



Politecnico
di Torino

Dipartimento di Scienze
Matematiche "G. L. Lagrange"

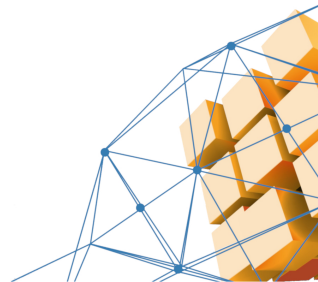


HOMEWORK I - BUSINESS ANALYTICS

Sourcing strategies in supply risk management: An approximate dynamic programming approach

J. Fang, L. Zhao, J. C. Fransoo, T. Van Woensel

Arianna Abis, Gabriele Galilei, Riccardo Kiefer



Introduzione

Il lavoro di ricerca si occupa del problema, per un produttore, della gestione del rischio nella catena di approvvigionamento, essendo quest'ultima sempre più globalmente dispersa e quindi soggetta a rischi che possono essere:

DISTRUTTIVI

bassa probabilità e alto impatto

RICORRENTI

più frequenti e solitamente legati a capacità e qualità delle forniture

Contributo alla letteratura

Rispetto alla letteratura precedente, il paper si distingue in una formulazione DP sotto assunzioni poco restrittive e nell'implementazione ADP che permette di trattare problemi su larga scala in tempi ragionevoli.



Introduzione

Case study

Philips 2000

L'impianto fornitore di semiconduttori per Ericson e Nokia viene colpito da un fulmine: per Ericson era l'unico fornitore e dunque perse -400mln\$, mentre Nokia non ebbe troppe perdite in quanto si appoggiava su più di un fornitore.

Aisin Seiki 1997

Un incendio distrugge la fabbrica del maggiore fornitore (98%) per Toyota di P-valvole: Toyota recupera molto velocemente ampliando la sua rete di fornitori.

Walmart 2005

Quando si avvicinava l'uragano Katrina, Walmart sovraccaricò i centri di distribuzione locali con prodotti utili e in questo modo poté rispondere velocemente alla consegna di forniture mitigando le conseguenze.

Formulazione del modello

Contesto e assunzioni

Contesto

Problema di acquisizione di componenti da parte di un produttore, N fornitori regolari ed un eventuale fornitore di riserva. L'obiettivo è limitare la scelta delle strategie di approvvigionamento.

- Orizzonte di pianificazione finito (livello di inventario target).
- Domanda deterministica.
- Capacità di approvvigionamento di ogni fornitore finita e soggetta ad incertezza (lead time nullo).
- Le carenze vengono riordinate all'interno dell'orizzonte di pianificazione, ma sono perse oltre l'orizzonte di pianificazione.
- Il produttore periodicamente rivaluta i suoi fornitori regolari e aggiorna i loro rating di affidabilità: K rating r_1, \dots, r_k . I rating evolvono in maniera Markoviana. Sotto r_k , $F_{r_k}()$ è la distribuzione per la capacità di approvvigionamento.
- Il fornitore di riserva ha capacità illimitata ma l'ordine di emergenza ha un costo unitario extra e può essere associato ad un lead time positivo $L > 0$.



Formulazione del modello

Variabili di stato, decisionali, processo di informazione esogeno

- $S_t = (I_t, O_t, R_t, P_t)$ $t = 0, \dots, T$
 - $I_t \rightarrow$ livello del magazzino prima dell'arrivo dell'ordine di emergenza; $I_t \leq Q$ dove Q è la capacità di stoccaggio del produttore.
 - $O_t \rightarrow$ ordini di emergenza in sospeso che arriveranno al tempo $t' \geq t$
 - $R_t \rightarrow$ vettore dei livelli di affidabilità dei fornitori regolari al tempo t .
 - $P_t \rightarrow$ vettore delle capacità di approvvigionamento percentuali dei fornitori regolari al tempo t .
- $x_t = (x_t^{reg}, x_t^{emerg})$ $t = 0, \dots, T$
- $W_{t+1} = (\hat{R}_{t+1}, \hat{P}_{t+1})$ $t = 0, \dots, T - 1$
 - $\hat{R}_{(t+1)i} \rightarrow$ evoluzione del rating di affidabilità del fornitore i nell'intervallo di tempo t .
 - $\hat{P}_{(t+1)i} \rightarrow$ evoluzione della capacità percentuale di approvvigionamento del fornitore i nell'intervallo di tempo t .
- $\pi \in \Pi; x_t = X^\pi(S_t)$

Formulazione del modello

Funzioni di transizione

Al tempo t :

- 1 Il sistema è in S_t
- 2 Il produttore decide x_t
- 3 Il produttore osserva W_{t+1}
- 4 Il sistema transita in $S_{t+1} = S^M(S_t, x_t, W_{t+1})$:

$I_{t+1} = I_t + O_{tt} + x_t^{reg} - D_t$	$O_{(t+1)t'} = \begin{cases} O_{tt'} & t' \in [t+1, t+L-1] \\ x_t^{emerg} & t' = t+L \end{cases}$
$R_{(t+1)i} = \hat{R}_{(t+1)i} \quad i = 1, \dots, N$	$P_{(t+1)i} = \hat{P}_{(t+1)i} \quad i = 1, \dots, N$

Formulazione del modello

Costi, funzioni di costo e funzione obiettivo

Costi:

- c_e : costo unitario extra per l'ordine d'emergenza.
- c_h : costo magazzino per unità e per periodo.
- c_p : costo shortage per unità e per periodo.
- c_h^{tail} : costo di salvataggio per l'effetto coda.
- c_p^{tail} : costo shortage per l'effetto coda.

Funzione di costo

$$C_t(S_t, x_t) = \begin{cases} c_e x_t^{emerg} + c_h I_{t+1}^+ + c_p I_{t+1}^- & t = 0, \dots, T-1 \\ c_h^{tail} (I_T - I_T^{target})^+ + c_p^{tail} (I_T - I_T^{target})^- & t = T \end{cases}$$

Funzione obiettivo

$$\min_{\pi \in \Pi} \mathbb{E}[\sum_{t=0}^T C_t(S_t, X^\pi(S_t))]$$

Sviluppo dell'algoritmo ADP

DP vs ADP

DP: Equazione di Bellman (backward)

$$V_t(S_t) = \min_{x_t \in \mathcal{X}_t} \{C_t(S_t, x_t) + \mathbb{E}[V_{t+1}(S_{t+1})|S_t]\}$$

ADP: approssimazione statistica delle value function (forward)

- Stati post-decisione: $S_t^x = S^{M,x}(S_t, x_t) \rightarrow S_{t+1} = S^{M,W}(S_t^x, W_{t+1})$
- $\bar{V}_t(S_t^x)$ approssimazione statistica
- $V_t(S_t) = \min_{x_t \in \mathcal{X}_t} (C_t(S_t, x_t) + \bar{V}_t(S_t^x))$

Sviluppo dell'algoritmo ADP

Algoritmo ADP con stati post-decisione

STEP 1: Inizializzazione

1.1: $\bar{V}_t^0(S_t^x) = 0 \quad \forall S_t^x \quad t = 0, \dots, T-1$

1.2: Scegli S_0 stato iniziale

1.3: Setta $n=1$

STEP 2: DO per $t = 0, \dots, T-1$

2.1: $t=0, S_0^n = S_0$

2.2: IF **EXPLOITATION** SOLVE

$$\hat{v}_t^n = \min_{x_t \in \mathcal{X}_t} (C_t(S_t^n, x_t) + \bar{V}_t^{n-1}(S_t^{x,n}))$$

e si pone x_t^n come soluzione.

IF **EXPLORATION**

scegli $x_t^n \in \mathcal{X}_t$ in maniera random e calcola \hat{v}_t^n

2.3: IF $t > 0$, usa \hat{v}_t^n per aggiornare $\bar{V}_{t-1}^n(S_{t-1}^{x,n})$:

$$\bar{V}_{t-1}^n(S_{t-1}^{x,n}) = (1 - \alpha_{n-1})\bar{V}_{t-1}^{n-1}(S_{t-1}^{x,n}) + \alpha_{n-1}\hat{v}_t^n$$

2.4: $S_t^{x,n} = S^{M,x}(S_t^n, x_t^n)$

2.5: Genera l'informazione esogena w^n e calcola:

$$S_{t+1}^n = S^{M,W}(S_t^{x,n}, W_{t+1}(w^n))$$

STEP 3: $n = n + 1$. IF $n \leq N$ torna allo STEP 2.

STEP 4: Restituisci $\bar{V}_t^N(S_t^x) \quad t = 0, \dots, T-1$

Sviluppo dell'algoritmo ADP

Stepsize e rate di exploitation/exploration

Per quanto concerne il trade-off tra exploration e exploitation viene scelta una strategia con tasso di esplorazione fissato ρ .

Per quanto concerne la stepsize α_{n-1} , vengono considerate due opzioni:

STOCASTICA - BAKF

$$\alpha_{n-1} = 1 - \frac{(\bar{\sigma}^2)^{(n)}}{(1+\bar{\lambda}^{(n-1)})(\bar{\sigma}^2)^{(n)}+(\bar{\beta}^{(n)})^2}$$

DETERMINISTICA - HARMONIC

$\alpha_{n-1} = \frac{a}{a+n'-1}$ con a costante e n' numero di volte che è stata aggiornata la value function dello stato all'iterazione n .

Sviluppo dell'algoritmo ADP

Livelli di aggregazione

Quattro tipi di aggregazione:

- **Disaggregato** (*pre o post*): dato $\bar{L} > 0$,
 $I_t \rightarrow \dots [-2\bar{L}, -\bar{L} - 1], [-\bar{L}, -1], 0, [1, \bar{L}], [\bar{L} + 1, 2\bar{L}] \dots$
- **Medio**: stessa dimensione degli stati ma $\bar{L}' > \bar{L}$
- **Alto**: Si abbandonano gli attributi R_t e P_t
- **Multi-level**: $\mathcal{G} = \{0, \dots, G\}$; $\bar{V}_{S_t} = \sum_{g \in \mathcal{G}} w_{S_t}^{(g)} \bar{V}_{S_t}^{(g)}$

Esperimenti numerici

ADP vs MDP vs myopic search

Dati:

- Matrice di transizione per i rating dei fornitori regolari ($K=3$).
- Distribuzione delle capacità di approvvigionamento percentuali sotto ogni rating (5 livelli: 1, 0.75, 0.5, 0.25, 0).
- Distribuzione stazionaria delle capacità di approvvigionamento percentuali.
- Domanda delle componenti per ogni periodo con $T=12$ (inventario target uguale all'inventario per $t=1$).
- I costi.

Abbiamo che:

- Rispetto al valore ottimo (MDP) una politica miope (campione di taglia 1000000) è peggiore del 132%
- Possiamo utilizzare come stime iniziali per l'ADP i valori medi ottenuti con la politica miope.
- Per confrontare gli algoritmi possiamo fare 5 repliche con 5 semi random diversi (simula randomness, minimizza varianza).

Esperimenti numerici

single-pre vs single-post

Table 5
Policy evaluation via simulation: single-pre vs. single-post.

	Myopic	ADP	
		Single-pre	Single-post
Avg.	3107.84	1462.40	1445.12
Stdev.	2.81	12.67	6.02
Error	132.29%	9.30%	8.01%

Table 6
Computational time: single-pre vs. single-post (time unit: second).

	MDP	ADP	
		Single-pre	Single-post
Avg.	1615.31	3125.08	327.22
Stdev.	-	31.56	2.13

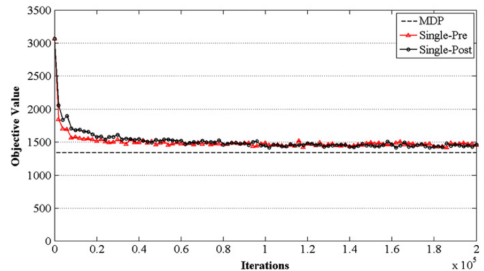


Figura: Grafico di convergenza: soluzione ottima, ADP single-pre e ADP single-post con BAKF e $\rho = 0.2$

Risultati

Single-post fa molto meglio di single-pre dopo circa 100,000 iterazioni ed è circa 10 volte più veloce nel tempo di soluzione, non dovendo calcolare valori attesi.

Esperimenti numerici

Exploration vs Exploitation

Policy evaluation via simulation: exploration vs. exploitation.

	Fixed exploration rate, ρ					
	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
Avg.	2199.03	1445.12	1438.79	1450.70	1493.49	1634.86
Stdev.	178.04	6.02	11.60	7.78	12.42	39.16
Error (%)	64.36	8.01	7.54	8.43	11.63	22.19

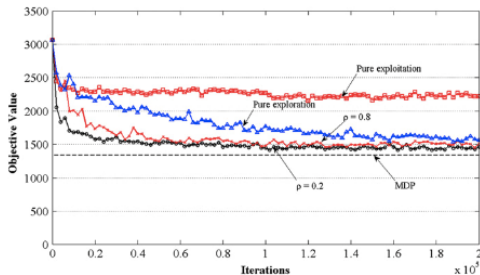


Figura: Grafico di convergenza per diversi valori di ρ ; single-post, BAKF

Risultati

pura exploitation \rightarrow bias alto

pura exploration \rightarrow convergenza lenta

$\rho = 0.2, 0.4, 0.6$ risultati simili ma $\rho = 0.2$ ha la deviazione standard più bassa.

Esperimenti numerici

BAKF vs Harmonic

Policy evaluation via simulation: stepsize rules.

	Harmonic					BAKF
	$a=1$	$a=5$	$a=10$	$a=50$	$a=100$	
Avg.	1512.08	1440.83	1469.46	1574.30	1655.86	1445.12
Stdev.	7.50	4.69	5.34	13.01	17.23	6.02
Error (%)	13.02	7.69	9.83	17.67	23.76	8.01

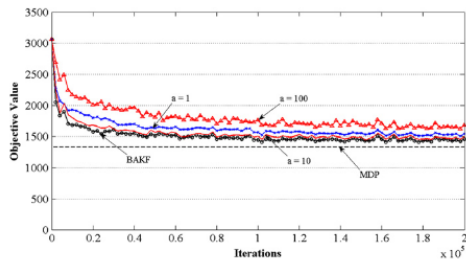


Figura: Grafico di convergenza: BAKF stepsize rule e harmonic stepsize rule con $a=1,5,10,50,100$; single-post e $\rho = 0.2$

Risultati

$a=100 \rightarrow$ convergenza molto lenta

$a=1 \rightarrow$ soluzione lontana dall'ottimo

Meglio BAKF.

Esperimenti numerici

Multi-post vs single-post

Table 9
Policy evaluation via simulation: single-post vs. multi-post.

	Single-post			Multi-post
	Disaggregate	Intermediate	Most aggregate	
Avg.	1480.27	1959.35	2048.29	1489.63
Stdev.	10.51	17.79	17.87	10.06
Error (%)	10.64	46.44	53.09	11.34

Table 10
Computational time: single-post vs. multi-post (time unit: second).

	MDP	Multi-post	Single-post
Avg.	1615.31	173.59	165.51
Stdev.	-	3.78	2.12

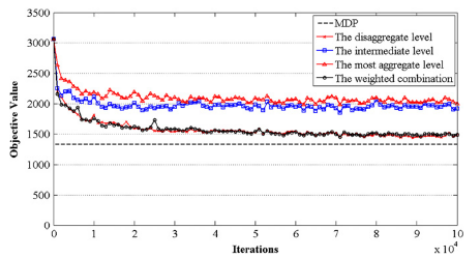


Figura: Grafico di convergenza: tre livelli di aggregazione (single-post) e multi livello (multi-post); BAKF, $\rho = 0.2$

Risultati

Il livello più aggregato e quello intermedio producono un errore significativo. Il livello disaggregato e il multi-livello convergono a soluzioni vicine all'ottimo, ma l'approssimazione multi-livello ha un tempo computazionale lungo → single-post disaggregato

Esperimenti numerici

Valutazione strategie alternative di rifornimento

Supply capacity (%)	100	75	50	25	0	Expected value
(a) Profile D						
Very low level	0.9806	0.0000	0.0000	0.0000	0.0194	0.9806
Low level	0.9510	0.0000	0.0000	0.0000	0.0490	0.9510
High level	0.9286	0.0000	0.0000	0.0000	0.0714	0.9286
Very high level	0.9020	0.0000	0.0000	0.0000	0.0980	0.9020
(b) Profile RD						
Very low level	0.9510	0.0296	0.0133	0.0031	0.0031	0.9806
Low level	0.8816	0.0633	0.0429	0.0061	0.0061	0.9520
High level	0.8347	0.0735	0.0735	0.0092	0.0092	0.9288
Very high level	0.7878	0.0735	0.1143	0.0122	0.0122	0.9031

Figura: Tabella relativa a due profili di rischio: D e RD

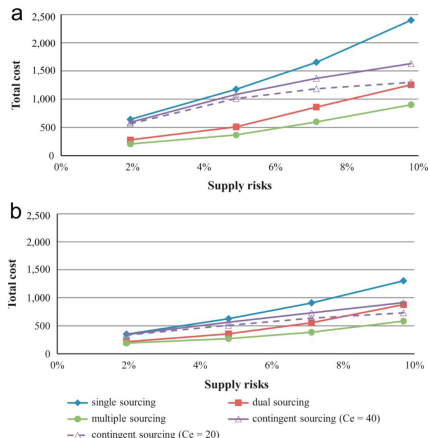


Figura: Grafici che associano la carenza attesa (asse orizzontale) al costo (asse verticale)

Esperimenti numerici

Valutazione strategie alternative di rifornimento

	Single sourcing	Dual sourcing	Multiple sourcing	Contingent sourcing
(a) Profile D				
Total cost	1653.37	859.07	597.37	1369.42
Inventory holding cost	716.28	321.05	300.04	767.04
Inventory shortage cost	697.30	379.03	193.76	306.18
Tail effect salvage cost	83.95	55.69	73.83	49.08
Tail effect shortage cost	155.83	103.30	29.74	15.73
Extra cost of emergency order	N/A	N/A	N/A	231.39
(b) Profile RD				
Total cost	908.49	554.10	385.52	729.1
Inventory holding cost	301.57	244.09	164.48	328.2
Inventory shortage cost	423.82	175.61	95.62	213.18
Tail effect salvage cost	81.72	93.54	105.85	41.31
Tail effect shortage cost	101.38	40.86	19.5	10.33
Extra cost of emergency order	N/A	N/A	N/A	136.09

Figura: Tabella relativa ai costi, sotto un profilo di rischio alto, nei due casi: D e RD

Risultati

Single-sourcing è la strategia peggiore, si preferiscono dual e multiple sourcing (se quest'ultimo ha un costo marginale basso) rispetto al contingent sourcing perché questo implica extra unit cost e lead time positivo. In generale i costi sotto il profilo D sono più alti,

Esperimenti numerici

Lead time

Contingent sourcing
con lead time
 $L = 0, 1, 2$
vs
Single, dual, multiple
sourcing con $L = 0$

→ Il trade-off diventa più
complicato al crescere
del lead time

→ Vale la pena incorrere
in un costo unitario
extra se il lead time è 0.

	Single sourcing	Dual sourcing	Multiple sourcing	Contingent sourcing		
				$L=0$	$L=1$	$L=2$
Profile D	1653.37	859.07	597.37	877.14	1369.42	1472.90
Profile RD	908.49	554.10	385.52	451.74	729.1	824.75

Figura: Effetto del Lead time sui costi totali

Conclusioni


Le analisi possono essere limitate a due alternative:

- **CONTINGENT SOURCING** → tendenzialmente preferibile se $L = 0$
- **DUAL SOURCING**

Sotto RD le due performance sono molto vicine, mentre sotto D le due performance sono simili a bassi e alti livelli di rischio mentre sono molto diverse a livelli medi (serve una conoscenza dettagliata dei profili di rischio).



References I

-  J. C. Fransoo T. Van Woensel J. Fang, L. Zhao, *Sourcing strategies in supply risk management: An approximate dynamic programming approach*, Dipartimento di Ingegneria Industriale, Università di Tsinghua, Beijing, China; Scuola di Ingegneria Industriale, Università di Eindhoven, Eindhoven, Olanda, 2012.



Grazie per l'attenzione



Politecnico
di Torino