えられる。

**命題 1.1.28**  $n$  次正方行列  $A$  の固有値全体を  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_k\}$  とおく. ただし,  $i \neq j$  ならば  $\lambda_i \neq \lambda_j$  とする. このとき, 次の命題は同値である.

1.  $A$  の固有ベクトルのみからなる  $\mathbb{K}^n$  の基底が存在する
2.  $\mathbb{K}^n = E_{\lambda_1}(A) \oplus \dots \oplus E_{\lambda_k}(A)$  が成立する
3.  $n$  次正則行列  $P$ , 対角行列  $\Lambda$  が存在して  $A = PAP^{-1}$  を満たす

以下, 対角行列  $\begin{bmatrix} a_1 & & \\ & \ddots & \\ & & a_n \end{bmatrix}$  を  $\text{diag}(a_1, \dots, a_n)$  と略記する.

**証明** 1 と 3 の同値性のみ示す.  $A$  の固有ベクトルのみからなる  $\mathbb{K}^n$  の基底  $\{v_1, \dots, v_n\}$  があるとき,  $A$  は対角化可能であることを示す.  $P = [v_1 \ \dots \ v_n]$  とおく. このとき, 各  $v_i$  に対応する固有値を  $\lambda_i$  とおくと  $AP = [Av_1 \ \dots \ Av_n] = [\lambda_1 v_1 \ \dots \ \lambda_n v_n]$  であるから,  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  とおくと  $AP = P\Lambda$ ,  $A = PAP^{-1}$  となる. ただし,  $P$  の逆行列が存在することは命題 1.1.12 による.

逆に,  $A = PAP^{-1}$  を満たす  $n$  次正則行列  $P$ , 対角行列  $\Lambda$  が存在したとする.  $P = [v_1 \ \dots \ v_n]$ ,  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  とおく. このとき  $[Av_1 \ \dots \ Av_n] = AP = P\Lambda = [\lambda_1 v_1 \ \dots \ \lambda_n v_n]$  なので, 各  $\lambda_i$ ,  $v_i$  は  $Av_i = \lambda_i v_i$  を満たす. また,  $P$  は正則だから  $v_i \neq 0$  である. よって,  $v_i$  は  $A$  の固有値  $\lambda_i$  に属する固有ベクトルである. したがって, 命題 1.1.12 より  $\{v_1, \dots, v_n\}$  は  $A$  の固有ベクトルのみからなる  $\mathbb{K}^n$  の基底である.  $\square$



## 数ベクトル空間

準備中.

## 2.1 直交射影

本節では、あるベクトルを他のベクトルの線型結合で近似する手法を説明する．特に断りのない限り、第 2 章において  $\langle \_, \_ \rangle$  は  $\mathbb{C}^n$  の標準内積を意味する．また

$$\|\mathbf{x}\| = \sqrt{\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle} = \sqrt{|x_1|^2 + \cdots + |x_n|^2} \quad (\mathbf{x} = [x_1 \ \cdots \ x_n]^T \in \mathbb{C}^n)$$

とする．

## 2.1.1 直交射影

証明へ入る前に、便利な記号を 2 つ定義しておく．

**定義 2.1.1** ( $\arg \min$ ,  $\arg \max$ )  $X$  を集合とする．集合  $S \subset X$  と関数  $f: X \rightarrow \mathbb{R}$  に対して、 $S$  の部分集合  $\arg \min_{x \in S} f(x)$ ,  $\arg \max_{x \in S} f(x)$  を以下の通り定義する．

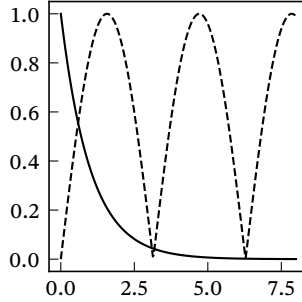
$$\begin{aligned} \arg \min_{x \in S} f(x) &= \{x \in S \mid y \in S \implies f(y) \geq f(x)\}, \\ \arg \max_{x \in S} f(x) &= \{x \in S \mid y \in S \implies f(y) \leq f(x)\} \end{aligned}$$

定義 2.1.1 からただちに、次のことが分かる．

**命題 2.1.2**  $S$  の元  $a$  に関する以下の条件は同値であり、同様のことが  $\arg \max$  についても成り立つ．

1.  $a \in \arg \min_{x \in S} f(x)$  である
2. 関数  $f$  は  $S$  上で最小値に達して、その値は  $f(a)$  である

**例 2.1.3**  $\arg \min_{x \in [0, \infty)} \exp(-x) = \arg \max_{x \in [0, \infty)} \exp(x) = \emptyset$  である. また  $\arg \min_{x \in \mathbb{R}} |\sin(x)| = \{n\pi \mid n \in \mathbb{Z}\}$  である. ◇



**図 2.1**  $\exp(-x)$  と  $|\sin(x)|$  のグラフ.  $\exp(-x) \rightarrow 0 (x \rightarrow \infty)$  であるが,  $\exp(-x) = 0$  となる実数  $x$  は存在しないことに注意.

命題 2.1.6 まで, 証明では部分空間が  $\{\mathbf{0}\}$  でないことを仮定するが, 部分空間が  $\{\mathbf{0}\}$  のときも命題は成り立つ (証明は省略する).

**命題 2.1.4**  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$  かつ,  $V$  は  $\mathbb{C}^n$  の部分空間とする. このとき,  $\arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  はただ 1 つの元からなる集合である.

**証明**  $\mathcal{B} = \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_m\}$  を  $V$  の正規直交基底とすると,  $V$  は  $\{z_1\mathbf{e}_1 + \dots + z_m\mathbf{e}_m \mid z_1, \dots, z_m \in \mathbb{C}\}$  と書ける. したがって, 関数  $f(\mathbf{z}) = \|\mathbf{x} - (z_1\mathbf{e}_1 + \dots + z_m\mathbf{e}_m)\|$  ( $\mathbf{z} = [z_1 \ \dots \ z_m]^T \in \mathbb{C}^m$ ) の最小値が  $\min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  である.

$\arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^m} f(\mathbf{z})$  を求める.  $\mathcal{B}$  は正規直交基底だから

$$\left\| \sum_{i=1}^m z_i \mathbf{e}_i \right\|^2 = \left\langle \sum_{i=1}^m z_i \mathbf{e}_i, \sum_{j=1}^m z_j \mathbf{e}_j \right\rangle = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m z_i \bar{z}_j \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m z_i \bar{z}_j \delta_{ij} = \sum_{i=1}^m |z_i|^2$$

となる．したがって  $(\sum_{k=1}^m)$  を  $\sum$  と略記すると)

$$\begin{aligned} f(\mathbf{z})^2 &= \left\| \mathbf{x} - \sum z_k \mathbf{e}_k \right\|^2 = \|\mathbf{x}\|^2 - 2 \operatorname{Re} \langle \mathbf{x}, \sum z_k \mathbf{e}_k \rangle + \left\| \sum z_k \mathbf{e}_k \right\|^2 \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 - 2 \sum \operatorname{Re} [\overline{z_k} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle] + \sum |z_k|^2 \end{aligned}$$

である．よって,  $f(\mathbf{z})^2$  は  $s_k = \operatorname{Re} z_k$  と  $t_k = \operatorname{Im} z_k$  の式で

$$\begin{aligned} f(\mathbf{z})^2 &= \|\mathbf{x}\|^2 + \sum (-2 \operatorname{Re} [(s_k - it_k) \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle] + s_k^2 + t_k^2) \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 + \sum (-2(s_k \operatorname{Re} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle + t_k \operatorname{Im} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle) + s_k^2 + t_k^2) \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 + \sum ((s_k - \operatorname{Re} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle)^2 + (t_k - \operatorname{Im} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle)^2 - |\langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle|^2) \end{aligned}$$

と書けるので, 次式が成立する．

$$f(\mathbf{z})^2 = \|\mathbf{x}\|^2 + \sum_{k=1}^m |z_k - \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle|^2 - \sum_{k=1}^m |\langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_k \rangle|^2 \quad (2.1)$$

式 (2.1) より  $\arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^m} f(\mathbf{z}) = \{[\langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_1 \rangle \ \cdots \ \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_m \rangle]^T\}$  であるから,  $\arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| = \{\langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_1 \rangle \mathbf{e}_1 + \cdots + \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_m \rangle \mathbf{e}_m\}$  である.  $\square$

なお, 命題 2.1.4 は部分空間よりも少し広い対象 (閉凸集合) へと一般化できるのだが, そのことは第 3 章であらためて扱う．

**命題 2.1.5**  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$  かつ,  $V$  は  $\mathbb{C}^n$  の部分空間とする.  $V$  のある元  $\mathbf{m}$  が任意の  $\mathbf{y} \in V$  に対して  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{m}, \mathbf{y} \rangle = 0$  を満たすとき,  $\mathbf{m} \in \arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  である.

**証明** 任意の  $\mathbf{y} \in V$  について,  $\mathbf{y} - \mathbf{m} \in V$  だから

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 &= \|(\mathbf{x} - \mathbf{m}) - (\mathbf{y} - \mathbf{m})\|^2 \\ &= \|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|^2 - 2 \operatorname{Re} \langle \mathbf{x} - \mathbf{m}, \mathbf{y} - \mathbf{m} \rangle + \|\mathbf{y} - \mathbf{m}\|^2 \\ &= \|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|^2 + \|\mathbf{y} - \mathbf{m}\|^2 \geq \|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|^2 \end{aligned}$$

である．よって  $\|\mathbf{x} - \mathbf{m}\| = \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  である.  $\square$

命題 2.1.5 からは, 仮定「任意の  $\mathbf{y} \in V$  に対して  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{m}, \mathbf{y} \rangle = 0$ 」を満たす  $\mathbf{m} \in V$  が存在するかどうかは分からない．しかし実は, 仮定を満たす  $\mathbf{m}$  は一意に定まり, それは  $\arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  のただ 1 つの元である．

**命題 2.1.6**  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$  かつ,  $V$  は  $\mathbb{C}^n$  の部分空間とする. このとき,  $V$  の元  $\mathbf{m}$  に関する以下の条件は同値であり, 条件を満たす  $\mathbf{m}$  はただ 1 つ存在する.

1.  $\mathbf{m} \in \arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  である
2. 任意の  $\mathbf{y} \in V$  に対して  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{m}, \mathbf{y} \rangle = 0$  である

**証明** 命題 2.1.4 より,  $\mathbf{n} \in \arg \min_{\mathbf{y} \in V} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$  を満たす  $\mathbf{n} \in V$  がただ 1 つ存在する. そして命題 2.1.5 より,  $\mathbf{m} \in V$  が任意の  $\mathbf{y} \in V$  に対して  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{m}, \mathbf{y} \rangle = 0$  を満たすなら  $\mathbf{m} = \mathbf{n}$  である.

したがって,  $\mathbf{n}$  がすべての  $\mathbf{v} \in V$  に対して  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle = 0$  を満たすことを示せばよい.  $\mathbf{v} \in V$  を任意にとる.  $\mathbf{v} = \mathbf{0}$  なら明らかに  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle = 0$  である.  $\mathbf{v} \neq \mathbf{0}$  のとき,  $\mathbf{n}$  の定義から  $t \in \mathbb{R}$  の関数  $f(t) = \|\mathbf{x} - (\mathbf{n} + t\mathbf{v})\|^2$  は  $t = 0$  で最小値をとる. 一方

$$\begin{aligned} f(t) &= \|\mathbf{x} - \mathbf{n} - t\mathbf{v}\|^2 = \|\mathbf{x} - \mathbf{n}\|^2 - 2t \operatorname{Re}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle + t^2 \|\mathbf{v}\|^2 \\ &= \left( \|\mathbf{v}\|t - \frac{\operatorname{Re}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle}{\|\mathbf{v}\|} \right)^2 + \|\mathbf{x} - \mathbf{n}\|^2 - \left( \frac{\operatorname{Re}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle}{\|\mathbf{v}\|} \right)^2 \end{aligned}$$

は  $t = (\operatorname{Re}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle) / \|\mathbf{v}\|^2$  で最小値をとる. よって  $\operatorname{Re}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle = 0$  である.

同様に, 関数  $g(t) = \|\mathbf{x} - (\mathbf{n} + it\mathbf{v})\|^2$  も  $t = 0$  で最小値をとる. 一方

$$\begin{aligned} g(t) &= \|\mathbf{x} - \mathbf{n} - it\mathbf{v}\|^2 = \|\mathbf{x} - \mathbf{n}\|^2 - 2t \operatorname{Re}[-i\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle] + t^2 \|\mathbf{v}\|^2 \\ &= \|\mathbf{x} - \mathbf{n}\|^2 - 2t \operatorname{Im}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle + t^2 \|\mathbf{v}\|^2 \\ &= \left( \|\mathbf{v}\|t - \frac{\operatorname{Im}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle}{\|\mathbf{v}\|} \right)^2 + \|\mathbf{x} - \mathbf{n}\|^2 - \left( \frac{\operatorname{Im}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle}{\|\mathbf{v}\|} \right)^2 \end{aligned}$$

であるので,  $g(t)$  は  $t = (\operatorname{Im}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle) / \|\mathbf{v}\|^2$  で最小値をとる. よって  $\operatorname{Im}\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle = 0$  でもあるから,  $\langle \mathbf{x} - \mathbf{n}, \mathbf{v} \rangle = 0$  である.  $\square$

**定義 2.1.7 (直交射影)** 命題 2.1.6 の  $\mathbf{m}$  を  $\mathbf{x}$  の  $V$  への直交射影 (orthogonal projection) といい,  $\operatorname{proj}_V(\mathbf{x})$  と表す.



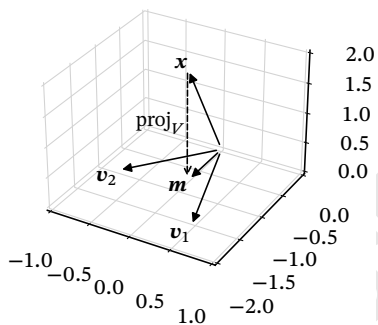
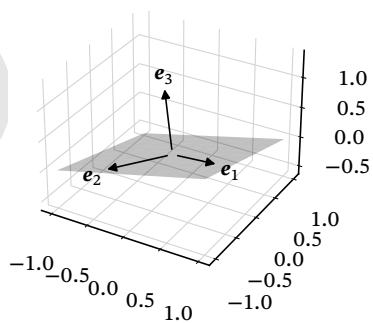


図 2.2  $x$  の  $V = \text{span}\{v_1, v_2\}$  への直交射影  $m = \text{proj}_V(x)$  の模式図.



### 2.1.2 直交補空間

### 2.1.3 スペクトル定理

## 2.2 最小二乗問題

### 2.2.1 最小二乗問題

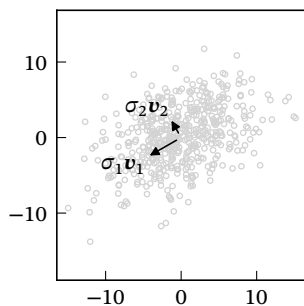
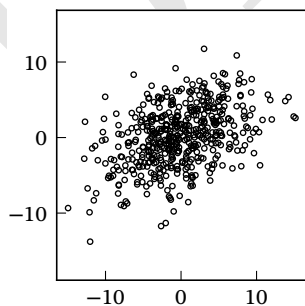
### 2.2.2 特異値分解

### 2.2.3 擬似逆行列

## 2.3 離散フーリエ変換

## 2.4 多重解像度解析

## 2.5 主成分分析



## 2.A 低ランク近似

### 演習問題

DRAFT

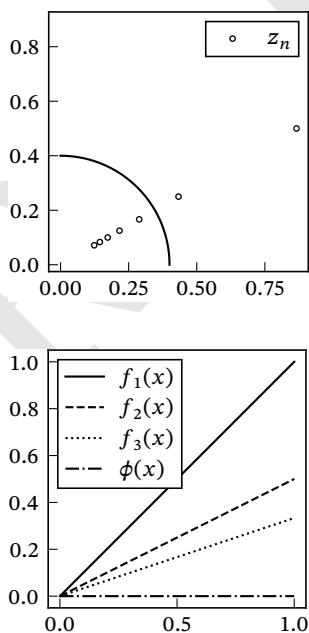


# ヒルベルト空間

第 3 章で書く予定のことを並べておく.

## 3.1 無限次元の線型空間

### 3.1.1 距離空間



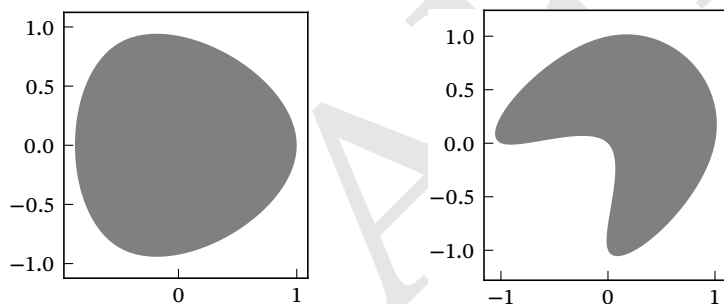
### 3.1.2 ノルム線型空間

### 3.1.3 内積空間

### 3.1.4 ヒルベルト空間

## 3.2 直交射影

### 3.2.1 直交射影



### 3.2.2 直交補空間

### 3.2.3 正規直交列

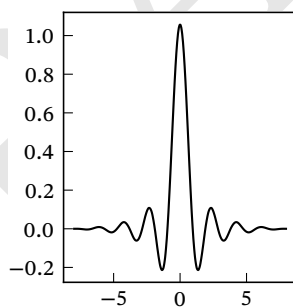
## 3.3 フーリエ級数展開

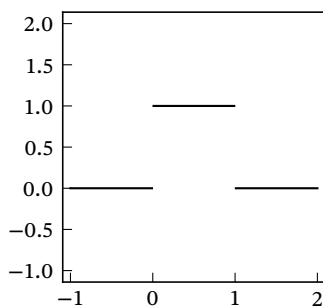
### 3.3.1 フーリエ級数展開

### 3.3.2 フーリエ変換

## 3.4 多重解像度解析

### 3.4.1 多重解像度解析





### 3.4.2 ウェーブレット変換

## 3.A 半ノルムと $L^p$ 空間

### 演習問題



## 第 4 章

# 確率空間

第 4 章で書く予定のことを並べておく.

### 4.1 確率空間

### 4.2 ウィナーフィルタ

### 4.3 カルマンフィルタ

### 4.A カルネン・レーベ変換

### 演習問題



# プログラム例

## A.1 C 言語

以下のプログラムは C11 に準拠している。まず、動作はするものの不合法的なプログラムを示す。

```
#include <math.h>
#include <sndfile.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>

int main(void) {
    int samplerate = 44100;
    int frames = 4 * samplerate;
    SF_INFO sinfo = {.format = SF_FORMAT_WAV | SF_FORMAT_PCM_16,
                    .channels = 1,
                    .samplerate = samplerate,
                    .frames = frames};
    SNDFILE *file = sf_open("charp.wav", SFM_WRITE, &sinfo);
    double *buffer = malloc(sizeof(double) * frames);
    double pi = 3.141592653589793;
    double max_omega = 523.25 * 2.0 * pi / samplerate;

    for (int i = 0; i < frames; i++) {
        buffer[i] = sin(max_omega * i * i / (2.0 * frames));
    }

    sf_write_double(file, buffer, frames);
    sf_close(file);
    free(buffer);
    return 0;
}
```

```
gcc charp.c -lm -lsndfile -std=c11
```

手元でちょっとした実験をしたいだけなら、上のプログラムでも問題ない。しかし、誰かに使われる可能性があるのなら、次のように例外処理をきちんと行うほうがよい。

```
#include <math.h>
#include <sndfile.h>
#include <stdint.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>

int main(void) {
    const uint32_t samplerate = 44100;
    const uint32_t frames = 4 * samplerate;
    SNDFILE *const file =
        sf_open("charp.wav", SFM_WRITE,
            &(SF_INFO){.format = SF_FORMAT_WAV | SF_FORMAT_PCM_16,
                .channels = 1,
                .samplerate = samplerate,
                .frames = frames});

    if (file == NULL) {
        fprintf(stderr, "failed to open \"charp.wav\".\n");
        return 1;
    }

    double *const buffer = malloc(sizeof(double) * frames);

    if (buffer == NULL) {
        fprintf(stderr, "malloc failed.\n");
        sf_close(file);
        return 1;
    }

    const double pi = 3.141592653589793;
    const double max_omega = 523.25 * 2.0 * pi / samplerate;

    for (uint32_t i = 0; i < frames; i++) {
        buffer[i] = sin(max_omega * i * i / (2.0 * frames));
    }
}
```

```
if (sf_write_double(file, buffer, frames) != frames) {  
    fprintf(stderr, "%s\n", sf_strerror(file));  
    sf_close(file);  
    free(buffer);  
    return 1;  
}  
  
sf_close(file);  
free(buffer);  
return 0;  
}
```

## 参考文献

- [1] 齋藤正彦. 線型代数入門. 東京大学出版会, 2020, 274p., (基礎数学, 1).
- [2] 松坂和夫. 集合・位相入門. 岩波書店, 2018, 329p.
- [3] 雪江明彦. 環と体とガロア理論. 日本評論社, 2019, 300p., (代数学, 2).

## 索引

<b>【記号】</b>		グラム・シュミットの直交		単射	7
$\arg \max$	13	化法	7	直交	6
$\arg \min$	13	固有空間	10	直交射影	
$\text{diag}(a_1, \dots, a_n)$	11	固有多項式	9	数ベクトル空間上の—	16
$\dim V$	5	固有値	9		
$\text{Im } f$	8	固有ベクトル	9		
$\langle \_, \_ \rangle$	5			<b>【な】</b>	
$\text{Ker } f$	8			内積	5
$\text{proj}_V(x)$	16	<b>【さ】</b>		内積空間	6
$\text{span } S$	3	次元	5		
$A^\dagger$	2	正規直交基底	6	<b>【は】</b>	
$\  \_ \ $	13	正規直交系	6	表現行列	8
$E_\lambda(A)$	10	生成（部分空間）	3	標準基底	4
$W_1 + W_2$	3	零ベクトル	2	標準内積	6
$W_1 \oplus W_2$	3	線型結合	2	部分空間	2
		線型写像	7	—の直和	3
		線型従属	4	—の和	3
<b>【か】</b>		線型独立	4	ベクトル空間	1
核	8	像	8		
加法逆元	2			<b>【や】</b>	
基底	4	<b>【た】</b>		有限次元	5
行列式	9	対角化	10		