

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA



Facoltà di Ingegneria
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria dell'Automazione

Progettazione di Sistemi di Controllo a.a. 2009/2010

CREAZIONE DI UN GRAFO FISICO-LOGICO PER UNA RETE DI VIDEOCAMERE E NON SOLO

Riccardo Ghirardello
Matr. 607377/IAM

Roberto Guiotto
Matr. 601527/IAM

Fabio Paggiaro
Matr. 603370/IAM

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione

Padova, 18 Febbraio 2010



Indice

- Scenario applicativo



Indice

- Scenario applicativo
- Formalizzazione del Problema
 - Ipotesi e assunzioni
 - Hidden Markov Models (HMM)
 - Grafo delle transizioni



Indice

- Scenario applicativo
- Formalizzazione del Problema
 - Ipotesi e assunzioni
 - Hidden Markov Models (HMM)
 - Grafo delle transizioni
- Algoritmi e Strumenti utilizzati
 - Simulatori per la generazione dei dati
 - Algoritmo di Baum
 - Metodo di *Split*



Indice

- Scenario applicativo
- Formalizzazione del Problema
 - Ipotesi e assunzioni
 - Hidden Markov Models (HMM)
 - Grafo delle transizioni
- Algoritmi e Strumenti utilizzati
 - Simulatori per la generazione dei dati
 - Algoritmo di Baum
 - Metodo di *Split*
- Simulazioni e risultati
 - Caso “corridoio”
 - Caso generico

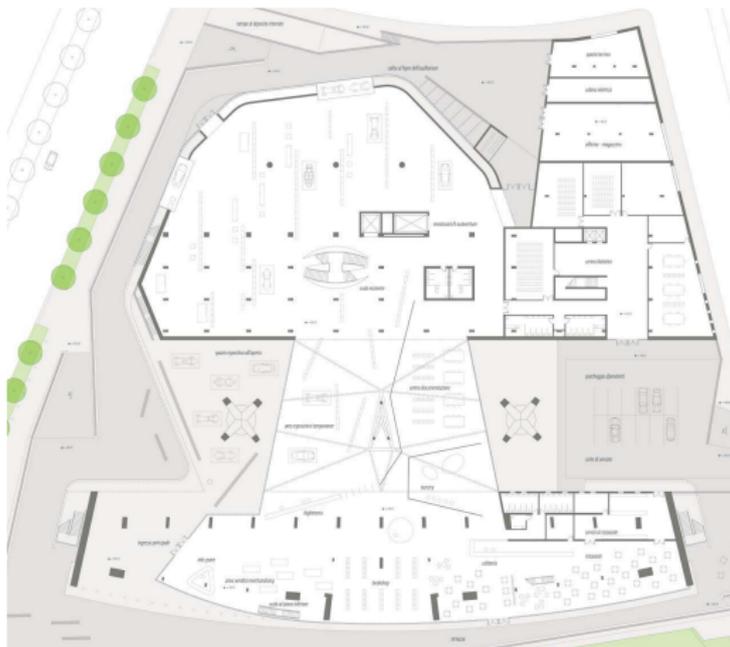


Scenario applicativo



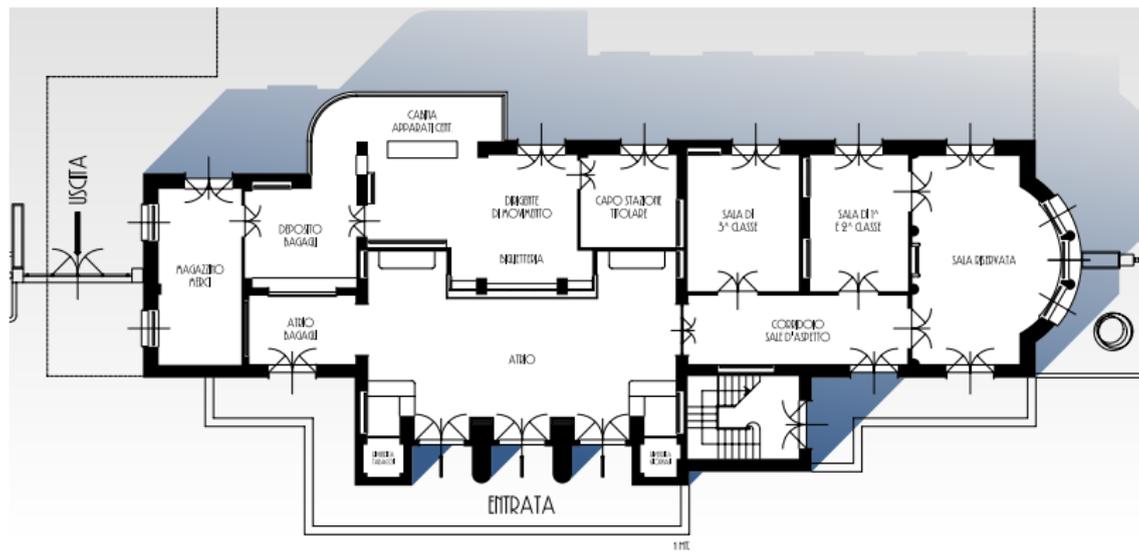
Ambiti di applicazione

Ambiente 1: Museo dell'automobile di Torino "Carlo Biscaretti di Ruffia"



Ambiti di applicazione

Ambiente 2: Stazione dei treni



Formalizzazione del Problema

Ipotesi e assunzioni

Formalizzazione del Problema

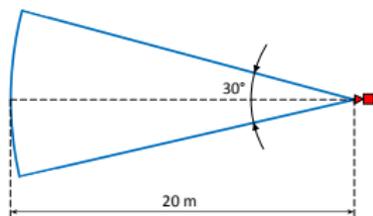
Ipotesi e assunzioni

- Area 25x50 m monitorata da K=11 VCC

Formalizzazione del Problema

Ipotesi e assunzioni

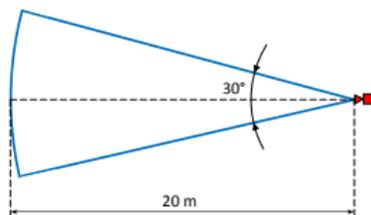
- Area 25x50 m monitorata da K=11 VCC
- Caratteristiche telecamere:
 - raggio visibilità 20 m
 - angolo visuale 30°
 - 25 frame/s
 - statiche (no PTZ)



Formalizzazione del Problema

Ipotesi e assunzioni

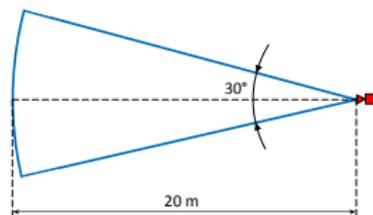
- Area 25x50 m monitorata da K=11 VCC
- Caratteristiche telecamere:
 - raggio visibilità 20 m
 - angolo visuale 30°
 - 25 frame/s
 - statiche (no PTZ)
- Traiettoria random in relazione alla dislocazione delle VCC



Formalizzazione del Problema

Ipotesi e assunzioni

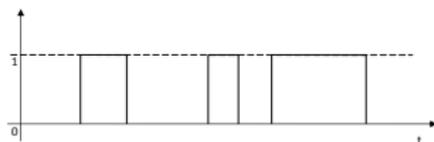
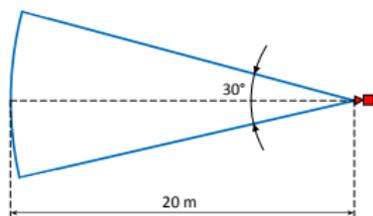
- Area 25x50 m monitorata da K=11 VCC
- Caratteristiche telecamere:
 - raggio visibilità 20 m
 - angolo visuale 30°
 - 25 frame/s
 - statiche (no PTZ)
- Traiettoria random in relazione alla dislocazione delle VCC
- Sistemi di visione computazionale associati



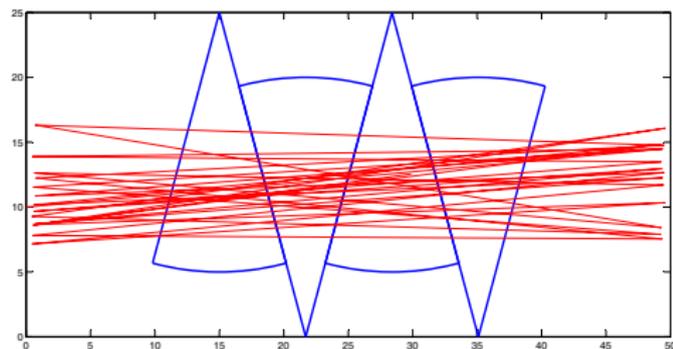
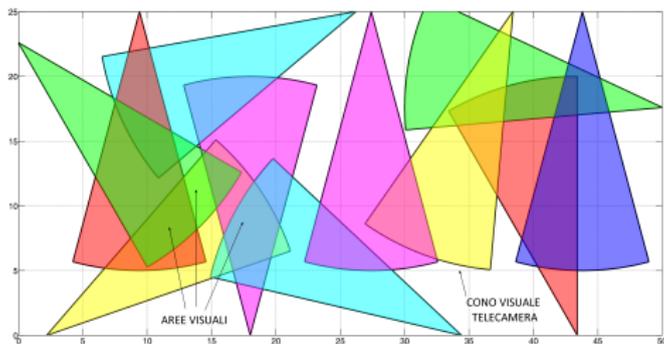
Formalizzazione del Problema

Ipotesi e assunzioni

- Area 25x50 m monitorata da $K=11$ VCC
- Caratteristiche telecamere:
 - raggio visibilità 20 m
 - angolo visuale 30°
 - 25 frame/s
 - statiche (no PTZ)
- Traiettoria random in relazione alla dislocazione delle VCC
- Sistemi di visione computazionale associati
- Dati binari forniti dalle VCC:
 - dominio $\{0, 1\}^K$
 - stati effettivi $N \ll 2^K$



Ipotesi e Assunzioni



Formalizzazione del Problema

Obiettivi

Formalizzazione del Problema

Obiettivi

- Costruzione iniziale del Grafo Iniziale

Formalizzazione del Problema

Obiettivi

- Costruzione iniziale del Grafo Iniziale
- Ricerca “stati nascosti” \implies Grafo Aggiornato

Formalizzazione del Problema

Obiettivi

- Costruzione iniziale del Grafo Iniziale
- Ricerca “stati nascosti” \implies Grafo Aggiornato
- Scopo ultimo: supportare un sistema di predizione “intelligente”

Formalizzazione del Problema

Obiettivi

- Costruzione iniziale del Grafo Iniziale
- Ricerca “stati nascosti” \implies Grafo Aggiornato
- Scopo ultimo: supportare un sistema di predizione “intelligente”
- Indice di prestazione

$$\eta = \frac{\sum_{t=0}^{T-2} \mathcal{P}[\hat{y}_{t+1} = y_{t+1} | y_{0:T-1}]}{T-1}$$

Formalizzazione del Problema

Hidden Markov Models (HMM)

- N : numero di stati del modello. $q_t \in \mathcal{S} = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$
- M : numero di osservazioni, di cui O indica una sequenza.
 $\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$
- A : matrice delle probabilità di transizione

$$a_{ij} = \mathcal{P}[q_{t+1} = S_j | q_t = S_i] \quad 1 \leq i, j \leq N$$

con proprietà $a_{ij} \geq 0$ e $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$

- B : matrice delle probabilità di emissione

$$b_{ij} = \mathcal{P}[v_i \text{ al tempo } t | q_t = S_j] \quad 1 \leq i \leq M, \quad 1 \leq j \leq N$$

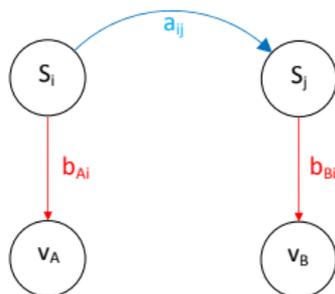
- π : distribuzione iniziale di probabilità

$$\pi_i = \mathcal{P}[q_1 = S_i] \quad 1 \leq i \leq N$$

Formalizzazione del Problema

Grafo delle transizioni, associato alla catena di Markov

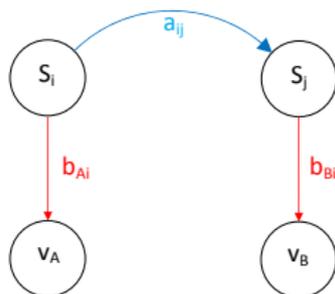
- Ad ogni nodo è associato uno stato S_i



Formalizzazione del Problema

Grafo delle transizioni, associato alla catena di Markov

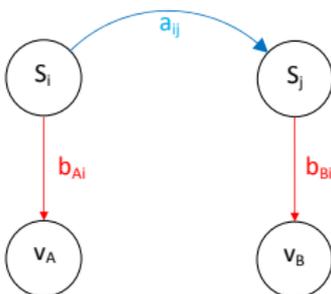
- Ad ogni nodo è associato uno stato S_i
- Gli archi orientati sono etichettati dalle probabilità di transizione a_{ij}



Formalizzazione del Problema

Grafo delle transizioni, associato alla catena di Markov

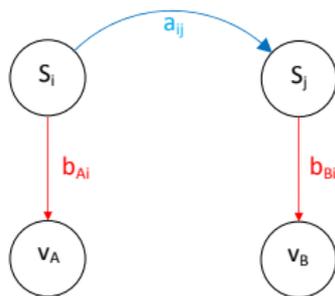
- Ad ogni nodo è associato uno stato S_i
- Gli archi orientati sono etichettati dalle probabilità di transizione a_{ij}
- Ad ogni stato S_i corrisponde sempre un'unica osservazione v_j



Formalizzazione del Problema

Grafo delle transizioni, associato alla catena di Markov

- Ad ogni nodo è associato uno stato S_i
- Gli archi orientati sono etichettati dalle probabilità di transizione a_{ij}
- Ad ogni stato S_i corrisponde sempre un'unica osservazione v_j
- Il viceversa è vero solo all'inizio \implies **STATI NASCOSTI**



Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

- Utilizzo: dati i parametri stimati (A, B, π) e una sequenza di osservazioni O , aggiusta i parametri in modo da massimizzare la probabilità che O sia generata dal modello.

$$\bar{\lambda} = (\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$$

- Risultato: iterando ripetutamente, massimizzazione almeno locale perchè ad ogni passo

$$\mathcal{P}[O|\bar{\lambda}] \geq \mathcal{P}[O|\lambda]$$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

$$\begin{aligned}\alpha_t(i) &= \mathcal{P}[O_1, O_2, \dots, O_t, q_t = S_i | \lambda] = \\ &= \left[\sum_{i=1}^N \alpha_{t-1}(i) a_{ij} \right] b_j(O_t) \quad 2 \leq t \leq T \quad 1 \leq j \leq N\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\beta_t(i) &= \mathcal{P}[O_{t+1}, O_{t+2}, \dots, O_T | q_t = S_i, \lambda] = \\ &= \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad 1 \leq i \leq N\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\xi_t(i, j) &= \mathcal{P}[q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | O, \lambda] = \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\mathcal{P}[O | \lambda]}\end{aligned}$$

$$\gamma_t(i) = \mathcal{P}[q_t = S_i | O, \lambda] = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j)$$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

— Ri-stima dei parametri —

$$\begin{aligned}\bar{\pi}_i &= \text{numero atteso di volte nello stato } S_i \text{ al tempo } t = 1 \\ &= \gamma_1(i)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\bar{a}_{ij} &= \frac{\text{numero atteso di transizioni da } S_i \text{ a } S_j}{\text{numero atteso di transizioni da } S_i} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (\star)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\bar{b}_j(k) &= \frac{\text{numero atteso di volte di essere nello stato } S_j \text{ e osservare } v_k}{\text{numero atteso di volte di essere nello stato } S_j} \\ &= \frac{\sum_{\substack{t=1 \\ \text{t.c. } O_t=v_k}}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}\end{aligned}$$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

Versione scalata

- Problema: sequenze di osservazioni molto lunghe
 $\Rightarrow \alpha, \beta \rightarrow 0 \Rightarrow$ precisione calcolatore insufficiente
- Soluzioni:
 1. effettuare un riscaldamento di tali variabili
 2. passare ai logaritmi delle probabilità

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

Versione scalata

Inizializzazione: $\tilde{\alpha}_0(j) = \alpha_0(j)$, $c_0 = 1 / \sum_{j=1}^N \tilde{\alpha}_0(j)$ $\hat{\alpha}_0(j) = c_0 \tilde{\alpha}_0(j)$

Iterazione: $\tilde{\alpha}_t(j) = \sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(O_t)$, $c_t = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \tilde{\alpha}_t(j)}$

Quindi $\hat{\alpha}_t(j) = c_t \tilde{\alpha}_t(j) = c_0 c_1 \cdots c_t \alpha_t(j) = \left[\prod_{s=1}^t c_s \right] \alpha_t(j)$

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_t(j) &= \frac{\sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(O_t)}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(O_t)} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_{t-1}(i) \left[\prod_{s=1}^{t-1} c_s \right] a_{ij} b_j(O_t)}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \alpha_{t-1}(i) \left[\prod_{s=1}^{t-1} c_s \right] a_{ij} b_j(O_t)} = \frac{\alpha_t(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_t(j)} \end{aligned}$$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Algoritmo di Baum

Versione scalata

Analogamente $\hat{\beta}_t(i) = c_t \beta_t(i)$. Mettendo insieme il tutto si ottiene:

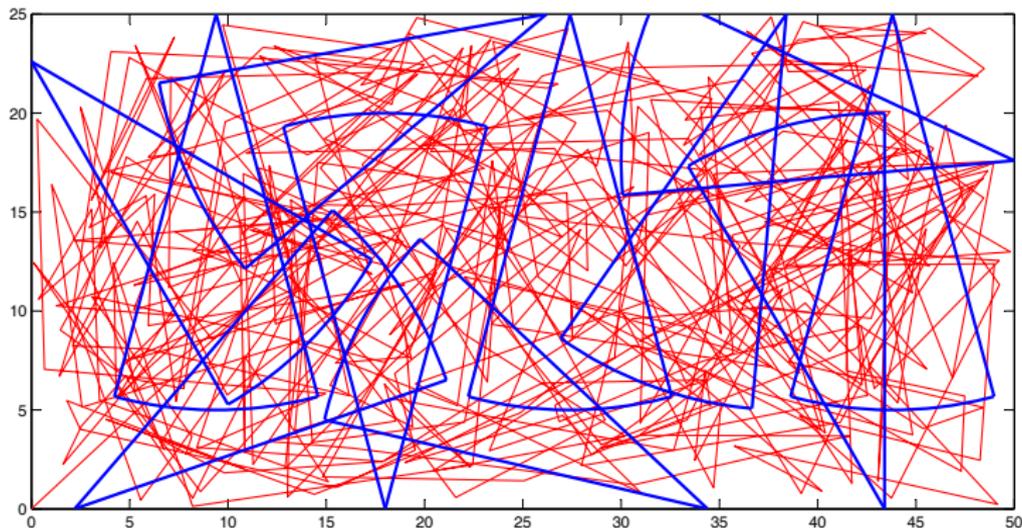
$$\begin{aligned} \bar{a}_{ij} &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \hat{\alpha}_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N \hat{\alpha}_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)} = \\ &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} C_t \alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) D_{t+1} \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N C_t \alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) D_{t+1} \beta_{t+1}(j)} = (\star) \end{aligned}$$

dove nell'ultimo passaggio si usa: $C_t D_{t+1} = \prod_{s=1}^t c_s \prod_{s=t+1}^T c_s = \prod_{s=1}^T c_s = C_T$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

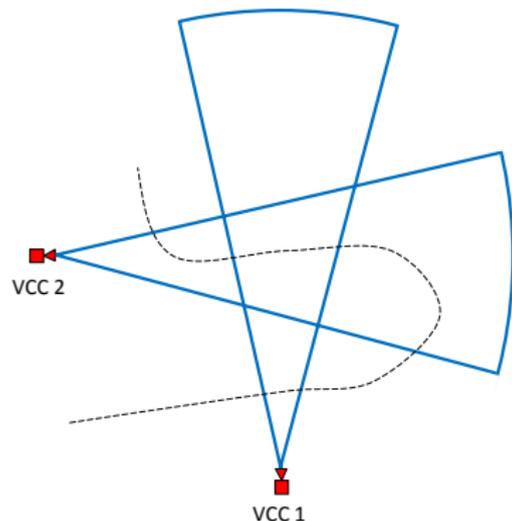
1 – Simulatore di traiettorie



Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

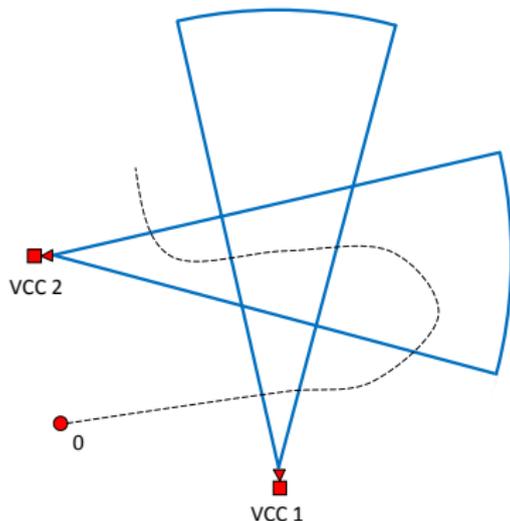


t	VCC1	VCC2
0		
1		
2		
3		
4		
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

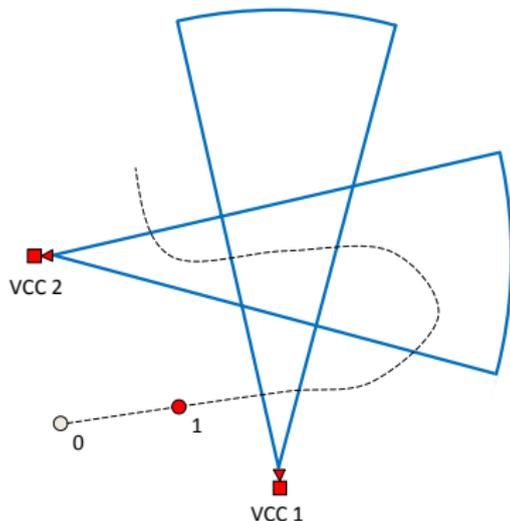


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1		
2		
3		
4		
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

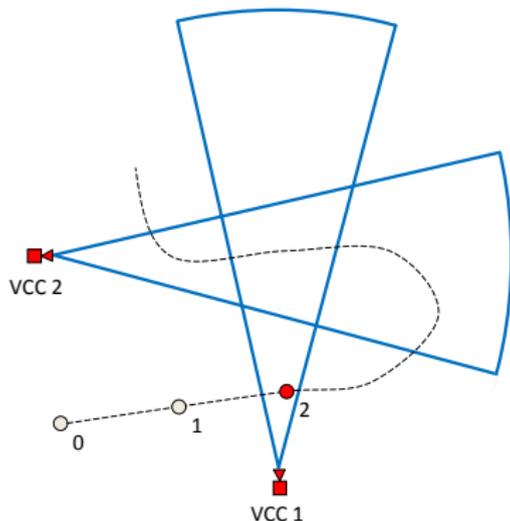


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2		
3		
4		
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

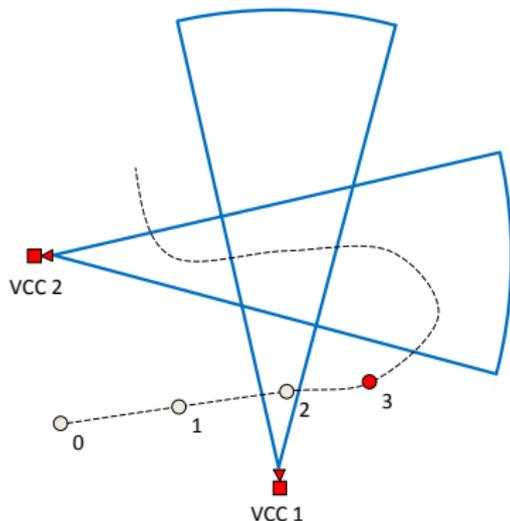


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3		
4		
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

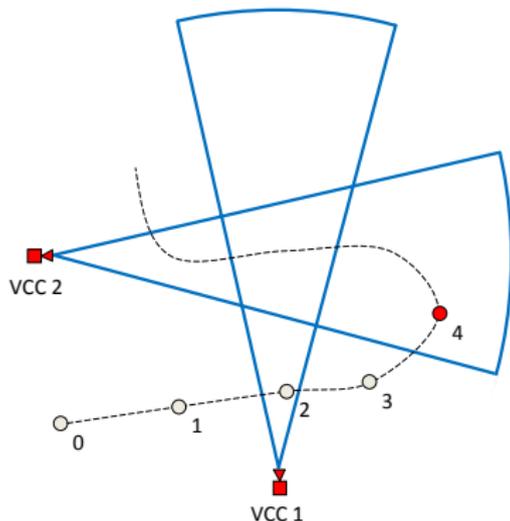


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4		
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

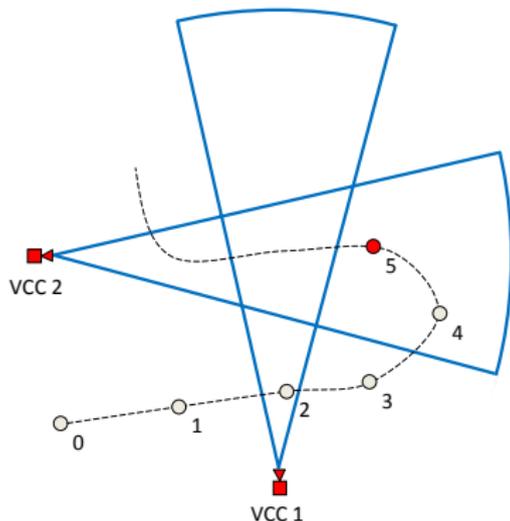


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4	0	1
5		
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

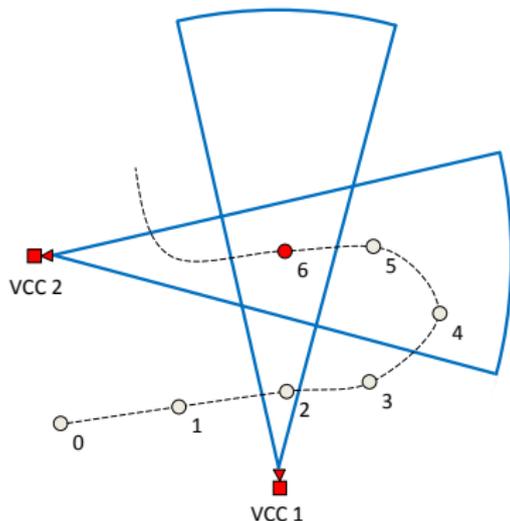


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4	0	1
5	0	1
6		
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

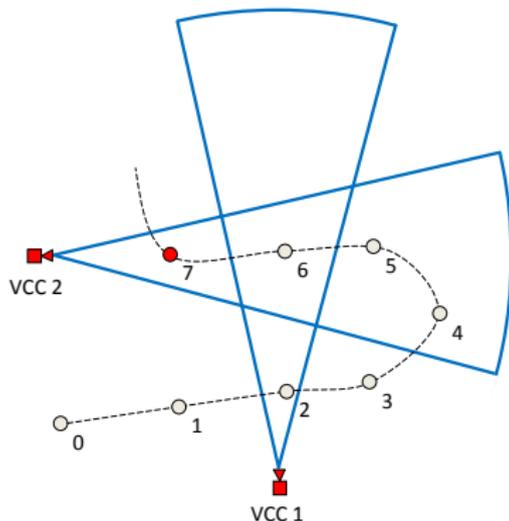


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4	0	1
5	0	1
6	1	1
7		
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

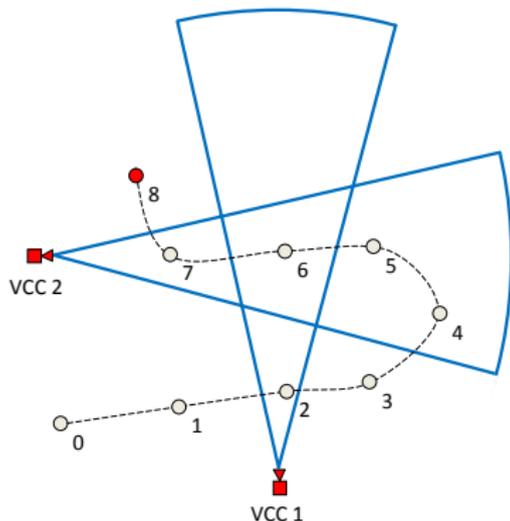


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4	0	1
5	0	1
6	1	1
7	0	1
8		

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

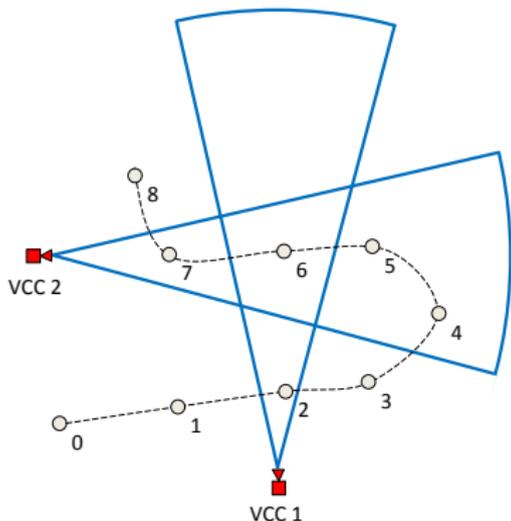


t	VCC1	VCC2
0	0	0
1	0	0
2	1	0
3	0	0
4	0	1
5	0	1
6	1	1
7	0	1
8	0	0

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

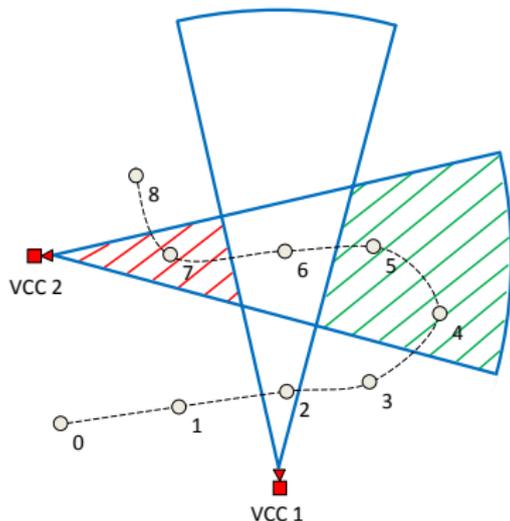


t	VCC1	VCC2	
0	0	0	→ S_1
1	0	0	→ S_1
2	1	0	→ S_3
3	0	0	→ S_1
4	0	1	→ S_2
5	0	1	→ S_2
6	1	1	→ S_4
7	0	1	→ S_2
8	0	0	→ S_1

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

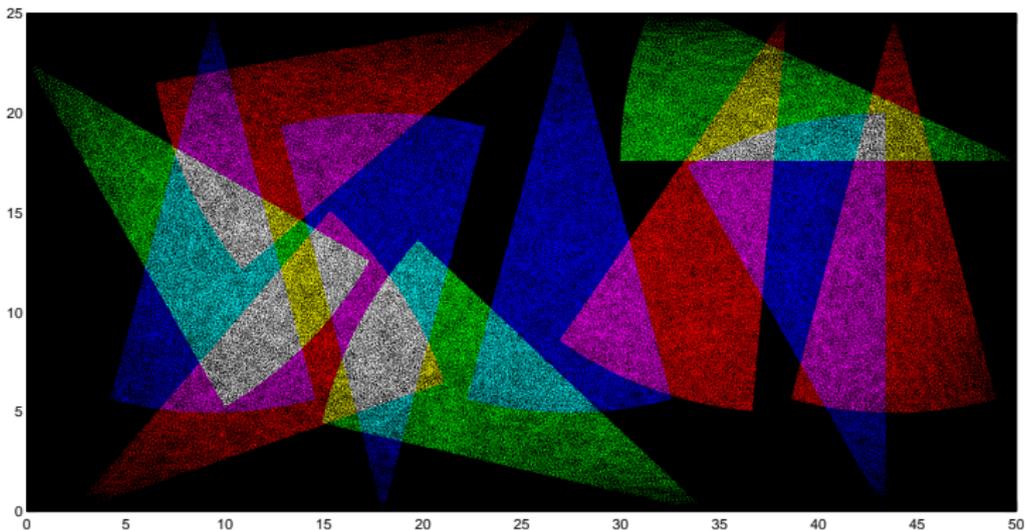


t	VCC1	VCC2	→	S_i
0	0	0	→	S_1
1	0	0	→	S_1
2	1	0	→	S_3
3	0	0	→	S_1
4	0	1	→	S_2
5	0	1	→	S_2
6	1	1	→	S_4
7	0	1	→	S_2
8	0	0	→	S_1

Algoritmi e Strumenti utilizzati

Simulatori

2 – Simulatore per tradurre i campioni nella tipologia dei dati voluta

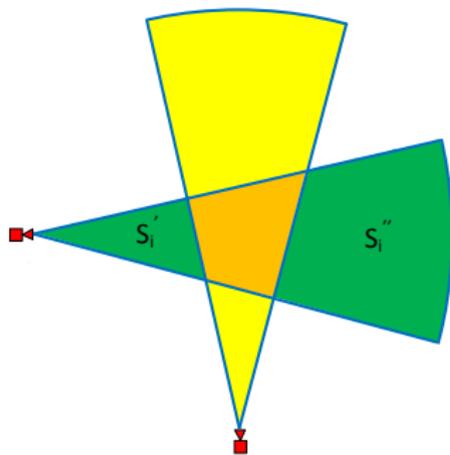


Algoritmi e Strumenti utilizzati

Split degli stati

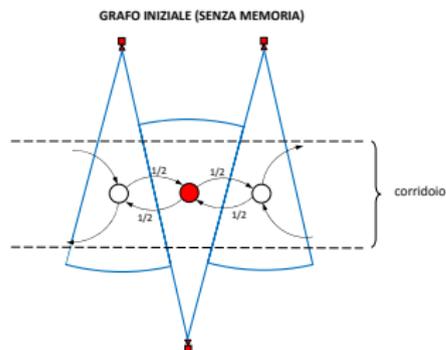
Due tipi possibili:

1. split di tipo “fisico”



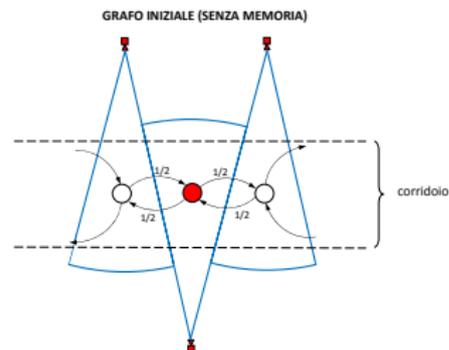
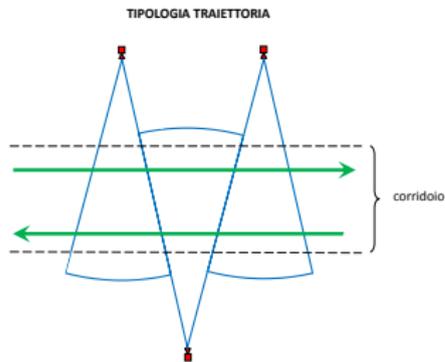
Algoritmi e Strumenti utilizzati

2. split di tipo “logico”



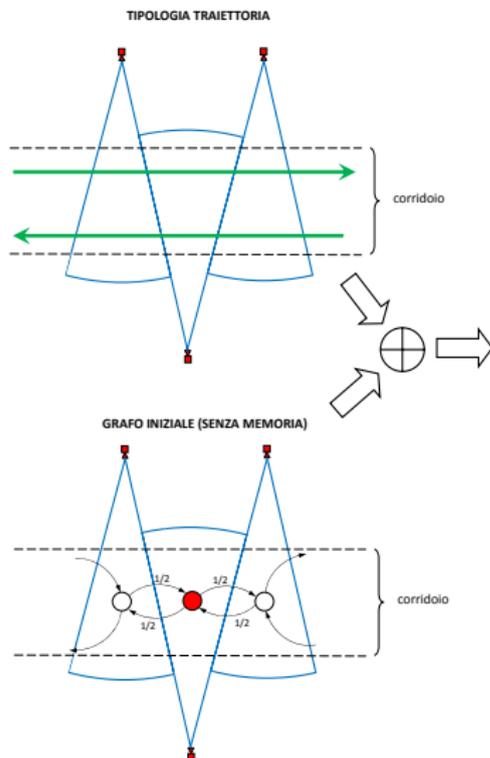
Algoritmi e Strumenti utilizzati

2. split di tipo "logico"



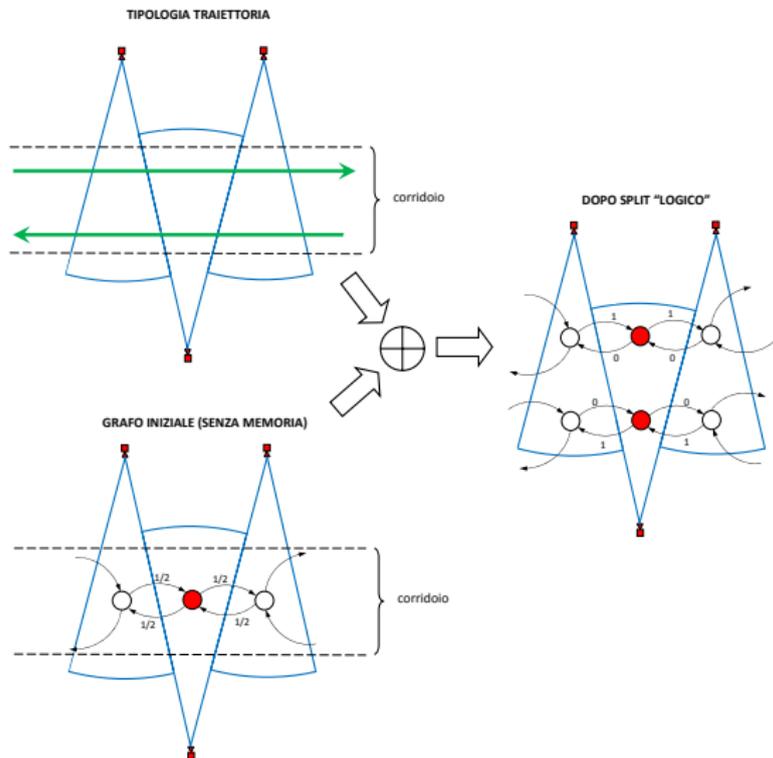
Algoritmi e Strumenti utilizzati

2. split di tipo "logico"



Algoritmi e Strumenti utilizzati

2. split di tipo "logico"



Algoritmi e Strumenti utilizzati

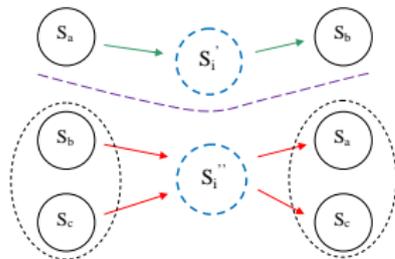
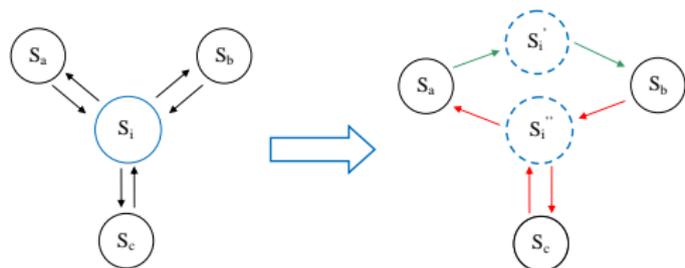
Split degli stati

Un semplice esempio:

S_{i-1}	S_a	S_b	S_b	S_c	S_c
S_{i+1}	S_b	S_a	S_c	S_a	S_c

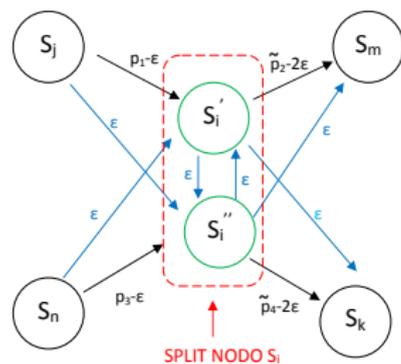
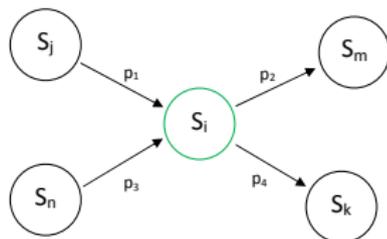
		S_{i-1}		
		S_a	S_b	S_c
S_{i+1}	S_a	0	2	4
	S_b	5	0	0
	S_c	0	3	1

Indice per eseguire split: $\sigma_{xy} = \frac{x^T \cdot y}{\|x\| \|y\|}$

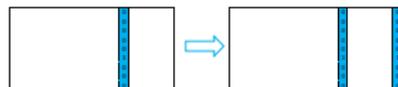
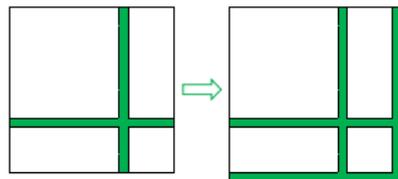


Algoritmi e Strumenti utilizzati

Split degli stati

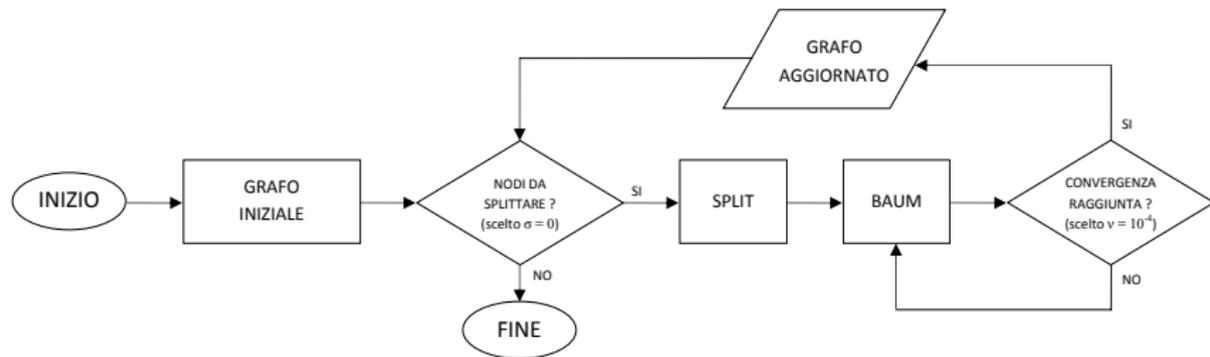


- Come cambia A ?
- Come cambia B ?



Algoritmi e Strumenti utilizzati

Metodo di soluzione complessivo

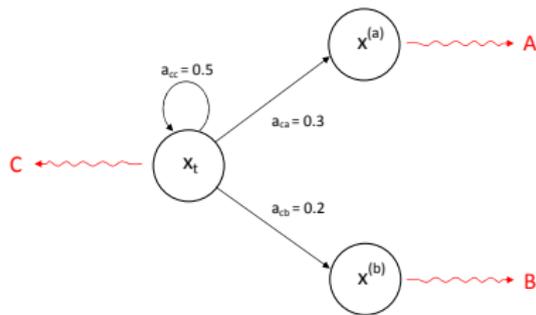


Algoritmi e Strumenti utilizzati

Metodo di soluzione complessivo

Indice di prestazione

$$\eta = \frac{\sum_{t=0}^{T-2} \mathcal{P}[\hat{y}_{t+1} = y_{t+1} | y_{0:T-1}]}{T-1}$$



$$\eta(t+1) = 0.09 + 0.04 + 0.25 = 0.38$$

Esempio:

\hat{y}_{t+1}	y_{t+1}	prob. che si verifichi la combinazione
A	A	$0.3 \cdot 0.3 = 0.09$
A	B	$0.3 \cdot 0.2 = 0.06$
A	C	$0.3 \cdot 0.5 = 0.15$
B	A	$0.2 \cdot 0.3 = 0.06$
B	B	$0.2 \cdot 0.2 = 0.04$
B	C	$0.2 \cdot 0.5 = 0.10$
C	A	$0.5 \cdot 0.3 = 0.15$
C	B	$0.5 \cdot 0.2 = 0.10$
C	C	$0.5 \cdot 0.5 = 0.25$

Algoritmi e Strumenti utilizzati

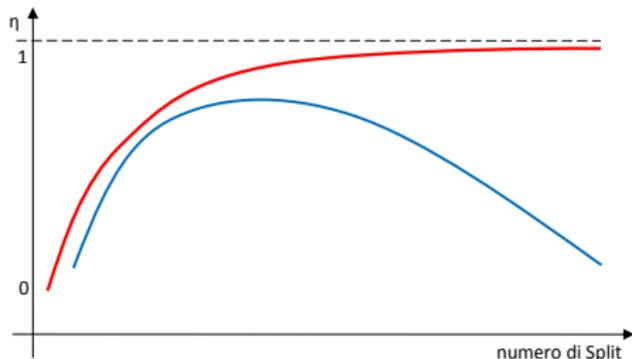
Metodo di soluzione complessivo

Indice di prestazione

Detta $a_{x,:}$ la riga della matrice A corrispondente al nodo x , si ha

$$\eta(t+1) = \|a_{x,:}\|^2$$

Ci si aspettano gli andamenti

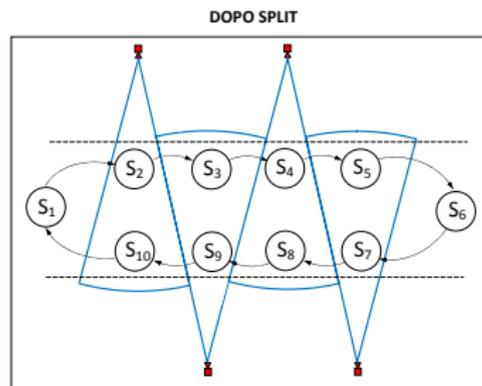
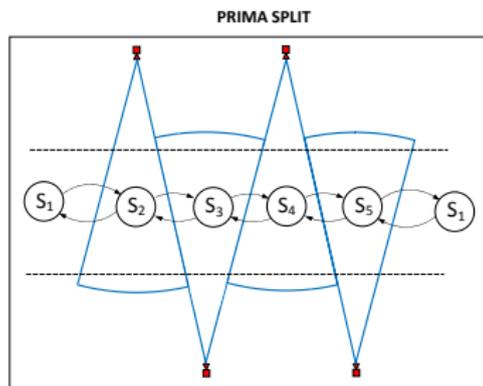


Legenda:

- predizione sulla stessa traiettoria usata per la creazione del grafo;
- predizione su una traiettoria diversa.

Parte simulativa

I) Caso corridoio



$S_1 \rightarrow S_1, S_6$
 $S_2 \rightarrow S_2, S_{10}$
 $S_3 \rightarrow S_3, S_9$
 $S_4 \rightarrow S_4, S_8$
 $S_5 \rightarrow S_5, S_7$

Parte simulativa

I) Caso corridoio

	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
S_1	0.950	0.025	0	0	0.025
S_2	0.074	0.851	0.074	0	0
S_3	0	0.075	0.851	0.075	0
S_4	0	0	0.073	0.853	0.073
S_5	0.077	0	0	0.077	0.847

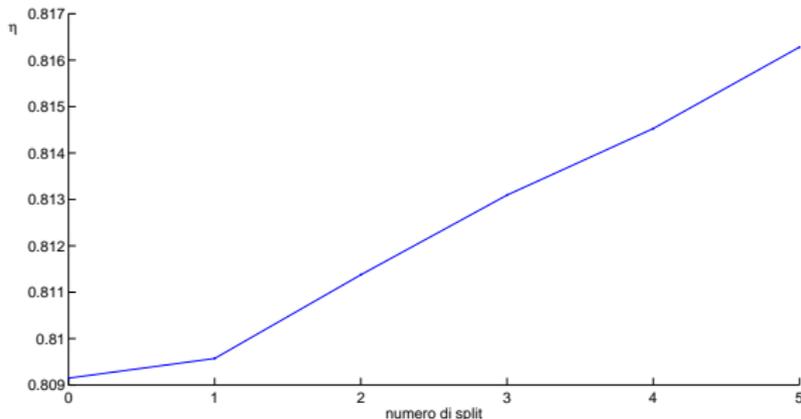
Matrice A iniziale.

	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8	S_9	S_{10}
S_1	0.951	0.048	0	0	0	0	0	0	0	0
S_2	0	0.850	0.154	0	0	0	0	0	0	0
S_3	0	0	0.850	0.146	0	0	0	0	0	0
S_4	0	0	0	0.854	0.150	0	0	0	0	0
S_5	0	0	0	0	0.846	0.150	0	0	0	0
S_6	0	0	0	0	0	0.950	0.050	0	0	0
S_7	0	0	0	0	0	0	0.853	0.147	0	0
S_8	0	0	0	0	0	0	0	0.851	0.149	0
S_9	0	0	0	0	0	0	0	0	0.853	0.147
S_{10}	0.153	0	0	0	0	0	0	0	0	0.847

Matrice A dopo la procedura di *split*.

Parte simulativa

I) Caso corridoio

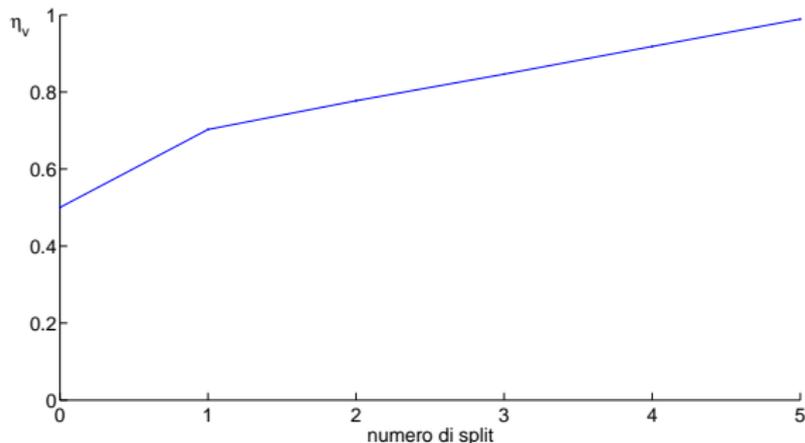


- η é effettivamente crescente
- il modulo però varia di poco \Rightarrow introduciamo la variante η_V

Uno sviluppo futuro: studio della distribuzione di permanenza per ogni stato

Parte simulativa

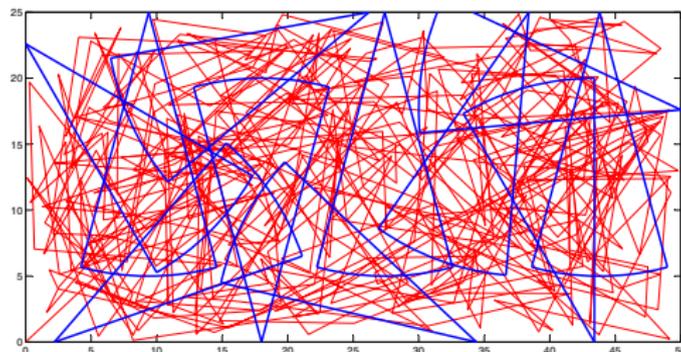
I) Caso corridoio



$$\eta_v \simeq 1 \quad !!!$$

Parte simulativa

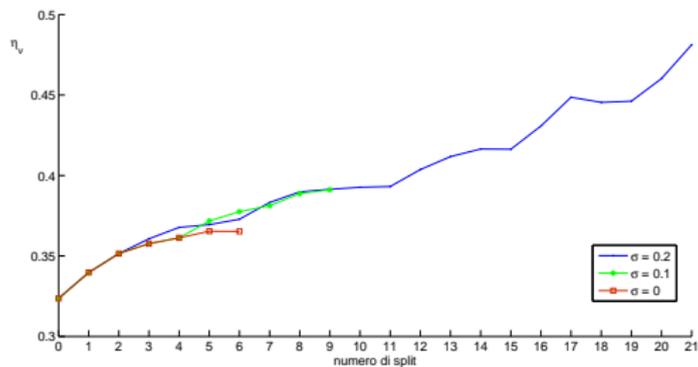
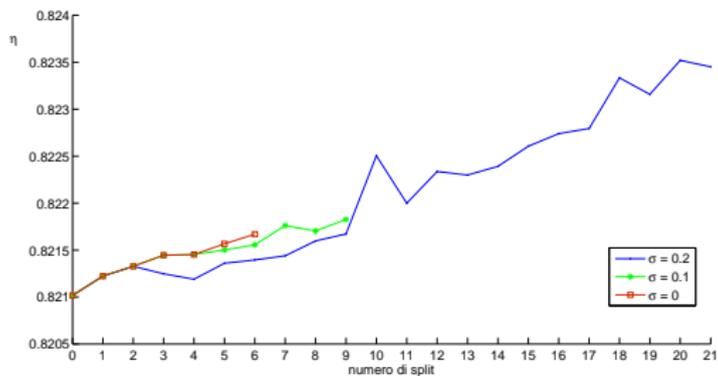
II) Caso generale



- Onerosità computazionale \Rightarrow
 - ridurre il numero di campioni
 - aumentare ν (da 10^{-4} a 10^{-3})
- Prove con $\sigma = 0$, $\sigma = 0.1$, $\sigma = 0.2$
cioè split sempre più “approssimativi”

Parte simulativa

II) Caso generale



Conclusioni, osservazioni, sviluppi futuri

- Risultati soddisfacenti
- Più storia per gli split \Rightarrow split “più sicuri” \Rightarrow miglior predizione
- $\left. \begin{array}{l} \text{più VCC} \\ \text{aree più vaste} \end{array} \right\} \Rightarrow \text{più dati} \Rightarrow \text{Controllo distribuito}$
- la tipologia dei dati è generica
 - sensori di presenza
 - estensione al caso 3D

THE END

Grazie per l'attenzione