

기억 세포를 이용한 재고-차량 경로 문제의 인공면역시스템

An Artificial Immune system using Memory Cell for the Inventory Routing Problem

양병학 (Byounghak Yang)

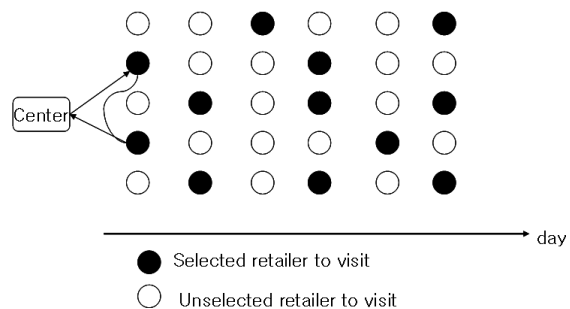
경원대학교 산업정보시스템공학과
byang@kyungwon.ac.kr

Abstract. We consider the Inventory Routing problem(IRP) for the vending machine operating system. An artificial immune system(AIS) is introduced to solve the IRP. The IPR is an rolling wave planning. The previous solution of IRP is one of good initial solution of current IRP. We introduce an Artificial Immune system with memory cell (AISM) which store previous solution in memory cell and use an initial solution for current problem. Experiment results shows that AISM reduced calculations time in relatively less demand uncertainty.

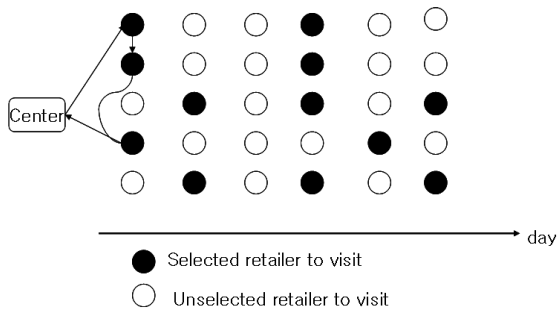
1. 서론

본 연구는 재고-차량 경로 (IRP: Inventory Routing Problem)문제를 다루고 있다. IRP는 차량경로문제와 재고관리 문제를 동시에 다루는 분야이다. 고전적인 시스템에서는 수요자가 재고관리를 하고, 수요자의 주문에 의해 공급자의 수송이 발생한다. 따라서 재고관리와 수송문제는 별개의 독립적인 문제였다. 그러나 최근 도입되고 있는 공급자 주도 재고관리 (VMI :Vendor Managed Inventory) 환경에서는 공급자가 주도적으로 영업점의 재고 관리를 하게 된다. 공급자는 영업점의 재고 수준을 확인하고 주문량을 결정하여 배송해야 한다. 따라서 VMI환경에서는 수송과 재고관리는 결합된 문제가 된다. VMI가 아니더라도 재고와 배송계획을 통합해야 하는 상황으로는 자판기 산

업, 할인체인점의 순회 배송 등을 들 수 있다. 대형 할인점 업체의 경우 중앙 창고에서 각 할인점으로 수송 및 재고 관리를 동시에 수행하여야 한다. 이와 같이 배송 계획과 재고 계획을 통합할 필요성이 점점 증가하고 있다. 배송과 재고를 통합한 연구 분야를 Inventory routing problem (IRP)라 하며 이와 유사한 분야로 Periodic Vehicle routing problem (PVRP)가 있다. [그림1]은 IRP에 대한 개념을 나타내고 있다. 수평축은 시간의 흐름을 나타낸다. 흑색점은 재고 수준을 감안하여 재고가 소진되는 시점을 표시하고 있다. 따라서 흑색점으로 표시된 수요지는 그 이전에 배송을 받아야 한다. 첫 번째 날에 두 개의 수요지에서 배송이 필요하다. 만약 이것을 기준으로 배송 계획을 수립한다면 일일 배송계획은 평범한 차량경로계획 문제를 매일 반복해 해결하는 상황이다. 그런데 만약 필요하지 않은 자판기에 먼저 배송을 한다면 [그림2]처럼 이후 재고소진



[그림1] 6일간의 일일 배송 계획의 개념도. 흑색점은 재고가 소진 되어 방문을 기다리는 자판기를 의미한다. 배송에 의해서 재고가 충진되면 수요에 의해서 재고가 소진되어 재방문을 기다리게 된다. 여기서는 첫 번째 날에는 두 개의 자판기에만 배송을 한 상황이다. Yang(2008)



[그림 2] 첫 번째 날 인위적으로 배송이 필요 없는 자판기에 방문하여 재고를 충전시켰다. 이런 배송의 변경은 이후 자판기의 재고 소진일을 변경 시키고 이는 미래의 배송 계획에 영향을 준다.(Yang 2008)

일은 변하게 된다. 재고소진일의 변화는 미래의 배송계획에 영향을 주게 된다. 현재의 배송계획의 변화는 현재 배송 비용의 변화, 수요지의 재고 비용 변화, 미래의 배송 비용의 변화를 가져오게 됨으로 우리의 목적은 총비용, 즉 계획기간 동안의 배송과 재고 비용의 합을 최소화 하는 것이다. 고객 방문 시기와 배달량은 기존의 경로 계획에서는 주문시 고객이 제시한 입력 자료였다. 그러나 IRP에서는 고객 방문 시기, 배달량, 경로 계획을 동시에 결정하여야 한다. IRP나 PVRP는 관련 연구 동향을 조사해보면 문제의 복잡성으로 완벽하게 배송과 재고문제를 통합한 해법이 개발되지 않았다. 대부분의 연구는 2단계로 나누어서 문제를 단순화 시킨 후 계층적으로 문제를 해결하였다. 최근 전자계산학 분야에서는 의사결정을 위한 도구로서 자연연산 (Natural Computing) 분야의 연구가 활발히 진행되고 있다. 이미 잘 알려진 인공신경망, 진화 해법, 개미 해법 등이 그 예일 것이다. 본 연구에서는 또 하나의 흐름인 인공면역시스템(Artificial immune system)을 해결 도구로 사용하려고 한다. 인공면역시스템에 대한 설명은 3장에서 다시 설명하기로 한다. Yang(2007)의 연구에 의하면 인공면역시스템은 시간의 흐름에 따라 변하는 상황에 적합한 해법이라고 알려져 있다. 본 연구는 자판기 사업에서 재고-차량 계획법 문제를 위한 해법으로 인공면역시스템을 개발하는 것이다.

2. 관련 연구 동향

본 연구와 관련된 연구 동향을 살펴보자. IRP는 다음과 같이 크게 3가지 분류가 존재한다. 일일 IRP : IRP를 하루 당위로 해결한다. 당일 반드시 배달해야하는 주문을 제외하고는 미래로 연기시키는 해를 제공한다. IRP의 초기 연구들이 주로 다루었다.

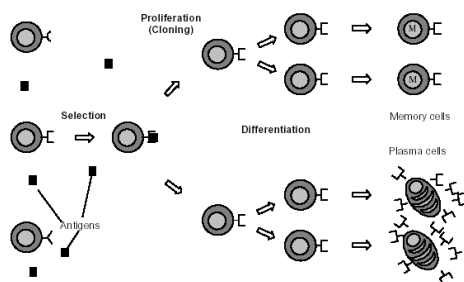
유한기간 운영적 IRP: 차량이 결정된 상태에서 유한한 계획 기간 동안 차량 경로 계획을 다루는 문제이다. 현재의 관리 비용과 미래의 관리 비용의 상충 관계를 다루게 된다. 수송비, 서비스수준, 재고수준, 자원제약 등을 고려하게 된다. Campbell et al.(2004).

무한 기간 IRP : 장기적인 안정 상태의 수송, 재고, 주문비의 최적화를 다루고 있다. 장기적인 관점에서 최적 방문주기를 결정하고 이 패턴으로 각 고객을 방문한다는 전제하에 경로 계획을 설정한다. 운영적인 계획이라기보다는 전략적 계획에 유용한 방법이다.

다음으로 PVRP는 각 고객을 계획기간동안 여러 번 방문할 수 있다. 따라서 각 고객별로 방문할 패턴을 결정하고 결정된 패턴에 따라 일일 차량경로 계획을 풀게 된다. PVRP는 계획기간 동안의 총 수송비용을 최소화하게 된다. PVRP에서는 IRP와 달리 재고비용을 다루지 않는다. PVRP의 전형적인 문제들은 식료품점 배송문제나 폐휴지의 정기적 수거 문제 등이 있다. 본 연구와 관련된 주요 연구 결과를 분석하면 다음과 같다. IRP에 대한 연구로는 Golden et al. (1984), Dror et al.(1985), Chien et al. (1989), Jaillet et al.(2002), Anily와 Federgrunen (1991), Renaud et al.(1996), Bard et al. (1998a,b), Vianna (1999), Lao와 Leong(2002),Baptista (2002), Campbell과 Savelsbergh (2004), Gaur와 Fisher(2004), Rusdiansyah와 Tsao (2005), Aziz와 Moin(2007), Yu et al. (2007), Zhao et al. (2007), Raa와 Aghezzaf (2007)등이 있으며 Yang(2008)의 연구에서 상세히 조사되었다. 기타의 연구는 Moin과 Salhi(2007)에

의해서 제시되었다. 기존의 연구들은 IRP의 난이도 때문에 2단계로 나누어서 문제를 해결하였다. 즉, 1단계로 담당 구역을 설정하거나, 또는 방문일정을 설정하였다. 이때에는 차량 경로에 대하여는 고려하지 않았다. 2단계에서는 1단계에서 설정된 방문 일정에 따라 차량 경로계획을 설정하였다. 이는 복잡한 문제를 간단한 2문제로 분리한 접근 방법으로 우수한 해를 찾을 수 있는 기회를 상실하는 약점이 있다. 이런 문제를 해결하기 위하여 Yang(2008)은 인공면역시스템을 도입하였다. 그의 연구에서 인공면역시스템과 기존의 유전해법을 비교한 결과 해의 품질과 연산 속도에서 인공면역시스템이 우수한 것으로 보고되었다. 그런데 지금까지의 모든 IRP 연구에서는 계획 기간이 연동임에도 지난 기간에 해결한 계획을 다시 이용하지 않고 새롭게 해결하고 있다. 우리는 인공면역시스템의 기억세포를 이용하여 과거의 해를 새로운 문제에서 이용하는 방법을 제시하려고 한다.

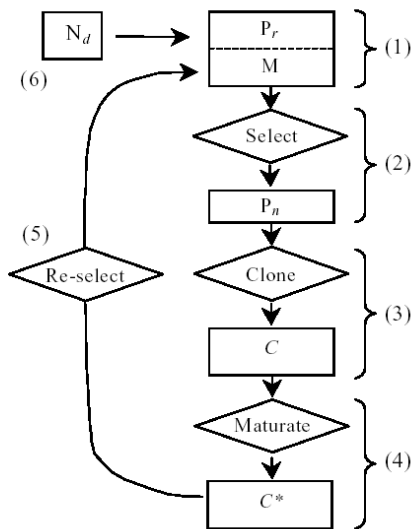
3. 인공면역시스템



[그림 3] 항원에 대응하는 적합한 항체를 선택하고 선택된 항체는 복제된다. 일부 복제된 항체들은 기억 세포에 저장되고 일부 항체들은 더 이상 복제 되지 않는 완성된 항체가 되어 항원을 공격한다. (De Castro 1999)

메타 휴리스틱의 여러 해법들은 생명계의 적응 현상을 컴퓨터 계산 과정에 응용하고 있다. 면역시스템은 패턴인식문제에서 주어진 패턴을 항원으로 간주하거나 최적화 분야에서 주어진 제약식 또는 목적함수식을 항원이라고 간주하

고, 그에 대응하는 패턴 인식 결과 또는 최적해를 적절한 항체라고 정의한다면 면역시스템 자체가 훌륭한 의사결정도구가 될 수 있다는 의미가 된다. 인공면역시스템은 기존의 진화해법이나 신경망 해법처럼 적용 범위가 다양하고 문제마다 적용하는 방법론도 다양한 것으로 알려져 있다. 인체의 면역시스템은 대단히 효율적인 항원 인식과 항체 제조 능력을 가지고 있다. 인공면역시스템은 이러한 자연계의 면역시스템을 의사 결정 시스템으로 이용하려는 것이다. 자연계의 면역시스템에 대하여 알아보고 그로부터 파생된 인공면역시스템의 기법에 대하여 알아보자. 먼저 항원(Antigen)이 침입하면 인체는 현존하는 항체(Antibody) 중에서 침입한 항원에 가장 적합한 항체를 선택한다. 선택된 항체들은 항원을 공격하기 위해서 대량으로 복제(cloning)된다. 이 복제단계에서 항원과 의 적합성을 높이기 위해 일부 항체는 돌연변이를 일으킨다. 면역시스템이 찾아낸 가장 적합한 항체는 더 이상의 돌연변이 변화를 중지하고 항원에 대항하는 혈장 세포 (Plasma Cell)를 생성하여 항원을 제거한다. 그리고 최종적으로 선정된 항체는 미래를 위하여 기억세포 (Memory Cells)에 저장된다. 우리 몸에 항원이 들어오면 면역시스템은 적합한 항체를 찾아 이를 복제한다. 이를 복제 선택이라 한다. 이때 각 항체의 복제 비율은 항원-항체간의 적합도(affinity) 비율을 기준으로 한다. 따라서 특정 항원이 들어오면 면역시스템은 스스로 학습에 의하여 항체의 비율과 항체의 총수를 조절하게 된다. 모집단 중에서 항원에 적합한 항체의 수는 증가하게 된다. 또한 특정 항체에 대한 침입 사실은 기억세포의 형태로 저장되어 2차 침입 시에는 빠른 시간에 적절한 항체를 생성하는 학습 능력을 가지고 있다. 적합도 성숙기란 항체의 적합도를 높이기 위한 항체 염색체의 돌연변이 과정을 의미한다. 적합도 성숙기는 하이퍼 돌연변이 (hyper mutation)와 수용체 조작 (receptor editing)이라는 두 가지로 구성되어 있다. 우수한 항체를 복제만 한다면 항원에 적합한 새로운 항체를 찾을 수 없다. 면역시스템은 항체에 돌연변이를 일으켜서



[그림 4] 기본적인 클론 선택 해법. 자세한 단계별 설명은 본문에 제시하였다. (De Castro 1999)

항체의 다양성을 추구하며 이를 통해 적합한 항체를 만들어 낼 수 있다. 하이퍼 돌연변이는 복제된 항체 중에서 항원에 대한 적합도가 높은 항체에서는 낮은 돌연변이를 유도하고, 항체와의 적합도가 낮은 항체에 대하여는 높은 돌연변이를 유도하여 항원에 더 적합한 항체를 얻으려는 과정이다. 하이퍼 돌연변이의 이러한 특성은 적합한 항체를 찾아주기도 하지만 필요 없는 항체나 유해한 자가 면역 항체를 생산하기도 한다. 이러한 유해 세포들은 파괴 절차 (death process)에 의하여 일부분을 제외한 대부분이 제거된다. 수용체 조작이란 유해하다고 판정된 항체를 제거하지 않고 그 항체의 수용체를 완전히 다른 수용체로 만들어내는 과정이다. 수용체 조작은 돌연변이보다 더 적극적인 탐색 방법이다. 이 두 가지 방법에 의해 우수한 항체를 탐색하면서도 일부 열등한 항체를 모집단내에 유지시켜 다양성을 추구할 수 있게 된다. 일부 연구자들은 수용체 조작보다 적극적인 방법으로 백신요법을 도입하였다. 백신요법은 우수하다고 알려진 항체로부터 우수한 형질들을 추출하여 열등한 항체에 주입하여 항체를 개선하는 방법이다. De Castro (1999)는 복제 선택과 적합도 성숙기를 이용한 복제 선택 해법(Clonal selection algorithm)을 제시

하였다. 그는 데이터 마이닝, 지식 탐색과 자료 계층화 등에 적용하였다. 복제 선택 과정을 최적화 문제에 따라 설명하면 다음과 같다. 먼저 항원은 제약식과 목적함수식으로 설정할 수 있다. 문제의 해를 항체라고 정의할 수 있다. 최적해는 항원과의 적합성이 높은 항체이다. 제약식 항원과의 적응성은 제약식을 만족하는지의 여부, 목적함수 항원과의 적합성은 목적함수식의 값으로 정의할 수 있다. 항체를 표현하는 방식은 문제마다 달라질 수 있으나 기본적으로 진화해법에 사용하는 개체 표현식을 사용하면 된다. De Castro(1999)가 제시한 복제 선택 과정은 [그림4]과 같다.

4. 기억세포의 개발

- 우리가 다루는 문제를 정리하면 다음과 같다.
- 차량은 단수로 당일 모든 자판기를 서비스할 수 있다.
 - 자판기는 보관 용량이 제한되어 있고 동일한 유형이다.
 - 제품의 종류는 단일 제품을 가정한다.
 - 차량의 용량은 제한되어 있으나 자판기들의 규모에 비하여 일반적으로 더 큰 용량을 가지고 있다.
 - 일단 보충이 결정되면 자판기의 용량만큼 보충한다.
 - 품질은 허용하지 않는다.
- 수리모형에 사용할 변수는 다음과 같다.

- $t : 1, \dots, T$ 계획기간
- $i : \begin{cases} 0 \text{ 창고} \\ 1, \dots, N \text{ 자판기} \end{cases}$
- $c_{ij} : (i, j)$ 간 차량당 경로비용
- h : 일일 제품당 재고비용
- su : 주문비용
- d_i : 일일 자판기의 수요
- m_i : 자판기 i 의 최대재고 수준

C : 차량용량

$bigM$: 제약식 조절을 위한 큰 값

U : 불법경로 방지식을 위한 큰 값

INV_u : 자판기 i 의 t 시점 재고수준

r_u : 자판기 i 의 t 시점 보충량

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{경로}(i,j) \text{가 } t \text{시점에 사용} \\ 0, & \text{경로}(i,j) \text{가 } t \text{시점에 사용되지 않음} \end{cases}$$

$$y_u = \begin{cases} 1, & \text{자판기 } i \text{에 } t \text{시점에 방문} \\ 0, & \text{자판기 } i \text{에 } t \text{시점에 방문하지 않음} \end{cases}$$

u_u =불법경로방지 변수

본 연구에서 다루는 재고-차량계획법 문제의 수리 모형식은 다음과 같다.

Vendor Managed Inventory Routing Problem:

$$\text{Min } \sum_i \sum_j \sum_t (c_{ij} x_{ij} + \sum_i \sum_t h \square INV_u + \sum_i \sum_t su \square y_u)$$

s.t.

$$INV_{u,t+1} = INV_{u,t} - d_i + r_u, \forall i, \forall t \quad (1)$$

$$0 \leq r_u \leq y_u \cdot bigM, \forall i, \forall t \quad (2a)$$

$$r_u + (1 - y_u) \cdot bigM \geq (m_i - INV_{u,t}), \forall i, \forall t \quad (2b)$$

$$r_u \leq (m_i - INV_{u,t}), \forall i, \forall t \quad (2c)$$

$$\sum_i r_u \leq C, \forall t \quad (3)$$

$$\sum_i x_{ij} - \sum_j x_{ji} = 0, \forall q, \forall t \quad (4)$$

$$\sum_i x_{ij} \leq 1, q = 0, \forall t \quad (5)$$

$$\sum_i x_{ij} = y_{ij}, \forall q, \forall t \quad (6)$$

$$\sum_j x_{ij} = y_{ij}, \forall q, \forall t \quad (7)$$

$$u_u - u_{u'} + Ux_{ij} \leq U - 1, \forall t, \forall i, \forall j \quad (8)$$

$$0 \leq INV_u \leq m_i, \forall i, \forall t \quad (9)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (10)$$

$$y_{ij} \in \{0, 1\} \quad (11)$$

$$0 \leq u_u \leq U \quad (12)$$

수리식을 살펴보면 (1)은 재고관계식이다. (2a)는 자판기 i 를 방문하지 않는 경우 보충량은 영이어야 하고, (2b)는 방문하면 자판기 최대용량까지 보충한다는 식이다. (3)은 차량의 용량식이다. (4,5,6,7)차량경로와 관련된 식이다.

(8)은 불법경로 방지식이다. (9)는 창고의 용량 제약식이다. 위의 수리식을 분석해 보면 수많은 일일 VRP문제가 부분 문제로 내포되었음을 알 수 있다. 계획 기간별로 재고 균형식이 포함되어 있다. 결정변수는 계획기간별 방문 일정, 일일 차량 경로와 재고 보충 계획이다. 가능한 일일 VRP문제의 총수는 특정일에 자판기에서 방문할 조합의 수로 2^n 개이다. 따라서 해결해야할 문제의 복잡성이 상당함을 알 수 있다. 인공면역시스템에 사용할 항체(개체)는 다음과 같다. 이 문제를 해결하기 위한 인공면역시스템은 Yang(2008)의 연구에서 제시된바 있다. 이를 요약하면 다음과 같다.

항체 : 항체는 [표1]과 같은 형태로 설계하였다. 좌측 행렬의 S_{tn} 는 t 시점에 자판기를 방문하는지 여부를 나타내는 이진변수이다. 좌측의 R_{tn} 은 t 시점의 차량경로중 n 번째 방문자판기이다. 그런데 방문 경로중에서 실제 방문하는 자판기는 S_{tn} 에서 방문하도록 지정한 경우만 유효하다.

[표 1] 항체의 표현

| | | | | | | | | | |
|----------|----------|----------|-------|----------|----------|----------|----------|-------|----------|
| S_{11} | S_{12} | | | S_{1N} | R_{11} | R_{12} | | | R_{1N} |
| | | | | | | | | | |
| S_{t1} | | S_{tn} | | | R_{t1} | | R_{tn} | | |
| | | | | | | | | | |
| S_{T1} | | | | S_{TN} | R_{T1} | | | | R_{TN} |

항체가 [표2]와 같이 주어졌다고 하자.

[표 2] 항체의 예

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 4 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3 | 2 | 1 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 2 | 4 | 1 | 3 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 2 | 3 | 1 | 4 |

그러면 시점1의 경로는 방문 경로(3,1,2,4)와 방문 여부(1,0,1,1)로부터 자판기2를 방문지에서 제거한다. 그러면 실제 방문 경로는 (0,3,1,4,0)로 경로비용을 평가한다. 마찬가지로 시점2에서는 (0,2,0), 시점3에서는 (0,4,1,3,0), 시점4의 경로는 (0,2,3,0)가 된다. 이에 따라 이 항체의 경로 비용은 각각의 경로 비용의 합으로 구해진다.

복제(cloning): 각 항체를 평가하고, 모집단에

서 가장 우수한 항체의 목적함수값(최우수적합도)와 가장 열등한 항체의 목적함수값(최열등적합도)를 구한다. 항체의 상대적합도는 복제율을 결정하는데 사용한다.

$$\text{상대적합도} = \frac{\text{항체적합도} - \text{최열등적합도}}{\text{최우수적합도} - \text{최열등적합도}}$$

만약 최우수항체의 적합도가 60, 최열등항체의 적합도가 90, 평가하려는 항체의 적합도가 80 이라면 그 항체의 상대적합도는 다음과 같다.

$$\text{상대적합도}(80) = \frac{80-90}{60-90} = \frac{1}{3}$$

최우수항체는 100%확률로 복제되며, 최열등항체는 100%확률로 탈락된다. 그 중간의 항체는 상대적합도의 확률로 복제된다.

하이퍼 돌연변이 : 하이퍼 돌연변이란 항체의 상대적합도에 따라 적합도가 높은 항체는 낮은 돌연변이율을 적합도가 낮은 항체는 높은 돌연변이율을 적용하는 것이다. 이렇게 산출된 돌연변이율에 의해서 다음의 돌연변이를 실시하였다.

방문일정 돌연변이 : 자판기의 방문일을 랜덤하게 설정한 후 그날부터 이후의 방문일정을 모두 앞당기거나 뒤로 미루도록 한다. 뒤로 미루는 경우 해당일은 방문하지 않는 것으로 설정한다. 당기는 경우 마지막 날은 방문하지 않는 것으로 설정한다.

예) 방문 일정이 (1 0 0 1 0 0 1)이고 선택된 돌연변이 기간이 3일이고 일정을 당기는 경우에는 돌연변이 된 방문 일정(1 0 1 0 0 1 0)이 된다. 같은 경우에 일정을 미루는 경우 돌연변이 된 방문 일정(1 0 0 0 1 0 0)이다.

가능해 보정 : 방문 일정 돌연변이에서는 돌연변이 되는 부분일정의 앞이나 뒤에 방문하지 않는 일정을 추가하고 있다. 전체 일정중 방문회수가 줄어들게 되는 현상이 발생한다. 또한 재고 균형식에 의해 재고 수준을 평가하면 재고 부족이 발생할 수 있다. 이를 보정하기 위해 돌연변이로 재고부족이 예상되면 재고 부족일에 방문하도록 일정을 수정한다.

방문경로 돌연변이 : 현재 기존 경로에 방문 순서가 인접한 자판기가 (a,b)와 (c,d)가 있다고 하면 Prins(2004)가 제시한 다음과 같은 다양한 돌연변이가 가능하다.

- 경로돌연변이 1 : a를 c뒤로 삽입
- 경로돌연변이 2 : (a,b)를 c뒤로 삽입
- 경로돌연변이 3: (a,b)를 제거하고 (b,a)를 c뒤로 삽입
- 경로돌연변이 4: a와 c를 교환
- 경로돌연변이 5: (a,b)와 c를 교환
- 경로돌연변이 6: (a,b)와 (c,d)를 교환
- 경로돌연변이 7: (a,b)와 (c,d)를 (a,c)와 (b,d)로 교환

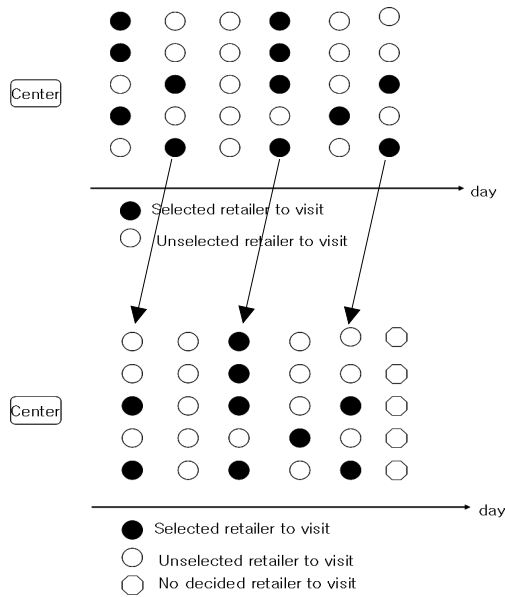
우리는 이 7가지 경로돌연변이를 하이퍼 돌연변이율에 의해 선택된 항체에게 수행하였다.

백신 : Sweep방법에 의해 모든 자판기에 대한 마스터 경로를 구했다. 이후 해법 중에 열등한 항체들에 대하여 마스터 경로를 주입하는 것이 유리한지 비교하여 마스터 경로가 유리한 항체의 경로를 수정하였다.

초기해 : 초기해는 기본적으로 랜덤함수에 의해서 항체를 생성하였다. 초기해의 성능을 우수하게 하기 위해 일부 항체는 마스터 경로를 사용하였다. 또한 일부 항체는 경로 비용을 절감해주는 지역 탐색(2-Opt, Or-opt, 점교환 등)을 사용하였다.

이상을 정리하면 재고-차량 경로 문제를 위한 인공면역해법(AIS)은 [그림7]과 같다. 이 해법은 이미 Yang(2008)의 연구에서 유전해법보다 우수한 것으로 알려져 있다.

기억세포: 기억세포란 이미 해결한 고거의 해를 현재의 상황에서 이용하는 인공면역시스템의 방법이다. 재고-차량 경로 문제는 다기간의 의사 결정 문제이다. 의사결정시에 T 기간 동안의 재고-차량 계획을 제시한다. 따라서 다음 날이 되면 전날 구했던 재고-차량계획은 상당히 우수한 초기해가 될수 있다. 우리는 과거의 재고-차량 계획을 다음기간의 초기해로 사용하기 위해 기억세포에 저장 하였다.



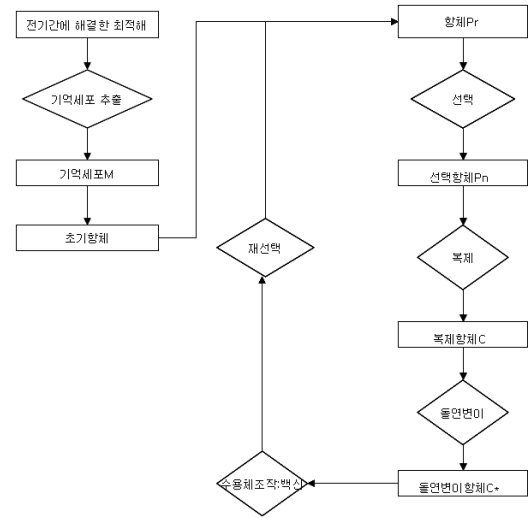
[그림 5] 전기간의 최적해로부터 기억세포의 추출. 최적해에서 첫 번째날의 계획을 제거하고 순차적으로 방문 일정 및 경로를 복사한다. 마지막날은 랜덤함수에 의해서 생성한다.

전기간에 구한 재고-차량 계획의 해를 S'_t 과 R'_t 이라 하면, 기억세포는 다음과 같다.

$$S_{tn} = S'_{(t+1)n}, R_{tn} = R'_{(t+1)n}, t=1, \dots, T-1$$

새 계획의 마지막 T기간에 대하여는 알려진 정보가 없으므로 랜덤변수에 의해서 초기해를 생성한다. 이렇게 제시된 기억 세포는 인공지능시스템의 초기 항체 집단에 하나의 항체로

선택한다.



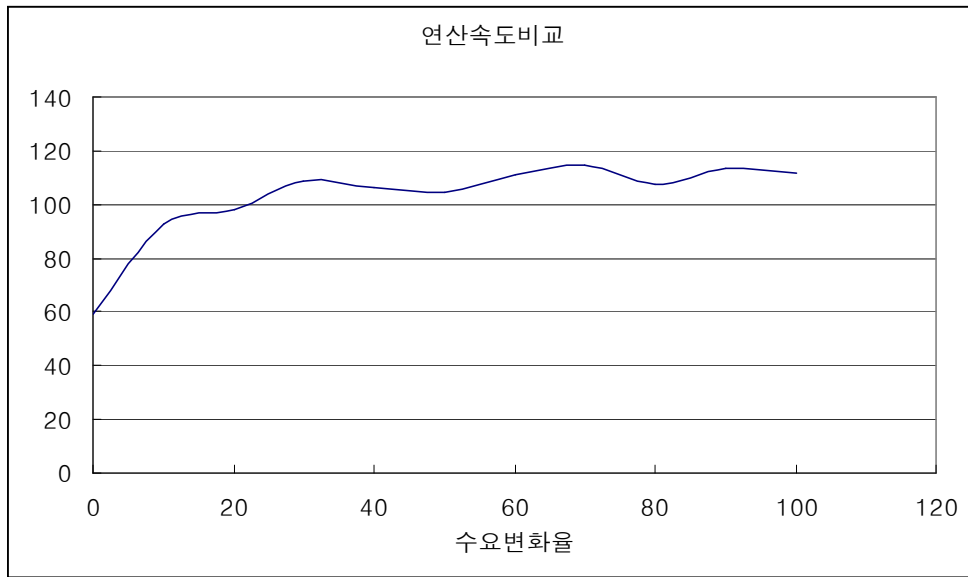
[그림 6] 기억세포를 이용한 재고 차량 계획 문제를 위한 인공면역해법

5. 실험결과

VRP문제에 대한 표준 문제는 이미 잘 알려져 있어서 연구자간에 비교 실험에 유용하다. 그러나 불행이도 IRP분야에서는 아직 표준화된 문제들이 구성되어 있지 않아서 대부분 랜덤하게 생성한 자신의 문제들로 해법을 개발하고 있다(Moin and Salhi, 2007). 본 연구에서는 Beasley의 ORLIB의 문제를 이용하였다. 이 문제들은 2차원 상에 10개에서 10000개까지

[표 3] 수요 변화율에 따른 계산 시간의 단축 효과

| | | 자판기의 수 | | | | | | | | | | 전체 |
|-----------------------|-----|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 | |
| 수 요 변 화 율 | 0 | 83.3 | 56.8 | 63.1 | 82.2 | 41.5 | 42.1 | 49.8 | 46.0 | 64.2 | 60.9 | 59.0 |
| | 10 | 90.8 | 73.1 | 82.6 | 78.3 | 73.0 | 116.9 | 88.7 | 113.0 | 105.4 | 103.8 | 92.5 |
| | 20 | 90.6 | 63.6 | 93.2 | 94.5 | 93.9 | 91.5 | 142.4 | 98.3 | 110.8 | 104.2 | 98.3 |
| | 30 | 117.2 | 79.9 | 90.0 | 99.1 | 103.9 | 133.8 | 92.9 | 145.1 | 102.6 | 124.5 | 108.9 |
| | 40 | 98.6 | 69.9 | 90.7 | 107.0 | 100.0 | 90.8 | 122.4 | 109.9 | 133.7 | 140.9 | 106.4 |
| | 50 | 100.9 | 80.4 | 96.9 | 122.2 | 71.5 | 100.5 | 141.3 | 116.6 | 113.7 | 102.9 | 104.7 |
| | 60 | 91.7 | 105.7 | 97.3 | 119.6 | 118.2 | 120.7 | 127.9 | 103.0 | 114.3 | 111.8 | 111.0 |
| | 70 | 116.0 | 101.8 | 98.4 | 117.1 | 115.8 | 139.8 | 103.4 | 118.9 | 125.7 | 108.5 | 114.5 |
| | 80 | 100.7 | 91.2 | 107.6 | 113.6 | 123.5 | 101.1 | 98.7 | 105.8 | 122.7 | 111.9 | 107.7 |
| | 90 | 105.7 | 116.4 | 121.0 | 110.1 | 105.7 | 114.0 | 135.0 | 104.8 | 101.8 | 120.4 | 113.5 |
| | 100 | 98.0 | 113.1 | 113.7 | 103.9 | 114.4 | 99.4 | 98.4 | 144.2 | 132.9 | 97.6 | 111.6 |



[그림 7] 수요변화율에 연산속도의 비교. 수요변화율이 30%를 넘지 않는 경우 기억세포가 연산 속도를 절감시켜준다. 수요 변화율이 30%를 넘는 경우에 연산 시간은 일반 인공지능시스템의 연산시간에 110%정도를 필요로 한다.

의 점의 위치에 관한 문제들이다. 그중 문제가 크기가 10개에서 100개까지인 문제들을 이용했으며 각 크기별로 15개의 문제가 준비되어 있다. 참고는 2차원상의 중앙에 있는 것으로 가정했고, 점과 점간의 거리는 직선거리를 사용하였다. 계획기간은 7일, 자판기의 용량은 300개, 자판기의 일일 수요는 최소 10에서 최대 100까지 랜덤하게 설정하였으며, 기간 0의 초기재고도 랜덤하게 설정하였다.

실험은 계획시점 1일에서 2일로 넘어간 상황에서 1일에 구한 IRP해를 기억 세포에서 이용하는 경우에 대하여 실시하였다. 계획시점 1일에서 예측한 각 자판기의 판매량은 자판기의 평균 수요이다. 하루가 지난 뒤 발생한 실제 수요는 예측한 평균 수요와 달라져 있을 것이다. 실제 수요가 평균 수요와 유사하다면 기억 세포의 해는 상당히 효율적일 것으로 예측되며 실제 수요가 예측 수요와 차이가 많이 난다면 기억 세포의 유용성은 약화 될 것으로 예측된다. 이를 검증하기 위하여 실제 수요를 수요 변화율에 따라 변화시키면서 기억 세포의 유효성을 실험하였다.

$$\text{실제 수요} = \text{평균 수요}(1 + \alpha/100)$$

단, α 는 수요 변화율 이내의 랜덤변수.

수요 변화율은 0%에서 100%까지 변화시켰다. 수요 변화율이 0%란 실제 수요가 예측 수요와 같이 발생한다는 가정이다. AIS해법을 기억 세포를 사용하는 경우(AISM: AIS with Memory Cell)와 사용하지 않는 경우(AIS)로 나누어서 각각의 계산 시간과 목적함수값의 개선율을 구하였다. 먼저 [표 3]에서 수요 변화율에 따라 기억 세포를 사용하는 경우에 계산 시간의 단축 효과를 보여주고 있다. 수요변화율이 0%인 경우에 연산 시간은 59%정도로 감소하였다. 수요변화율이 증가하면 연산 속도의 개선 효과가 나빠지며 수요 변화율이 30%이상인 경우에는 연산 속도의 개선효과가 없었으며 오히려 더 많은 연산 시간이 요구되었다. 이 실험에 자료에서는 수요 변화율이 30%이하인 곳에서는 기억 세포를 사용하는 것이 연산 속도의 개선에 효과적인 것으로 나타났다. 자판기의 수가 증가함에 따라 연산 속도의 개선 효과가 약화되는 현상을 볼 수 있다. 따라서 수요의 불확실성이 높거나, 관리 자판기의 수가 큰 경우 연산 속도를 개선하기 위한 또 다른 연구가 필요하다고 판단된다. [그림7]에 의하면 수요 변

[표 4] 수요 변화율에 따른 목적 함수 값의 개선 효과

| | | 자판기의 수 | | | | | | | | | | 전체 |
|-----------------------|------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 | |
| 수 요 변 화 율 | 0 | 99.4 | 99.6 | 99.4 | 99.3 | 100.1 | 99.5 | 99.8 | 99.9 | 99.7 | 99.8 | 99.7 |
| | 10 | 99.0 | 99.7 | 100.1 | 100.3 | 100.2 | 99.9 | 100.1 | 99.9 | 100.0 | 100.0 | 99.9 |
| | 20 | 98.8 | 100.0 | 99.6 | 99.5 | 99.9 | 99.7 | 99.7 | 99.7 | 99.9 | 100.2 | 99.7 |
| | 30 | 99.7 | 99.5 | 99.8 | 99.8 | 99.8 | 99.8 | 100.0 | 99.9 | 100.1 | 99.9 | 99.8 |
| | 40 | 99.2 | 99.7 | 99.6 | 99.7 | 99.8 | 100.1 | 99.8 | 99.9 | 99.8 | 100.0 | 99.8 |
| | 50 | 99.9 | 99.4 | 99.4 | 99.9 | 100.1 | 100.1 | 99.8 | 100.2 | 100.1 | 100.2 | 99.9 |
| | 60 | 99.1 | 98.8 | 99.9 | 99.8 | 99.8 | 99.9 | 99.9 | 99.9 | 100.0 | 100.0 | 99.7 |
| | 70 | 99.7 | 99.5 | 99.7 | 100.0 | 100.1 | 99.7 | 100.0 | 99.9 | 100.0 | 100.1 | 99.9 |
| | 80 | 99.7 | 99.8 | 100.1 | 100.2 | 99.9 | 100.1 | 100.1 | 100.0 | 100.0 | 100.1 | 100.0 |
| | 90 | 99.6 | 99.7 | 99.6 | 99.7 | 100.0 | 100.1 | 99.9 | 100.1 | 100.0 | 99.9 | 99.9 |
| 100 | 99.2 | 99.9 | 99.8 | 99.9 | 100.2 | 100.2 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 100.1 | 99.9 | |

화율이 30%를 넘는 경우 AISM의 연산시간이 AIS의 110%정도이며 수요변화율이 증가하여도 이 비율은 안정적인 상태를 유지한다. 이는 수요 변화율이 크면 기억 세포에 보관된 해와 새로운 최적해의 유사성이 약해서 최적해를 탐색하는 시간이 많이 걸리는 것으로 보인다. [표4]에서는 같은 실험에서 목적함수의 개선 효과가 제시되었다. AISM과 AIS간의 목적함수 값은 수요변화율에 무관하게 AISM이 개선된 것으로 보인다. 그러나 평균 개선율은 0.2% 정도로 목적함수값의 개선효과는 미약한 것으로 보인다. 이는 AIS의 해가 이미 우수한 해를 제공하여 AISM에서 더 이상 개선할 여지가 작은 것이 원인으로 보인다.

6. 결론

본 연구는 원격에서 자판기의 재고 정보를 알 수 있는 상황에서의 재고-차량 계획법 문제를 다루었다. 이러한 문제는 대형 할인점이나 VMI 환경하의 재고-차량 계획법 문제로 확장될 수 있다. 재고-차량 계획법 문제는 전통적으로 2단계의 계층적 접근법들을 사용하고 있었다. 본 연구에서는 인공지능시스템이라는 자연 연산의 새로운 최적화 해법을 도입하여 재고-차량계획법 문제를 해결하였다. 인공지능시스템의 연산 속도를 개선하기 위하여 기억세포

를 활용하였다. 본 연구에서 기억세포는 직전 기간에 구한 재고-차량계획의 해이다. 직전 기간에 구한 재고-경로 계획은 실행일이 하루 지난 상태에 맞추어 조정되었다. 실제 수요가 예측 수요에 비하여 얼마나 변했는가를 독립 변수로 정하여 기억 세포를 활용한 경우의 목적함수의 개선율과 연산 속도의 개선율을 구하였다. 수요 변화율이 30%이내인 경우 연산 속도의 개선 효과는 우수했다. 그 이상의 수요 변화율에서는 연산 속도는 개선되지 않았다. 또한 자판기의 수가 증가함에 따라 연산 속도의 개선효과도 감소하는 것으로 보인다. 목적함수의 경우에는 기억 세포의 활용이 효과를 거두지 못 했다. 이는 인공지능시스템이 이미 우수한 해를 제공하여 더 이상의 해를 개선시키기 어려운 것이 이유인 것으로 보인다. 수용의 불확실성 높고 자판기의 수가 큰 대형 문제에서 기억세포의 효과를 높이기 위해서는 별도의 연구가 필요한 것으로 보인다. 가능한 연구개선 방향은 여러 가지 불확실한 상황에 대비한 시나리오별 기억 세포의 활용이 있을 수 있을 것으로 보인다.

참고문헌

1. Anily S. & Federgruen A (1991) Structured partitioning problems. Operations Research 39, 130-149.

2. Aziz NAB & Moin NH (2007), Genetic algorithm based approach for the multi product multi period inventory routing problem. Proceedings of International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 1619-1623
3. Baptista SRC & Oliveira ZE (2002) A period vehicle routing case study. European Journal of Operational Research, 139, 220-229.
4. Bard JL, Huang L, Dror M & Jaillet P (1998a) A branch and cut algorithm for the VRP with satellite facilities. IIE Transactions, 30, 821-834.
5. Bard JL, Huang L, Jaillet P & Dror M (1998b) A decomposition approach to the inventory routing problem with satellite facilities. Transportation Science, 32 (2) 189-203.
6. Campbell AM & Savelsbergh MWP (2004) A Decomposition Approach for the Inventory-Routing problem. Transportation Science 38(4) 488-502.
7. Chien TW, Balakrishnan A & Wong RT (1989) An integrated inventory allocation and vehicle routing problem. Transportation Science 23(2) 67-76.
8. De Castro LN & Von Zuben FJ (1999) Artificial immune systems, Part 1, Basic theory and applications, Technical Report, TR-DCA 01/99
9. De Castro LN (2006) Fundamentals of natural computing: an overview, Physics of Life Reviews, In Press, Corrected Proof
10. Dror M, Ball M & Golden B (1985) A Computational comparison of algorithms for the inventory routing problem, Annals of Operations Research 4(1) 1-23.
11. Gaur V, & Fisher ML (2004) A periodic inventory routing problem at a supermarket chain. Operations Research 52(6) 813-822.
12. Golden BL, Assad AA & Dahl R (1984) Analysis of a large scale vehicle routing problem with an inventory component. Large Scale Systems 7, 181-190.
13. Jaillet P, Huang L, Bard J & Dror M (2002) Delivery cost approximations for inventory routing problems in a rolling horizon framework. Transportation Science 36, 292-300.
14. Lao Y & Leong HW (2002) A Multi-agent Based Approach to the Inventory Routing Problem. LNAI 2417, 345-354
15. Moin MH & Salhi S (2007) Inventory routing problems: a logistical overview. Journal of the Operational Research Society 58, 1185-1194.
16. Prins C (2004) A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. Computers & Operations research 31, 1985-2002.
17. Raa B & Aghezzaf EH (2007) A practical solution approach for the cyclic inventory routing problem. European Journal of Operational Research, Available online 1 October 2007
18. Renaud J, Laporte G & Boctor FF (1996) A tabu search heuristic for the multidepot vehicle routing problem. Computer and Operations Research 23, 229-235.
19. Rusdiansyah A & Tsao DB (2005) An integrated model of the periodic delivery problems for vending-machine supply chains. Journal of Food Engineering 70, 421-434.
20. Yang B, Na I, Moon H & Park B (2001) An application Service Provider for Vending Machine Operations using Mobile Communication. J. of the Korean Society of SCM 19 (1) 29-34.

21. Yang B (2007) Introduction to a Novel Optimization Method: Artificial Immune Systems. *IE Interfaces* 20(4) 458-468.
22. Yang B (2008) A vehicle Routing Problem In the Vendor Managed Inventory System. *Journal of the Korea Safety Management and Science* 10(3) 217-225.
23. Yu Y, Chen H & Chu F (2008) A new model and hybrid approach for large scale inventory routing problems. *European Journal of Operational Research* 189, 1022-1040.
24. Zhao QH, Wang SY & Lai KK (2007) A partition approach to the inventory/routing problem. *European Journal of Operational Research* 177, 786-802