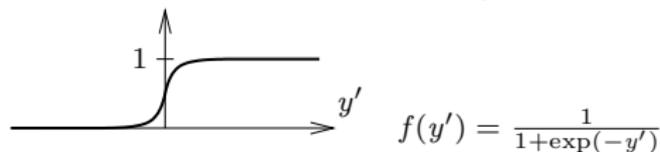
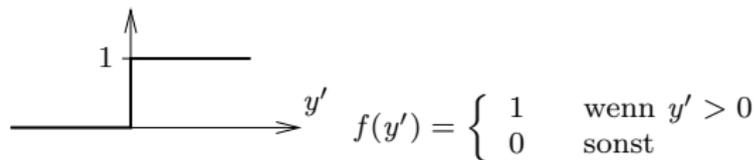
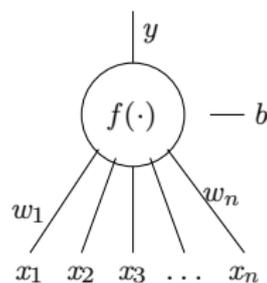


# Mustererkennung

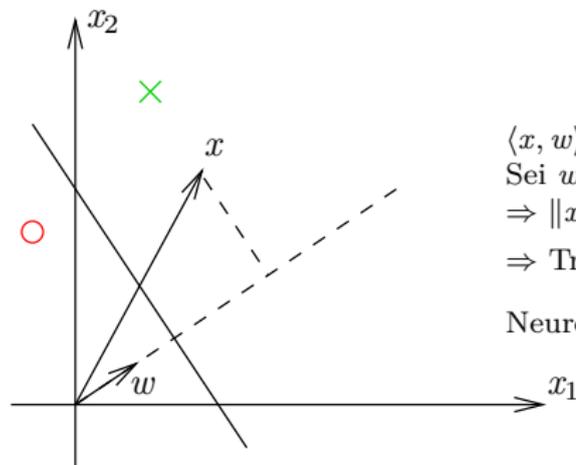
## Thema 1: Neuron

D. Schlesinger – TUD/INF/KI/IS

Input  $x \in \mathbb{R}^n$ , Gewichte  $w \in \mathbb{R}^n$ , Schwellwert  $b \in \mathbb{R}$ ,  
Aktivierung  $y' = \sum_i w_i x_i = \langle w, x \rangle$ ,  
Output  $y = f(y' - b) = f(\langle w, x \rangle - b)$



Kurz (Schwellwertneuron):  $\langle x, w \rangle \leq b$



$$\langle x, w \rangle = \|x\| \cdot \|w\| \cdot \cos \phi$$

Sei  $w$  normiert, d.h.  $\|w\| = 1$

$\Rightarrow \|x\| \cdot \cos \phi$  – Länge der Projektion von  $x$  auf  $w$

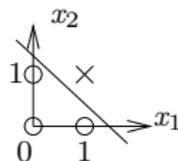
$\Rightarrow$  Trennebene  $\langle x, w \rangle = \text{const}$

Neuron realisiert einen *linearen Klassifikator*

Input:  $x = (x_1, x_2)$ ,  $x_i \in \{0, 1\}$ .

Gesucht ist das Neuron ( $w$  und  $b$ ), dass  $y = x_1 \& x_2$  realisiert.

$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1



$$w_1 = w_2 = 1, b = 1.5$$

ODER, Andere boolesche Funktionen, XOR geht nicht!!!

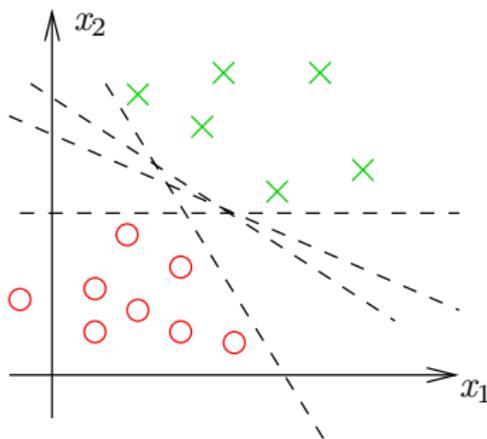
# Perzeptron Algorithmus

Gegeben: Lernstichprobe  $((x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^L, y^L))$ ,  $x^l \in \mathbb{R}^n$ ,  $y^l \in \{0, 1\}$

Gesucht:  $w \in \mathbb{R}^n$ ,  $b \in \mathbb{R}$  so dass  $f(\langle x^l, w \rangle - b) = y^l$  für alle  $l = 1, \dots, L$

Für einen Schwellwertneuron:

$$\begin{cases} \langle x^l, w \rangle > b & \text{wenn } y^l = 1, \\ \langle x^l, w \rangle < b & \text{wenn } y^l = 0. \end{cases}$$



Vorbereitung 1:

$w$  und  $b$  zu einem Parametervektor  $\tilde{w}$ :

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \Rightarrow$$

$$\tilde{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n, 1)$$

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_n) \Rightarrow$$

$$\tilde{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n, -b)$$

$\Downarrow$

$$\langle x^l, w \rangle \geq b \Rightarrow \langle \tilde{x}^l, \tilde{w} \rangle \geq 0$$

---

Vorbereitung 2:

alles zum System linearer

Ungleichungen:

$$\hat{x}^l = \tilde{x}^l \text{ f\u00fcr } l \text{ mit } y^l = 1$$

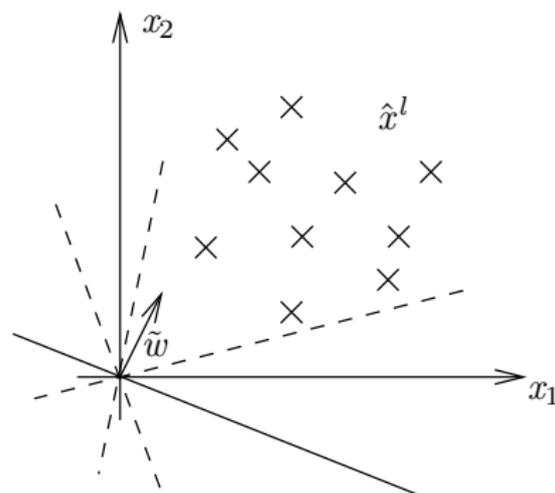
$$\hat{x}^l = -\tilde{x}^l \text{ f\u00fcr } l \text{ mit } y^l = 0$$

$\Downarrow$

$$\begin{cases} \langle \tilde{x}^l, \tilde{w} \rangle > 0 & \text{wenn } y^l = 1 \\ \langle \tilde{x}^l, \tilde{w} \rangle < 0 & \text{wenn } y^l = 0 \end{cases}$$

$\Downarrow$

$$\langle \hat{x}^l, \tilde{w} \rangle > 0 \quad \forall l$$

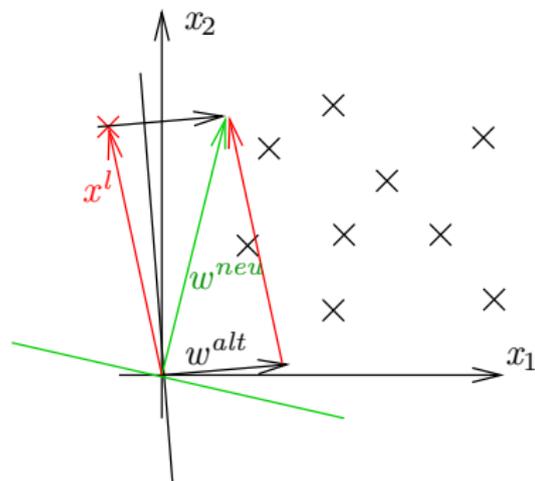


# Perzeptron Algorithmus

Algorithmus zur Lösung des Systems linearer Ungleichungen

$\langle x^l, w \rangle > 0$  für alle  $l = 1, \dots, L$ .

- 1 Suche eine noch nicht erfüllte Gleichung, d.h. ein  $l$  so dass  $\langle x^l, w \rangle < 0$  gilt;
- 2 Wenn nicht gefunden – Ende,  
sonst, aktualisiere  $w^{neu} = w^{alt} + x^l$ , gehe zu 1.

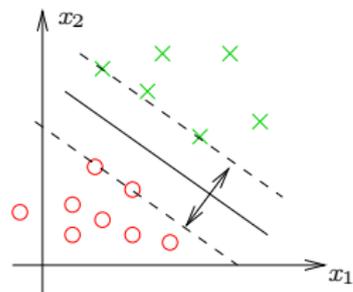


Eigenschaften:

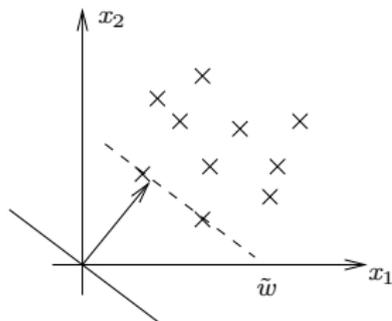
Der Algorithmus terminiert, wenn eine Lösung existiert. Wenn keine Lösung existiert, hält er nie an.

Die Lösung ist (bis auf eine Skalierung und unter Umständen) ein Punkt in der konvexen Hülle der Lernstichprobe

# Kosinec Algorithmus



Man suche nach einem „Streifen“ maximaler Breite, der die Lernstichprobe separiert.

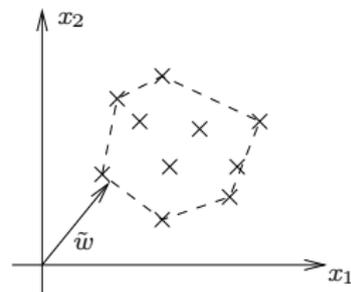


Nach „Vorbereitung 1“  
und „Vorbereitung 2“:

$$\min_l \langle x^l, w \rangle \rightarrow \max_w$$

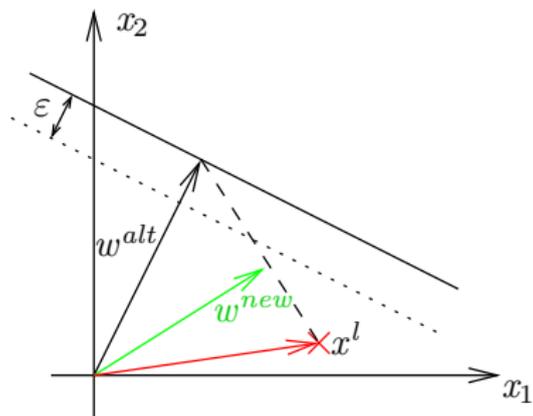
Vergleiche mit Perceptron

$$\min_l \langle x^l, w \rangle > 0$$



Äquivalent zu:

$$\|w\| \rightarrow \min_{w \in \text{conv}(x^l)}$$



Terminiert nicht unbedingt bei  $\epsilon = 0$ .

$\epsilon$ -genauer Algorithmus:

- 1 Suche ein  $x^l$  so dass  $\langle x^l, w \rangle < \|w\| - \epsilon$  gilt;
- 2 Wenn nicht gefunden – Ende.
- 3 Suche  $\gamma^* = \arg \min_{\gamma} \|w^{alt} + \gamma(x^l - w^{alt})\|^2$ ,  
 $\gamma \geq 0$ ,  
aktualisiere  $w^{neu} = w^{alt} + \gamma(x^l - w^{alt})$ ,  
gehe zu 1.