Bayes Theorem

$$P(w_i|x) = \frac{P(x|w_i) \cdot P(w_i)}{P(x)}$$

$$P(x) = \frac{P(x|w_i) \cdot P(w_i)}{P(x)}$$

$$P(x) = \frac{P(x|w_i) \cdot P(w_i)}{P(x)}$$

· P(wi) zo Bpionners aneudrias préva aniza training Lata

Tupa avri va enilieroupe klaosis, la enilieroupe evépreies (ai)

Exoupe "Loss" functions, 
$$\pi.x.$$
 zo  $\lambda(a_2|w_1) = 5\lambda(a_1|w_2) = 50 \in$ 

Evin  $\lambda(a_1|w_1) = \lambda(a_2|w_2) = 0$ 

5 popés

PETALÜZEPO VIOTOS AV

KAVW QUZÒ ZO  $\lambda(a_2|w_1) = \lambda(a_1|w_2) = 50 \in$ 

- Avzi va Xpnonponoloùpe za piora, Qa Xpnonponoloùpe za discriminant functions, c ouvolirà or nligos, nou pas lève:

  Enèlege wi av gi(x) > gi(x) ma ràbe iti

  Ynapxour aneipes enilores gi(x) (Ser eirai poradirà)

  Iznr anlig poppi: gi(x) = P(wilx)

## · Ti poppi Exel zo décision boundary?

- DEMPOÙPE  $p(x|w_i) \sim N(y_i, z_i)$ , n.x. av Exoupe 5 features

   Da Exoupe nivakes  $y_i = 5 \times 1$  kai  $z_i = 5 \times 5$
- · Av Zi = σ<sup>2</sup> I (δηλαδή Cov (feature;, feature;) = 0 → features

  μεταξύ τους

  decision boundary: linear hyperplane με gi(x)=Wix+bi
- · Av Zi=Z (δηλαδή Cov (feature;, feature;) ≠ 0 )

  decision boundary: Πάλι linear hyperplane με gi(x)=Wix+bi
  η διαφορά είναι δει έχουμε ελλείψεις αντί για κύκλους στις
  Ισούψεις καμπύλες (δες σχηματάκια)
- · Aν Zi (πρακτικά σημαίνει ότι τα features πίσω από τις κλάστεις δεν ακολουθούν τις ίδιες κατανομές από κλάση σε κλάση, αλλά εδώ μας ενδιαφέρει το covariance matrix όχι μέστες τιμές) decision boundary: Quadratic (ναμπύλη)