

KHAI PHÁ DỮ LIỆU

Trường Đại học Nha Trang
Khoa Công nghệ thông tin
Bộ môn Hệ thống thông tin
Giáo viên: TS.Nguyễn Khắc Cường

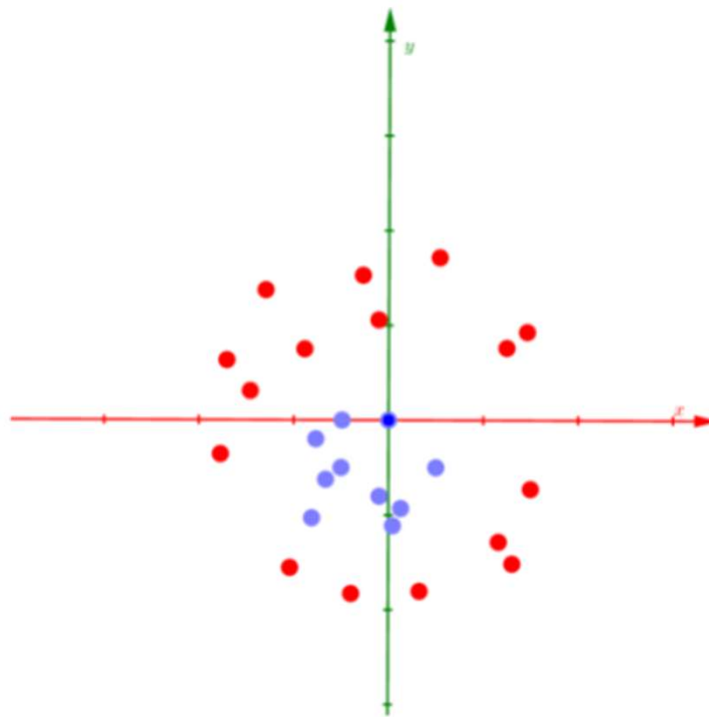
CHỦ ĐỀ 4

PHÂN LỚP

(SVM - Binary – nonlinear
separable)

SVM – binary – nonlinear separable

- Binary – nonlinear separable training dataset?

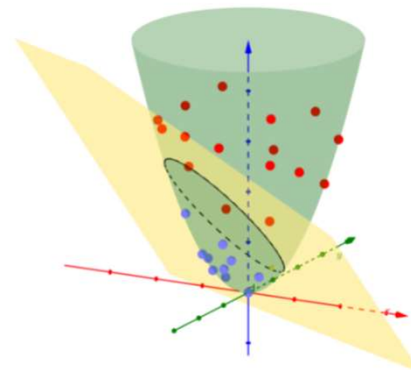
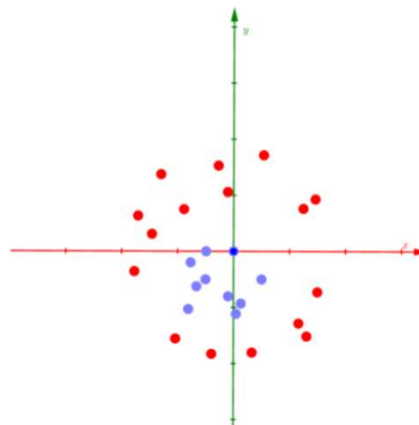
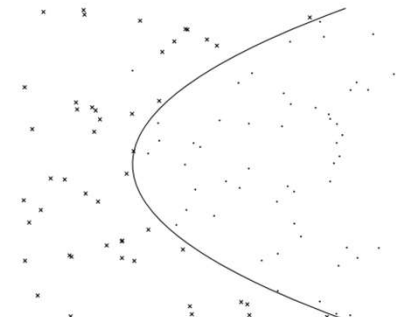
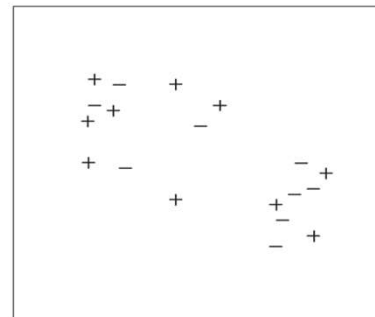
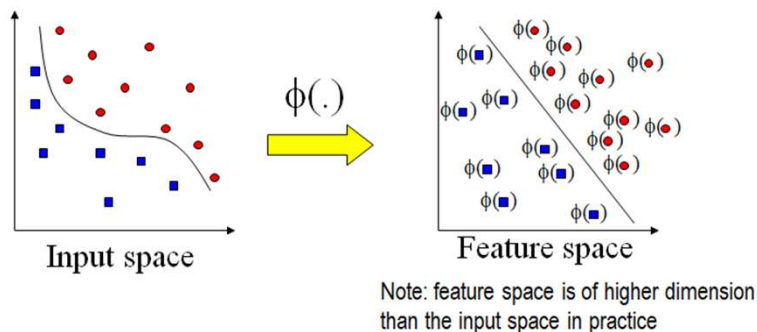


- Giải pháp:
 - Biến đổi input data sang feature space có mức độ phân tách tuyến tính cao hơn

SVM – binary – nonlinear separable

- Idea toán học:

- Transform các training data (input vector space) sang không gian vector (feature space) có số chiều lớn hơn → Lý do?



SVM – binary – nonlinear separable

- Idea toán học:
 - Thực hiện:
 - Dùng trick: Kernel functions K
 - Một số kernel function thông dụng:
 - Polynomial kernel

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + 1)^d$$

- Gaussian kernel
$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

- Gaussian radial basis function (RBF)

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\gamma \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2\right)$$

SVM – binary – nonlinear separable

- Idea toán học:
 - Thực hiện:
 - Một số kernel function thông dụng:

- Laplace RBF kernel

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|}{\sigma}\right)$$

- Hyperbolic tangent kernel

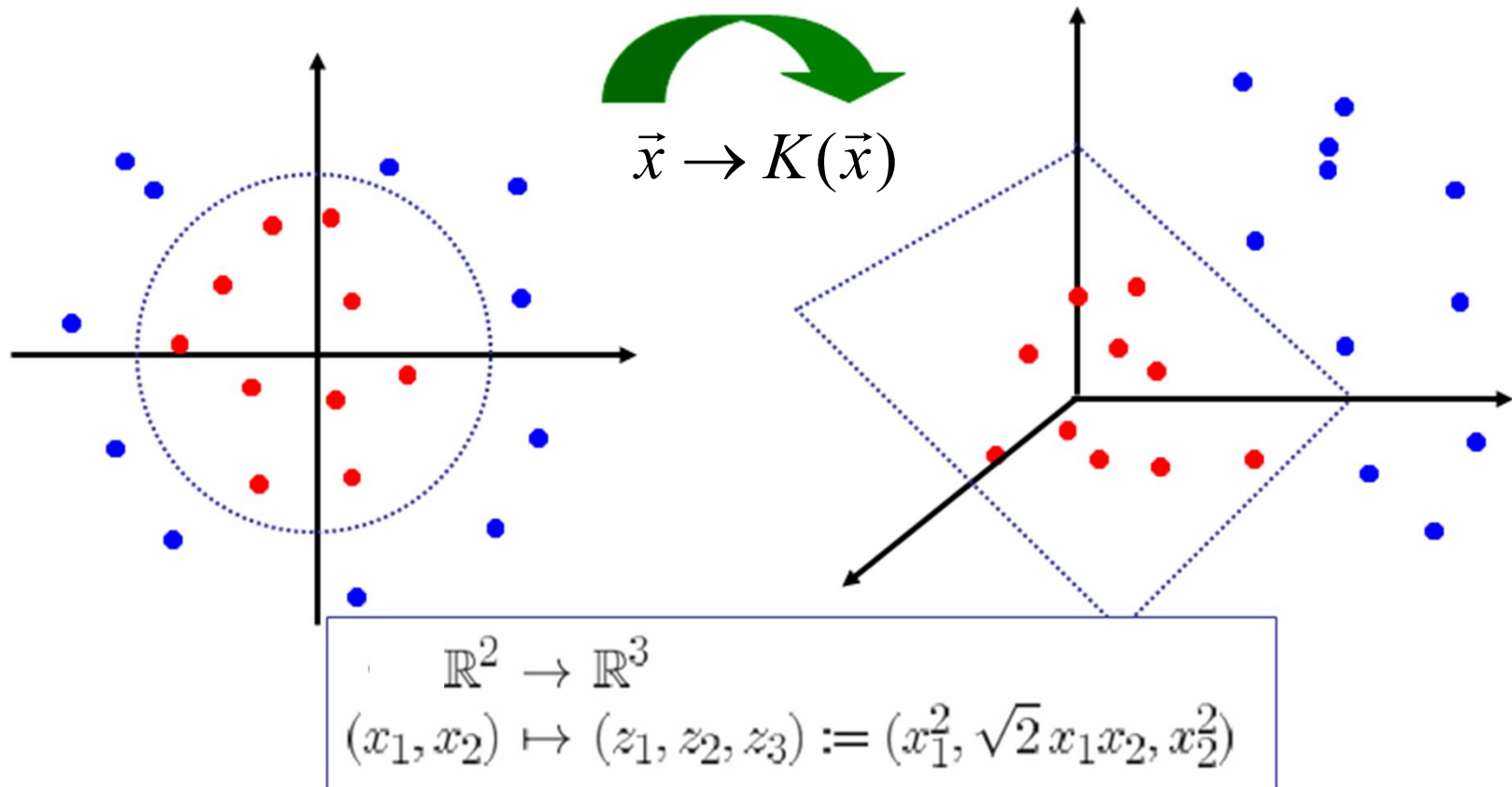
$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \tanh(k\vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + c) \quad k > 0, c < 0$$

- ...

- Kernel function tự xây dựng?

SVM – binary – nonlinear separable

- Minh họa kết quả của input space sau khi dùng kernel function để biến đổi sang feature space



SVM – binary – nonlinear separable

Q / A