Basi di Dati
Ottimizzazione logica

Contenuti - Roadmap

Lab (progettazione)	Corso di Teoria	Lab (SQL)
• Metodologie e modello Entità Associazioni • Progettazione concettuale e logica	• Modello Relazionale • Algebra relazionale • **Ottimizzazione logica** • Calcolo relazionale • La normalizzazione • Metodi di accesso e indici • Gestione della concorrenza • Gestione del ripristino	• Linguaggio SQL

Outline

- Ottimizzazione e differenza tra ottimizzazione logica e ottimizzazione fisica
- Euristica dell'ottimizzatore logico
- Passi 1, ..., 6 dell'algoritmo di ottimizzazione
- Stima dei costi (selezione, join)
- Passo 7 dell'algoritmo di ottimizzazione

Base di dati «Ricoveri»

pazienti

COD	Cognome	Nome	Residenza	AnnoNascita
A102	Necchi	Luca	TO	1950
B372	Rossigni	Piero	NO	1940
B543	Missoni	Nadia	TO	1960
B444	Missoni	Luigi	VC	2000
S555	Rossetti	Gino	AT	2010

reparti

COD	Nome-Rep	Primario
A	Chirurgia	203
B	Pediatria	574
C	Medicina	530
L	Lab-Analisi	530
R	Radiologia	405

ricoveri

PAZ	Inizio	Fine	Reparto
A102	2/05/2014	9/05/2014	A
A102	2/12/2004	2/01/2005	A
S555	5/10/2014	3/12/2014	B
B444	1/12/2004	2/01/2005	B
S555	6/09/2015	1/11/2015	A

medici

MATR	Cognome	Nome	Residenza	Reparto
203	Neri	Piero	AL	A
574	Bisi	Mario	MI	B
461	Bargio	Sergio	TO	B
530	Belli	Nicola	TO	C
405	Mizzi	Nicola	AT	R
501	Monti	Mario	VC	A

Base di dati «Ricoveri»

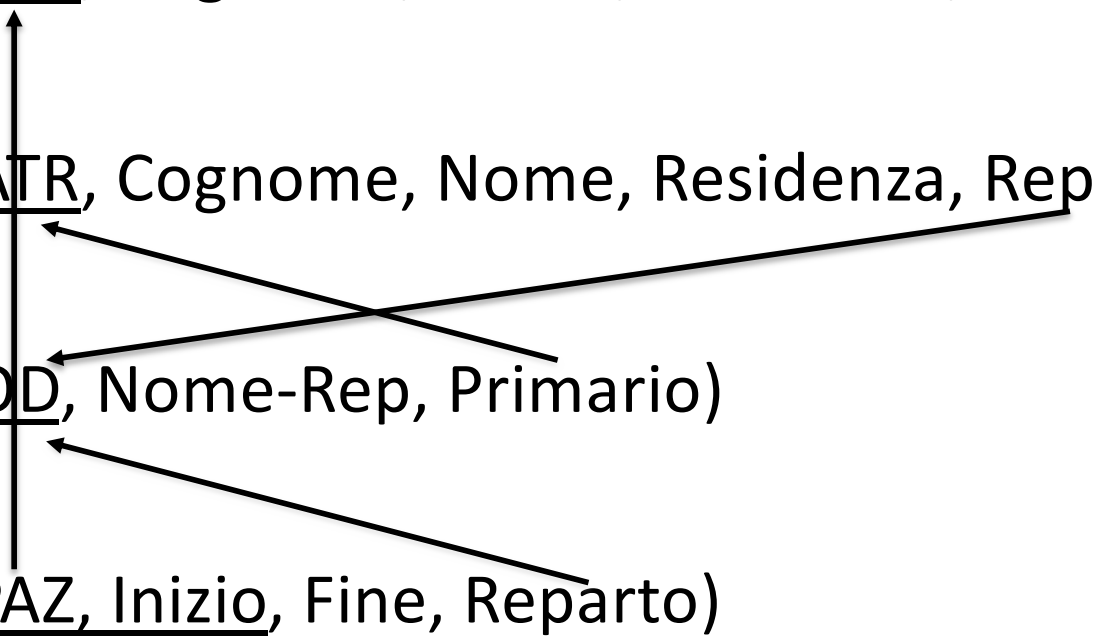
- Schema relazionale con vincoli di integrità referenziale

PAZIENTI(COD, Cognome, Nome, Residenza, AnnoNascita)

MEDICI(MATR, Cognome, Nome, Residenza, Reparto)

REPARTI(COD, Nome-Rep, Primario)

RICOVERI(PAZ, Inizio, Fine, Reparto)



Ottimizzazione delle interrogazioni

- Ottimizzare: fare in modo che l'implementazione dell'interrogazione risulti più efficiente possibile

- Ci occuperemo di ottimizzazione in tempo più che di ottimizzazione in memoria/spazio

Contesto

- Un’applicazione gira in memoria centrale e dialoga con il DBMS
- Il database è memorizzato in memoria secondaria
- Il DBMS «dialoga» con le periferiche di storage attraverso il gestore del buffer (che gestisce pagine di memoria)
- Le pagine sono mappate sul dispositivo di storage

- I tempi di accesso alla **memoria centrale** sono dell’ordine dei nanosecondi (**10^{-9} secondi**)
- I tempi di accesso alla **memoria secondaria** sono dell’ordine dei millisecondi (**10^{-3} secondi**)

Contesto

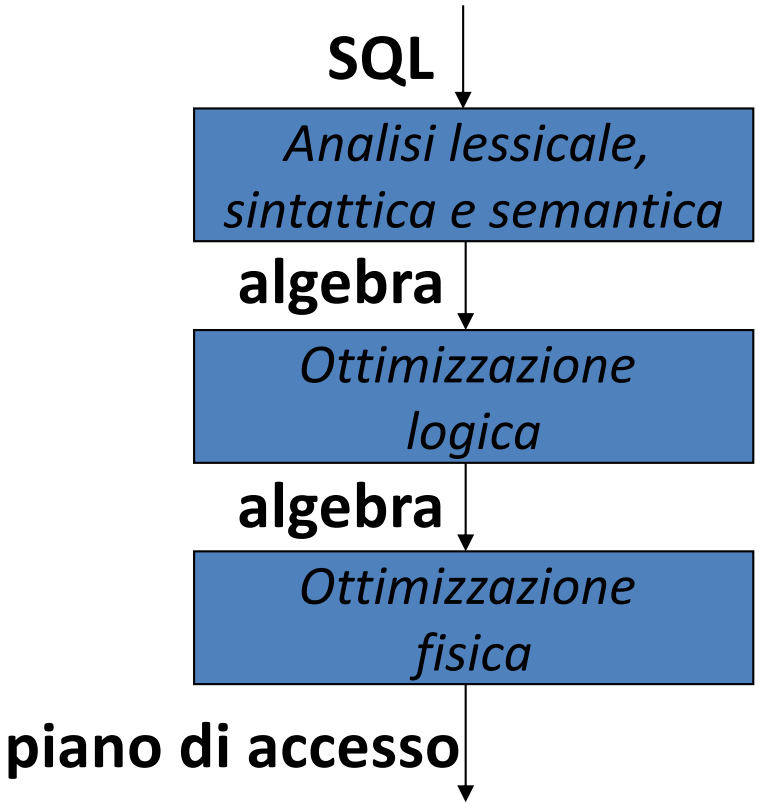
- Quando l'applicazione ha bisogno di una tupla chiede al DBMS di fornirgliela
- **Il DBMS deve trasferire una pagina dalla periferica di storage alla memoria centrale (buffer)**
- Quando la pagina con la tupla richiesta è nel buffer, l'applicazione può elaborarla

Contesto

La complessità computazionale delle attività "algoritmiche" del DBMS in memoria principale è contenuta

Se i DBMS vogliono minimizzare i tempi di risposta devono **minimizzare soprattutto il numero di pagine trasferite da e verso memoria secondaria**

Ottimizzazione in due fasi



Ottimizzazione *logica*

L’ottimizzazione logica è indipendente dalle strutture di memorizzazione

Prende in input l’albero sintattico dell’interrogazione e lo trasforma **sfruttando le proprietà dell’algebra relazionale**

L’albero sintattico in uscita è perfettamente equivalente all'interrogazione originale

Ottimizzazione *fisica*

- L’albero sintattico prodotto in output dall’ottimizzatore logico diventa l’input dell'ottimizzatore fisico
- L’ottimizzatore fisico prende in considerazione le strutture interne di memorizzazione
- L’ottimizzatore fisico entra nei nodi (operatori) dell’albero sintattico, li esamina e in **base alle strutture fisiche sceglie l’algoritmo ottimale per eseguire ogni nodo**
- Alla fine ogni nodo dell’albero sintattico avrà l’algoritmo più adatti per l’esecuzione ottimale dell’operatore algebrico corrispondente

Esempio di albero sintattico

Ricavo i dati dei pazienti ricoverati a Torino nel 2010 curati dal medico 405

$\pi_{COD,PAZIENTI.Cognome,PAZIENTI.Nome,PAZIENTI.Residenza,Inizio,MATR}($
$\sigma_{PAZIENTI.Residenza='TO' \wedge Inizio=2010 \wedge MATR='405'}($
$(pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$

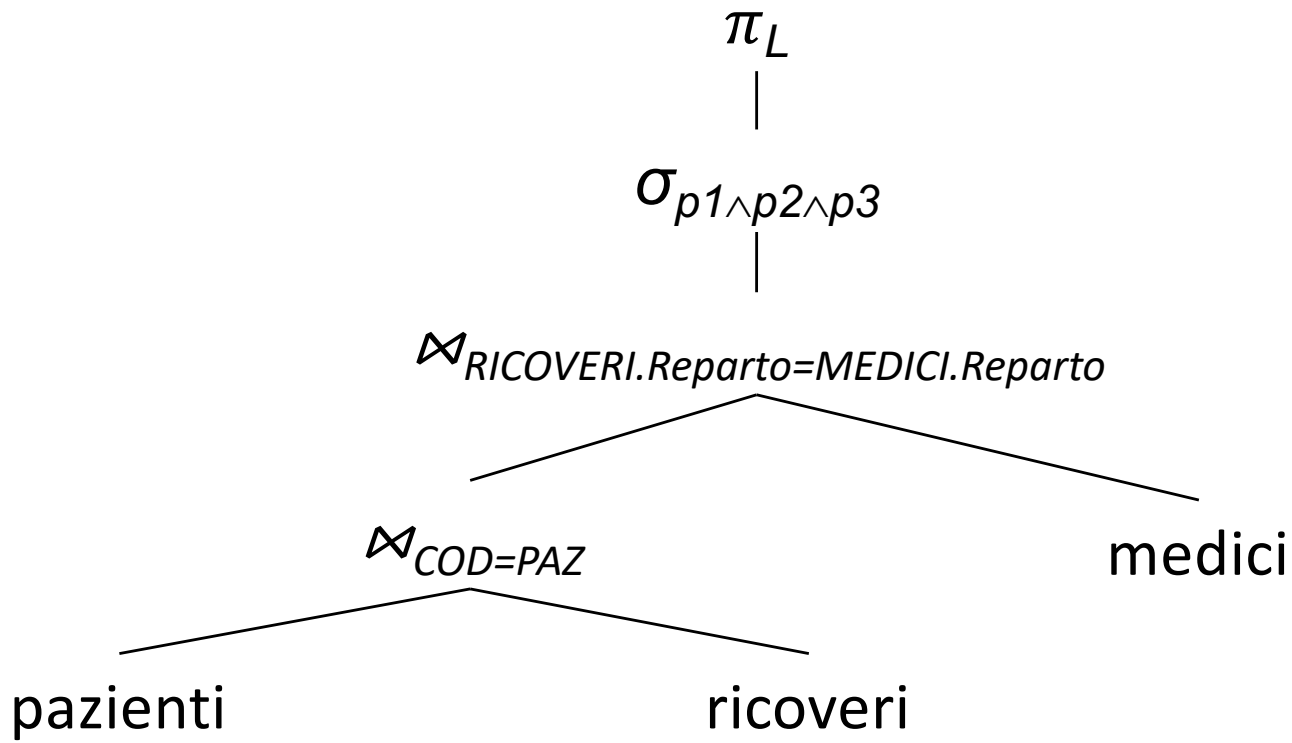
Chiamando

- *L: COD,PAZIENTI.Cognome,PAZIENTI.Nome,PAZIENTI.Residenza, Inizio,MATR*
- *p1: PAZIENTI.Residenza='TO'*
- *p2: Inizio=2010*
- *p3: MATR='405',*

$\pi_L(\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}((pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$

Esempio di albero sintattico

$\pi_L(\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}((pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$



Ottimizzazione logica

L'ottimizzatore è guidato da un semplice principio euristico:

Ridurre la massa di tuple concettualmente coinvolte dall'interrogazione

Infatti, quasi tutte le operazioni principali dei sistemi informativi che usiamo quotidianamente usano pochissimi dati per volta:

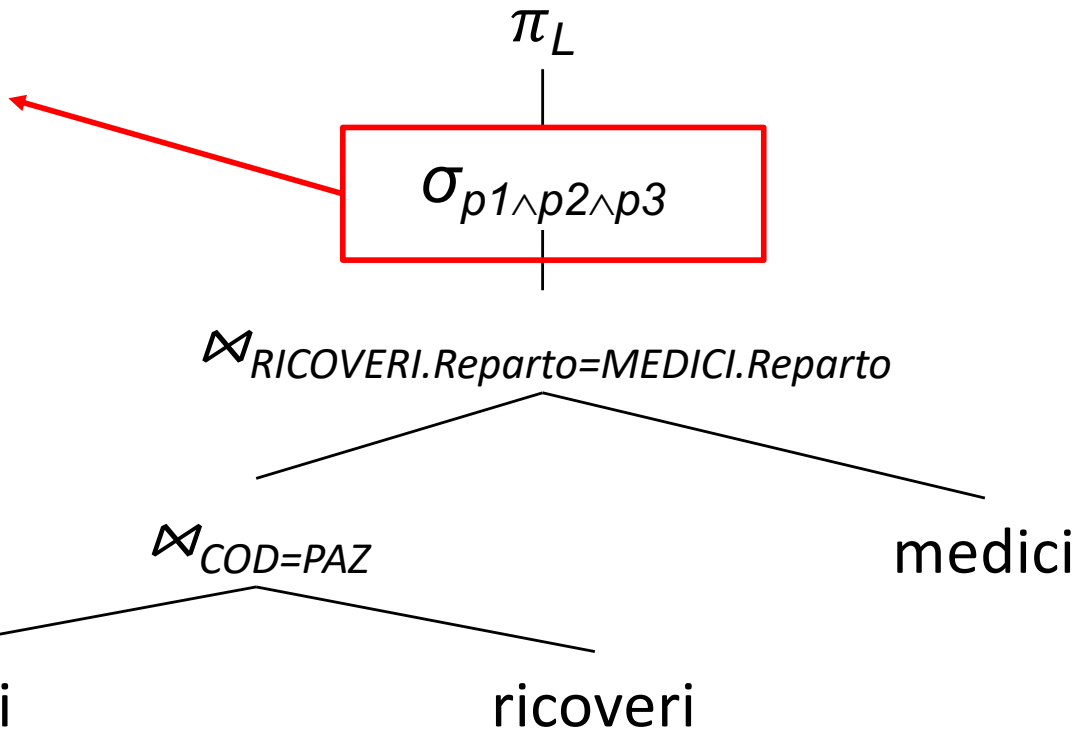
- lavoro sul mio piano di studi, non su tutti
- lavoro sui miei pazienti, non su tutti
- lavoro sulle operazioni del mio conto in banca, non su tutte

Idea: sfruttare le proprietà distributive della selezione in modo che sia uno dei primi operatori da eseguire, riducendo subito il numero di tuple coinvolte.

Esempio di albero

$$\pi_L(\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}((pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$$

Perché eseguirla solo alla fine?



Algoritmo di ottimizzazione logica

I predicati *p* della selezione sono in forma congiuntiva (non è una limitazione: si può ricondurre qualsiasi predicato a una congiunzione di disgiunzioni)

1. **Decomporre gli AND**
   - $\sigma_{p1 \wedge p2}(r) \rightarrow \sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r))$

2. Trasferire le **selezioni verso le foglie** finché è possibile con le proprietà distributive della selezione

3. Trasferire le **proiezioni verso le foglie** finché è possibile con le proprietà distributive della proiezione

Algoritmo di ottimizzazione logica

4. Ricondurre a un'**unica selezione** le selezioni multiple nello stesso nodo dell'albero
   - $\sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r)) \rightarrow \sigma_{p1 \wedge p2}(r)$

5. Riconoscere le **sequenze di join**
   - $\sigma_{\Theta}(r \times s) \rightarrow r \bowtie_{\Theta} s$

6. Ricondurre a un'**unica proiezione** le proiezioni multiple
   - $\pi_X(\pi_{X \cup Y}(r)) \rightarrow \pi_X(r)$

7. Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la **variante di costo minimo**

Spiegazione del passo 1

I predicati *p* della selezione sono in forma congiuntiva (non è una limitazione: si può ricondurre qualsiasi predicato a una congiunzione di disgiunzioni)

1. **Decomporre gli AND**
   - $\sigma_{p1 \wedge p2}(r) \rightarrow \sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r))$

2. Trasferire le selezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della selezione

3. Trasferire le proiezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della proiezione

Spiegazione del passo 1

La proprietà distributiva della selezione rispetto al join:

$$\sigma_p(r(A) \bowtie_\Theta s(B)) \rightarrow \sigma_p(r(A)) \bowtie_\Theta s(B)$$

è valida **solo se** gli attributi coinvolti da *p* sono contenuti solo in *A*.
Se p coinvolge sia attributi di A che attributi di B, non si può applicare.

Quindi a una selezione con un predicato che pesca da più relazioni difficilmente può essere applicata la proprietà distributiva…

Spiegazione del passo 1

Infatti, nell'esempio ho

$$\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}$$

con

*p1: PAZIENTI.Residenza='TO' (che usa la relazione **pazienti**)*

*p2: Inizio=2010 (che usa la relazione **ricoveri**)*

*p3: MATR='405' (che usa la relazione **medici**)*

Questo predicato, preso insieme, non consente di muovere la selezione da dove è sfruttando la proprietà distributiva della selezione rispetto al join

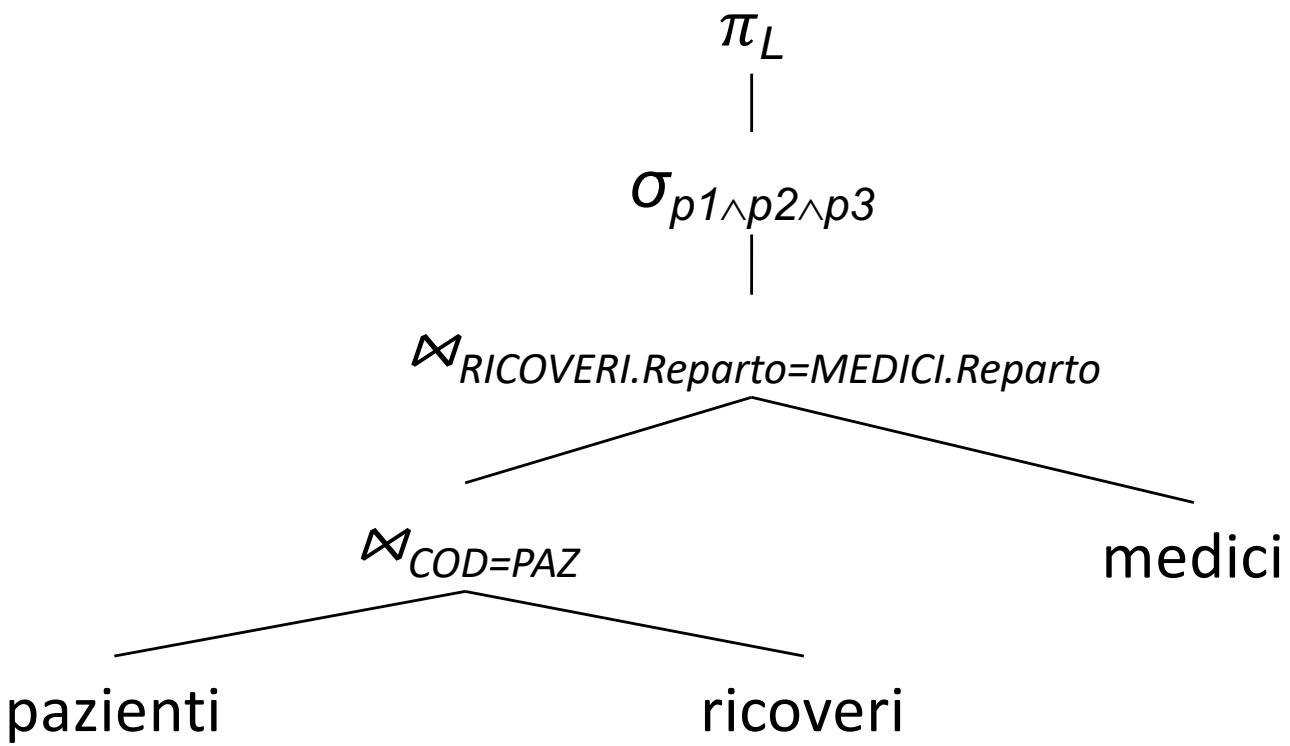
Spiegazione del passo 1

Ma se la spezzo

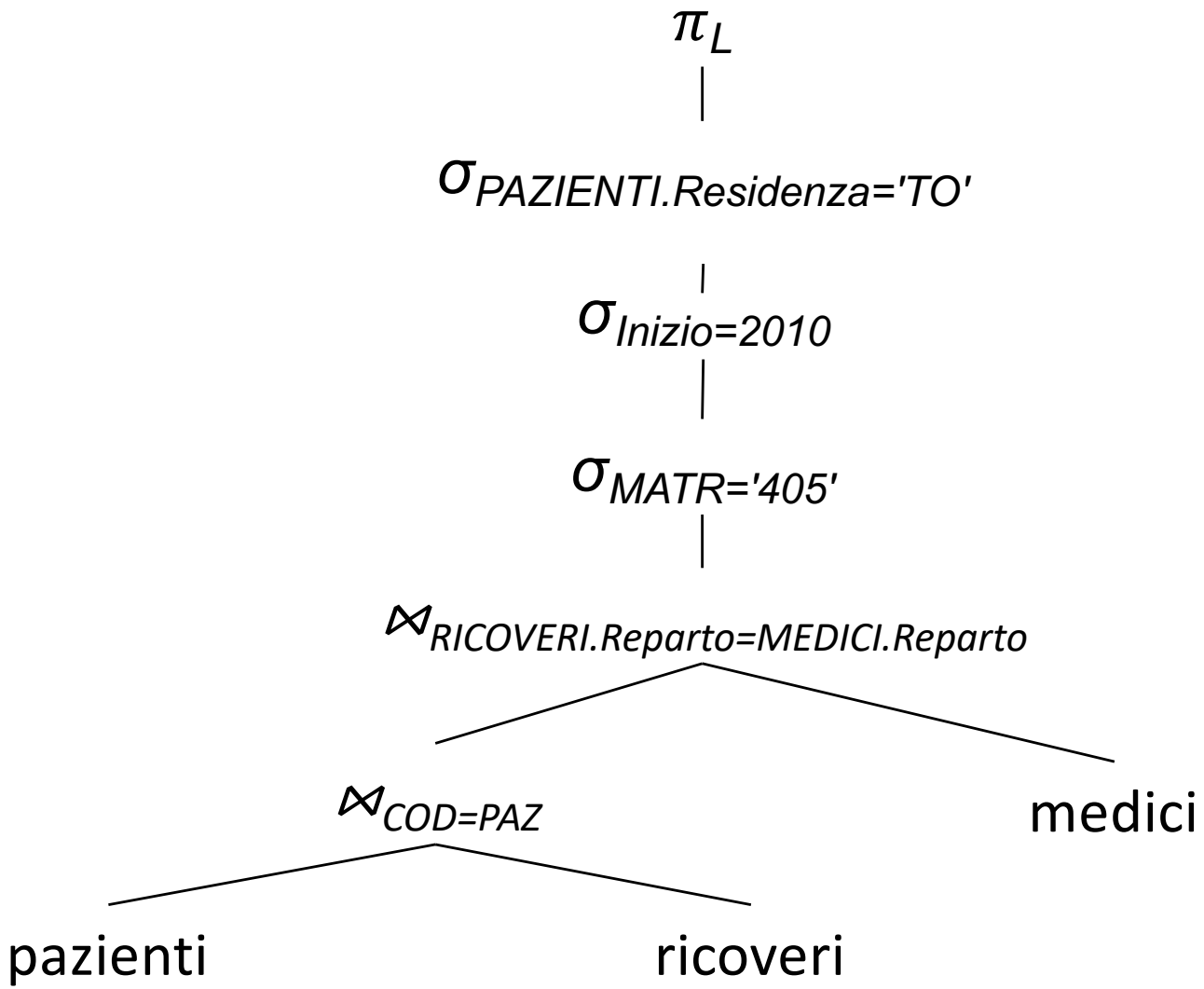
$$\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3} = \sigma_{p1}(\sigma_{p2}(\sigma_{p3}(\ldots)))$$

i singoli predicati sono più semplici e aumento la probabilità che essi soddisfino la condizione necessaria all'applicazione della proprietà distributiva

Esecuzione del passo 1



Esecuzione del passo 1



Spiegazione del passo 2

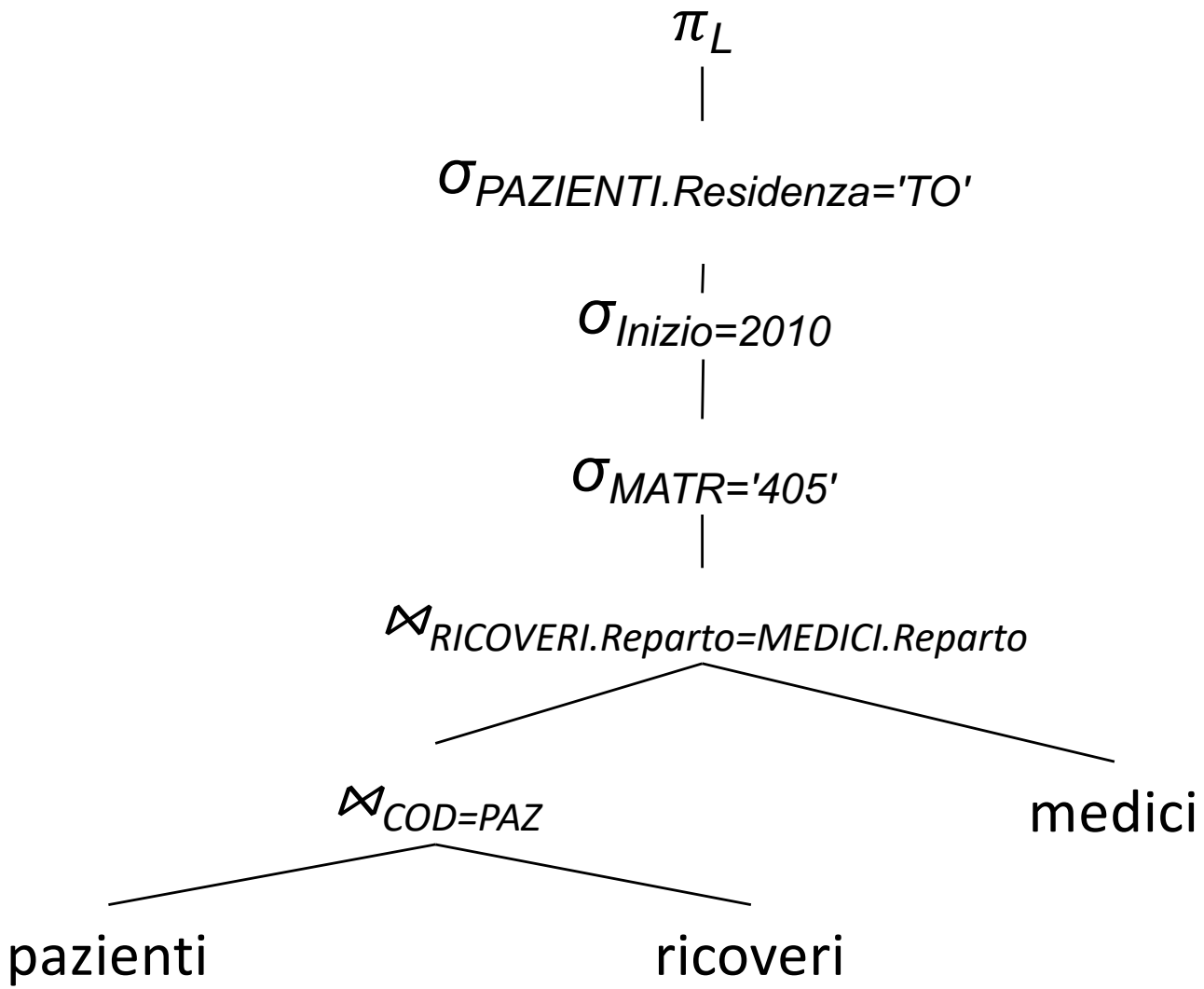
I predicati *p* della selezione sono in forma congiuntiva (non è una limitazione: si può ricondurre qualsiasi predicato a una congiunzione di disgiunzioni)

1. Decomporre gli AND
   - $\sigma_{p1 \wedge p2}(r) \rightarrow \sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r))$

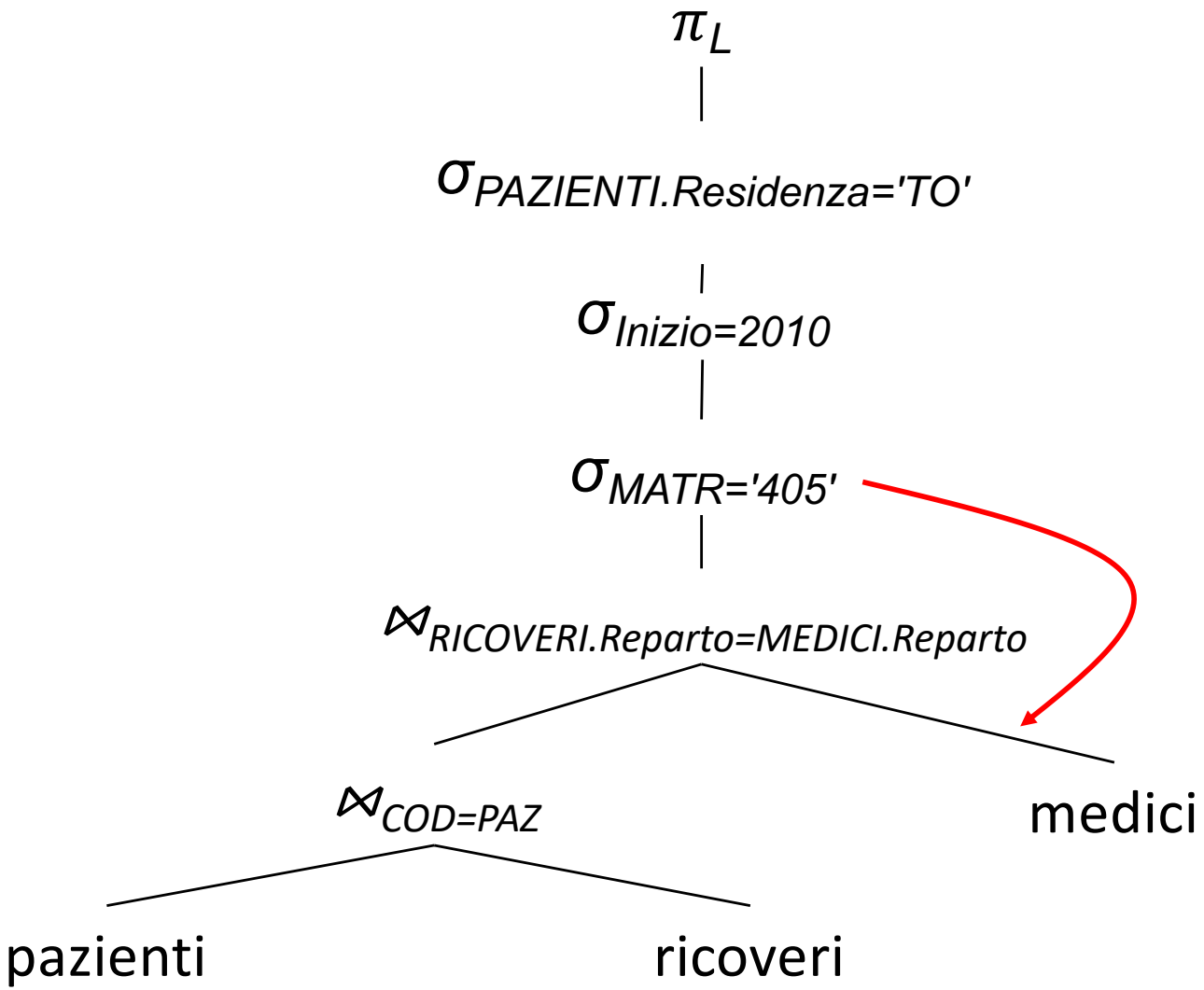
2. **Trasferire le selezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della selezione**

3. Trasferire le proiezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della proiezione

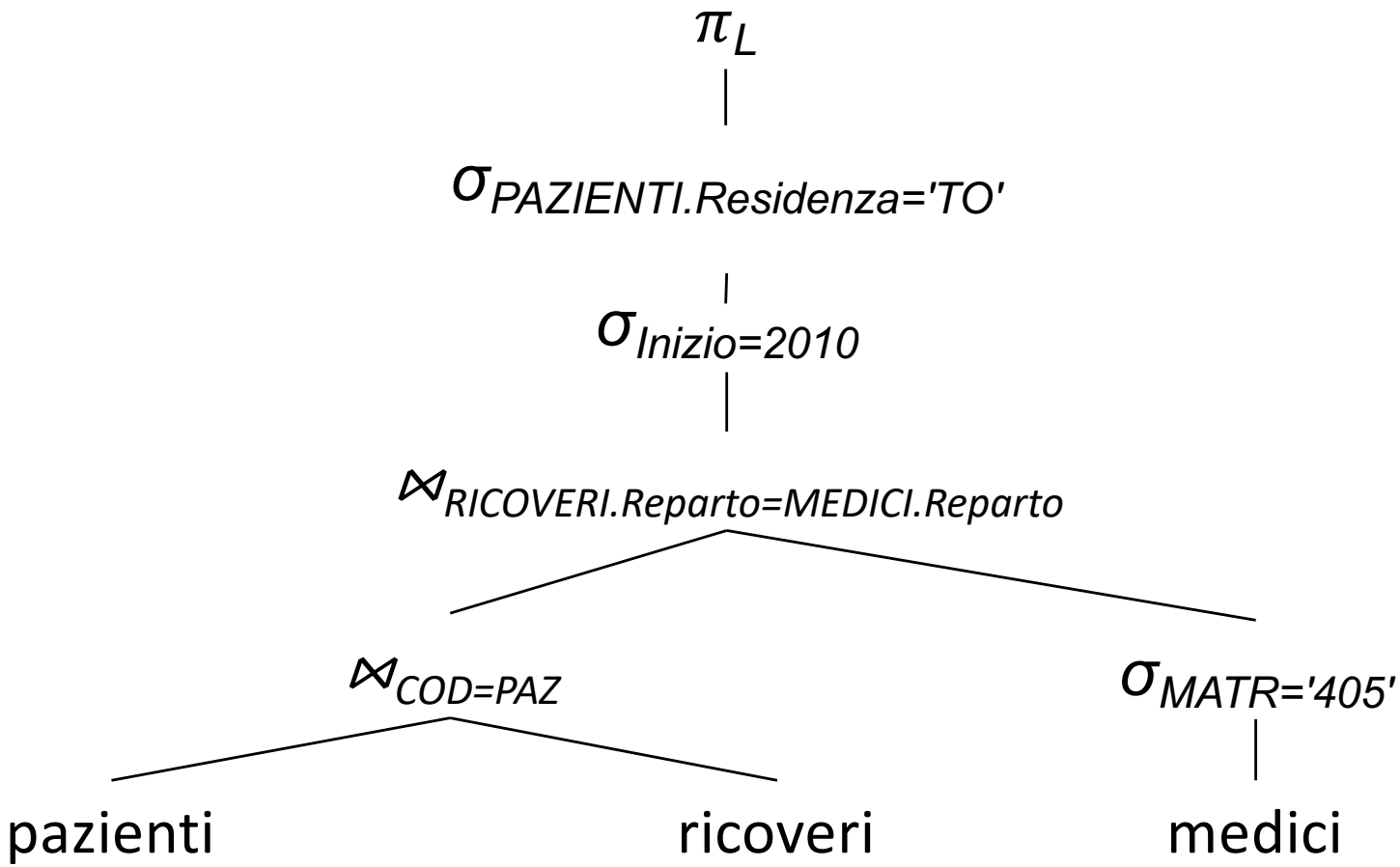
Esecuzione del passo 2



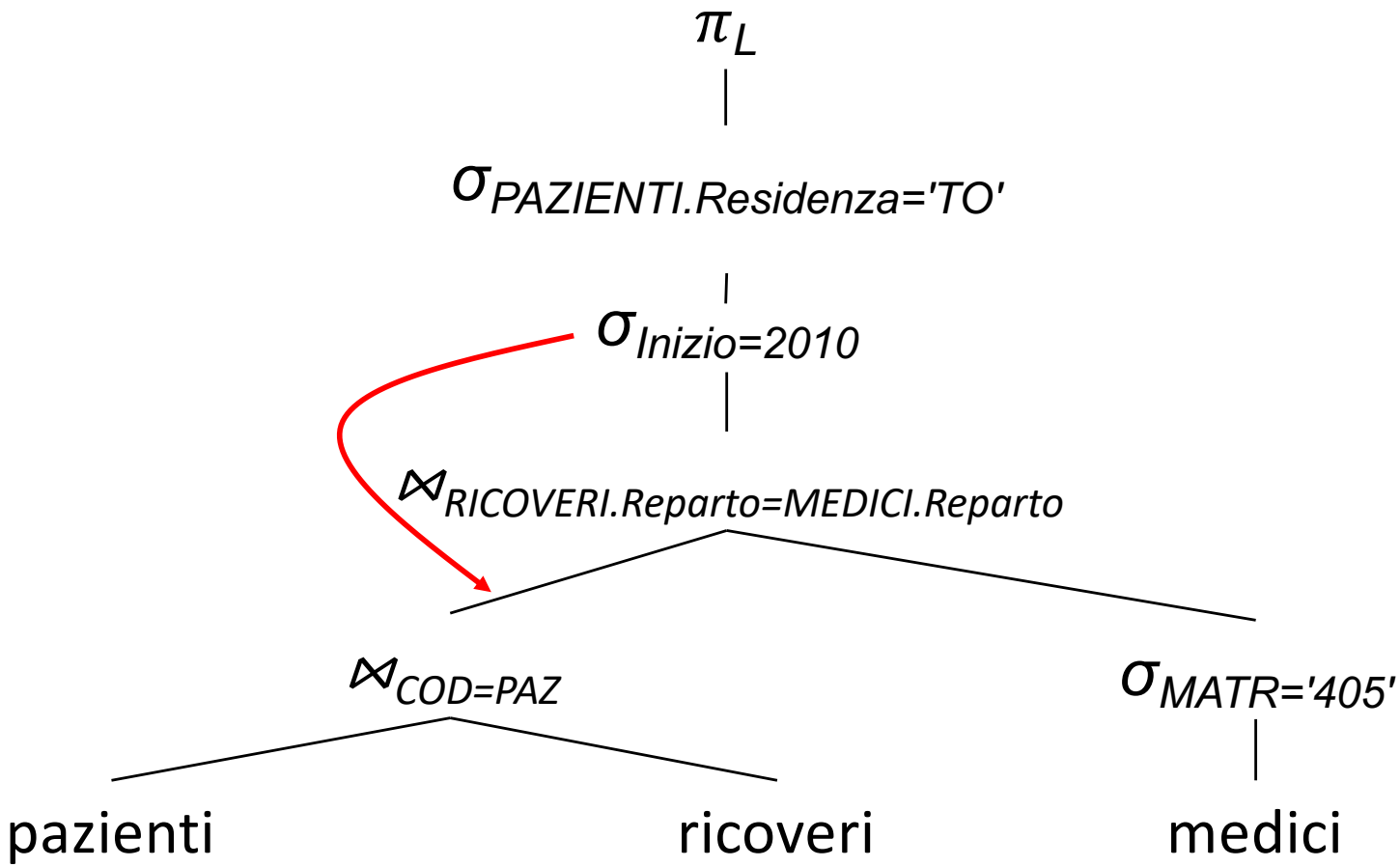
Esecuzione del passo 2



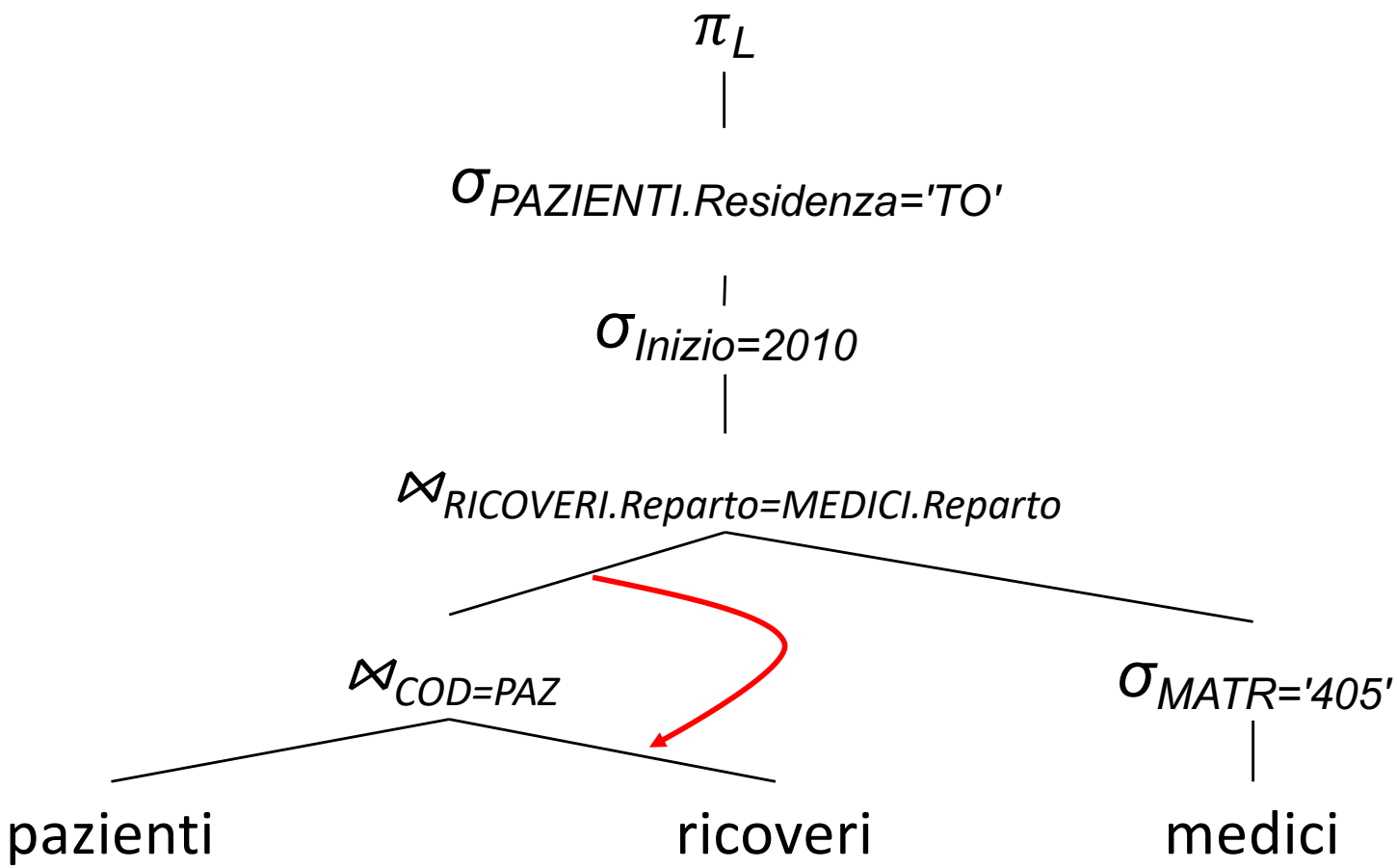
Esecuzione del passo 2



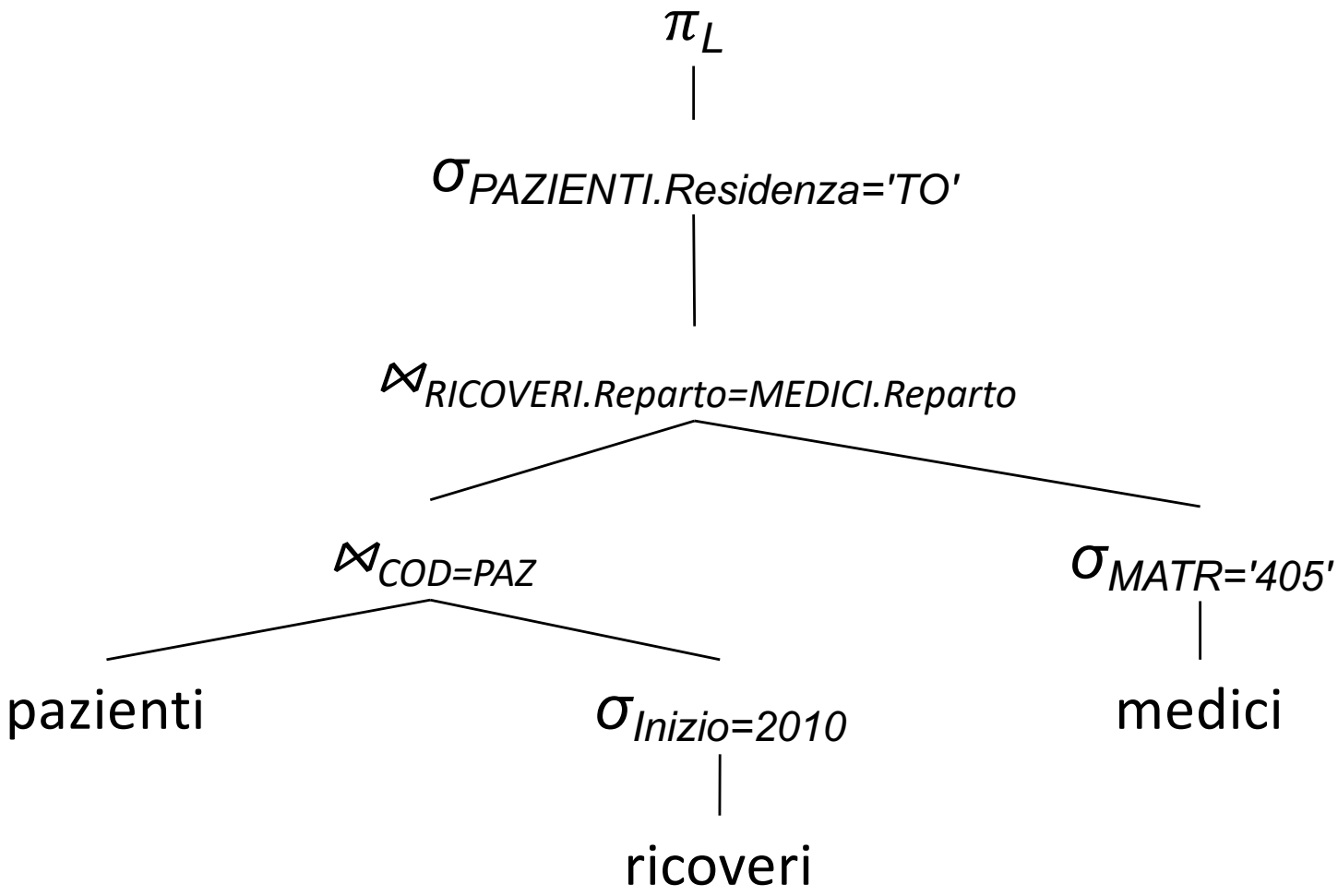
Esecuzione del passo 2



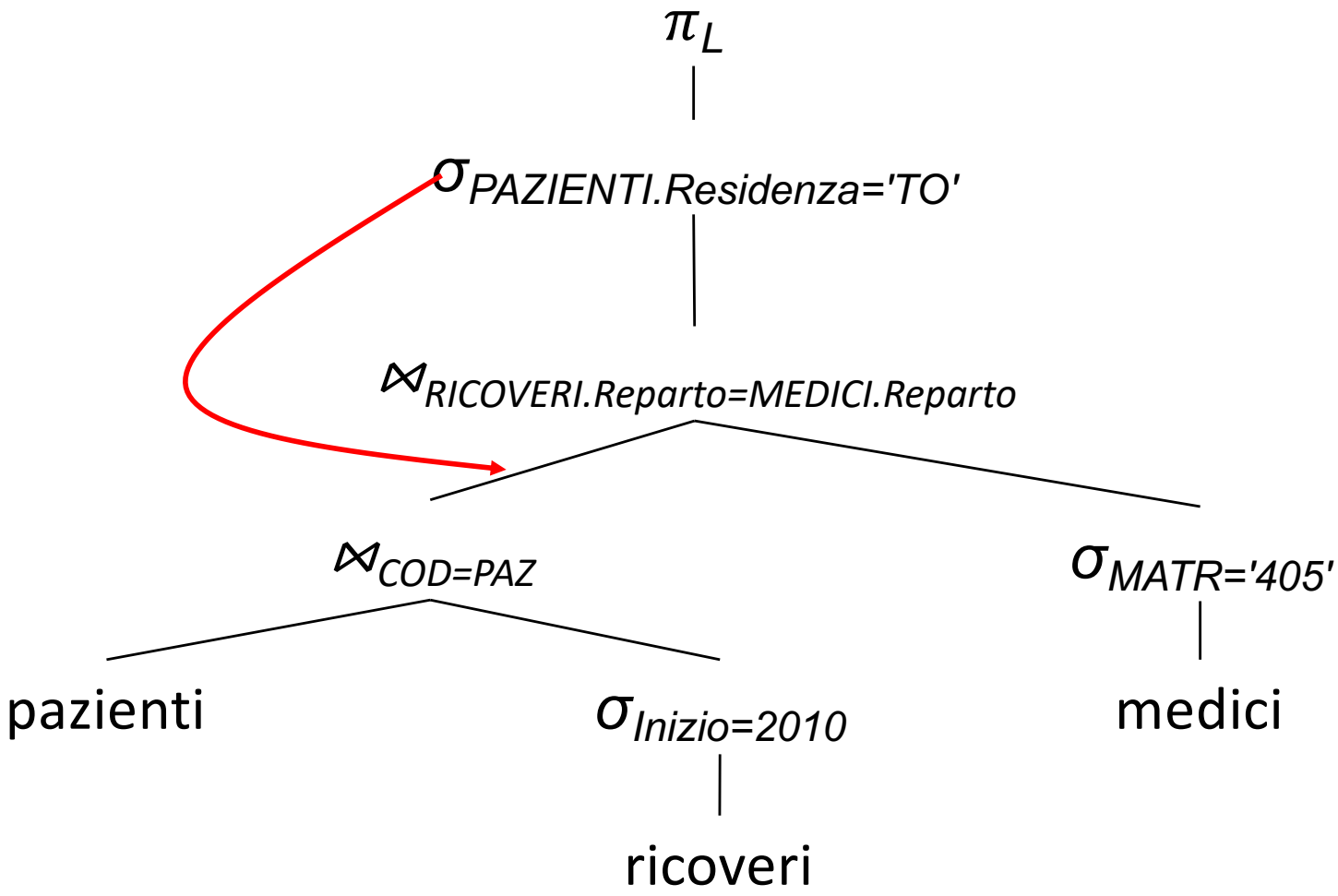
Esecuzione del passo 2



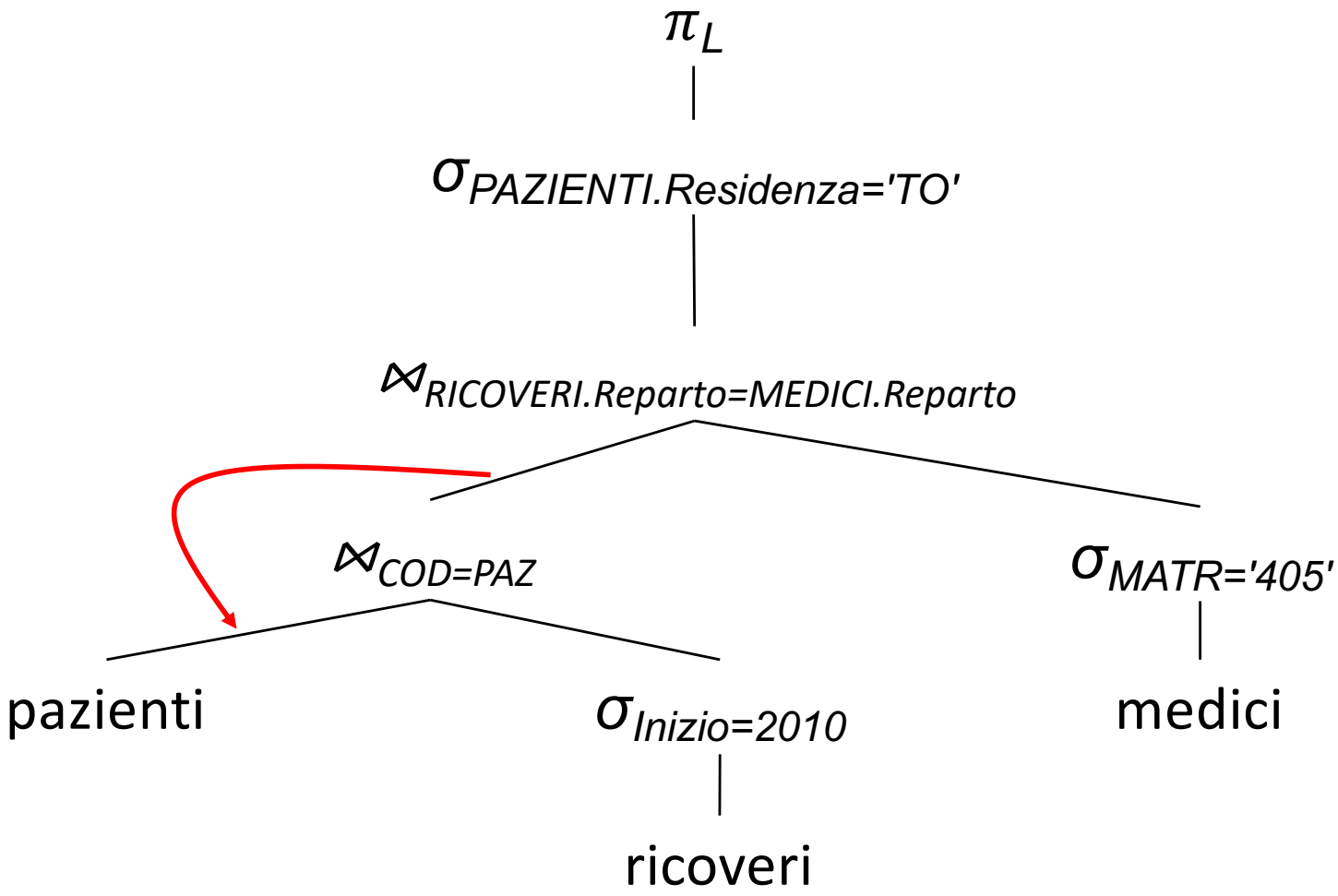
Esecuzione del passo 2



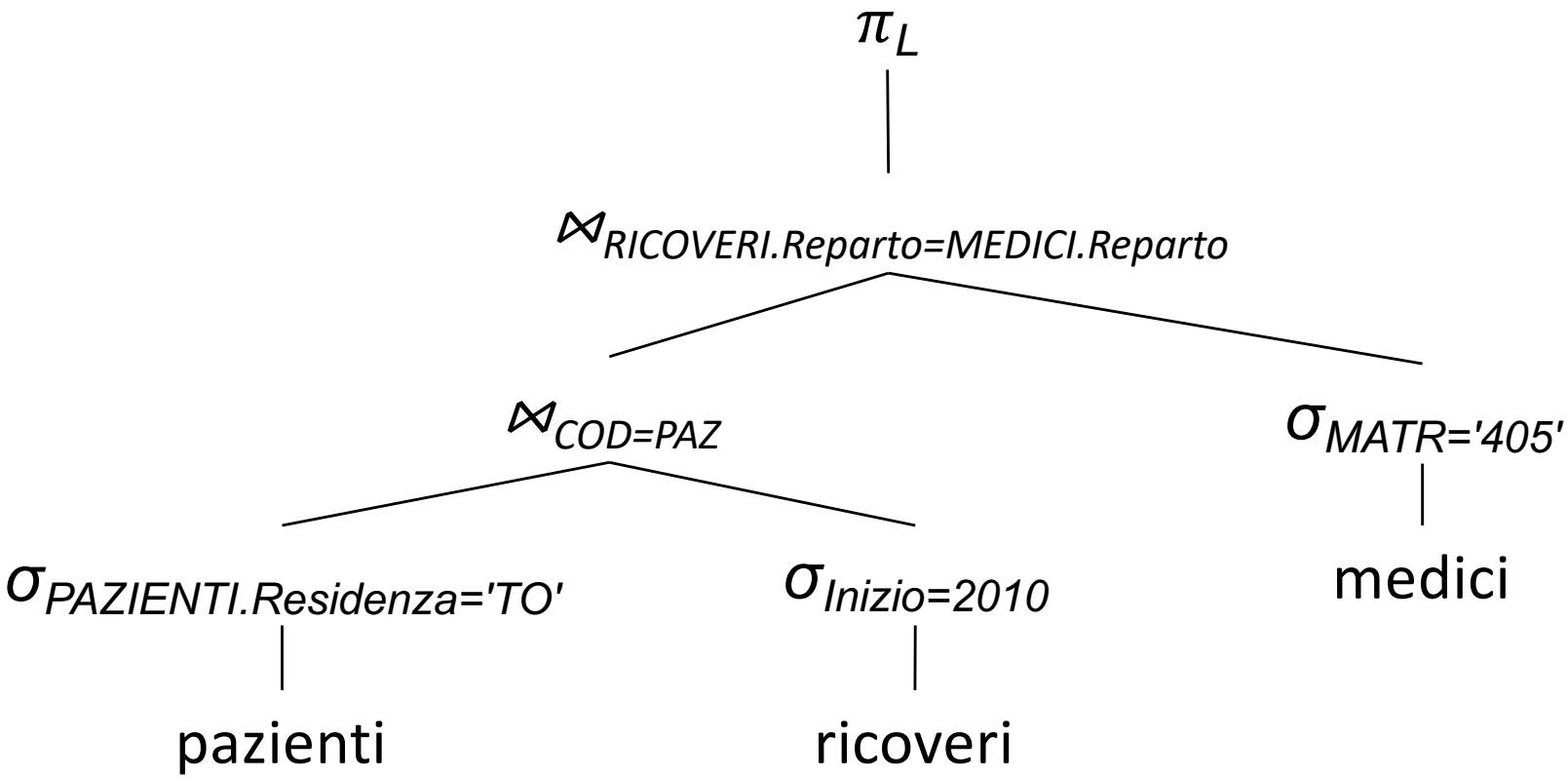
Esecuzione del passo 2



Esecuzione del passo 2



Esecuzione del passo 2



Spiegazione del passo 3

I predicati *p* della selezione sono in forma congiuntiva (non è una limitazione: si può ricondurre qualsiasi predicato a una congiunzione di disgiunzioni)

1. Decomporre gli AND
   - $\sigma_{p1 \wedge p2}(r) \rightarrow \sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r))$

2. Trasferire le selezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della selezione

3. **Trasferire le proiezioni verso le foglie finché è possibile con le proprietà distributive della proiezione**

Spiegazione del passo 3

- Simile al passo 2

Spiegazione del passo 4

4. **Ricondurre a un'unica selezione le selezioni multiple**
   - $\sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r)) \rightarrow \sigma_{p1 \wedge p2}(r)$

5. Riconoscere le sequenze di join
   - $\sigma_{\theta}(r \times s) \rightarrow r \bowtie_{\theta} s$

6. Ricondurre a un'unica proiezione le proiezioni multiple
   - $\pi_X(\pi_{X \cup Y}(r)) \rightarrow \pi_X(r)$

7. Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la variante di costo minimo

Spiegazione del passo 4

- A forza di trasferire le selezioni verso le foglie, le selezioni si fermano sui sottoalberi di competenza
- Potremmo quindi trovare delle selezioni in cascata (selezioni multiple)
- L'ottimizzatore ricompone insieme le selezioni multiple, applicando una sola selezione con una congiunzione di predicati

Spiegazione del passo 5

4. Ricondurre a un'unica selezione le selezioni multiple
   - $\sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r)) \rightarrow \sigma_{p1 \wedge p2}(r)$

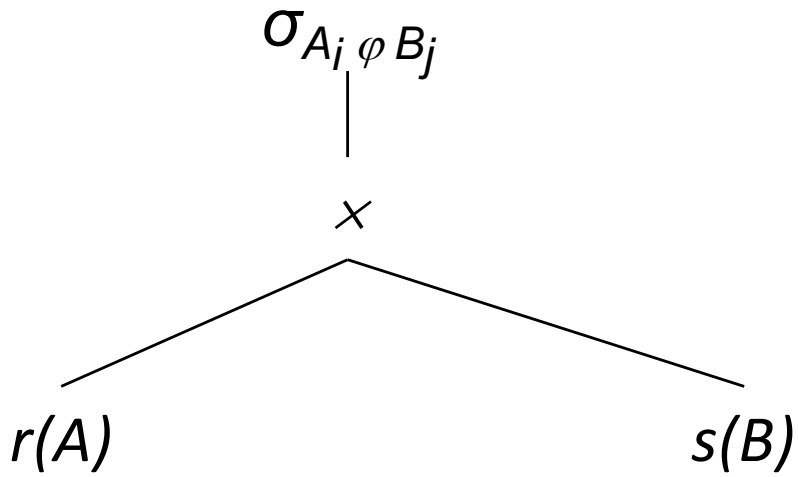
5. **Riconoscere le sequenze di join**
   - $\boldsymbol{\sigma_{\theta}(r \times s) \rightarrow r \bowtie_{\theta} s}$

6. Ricondurre a un'unica proiezione le proiezioni multiple
   - $\pi_X(\pi_{X \cup Y}(r)) \rightarrow \pi_X(r)$

7. Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la variante di costo minimo

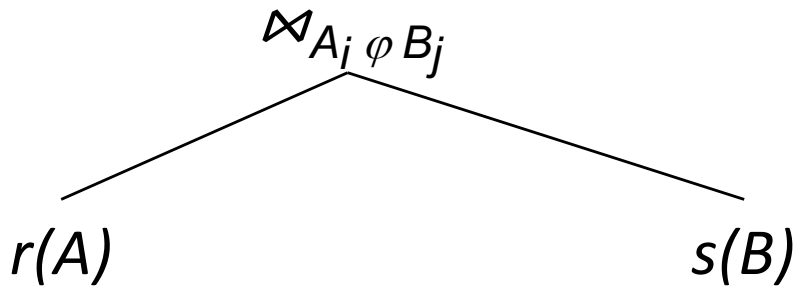
Spiegazione del passo 5

Capita spesso, anche in SQL, di trovarsi con delle selezioni che hanno come sottoalbero un prodotto cartesiano



Spiegazione del passo 5

Il passo 5 trasforma quindi il la selezione+prodotto cartesiano in un theta-join (tutti i DBMS hanno infatti algoritmi ottimizzati per eseguire i join)



Spiegazione del passo 6

4. Ricondurre a un'unica selezione le selezioni multiple
   - $\sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r)) \rightarrow \sigma_{p1 \wedge p2}(r)$

5. Riconoscere le sequenze di join
   - $\sigma_{\theta}(r \times s) \rightarrow r \bowtie_{\theta} s$

6. **Ricondurre a un'unica proiezione le proiezioni multiple**
   - $\pi_X(\pi_{X \cup Y}(r)) \rightarrow \pi_X(r)$

7. Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la variante di costo minimo

Spiegazione del passo 6

La spiegazione è ovvia!

Spiegazione del passo 7

4. Ricondurre a un'unica selezione le selezioni multiple
   - $\sigma_{p1}(\sigma_{p2}(r)) \rightarrow \sigma_{p1 \wedge p2}(r)$

5. Riconoscere le sequenze di join
   - $\sigma_{\theta}(r \times s) \rightarrow r \bowtie_{\theta} s$

6. Ricondurre a un'unica proiezione le proiezioni multiple
   - $\pi_{X}(\pi_{X \cup Y}(r)) \rightarrow \pi_{X}(r)$

7. **Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la variante di costo minimo**

Spiegazione del passo 7

Nel nostro caso di studio l'ottimizzatore esplora due alternative:

- $\pi_L(\boldsymbol{(\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri))} \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} \sigma_{p3}(medici))$
- $\pi_L(\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \boldsymbol{(\sigma_{p2}(ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} \sigma_{p3}(medici))})$

Come scegliere?

Introduciamo un approccio alternativo che stima **quantitativamente** i costi delle varie alternative

Aspetti quantitativi delle interrogazioni

I DBMS mantengono nel dizionario dei dati una serie di informazioni di tipo statistico su ogni tabella *r*, in particolare:

- ***CARD(r)*** $= |r|$ cardinalità della relazione
- ***SIZE(t)*** ampiezza della tupla in byte
- ***VAL(A_i,r)*** numero di valori distinti che appaiono nella colonna A_i all'interno della tabella *r*, ovvero

$$VAL(A_i,r) = |\pi_{A_i}(r)|$$

  - Ad esempio *VAL(Reparto,ricoveri) = 2*
  - Se A_i è chiave, $VAL(A_i,r) = CARD(r)$

Aspetti quantitativi delle interrogazioni

I DBMS mantengono nel dizionario dati una serie di informazioni di tipo statistico su ogni tabella *r*, in particolare:

- ***MIN(A_i,r)*** valore minimo di A_i contenuto in *r*
- ***MAX(A_i,r)*** valore massimo di A_i contenuto in *r*
- ***NPAGE(r)*** numero di pagine occupate da *r*
  NPAGE(r) = CARD(r)/fattore_di_bloccaggio
  - ***fattore_di_bloccaggio*** *è il numero massimo di tuple contenute in una pagina*

Analisi dei costi delle interrogazioni

L'analisi quantitativa dell'interrogazione permette di predire *ex-ante* il risultato della cardinalità della relazione risultato senza eseguirla

Stima del costo della selezione

Data la selezione $\sigma_p(r)$, conoscendo l'intervallo di variabilità della selezione $\sigma_p(r)$

$$0 \leq |\sigma_p(r)| \leq |r|,$$

si può modellare la cardinalità della selezione $\sigma_p(r)$ con un **fattore di selettività f_p** per la cardinalità di r

$$|\sigma_p(r)| = f_p \cdot |r|$$

Il fattore di selettività f_p è legato al solo predicato p di selezione e varia tra 0 e 1

Fattore di selettività

Il fattore di selettività f_p può essere interpretato come la probabilità che una tupla in *r* soddisfi il predicato di selezione *p,* ovvero la stima della percentuale di tuple che soddisfano il predicato di selezione

Come possiamo stimare f_p?

Fattore di selettività

I DBMS hanno a disposizione un formulario anche molto avanzato per il calcolo del fattore di selettività f_p

Noi ricaviamo una stima di f_p in una versione più grossolana, ma sufficiente ai nostri scopi assumendo:

- una **distribuzione uniforme** dei valori all'interno delle varie colonne, cioè ignoriamo il fatto che alcuni valori possono essere più probabili di altri
- **assenza di correlazione** tra attributi diversi

Fattore di selettività (predicati atomici)

Predicato p	Stima di f_p
$A_i = v$	$\frac{1}{VAL(A_i, r)}$
$A_i \leq v$	$\frac{v - MIN(A_i, r)}{MAX(A_i, r) - MIN(A_i, r)}$
$A_i \geq v$	$\frac{MAX(A_i, r) - v}{MAX(A_i, r) - MIN(A_i, r)}$
$v_1 \leq A_i \leq v_2$	$\frac{v_2 - v_1}{MAX(A_i, r) - MIN(A_i, r)}$

- Con l'assunzione di uniformità su tutti i valori, abbiamo che VAL(A_i,r)=MAX(A_i,r)-MIN(A_i,r)+1 (perché non abbiamo «buchi») e quindi le prime tre righe risultano essere un caso particolare dell'ultima riga. Tuttavia, quando ci sono buchi, le stime fornite dalle formule nella tabella sono più precise.
- Poiché stiamo ricavando una stima, trascuriamo alcuni termini (ad es. l'ultima riga più precisamente sarebbe $f_p=(v_2–v_1+1)/(MAX(A_i,r) – MIN(A_i,r) + 1)$).
- Quando v, v_1 e v_2 non sono compresi tra MIN(A_i,r) e MAX(A_i,r), le formule devono essere aggiustate (ad es. nella prima riga, invece di f_p = 1/VAL(A_i,r), bisogna avere f_p = 0).

Fattore di selettività (predicati composti)

Predicato p	Stima di f_p
$p_1 \wedge p_2 \wedge \ldots \wedge p_n$	$f_{p_1} \cdot f_{p_2} \cdot \ldots \cdot f_{p_n}$
$\neg p$	$1 - f_p$
$p_1 \vee p_2 \vee \ldots \vee p_n$	$1 - ((1 - f_{p_1}) \cdot (1 - f_{p_2}) \cdot \ldots \cdot (1 - f_{p_n}))$

L'OR si dimostra da AND e NOT con De Morgan:

$\neg\neg(p_1 \vee p_2 \vee \ldots \vee p_n) = \neg(\neg p_1 \wedge \neg p_2 \wedge \ldots \wedge \neg p_n)$

Stima della cardinalità del join

Per i nostri scopi, ci limiteremo a studiare l'equi-join

$$|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)|$$

- Iniziamo notando che per il prodotto cartesiano abbiamo

$$|r(A) \times s(B)| = CARD(r) \cdot CARD(s)$$

- Se ci accontentiamo di una stima grezza possiamo dire che

$$0 \leq |r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)| \leq CARD(r) \cdot CARD(s)$$

- Ma possiamo ricavare una stima più utile con il fattore di selettività…

Stima della cardinalità del join

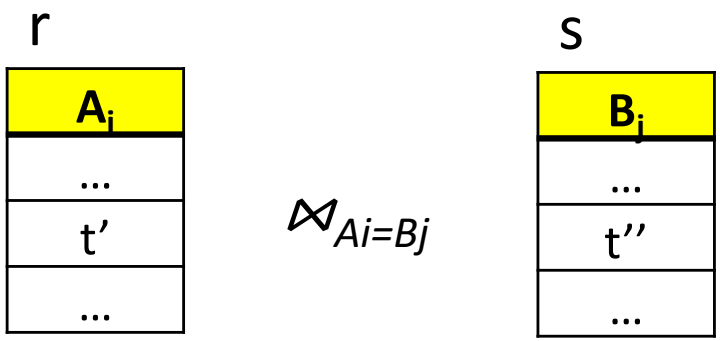
Per stimare $|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)|$, consideriamo prima **una singola tupla $t' \in r$** per cui $t'[A_i]=v$ (v è una costante):

- la probabilità che **una singola tupla $t'' \in s$** sia tale che $t''[B_j]=v$ è $1/VAL(B_j, s)$
- considerando **tutta la relazione s**, ci saranno $(1/VAL(B_j, s)) \cdot CARD(s)$ tuple t'' per cui $t''[B_j]=v$.

Se esistesse un vincolo di integrità referenziale «$r(A_i)$ *referenzia* $s(B_j)$», dato che B_j sarebbe chiave di s, B_j non avrebbe valori ripetuti e $VAL(B_j, s) = CARD(s)$, cioè $1/VAL(B_j, s) \cdot CARD(s) = 1$, cioè avremmo una e una sola tupla t'' per ogni tupla t'.

Se non esiste il vincolo di integrità referenziale, sappiamo che la stima precedente è ottimistica perché potrebbe non esserci nessuna tupla in s tale che $t''[B_j]=v$.

Stima della cardinalità del join



Stima della cardinalità del join

Consideriamo ora **tutte le tuple $t' \in r$**:

La stima ottimistica della cardinalità del join diventa quindi:

$$|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)| = (1/VAL(B_j, s)) \cdot CARD(s) \cdot CARD(r)$$

Non ho ancora finito!

Stima della cardinalità del join

Dato che vale la proprietà commutativa del join, posso ripetere il ragionamento che ha portato a

$$|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)| = \mathbf{(1/VAL(B_j, s))} \cdot CARD(s) \cdot CARD(r)$$

partendo da *s* invece che da *r* e ottengo:

$$|s(B) \bowtie_{B_j=A_i} r(A)| = \mathbf{(1/VAL(A_i, r))} \cdot CARD(r) \cdot CARD(s)$$

Rispetto al caso precedente cambia solo il fattore di selettività:

$1/VAL(A_i, r)$ invece di $1/VAL(B_j, s)$

Stima della cardinalità del join

Entrambe le formule sono delle stime ottimistiche, cioè delle sovrastime. Se consideriamo il minimo delle due, abbiamo una sovrastima migliore.

La cardinalità del join diventa:

$$|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)| = \min\{1/VAL(A_i, r) \cdot CARD(r) \cdot CARD(s), \\ 1/VAL(B_j, s) \cdot CARD(s) \cdot CARD(r)\}$$

Cioè

$$|r(A) \bowtie_{A_i=B_j} s(B)| = \min\{1/VAL(A_i, r), 1/VAL(B_j, s)\} \cdot CARD(r) \cdot CARD(s)$$

Caso di studio

$$\pi_L(\sigma_{PAZIENTI.Residenza='TO' \wedge Inizio=2010 \wedge MATR='405'}((pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$$

Con

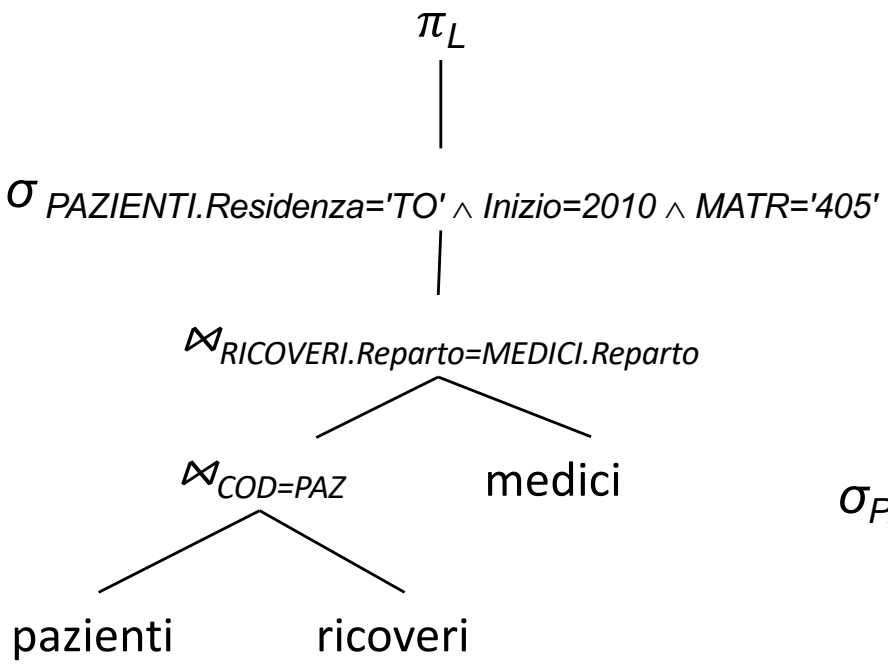
- *p1: PAZIENTI.Residenza='TO'*
- *p2: Inizio=2010*
- *p3: MATR='405'*

Caso di studio

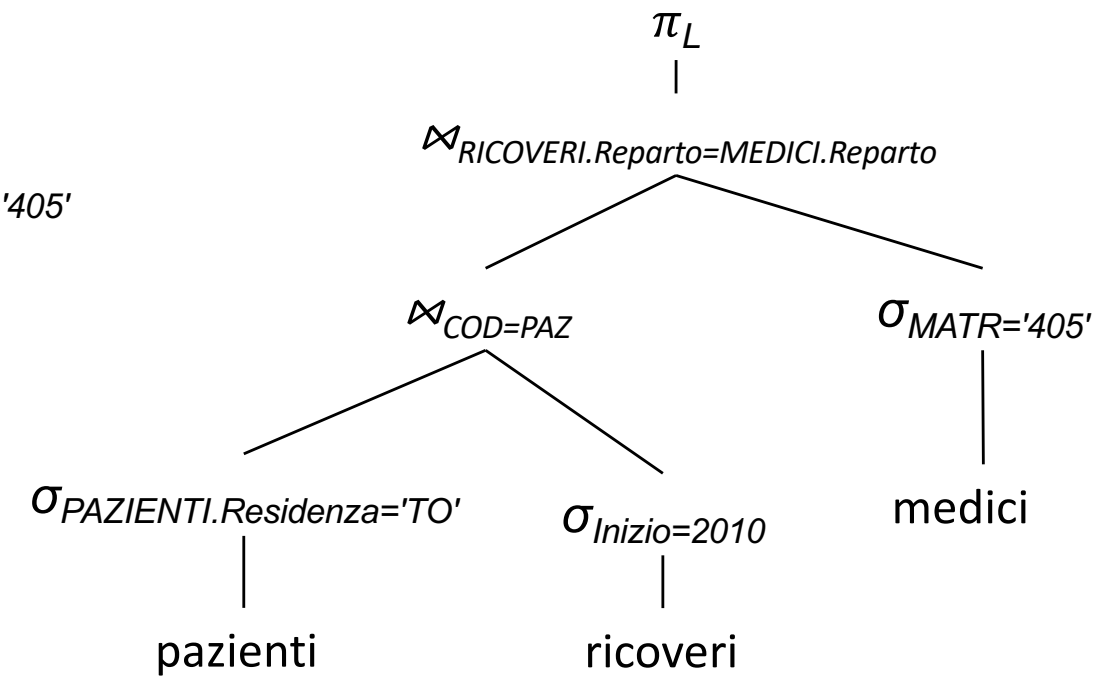
$\pi_L(\sigma_{PAZIENTI.Residenza='TO' \wedge Inizio=2010 \wedge MATR='405'}((pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri) \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici))$

Confrontiamo i costi dell'interrogazione prima e dopo i passi 1-6 dell'algoritmo di ottimizzazione logica

Prima



Dopo



Caso di studio

Dizionario dati:

- CARD(pazienti) = 10^5
- CARD(ricoveri) = 10^5
- CARD(medici) = 100
- CARD(reparti) = 10
- VAL(Inizio,ricoveri) = 10 (supponiamo di memorizzare solo gli anni (dieci))
- VAL(reparto,ricoveri) = 10
- VAL(residenza,pazienti) = 100
- VAL(PAZ,ricoveri) = 10^5
- VAL(reparto,medici) = 10

Caso di studio

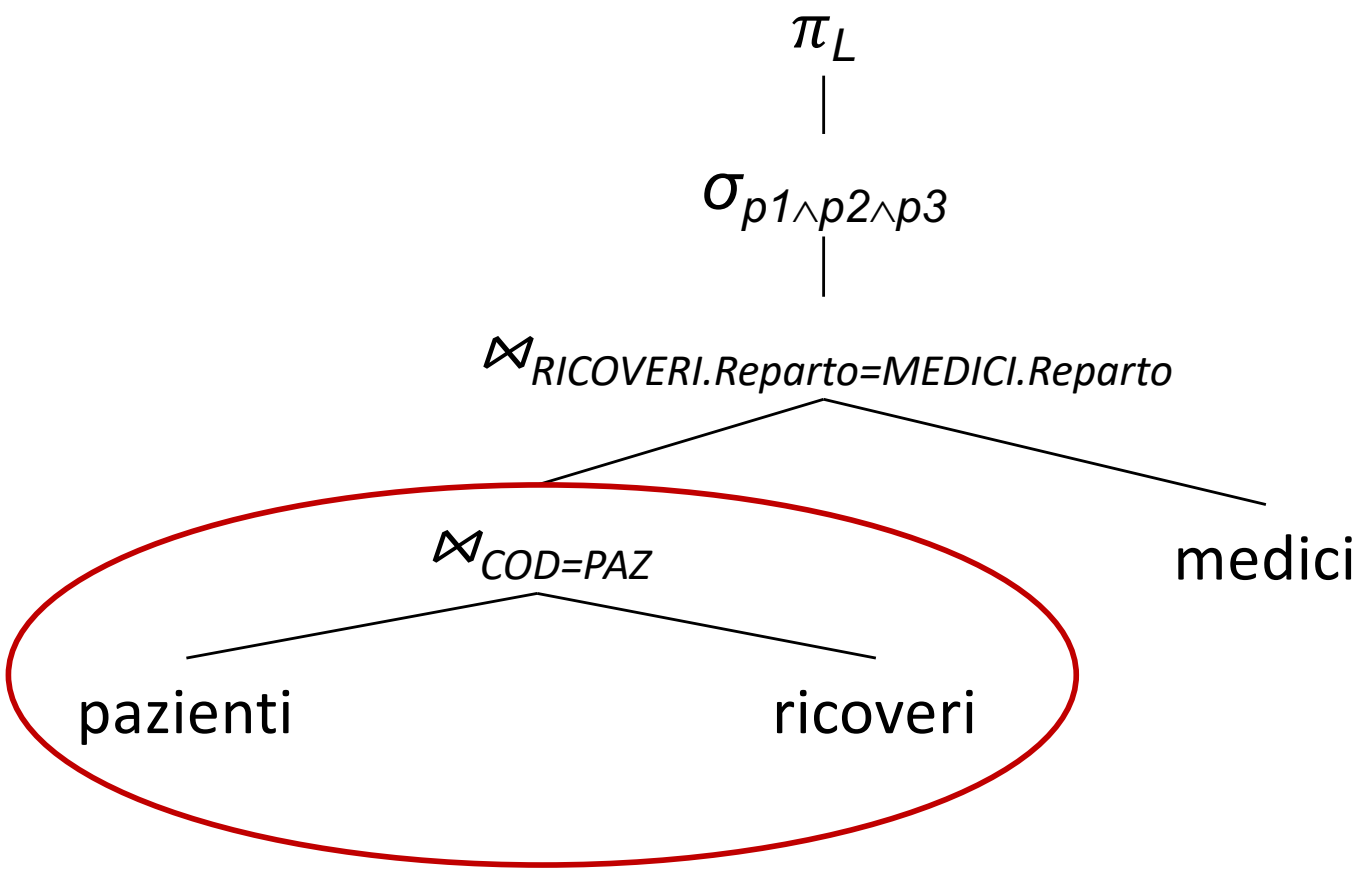
Posso già calcolare i fattori di selettività dei predicati

- *p1: PAZIENTI.Residenza='TO'*
- *p2: Inizio=2010*
- *p3: MATR='405'*

cioè

- f_{p1} *= 1/VAL(residenza,pazienti) = 1/100*
- f_{p2} *= 1/VAL(Inizio,ricoveri) = 1/10*
- f_{p3} *= 1/VAL(MATR,medici) =* ***1/CARD(medici)*** *= 1/100*

Caso di studio (prima)



Caso di studio (prima)

Partendo dalle foglie e andando verso la radice,
per ogni operatore calcolo quante tuple «muove» (cioè prende in considerazione per elaborarle) e quante tuple produce in output (che verrà usato come input per l'operatore successivo)

Caso di studio (prima)

Valutiamo il join

$$r1 := pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri$$

Muove $|pazienti| \cdot |ricoveri|$ tuple

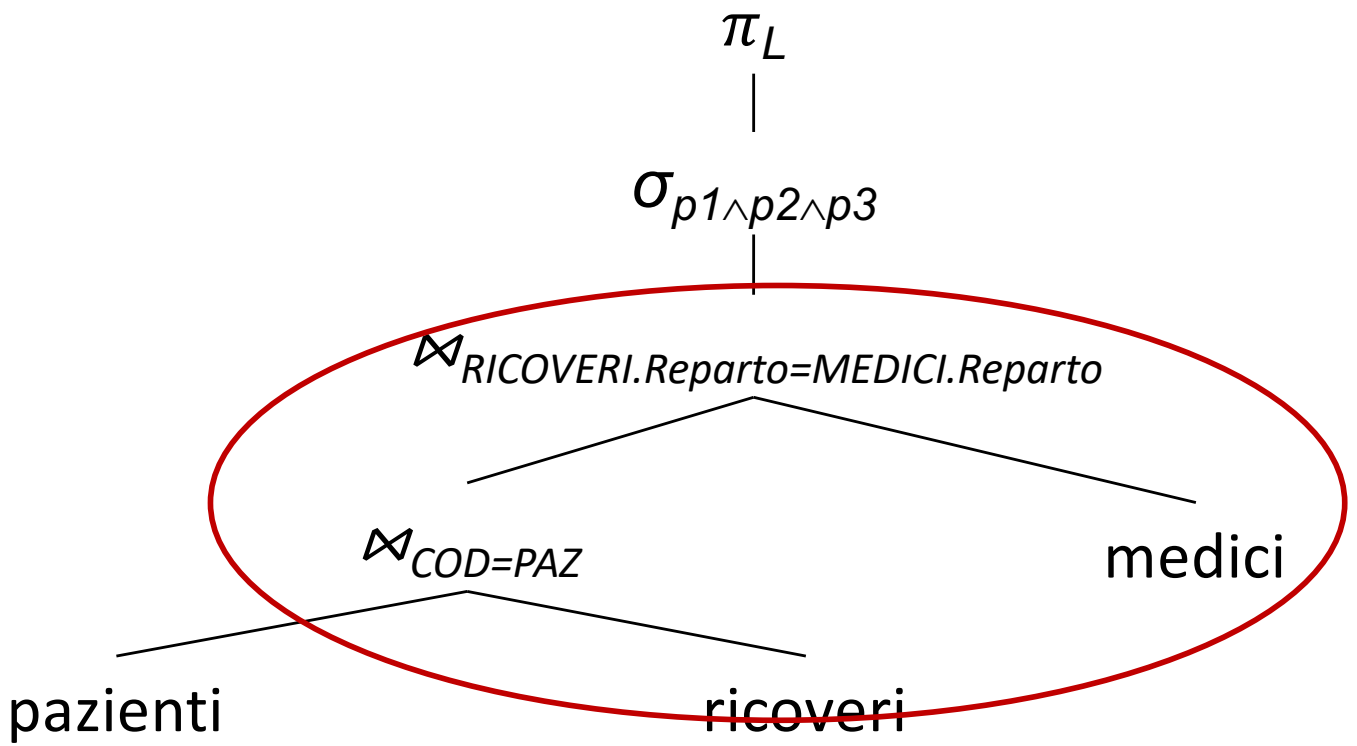
Per la cardinalità dell'output applichiamo la stima della cardinalità del join:

$|pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri| =$
$min\{1/VAL(COD, pazienti) \cdot CARD(pazienti) \cdot CARD(ricoveri),$
$1/VAL(PAZ, ricoveri) \cdot CARD(pazienti) \cdot CARD(ricoveri)\}$

COD è chiave di pazienti quindi $VAL(COD, pazienti) = CARD(pazienti)$ e

$|pazienti \bowtie_{COD=PAZ} ricoveri| =$
$min\{CARD(ricoveri), 1/VAL(PAZ, ricoveri) \cdot CARD(pazienti) \cdot CARD(ricoveri)\} =$
$min\{10^5, 1/10^5 \cdot 10^5 \cdot 10^5\} = 10^5$

Caso di studio (prima)



Caso di studio (prima)

Se *r1* è il risultato del join precedente, dobbiamo valutare il join

$$r2 := r1 \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici$$

r2 muove $|r1| \cdot |medici|$ tuple

e produce, applicando la stima della cardinalità del join:

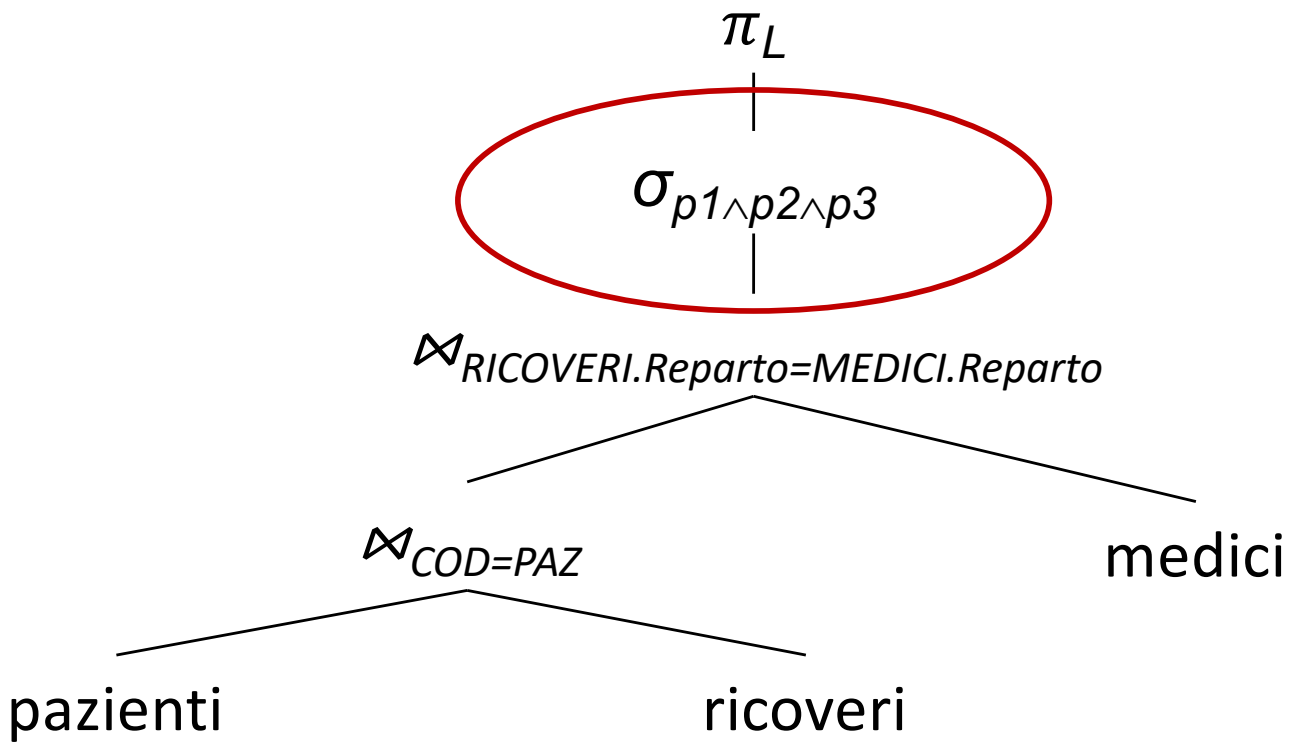
$$|r1 \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} medici| =$$

$$min\{1/VAL(Reparto, r1), 1/VAL(Reparto, medici)\} \cdot CARD(r1) \cdot CARD(medici)$$

$$= min(1/10, 1/10) \cdot 10^5 \cdot 10^2$$

$$= 1/10 \cdot 10^5 \cdot 10^2 = 10^6$$

Caso di studio (prima)



Caso di studio (prima)

A questo punto abbiamo la selezione $\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}$ che elabora le 10^6 tuple del risultato precedente (r2).

Dati i fattori di selettività $f_{p1} = 1/100$, $f_{p2} = 1/10$, $f_{p3} = 1/100$, produce:

$$\text{r3} := |\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}(r2)| =$$

$$f_{p1} \cdot f_{p2} \cdot f_{p3} \cdot CARD(r2) = 1/100 \cdot 1/10 \cdot 1/100 \cdot 10^6$$

$$= 10$$

Caso di studio (prima)

Qual è la massa di tuple coinvolte dall'interrogazione prima dell'ottimizzazione (ignorando per semplicità la proiezione)?

Consideriamo le tuple coinvolte da ogni operazione:

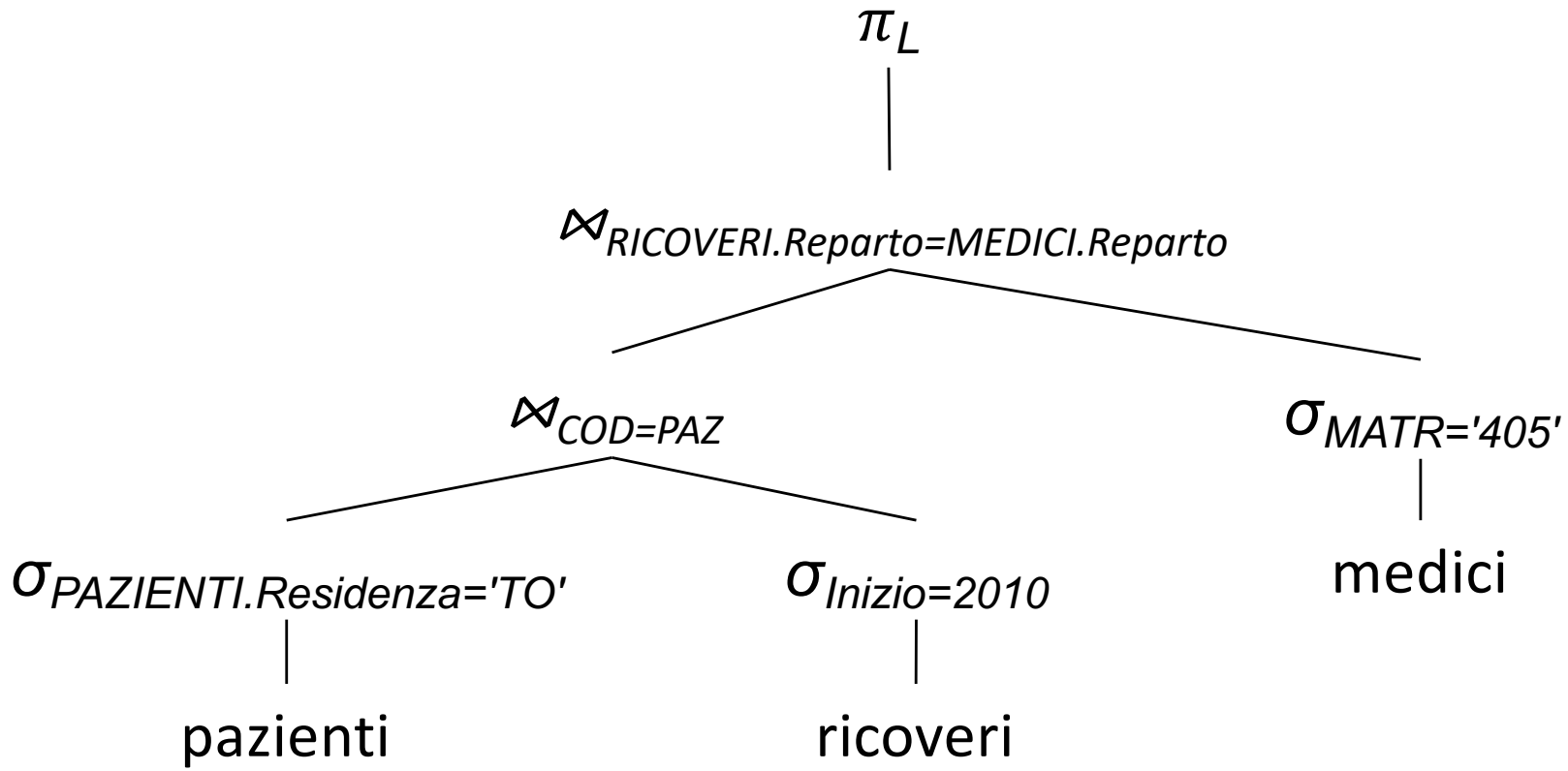
- *r1 := pazienti* $\bowtie_{COD=PAZ}$ *ricoveri*
  combina 10^5 tuple di *medici* con 10^5 tuple di *ricoveri* per restituire 10^5 tuple
- *r2 := r1* $\bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto}$ *medici*
  combina 10^5 tuple di *r1* con 10^2 tuple di *medici* per restituire 10^6 tuple
- *r3* := $\sigma_{p1 \wedge p2 \wedge p3}$*(r2)* valuta 10^6 tuple di *r2* per restituire 10 tuple

Quindi sono coinvolte $10^5 \cdot 10^5 + 10^5 \cdot 10^2 + 10^6$ tuple

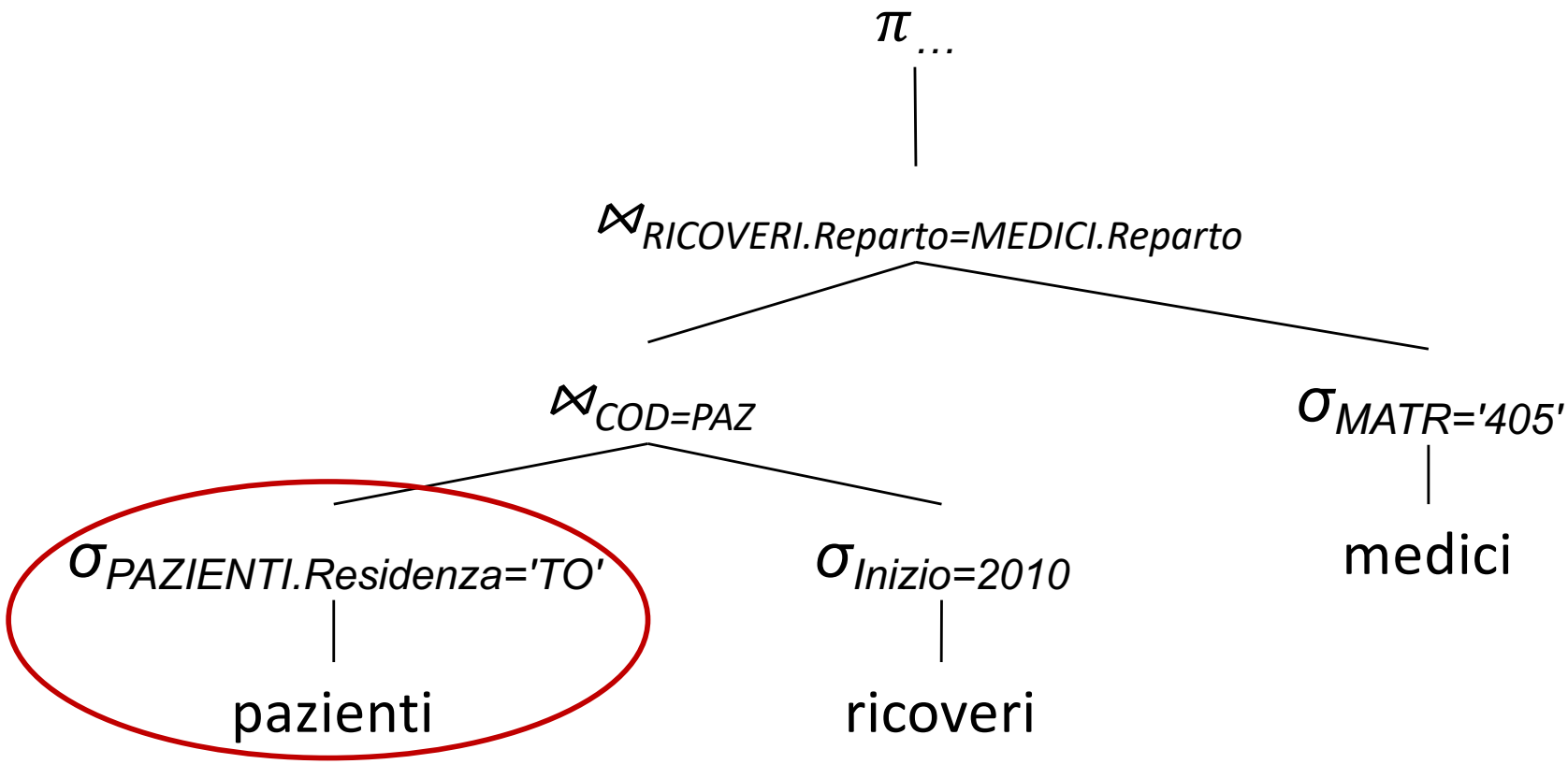
Considerando il valore dominante, $10^5 \cdot 10^5 = 10^{10}$, «muoviamo» 10^{10} tuple per avere approssimativamente 10 tuple

Caso di studio (dopo)

Consideriamo ora il costo <u>dopo</u> i passi 1-6 dell'algoritmo di ottimizzazione logica



Caso di studio (dopo)



Caso di studio (dopo)

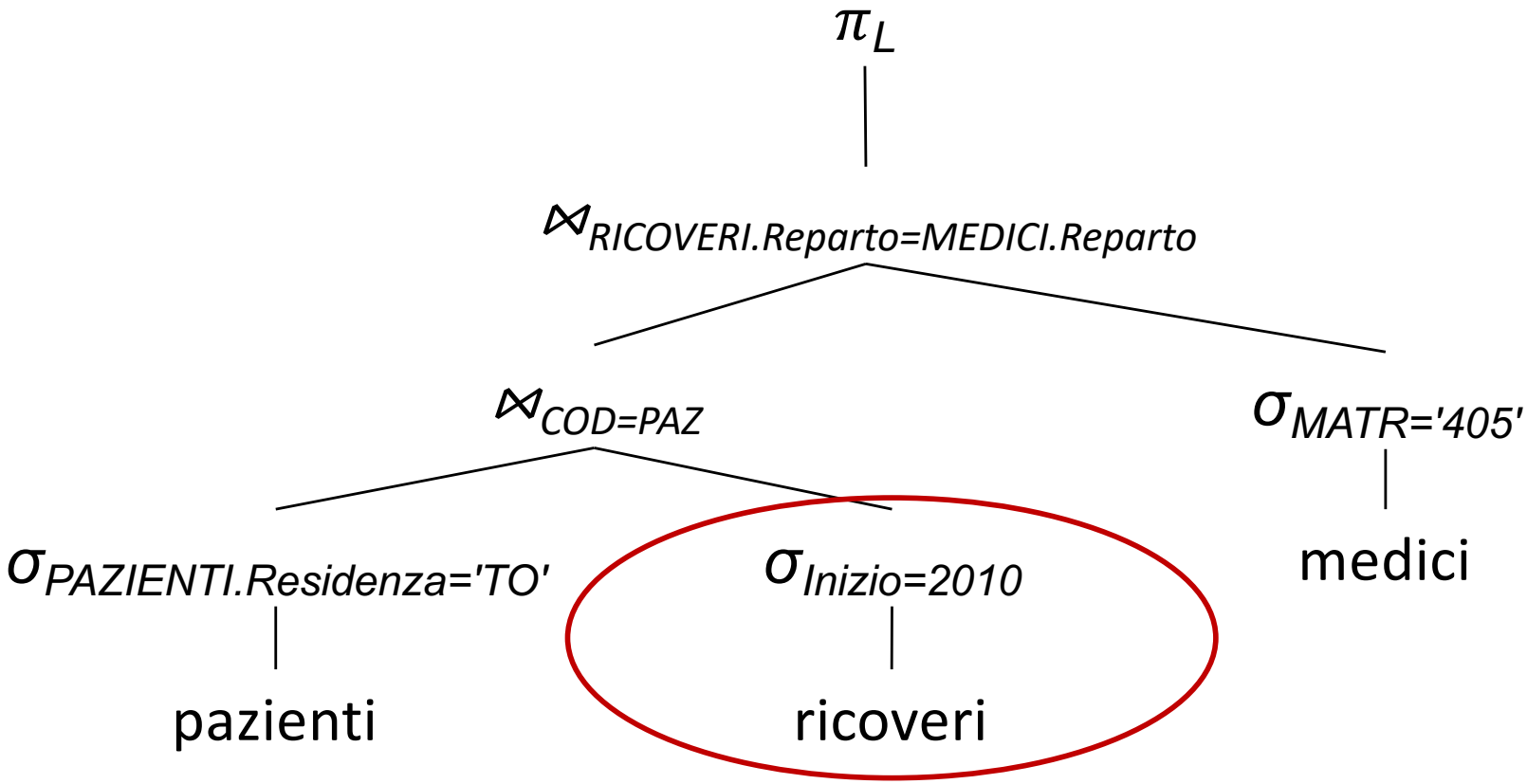
Quante tuple «muove» la selezione $\sigma_{PAZIENTI.Residenza='TO'}(pazienti)$?

Sono esattamente le tuple della relazione *pazienti*, ovvero 10^5

Quante tuple produce?

$$|\sigma_{PAZIENTI.Residenza='TO'}(pazienti)| = f_{p1} \cdot CARD(pazienti) = 1/100 \cdot 10^5 = 10^3$$

Caso di studio (dopo)



Caso di studio (dopo)

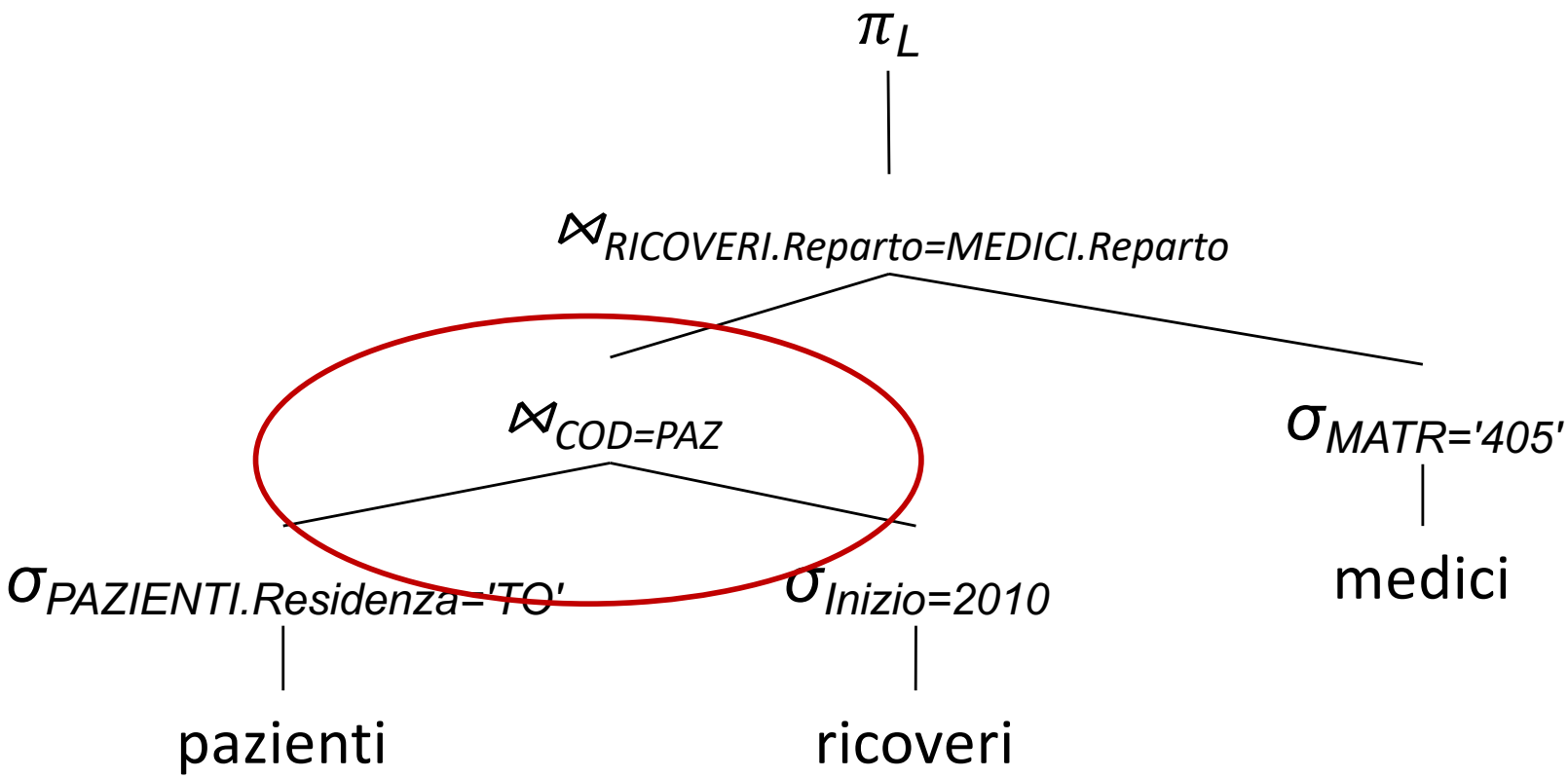
Quante sono le tuple coinvolte dalla selezione $\sigma_{Inizio=2010}(ricoveri)$?

Sono esattamente le tuple della relazione *ricoveri*, ovvero 10^5.

Quante tuple produce?

$$|\sigma_{Inizio=2010}(ricoveri)| = f_{p2} \cdot CARD(ricoveri) = 1/10 \cdot 10^5 = 10^4$$

Caso di studio (dopo)



Caso di studio (dopo)

Quante sono le tuple coinvolte dal join

$$r1' := \sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)\ ?$$

Questa volta il join lavora su $10^3 \cdot 10^4 = 10^7$ tuple.

Quante tuple produce?

Caso di studio (dopo)

Quante tuple produce $r1' := \sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)$?

Stimo la cardinalità dell'equi-join

$$|\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)| =$$

$$min\{1/VAL(COD, \boldsymbol{\sigma_{p1}(pazienti)}), 1/VAL(PAZ, \boldsymbol{\sigma_{p2}(ricoveri)})\} \cdot$$
$$CARD(\boldsymbol{\sigma_{p1}(pazienti)}) \cdot CARD(\boldsymbol{\sigma_{p2}(ricoveri)})$$

Non conosco però $VAL(COD, \boldsymbol{\sigma_{p1}(pazienti)})$ e $VAL(PAZ, \boldsymbol{\sigma_{p2}(ricoveri)})$.

Euristica del DBMS per la stima

Posso stimare *VAL(COD, σ_{p1}(pazienti))* partendo dai dati che il DBMS conosce.

Il numero da stimare non può essere maggiore di:

- *VAL(COD,pazienti) = 10^5*
  (numero di tuple in pazienti con valori distinti per COD)
- *CARD(σ_{p1} (pazienti)) = $f_{p1} \cdot$ CARD(pazienti) = 1/100 $\cdot$ 10^5 = 10^3*
  (numero di tuple nel risultato della selezione σ_{p1})

Quindi:

$$VAL(COD, \boldsymbol{\sigma_{p1}(pazienti)}) =$$

$$min\{VAL(COD,pazienti), CARD(\sigma_{p1}(pazienti))\} =$$
$$min\{10^5, 10^3\} = 10^3$$

Euristica del DBMS per la stima

Formula generale:

$$|\sigma_{p1}(r(A)) \bowtie_{A_i = B_j} \sigma_{p2}(s(B))| =$$
$$min\{1/VAL(A_i, \sigma_{p1}(r)), 1/VAL(B_j, \sigma_{p2}(s))\} \cdot$$
$$CARD(\sigma_{p1}(r)) \cdot CARD(\sigma_{p2}(s))$$

con

- $VAL(A_i, \sigma_{p1}(r)) = min\{VAL(A_i,r), CARD(\sigma_{p1}(r))\}$
- $VAL(B_j, \sigma_{p2}(s)) = min\{VAL(B_j,s), CARD(\sigma_{p2}(s))\}$

quando A_i e B_j non sono coinvolti nei predicati di selezione

Caso di studio (dopo)

Devo ancora ricavare $VAL(PAZ, \boldsymbol{\sigma_{p2}(ricoveri)})$.

Il DBMS conosce questi dati:

- $VAL(PAZ,ricoveri) = 10^5$
- $CARD(\sigma_{p2}(ricoveri)) = f_{p2} \cdot CARD(ricoveri) = 1/10 \cdot 10^5 = 10^4$

Di conseguenza

$$VAL(PAZ, \boldsymbol{\sigma_{p2}(ricoveri)}) =$$

$$min\{VAL(PAZ,ricoveri), CARD(\sigma_{p2}(ricoveri))\} =$$

$$min\{10^5, 10^4\} = 10^4$$

Caso di studio (dopo)

Quante tuple produce r1' := $\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)$?

$$|\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)|$$

$$=$$

$$min\{1/VAL(COD, \sigma_{p1}(pazienti)),\ 1/VAL(PAZ, \sigma_{p2}(ricoveri))\} \cdot CARD(\sigma_{p1}(pazienti)) \cdot CARD(\sigma_{p2}(ricoveri))$$

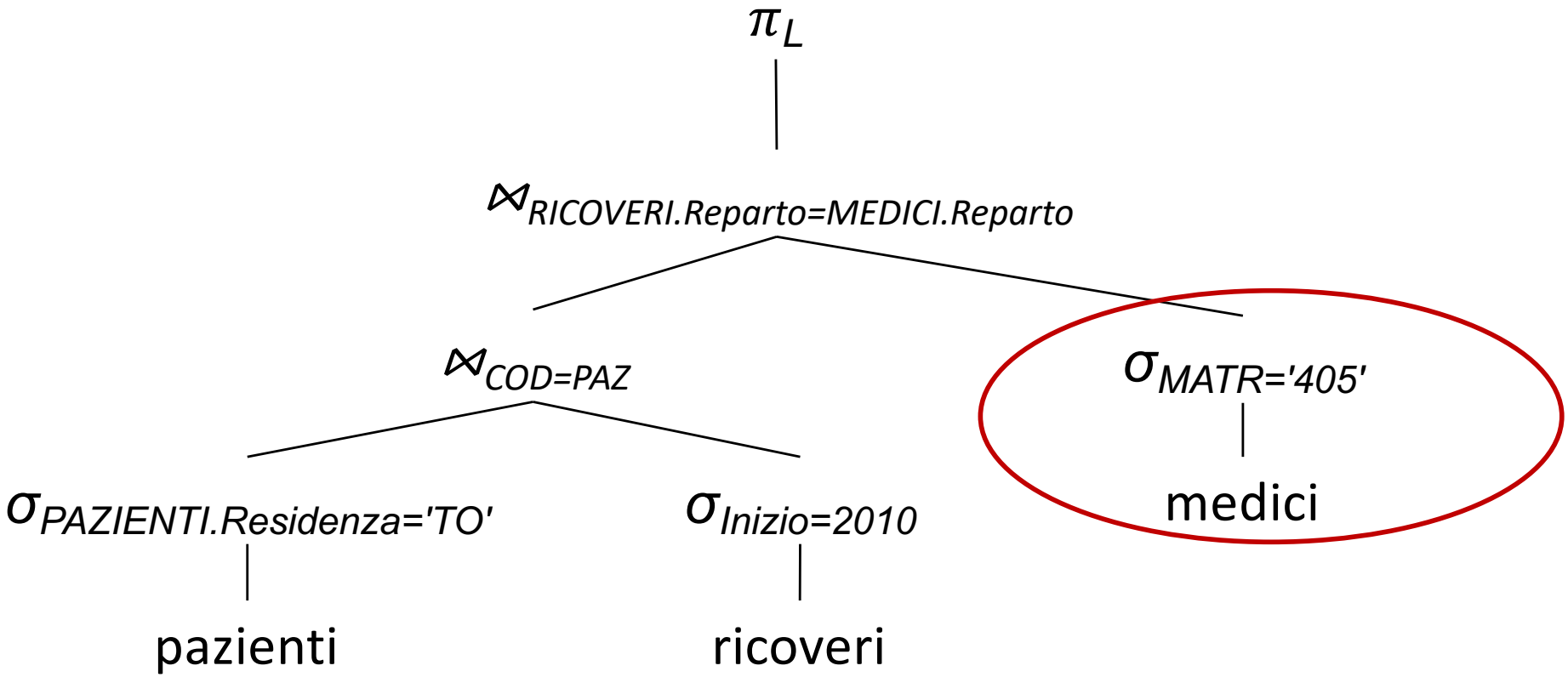
$$=$$

$$min\{1/min\{VAL(COD,pazienti), CARD(\sigma_{p1}(pazienti))\},\ 1/min\{VAL(PAZ,ricoveri), CARD(\sigma_{p2}(ricoveri))\} \cdot CARD(\sigma_{p1}(pazienti)) \cdot CARD(\sigma_{p2}(ricoveri))$$

$$=$$

$$min\{1/10^3, 1/10^4\} \cdot 10^3 \cdot 10^4 = 1/10^4 \cdot 10^3 \cdot 10^4 = \mathbf{10^3}$$

Caso di studio (dopo)



Caso di studio (dopo)

Quante sono le tuple coinvolte da
r2' := $\sigma_{MATR='405'}(medici)$?

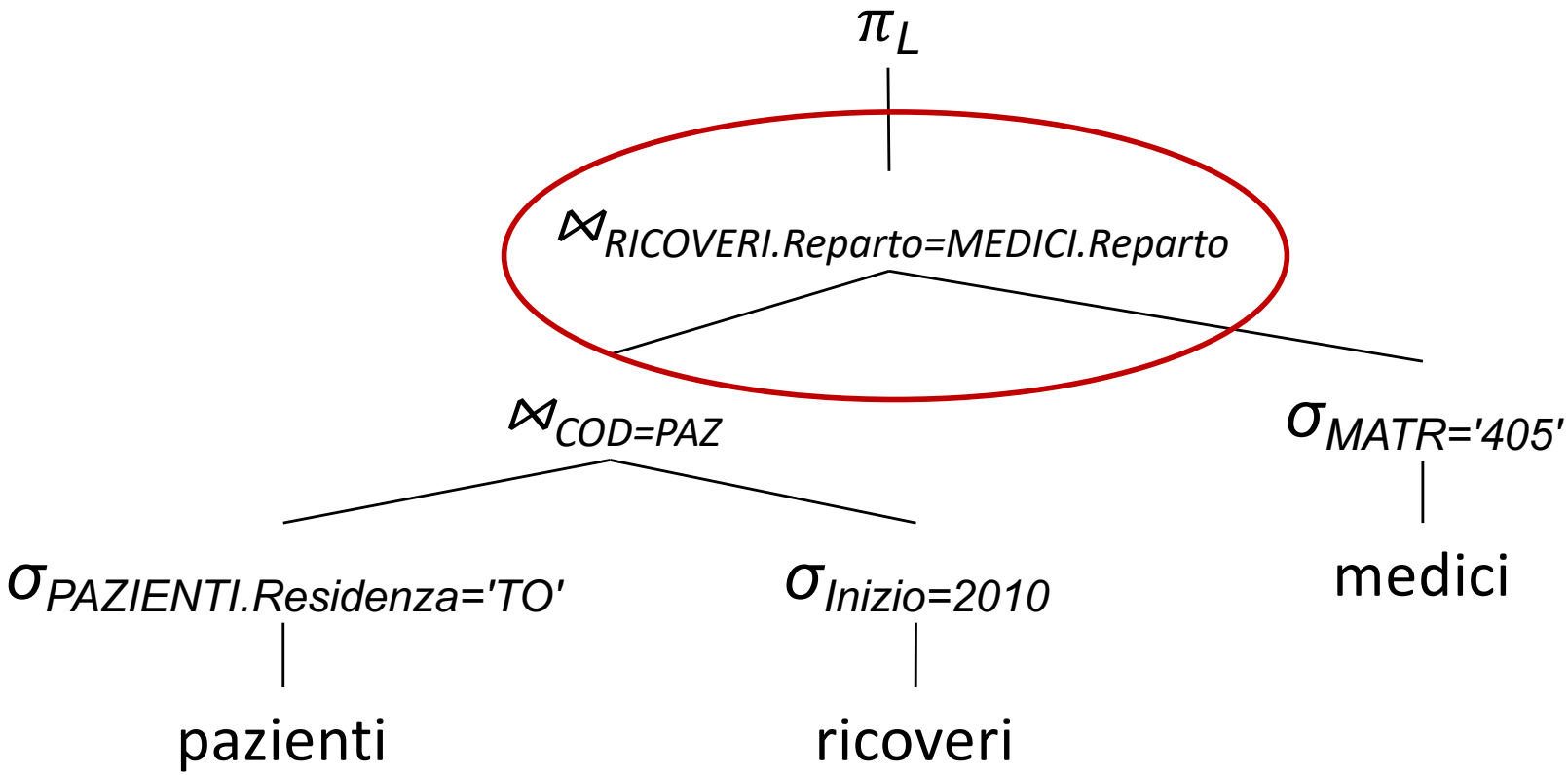
Sono esattamente le tuple della relazione *medici*, ovvero 10^2.

Quante tuple produce?

$$|\sigma_{MATR='405'}(medici)| = 1$$

(è una selezione su MATR che è chiave, quindi produce una sola tupla)

Caso di studio (dopo)



Caso di studio (dopo)

Quante sono le tuple coinvolte da

$$r3' := r1' \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} r2'?$$

Questa volta il join lavora su $10^3 \cdot 1 = 10^3$ tuple

Quante tuple produce?

Non è utile calcolarlo perché, dato che questo albero sintattico è equivalente al precedente, dovrà produrre lo stesso numero di tuple.

Caso di studio (dopo)

Qual è la massa di tuple coinvolte dall'interrogazione dopo i passi 1-6 dell'ottimizzazione (ignorando per semplicità la proiezione)?

- $\sigma_{p1}(pazienti)$
  considera 10^5 tuple per produrre 10^3 tuple
- $\sigma_{p2}(ricoveri)$
  considera 10^5 tuple per produrre 10^4 tuple
- r1' := $\sigma_{p1}(pazienti) \bowtie_{COD=PAZ} \sigma_{p2}(ricoveri)$
  combina 10^3 tuple di $\sigma_{p1}(pazienti)$ con 10^4 tuple di $\sigma_{p2}(ricoveri)$
  per restituire 10^3 tuple
- r2' := $\sigma_{MATR='405'}(medici)$
  valuta 10^2 tuple di medici per restituire 1 tupla
- $r3' := r1' \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} r2'$
  combina 10^3 tuple di *r1'* con 1 tupla di *r2'* per restituire 10 tuple

Quindi sono coinvolte $10^5 + 10^5 + 10^3 \cdot 10^4 + 10^2 + 10^3 \cdot 1$ tuple

Considerando il valore dominante, $10^3 \cdot 10^4 = 10^7$, «muoviamo» **mille volte meno** della massa di tuple coinvolte senza ottimizzazione logica!

Spiegazione del passo 7

Esaminare le varianti dell'albero sintattico dovute alle proprietà associative scegliendo la variante di costo minimo

- L'ottimizzatore cerca una configurazione dell'albero sintattico che riduca ulteriormente la massa di tuple concettualmente elaborate
- Principalmente questo passo consiste nella ricerca di parentesizzazioni alternative – e meno costose – di join multipli

Spiegazione del passo 7

Questo passo ha delle difficoltà computazionali non indifferenti

Consideriamo una sequenza di join:

$$r_1 \bowtie r_2 \bowtie \ldots \bowtie r_n$$

- Le configurazioni possibili dovute alle proprietà associative crescono esponenzialmente con *n*
  - n=3, 2 configurazioni
  - n=4, 5 configurazioni
  - n=5, 14 configurazioni
  - n=10, 4862 configurazioni

$$configurazioni = \frac{1}{n}\binom{2(n-1)}{n-1}$$

Esempio con 4 relazioni

$$((r_1 \bowtie r_2) \bowtie r_3) \bowtie r_4$$

$$(r_1 \bowtie (r_2 \bowtie r_3)) \bowtie r_4$$

$$r_1 \bowtie ((r_2 \bowtie r_3) \bowtie r_4)$$

$$r_1 \bowtie (r_2 \bowtie (r_3 \bowtie r_4))$$

$$(r_1 \bowtie r_2) \bowtie (r_3 \bowtie r_4)$$

Spiegazione del passo 7

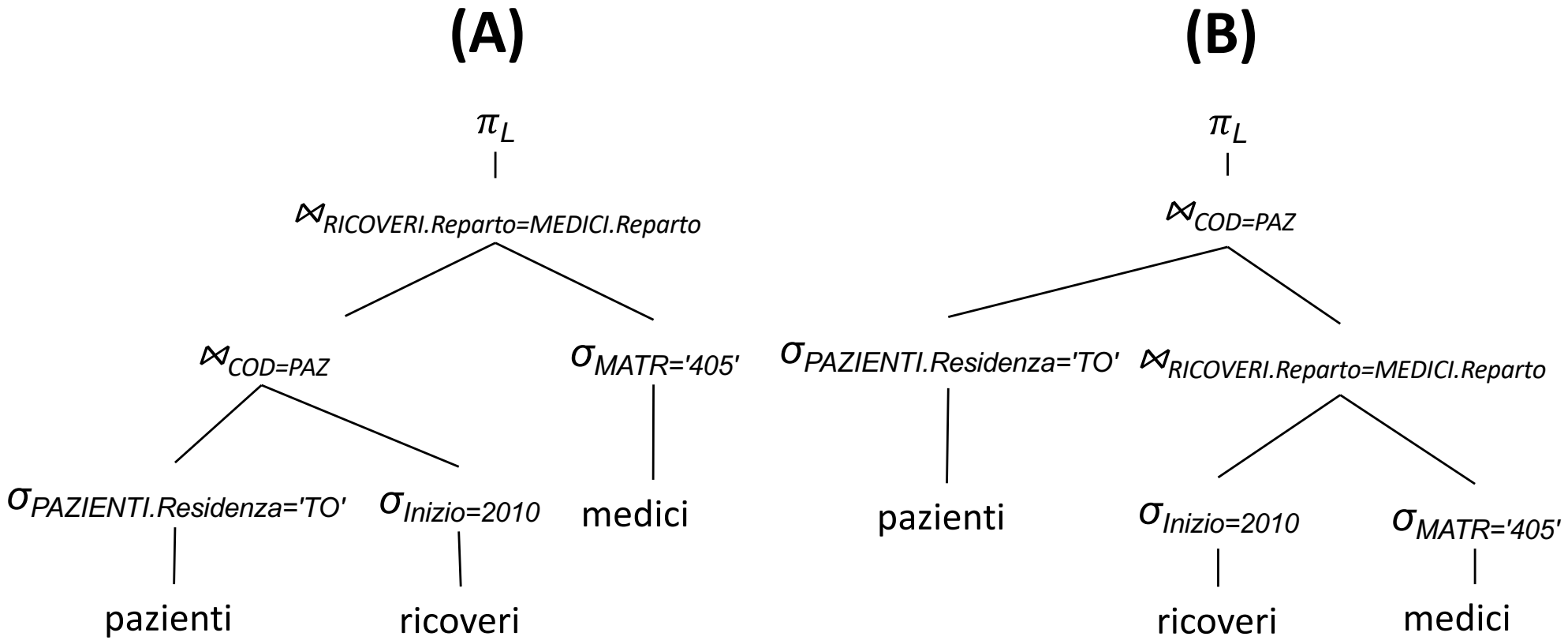
- Gli ottimizzatori non esplorano tutte le possibili configurazioni e si accontentano di una configurazione eventualmente subottimale.
- L'euristica applicata dell'ottimizzatore è quella di anticipare il prima possibile i join tra relazioni con cardinalità bassa.
- Si cerca il join a cardinalità minima dei sottoalberi e si esegue per primo e così via.
- Anche se il join lavora su una massa di tuple enorme, solitamente, produce un numero di tuple limitato grazie alla selettività del suo predicato θ.

Caso di studio

- I join della query operano su tre selezioni:
  - σ_{p1}*(pazienti)* elabora 10^5 tuple e $|\sigma_{p1}| = 10^3$
  - σ_{p2}*(ricoveri)* elabora 10^5 tuple e $|\sigma_{p2}| = 10^4$
  - σ_{p3}*(medici)* elabora 10^2 tuple e $|\sigma_{p3}| = 1$
- Quindi l'ottimizzatore cercherà di eseguire prima un join che coinvolge σ_{p3}*(medici)*.
- Tra gli altri due sottoalberi, quello con la cardinalità minore (10^3) è σ_{p1}*(pazienti)*.
- Ma *medici* non può entrare in join direttamente con *pazienti*, quindi l'ottimizzatore è costretto a scegliere il join con σ_{p2}*(ricoveri)*.

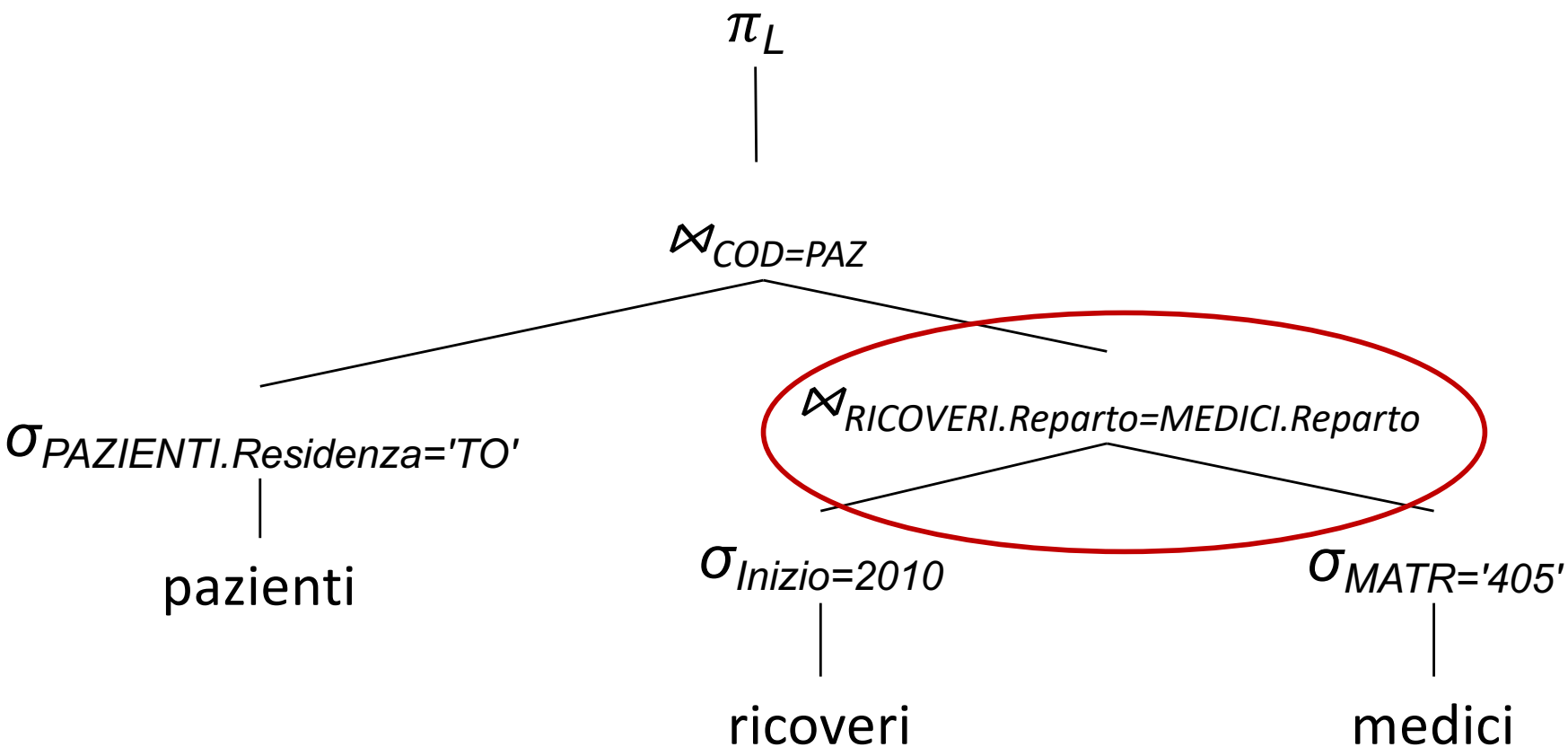
Spiegazione del passo 7

Abbiamo due alternative per i join date dalla proprietà associativa:



Il costo di (A) è già stato stimato. Ora stimiamo il costo di (B)

Spiegazione del passo 7



Analisi quantitativa

Il join $\sigma_{p2} \bowtie_{RICOVERI.Reparto=MEDICI.Reparto} \sigma_{p3}$ dovrà elaborare $10^4 \cdot 1 = 10^4$ tuple e produrrà

$$min(1/VAL(Reparto, \sigma_{p3}(medici)), 1/VAL(Reparto, \sigma_{p2}(ricoveri))) \cdot CARD(\sigma_{p3}(medici)) \cdot CARD(\sigma_{p2}(ricoveri)) = min(1/1, 1/10) \cdot 1 \cdot 10^4 =$$

$$1/10 \cdot 10^4 = 10^3$$

Analisi quantitativa

Per l'ultimo join tra σ_{p1}*(pazienti)* e il risultato del join precedente
$10^3 \cdot 10^3 = 10^6$ tuple elaborate

Qual è la massa di tuple coinvolte dall'interrogazione?

Bisogna sommare le tuple coinvolte da:
tre selezioni + primo join + secondo join:
$10^2 + 10^5 + 10^5 + 10^4 + 10^6$

È sufficiente considerare il valore dominante, ovvero:

$$\mathbf{10^6}$$

Guadagniamo un ordine di grandezza rispetto all'alternativa precedente

Cosa succede dopo?

- Quando l'ottimizzatore logico termina il suo lavoro e invia l'albero sintattico all'ottimizzatore fisico, quest'ultimo:
  - cambia i nodi foglia con nodi che tengono conto delle strutture fisiche di accesso ai dati e
  - cambia i nodi intermedi con specifici algoritmi per l'esecuzione degli operatori che sfruttino le strutture fisiche (scansioni sequenziali, ordinamenti, accessi diretti, varie modalità di esecuzione del join, …)