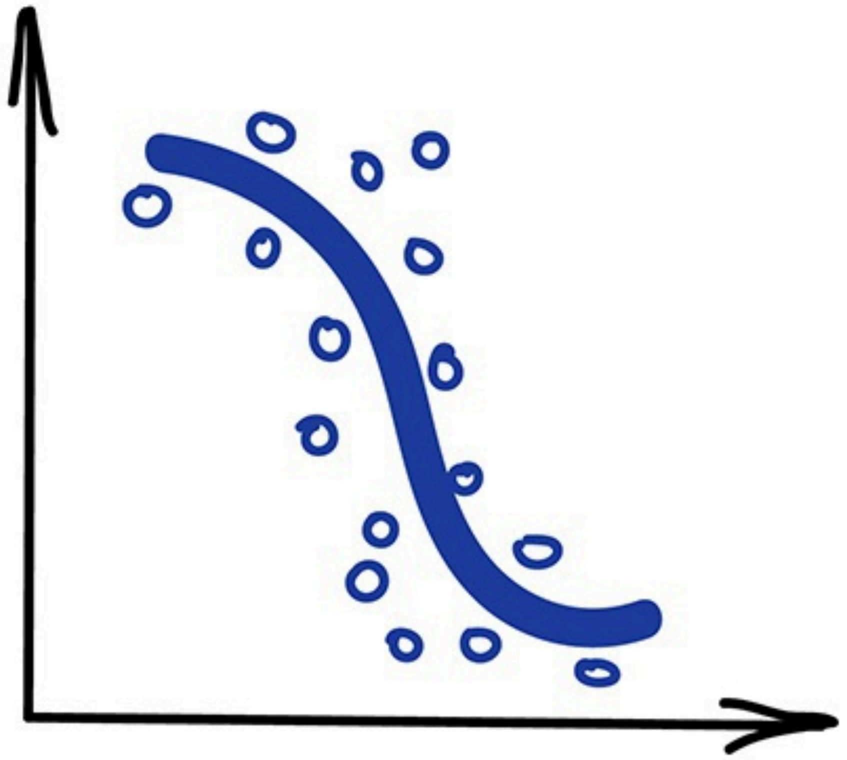
# Занятие № 2

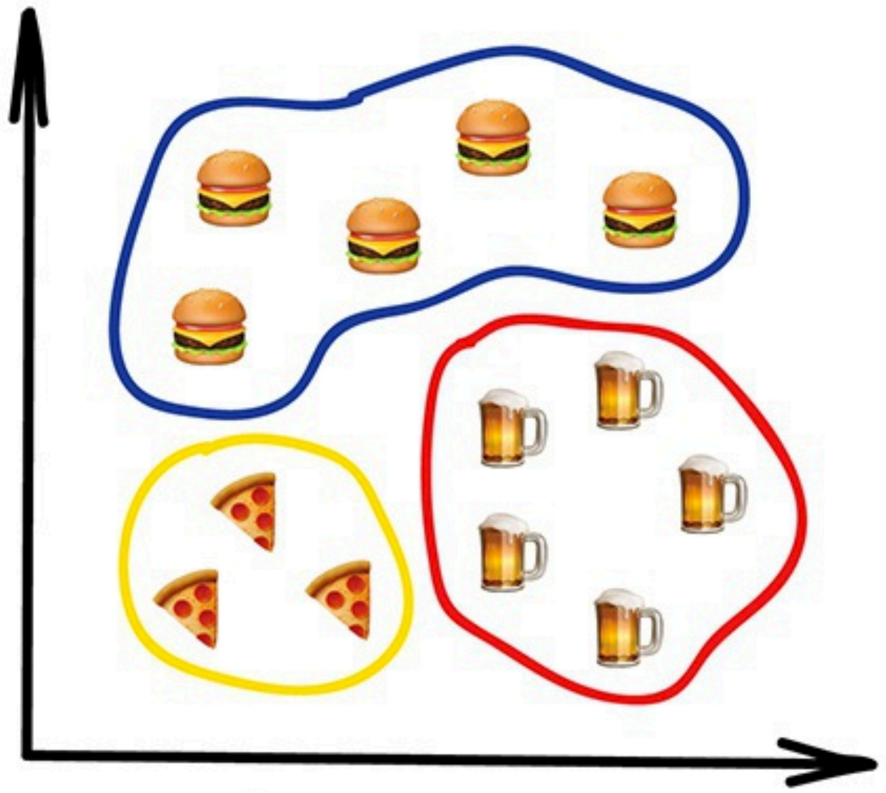
## Классификация. Логистическая регрессия и SVM

**Сапрыкин Артур**
Data Scientist

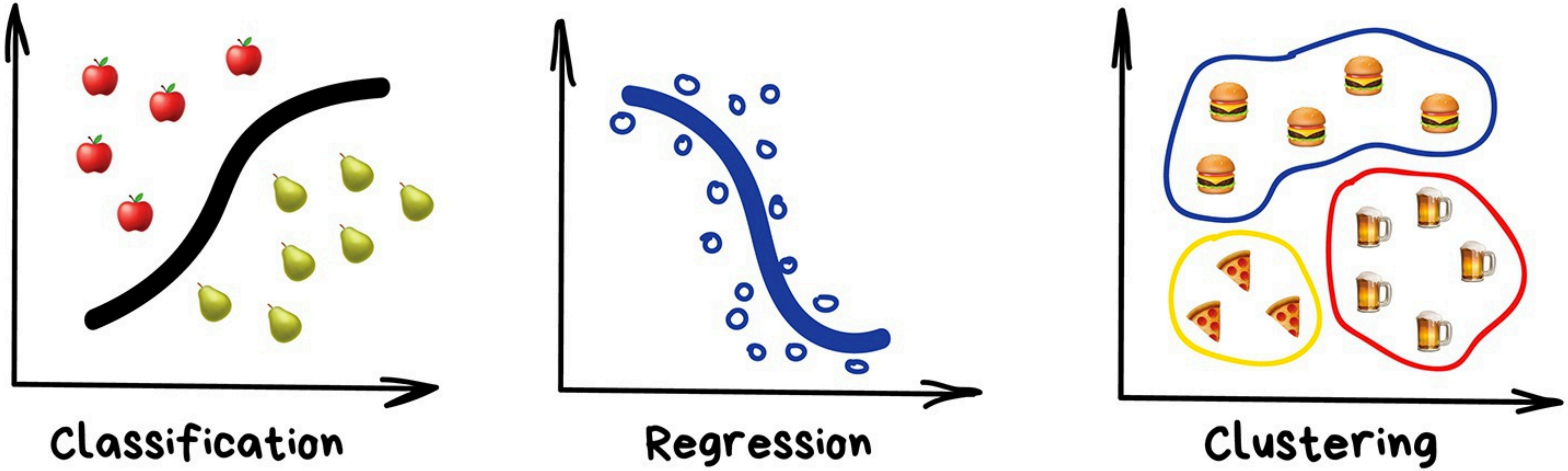
# Содержание

# Введение. Задачи машинного обучения





# Введение. Задачи машинного обучения

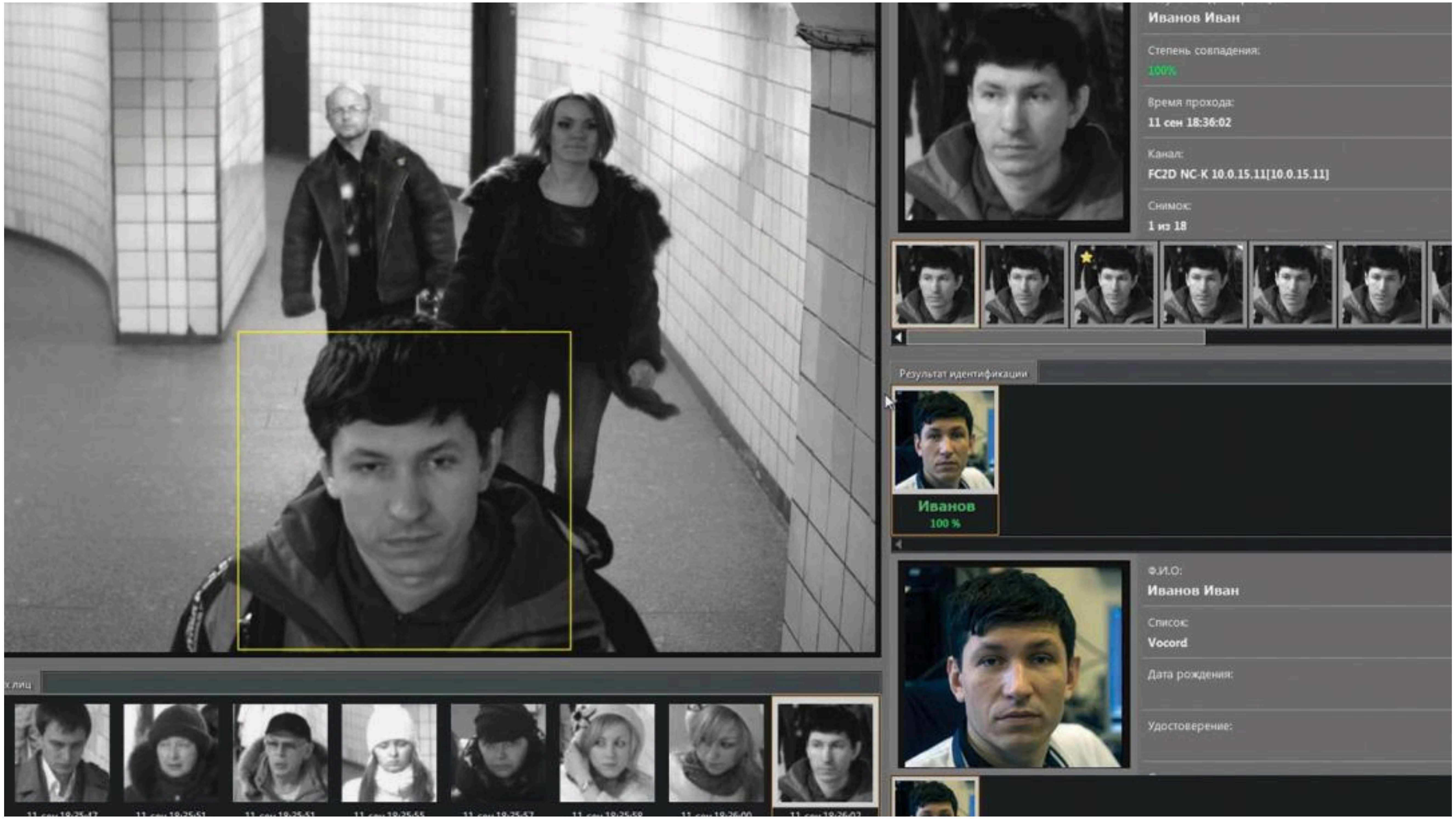


# Введение. Классификация

# Введение. Классификация

# Введение. Классификация

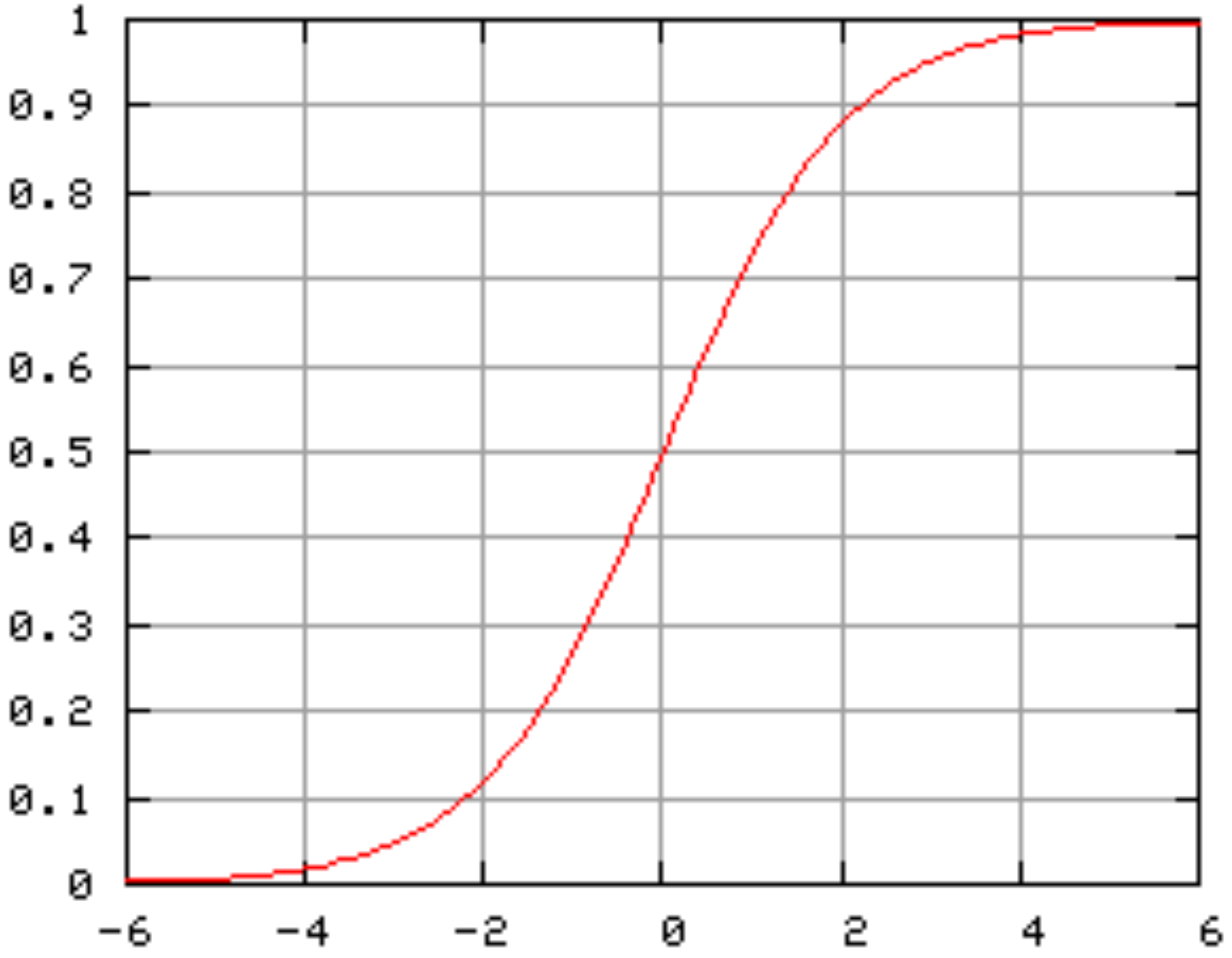
# Введение. Классификация



# Логистическая регрессия

применяется для прогнозирования вероятности возникновения некоторого события по значениям множества признаков

$$f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}.$$



# Логистическая регрессия

Знакомо? ;)

$$z = \theta^T x = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \ldots + \theta_n x_n$$

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

# Логистическая регрессия. Максимизация правдоподобия

$$\hat{\theta} = \mathrm{argmax}_\theta\, L(\theta) = \mathrm{argmax}_\theta \prod_{i=1}^{m} \mathbb{P}\{y = y^{(i)} \mid x = x^{(i)}\}$$

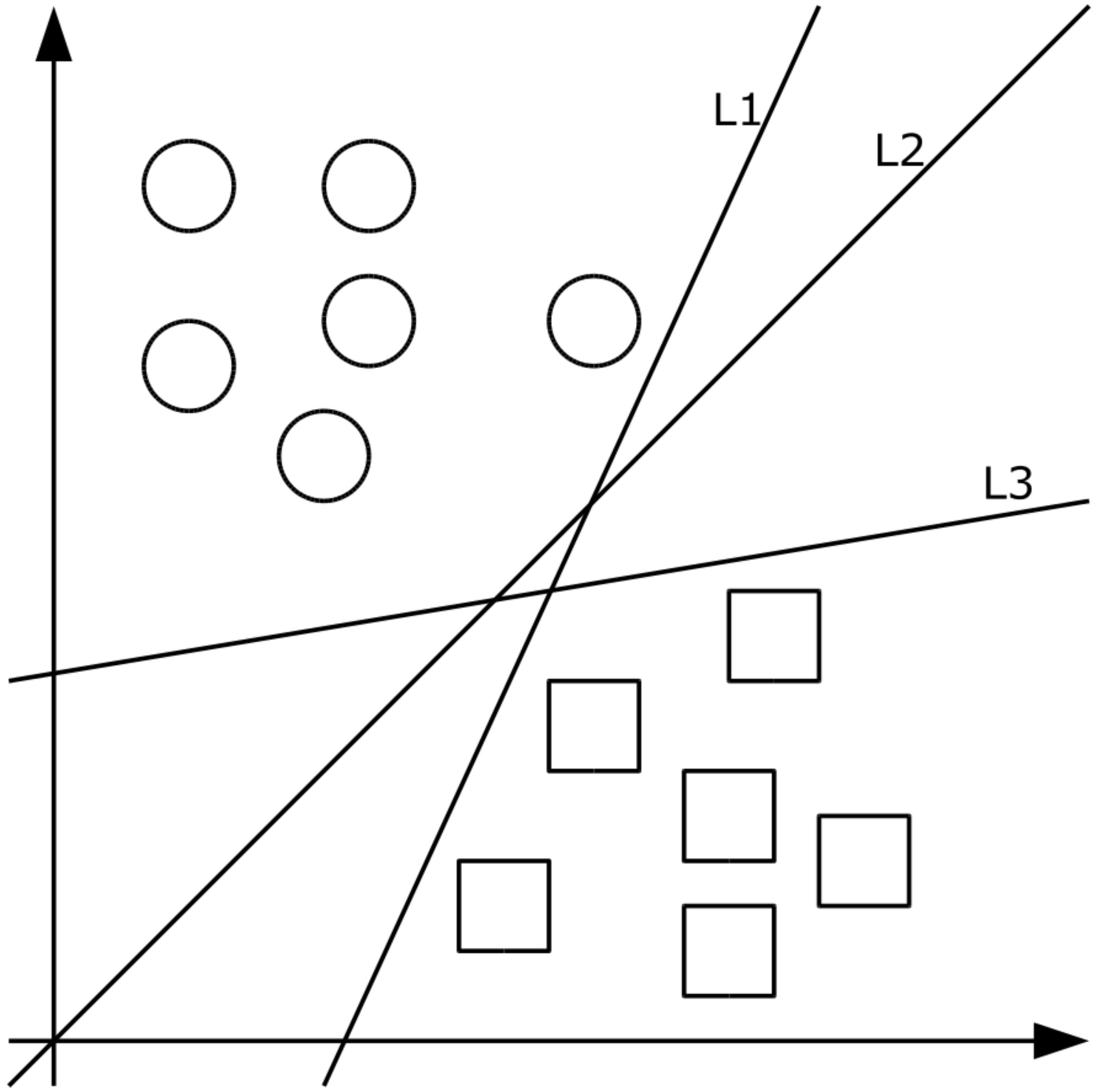
Чтобы модель могла обучаться, ей необходимо получать «штраф» за то, что она ошибается.

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^{m} \log \mathbb{P}\{y = y^{(i)} \mid x = x^{(i)}\} = \sum_{i=1}^{m} y^{(i)} \ln f(\theta^T x^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \ln(1 - f(\theta^T x^{(i)})),$$

# Метод опорных векторов. SVM

перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве.

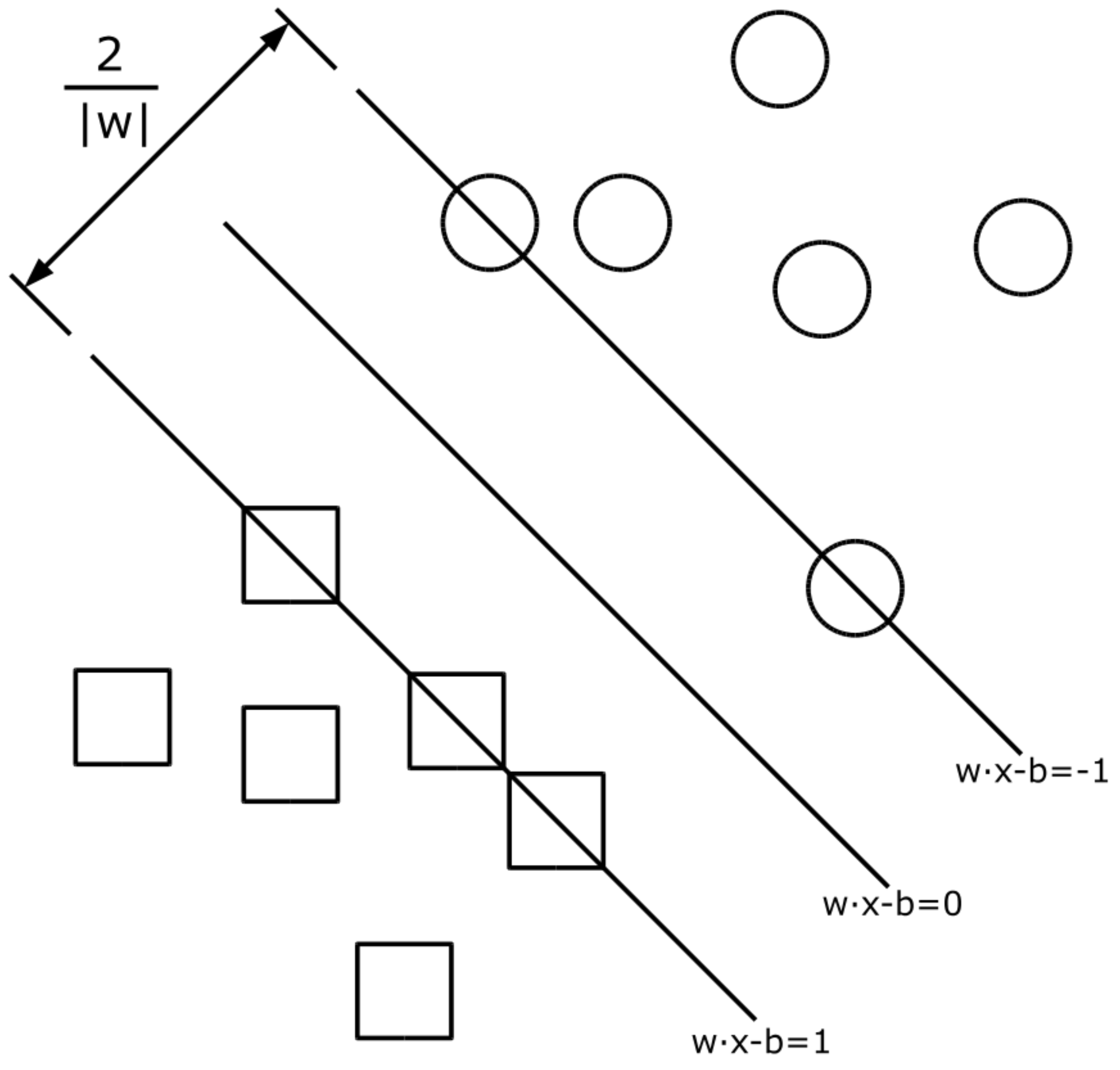
$$r = y\frac{\mathbf{w}^T\mathbf{x}+b}{\|\mathbf{w}\|}$$



# Метод опорных векторов. SVM

Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей.

Алгоритм работает в предположении, что чем больше разница или расстояние между этими параллельными гиперплоскостями, тем меньше будет средняя ошибка классификатора.

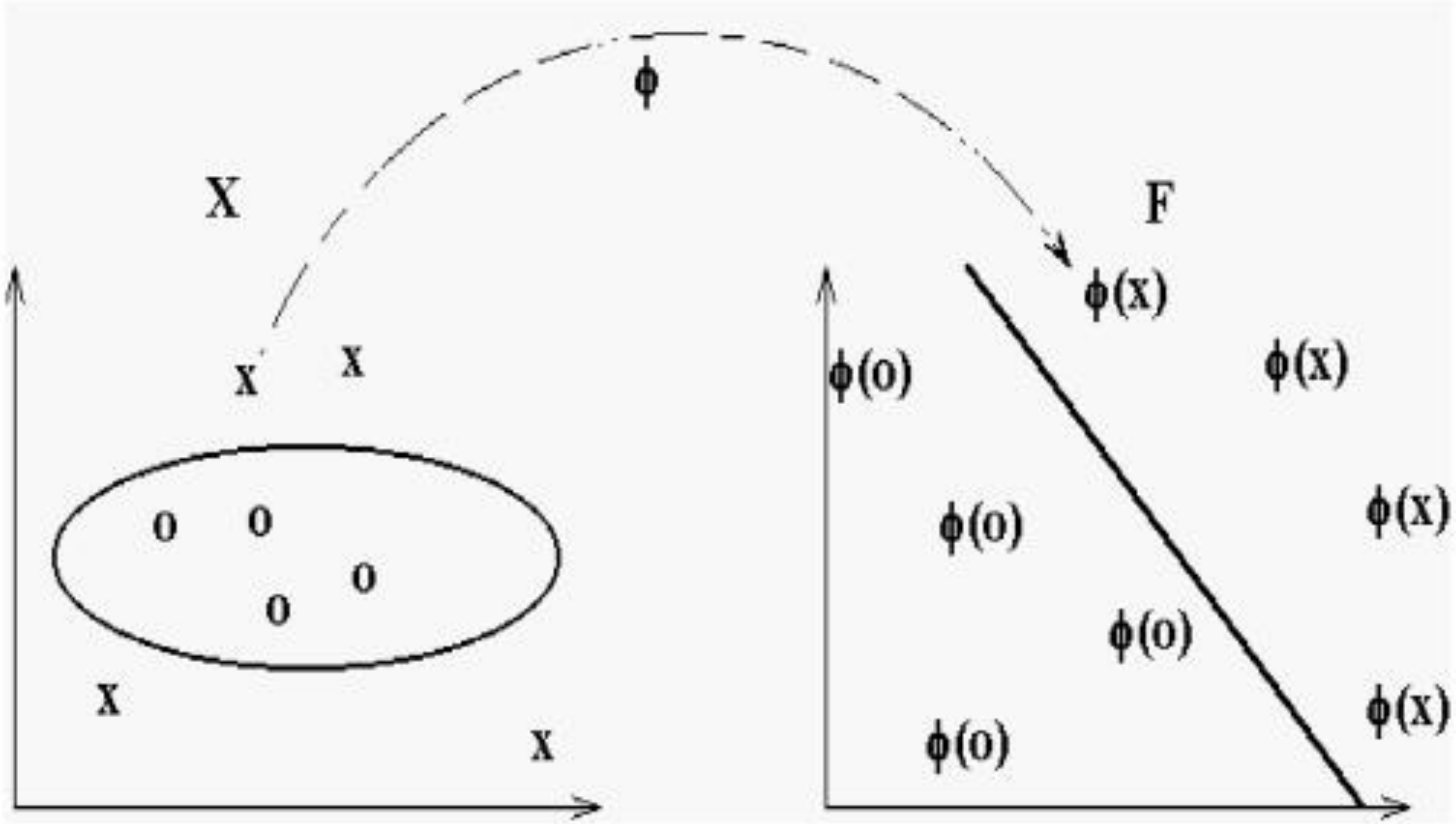


# Метод опорных векторов. SVM. Решение задачи.

$$\begin{cases} \mathbf{L}(\mathbf{w}, \mathbf{b}; \lambda) = \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^{n} \lambda_{\mathbf{i}}(c_i((\mathbf{w} \cdot \mathbf{x_i}) - b) - 1) \to \min_{w,b} \max_{\lambda} \\ \lambda_{\mathbf{i}} \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

# Метод опорных векторов. Полиномиальное ядро

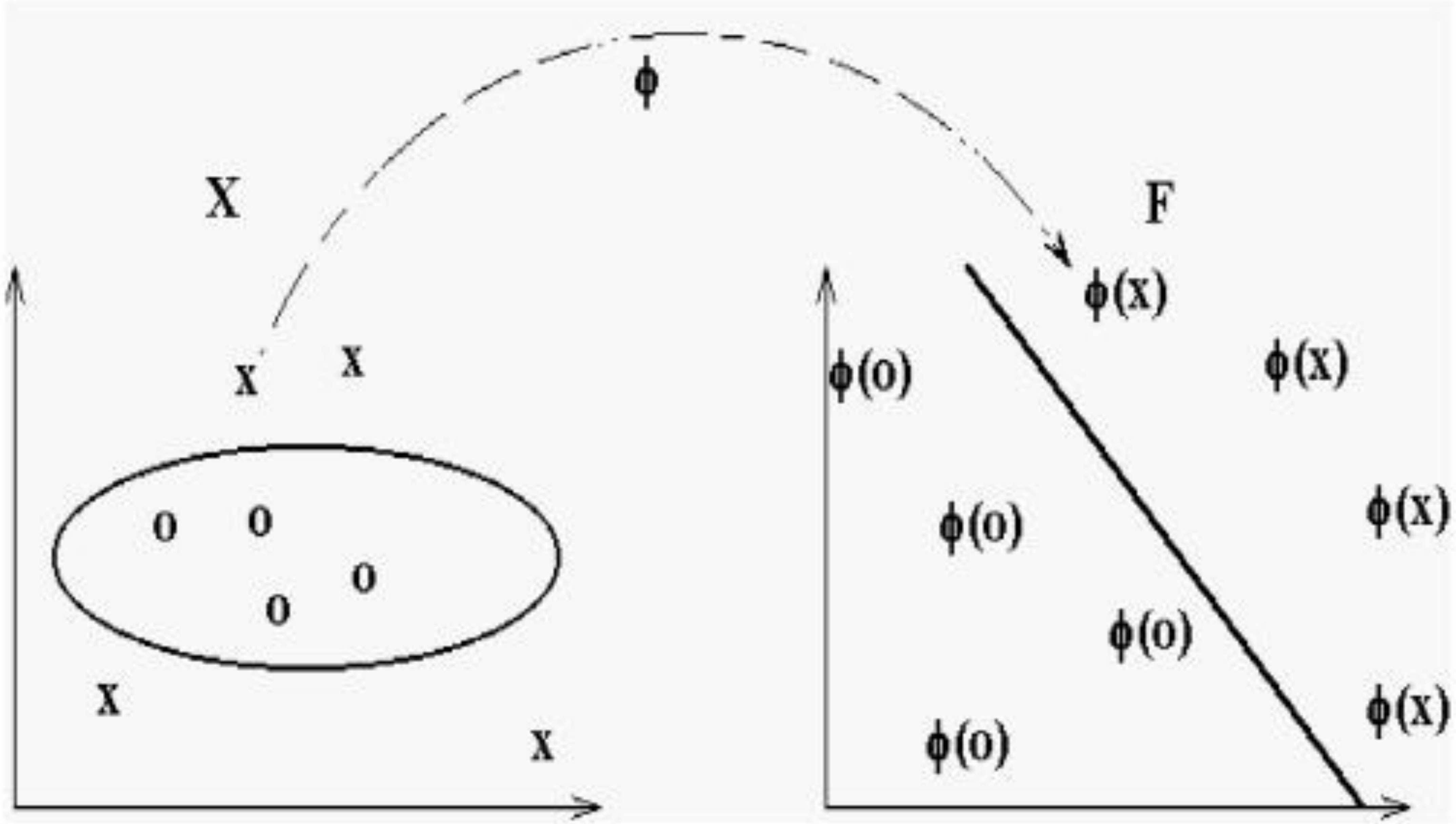
$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}')^d$$



# Метод опорных векторов. Полиномиальное ядро

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}')^d$$

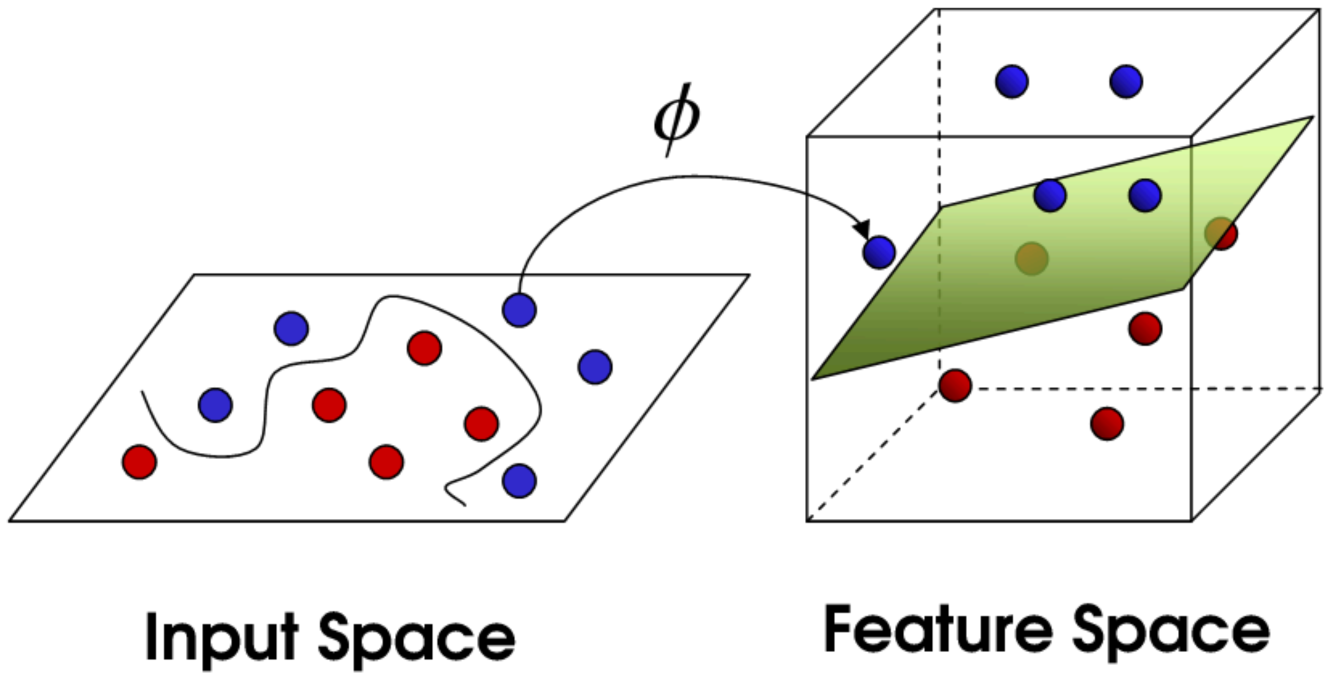
$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}' + 1)^d$$



# Метод опорных векторов. Другие разновидности ядер

Радиальная базисная функция $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2)$, для $\gamma > 0$

Радиальная базисная функция Гаусса $$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2\sigma^2}\right)$$



# ПРАКТИКА

# Спасибо за внимание!

**Сапрыкин Артур**
Data Scientist

fb.com/asaprykin92

asaprykin92@gmail.com