

# 326.516 확률론 2 (Probability Theory 2) 2025 2학기 (2nd Semester)

김지수 (Jisu KIM)



2025-09-02

## 조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

### 마팅게일 (Martingale)

### 가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

### 확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

### 고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

### 확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

### 확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

### 확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

### 랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

## 조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

- ▶  $\mathbb{E}[X|Y]$  를 엄밀화
- ▶  $\sigma$ -대수  $\mathcal{G}$ 에 대한 조건부 기댓값  $\mathbb{E}[X|\mathcal{G}]$ :  $\mathcal{G}$ -가측(measurable) 함수로  $X$ 의 “최적 추정값”
- ▶ 주요 성질: 선형성, 타워 성질,  $\mathcal{G}$ -가측성(measurable).

## 조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

- ▶  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ 에서  $X \in L^1$ ,  $\mathcal{G} \subset \mathcal{F}$ 이면
- ▶  $\mathbb{E}[X|\mathcal{G}]$ 는  $\mathcal{G}$ -가측(measurable) 함수  $Y$ 로

$$\int_G Y \, d\mathbb{P} = \int_G X \, d\mathbb{P}, \quad \forall G \in \mathcal{G}.$$

.

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 마팅게일 (Martingale)

- ▶ 적응된 과정  $\{X_n\}$ 이  $\mathbb{E}[|X_n|] < \infty$ 이고

$$\mathbb{E}[X_{n+1}|\mathcal{F}_n] = X_n,$$

이면 마팅게일.

- ▶ “공정한 게임”을 수학적으로 모델링.

# 마팅게일 (Martingale) 예시

- ▶ 대칭 랜덤워크  $S_n = \sum_{i=1}^n \xi_i$  ( $\xi_i \sim \pm 1$  독립,  $\mathbb{E}[\xi_i] = 0$ )는 마팅게일.
- ▶ 조건부 기댓값:  $X_n = \mathbb{E}[X|\mathcal{F}_n]$ 는 마팅게일.
- ▶ 연속시간: 브라운 운동  $B_t$ 는 마팅게일.

# Doob 부등식

- ▶ 마팅게일의 최대치 제어  $\rightarrow L^p$  수렴 결과로 이어짐.
- ▶  $p > 1$ 일 때 강력한 불평등 제공.



# Doob 부등식

- ▶  $\{X_t\}$  비음수 마팅게일,  $p > 1$ 이면

$$\left\| \sup_{t \leq T} X_t \right\|_p \leq \frac{p}{p-1} \|X_T\|_p.$$

# $L^p$ 수렴정리

- ▶  $L^p$ -bounded 마팅게일( $p > 1$ )은 a.s. 및  $L^p$ 에서 수렴한다.

## 균등적분가능성 (Uniform Integrability)

- ▶  $p = 1$ : 단순한  $L^1$  제어로는 부족  $\rightarrow$  균등 적분가능성(Uniform Integrability, UI)이 필요.
- ▶ UI는 약수렴과  $L^1$  수렴을 연결하는 핵심 개념.

## 균등적분가능성 (Uniform Integrability)

- ▶  $X_n$  집합이 UI이면

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \sup_n \mathbb{E}[|X_n| 1_{\{|X_n| > K\}}] = 0.$$

# $L^1$ 수렴 정리

▶  $X_n \rightarrow X$  a.s.이고  $\{X_n\}$ 이 UI이면

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[|X_n - X|] = 0.$$

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 가우시안 프로세스와 브라운 운동(Gaussian Process and Brownian Motion)

- ▶ 가우시안 프로세스(GP): 유한 차원 주변분포가 모두 다변량 정규분포인 확률과정.
- ▶ 브라운 운동  $B_t$ : 연속 경로, 정상적이고 서로 독립인 증가분을 갖는 GP의 전형적 예.
- ▶ 활용: 커널 회귀, 확률미적분(이토 해석), 물리(확산), 금융(Black-Scholes), 심층학습 - 확산 모형(Deep Learning - Diffusion Model)

# 가우시안 프로세스(Gaussian Process)

- ▶ 프로세스  $\{X_t\}_{t \in T}$ 가 임의의  $t_1, \dots, t_n \in T$ 에 대해
- ▶  $(X_{t_1}, \dots, X_{t_n}) \sim \mathcal{N}(m, K)$
- ▶ 이면 가우시안 프로세스(Gaussian Process)라 한다. 여기서  $m_i = \mathbb{E}[X_{t_i}]$ ,  $K_{ij} = \text{Cov}(X_{t_i}, X_{t_j})$ .



# 브라운 운동(Brownian Motion)

- ▶ 프로세스  $\{B_t\}_{t \geq 0}$ 가 다음 세가지를 만족하면 브라운 운동이라 한다.
  - ▶  $B_0 = 0$  a.s.,
  - ▶  $t_0 < \dots < t_n$ 이면  $B(t_0), B(t_1) - B(t_0), \dots, B(t_n) - B(t_{n-1})$ 이 독립 (증가분 독립),
  - ▶  $B_t - B_s \sim \mathcal{N}(0, t - s)$  ( $0 \leq s < t$ )

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

**확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)**

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 확률측도 공간 및 최적 수송(Space of Probability Measures and Optimal Transport)

- ▶ 확률측도들의 공간을 생각하면 어떤 이점이 있는지 알아본다.
- ▶ 최적수송(Optimal Transport):  $P \mapsto Q$ 로 옮기는 비용 최소화한다.
- ▶ Wasserstein 기하: 확률측도 공간에 거리  $W_p$ 를 주어 기하학적 구조를 부여.

Wasserstein distance는 하나의 확률분포를 다른 확률분포로 옮기는 데에 비용이 얼마나 드는지 계산합니다.

▶ Kantorovich 최적 수송:

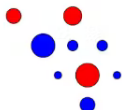
$$W_p(P, Q) = \inf_{\pi \in \Pi(P, Q)} \int d(x, y)^p d\pi(x, y).$$

Wasserstein distance는 하나의 확률분포를 다른 확률분포로 옮기는 데에 비용이 얼마나 드는지 계산합니다.

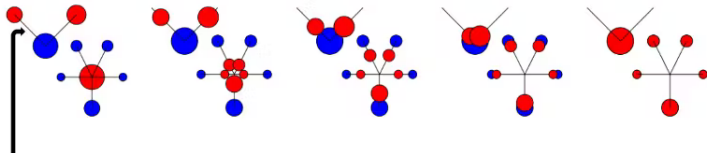


$$W_p(P, Q) = \inf_{\pi \in \Pi(P, Q)} \int d(x, y)^p d\pi(x, y).$$

- ▶  $p = 1$ 일 때 Earth Mover distance라고도 부릅니다: 흙을 옮겨서 구멍을 메우는 데에 필요한 노동력을 뜻합니다.



- red distribution: "dirt"
- blue distribution: "holes"



The distance between points (ground distance) can be Euclidean distance, Manhattan... 1

<sup>1</sup><https://anebz.eu/earth-mover-distance>

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

## 고차원 확률: 측도의 집중현상(Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

- ▶ 독립(또는 약한 의존)일 때 1-Lipschitz 함수는 평균/중앙값 부근에 급격히 집중.
- ▶ 도구: 서브가우시안, Hoeffding/Azuma, 수송부등식 등

## Lévy의 보조정리(Lévy's lemma)

- ▶  $f : S^{n-1} \rightarrow \mathbb{R}$ 가 1-Lipschitz이면 중앙값  $\text{med}(f)$ 에 대해

$$\mathbb{P}(|f(U) - \text{med}(f)| \geq \varepsilon) \leq 2 \exp\left(-\frac{(n-2)\varepsilon^2}{2}\right),$$

여기서  $U \sim \text{Unif}(S^{n-1})$ .



# Talagrand 부등식(Talagrand inequality)

- ▶  $Z_1, \dots, Z_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$ 이고  $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 가 1-Lipschitz이면 중앙값  $\text{med}(f)$ 에 대해

$$\mathbb{P}(|f(Z_1, \dots, Z_n) - \text{med}(f)| \geq \varepsilon) \leq 2 \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2}\right).$$

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 하우스도르프 측도 및 차원(Hausdorff measure and dimension)

- ▶ 하우스도르프 측도(Hausdorff measure): 르베그 측도(Lebesgue measure)로는 잘 포착되지 않는 불규칙 집합의 크기를 측정
- ▶ 다양체(manifold)의 균일 측도(uniform measure)를 정의하기 가장 쉬운 방식이 하우스도르프 측도(Hausdorff measure)

## 하우스도르프 측도(Hausdorff measure)

- ▶  $E \subset \mathbb{R}^n$ ,  $\delta > 0$ 에 대해
- ▶  $\mathcal{H}_\delta^s(E) = \inf \left\{ \sum_i (\text{diam } U_i)^s : E \subset \bigcup_i U_i, \text{diam } U_i < \delta \right\}, \quad \mathcal{H}^s(E) = \lim_{\delta \downarrow 0} \mathcal{H}_\delta^s(E).$

## 하우스도르프 차원(Hausdorff measure dimension)



$$\dim_{\mathcal{H}}(E) = \inf\{s : \mathcal{H}^s(E) = 0\} = \sup\{s : \mathcal{H}^s(E) = \infty\}.$$

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

- ▶ 그래프/다양체 상 임의보행(Random Walk)은 열 흐름을 근사
- ▶ 라플라시안(Laplacian)은 혼합, 확장성, 확산과 깊게 연결
- ▶ 그래프/다양체의 대수/기하 구조와 연결이 깊음

# 임의보행과 대수/기하와의 연계성 (Random Walk and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

- ▶ 그래프  $G = (V, E)$ 에서 임의보행(random walk)을 전이행렬  $P(u, v) = \frac{I((u,v) \in E)}{\sum_{v \in V} I((u,v) \in E)}$ 로 생각합니다.
- ▶ 술 취한 사람은 집을 찾아가지만, 술 취한 새는 영원히 길을 잃을 수 있다 (A drunk man will find his way home, but a drunk bird may get lost forever):  $\mathbb{R}^1, \mathbb{R}^2$ 의 임의보행은 재귀(recurrent)이지만  $\mathbb{R}^3$ 은 일시(transient)입니다.



# 라플라시안과 대수/기하와의 연계성 (Laplacian and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

- ▶ 그래프  $G = (V, E)$ 에서 라플라시안(Laplacian)은  $L = I - P$  또는  $L = D - W$ .
- ▶ 라플라시안은 그래프/다양체의 위상 정보와 연결이 깊습니다.

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Group Action, Haar measure)

- ▶ 군 작용(Group Action)은 에르고딕 방법론(Ergodic Theory)의 기초 제공
- ▶ 하르(Haar) 측도: 군 작용에 불변인 측도
- ▶  $Z = (Z_1, \dots, Z_n) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 일 때  $\frac{Z}{\|Z\|_2}$ 이  $S^{n-1}$ 에서 균일 분포 (uniform distribution)임을 보일 수 있습니다.

# 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Group Action, Haar measure)

- ▶ 군 작용  $\cdot : G \times X \rightarrow X, (g, x) \mapsto g \cdot x$ : 항등원  $e$ 에 대해  $e \cdot x = x$ , 그리고  $g \cdot (h \cdot x) = (gh) \cdot x$ .
- ▶ 하르(Haar) 측도  $\mu$ : 모든 가측  $E$ 와  $g \in G$ 에 대해  $\mu(gE) = \mu(E)$ .
- ▶ 적당한 조건 하에 하르(Haar) 측도는 상수배를 제외하면 유일하게 존재

조건부 기댓값 (Conditional Expectation)

마팅게일 (Martingale)

가우시안 프로세스와 브라운 운동 (Gaussian Process and Brownian Motion)

확률측도 공간 및 최적 수송 (Space of Probability Measures and Optimal Transport)

고차원 확률: 측도의 집중현상 (Probability in High Dimension: Concentration of Measure)

확률과 기하: 하우스도르프 측도 및 차원 (Probability and Geometry: Hausdorff measure and dimension)

확률과 대수/기하: 임의보행, 라플라시안과 공간의 대수/기하와의 연계성 (Probability and Algebra / Geometry: Random Walk, Laplacian, and relation to Algebra / Geometry of Spaces)

확률과 대수/기하: 확률과 군 작용, 하르 측도 (Probability and Algebra / Geometry: Probability and Group Action, Haar measure)

랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

# 랜덤 행렬 이론 (Random Matrix Theory)

- ▶ 큰 랜덤 행렬의 고유값 통계와 보편성(universality)을 연구
- ▶ 응용: 물리(양자 카오스), 통계(PCA), 수론( $\zeta$ 의 영점 통계와의 유사성).

# Wigner 반원법칙

- ▶ 분산  $\sigma^2/n$ 을 갖는 Wigner 행렬  $W_n$ 의 경험 스펙트럼 분포는 거의 확실히

$$\rho(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \sqrt{(4\sigma^2 - x^2)_+}$$

로 수렴

# Marchenko-Pastur 법칙

- ▶ 비율  $\gamma = \lim p/n \in (0, \infty)$ 에서 표본 공분산  $S_n = \frac{1}{n}XX^\top$ 의 경험 분포는  $MP_\gamma$ 에 수렴하며 지지는  $[(1 - \sqrt{\gamma})^2, (1 + \sqrt{\gamma})^2]$ .