

# Introduzione ad Alberi di Regressione

Programmazione di Applicazioni Data Intensive

Laurea in Ingegneria e Scienze Informatiche  
DISI – Università di Bologna

Alberi di Decisione per la Regressione, Test t-Student,  
Foreste di Decisione, Gradient Boosting, XGBoost

Gianluca Moro

Dipartimento di Informatica – Scienza e Ingegneria  
Università di Bologna  
Via dell’Università, 50 – I-47522 Cesena (FC)  
[nome.cognome@unibo.it](mailto:nome.cognome@unibo.it)

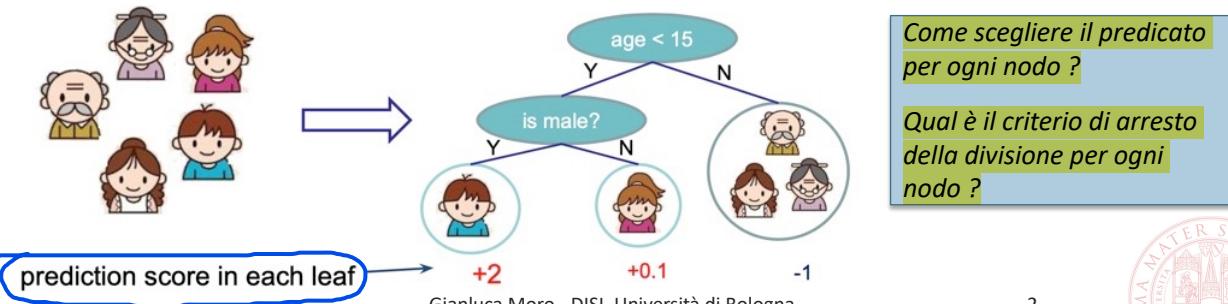
(draft)



*Introduzione ad Alberi di Regressione*

## Alberi di Regressione: Esempio

- per ogni persona sappiamo *età, genere, occupazione* etc.  
(variabili di input X) e quanto apprezza (Y output) i videogame
- obiettivo: creare una struttura ad albero che predice Y dove
  - ogni nodo intermedio contiene un predicato con una variabile di input
  - il predicato divide le istanze di input in 2 sotto insiemi a cui corrispondono 2 nodi figli con relativi sotto alberi e così via ricorsivamente (e.g. binario)
  - ogni nodo foglia contiene tutte le istanze con apprezzamento Y più simile possibile tra esse, i.e. minimizzando l’errore di regressione in ogni foglia

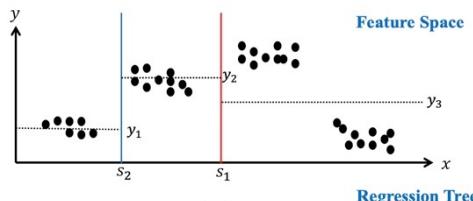
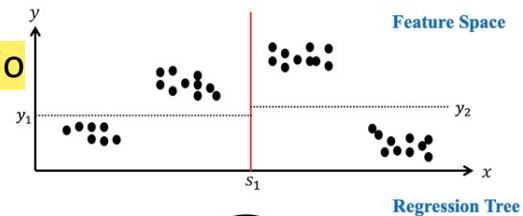


Un albero di regressione suddivide ricorsivamente lo spazio delle feature (in questo caso con una sola variabile X) in sottospazi nei quali assegna un valore di output costante (tipicamente la media del target nei dati in quel sottospazio).

## Alberi di Regressione: Divisione dello Spazio (i)

- consideriamo un dataset con una sola variabile X di input ed un albero binario

- la divisione della radice, retta rossa, data dal predicato  $x < s_1$  divide in 2 lo spazio in modo t.c. l'errore totale di regressione delle istanze rispetto a  $y_1$  e  $y_2$  sia minimo



- i sottospazi in cui l'errore è insoddisfacente si dividono ricorsivamente con lo stesso criterio;
- la figura di sinistra mostra la divisione del sottospazio di sinistra con  $x < s_2$ , per cui di nuovo la somma dell'errore di regressione rispetto a  $y_1$  e  $y_2$  nel sottospazio diviso sia inferiore all'errore prima della divisione

Questo processo continua fino a raggiungere:  
 - una profondità massima  
 - un numero minimo di istanze per nodo  
 - oppure l'errore è abbastanza piccolo

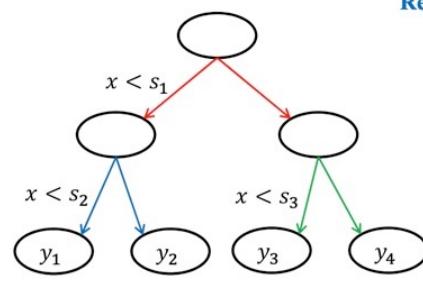
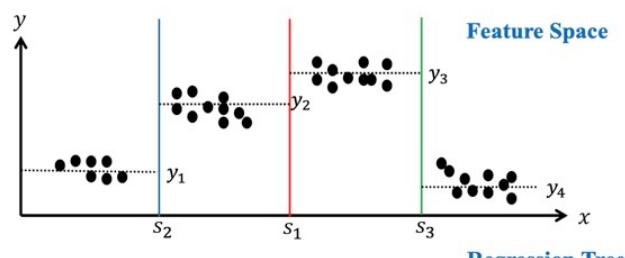
Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

3



## Alberi di Regressione: Divisione dello Spazio (ii)

- Analogamente viene diviso il sottospazio di destra, retta verde, con  $x < s_3$
- scegliendo  $s_3$  in modo tale che diminuisca l'errore dato dalla somma dell'errore di regressione nei due sottospazi divisi dalla retta verde, rispetto ai valori  $y_3$  e  $y_4$
- Nell'esempio y è l'intervallo di apprezzamento per i videogame ed x è una variabile delle istanze, e.g. l'età delle persone.



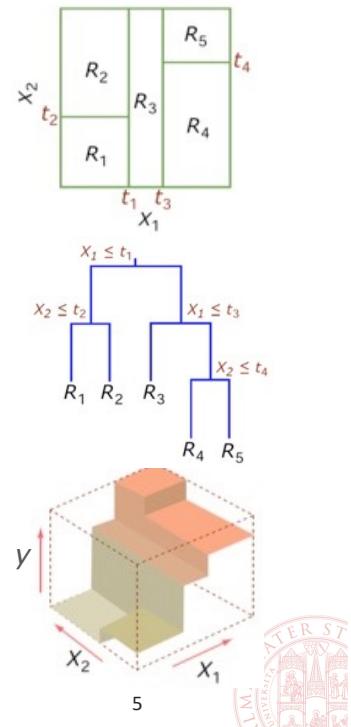
Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

4

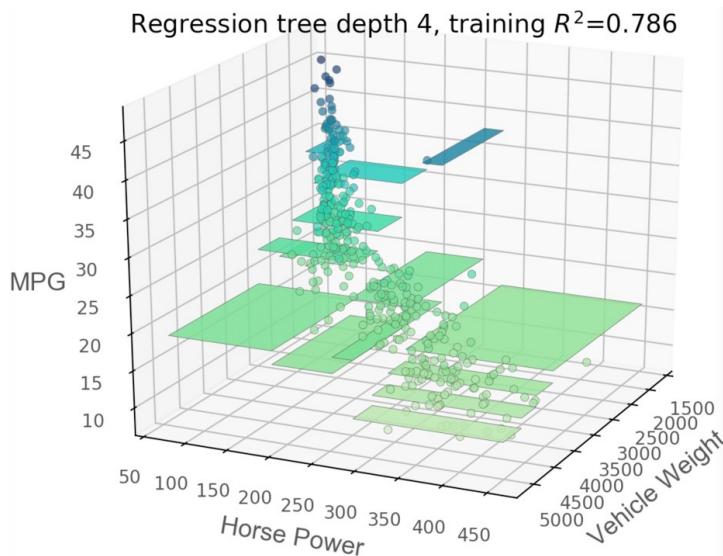


## Alberi di Regressione: Esempio in 2 Variabili (i)

- Esempio di partizionamento dello spazio dei dati con due variabili di input  $x_1, x_2$ 
  - la partizione  $t_1$  su  $x_1$  con  $x_1 \leq t_1$  crea 2 sottoalberi
  - la partizione  $t_2$  eseguita su  $x_2$  nel sottoalbero sinistro con  $x_2 \leq t_2$  crea 2 sottospazi foglie  $R_1$  ed  $R_2$
  - partizione  $t_3$  su  $x_1$  del sottospazio destro di  $t_1$  con  $x_1 \leq t_3$  crea il sottoalbero con la foglia sinistra  $R_3$
  - infine partizione  $t_4$  del sottospazio destro di  $t_3$  su  $x_2$  con  $x_2 \leq t_4$  crea 2 sottospazi foglie  $R_4$  ed  $R_5$
- Visualizzazione del partizionamento in 3D
  - con i valori di regressione  $y$  predetti, per ciascuna partizione in base ai dati raccolti in ciascuna di esse
  - valori che corrispondono ad iperpiani ortogonali ad  $y$



## Alberi di Regressione: Esempio in 2 Variabili (ii)



- previsione del *consumo di carburante (y)* miles/gallon di veicoli con input *peso e potenza (X)* con albero di regressione

## Alberi di Regressione: Algoritmo greedy di base

- sia  $k = 0$ ,  $S = \mathcal{R}^d$  lo spazio iniziale dei dati,  $d = \text{num. variabili di input}$
- def **RegressionTree**( $k, S$ )

$k += 1$

per ogni variabile di input  $j = 1, \dots, d$

divide lo spazio  $S$  scegliendo per  $j$  il valore di separazione  $v_j \in \mathcal{R}$  t.c.

$$S_{j,<} = \{ i \in S \mid x_{i,j} < v_j \}; \quad S_{j,\geq} = \{ i \in S \mid x_{i,j} \geq v_j \}$$

$$\bar{y}_{<} = \frac{\sum_{i \in S_{j,<}} y_i}{|S_{j,<}|}; \quad \bar{y}_{\geq} = \frac{\sum_{i \in S_{j,\geq}} y_i}{|S_{j,\geq}|}$$

$$MSE_j = \min \sum_{i \in S_{j,<}} (y_i - \bar{y}_{<})^2 + \sum_{i \in S_{j,\geq}} (y_i - \bar{y}_{\geq})^2$$

sia  $p$  la variabile in  $1, \dots, d$  che ha ottenuto il minimo  $MSE_p$

se la condizione \_di\_stop è insoddisfatta

restituisce **RegressionTree**( $k, S_{p,<} \cup \text{RegressionTree}(k, S_{p,\geq})$ );

altrimenti restituisce  $[(p, v_p)]$  #  $v_p$  è il valore di separazione per  $p$

- La condizione di stop è data da iperparametri: e.g. max profondità  $k$ , num. foglie, num. min di istanze per foglia, un valore minimo di  $MSE$  etc.



L'algoritmo:

- Prova tutti gli split possibili per tutte le feature
- Calcola l'MSE per ogni split
- Sceglie lo split che minimizza l'errore
- Si ferma se le condizioni lo richiedono, altrimenti continua ricorsivamente

## Complessità del Modello ed Overfitting

- La complessità del modello aumenta all'aumentare della profondità, i.e. dimensione, dell'albero di regressione
  - Regolare la complessità è necessario per adattare il modello alla complessità dei dati, ma la complessità può causare overfitting
  - Regolare la complessità con la regolarizzazione, come abbiamo già visto nelle diverse soluzioni precedenti

- Aggiungiamo la dimensione dell'albero alla loss con peso dato dall'iperparametro  $C$  da ottimizzare con nested cross validation
  - $\min \text{ errore-di-traiing(Tree)} + C \times \text{dimensione(Tree)}$

- Strategie alternative di creazione dell'albero

Pre-Crescita

lasciare crescere l'albero da zero e fermarlo quando la loss aumenta

Post-Crescita

lasciare crescere pienamente l'albero e poi potarlo partendo dalle foglie fino a quando la loss torna ad aumentare

la seconda è meno sensibile a scelte greedy non ottimali di predicit

Si costruisce prima un albero massimo (spesso volutamente overfittato al training set).

Poi, si inizia a "tagliare" i rami partendo dalle foglie, risalendo verso la radice. Ad ogni taglio, si valuta se la rimozione di un sotto-albero migliora o mantiene le prestazioni su un set di validazione.

Il processo si ferma quando la rimozione di ulteriori rami inizia a far peggiorare la performance sul set di validazione (o sul set di test, anche se è meglio usare un set di validazione dedicato per il pruning per non inquinare la valutazione finale). Questo approccio è spesso preferito perché una decisione di taglio presa nelle fasi iniziali di costruzione dell'albero (pre-pruning) potrebbe impedire la scoperta di un sotto-albero utile che si trova più in profondità.

L'albero viene costruito in modo incrementale, e la sua crescita viene interrotta non appena l'aggiunta di un nuovo nodo (o la suddivisione di un nodo esistente) non porta più a un miglioramento significativo della loss sul set di training, o peggio, inizia a peggiorare le prestazioni su un set di validazione (early stopping). L'idea è di evitare di costruire parti dell'albero che potrebbero causare overfitting.

Questo è un vantaggio chiave della potatura post-crescita rispetto alla pre-crescita. La costruzione degli alberi avviene tipicamente con un approccio "greedy": ad ogni nodo, si sceglie la suddivisione che massimizza il guadagno di informazione o riduce maggiormente la loss in quel punto. Una decisione localmente ottima (greedy) all'inizio dell'albero potrebbe non essere globalmente ottima. La post-potatura, partendo da un albero massimale, ha la possibilità di "correggere" o ignorare quelle scelte iniziali sub-ottimali, rimuovendo interi rami che alla fine non si sono rivelati utili per la generalizzazione.

Tecniche applicate sia nel Pre-Crescita sia nel Post-Crescita della slide precedente

Il p-value è la probabilità di osservare una differenza tra le medie grande quanto (o più grande di) quella che abbiamo effettivamente misurato nei nostri dati, assumendo che l'ipotesi nulla sia vera (cioè, che non ci sia una vera differenza tra le popolazioni da cui provengono i campioni).

## Regole di Potatura (Pruning)

- 1 ▪ Stop quando ogni foglia contiene una sola istanza o un numero di istanze inferiore ad una soglia
- 2 ▪ Stop quando il numero di foglie è inferiore ad una soglia o quando l'errore nella foglia è inferiore ad una soglia
- 3 ▪ Stop quando il p-value della differenza tra le due regressioni ottenute nella divisione di un nodo in 2 foglie è maggiore di una soglia (e.g. 0.05) in base ad un test statistico →
- 4 ▪ E.g. student t-test dei due gruppi, per stabilire se le due partizioni di dati del nodo hanno medie (i.e. regressioni) diverse con significatività statistica data dal p-value, e.g. < 0.05
- 4 ▪ Albero di *classificazione*: Stop quando tutte le istanze in ogni foglia hanno la stessa label

Questa regola mira a garantire che ogni divisione (split) in un albero di regressione sia statisticamente significativa. In altre parole, si vuole essere ragionevolmente certi che la divisione non sia avvenuta per puro caso o a causa di fluttuazioni casuali nei dati di training, ma rifletta una vera differenza tra i sottogruppi di dati creati dalla divisione.

Se p-value > 0.05: Significa che la probabilità di ottenere la differenza osservata per puro caso è alta. Non abbiamo prove sufficienti per rifiutare l'ipotesi nulla. Quindi, concludiamo che la differenza tra le medie dei due gruppi non è statisticamente significativa. In questo caso, la divisione non dovrebbe essere fatta (pre-pruning) o il sotto-albero che ne deriva dovrebbe essere potato (post-pruning), perché non aggiunge valore predittivo robusto.

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

9

Se p-value <= 0.05: Significa che la probabilità di ottenere la differenza osservata per puro caso è bassa. Rifiutiamo l'ipotesi nulla. Concludiamo che la differenza tra le medie dei due gruppi è statisticamente significativa. In questo caso, la divisione è giustificata e può essere eseguita, poiché riflette una vera distinzione nei dati.

## Alberi: Potatura con t-test Student su 2 insiemi

Questa è la formalizzazione dell'ipotesi Nulla per il test t di Student. L'ipotesi nulla assume che non ci sia una differenza reale tra le medie dei valori target nei due gruppi che si formerebbero con la divisione. Qualsiasi differenza osservata nei dati di training è considerata un'aberrazione casuale. L'obiettivo del test è cercare prove sufficienti per rifiutare questa ipotesi nulla. Se non riusciamo a rifiutarla, accettiamo che i due gruppi sono equivalenti (non significativamente diversi).

- test d'ipotesi statistico per decidere se la differenza tra gruppi di dati è significativa o frutto del caso →
  - ← ipotesi da testare, i.e. ipotesi nulla: le medie di 2 gruppi, i.e. insiemi, di dati sono equivalenti ? regressioni
  - t-score (i.e. t-value) è il rapporto tra la differenza tra i due gruppi di dati e la differenza interna a ciascun gruppo
  - maggiore è t-score, minore è la probabilità, i.e. p-value, che la differenza tra i due gruppi sia frutto del caso
  - p-value è calcolato con t-test Student
- fissiamo una soglia di accettazione dell'ipotesi nulla, e.g. 0.05
  - se il corrispondente p-value è superiore alla soglia di accettazione allora assumiamo che la differenza tra i due gruppi sia frutto del caso
  - perciò accettiamo l'ipotesi nulla: i 2 gruppi sono equivalenti e potiamo (annulliamo) il sottoalbero riunendo le due foglie in un nodo foglia

Ogni volta che l'algoritmo di costruzione dell'albero propone di dividere un nodo in due nodi figli (o "foglie" temporanee per la valutazione), esegue un test statistico per determinare se la divisione porta a gruppi di dati che sono veramente diversi tra loro in termini del valore target (la variabile dipendente che stiamo cercando di prevedere).



## t-test di Student su 2 insiemi: t-score e p-value

- siano 2 foglie  $S_{j,<} , S_{j,\geq}$  date dalla suddivisione rispetto a  $v_j \in \mathcal{R}$

$$S_{j,<} = \{ i \mid x_{i,j} < v_j \}; \quad S_{j,\geq} = \{ i \mid x_{i,j} \geq v_j \}; \quad \text{medie } \bar{y}_{<} = \frac{\sum_{i \in S_{j,<}} y_i}{|S_{j,<}|}; \quad \bar{y}_{\geq} = \frac{\sum_{i \in S_{j,\geq}} y_i}{|S_{j,\geq}|}$$

$$\text{varianze } \sigma_{\bar{y}_{<}}^2 = \frac{\sum_{i \in S_{j,<}} (y_i - \bar{y}_{<})^2}{|S_{j,<}|-1}; \quad \sigma_{\bar{y}_{\geq}}^2 = \frac{\sum_{i \in S_{j,\geq}} (y_i - \bar{y}_{\geq})^2}{|S_{j,\geq}|-1}$$

$$\text{t-score} = \frac{\bar{y}_{<} - \bar{y}_{\geq}}{\sqrt{\frac{\sigma_{\bar{y}_{<}}^2}{|S_{j,<}|} + \frac{\sigma_{\bar{y}_{\geq}}^2}{|S_{j,\geq}|}}} \quad \text{p-value} = P(Z > |\text{t-score}|) \text{ con } Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

Gradi di libertà  $v = |S_{j,<}| + |S_{j,\geq}| - 2$

distrib.  
normale

- t-score segue approssimativamente la t-distrib. con  $v$  gradi di libertà
- E.g. siano 2 foglie con  $|S_{j,<}| = |S_{j,\geq}| = 30$ , t.c.  $\bar{y}_{<} = -1.2$ ;  $\bar{y}_{\geq} = -0.5$ ;  $\sigma_{\bar{y}_{<}}^2 = 23.2$ ;  $\sigma_{\bar{y}_{\geq}}^2 = 10.7$ ; t-score = -0.66, p-value = 0.51 > 0.05, i 2 gruppi sono equivalenti
- in python: `from scipy import stats ... t_score, p_value = stats.ttest_ind(S_{j,<}, S_{j,\geq})`



## Foreste di Regressione: Esempio

Questi alberi sono spesso "semplici" nel senso che possono essere overfittati o underfittati se considerati individualmente, ma la loro combinazione riduce la varianza (nel caso del Bagging) o il bias (nel caso del Boosting) del modello finale.

- in genere l'errore diminuisce combinando più alberi semplici creati sullo stesso dataset (*Ensemble Learning*), due strategie:

- utilizzando per ciascuno diversi sottoinsiemi casuali di dati non disgiunti, **bagging**, e sottoinsiemi casuali di variabili di input e.g. **random forest**

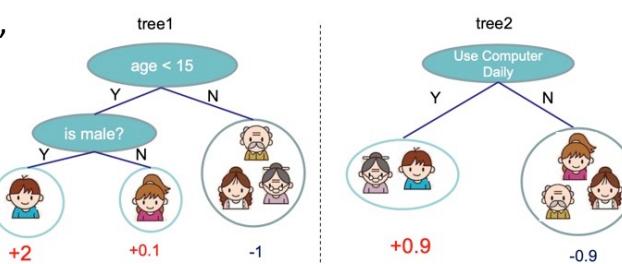
- alberi in sequenza da errori residui del precedente: **gradient boosting**, **xgboost** ...

- l'output è ottenuto combinando in varie modalità i singoli output

- Esempio precedente in figura, 2 alberi con feature diverse

- La previsione per ogni istanza è la somma delle regressioni predette da ciascun albero

- Aumenta la complessità, diminuisce l'interpretabilità



$$f(\text{boy}) = 2 + 0.9 = 2.9 \quad f(\text{old man}) = -1 - 0.9 = -1.9$$

A differenza del Bagging, dove gli alberi sono costruiti in parallelo e indipendentemente, nel Boosting gli alberi sono costruiti in sequenza. Ogni nuovo albero cerca di correggere gli errori (residui) fatti dall'albero o dalla combinazione di alberi precedenti. Gli alberi sono "debolli" e si concentrano sulle istanze che sono state classificate o previste male dagli alberi precedenti.

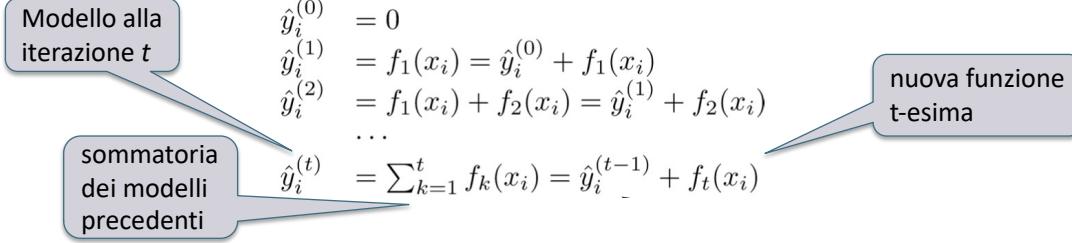
Slide in parte dagli autori di xgboost



### Introduzione ad Alberi di Regressione

# Gradient Boosting Machine: Learning Additivo di più Modelli

- Training additivo di modelli, da qui *boosting*
  - inizia con un modello a previsione costante, e.g. che predice sempre 0, e ad ogni iterazione  $k$  somma un nuovo modello  $\hat{y}_i^{(k)} = f_k(x_i)$  al precedente



- ogni albero aggiunto è addestrato dal dataset degli errori residui del precedente, i.e. dalle coppie  $(x_i, y_i - \hat{y}_i^{(k-1)})$  con  $y_i$  il valore da predire
- Loss da minimizzare  $L(y, \hat{y}^{(t)}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i^{(t)})^2$   $N$  num. istanze

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

13

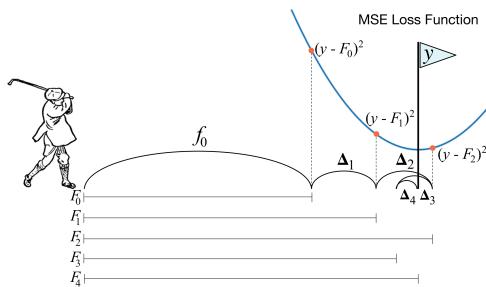


### Introduzione ad Alberi di Regressione

# Gradient Boosting vs Discesa del Gradiente

- minimizziamo  $L(y, \hat{y}^{(t)})$  rispetto ad uno specifico  $\hat{y}_j^{(t)}$ 
  - $\frac{\partial L(y, \hat{y}^{(t)})}{\partial \hat{y}_j^{(t)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i^{(t)})^2}{\partial \hat{y}_j^{(t)}}$   
Eliminato  $N$  dalla sommatoria, il num. di istanze, poiché è costante e  $\text{argmin}_x c \cdot f(x) = f(x)$
  - $= \frac{\partial}{\partial \hat{y}_j^{(t)}} (y_j - \hat{y}_j^{(t)})^2$   
Eliminata la sommatoria poiché le derivate parziali di  $L$  con  $i \neq j$  valgono zero
  - $= -2(y_j - \hat{y}_j^{(t)})$
  - $\frac{\partial L(y, \hat{y}^{(t)})}{\partial \hat{y}^{(t)}} = y - \hat{y}^{(t)}$

gradiente rispetto al modello t-esimo  $\hat{y}^{(t)}$  per tutte le istanze, con la costante 2 analogamente eliminata



il modello GBM è una funzione ricorrente

$$\hat{y}^{(t)} = \hat{y}^{(t-1)} + f_t(x)$$

l'aggiunta di un nuovo modello  $f_t(x)$  ad ogni iterazione  $t$  riduce il residuo, i.e. gradiente,  $y - \hat{y}^{(t)}$  infatti la loss è  $L(y, \hat{y}^{(t-1)} + f_t(x))$  con discesa del gradiente con  $\eta$  learning rate

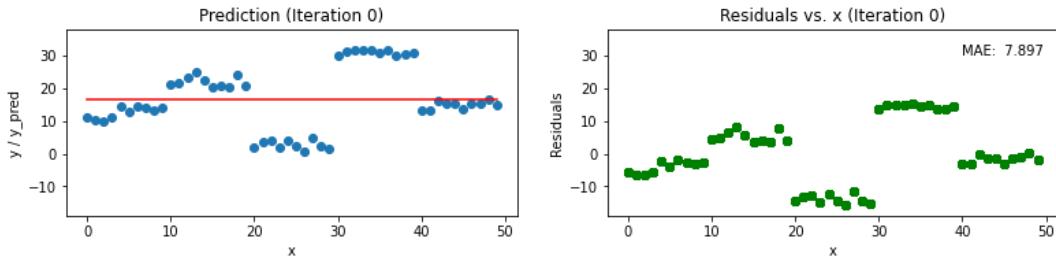
$$\hat{y}^{(t)} = \hat{y}^{(t-1)} + \eta(-\nabla L(y, \hat{y}^{(t-1)} + f_t(x)))$$

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

14



# Esempio di Gradient Boosting: Stato Iniziale (i)



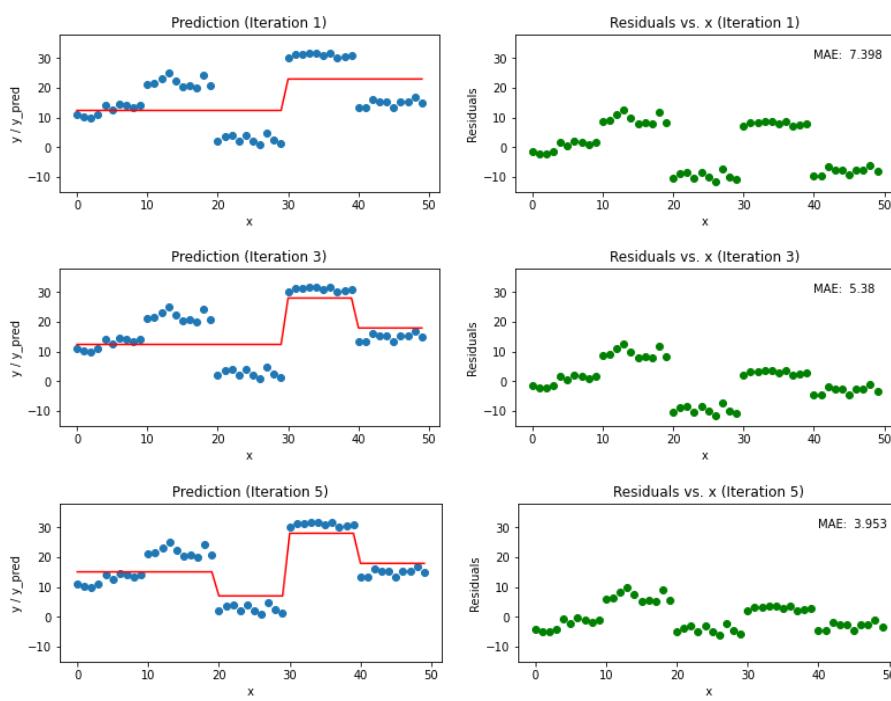
- La figura di sinistra mostra il dataset univariato con istanze  $(x_i, y_i)$ , dove  $x_i$  è la variabile di input ed  $y_i$  la variabile target da predire
- Inizialmente, prima dello split, il modello di previsione  $\hat{y}_i^{(0)} = \bar{y}_i$  i.e. valor medio delle istanze  $y_i$  (retta rossa), ma può essere qualsiasi valore, anche 0
- La figura di destra mostra gli errori residui  $y_i - \hat{y}_i^{(0)}$  per ogni istanza  $i$ : l'errore assoluto medio MAE è 7.897, idealmente dovrebbe essere 0
- L'iterazione successiva genera un albero  $\hat{y}_i^{(1)}$  dalle istanze  $(x_i, y_i - \hat{y}_i^{(0)})$ , i.e. dagli errori residui, ed il nuovo modello di previsione diventa  $\hat{y}_i^{(0)} + \hat{y}_i^{(1)}$

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

15



# Esempio: Iterazioni e Alberi da 1 a 5 (ii)



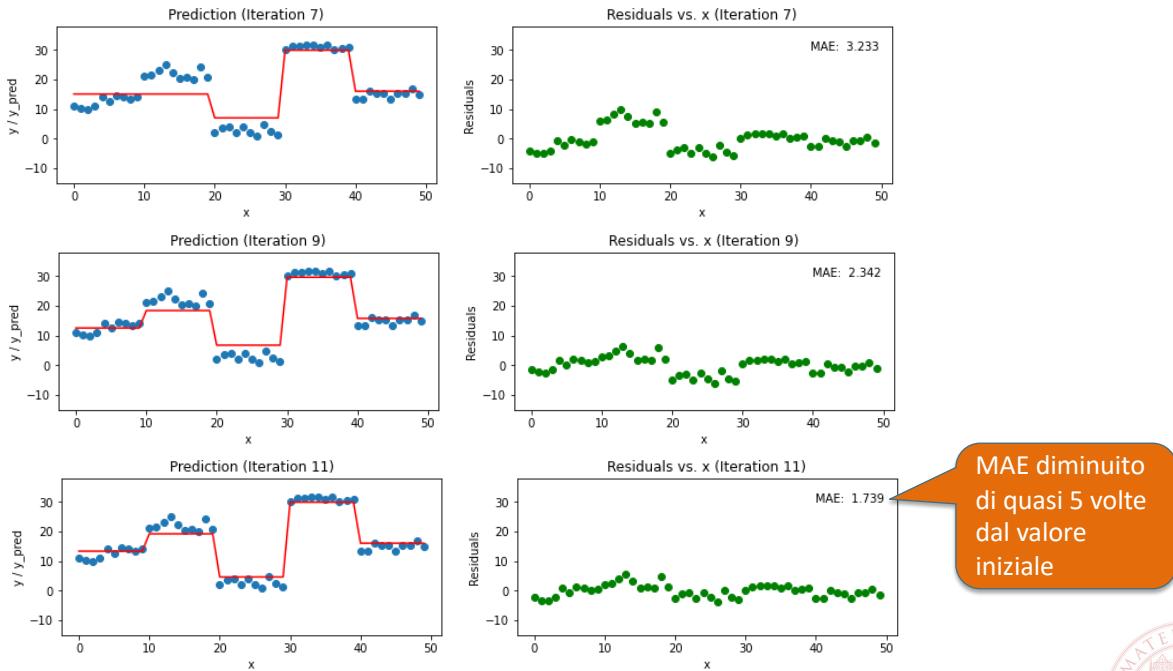
I residui si distribuiscono intorno allo zero in modo NON casuale, quindi c'è margine per creare nuovi alberi che modellino la loro distribuzione non casuale

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

16



## Esempio: Iterazioni e Alberi da 7 a 11 (iii)

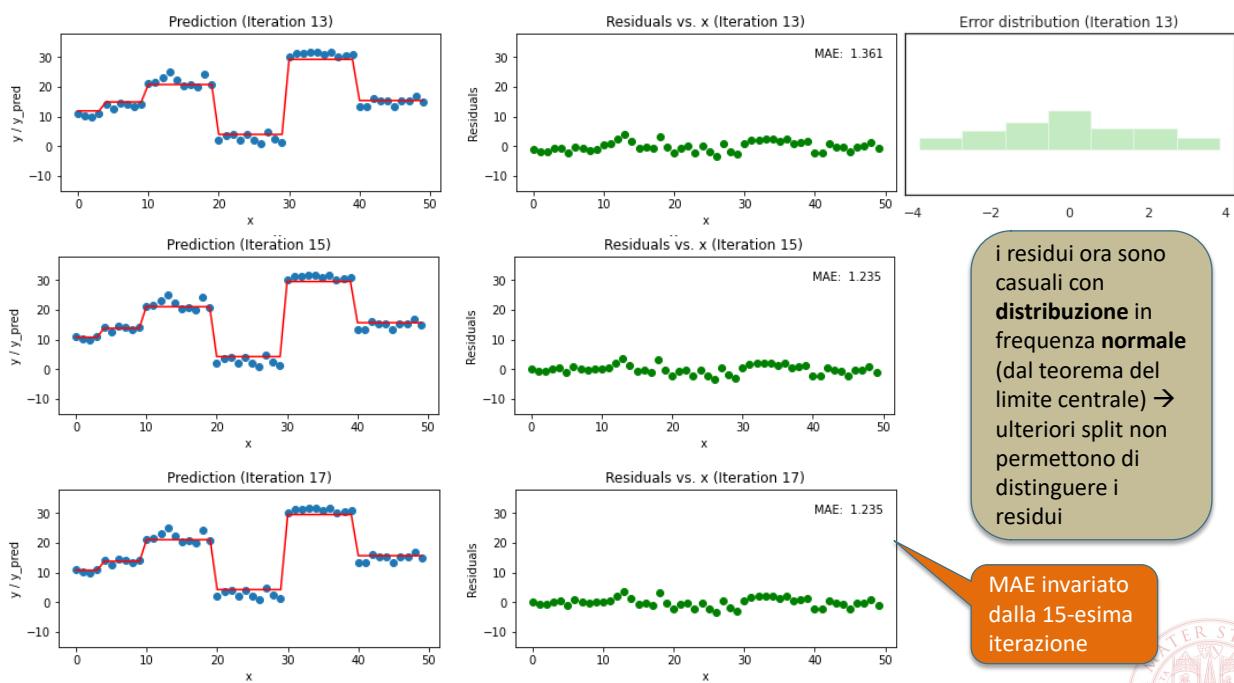


Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

17



## Esempio: Iterazioni e Alberi da 13 a 17 (iv)



Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

18



# Supervised Learning di un Singolo Modello

- obiettivo del supervised learning di un singolo modello
  - determinare dai dati  $x_i$  una funzione  $f$  parametrica di regressione per predire i corrispondenti  $\hat{y}_i$   $\hat{y}_i = f(x_i)$
  - con un modello lineare con parametri  $w_j$  si ha  $\hat{y}_i = \sum_j w_j x_{ij}$
  - con  $d$  parametri  $w_j$   $\Theta = \{w_j | j = 1, \dots, d\}$
- funzione obiettivo da minimizzare: loss  $L$  + la regolarizzazione  $\Omega$ 

$$Obj(\Theta) = L(\Theta) + \Omega(\Theta)$$
- dove  $L(\Theta) = \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2$ ,  $\Omega(\Theta) = \lambda \|w\|_2^2$
- loss  $L$  definita con la tecnica dei minimi quadrati
  - per determinare i parametri  $w$  che minimizzano l'errore di regressione
- regolarizzazione  $\Omega$  definita dal quadrato della norma L2 pesata per l'iperparametro lambda
  - per ridurre, in valore assoluto, il valore dei  $w$  e semplificare il modello  $f$

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

19

In  $L$  manca la divisione per  $N$ , il numero di istanze, perché  $\text{argmin}_x c \cdot f(x) = f(x)$  quando  $c$  è costante



# Supervised Learning Additivo di più Alberi

- regressione con  $K$  alberi
 
$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad f_k \in \mathcal{F}$$
- dove ogni  $f_k$  è un albero da apprendere e la previsione  $\hat{y}_i$  è data dalla sommatoria delle previsioni dei  $K$  alberi
- la loss è la somma delle loss e delle regolarizzazioni dei  $K$  alberi

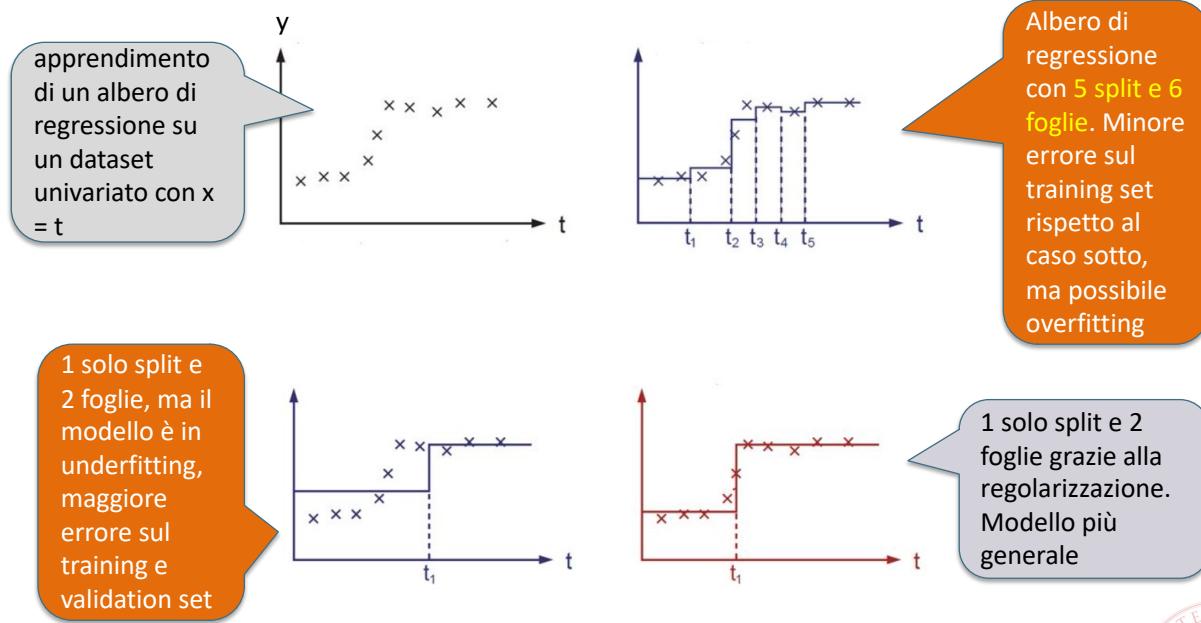
Spazio (foresta) degli alberi di regressione

$$Obj = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

- La minimizzazione delle loss  $l$  riduce l'errore sul training set
- La regolarizzazione  $\Omega$  riduce la complessità degli alberi e tende a rendere i modelli più generali e stabili sui nuovi dati
  - e.g. validation e test set, e sui dati a regime dopo il deployment del modello



# Regolarizzazione: Overfitting e Underfitting



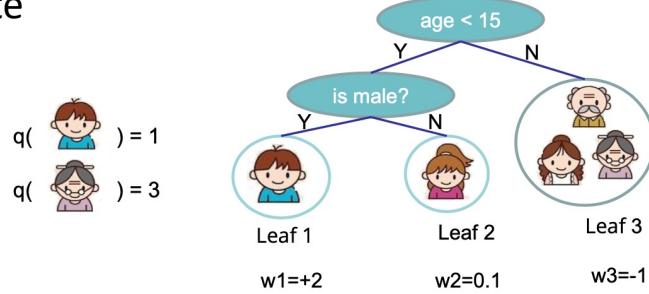
Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

21



## Definizione della Complessità di un Albero

- Gli split aumentano la complessità perché generano più foglie e aumentano la profondità dell'albero
- Con la regolarizzazione vogliamo controllarne la complessità
- Sia  $f_t(x) = w_{q(x)}$ ,  $w \in \mathbf{R}^T$ ,  $q : \mathbf{R}^d \rightarrow \{1, 2, \dots, T\}$ 
  - dove  $f_t$  è il  $t$ -esimo albero di regressione con  $w_{q(x)}$  coefficienti di regressione,  $T$  numero di foglie,  $q$  funzione di struttura dell'albero,  $d$  dimensione dei dati di input  $x$
- Esempio con il seguente albero di regressione
  - $q(x_i)$  assegna ogni istanza  $x_i$  ad una foglia: la 1a istanza qui alla 1a foglia e la 2a alla terza foglia



Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

22



# Complessità degli Alberi in XGBoost:

## Extreme Gradient Boost

- Definizione della complessità

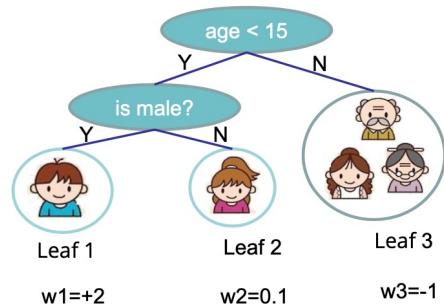
$$\Omega(f_t) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2$$

- dove  $f_t$  è il t-esimo albero di regressione
- gamma è l'iperparametro che regola il numero di foglie
- lambda l'iperparametro per la regolarizzazione dei coeff. di regressione

- Per l'albero di esempio con

- $T = 3$  foglie
- $w_1 = 2, w_2 = 0.1, w_3 = -1$
- otteniamo

$$\Omega = \gamma 3 + \frac{1}{2} \lambda (4 + 0.01 + 1)$$



Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

23



# XGBoost: Apprendere una Foresta di Alberi

- Loss obiettivo

$$\sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k), f_k \in \mathcal{F}$$

- minimizzazione della somma delle loss  $l \rightarrow$  riduce l'errore sul training set
- la regolarizzazione  $\Omega$  riduce la complessità dei  $K$  alberi  $f_k$
- loss obiettivo non differenziabile, i.e. non derivabile

- training additivo di modelli come in GBM, da qui *boosting*

- inizia con una funzione a previsione costante, e.g. restituisce zero, ed aggiunge ad ogni iterazione una nuova funzione

Modello alla iterazione  $t$ 

$$\begin{aligned}\hat{y}_i^{(0)} &= 0 \\ \hat{y}_i^{(1)} &= f_1(x_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(x_i) \\ \hat{y}_i^{(2)} &= f_1(x_i) + f_2(x_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(x_i) \\ &\dots \\ \hat{y}_i^{(t)} &= \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\end{aligned}$$

sommatoria dei modelli precedenti

nuova funzione t-esima

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

24



## XGBoost: Training Additivo

- decide quale funzione aggiungere ottimizzando la loss obiettivo
- la previsione all'iterazione  $t$  è  $\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)$  con  $f_t$  la nuova funzione da apprendere

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_{i=1}^t \Omega(f_i)$$

- riscritta per esplicitare nella loss  $l$  il modello all'iterazione  $t-1$  e la  $f_t$  da minimizzare

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\right) + \Omega(f_t) + constant$$

- Con i minimi quadrati minimizza

$$\begin{aligned} Obj^{(t)} &= \sum_{i=1}^n \left( y_i - (\hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) \right)^2 + \Omega(f_t) + const \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ 2(\hat{y}_i^{(t-1)} - y_i)f_t(x_i) + f_t(x_i)^2 \right] + \Omega(f_t) + const \end{aligned}$$

Chiamato residuo dalla iterazione precedente

sommatoria di regolarizzazione fino a  $t-1$  sostituita da una costante

manca  $(y_i - \hat{y}_i^{(t-1)})^2$ ; è eliminato perché non dipende (e.g. moltiplica)  $f_t$ , perciò ininfluente nella minimizzazione

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

25



## Approssimazione della Loss con Espansione di Taylor del Secondo Ordine

Opzionale

- Ricordiamo la funzione obiettivo

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\right) + \Omega(f_t) + constant$$

- Approssimazione di una funzione con espansione di Taylor:

$$f(x + \Delta x) \simeq f(x) + f'(x)\Delta x + \frac{1}{2}f''(x)\Delta x^2$$

- Definiamo con  $g_i$  e  $h_i$   $g_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$ ,  $h_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$

- La funzione obiettivo diventa

$$Obj^{(t)} \simeq \sum_{i=1}^n \left[ l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_t) + constant$$

- Con i minimi quadrati abbiamo

$$g_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}} (\hat{y}^{(t-1)} - y_i)^2 = 2(\hat{y}^{(t-1)} - y_i) \quad h_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}}^2 (y_i - \hat{y}^{(t-1)})^2 = 2$$

Risultato della derivata seconda

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

26



# Nuova Funzione Obiettivo con Approssimazione di Taylor

Opzionale

- funzione obiettivo senza le costanti

$$\sum_{i=1}^n [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t)$$

$$g_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}), \quad h_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$$

Il termine  $l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})$  è costante nella minimizzaz. perché dipende dal passo t-1 precedente e non  $f_t$  perciò qui è eliminato.

- Definiamo l'insieme delle istanze nella foglia  $j$  come  $I_j$

Raggruppamento  
per foglie (T foglie)

$$\begin{aligned} Obj^{(t)} &\simeq \sum_{i=1}^n [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t) \\ &= \sum_{i=1}^n [g_i w_{q(x_i)} + \frac{1}{2} h_i w_{q(x_i)}^2] + \gamma T + \lambda \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T w_j^2 \\ &= \sum_{j=1}^T \left[ (\sum_{i \in I_j} g_i) w_j + \frac{1}{2} (\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda) w_j^2 \right] + \gamma T \end{aligned}$$

- L'obiettivo è una somma di  $T$  funzioni quadratiche indipendenti



## Funzione Obiettivo Semplificata

Opzionale

- Due risultati noti per funzioni quadratiche in una variabile

$$\operatorname{argmin}_x Gx + \frac{1}{2} Hx^2 = -\frac{G}{H}, \quad H > 0 \quad \min_x Gx + \frac{1}{2} Hx^2 = -\frac{1}{2} \frac{G^2}{H}$$

È la  $x$  che minimizza l'espressione

- Definiamo  $G_j = \sum_{i \in I_j} g_i \quad H_j = \sum_{i \in I_j} h_i$

È il valore della  
espressione  
sostituendo la  $x$  che  
la minimizza

$$\begin{aligned} Obj^{(t)} &= \sum_{j=1}^T \left[ (\sum_{i \in I_j} g_i) w_j + \frac{1}{2} (\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda) w_j^2 \right] + \gamma T \\ &= \sum_{j=1}^T \left[ G_j w_j + \frac{1}{2} (H_j + \lambda) w_j^2 \right] + \gamma T \end{aligned}$$

- Supponendo che la struttura dell'albero  $q(x)$  sia fissa, i pesi  $w^*$  ottimali in ogni foglia ed i valori risultanti della funzione sono

$$w_j^* = -\frac{G_j}{H_j + \lambda}$$

$$Obj = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \gamma T$$

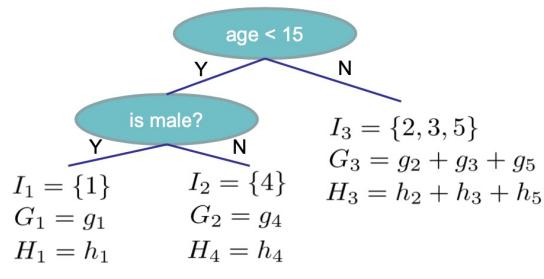
Funz. obiettivo con misura  
della complessità dell'albero



## Funzione Obiettivo Semplificata: Esempio

- 5 istanze, con indice da 1 a 5, e con  $I_j$  e valori  $G_j$  e  $H_j$  per ciascuna delle 3 foglie

Istanza	Età	Genere	Target	$g_i = \hat{y}_i^{(t-1)} - \text{Target}$	$h_i$
1	12	M	3	$2.9 - 3 = -0.1$	2
2	16	F	-1.8	$-1.8 - (-1.8) = 0$	2
3	65	M	-2	$-1.9 - (-2) = 0.1$	2
4	14	F	-1	$-0.8 - (-1) = 0.2$	2
5	70	F	0	$0 - 0 = 0$	2



Minore è il valore,  
migliore è la capacità  
predittiva dell'albero

$$Obj = - \sum_j \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + 3\gamma = -0.018 + 3$$

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

29



## Algoritmo di Ricerca Greedy dell'Albero Migliore

- la ricerca inizia da un albero di profondità zero
- per ogni nodo foglia prova ad eseguire uno split creando due nodi, Left e Right, e calcola il guadagno ottenuto come

$$Gain = \frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \lambda} - \gamma$$

Costo  
nell'aumento  
della complessità  
nell'aggiungere  
nuove foglie

Guadagno  
prodotto dal  
nodo sinistro

Guadagno  
prodotto dal  
nodo destro

Guadagno  
senza eseguire  
lo split

- come trovare, per ogni foglia, il miglior split ?



# Miglior Split, Regolarizzazione e Potatura

- Calcola il guadagno dato da uno split del tipo  $x_j < a$ 
    - nell'esempio l'asse  $x_j$  può essere l'età
  - Con le istanze ordinate per età, applica da sinistra a destra una serie di split
  - per ciascuno split calcola  $g$  ed  $h$  e li somma nelle rispettive due parti  $G_L$  e  $G_R$  e sceglie lo split che produce il maggior guadagno
- $$G_L = g_1 + g_4$$

$$G_R = g_2 + g_3 + g_5$$
- Quando la riduzione della loss di training è inferiore alla regolarizzazione il guadagno è negativo
- L'algoritmo termina con una soluzione di trade-off tra semplicità ed errore minimo
    - Stop allo split quando il guadagno diventa negativo, anche se può portare a soluzioni migliori successive (approccio greedy)
    - Post potatura: lascia crescere l'albero alla max profondità e ricorsivamente elimina gli split con guadagno negativo

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

31



## XGBOOST in Python

```

import xgboost as xgb

# read in data
dtrain = xgb.DMatrix('demo/data/agaricus.txt.train')
dtest = xgb.DMatrix('demo/data/agaricus.txt.test')

# specify parameters via map
param = {'max_depth':2, 'eta':1, 'silent':1, 'objective':'binary:logistic' }
num_round = 2
bst = xgb.train(param, dtrain, num_round)

# make prediction
preds = bst.predict(dtest)

```

*eta* è learning rate  
*Objective* = reg:squarederror per la regressione

- determina anche l'importanza di feature, predice la direzione di discesa nell'albero di istanze con valori mancanti sulla feature di split, mostra la struttura dell'albero per interpretare la conoscenza appresa, automatizza la gestione di dati sparsi

<https://github.com/dmlc/xgboost>    <https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/index.html>

Gianluca Moro - DISI, Università di Bologna

32



## Altri Algoritmi Gradient Boosting

- Light Gradient Boosting Machine
- [LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree, 2017.](#)
- <https://lightgbm.readthedocs.io/en/latest/Installation-Guide.html>
  
- CatBoost
- [CatBoost: gradient boosting with categorical features support, 2017.](#)
- <https://catboost.ai/docs/concepts/python-installation.html>

