

Decizie și Estimare în Prelucrarea Informației

Capitolul III. Elemente de Teoria Estimării

III.1 Introdurre

Ce înseamnă “estimare”?

- ▶ Un emițător transmite un semnal $s_{\Theta}(t)$ care depinde de parametru **necunoscut** Θ
- ▶ Semnalul este afectat de zgomot, se recepționează

$$r(t) = s_{\Theta}(t) + \text{zgomot}$$

- ▶ Vrem să **găsim** valoarea parametrului Θ
 - ▶ pe baza eşantioanelor din semnalul recepționat, sau a întregului semnal
 - ▶ datele recepționate au zgomot \Rightarrow parametrul este “estimat”
- ▶ Valoarea găsită este $\hat{\Theta}$, **estimatul** lui Θ
 - ▶ există întotdeauna eroare de estimare $\epsilon = \hat{\Theta} - \Theta$

Ce înseamnă “estimare”?

- ▶ Exemple:

- ▶ Amplitudinea unui semnal constant: $r(t) = A + \text{zgomot}$, trebuie estimat A
- ▶ Faza unui semnal sinusoidal: $r(t) = \cos(2\pi ft + \phi) + \text{zgomot}$, de estimat ϕ
- ▶ Exemple mai complicate:
 - ▶ De estimat/decis ce cuvânt este pronunțat într-un semnal vocal

- ▶ Fie următoarea problemă de estimare:

Se recepționează un semnal $r(t) = A + z_{gomot}$, estimați-l pe A

- ▶ La detecție: se alege între **două valori cunoscute** ale A :
 - ▶ de ex. A poate fi 0 sau 5 (ipotezele H_0 și H_1)
- ▶ La estimare: A poate fi oricât \Rightarrow se alege între **o infinitate de opțiuni** ale A
 - ▶ A poate fi orice valoare din \mathbb{R} , în general

- ▶ Detecție = Estimare **restrânsă** doar la un set discret de opțiuni
- ▶ Estimare = Detecție cu un număr **infinit de opțiuni** posibile
- ▶ Metodele statistice sunt similare
 - ▶ În practică, distincția între estimare și detecție nu este strictă
 - ▶ (de ex. când trebuie să alegem între 1000 de ipoteze, este “detecție” sau “estimare”?)

Semnalul recepționat

- ▶ Semnalul recepționat este $r(t) = s_{\Theta}(t) + z_{\text{gomot}}$
 - ▶ este afectat de zgomot
 - ▶ depinde de parametrul necunoscut Θ
- ▶ Considerăm **N eșantioane** din $r(t)$, luate la momentele de timp t_i

$$\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_N]$$

- ▶ Eșantioanele depind de valoarea lui Θ

Semnalul recepționat

- ▶ Fiecare eșantion r_i este o variabilă aleatoare ce depinde de Θ (și de zgomot)
 - ▶ Fiecare eșantion are o distribuție care depinde de Θ

$$w_i(r_i|\Theta)$$

- ▶ Întregul vector de eșantioane \mathbf{r} este o variabilă aleatoare N-dimensională ce depinde de Θ (și de zgomot)
 - ▶ Are o distribuție N-dimensională ce depinde de Θ
 - ▶ Egală cu produsul tuturor $w_i(r_i|\Theta)$

$$w(\mathbf{r}|\Theta) = w_1(r_1|\Theta) \cdot w_2(r_2|\Theta) \cdot \dots \cdot w_N(r_N|\Theta)$$

► Considerăm două tipuri de estimare:

1. **Estimare de plauzibilitate maximă** (Maximum Likelihood Estimation, MLE): În afară de \mathbf{r} nu se cunoaște nimic despre Θ , decât cel mult vreun domeniu de existență (de ex. $\Theta > 0$)
2. **Estimare Bayesiană**: În afară de \mathbf{r} se mai cunoaște o distribuție *a priori* $w(\Theta)$ a lui Θ , care indică ce valori ale lui Θ sunt mai probabile / mai puțin probabile

- caz mai general decât primul

II.2 Estimarea de plauzibilitate maximă (Maximum Likelihood)

Estimarea tip Maximum Likelihood

- ▶ Dacă nu se cunoaște vreo distribuție *a priori* se folosește metoda estimării de plauzibilitate maximă (“Maximum Likelihood”, ML)
- ▶ Se definește **plauzibilitatea** unui valori Θ , dat fiind vectorul de observații \mathbf{r} :

$$L(\Theta|\mathbf{r}) = w(\Theta|\mathbf{r})$$

- ▶ $L(\Theta|\mathbf{r})$ reprezintă funcția de plauzibilitate
- ▶ “Plauzibilitatea unei valori Θ , date fiind măsurătorile $\mathbf{r} =$ probabilitatea de a se fi generat \mathbf{r} dacă valoarea parametrului ar fi fost Θ ”
- ▶ A se compara cu formula din Cap. 2, slide 20
 - ▶ e aceeași
 - ▶ aici “ghicim” pe Θ , acolo “ghiceam” pe H_i

Estimarea tip Maximum Likelihood

Estimarea de plauzibilitate maximă (Maximum Likelihood, ML):

- ▶ Estimatul $\hat{\Theta}_{ML}$ este **valoarea care maximizează plauzibilitatea, dat fiind valorile observate \mathbf{r}**
 - ▶ i.e. valoarea care maximizează $L(\Theta|\mathbf{r})$, adică maximizează $w(\mathbf{r}|\Theta)$

$$\hat{\Theta}_{ML} = \arg \max_{\Theta} L(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \max_{\Theta} w(\mathbf{r}|\Theta)$$

- ▶ Dacă Θ aparține doar unui anumit interval, se face maximizarea doar pe acel interval

- ▶ Notății matematice generale
 - ▶ $\arg \max_x f(x) =$ “valoarea x care maximizează funcția $f(x)$ ”
 - ▶ $\max_x f(x) =$ “valoarea maximă a funcției $f(x)$ ”

Estimare vs decizie Maximum Likelihood

- ▶ Estimarea ML este foarte similară cu decizia ML!
- ▶ Criteriul de decizie ML:
 - ▶ “se alege ipoteza cu plauzibilitate mai mare”:

$$\frac{L(H_1|r)}{L(H_0|r)} = \frac{w(r|H_1)}{w(r|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} 1$$

- ▶ Estimare ML:
 - ▶ “se alege valoarea care maximizează plauzibilitatea”

$$\hat{\Theta}_{ML} = \arg \max_{\Theta} L(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \max_{\Theta} w(\mathbf{r}|\Theta)$$

Găsirea maximului

- ▶ Cum se rezolvă problema de maximizare?
 - ▶ adică cum se găsește estimatul $\hat{\Theta}_{ML}$ care maximizează $L(\Theta|\text{vecr})$
- ▶ Maximul se găsește prin derivare și egalare cu 0

$$\frac{dL(\Theta|\mathbf{r})}{d\Theta} = 0$$

- ▶ Se poate aplica **logaritmul natural** asupra funcției $L(\Theta|\mathbf{r})$ înainte de derivare (funcția “log-likelihood”)

$$\frac{d \ln(L(\Theta|\mathbf{r}))}{d\Theta} = 0$$

Procedura de găsire a estimatului

Procedura de găsire a estimatului ML:

1. Se găsește expresia funcției

$$L(\Theta|\mathbf{r}) = w(\mathbf{r}|\Theta)$$

2. Se pune condiția ca derivata lui $L(\Theta|\mathbf{r})$ sau a lui $\ln((L(\Theta|\mathbf{r})))$ să fie 0

$$\frac{dL(\Theta)}{d\Theta} = 0, \text{ sau } \frac{d \ln(L(\Theta))}{d\Theta} = 0$$

3. Se rezolvă ecuația, se găsește valoarea $\hat{\Theta}_{ML}$
4. Se verifică că derivata a doua în punctul $\hat{\Theta}_{ML}$ este negativă, pentru a verifica că este un punct de maxim
 - ▶ întrucât derivata = 0 și pentru maxime și pentru minime
 - ▶ uneori sărim peste această etapă

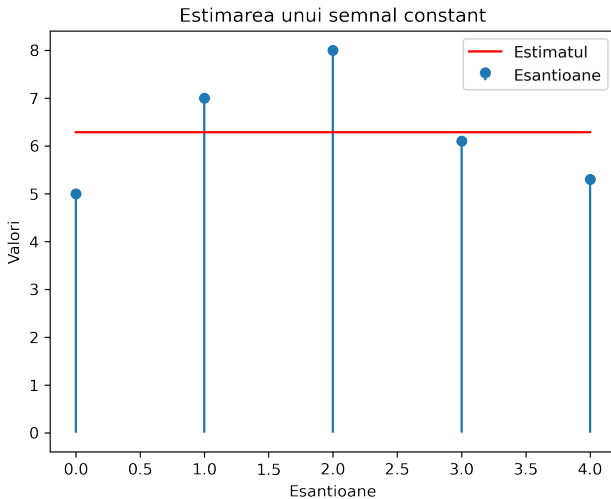
Exemplu

- ▶ Estimarea unui semnal constant în zgomot gaussian:

Găsiți estimatul Maximum Likelihood pentru un semnal de valoare constantă $s_{\Theta}(t) = A$ din 5 măsurători afectate de zgomot $r_i = A + \text{zgomot}$, cu valori egale cu $[5, 7, 8, 6.1, 5.3]$. Zgomotul este AWGN $\mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2)$.

- ▶ Soluție: la tablă
- ▶ Estimatul \hat{A}_{ML} este chiar valoarea medie a eșantioanelor
 - ▶ (deloc surprinzător)

Simulare numerică



Aproximare a unei curbe

- ▶ Estimare = aproximare a unei curbe
 - ▶ se găsește cea mai bună potrivire a lui $s_{\Theta}(t)$ pri datele \mathbf{r}
- ▶ Din exemplul grafic anterior:
 - ▶ avem un set de date \mathbf{r}
 - ▶ se cunoaște forma semnalului = o dreaptă orizontală (A constant)
 - ▶ se aproximează în mod optim dreapta prin setul de date

Semnal oarecare în AWGN

- ▶ Fie semnalul original $s_{\Theta}(t)$
- ▶ Zgomotul este AWGN $\mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2)$
- ▶ Eșantioanele r_i sunt luate la momentele t_i
- ▶ Eșantioanele r_i au distribuție normală, cu media $\mu = s_{\Theta}(t_i)$ și varianța σ^2
- ▶ Funcția de plauzibilitate globală = produsul plauzibilităților fiecărui eșantion r_i

$$\begin{aligned} L(\Theta|\mathbf{r}) = w(\mathbf{r}|\Theta) &= \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2}} \\ &= \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\right)^N e^{-\frac{\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2}} \end{aligned}$$

- Logaritmul plauzibilității (“log-likelihood”) este

$$\ln(L(\Theta|\mathbf{r})) = \underbrace{\ln\left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\right)}_{constant} - \frac{\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2}$$

Semnal oarecare în AWGN

- Maximul funcției = minimul exponentului

$$\hat{\Theta}_{ML} = \arg \max_{\Theta} L(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \min \sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2$$

- Termenul $\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2$ este **distanța** $d(\mathbf{r}, s_{\Theta})$ **la pătrat**

$$d(\mathbf{r}, s_{\Theta}) = \sqrt{\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}$$

$$(d(\mathbf{r}, s_{\Theta}))^2 = \sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2$$

- ▶ Estimarea ML se poate rescrie sub forma:

$$\hat{\Theta}_{ML} = \arg \max_{\Theta} L(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \min_{\Theta} d(\mathbf{r}, \mathbf{s}_{\Theta})^2$$

- ▶ Estimatul de plauzibilitate maximă (ML) $\hat{\Theta}_{ML}$ = valoarea care face $s_{\Theta}(t_i)$ **cel mai apropiat de vectorul recepționat \mathbf{r}**
 - ▶ mai aproape = potrivire mai bună = mai probabil
 - ▶ cel mai aproape = cea mai bună potrivire = cel mai probabil = plauzibilitate maximă

Semnal oarecare în AWGN

- ▶ Estimare ML în zgomot gaussian = **minimizarea distanței**
- ▶ Aveam aceeași interpretare și la decizia ML!
 - ▶ dar la decizie alegeam minimul din 2 opțiuni
 - ▶ aici alegem minimul dintre toate opțiunile posibile
- ▶ Relația e valabilă pentru orice fel de spații vectoriale
 - ▶ vectori cu N elemente, semnale continue, etc
 - ▶ doar se înlocuiește definiția distanței Euclidiene

Semnal oarecare în AWGN

Procedura pentru estimarea tip ML în zgomot AWGN:

1. Se scrie expresia pentru pătratul distanței:

$$D = (d(\mathbf{r}, s_{\Theta}))^2 = \sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2$$

2. Vrem minimul, deci egalăm derivata cu 0:

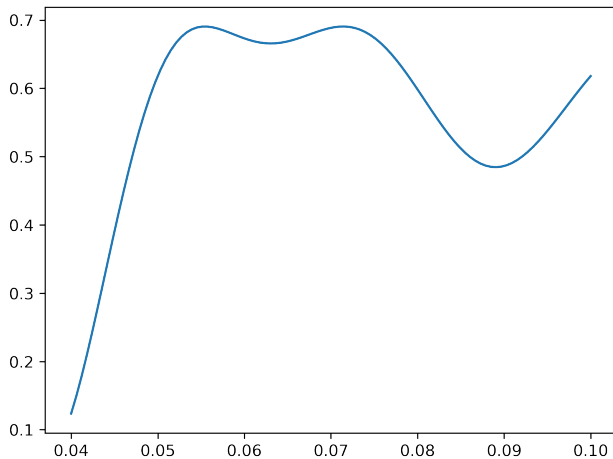
$$\frac{dD}{d\Theta} = \sum 2(r_i - s_{\Theta}(t_i))\left(-\frac{ds_{\Theta}(t_i)}{d\Theta}\right) = 0$$

3. Se rezolvă și obținem valoarea $\hat{\Theta}_{ML}$
4. Se verifică că derivata a doua în punctul $\hat{\Theta}_{ML}$ este pozitivă, pentru a se verifica că punctul este un minim
 - uneori sărim peste această etapă

Estimarea frecvenței f a unui semnal sinusoidal

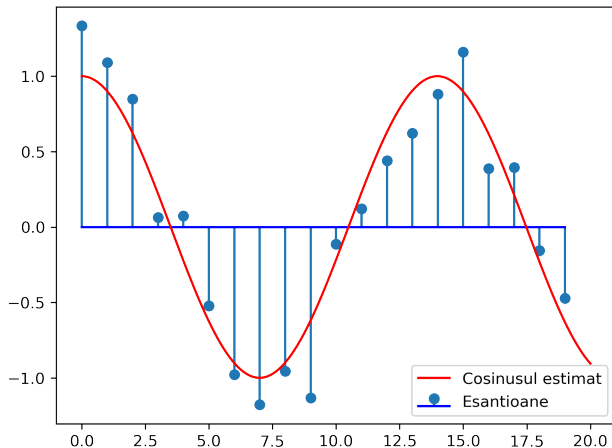
- ▶ Găsiți estimatul Maximum Likelihood pentru frecvența f a unui semnal $s_{\Theta}(t) = \cos(2\pi ft_i)$, din 10 măsurători afectate de zgomot $r_i = \cos(2\pi ft_i) + \text{zgomot}$ de valori [...]. Zgomotul este AWGN $\mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2)$. Momentele de eșantionare sunt $t_i = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]$
- ▶ Soluție: la tablă

Funcția de plauzibilitate este



Simulare numerică

Frecvența originală = 0.070000, estimatul = 0.071515



Estimarea parametrelor unor distribuții

- ▶ Estimarea ML se poate folosi și pentru a estima parametrii unor distribuții
- ▶ Avem un set de valori r_i , pe care le modelăm ca fiind eșantioane dintr-o distribuție. Cum găsim parametrii acelei distribuții?
- ▶ Momentan, considerăm un singur parametru necunoscut

Estimarea parametrilor distribuției normale

- ▶ Presupunem că r_i sunt eșantioane dintr-o distribuție normală $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
- ▶ Distribuția are doi parametri: media μ și deviația standard σ
- ▶ Estimarea lui μ :

Este identică cu estimarea unui semnal constant în zgomot gaussian cu media 0:

$$\hat{\mu}_{ML} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i$$

- ▶ Estimarea lui σ^2 :

Nu se poate formula ca estimarea unui semnal afectat, prin adunare, de zgomot gaussian, dar cu toate acestea se poate utiliza în continuare metoda ML:

$$\hat{\sigma}_{ML} = \arg \max_{\sigma} w(\mathbf{r}|\sigma)$$

Estimarea parametrilor distribuției normale

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{ML} &= \arg \max_{\sigma} w(\mathbf{r}|\sigma) \\ &= \arg \max_{\sigma} \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^N e^{-\frac{\sum (r_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{aplicăm } \ln()) \\ &= \arg \max_{\sigma} \left(-N \ln(\sigma\sqrt{2\pi}) - \frac{\sum (r_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right)\end{aligned}$$

Derivăm și egalăm cu 0 pentru a obține minimul:

$$\begin{aligned}-N \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \sqrt{2\pi} - \frac{\sum (r_i - \mu)^2}{2} (-2) \sigma^{-3} &= 0 \\ -\frac{N}{\sigma} + \frac{\sum (r_i - \mu)^2}{\sigma^3} &= 0 \\ \sigma^2 &= \frac{\sum (r_i - \mu)^2}{N}\end{aligned}$$

Estimarea parametrilor distribuției normale

- ▶ Estimarea parametrilor unei distribuții normale e similară cu definițiile mediei și varianței:

$$\hat{\mu}_{ML} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i$$
$$\hat{\sigma}_{ML} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (r_i - \mu)^2}{N}}$$

- ▶ Notă: estimarea lui σ_{ML} necesită valoarea lui μ
 - ▶ Dacă μ este cunoscut, totul e în regulă
 - ▶ Dacă μ este necunoscut, se poate folosi $\hat{\mu}_{ML}$, dar atunci estimăm pe baza unei alte estimări, ceea ce e problematic (estimatorul este deplasat, vom vedea)

Estimarea parametrilor distribuției uniforme

- ▶ Presupunem că r_i sunt eșantioane dintr-o distribuție uniformă $\mathcal{U}[a, b]$
- ▶ Distribuția are doi parametri: limitele a și b
- ▶ Estimarea lui a și b :

$$\hat{a}_{ML} = \arg \max_a w(\mathbf{r}|a)$$

$$\hat{b}_{ML} = \arg \max_b w(\mathbf{r}|b)$$

Prin raționament:

$$\hat{a}_{ML} = \min(r_i)$$

$$\hat{b}_{ML} = \max(r_i)$$

- ▶ Intervalul trebuie să cuprindă toate valorile (altfel, probabilitatea ar fi 0), dar nu trebuie să fie mai mare decât strict necesar (altfel, probabilitatea ar fi mai mică)

Parametri multipli

- ▶ Dacă semnalul depinde de mai mulți parametri?
 - ▶ de ex. amplitudinea, frecvența și faza inițială a unui cosinus:

$$s(t) = A \cos(2\pi ft + \phi)$$

- ▶ Se va considera Θ ca fiind un vector:

$$\Theta = [\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_M]$$

- ▶ e.g. $\Theta = [\Theta_1, \Theta_2, \Theta_3] = [A, f, \phi]$

Parametri multipli

- ▶ Se rezolvă cu aceeași procedură, dar în loc de o singură derivată vom avea M derivate
- ▶ Se rezolvă sistemul:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \Theta_1} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \Theta_2} = 0 \\ \dots \\ \frac{\partial L}{\partial \Theta_M} = 0 \end{cases}$$

- ▶ uneori este dificil/imposibil

Coborâre după gradient (Gradient Descent)

- ▶ Cum se estimează parametrii Θ în cazuri complicate?
 - ▶ în aplicații reale, unde pot fi foarte mulți parametri (Θ este vector)
- ▶ De obicei nu se pot găsi valorile optime prin formule directe
- ▶ Se îmbunătățesc valorile în mod iterativ cu algoritmi tip **coborâre după gradient** (Gradient Descent)
- ▶ Gradient Descent este o metodă generală de găsire a minimului (sau a maximului) unei funcții

Coborâre după gradient (Gradient Descent)

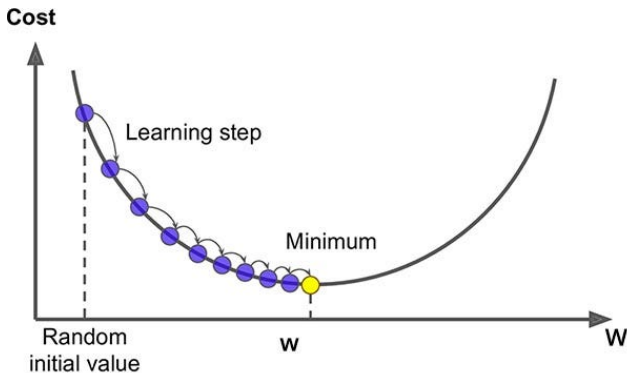


Figure 1: Coborâre după gradient¹

¹Imagine: Quick Guide to Gradient Descent and Its Variants, Sahdev Kansal, Towards Data Science, 2020

Coborâre după gradient (Gradient Descent)

1. Se inițializează parametrii cu valori aleatoare $\Theta^{(0)}$
2. Repetă la fiecare iterație k :
 - 2.1 Se calculează funcția $L(\Theta^{(k)}|\mathbf{r})$
 - 2.2 Se calculează derivatele $\frac{\partial L}{\partial \Theta_i^{(k)}}$ pentru toți Θ_i (“**Gradient**”)
 - 2.3 Se actualizează toate valorile Θ_i prin scăderea derivatei (“**Descent**”):

$$\Theta_i^{(k+1)} = \Theta_i^{(k)} - \mu \frac{\partial L}{\partial \Theta_i^{(k)}}$$

► sau, sub formă vectorială:

$$\Theta^{(k+1)} = \Theta^k - \mu \frac{\partial L}{\partial \Theta^{(k)}}$$

3. Până la îndeplinirea unui criteriu de terminare (de ex. parametrii nu se mai modifică mult)

Coborâre după gradient (Gradient Descent)

- ▶ În fiecare punct, derivata ne spune în ce direcție să mergem
- ▶ Pentru găsirea minimului unei funcții, se scade derivata (coborâre după gradient)

$$\Theta^{(k+1)} = \Theta^{(k)} - \mu \frac{\partial L}{\partial \Theta^{(k)}}$$

- ▶ Pentru găsirea maximului unei funcții, se adună derivata (urcare după gradient)

$$\Theta^{(k+1)} = \Theta^{(k)} + \mu \frac{\partial L}{\partial \Theta^{(k)}}$$

- ▶ Parametrul μ se numește **rată de învățare** (learning rate) și se alege empiric, la o valoare mică
- ▶ GD depinde de valoarea inițială, și poate ajunge la minimul local, nu global
- ▶ Alte explicații la tablă
- ▶ Exemplu practic: regresia logistică cu valori 2D

- ▶ Cel mai proeminent exemplu: **Rețele Neurale Artificiale** (a.k.a. “Rețele Neurale”, “Deep Learning”, etc.)
 - ▶ Pot fi văzute ca un exemplu de estimare ML
 - ▶ Se utilizează algoritmul *Gradient Descent* pentru găsirea parametrilor
 - ▶ Aplicații de vârf: recunoașterea de imagini, automated driving etc.
- ▶ Mai multe informații despre rețele neurale / machine learning:
 - ▶ căutați cursuri sau cărți online
 - ▶ IASI AI Meetup

Deplasarea și varianța estimatorilor

- ▶ Cum caracterizăm calitatea unui estimator?
- ▶ Un estimator $\hat{\Theta}$ este o **variabilă aleatoare**
 - ▶ poate avea diverse valori, pentru că se calculează pe baza eșantioanelor recepționate, care depind de zgomot
 - ▶ exemplu: se repetă aceeași estimare pe calculatoare diferite \Rightarrow valori estimate ușor diferite
- ▶ Fiind o variabilă aleatoare, se pot defini:
 - ▶ valoarea medie a estimatorului: $E \{ \hat{\Theta} \}$
 - ▶ varianța estimatorului: $E \{ (\hat{\Theta} - E \{ \hat{\Theta} \})^2 \}$

Deplasarea și varianța estimatorilor

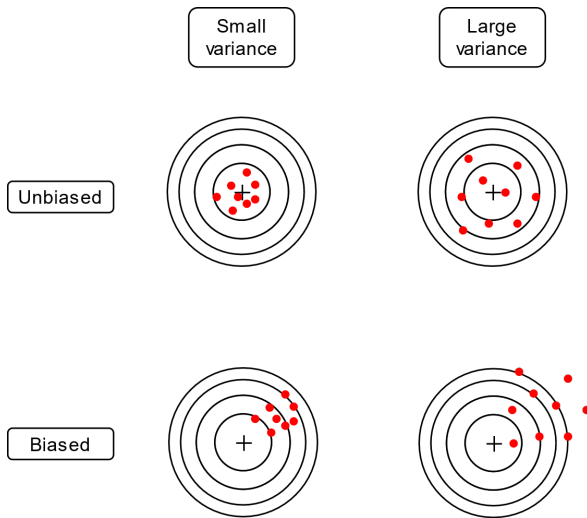


Figure 2: Deplasarea și varianța estimatorilor

Deplasarea unui estimator

- ▶ **Deplasarea** (“bias”) unui estimator = diferența dintre valoarea medie a estimatorului și valoarea adevărată Θ

$$\text{Deplasare} = E \{ \hat{\Theta} \} - \Theta$$

- ▶ Estimator **nedeplasat** = valoarea medie a estimatorului este egală cu valoarea adevărată a parametrului Θ

$$E \{ \hat{\Theta} \} = \Theta$$

- ▶ Estimator **deplasat** = valoarea medie a estimatorului diferă de valoarea adevărată a parametrului Θ
 - ▶ diferența $E \{ \hat{\Theta} \} - \Theta$ este **deplasarea** estimatorului

Deplasarea unui estimator

- ▶ Exemplu: semnal constant A , zgomot Gaussian (cu media 0), estimatorul de plauzibilitate maximă este $\hat{A}_{ML} = \frac{1}{N} \sum_i r_i$
- ▶ Atunci:

$$\begin{aligned} E \{ \hat{A}_{ML} \} &= \frac{1}{N} E \left\{ \sum_i r_i \right\} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E \{ r_i \} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E \{ A + \text{zgomot} \} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A \\ &= A \end{aligned}$$

- ▶ Acest estimator este nedeplasat

Deplasarea unui estimator

- ▶ Exemplu: estimatorul varianței unei distribuții normale, când se folosește media estimată $\hat{\mu}_{ML}$:

$$\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (r_i - \hat{\mu}_{ML})^2}{N}$$

- ▶ Acest estimator este **deplasat**:

$$\begin{aligned} E \left\{ \hat{\sigma}_{ML}^2 \right\} &= E \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N (r_i - \hat{\mu}_{ML})^2}{N} \right\} \\ &= \dots \\ &= \frac{N-1}{N} \sigma^2 \end{aligned}$$

unde σ^2 este varianța reală a distribuției

- ▶ Demonstrație: *Wikipedia* sau “*Maximum Likelihood Estimator for Variance is Biased: Proof*”, Dawen Liang, Carnegie Mellon University

Estimatorul nedeplasat al varianței

- ▶ Estimatorul MLE al varianței este deplasat, și **subestimează** varianța reală a distribuției
- ▶ Pentru a obține un estimator nedeplasat al varianței, se folosește formula:

$$\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_i - \hat{\mu}_{ML})^2$$

- ▶ Diferența: se împarte la $N - 1$ în loc de N
- ▶ Justificare intuitivă: discuție la tablă, cazul cu 2 puncte; medie este la mijloc; varianța e minimizată, deci subestimează varianța reală

Varianța unui estimator

- ▶ **Varianța** unui estimator măsoară “abaterile” estimatorului în jurul valorii medii
 - ▶ aceasta e definiția varianței σ^2 în general
- ▶ Dacă un estimator are **varianța** mare, valoarea estimată poate fi departe de cea reală, chiar dacă estimatorul este nedeplasat
- ▶ De obicei se preferă estimatori cu **varianță mică**, tolerându-se o eventuală mică deplasare

II.3 Estimare Bayesiană

- ▶ **Estimarea Bayesiană** ia în calcul termeni suplimentari pe lângă $w(\mathbf{r}|\Theta)$:
 - ▶ o distribuție *a priori* $w(\Theta)$
 - ▶ opțional, o funcție de cost
- ▶ Se obține echivalentul din estimare pentru criteriile de decizie MPE și MR

- ▶ Conceptual, estimarea Bayesiană constă în doi pași:
 1. Găsirea distribuției **posterioare** $w(\Theta|\mathbf{r})$
 2. Estimarea unei valori de pe distribuție, pe baza unei **funcții de cost**

Estimare Bayesiană

- ▶ Se definește **distribuția a posteriori** a lui Θ , date fiind observațiile \mathbf{r} , folosind **regula lui Bayes**:

$$w(\Theta|\mathbf{r}) = \frac{w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)}{w(\mathbf{r})}$$

- ▶ Termenii:
 - ▶ Θ este parametrul necunoscut
 - ▶ \mathbf{r} este vectorul de observații
 - ▶ $w(\Theta|\mathbf{r})$ este probabilitatea ca parametrul să aibă valoarea Θ , dat fiind vectorul de observații \mathbf{r} ;
 - ▶ $w(\mathbf{r}|\Theta)$ este funcția de plauzibilitate
 - ▶ $w(\Theta)$ este distribuția **a priori** a lui Θ
 - ▶ $w(\mathbf{r})$ este distribuția **a priori** a lui \mathbf{r} ; se presupune a fi constantă

- ▶ La estimarea ML, avem doar termenul $w(\mathbf{r}|\Theta)$. Văzut ca o funcție de Θ , acesta nu e o distribuție a Θ . E doar o mărime pe care vrem să o maximizăm.
- ▶ Estimarea Bayesiană folosește însă $w(\Theta|\mathbf{r})$, care **este** chiar distribuția valorilor posibile ale lui Θ

Regula lui Bayes

- ▶ Relația precedentă arată că, în general, estimarea lui Θ depinde de două lucruri:
 1. De vectorul observațiilor \mathbf{r} , prin termenul $w(\mathbf{r}|\Theta)$
 2. De informația “a priori” avută despre Θ , prin termenul $w(\Theta)$
 - ▶ (termenul $w(\mathbf{r})$ se presupune constant)
- ▶ Numele este “estimare Bayesiană”
 - ▶ Thomas Bayes = matematician englez, a descoperit regula cu acest nume
 - ▶ Noțiunile bazate pe regula lui Bayes poartă deseori numele de “Bayesiane”

Distribuția *a priori*

- ▶ Presupunem că se știe de dinainte o distribuție a lui Θ , $w(\Theta)$
 - ▶ știm de dinainte care e probabilitatea de a fi a anume valoare sau alta
 - ▶ se numește distribuția *a priori*
- ▶ Estimarea trebuie să ia în calcul și distribuția *a priori*
 - ▶ estimatul va fi “tras” înspre valori mai probabile

Estimatorul MAP

- ▶ Cunoaștem distribuția *a posteriori* $w(\Theta|\mathbf{r})$. Care este valoarea estimată?
- ▶ Se poate alege valoarea care are probabilitate maximă
- ▶ Estimatorul **Maximum A Posteriori (MAP)** este

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \max_{\Theta} w(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \max_{\Theta} w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)$$

- ▶ Estimatorul MAP alege acea valoare Θ unde distribuția *a posteriori* $w(\Theta|\mathbf{r})$ este maximă
- ▶ Estimatorul MAP maximizează **produsul** dintre plauzibilitate și **distribuția *a priori*** $w(\Theta)$

Estimatorul MAP

Exemplu: Imagine

Relația dintre estimarea MAP și ML

- ▶ Estimatorul ML:

$$\arg \max w(\mathbf{r}|\Theta)$$

- ▶ Estimatorul MAP:

$$\arg \max w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)$$

- ▶ Estimatorul ML este un caz particular de MAP pentru $w(\Theta)$ constant
 - ▶ $w(\Theta) = \text{constant}$ înseamnă că toate valorile lui Θ sunt *a priori* echiprobabile
 - ▶ i.e. nu avem extra informații despre valoarea lui Θ

Relația cu detecția semnalelor

- ▶ Criteriul probabilității minime de eroare: $\frac{w(r|H_1)}{w(r|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$
- ▶ Se poate rescrie ca $w(r|H_1) \cdot P(H_1) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} w(r|H_0)P(H_0)$
 - ▶ adică se alege ipoteza pentru care $w(r|H_i) \cdot P(H_i)$ este mai mare
- ▶ **Criteriul de decizie MPE:** se alege ipoteza care maximizează $w(r|H_i) \cdot P(H_i)$
 - ▶ dintre cele două ipoteze H_0, H_1
- ▶ **Estimarea MAP:** se alege valoarea care maximizează $w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)$
 - ▶ dintre toate valorile posibile pentru Θ
- ▶ Același principiu!

- ▶ Vrem să găsim un echivalent și pentru criteriul MR
- ▶ Avem nevoie de un echivalent pentru costurile C_{ij}
- ▶ **Eroarea de estimare** = diferența între estimatul $\hat{\Theta}$ și valoarea reală Θ

$$\epsilon = \hat{\Theta} - \Theta$$

- ▶ **Funcția de cost** $C(\epsilon)$ = atribuie un cost pentru fiecare eroare de estimare posibilă
 - ▶ când $\epsilon = 0$, costul $C(0) = 0$
 - ▶ erori ϵ mici au costuri mici
 - ▶ erori ϵ mari au costuri mari

Funcția de cost

- ▶ Funcții de cost uzuale:

- ▶ Pătratică:

$$C(\epsilon) = \epsilon^2 = (\hat{\Theta} - \Theta)^2$$

- ▶ Uniformă:

$$C(\epsilon) = \begin{cases} 0, & \text{if } |\epsilon| = |\hat{\Theta} - \Theta| \leq E \\ 1, & \text{if } |\epsilon| = |\hat{\Theta} - \Theta| > E \end{cases}$$

- ▶ Liniară:

$$C(\epsilon) = |\epsilon| = |\hat{\Theta} - \Theta|$$

- ▶ De desenat la tablă

Funcția de cost

- ▶ Funcția de cost $C(\epsilon)$ reprezintă echivalentul costurilor C_{ij} de la detecție
 - ▶ la detecție aveam doar 4 valori: C_{00} , C_{01} , C_{10} , C_{11}
 - ▶ aici avem un cost pentru fiecare eroare posibilă ϵ
- ▶ Funcția de cost dictează ce valoare alegem din distribuția $w(\Theta|\mathbf{r})$

Importanța funcției de cost

- Fie distribuția *a posteriori* următoare:

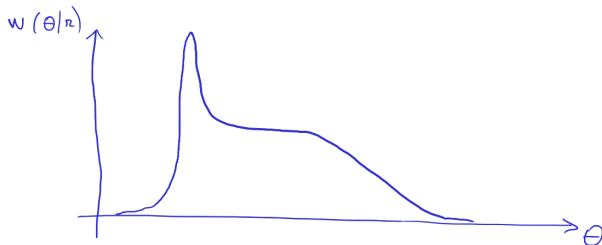


Figure 3: Asymmetrical posterior distribution

- Care este estimatorul MAP?
- Dar dacă avem funcția de cost următoare:
 - dacă estimarea $\hat{\Theta}$ este $<$ valoarea reală Θ , te costă 1000 \$
 - dacă estimarea $\hat{\Theta}$ este $>$ valoarea reală Θ , platești 1 \$
 - schimbăm valoarea estimată ? :)

Importanța funcției de cost

- ▶ Funcția de cost este cea care impune alegerea unei anume valori $\hat{\Theta}$ de pe distribuția valorilor posibile
- ▶ Valoarea cea mai probabilă nu este întotdeauna cea mai bună
- ▶ Valoarea cea mai bună este cea care minimizează valoarea medie a costului

- ▶ Distribuția *a posteriori* $w(\Theta|\mathbf{r})$ dă probabilitatea fiecărei valori $\hat{\Theta}$ de a fi cea corectă
- ▶ Alegerea unui estimat $\hat{\Theta}$ implică o anumite eroare ϵ
- ▶ Eroarea de estimare are un anumit cost $C(\epsilon)$
- ▶ **Riscul** = valoarea medie a costului = $C(\epsilon) \times \text{probabilitatea:}$

$$R = \int_{-\infty}^{\infty} C(\epsilon) w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

The Bayesian risk

- ▶ Alegem valoarea $\hat{\Theta}$ care **minimizează costul mediu** R

$$\hat{\Theta} = \arg \min_{\Theta} \int_{-\infty}^{\infty} C(\epsilon) w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

- ▶ O obținem înlocuind $C(\epsilon)$ cu definiția sa, și derivând după $\hat{\Theta}$
 - ▶ Atenție: se derivează după $\hat{\Theta}$, nu Θ !

Estimatorul EPMM (eroare pătratică medie minimă)

- ▶ Când funcția de cost este pătratică $C(\epsilon) = \epsilon^2 = (\hat{\Theta} - \Theta)^2$

$$R = \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{\Theta} - \Theta)^2 w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

- ▶ Vrem $\hat{\Theta}$ care minimizează R , deci derivăm

$$\frac{dR}{d\hat{\Theta}} = 2 \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{\Theta} - \Theta) w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta = 0$$

- ▶ Echivalent cu

$$\hat{\Theta} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta}_1 = \int_{-\infty}^{\infty} \Theta w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

- ▶ Estimatorul de **eroare pătratică medie minimă (EPMM)** (“**Minimum Mean Squared Error, MMSE**”):

$$\hat{\Theta}_{EPMM} = \int_{-\infty}^{\infty} \Theta \cdot w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

- ▶ **Estimatorul EPMM:** estimatorul $\hat{\Theta}$ este **valoarea medie** a distribuției *a posteriori* $w(\Theta|\mathbf{r})$

$$\hat{\Theta}_{EPMM} = \int_{-\infty}^{\infty} \Theta \cdot w(\Theta|\mathbf{r}) d\Theta$$

- ▶ EPMM = “Eroare Pătratică Medie Minimă”
 - ▶ valoarea medie = sumă (integrală) din fiecare Θ ori probabilitatea sa $w(\Theta|\mathbf{r})$
- ▶ Estimatrul EPMM se obține din distribuția *a posteriori* $w(\Theta|\mathbf{r})$, considerând funcția de cost pătratică

Estimatorul MAP

- ▶ Dacă funcția de cost este uniformă

$$C(\epsilon) = \begin{cases} 0, & \text{if } |\epsilon| = |\hat{\Theta} - \Theta| \leq E \\ 1, & \text{if } |\epsilon| = |\hat{\Theta} - \Theta| > E \end{cases}$$

- ▶ Știm că $\Theta = \hat{\Theta} - \epsilon$
- ▶ Se obține

$$R = \int_{-\infty}^{\hat{\Theta}-E} w(\Theta|\mathbf{r})d\Theta + \int_{\hat{\Theta}+E}^{\infty} w(\Theta|\mathbf{r})d\Theta$$

$$R = 1 - \int_{\hat{\Theta}-E}^{\hat{\Theta}+E} w(\Theta|\mathbf{r})d\Theta$$

Estimatorul MAP

- ▶ Pentru minimizarea R , trebuie să maximizăm $\int_{\hat{\Theta}-E}^{\hat{\Theta}+E} w(\Theta|\mathbf{r})d\Theta$, integrala din jurul punctului $\hat{\Theta}$
- ▶ Pentru E foarte mic, funcția $w(\Theta|\mathbf{r})$ este aproximativ constantă, deci se va alege punctul unde funcția este maximă
- ▶ **Estimatorul Maximum A Posteriori (MAP)** = valoarea $\hat{\Theta}$ care maximizează $w(\Theta|\mathbf{r})$

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \max_{\Theta} w(\Theta|\mathbf{r}) = \arg \max_{\Theta} w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)$$

Interpretare

- ▶ Estimatorul MAP: $\hat{\Theta} =$ valoarea care maximizează distribuția *a posteriori*
- ▶ Estimatorul EPMM: $\hat{\Theta} =$ valoarea medie a distribuției *a posteriori*

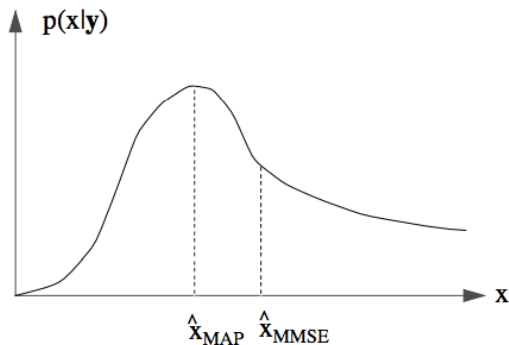


Figure 4: Estimatorul MAP vs EPMM(MMSE)

Relația între estim. MAP and EPMM

- ▶ Estimatorul MAP = minimizează costul mediu, folosind funcția de cost uniformă
 - ▶ ca la detecție: criteriul MPE = criteriul MR când costurile sunt la fel
- ▶ Estimatorul EPMM = minimizează costul mediu, folosind funcția de cost pătratică
 - ▶ similar cu criteriul MR, dar la estimare

Exercițiu: valoare constantă, 1 măsurătoare, zgomot Gaussian același σ

- ▶ Vrem să estimăm temperatura de astăzi din Sahara
- ▶ Termometrul indică 40 grade, dar valoarea este afectată de zgomot Gaussian $\mathcal{N}(0, \sigma^2 = 2)$ (termometru ieftin)
- ▶ Se știe că de obicei în această perioadă a anului temperatura este în jur de 35 grade, cu o distribuție Gaussiană $\mathcal{N}(35, \sigma^2 = 2)$.
- ▶ Estimați valoarea reală a temperaturii folosind estimarea ML, MAP și EPMM(MMSE)

Exercițiu

Exercițiu: valoare constantă, 1 măsurătoare, zgomot Gaussian același σ

- ▶ Dacă avem trei termometre, care indică 40, 38, 41 grade?

Exercițiu: valoare constantă, 1 măsurătoare, zgomot Gaussian σ diferit

- ▶ Dacă temperatura în această perioadă a anului are distribuție Gaussiană $\mathcal{N}(35, \sigma_2^2 = 3)$
 - ▶ cu varianță diferită, $\sigma_2 \neq \sigma$

Semnal oarecare în zgomot Gaussian (AWGN)

- ▶ Fie semnalul original “curat” $s_{\Theta}(t)$
- ▶ Zgomotul este Gaussian (AWGN) $\mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2)$
- ▶ Ca în cazul estimării de plauzibilitate maximă, funcția de plauzibilitate este:

$$w(\mathbf{r}|\Theta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2}}$$

- ▶ Dar acum aceasta **se înmulțește cu** $w(\Theta)$

$$w(\mathbf{r}|\Theta) \cdot w(\Theta)$$

Semnal oarecare în zgomot Gaussian (AWGN)

- ▶ Estimatorul MAP estimator este cel care maximizează produsul

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \max w(\mathbf{r}|\Theta)w(\Theta)$$

- ▶ Logaritmând:

$$\begin{aligned}\hat{\Theta}_{MAP} &= \arg \max \ln (w(\mathbf{r}|\Theta)) + \ln (w(\Theta)) \\ &= \arg \max -\frac{\sum (r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2} + \ln (w(\Theta))\end{aligned}$$

Distribuție “a priori” Gaussiană

- ▶ Dacă distribuția “a priori” este de asemenea Gaussiană $\mathcal{N}(\mu_{\Theta}, \sigma_{\Theta}^2)$

$$\ln(w(\Theta)) = -\frac{\sum(\Theta - \mu_{\Theta})^2}{2\sigma_{\Theta}^2}$$

- ▶ Estimatorul MAP devine

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \min \frac{\sum(r_i - s_{\Theta}(t_i))^2}{2\sigma^2} + \frac{\sum(\Theta - \mu_{\Theta})^2}{2\sigma_{\Theta}^2}$$

- ▶ Poate fi rescris

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \min d(\mathbf{r}, s_{\Theta})^2 + \underbrace{\frac{\sigma^2}{\sigma_{\Theta}^2}}_{\lambda} \cdot d(\Theta, \mu_{\Theta})^2$$

Interpretare

- ▶ Estimatorul MAP în zgomot Gaussian și cu distribuție “a priori” Gaussiană

$$\hat{\Theta}_{MAP} = \arg \min d(\mathbf{r}, s_{\Theta})^2 + \underbrace{\frac{\sigma^2}{\sigma_{\Theta}^2}}_{\lambda} \cdot d(\Theta, \mu_{\Theta})^2$$

- ▶ $\hat{\Theta}_{MAP}$ este apropiat de valoarea medie μ_{Θ} și de asemenea face ca semnalul adevărat să fie apropiat de eșantioanele recepționate \mathbf{r}
 - ▶ Exemplu: “caut locuință aproape de serviciu dar și aproape de Mall”
 - ▶ λ controlează importanța relativă a celor doi termeni
- ▶ Cazuri particulare
 - ▶ σ_{Θ} foarte mic = distribuția “a priori” este foarte specifică (îngustă) = λ mare = termenul al doilea este dominant = $\hat{\Theta}_{MAP}$ foarte apropiat de μ_{Θ}
 - ▶ σ_{Θ} foarte mare = distribuția “a priori” este foarte nespecifică = λ mic = primul termen este dominant = $\hat{\Theta}_{MAP}$ apropiat de estimatorul de plauzibilitate maximă

- ▶ În general, aplicațiile practice:
 - ▶ utilizează diverse tipuri de distribuții “a priori”
 - ▶ estimează **mai mulți parametri** (un vector de parametri)
- ▶ Aplicații
 - ▶ reducerea zgomotului din semnale
 - ▶ restaurarea semnalelor (parti lipsă din imagini, imagini *blurate* etc)
 - ▶ compresia semnalelor

1. Urmărirea unui obiect (“single object tracking”) prin filtrare Kalman
 - ▶ urmărirea unui obiect prin măsurători succesive (e.g. din imagini succesive)
 - ▶ la fiecare nouă măsurătoare avem două distribuții ale poziției:
 - ▶ cea dată de măsurătoare respectivă, $w(r|\Theta)$
 - ▶ cea prezisă pe baza poziției și vitezei de data trecută
 - ▶ ambele presupuse a fi Gaussiene, caracterizate doar prin medie și varianță
 - ▶ cele două se combină prin regula lui Bayes \Rightarrow o distribuție mai precisă $w(\Theta|r)$, tot Gaussiană
 - ▶ poziția exactă se estimează prin EPMM (media lui $w(\Theta|r)$)
 - ▶ $w(\Theta|r)$ prezice poziția de la momentul următor

Single object tracking

Single object tracking

2. Constrained Least Squares (CLS) image restoration

- ▶ Avem o imagine I afectată de erori (zgomot, pixeli lipsă, blurare)

$$I_{zg} = I_{true} + Z$$

- ▶ Estimăm imaginea originală prin:

$$\hat{I}_{true} = \operatorname{argmin}_I \|I - I_{zg}\|_2 + \lambda \cdot \|HighPass\{I\}\|_2$$

- ▶ Exemple:

- ▶ <https://www.mathworks.com/help/images/deblurring-images-using-a-regularized-filter.html>
- ▶ <https://demonstrations.wolfram.com/ImageRestorationForDegradedImages>
- ▶ Google it

Constrained Least Squares (CLS) image restoration