

변동성이 존재하는 반도체 공급사슬 망을 위한 생산계획

신현준[†] · 유재필
상명대학교 경영공학과

A Production Planning for a Semiconductor Supply Chain Network with Volatilities

Hyun Joon Shin[†] and Jae Pil Ryu

Department of Management Engineering, Sangmyung University

ABSTRACT

This paper presents a production planning methodology for semiconductor manufacturing supply chain network with volatilities caused by uncertainties such as unstable demand and price. In order to take volatilities into account, we develop two approaches; 1) stochastic model with consideration of various cases and 2) deterministic model considering re-planning cost, and propose efficient solution methods. Computational experiments show that the performance of the proposed method is superior to that of deterministic approach using various scenarios.

Key Words : Semiconductor; Multi site Procurement; Production; Distribution system; Volatilities; Re-planning

1. 서 론

일반적으로 반도체 및 전자부품 등과 같이 대량의 부품을 필요로 하는 제조 산업은 지역적으로 분산되어 있는 둘 이상의 공급처, 생산기지, 그리고 납품처를 기본 구성요소로 하는 공급사슬망을 갖고 있다. 이와 같이 여러 원자재 공급처로부터 획득된 자재를 복수개의 생산기지 들로 보내고, 생산된 완제품을 복수개의 판매 대리점으로 인도하는 형태의 공급사슬망을 다단계 조달-생산-분배시스템 (Multi site Procurement - Production - Distribution System; 이하 MPPDS)이라고 부른다.

본 연구의 대상이 되는 MPPDS 공급망의 주요 특성은 2단계의 하이브리드 생산-분배체인이라는 데 있다. 일반적으로 MPPDS 하이브리드 생산-분배체인은 상위 단계(upstream)의 조달 및 FAB (Fabrication) 단계와 하위단계(downstream)의 후 공정 (최종 옵션 조립) 생산 및 분배 단계로 구분될 수 있다(Fig. 1 참고). 반도체 산업의 경우, 이와 같은 생산-분배체인에서 웨이퍼 가공은 상위단계의 FAB 단계에서 이루어지고, 완제품

은 후 공정 생산단계의 최종 조립 후 얻어진다. 비교적 긴 생산 리드타임과 소비자들의 단납기 요구로 인해 FAB 단계는 일반적으로 자원가동률을 향상시키기 위한 푸시 (push) 타입의 계획생산 방식을 따르는 반면, 하위단계의 후 공정 생산단계는 높은 주문 변동성 및 고객이 요구하는 사양의 다양성으로 인해 일반적으로 풀 (pull) 타입의 맞춤형 주문생산 전략을 따르고 있다. 이 외에 생산 및 수송계획을 한층 더 어렵게 하는 MPPDS 생산-분배체인만의 독특한 특징들이 있는데, 품질사양에 따른 대체 BOM (alternative bill of material), 수요 및 가격변동성, 그리고 복수 시설 간의 물류 등이 이에 해당한다[1-5]. 대체 BOM은 서로 다른 부품업체로부터 공급받는 주요 부품 또는 서로 다른 특성의 부품들을 이용하여 완제품을 제조하기 위해 MPPDS 체인에서 반드시 필요하다. 그러나 이러한 대체 BOM은 다양한 제품군과 제품구조를 유발하는 요인으로 생산 및 분배 계획/통제 (production and distribution control; 이하 PDC) 문제의 복잡도를 한층 증가시킨다. 실제로 고객 맞춤형과 제품의 사양 등급은 반도체 산업뿐만 아니라 소비재 산업에서도 높은 변동성의 주된 원인으로 파악되고 있다.

[†]E-mail : hjsin@smu.ac.kr

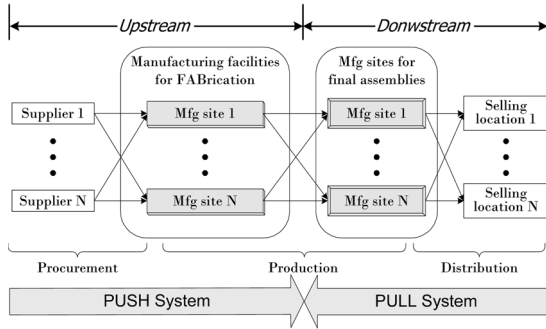


Fig. 1. Supply chain network in MPPDS.

본 연구에서 고려하고자 하는 공급사슬 망 내에 내재된 변동성은 전통적인 PDC 문제들에 대한 기존 연구들에서 찾아볼 수 없는 주요 특징이다. 전통적인 PDC 문제는 총비용의 최소화 또는 오직 수요 변동성 하에서 생산-분배 네트워크의 최적화에만 초점을 맞추고 있으나, MPPDS 공급망에 존재하는 가격 불확실성이라는 중요한 요소를 고려하지 못하고 있다[6-8]. 본 연구는 다양한 변동성이 내재된 반도체 MPPDS에서 효율적인 생산 및 분배 계획 방법론을 제안함으로써 이와 같은 문제를 해결하고자 한다. 먼저 계획변동 비용 및 생산용량 제약 등의 현실적인 제약조건들을 반영하는 모델을 정의하고, 이와 함께 변동성을 반영하는 시나리오를 이용하여 확률적 혼합정수선형계획법모형을 개발한다. 또한 다양한 시나리오를 이용한 실험을 통하여 이들 모형들의 타당성을 평가하고, 제안한 알고리즘의 우수성을 보이고자 한다.

2. 변동성을 고려한 PDC 알고리즘

MPPDS 생산-분배체인에서는 서로 다른 생산 단계 및 수송 방식에 따라 리드타임상의 매우 큰 차이가 발생한다. 예를 들어 하위단계 조립과 수송에 비해 상위단계 FAB 생산단계는 상당히 긴 리드타임을 필요로 한다. 이와 같이 생산 및 분배 단계별 리드타임의 변화가 크고, 제품 사양에 따른 수요 변동성과 가격 불확실성이 존재하는 MPPDS에는 생산-분배체인의 효율적인 PDC 의사결정 수립을 위한 방법론의 개발이 필요하다.

본 연구에서 제시하는 모형은 2개의 유형으로 나눌 수 있는데, 하나는 다양한 case (발생 가능한 상황)를 고려한 확률모형 이고 다른 하나는 재 계획 비용을 고려한 확정모형이며 이들 모형은 각각 2단계(2 phases)로 구성된다. 먼저 다양한 case를 고려한 확률모형의 첫 번째 단계에서 얻어지는 의사결정은 상위단계의

FAB 생산 의사결정 수립에 해당하고, 예측된 수요와 가격 정보를 기반으로 이루어진다. 따라서 첫 번째 단계에서는 모든 가능한 현실적인 case들을 계획수립 시 고려하여 추후 어떤 특정 case가 실현되더라도 받아들여질 수 있는 강건한 의사결정 결과를 도출하여야 한다. 두 번째 단계에서는 일정시간 경과 뒤 실제 고객주문이 수주되어 수요와 가격의 불확실성이 사라지면, 하위단계의 조립과 수송에 관련된 의사결정들을 이익을 향상시키는 것을 목표로 재조정한다. 이 때 첫 번째 단계에서 결정한 결정변수는 고정되어 변경할 수 없고 두 번째 단계에 해당되는 변수들만을 실현된 case 하에서 재 계획한다. 또한 첫 단계인 상위단계 제조공정에서 푸시 형태로 생산된 다양한 부품 사양들은 대체 BOM의 형태로 두 번째 단계에서 고려해야 한다.

재 계획 비용을 고려한 확정모형의 첫 번째 단계에서는 기업에서 판단한 현실적 최적의 정보를 기반으로 상위단계와 하위단계의 의사결정을 도출한다. 두 번째 단계에서는 하위단계의 최종 의사결정을 내려야 하는 시점까지 발생된 정보의 변경사항을 토대로 재 계획을 수립한다. 여기서 두 번째 단계는 재 계획과 관련하여 발생하는 비용을 첫 번째 단계의 확정모형과 비교함으로써 재 계획 수립 여부를 결정하는 것을 포함한다.

2.1. 확률모형

반도체 산업의 MPPDS 생산-분배체인 내에 존재하는 변동성의 특성을 고려하여 수리적 계획모형을 설계하고 의사결정을 수립하기 위해서는 확률계획법, 즉 확률적 MILP 모형의 개발이 필요하다. 모형 개발의 목적은 변동성을 감안한 생산 및 분배 정책 (policy)을 찾아내는 것이다. 본 연구의 대상이 되는 MPPDS 생산-분배체인의 PDC 모형을 간단히 설명하면 다음과 같다.

- 상위단계 생산, 하위단계 조립 그리고 수송에는 용량 (capacity) 제약이 존재함
- 주문이월(backlogs)은 허용되지 않고 충족되지 않은 수요에 대해서는 페널티가 부과됨
- 수요와 가격에 대해 이력 (historical data)에 기초한 확률분포가 주어짐
- 수요는 모두 가치하락 방향 (downward)으로 대체 충족 가능함. 즉 고객의 주문은 원래의 사양 등급 또는 상위 등급에 해당하는 부품들로 인도 가능함

본 연구는 가격 및 수요 불확실성과 같은 변동성이 내재된 PDC문제의 Robust 해를 구하기 위해 일정개수 (S)의 실현가능한 case 집합 ($(\Omega=\{1, \dots, S\})$)을 사용하여 모델링하는 것을 목표로 한다. 기존의 연구에서는 PDC 문제를 해결할 때, 수요 변동성 및 가격 불확실성

을 고려하지 못하는 확정적 (deterministic)인 모형을 사용하였다. 이렇게 불확실성을 고려하지 않게 되면 PDC문제는 하나의 case만 (eg. $S = 1$) 존재하는 모형으로 모델링이 된다. 또한 바로 이 모형이 반도체 제조업체를 포함함 하이테크 제조기업들의 MPPDS 공급망에서 사용하고 있는 PDC-D (PDC-Deterministic) 모형이다. 본 연구의 목표인 불확실성이 존재할 때 복수개의 case를 사용하는 RO (robust optimization) 모형의 모델링을 위해서는 PDC-D 모형 역시 먼저 개발되어야 한다. 이를 위해 PDC-D 모형의 프로토타입을 정리해 보면 다음과 같다. 단, PDC-D 모형은 확정적으로 모델링되므로 하나의 특정 case S 가 이미 선택되었다고 가정하고 모델링하도록 한다.

PDC-D

Maximize R

Subject to

$$R = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T P_{i,j,l,t}^l d_{i,j,t}^l - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T hc_i^k I_{i,t}^k - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T hc_i^k Imc_{i,j,t}^k - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T hp_i^k Imp_{i,j,t}^k - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T ta_{i,j,k,t} A_{i,j,t}^k - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T ts_{i,j,l,t} S_{i,j,t}^k - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T \pi_i^l (D_{i,t}^l - d_{i,j,t}^l) \quad (1)$$

$$I_{i,t}^k = I_{i,t-1}^k + yp^k PQ_{i,t} - \sum_{i=1}^N A_{i,j,t}^k - \sum_{i=1}^N S_{i,j,t}^k, \forall i, k, t \quad (2),$$

$$Imc_{i,j,t}^k = Imc_{i,j,t-1}^k + A_{i,j,t}^k + S_{i,j,t-1}^k - AQ_{i,j,t}^k, \forall i, j, k, t \quad (3),$$

$$Imp_{i,j,t}^l = Imp_{i,j,t-1}^l + \sum_k ym_{i,j}^{k,l} AQ_{i,j,t}^k - d_{i,j,t}^l, \forall i, j, l, t \quad (4),$$

$$D_{i,t}^l \geq \sum_i d_{i,j,t}^l, \forall i, l, t \quad (5),$$

$$\sum_i A_{i,j,t}^k + \sum_i S_{i,j,t}^k \leq I_{i,t-1}^k + yp^k PQ_{i,t}, \forall i, k, t \quad (6),$$

$$d_{i,j,t}^l \leq Imp_{i,j,t-1}^l + ym_{i,j}^{k,l} AQ_{i,j,t}^k, \forall i, j, k, l, t \quad (7),$$

$$PQ_{i,t} \leq cp_i, \forall i \quad (8),$$

$$\sum_k AQ_{i,j,k}^k \leq cm_{i,j}, \forall i, j, t \quad (9),$$

$$\sum_k A_{i,j,k}^k \leq ca_{i,j}, \forall i, j, k, l, t \quad (10),$$

$$PQ_{i,t} \geq 0; AQ_{i,j,t}^k \geq 0; A_{i,j,t}^k \geq 0; S_{i,j,t}^k \geq 0, \forall i, j, k, l, t \quad (11),$$

위 모형을 간단히 설명하면 (1)식의 R 은 총매출과 재고유지/수송/품질 비용을 고려한 총 이익을 나타내고, 제약식 (2)-(4)는 재고균형식을, 제약식 (5)-(7)은 주문수송량에 대한 상한과 하한선을 지정한다. 그리고 제약식 (8)-(10)은 생산시설 및 수송 수단의 용량 제약에 관련된 식이다.

RO (robust optimization) 모형이란 수요 변동성 및 가격 불확실성으로 인하여 고려해야 할 실현 가능한 case들이 여러 개가 존재할 때 확률적으로 계획하는 방법을 뜻한다. 최근의 연구결과에 의하면 RO 모형은 의사결정의 robustness를 향상시키고 목적함수 값의 분산 (variance)을 줄여줄 수 있는 방법론으로써, 특히 계획 시점에 결정적인 항목들에 대한 불확실성이 존재할 때 상대적으로 매우 타당한 결과를 산출해주는 것으로 알려져 있다.

이산확률변수인 각 실현 가능한 case에 대해 확률질량함수 (probability mass function)가 주어지고, w^s 를 case s 의 발현확률이라고 하면 $w^s > 0, \sum_{s \in \Omega} w^s = 1$ 이 된다. 본 연구에서는 RO 모형으로 PDC-MEV (PDC-Max Expected Value)를 제안한다.

PDC-MEV 모형의 목표는 다양한 실현 가능한 case 들 하에서 기대이익을 최대화하기 위한 robust 의사결정 변수들을 찾아내는 것이다. PDC-MEV 모델은 확정적 (deterministic)으로 모형화된 기본형 PDC-D의 목적함수를 변경하고 복수개의 cases set을 반영토록 한다. PDC-ME 모형의 기본 틀은 다음과 같다.

PDC-MEV

Maximize $E[R^s] = \sum_{s \in \Omega} w^s R^s$

Subject to

$$R = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T P_{i,j,l,t}^{l,s} d_{i,j,t}^{l,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T hc_i^k I_{i,t}^{k,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T hc_i^k Imc_{i,j,t}^{k,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T hp_i^k Imp_{i,j,t}^{k,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T ta_{i,j,k,t} A_{i,j,t}^{k,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T ts_{i,j,l,t} S_{i,j,t}^{k,s} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T \pi_i^l (D_{i,t}^{l,s} - d_{i,j,t}^{l,s}), \forall s \quad (12),$$

$$A^s X^s = B^s, \forall s \quad (13),$$

$$X^s \geq 0; s = 1, 2, \dots, S \quad (14)$$

위 PDC-MEV 모형에서 $R^s, P_{i,j,l,t}^{l,s}, D_{i,t}^{l,s}, d_{i,j,t}^{l,s}, I_{i,t}^{k,s}, Imc_{i,j,t}^{k,s}, Imp_{i,j,t}^{k,s}$ 는 특정 case s 하에서의 모수들이다.

그리고 설명을 간단히 하기 위해 PDC-D 모형의 (2)-(10)의 제약식은 $A^s X^s = B^s$ 의 표현으로 대체하였다. 단 이들 제약식도 모든 case들 ($s \in \Omega$) 을 반영하여야 한다. 또한 의사결정 변수인 x 는 본 연구의 2단계 PDC 시스템 프레임워크 내에서 $x = (x^{1st}, x^{2nd})$ 로 표현될 수 있다. 여기서 x^{1st} 와 x^{2nd} 는 각각 첫 번째 단계(상위단계)의 common part의 생산량과 해상수송량, 그리고 두 번째 단계(하위단계)의 최종제품의 조립생산량과 항공수송량의 의사결정 변수를 뜻한다. 따라서 PDC-MEV 모형을 이용하여 첫 번째 단계에서는 모든 case를 감안하는 robust 솔루션을 구하고, 일정시간 경과 후 두 번째 단계에서는 불확실성이 사라진 상태에서 x^{1st} 변수를 고정한 후 실현된 case 하에서 x^{2nd} 솔루션을 구하는 방식을 따른다.

2.2. 재 계획 비용을 고려한 확정모형

재 계획 비용을 고려한 확정모형(이하 PDC-RPC)의 첫 번째 단계에서는 현시점의 가장 확실한 정보를 기반으로 상위단계와 하위단계의 의사결정을 도출한다. 두 번째 단계에서는 하위단계의 최종 의사결정을 내려야 하는 시점까지 발생된 정보의 변경사항을 토대로 재 계획을 수립한다. 여기서 두 번째 단계는 재 계획과 관련하여 발생하는 비용을 감안한 총 이익(R)을 첫 번째 단계의 확정모형과 비교함으로써 재 계획 수립 여부를 결정한다. 이를 위해 계획변경에 따른 비용을 수치화하여 판단할 수 있는데 이는 전체 계획구간(Planning period; T) 내에 확정구간(Frozen Period; FP)과 재 계획가능 구간(Replanning Period; RP)을 구분하여 그에 따른 계획변경비용(Cost of Plan change; CP)을 산출함으로써 가능하다.

CF 를 확정구간 내에서 불가피하게 계획을 변경해야 할 때 발생하는 비용(상수)라고 할 때, 계획변경비용은 식 (15)와 같이 정의될 수 있고 계획변경에 따른 비용

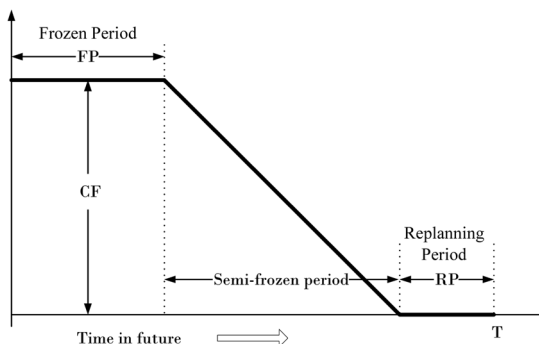


Fig. 2. Cost function according to plan change.

함수는 Fig. 2와 같이 표현된다.

$$CP_t = \begin{cases} CF, & \text{for } FR \geq t \\ CF - \frac{(t-FP)CE}{(T-FP-RP)}, & \text{for } FP < t < T-SR \\ 0 & \text{for } T-RP < t \end{cases} \quad (15)$$

3. 실험 및 결과분석

본 연구에서 제안한 2개의 Robust 알고리즘, 즉 PDC-MEV모형을 이용한 확률모형과 PDC-RPC의 성능을 평가하고 실제 현장에서의 적용 가능성을 타진하기 위해 다음과 같이 실험을 계획하고 그 결과를 분석한다. 실험 계획은 Table 1과 같이 정리할 수 있다. Table 1에 의하면 본 실험의 대상이 되는 반도체 MPPDS 공급망은 3개의 제품군, 3곳의 제조시설 그리고 3개의 품질등급으로 구성이 된다. 또한 실험을 위한 알고리즘의 입력데이터로 사용되는 모수는 재고유지비용, 기회비용, 수송비용 그리고 생산 및 수송의 용량계약 등으로 정해진 균일분포로부터 생성된다. 그리고 PDC-RPC에서 사용되는 비용상수인 CF 는 PDC-D모형에서 산출되는 총 이익(R)의 20%로 결정하여 사용하고, 두 번째 단계의 계획수립 시점은 0.1, 0.7, 0.2의 확률로 각각 FP , semi-frozen period 및 RP 구간에 위치할 수 있도록 임의로 발생시켰다.

실제 반도체 제조회사의 과거 데이터를 통계 분석해 본 결과, 수요 및 가격 데이터는 정규분포를 따른다고 할 수 있다. 따라서 본 실험에서는 계획시평을 18주로 하였고, 수요 및 가격 분포와 3범주(optimistic, normal, and pessimistic cases)로 구분되는 case들을 이용하여 실험데이터를 산출(Table 2 참조)하고 시뮬레이션을 통해 알고리즘의 성능을 평가하였다. PDC-D, PDC-MEV 모형은 Lingo 10.0 패키지를 이용하여 모델링하고 각 알고리즘은 LINGO 내부언어(연산자, 함수 등)를 이용하여 구현하였다.

3.1. 실험결과 및 분석

이 절에서는 Table 1과 2에서 제시한 실험계획 및 실험 데이터를 사용하여 본 논문이 제시한 확률모형과 PDC-RPC 확정모형 알고리즘의 성능을 평가한다. 이때 각 알고리즘을 통해 얻은 목적함수 값을 PDC-D 모형을 통해 얻은 값과 서로 상대 비교하도록 한다. 상대 비교를 하기 위한 척도로써 본 실험에서는 상대오차값(relative error: RE)을 사용한다.

Table 1. Experimental design

	제품군	고품질	중간품질	저품질
재고유지비용 (Wafer)	k = 1,2,3	U[6,8]	U[5,7]	U[4,6]
재고유지비용 (완제품)	k = 1,2	U[8,10]	U[7,9]	U[6,8]
	k = 3	U[7,9]	U[6,8]	U[5,7]
기회비용	k = 1	U[200,250]	U[150,200]	U[100,150]
	k = 2	U[300,350]	U[250,300]	U[200,250]
	k = 3	U[200,250]	U[150,200]	U[100,150]
		제조시설 1	제조시설 2	제조시설 3
생산 능력 (Upstream)	k = 1,2,3	U[3000,2500]	U[3000,2500]	U[3500,4000]
조립 능력 (Downstream)	k = 1,2,3	U[4000,5000]	U[4000,5000]	U[4500,5500]
항공운송 능력	k = 1,2	U[400,500]	U[400,500]	U[450,550]
	k = 3	U[300,400]	U[300,400]	U[300,400]
항공운송 비용	k = 1,2,3	U[100,150]	U[200,250]	U[100,150]

Table 2. Criteria for creating volatile data

			Optimistic case	Normal case	Pessimistic case
수요	평균 (μ)	고품질	U[1300,1400]	U[1100,1200]	U[900,1000]
		중품질	U[1500,1600]	U[1300,1400]	U[1100,1200]
		저품질	U[1200,1100]	U[1000,900]	U[800,700]
	표준편차 (σ)	U[70,100]	U[60,90]	U[50,80]	
가격	평균 (μ)	고품질	U[1400,1500]	U[1200,1300]	U[1000,1100]
		중품질	U[1200,1100]	U[1000,900]	U[800,700]
		저품질	U[1000,900]	U[800,700]	U[600,500]
	표준편차 (σ)	U[80,110]	U[70,100]	U[60,90]	

$$RE = \frac{S_{proposed} - S_D}{S_D} \quad (16)$$

여기서,
 S_D = PDP-D 모형의 목적함수 값,
 $S_{proposed}$ = PDP-MEV 확률모형 또는 PDC-RPC 확정 모형에 대해 얻은 목적함수 값

따라서 RE값이 클수록 본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능, 즉 robustness가 강하다고 할 수 있다. 2단계로 구성되는 PDC-MEV 및 PDC-RPC와 달리, PDC-D 확정모형은 계획수립 시 수요 및 가격 정보 등의 모든 변수들이 확정되므로 1단계에서 의사결정이 이루어지면 추후 변동이 되지 않는다. PDC-D 모형은 품질등급은 중간품질 그리고 normal case 시나리오를 따르도록 한다.

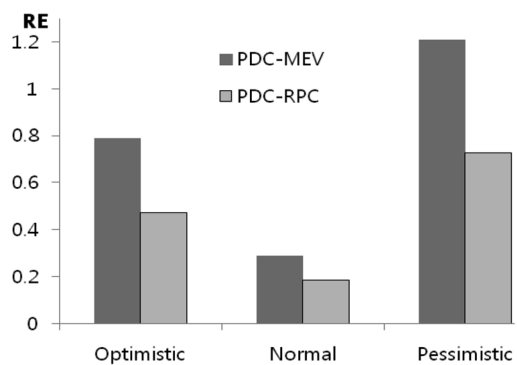


Fig. 3. RE values for three cases.

Fig. 3은 3개의 case (Optimistic, Normal, and Pessimistic)에 대한 실험결과를 보여주고 있다. 모든 case에 있어 PDC-C 모형보다 PDP-MEV 확률모형과 PDP-RPC 확정모

형이 모두 우수한 성능을 보여준 것을 알 수 있다. 특히 PDP-MEV 모형은 3 case 모두에서 PDP-RPC 모형보다 약 60% 이상의 높은 수익을 보여주었다. Case별로는 optimistic case와 pessimistic case에서 보다 더 좋은 결과를 보여주고 있는데 이것은, 본 연구에서 제시한 2 알고리즘이 normal case보다 더 큰 변동성이 존재하는 optimistic/pessimistic 상황에서 더 우수한 robustness를 보여준다고 해석할 수 있다. 본 실험을 통해 2단계 시스템으로 운영되는 반도체 MPPDS 공급망은 변동성을 반영한 모형으로 모델링하는 것이 매우 효율적이라는 것을 입증하였다.

4. 결 론

본 연구에서는 다양한 변동성이 존재하는 MPPDS 공급망에 대한 생산 및 수송 전략을 수립함으로써 반도체 제조업 공급사슬망의 의사결정 문제를 해결하고자 하였다. 품질로 구분되는 제품들의 생산, 재고 및 물류에 관한 의사결정을 조정하기 위해, 본 연구에서는 생산용량 제약, 항공 수송 리드타임 및 용량 제약 등의 현실적인 제약조건들을 반영하는 PDC-D 확정모형을 정의하였다. 그리고 수요 및 가격 변동성을 함께 반영하는 확률모형인 PDC-MEV와 재 계획비용을 고려한 확정모형인 PDC-RPC를 개발하였다. 다양한 실험을 통하여 이들 모형들의 타당성을 평가하였고, 제안한 알고리즘의 우수성을 보였다. 본 연구에서 제안한 방법론이 실제 반도체 제조기업 공급망 상의 생산, 수송 의사결정에 적절히 반영될 수 있다면 기존보다 한층 향상된 공급망 의사결정 솔루션을 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

이 논문은 2011년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 기초연구지원인문사회(한국연구재단) 과제의 지원을 받아 수행된 것임(한국연구재단-2011-327-B00154).

참고문헌

1. Ahn, H. and Kaminsky, P., "Production and distribution policy in two-stage stochastic push pull system," IIE Transactions, Vol. 37, No. 7, pp. 609-621, 2005.
2. Bollapragada, R. and Rao, U.S., "Replenishment planning in discrete time, capacitated, nonstationary, stochastic inventory system," IIE Transactions, Vol. 38,

- No.7, pp. 583-595, 2006.
3. Gupta, A. and Maranas, C.D., "Managing demand uncertainty in supply chain planning," Computers and Chemical Engineering, Vol. 27, No. 8-9, pp. 1219-1227, 2003.
4. Hight, J.L. and Wallace, S.W., "Sensitivity analysis and uncertainty in linear programming," Interfaces, Vol. 33, No. 4, pp. 53-60, 2003.
5. Leung, S.C.H. and Wu, Y., "A robust optimization model for stochastic aggregate production planning," Production Planning and Control, Vol.15, No. 5, pp. 502-514, 2004.
6. Leung, S.C.H., et al., "A robust optimization model for multi-site production planning problem in an uncertain environment," European Journal of Operational research, Vol, 181, No.1, pp. 224-238, 2007.
7. Sen, S. and Hight, J.L., "An introductory tutorial on stochastic linear programming models," Interfaces, Vol. 29, No. 2, pp. 33-61, 1999.
8. Yildirim, I., Tan, B., and Karaesmen, F., "A multiperiod stochastic production planning and sourcing problem with service level constraints," OR Spectrum, Vol. 27, No. 2-3, pp. 471-489, 2005.

APPENDIX

<용어정리>

인덱스 (Indexes)

$i = 1, 2, \dots, N$	제품그룹,
$j = 1, 2, \dots, M$	조립 제조시설,
$k = 1, 2, \dots, L$	FAB 제품(wafer)의 품질사양등급,
$l = 1, 2, \dots, L$	최종제품의 품질사양등급,
$s = 1, 2, \dots, S$	미래의 발생 가능한 case,
$t = 1, 2, \dots, T$	계획기간,

모수 (Parameters)

모형관련

$P_{i,t}^l$	기간 t 동안 제품유형 i , 품질사양등급 l 인 최종제품의 평균 판매가격
$D_{i,t}^l$	기간 동안 제품유형 i , 품질사양등급 l 인 최종제품의 예측수요
$d_{i,j,t}^l$	기간 t 동안 시설 j 에서 제품유형 i , 품질사양등급 l 인 최종제품의 수요충족량

비용관련

hc_i^k	제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer의 단위
----------	-----------------------------------

재고유지비용
 hp_i^k 제품유형 i , 품질사양등급 l 인 최종제품의 단위 재고유지비용
 $ta_{i,j}$ 제품유형 i wafer를 시설 j 로 항공수송 하는데 필요한 단위 운송비용
 $ts_{i,j}$ 제품유형 i wafer를 시설 j 로 해상수송 하는데 필요한 단위 운송비용
 π_i^l 제품유형, 품질사양등급 l 인 최종제품의 단위 기회비용

재고 및 생산관련

$Ip_{i,t}^k$ 기간 t 동안 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer (upstream 단계)의 재고량
 $Imc_{i,j,t}^k$ 기간 t 동안 시설 j 의 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer의 재고량
 $Imc_{i,l,t}^k$ 기간 t 동안 시설 l 의 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 최종제품의 재고량
 yp_i^k 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer의 생산수율, $\sum_k yp_i^k \leq 1, \forall i$
 $ym_{i,j}^k$ 시설 j 에서 제품유형 i , 품질사양등급 l 인 wafer를 품질사양등급 l 인 최종제품으로 조

립 시의 생산수율,

용량관련

Cp_i 제품유형 wafer 의 생산용량
 $cm_{i,j}$ 시설 j 에서 제품유형 최종제품의 생산용량
 $ca_{i,j}$ 제품유형 wafer 를 시설 j 로 운송 시 항공수송용량

결정변수 (Decision variables)

1단계 robust 결정변수

$PQ_{i,t}$ 기간 t 동안 제품유형 i 인 wafer 의 생산량
 $S_{i,j,t}^k$ 기간 t 동안 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer 를 시설 j 로 운송하는 해상수송량

2단계 결정변수

$AQ_{i,j,t}^k$ 기간 t 동안 시설 j 에서 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer 의 조립생산량
 $A_{i,j,t}^k$ 기간 t 동안 제품유형 i , 품질사양등급 k 인 wafer 를 시설 j 로 운송하는 항공수송량

접수일: 2011년 11월 10일, 심사일: 2011년 11월 30일,
 게재확정일: 2011년 12월 15일