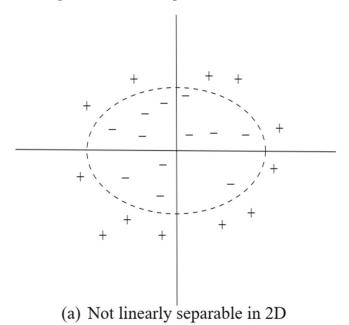
# Tại sao phải sử dụng kernel trick?

 Xét input training data không thể phân lớp bằng linear hyperplane được, ví dụ:



- Idea chính của linearization là xây dựng thêm các trục tọa độ mới → để tăng dimension của input data → tạo ra feature space mới có dimension cao hơn → với mong muốn làm cho các data trở nên có thể phân lớp bằng linear hyperplane được.
- Kết quả đạt được từ lý thuyết:
  - Tìm được SVM hyperplane (sau khi áp dụng linearization)

$$h(\vec{x}) = sign\left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i \Phi(\vec{x}_i)^T \Phi(\vec{x}) + \vec{b}\right)$$

Vấn đề: tính toán inner product rất chậm

- Giải pháp:
  - Giả sử xét 2 vector của input training data trong R²
    - $\vec{x} = (x_1, x_2)$
    - $\vec{y} = (y_1, y_2)$
  - Dùng một transformation Φ để biến đổi các data vector sang R³ như sau:
    - $\Phi(\vec{x}) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)$
    - $\Phi(\vec{y}) = (y_1^2, \sqrt{2y_1y_2}, y_2^2)$
  - Tính inner product

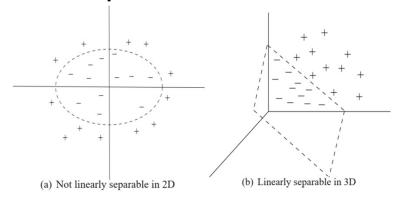
$$\Phi(\vec{x})^{T} \Phi(\vec{y}) = (x_{1}^{2}, \sqrt{2}x_{1}x_{2}, x_{2}^{2})^{T} (y_{1}^{2}, \sqrt{2}y_{1}y_{2}, y_{2}^{2})$$

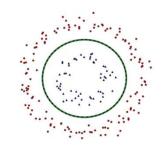
$$= (x_{1}y_{1} + x_{2}y_{2})^{2}$$

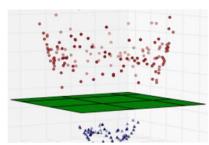
$$= (\vec{x}^{T}\vec{y})^{2}$$

$$= K(\vec{x}, \vec{y})$$

- Giải pháp:
  - Nhận xét:
    - Tổng quát, thay vì biến đổi từng input vector sang feature space (có thể là vô hạn chiều) rồi thực hiện inner product  $\Phi(\vec{x})^T \Phi(\vec{y})$ 
      - $\rightarrow$  thì tìm function  $K(\vec{x}, \vec{y})$  để thực hiện điều đó nhanh hơn
      - → phép tính chuyển không gian được thực hiện hiệu quả hơn
  - Thao tác như vậy gọi là kernel trick
  - → Trong các bài toán thực tế, việc sử dụng kernel trick quyết định mức độ hiệu quả của SVM
  - Kết quả:







SVM – binary – nonlinear separable

Q/A