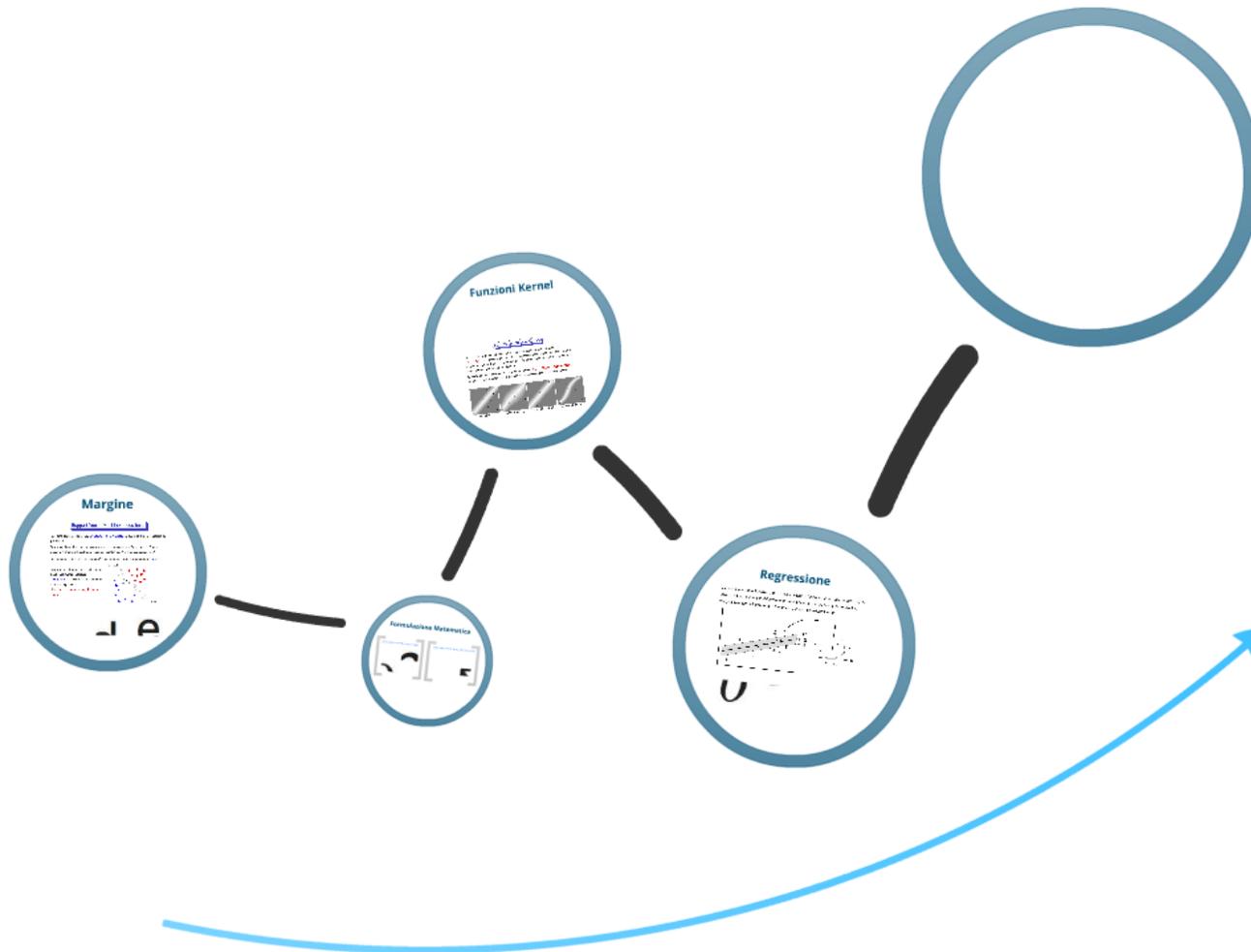


Support Vector Machines



Margine

Support Vector Machines: idea base

Possiamo applicare l'approccio **Structural Risk Minimization** a spazi delle ipotesi costituiti da iperpiani ?

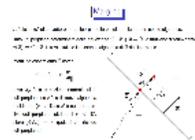
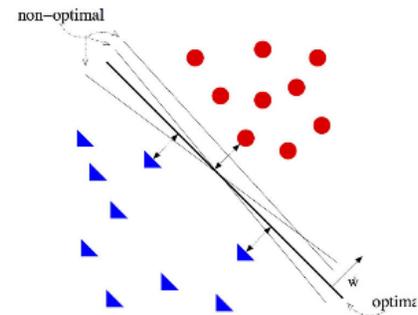
Sappiamo che un iperpiano in uno spazio a m dimensioni ha $VC = m + 1$. Come facciamo a creare una struttura di spazi delle ipotesi con VC-dimension crescente ?

Bisogna porre dei vincoli sugli iperpiani! Consideriamo iperpiani separatori con **margin** r

Consideriamo il caso in cui gli esempi siano linearmente separabili.

Il **margin** r è la "distanza" fra l'iperpiano e l'esempio più vicino.

L'iperpiano con **margin** maggiore è detto **ottimo**.



24

Il problema di trovare un iperpiano separatore con il margine massimo è un problema di ottimizzazione lineare. Si può formulare come un problema di programmazione lineare (PL) in cui si cerca di massimizzare il margine r sotto vincoli di separazione lineare.

Margine Massimo con SVM

Il problema di trovare un iperpiano separatore con il margine massimo è un problema di ottimizzazione lineare. Si può formulare come un problema di programmazione lineare (PL) in cui si cerca di massimizzare il margine r sotto vincoli di separazione lineare.

Support Vector Machines: idea base

Possiamo applicare l'approccio **Structural Risk Minimization** a spazi delle ipotesi costituiti da iperpiani ?

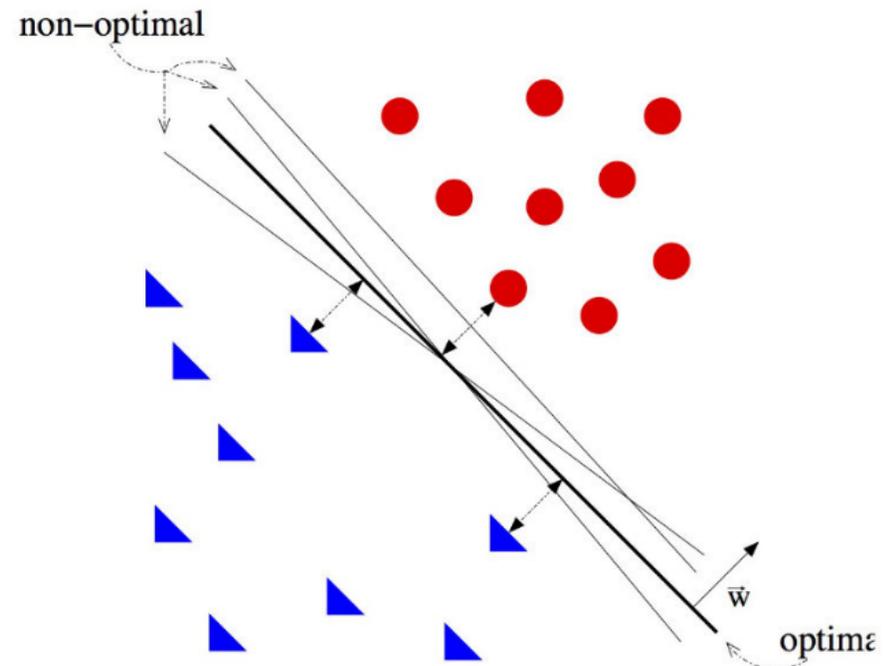
Sappiamo che un iperpiano in uno spazio a m dimensioni ha $VC = m + 1$. Come facciamo a creare una struttura di spazi delle ipotesi con VC-dimension crescente ?

Bisogna porre dei vincoli sugli iperpiani! Consideriamo iperpiani separatori con **margin** r

Consideriamo il caso in cui gli esempi siano linearmente separabili.

Il **margin** r è la "distanza" fra l'iperpiano e l'esempio più vicino.

L'iperpiano con **margin** maggiore è detto **ottimo**.



Margine

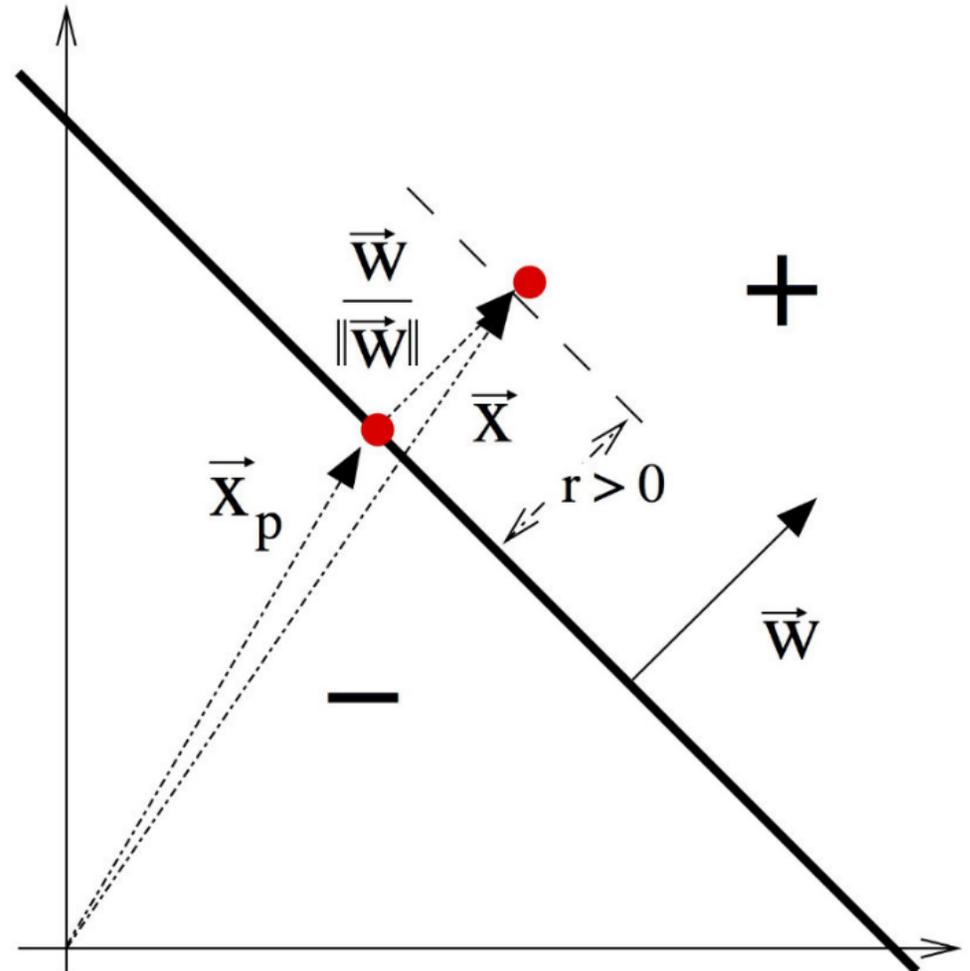
La “distanza” di un vettore da un iperpiano la possiamo misurare in senso algebrico.

Dato un iperpiano determinato dalla equazione $\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$, la funzione discriminante $g(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b$ restituisce la distanza algebrica di \vec{x} dall'iperpiano.

Infatti, se esprimiamo \vec{x} come

$$\vec{x} = \vec{x}_p + r \frac{\vec{w}}{\|\vec{w}\|}$$

dove \vec{x}_p è la proiezione normale di \vec{x} sull'iperpiano ed r è la distanza algebrica desiderata ($r > 0$ se \vec{x} è sul lato positivo dell'iperpiano, altrimenti $r < 0$), allora $g(\vec{x}_p) = 0$ (poiché \vec{x}_p risiede sull'iperpiano).



Quindi

$$g(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b = r \|\vec{w}\|$$

o meglio $r = \frac{\vec{w} \cdot \vec{x} + b}{\|\vec{w}\|} = \frac{g(\vec{x})}{\|\vec{w}\|}$

Poiché esiste una infinità di soluzioni che differiscono solo per un fattore di scala su \vec{w} (si noti che l'iperpiano non cambia scalando il suo vettore normale) ci si limita per convenzione a soluzioni che soddisfano l'equazione $\hat{r} \|\vec{w}\| = 1$

Si noti che per l'iperpiano ottimo, la distanza assoluta da uno degli esempi positivi più vicini è uguale a quella da uno degli esempi negativi più vicini. Il margine di separazione ρ è quindi definito come il doppio del margine: $\rho = \frac{2}{\|\vec{w}\|}$

Inoltre, se gli esempi sono linearmente separabili con margine \hat{r} da un iperpiano, allora

$$\frac{y_i g(\vec{x}_i)}{\|\vec{w}\|} \geq \hat{r} \quad i = 1, \dots, n$$

dove $y_i = 1$ per esempi positivi e $y_i = -1$ per esempi negativi. Il problema di trovare l'iperpiano ottimo si riduce quindi a quello di minimizzare $\|\vec{w}\|$.

Margine: Legame con SRM

Theorema Sia R il diametro della palla più piccola che contiene tutti gli esempi di apprendimento. L'insieme di iperpiani ottimi descritti dall'equazione $\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$ possiede VC-dimension h limitata superiormente da

$$h \leq \min\left\{\left\lceil \frac{R^2}{\rho^2} \right\rceil, m\right\} + 1$$

dove $\rho = \frac{2}{\|\vec{w}\|}$ ed m è la dimensionalità dei dati di apprendimento.

Quindi, se consideriamo gli spazi delle ipotesi

$$\mathcal{H}_k = \{\vec{w} \cdot \vec{x} + b \mid \|\vec{w}\|^2 \leq c_k\} \text{ con } c_1 < c_2 < c_3 < \dots$$

ed i dati sono linearmente separabili, allora **l'errore empirico è nullo per tutti gli iperpiani** e quindi per **minimizzare il bound sull'errore ideale** si deve selezionare l'iperpiano con **VC-dimension minima**, cioè quello che **minimizza $\|\vec{w}\|^2$** (o equivalentemente massimizza il margine di separazione).

Dati linearmente separabili

Caso Separabile: Formulazione Quadratica

Nel caso di n esempi $\{(\vec{x}_i, y_i)\}_1^n$ linearmente separabili, è possibile trovare l'iperpiano ottimo risolvendo il seguente problema vincolato di ottimizzazione quadratica:

$$\min_{\vec{w}, b} \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2$$

soggetto a: $\forall i \in \{1, \dots, n\} : y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0$

Questo problema, detto **problema primale**, si può risolvere più facilmente passando alla sua formulazione **duale**.

La teoria della ottimizzazione afferma che:

- un problema di ottimizzazione possiede una forma duale (più semplice da risolvere) se la funzione di costo e i vincoli sono strettamente convessi;
- se le condizioni in 1 sono soddisfatte, l'ottimo per il problema duale coincide con l'ottimo del primale.

Il nostro problema primale soddisfa le condizioni in 1.

Per passare dal primale alla sua forma duale si utilizza il teorema Kuhn-Tucker, che prescrive i seguenti due passi:

- a partire dalla formulazione primale si costruisce un nuovo problema non vincolato utilizzando i **moltiplicatori di Lagrange**:

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1)$$

dove le variabili $\alpha_i \geq 0$ sono i **moltiplicatori di Lagrange** (in questo caso, variabili duali). La soluzione ottima risiede nel punto di sella ottenuto minimizzando la funzione Lagrangiana $L(\vec{w}, b, \alpha)$ rispetto alle variabili primali \vec{w} e b , e massimizzandola rispetto alle variabili duali α_i .

- si utilizzano le **condizioni** di Kuhn-Tucker per esprimere le variabili primali in funzione delle variabili duali; in questo modo la funzione Lagrangiana diventa funzione esclusiva delle variabili duali e quindi deve essere massimizzata rispetto a queste variabili:

Vediamo nel dettaglio il passo 2...

Passo 2:

Il teorema Kuhn-Tucker afferma che l'ottimo si ottiene minimizzando $L(\vec{w}, b, \alpha)$ rispetto a \vec{w} e b , quindi bisogna che il corrispondente gradiente della funzione sia nullo:

$$\frac{\partial L(\vec{w}, b, \alpha)}{\partial \vec{w}} = 0 \Leftrightarrow \vec{w}^* = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* \vec{x}_i \quad \text{E1}$$

$$\frac{\partial L(\vec{w}, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* = 0 \quad \text{E2}$$

Inoltre il teorema Kuhn-Tucker afferma che all'ottimo

$$\alpha_i^* [y_i(\vec{w}^* \cdot \vec{x}_i + b^*) - 1] = 0 \quad i = 1, \dots, n$$

I vettori per cui $\alpha_i^* > 0$ sono detti **vettori di supporto**.

La formulazione duale si ottiene eliminando le variabili primali (equazioni E1 ed E2) dalla funzione Lagrangiana:

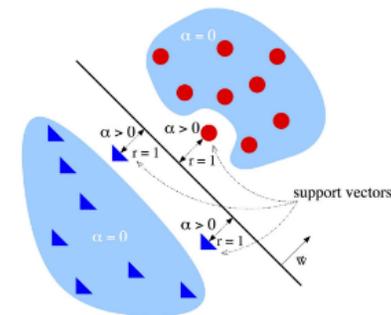
$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j$$

soggetto a: $\forall i \in \{1, \dots, n\} : \alpha_i \geq 0$ e $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$.

I valori ottimi delle α_i^* determinano l'iperpiano ottimo grazie ad E1, a meno del valore di b .

Il valore di b , tuttavia, si può ottenere osservando che per un qualsiasi vettore di supporto \vec{x}_s deve valere $y_s(\vec{w}^* \cdot \vec{x}_s + b^*) = 1$ e quindi considerando un esempio positivo ($y_s = 1$)

$$b^* = 1 - \vec{w}^* \cdot \vec{x}_s$$



Caso Separabile: Formulazione Quadratica

Nel caso di n esempi $\{(\vec{x}_i, y_i)\}_1^n$ linearmente separabili, è possibile trovare l'iperpiano ottimo risolvendo il seguente problema vincolato di ottimizzazione quadratica:

$$\min_{\vec{w}, b} \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2$$

$$\text{soggetto a: } \forall i \in \{1, \dots, n\} : y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0$$

Questo problema, detto **problema primale**, si può risolvere più facilmente passando alla sua formulazione **duale**.

La teoria della ottimizzazione afferma che:

1. un problema di ottimizzazione possiede una forma duale (più semplice da risolvere) se la funzione di costo e i vincoli sono strettamente convessi;
2. se le condizioni in 1 sono soddisfatte, l'ottimo per il problema duale coincide con l'ottimo del primale.

Il nostro problema primale soddisfa le condizioni in 1.

Per passare dal primale alla sua forma duale si utilizza il teorema Kuhn-Tucker, che prescrive i seguenti due passi:

1. a partire dalla formulazione primale si costruisce un nuovo problema non vincolato utilizzando i **moltiplicatori di Lagrange**:

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1)$$

dove le variabili $\alpha_i \geq 0$ sono i *moltiplicatori di Lagrange* (in questo caso, variabili duali). La soluzione ottima risiede nel punto di sella ottenuto minimizzando la funzione Lagrangiana $L(\vec{w}, b, \alpha)$ rispetto alle variabili primali \vec{w} e b , e massimizzandola rispetto alle variabili duali α_i .

2. si utilizzano le *condizioni* di Kuhn-Tucker per esprimere le variabili primali in funzione delle variabili duali; in questo modo la funzione Lagrangiana diventa funzione esclusiva delle variabili duali e quindi deve essere massimizzata rispetto a queste variabili:

Vediamo nel dettaglio il passo 2...

Passo 2:

Il teorema Kuhn-Tucker afferma che l'ottimo si ottiene minimizzando $L(\vec{w}, b, \alpha)$ rispetto a \vec{w} e b , quindi bisogna che il corrispondente gradiente della funzione sia nullo:

$$\frac{\partial L(\vec{w}, b, \alpha)}{\partial \vec{w}} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \vec{w}^* = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* \vec{x}_i \quad \text{E1}$$

$$\frac{\partial L(\vec{w}, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* = 0 \quad \text{E2}$$

Inoltre il teorema Kuhn-Tucker afferma che all'ottimo

$$\alpha_i^* [y_i (\vec{w}^* \cdot \vec{x}_i + b^*) - 1] = 0 \quad i = 1, \dots, n$$

I vettori per cui $\alpha_i^* > 0$ sono detti **vettori di supporto**.

La formulazione duale si ottiene eliminando le variabili primali (equazioni E1 ed E2) dalla funzione Lagrangiana:

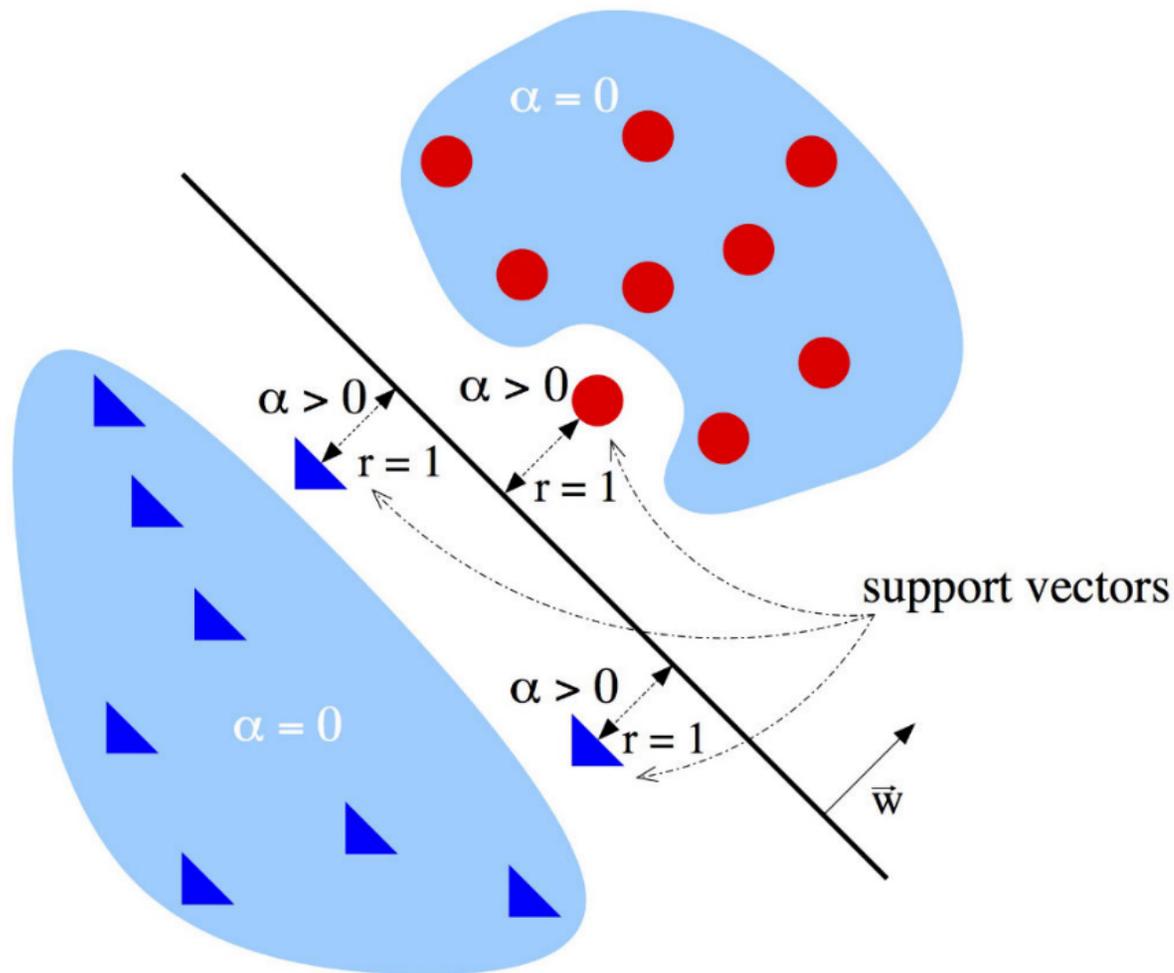
$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j$$

$$\text{soggetto a: } \forall i \in \{1, \dots, n\} : \alpha_i \geq 0 \text{ e } \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0.$$

I valori ottimi delle α_i^* determinano l'iperpiano ottimo grazie ad E1, a meno del valore di b .

Il valore di b , tuttavia, si può ottenere osservando che per un qualsiasi vettore di supporto \vec{x}_s deve valere $y_s(\vec{w}^* \cdot \vec{x}_s + b^*) = 1$ e quindi considerando un esempio positivo ($y_s = 1$)

$$b^* = 1 - \vec{w}^* \cdot \vec{x}_s$$



Dati non separabili linearmente

Caso Non Separabile

Cosa succede se gli esempi NON sono linearmente separabili?

In questo caso si deve ammettere che alcuni dati non possono essere visti. Di più, si può fare:

- introducendo le variabili slack $\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n$, una per ogni punto:

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

modificando la funzione costo in modo da penalizzare i variabili slack che non sono a 0:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

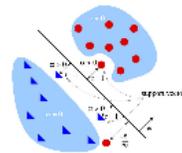
dove C (coefficiente di regolarizzazione) è una costante positiva che controlla il trade-off tra la complessità dello spazio delle ipotesi e il numero di esempi non-separabili.

Il dual di questa nuova formulazione è molto simile al precedente:

$$\max_w \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j)$$

$$\text{scoperto da } \forall i \in \{1, \dots, n\} : 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ e } \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0.$$

La differenza risiede nel fatto che le variabili duali sono ora limitate superiormente da C . Per la determinazione di b^* si procede in modo simile a quanto visto in precedenza (anche se con alcune differenze...).



Caso Non Separabile

La soluzione vista in precedenza per esempi non-linearmente separabili non generalizza usualmente buone prestazioni perché un iperpiano può solo rappresentare dicotomie dello spazio delle istanze.

Per tale motivo, quando gli esempi non sono linearmente separabili si usa la seguente strategia in due passi:

- si mappano i dati in ingresso (input space) in uno spazio a dimensione molto superiore (**feature space**);
- si calcola l'iperpiano ottimo (usando la formulazione con variabili slack) all'interno del feature space.

Caso Non Separabile

Il passo 1 si giustifica tramite il teorema di Cover su la separabilità, il quale afferma che un problema di classificazione complesso, formulato attraverso una trasformazione non-lineare dei dati in uno spazio ad alta dimensionalità, ha maggiore probabilità di essere linearmente separabile che in uno spazio a bassa dimensionalità.

Il passo 2 è ovviamente giustificato dal fatto che l'iperpiano ottimo minimizza la VC-dimensione e quindi la capacità di generalizzazione è migliorata.

Il passo 1 di prescrive di considerare una trasformazione $\varphi(\cdot)$ non-lineare applicata ai dati originali $\{x_1, \dots, x_n\}$. In particolare, assumo che $\forall x_i \in \mathbb{R}^m$, $\varphi(\cdot)$ deve mappare tali vettori (e più in generale un qualsiasi vettore a valori reali di dimensione m) in uno spazio a dimensionalità $M \gg m$ (ad esempio, \mathbb{R}^{M^2}).

Caso Non Separabile

Possiamo assumere che ognuna delle nuove coordinate nello spazio delle feature sia generata da una funzione non-lineare $\varphi_i(\cdot)$. Quindi si considerano M funzioni $\varphi_i(x) \text{ con } i = 1, \dots, M$. Un generico vettore z viene perciò mappato nel vettore M -dimensionale

$$\tilde{z}(z) = [\varphi_1(z), \dots, \varphi_M(z)]$$

Il passo 2 si chiede di trovare un iperpiano ottimo nello spazio M -dimensionale delle feature. Un iperpiano in tale spazio sarà individuato dalla equazione

$$\sum_{i=1}^M w_i \varphi_i(\tilde{z}) - b = 0$$

ovvero

$$\sum_{i=1}^M w_i \varphi_i(z) - w^T \tilde{z}(z) = 0$$

se aggiungiamo la coordinata $\varphi_0(\tilde{z}) = 1$ e $w_0 = b$.

Caso Non Separabile

Utilizzando per w la formula

$$w_i = \sum_{k=1}^n y_k \varphi_i(x_k)$$

l'equazione che determina l'iperpiano diventa:

$$\sum_{k=1}^n y_k \langle \varphi(x_k), \tilde{z}(z) \rangle - \varphi_0(z) = 0$$

dove il termine $\langle \varphi(x_k), \tilde{z}(z) \rangle$ rappresenta il prodotto scalare nel feature space fra i vettori indotti dalla k -esima istanza di apprendimento e dal vettore di input z .

Caso Non Separabile

Cosa succede se gli esempi NON sono linearmente separabili ?

In questo caso si deve ammettere che alcuni dei vincoli possano essere violati. Ciò si può fare:

- introducendo le variabili *slack* $\xi_i \geq 0$, $i = 1, \dots, n$, una per ogni vincolo:

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

- modificando la funzione costo in modo da penalizzare variabili slack che non sono a 0:

$$\frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

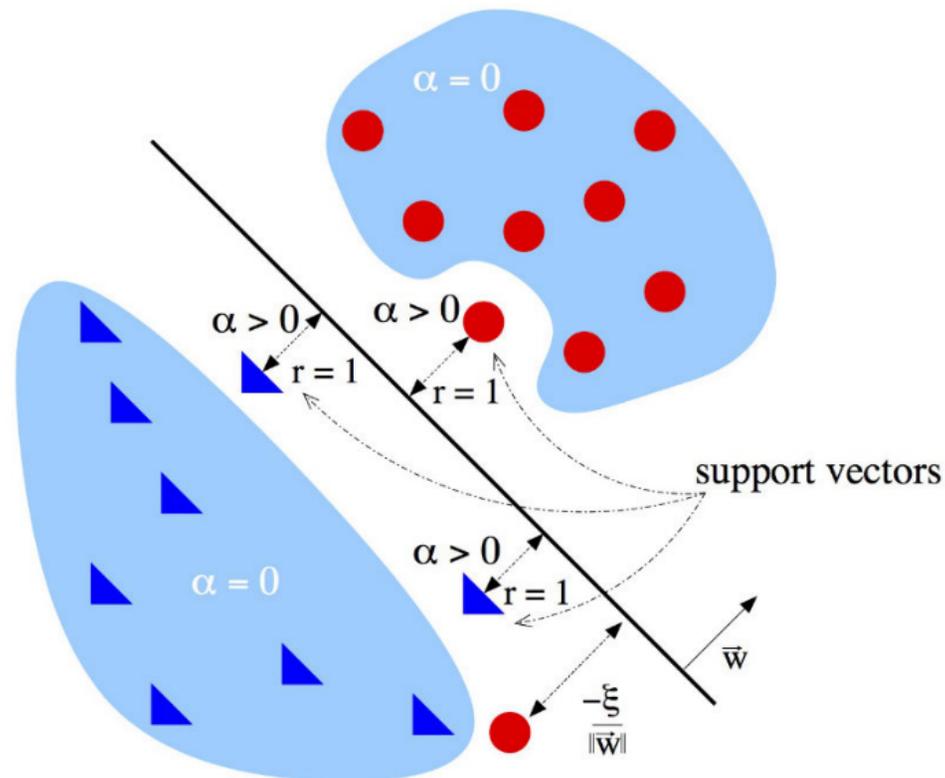
dove C (parametro di regolarizzazione) è una costante positiva che controlla il tradeoff tra la complessità dello spazio delle ipotesi e il numero di esempi non-separabili.

Il duale di questa nuova formulazione è molto simile al precedente:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j$$

soggetto a: $\forall i \in \{1, \dots, n\} : 0 \leq \alpha_i \leq C$ e $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$.

La differenza risiede nel fatto che le variabili duali sono ora limitate superiormente da C . Per la determinazione di b^* si procede in modo simile a quanto visto in precedenza (anche se con alcune differenze...).



Caso Non Separabile

La soluzione vista in precedenza per esempi non-linearmente separabili non garantisce usualmente buone prestazioni perchè un iperpiano può solo rappresentare dicotomie dello spazio delle istanze.

Per tale motivo, quando gli esempi non sono linearmente separabili si usa la seguente strategia in due passi:

1. si mappano i dati in ingresso (input space) in uno spazio a dimensione molto superiore (**feature space**);
2. si calcola l'iperpiano ottimo (usando la formulazione con variabili slack) all'interno del feature space.

Caso Non Separabile

Il passo 1 si giustifica tramite il **teorema di Cover sulla separabilità**, il quale afferma che un problema di classificazione complesso, formulato attraverso una trasformazione non-lineare dei dati in uno spazio ad alta dimensionalità, ha maggiore probabilità di essere linearmente separabile che in uno spazio a bassa dimensionalità.

Il passo 2 è ovviamente giustificato dal fatto che l'iperpiano ottimo minimizza la VC-dimension e quindi la capacità di generalizzazione è migliorata.

Il passo 1 ci prescrive di considerare una trasformazione $\varphi(\cdot)$ non-lineare applicata ai dati originari $\{(\vec{x}_i, y_i)\}_1^n$. In particolare, assunto che $\forall i \vec{x}_i \in \mathbb{R}^m$, $\varphi(\cdot)$ deve mappare tali vettori (e più in generale un qualsiasi vettore a valori reali di dimensione m) in uno spazio a dimensionalità $M \gg m$ (ad esempio, \mathbb{R}^M).

Caso Non Separabile

Possiamo assumere che ognuna delle nuove coordinate nello spazio delle features sia generata da una funzione non-lineare $\varphi_j(\cdot)$. Quindi si considerano M funzioni $\varphi_j(\vec{x})$ con $j = 1, \dots, M$. Un generico vettore \vec{x} viene perciò mappato nel vettore M dimensionale

$$\vec{\varphi}(\vec{x}) = [\varphi_1(\vec{x}), \dots, \varphi_M(\vec{x})]$$

Il passo 2 ci chiede di trovare un iperpiano ottimo nello spazio M dimensionale delle features. Un iperpiano in tale spazio sarà individuato dalla equazione

$$\sum_{j=1}^M w_j \varphi_j(\vec{x}) + b = 0$$

ovvero

$$\sum_{j=0}^M w_j \varphi_j(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{\varphi}(\vec{x}) = 0$$

se aggiungiamo la coordinata $\varphi_0(\vec{x}) = 1$ e $w_0 = b$.

Caso Non Separabile

Utilizzando per \vec{w} la formula

$$\vec{w} = \sum_{k=1}^n y_k \alpha_k \vec{\varphi}(\vec{x}_k)$$

l'equazione che determina l'iperpiano diventa:

$$\sum_{k=1}^n y_k \alpha_k \vec{\varphi}(\vec{x}_k) \cdot \vec{\varphi}(\vec{x}) = 0$$

dove il termine $\vec{\varphi}(\vec{x}_k) \cdot \vec{\varphi}(\vec{x})$ rappresenta il prodotto scalare nel feature space fra i vettori indotti dalla k -esima istanza di apprendimento e dal vettore di input \vec{x} .

Funzioni Kernel

Funzioni Kernel

Si possa pensare a un vettore \vec{x} di dimensione n come a un vettore di funzioni f_1, \dots, f_n di un certo dominio \mathcal{X} . In questo caso, il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Questo è il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

Funzioni Kernel

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Questo è il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

Funzioni Kernel

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Questo è il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

Formulazione con Kernel

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Questo è il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

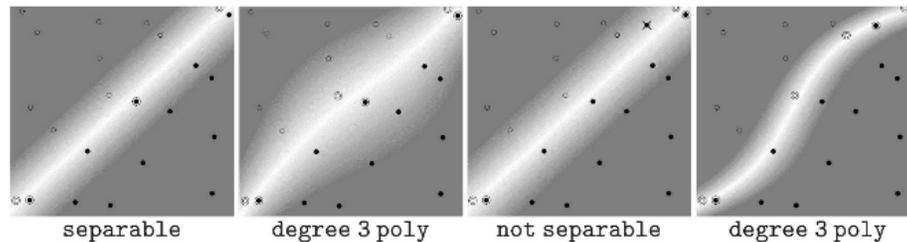
$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

Il prodotto scalare $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ può essere visto come il prodotto scalare tra due vettori di funzioni f_1, \dots, f_n e g_1, \dots, g_n valutati in un certo punto $x \in \mathcal{X}$.

Formulazione con Kernel

Si noti come ciò permetta di effettuare la trasformazione non-lineare $\vec{\phi}(\cdot)$ in modo **IMPLICITO**, in quanto quello che importa non sono i vettori nello spazio delle features, ma il prodotto scalare fra di loro, che si può calcolare direttamente tramite la funzione kernel senza passare attraverso lo spazio delle features.

Esempi a confronto delle superfici di decisione generate **NELLO SPAZIO DELLE ISTANZE** senza e con kernel (polinomiale di grado 3) sia nel caso separabile che non-separabile:



Funzioni Kernel

Se fosse possibile definire una funzione $K(\cdot, \cdot)$ (detta kernel) tale che

$$K(\vec{x}_k, \vec{x}) = \vec{\varphi}(\vec{x}_k) \cdot \vec{\varphi}(\vec{x}) = \sum_{j=0}^M \varphi_j(\vec{x}_k) \varphi_j(\vec{x}) = K(\vec{x}, \vec{x}_k) \text{ (funzione simmetrica)}$$

allora, si potrebbe specificare l'iperpiano nello spazio delle features **SENZA** calcolare esplicitamente i vettori nello spazio delle features:

$$\sum_{k=1}^n y_k \alpha_k K(\vec{x}_k, \vec{x})$$

Tali funzioni kernel di fatto esistono se alcune condizioni sono soddisfatte...

Funzioni Kernel

Teorema di Mercer

Sia $K(\vec{x}, \vec{x}')$ un kernel continuo e simmetrico definito nell'intervallo chiuso $\vec{a} \leq \vec{x} \leq \vec{b}$ e similamente per \vec{x}' . Il kernel $K(\vec{x}, \vec{x}')$ può essere espanso nella serie

$$K(\vec{x}, \vec{x}') = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \varphi_i(\vec{x}) \varphi_i(\vec{x}')$$

con $\lambda_i > 0$. Affinché tale espansione sia valida e per la sua convergenza assoluta ed uniforme, è necessario e sufficiente che la condizione

$$\int_{\vec{b}}^{\vec{a}} \int_{\vec{b}}^{\vec{a}} K(\vec{x}, \vec{x}') \psi(\vec{x}) \psi(\vec{x}') d\vec{x} d\vec{x}' \geq 0$$

sia vera per tutte le $\psi(\cdot)$ che soddisfano

$$\int_{\vec{b}}^{\vec{a}} \psi^2(\vec{x}) d\vec{x} < \infty$$

Funzioni Kernel

Quindi in sostanza una funzione kernel che soddisfa le condizioni del teorema di Mercer rappresenta un prodotto scalare in uno spazio delle features generato da una qualche trasformazione non-lineare.

Si noti che tale spazio delle features può essere infinito (vedi espansione) e che il fatto che $\forall i \lambda_i > 0$ implica che il kernel è definito positivo.

Esempi di funzioni kernel:

- kernel polinomiale di grado p , $(\vec{x} \cdot \vec{x}') + 1)^p$
- kernel radiale (radial-basis function), $\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\vec{x} - \vec{x}'\|^2\right)$

Formulazione con Kernel

Si noti, che l'introduzione di un kernel di fatto non modifica la formulazione del problema vincolato quadratico da risolvere per determinare l'iperpiano ottimo:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$$

soggetto a: $\forall i \in \{1, \dots, n\} : 0 \leq \alpha_i \leq C$ e $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$.

dove i valori del kernel necessari sono calcolati sulle possibili coppie di vettori di allenamento ($K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$, con $i, j = 1, \dots, n$) e quindi possono essere raccolti in una matrice $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$ (simmetrica e definita positiva) denominata matrice del kernel.

Ad esempio, se si usa un kernel polinomiale di grado $p = 3$ si ha $\mathbf{K}_{i,j} = (\vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + 1)^3$ e una nuova istanza \vec{x} è classificata dalla funzione

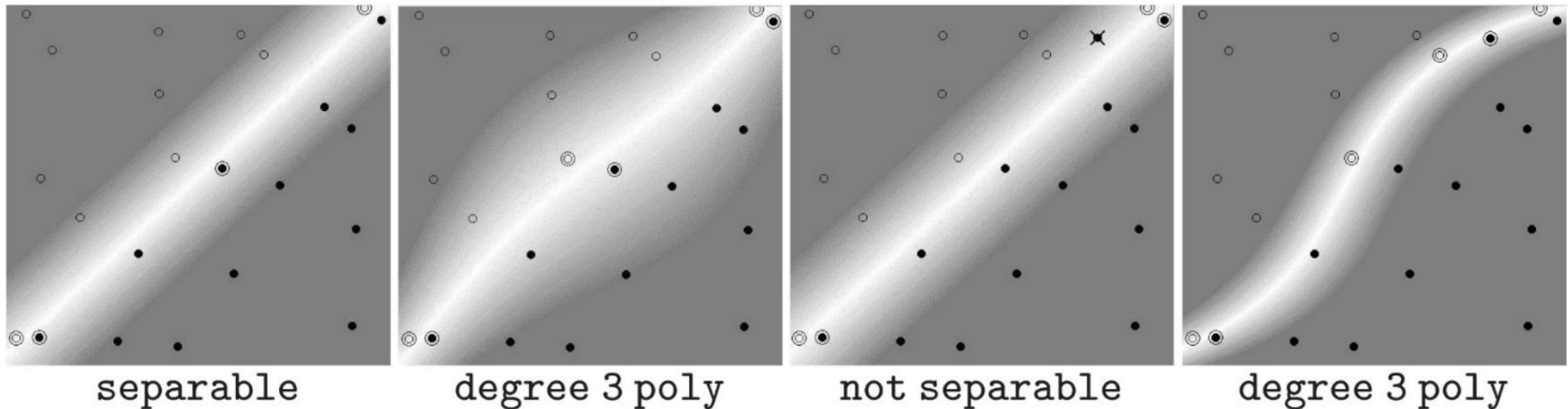
$$\text{sign}\left(\sum_{\vec{x}_k \in SV} y_k \alpha_k^* K(\vec{x}_k, \vec{x})\right) = \text{sign}\left(\sum_{\vec{x}_k \in SV} y_k \alpha_k^* (\vec{x}_k \cdot \vec{x} + 1)^3\right)$$

dove SV è l'insieme dei vettori di supporto all'ottimo e α_k^* sono i valori ottimi per i vettori di supporto (gli altri sono a 0 e quindi non contribuiscono alla sommatoria).

Formulazione con Kernel

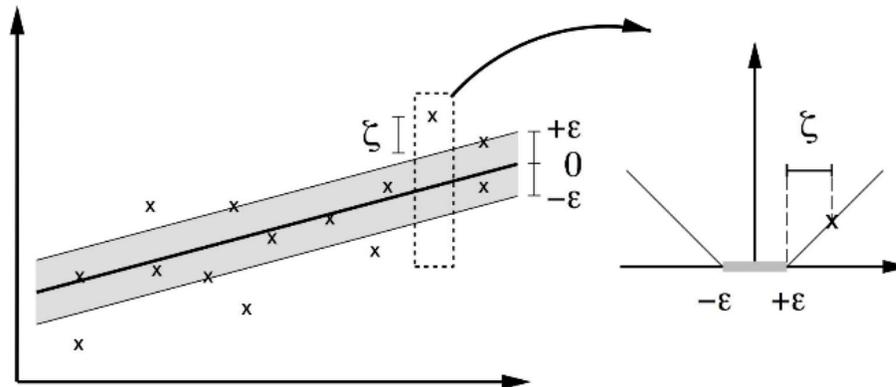
Si noti come ciò permetta di effettuare la trasformazione non-lineare $\vec{\varphi}(\cdot)$ in modo **IMPLICITO**, in quanto quello che importa non sono i vettori nello spazio delle features, ma il prodotto scalare fra di loro, che si può calcolare direttamente tramite la funzione kernel senza passare attraverso lo spazio delle features.

Esempi a confronto delle superfici di decisione generate **NELLO SPAZIO DELLE ISTANZE** senza e con kernel (polinomiale di grado 3) sia nel caso separabile che non-separabile:



Regressione

Quando si considera il problema di approssimazione di funzioni a valori reali (regressione) si utilizza l' ϵ -tubo: output che differiscono dal valore di target per più di ϵ in valore assoluto vengono penalizzati linearmente, altrimenti non vengono considerati errori.



Regressione: Forma Primala

Questa idea dà origine alla seguente formulazione primale

$$\begin{aligned} \min_{w, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i - \zeta_i) \\ \text{oggetto a:} & \\ w \in & \mathbb{R}^d, \xi_i \in \mathbb{R} \\ w \cdot \bar{x}_i + b & \leq \zeta_i - \xi_i \\ w \cdot \bar{x}_i + b & \geq \zeta_i + \xi_i \\ \xi_i, \zeta_i & \geq 0 \end{aligned}$$

la cui forma duale ...

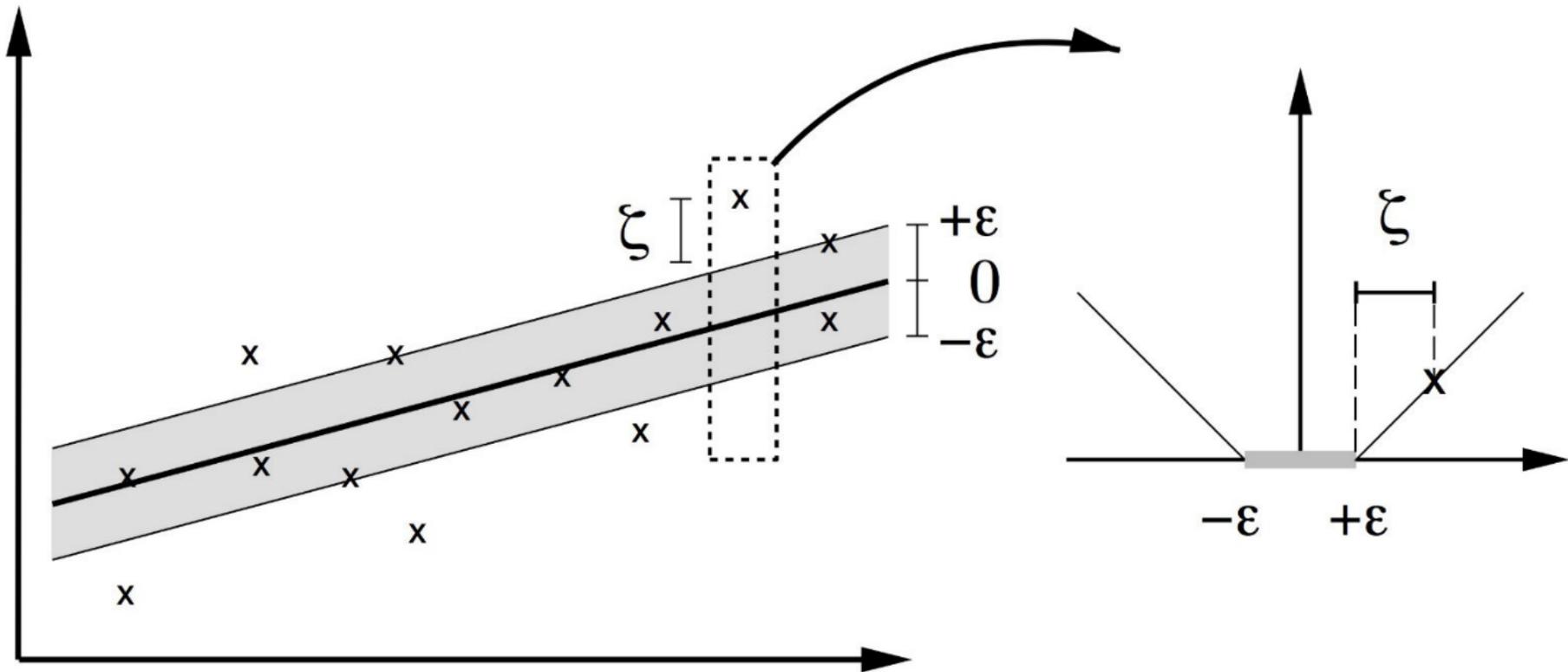
Regressione: Forma Duale

... è la seguente

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \beta} & -C \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i') + \sum_{i=1}^n \beta_i (\zeta_i - \zeta_i') + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i')^2 / (C(\zeta_i - \zeta_i')) \\ \text{oggetto a:} & \\ \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i') & = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i' & \in [0, C] \end{aligned}$$

Regressione

Quando si considera il problema di approssimazione di funzioni a valori reali (regressione) si utilizza l' ϵ -tubo: output che differiscono dal valore di target per più di ϵ in valore assoluto vengono penalizzati linearmente, altrimenti non vengono considerati errori.



Regressione: Forma Primale

Regressione: Forma Duale

Regressione: Forma Primale

Questa idea dà origine alla seguente formulazione primale

$$\min_{\vec{w}, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

soggetto a:

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$y_i - \vec{w} \cdot \vec{x}_i - b \leq \epsilon + \xi_i$$

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

la cui forma duale ...

Regressione: Forma Duale

... è la seguente

$$\max_{\alpha, \alpha^*} -\epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) + \\ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$$

soggetto a:

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$\alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]$$