

# Particle Swarm Optimization을 이용한 공기-비용 절충관계 최적화 모델에 관한 연구

## A Study on Optimization Model of Time-Cost Trade-off Analysis using Particle Swarm Optimization

박 우 열\*      안 성 훈\*\*

Park, U-Yeol      An, Sung-Hoon

### Abstract

It is time-consuming and difficult to solve the time-cost trade-off problems, as there are trade-offs between time and cost to complete the activities in construction projects and this problems do not have unique solutions. Typically, heuristic methods, mathematical models and GA models has been used to solve this problems. As heuristic methods and mathematical models are have weakness in solving the time-cost trade-off problems, GA based model has been studied widely in recent. This paper suggests the time-cost trade-off optimization algorithm using particle swarm optimization. The traditional particle swarm optimization model is modified to generate optimal tradeoffs among construction time and cost efficiently. An application example is analyzed to illustrate the use of the suggested algorithm and demonstrate its capabilities in generating optimal tradeoffs among construction time and cost. Future applications of the model are suggested in the conclusion

키워드 : 공기-비용 최적화, 유전 알고리즘, 개체군집최적화  
Keywords : Time-Cost Optimization, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization

## 1. 서 론

### 1.1 연구의 배경 및 목적

건설프로젝트에서 공기와 비용은 상호 절충관계(Trade-off)를 가지고 있다. 공기를 단축시키기 위하여 장비, 인력, 자재 등의 자원의 투입량을 증가시키면 비용은 증가하게 되고, 반대로 투입량을 줄이면 비용은 감소되나 공기는 증가하게 된다. 따라서 건설프로젝트의 의사결정자는 최소의 비용으로 제한된 공기를 달성할 수 있는 최적의 자원투입계획-작업반 규모, 장비, 공법 및 기술을 결정할 필요가 있다(Feng et al 1997). 이와 같이 최적의 자원투입계획을 결정하기 위해서는 각 액티비티별로 선택 가능한 대안을 모두 비교 검토해야 하지만, 다수의 액티비티로 구성되어 있는 건설프로젝트의 특성상 모든 대안을 검토하는 것은 사실상 불가능하다고 볼 수 있다.

이와 같은 공기-비용 최적화 문제를 해결하는 연구는 휴리스틱 방법(heuristic method), 수학적 모델(mathematical model), 유전 알고리즘(genetic algorithms)에 관한 연구로 대별할 수 있다. 최근의 연구(Hegazy 1999) 등에서 지적인

바와 같이 휴리스틱 방법이나 수학적 모델은 많은 단점을 가지고 있기 때문에 최근에는 유전 알고리즘에 연구가 집중되고 있는 실정이다.

유전 알고리즘(genetic algorithms)은 생물체의 진화과정, 즉 자연선택과 유전법칙을 모방한 확률적 탐색기법으로 1975년 Holland가 처음 소개하였다. 유전 알고리즘의 가장 큰 특징은 복수개의 잠재적인 해 집단(population)을 활용하여 해 공간을 탐색해 가는 것으로서 탐색성능이 매우 우수한 것으로 알려져 있다(김여근 외 2003). 그러나 유전 알고리즘은 연산 과정에서 연산자의 매개변수 및 확률값을 최적으로 확정하는 것이 어렵고, 다목적 최적화를 위해 개선된 알고리즘을 이해하기 어려운 문제점을 가지고 있다(Yang 2007).

이에 유전 알고리즘과 유사한 진화알고리즘으로서 최근 Particle Swarm Optimization(PSO)이 주목되고 있다. PSO는 1995년 Kennedy와 Eberhart에 의해 처음 소개된 것으로 비교적 최근에 도입된 진화알고리즘이다. PSO는 물고기, 벌, 새와 같이 군집활동하는 집단의 행동양식을 모방한 것으로, 무리가 이동할 때 자신의 경험과 군집 전체가 공유하는 경험을 활용한다는 가설을 최적화 과정에 도입한 알고리즘이다. 이것은 군집기반으로 확률적으로 진화 연산을 수행하는 유전 알고리즘과 같이 자연의 진화과정을 모방하고 있으나, 유전 알고리

\* 안동대학교 공과대학 건축공학과 조교수, 정회원  
\*\* 대구대학교 건축공학과 전임강사, 정회원

등과는 많은 부분에서 차이를 보이고 있다. PSO는 최근 건설 분야에 적용되어 건설공사의 이산형 시뮬레이션에 적용할 경우 유전자 알고리즘보다 우수한 결과를 도출하는 것으로 나타났다(Yang et al 2007).

따라서 본 연구에서는 다수의 액티비티로 이루어진 건설프로젝트에서 공기-비용의 관계를 분석하고, 공기단축에 따른 추가비용을 최소화할 수 있는 최적해를 도출하는 방법으로서 PSO를 활용한 알고리즘을 제시하고자 한다.

### 1.2 연구의 범위 및 방법

본 연구는 건설프로젝트의 공기-비용의 절충(Trade-off) 관계가 이산형이라고 가정된 기존의 연구(Feng et al 1997)(Hegazy 1999)를 바탕으로 하였다. 이산형으로 가정하는 경우가 현실에 가깝다고 할 수 있으며, 이산형으로 연산을 처리하는 경우가 연속형보다는 제약조건이 많아지기 때문에 적용하기 어렵다고 판단할 수 있다. 따라서 그림1과 같이 다수의 액티비티로 구성되어 있는 건설프로젝트에서 각 액티비티가 선택할 수 있는 대안의 개수가 한정되어 있고, 개별 대안을 선택하면 비용이 확정되는 경우만을 연구의 대상으로 한정하였다.

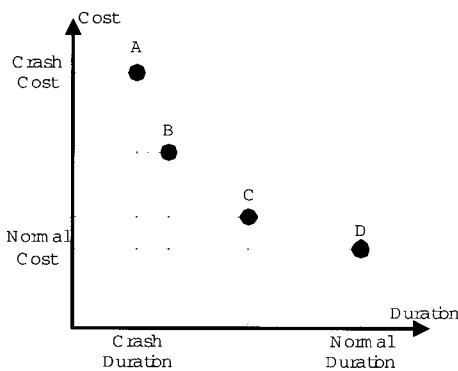


그림 1. 전형적인 공기-비용의 관계

이산형관계에서 최적해를 도출하는 방법으로 PSO를 도입하였으며, PSO 기본개념을 서술한 후 공기-비용 문제에 적용하기 위해 필요한 데이터의 정의 및 알고리즘 순서를 기술하였다. 또한 알고리즘의 효율성을 제고하고 최적해를 폭넓게 탐색하기 위해 기본 알고리즘을 개선하였다.

제시한 PSO 모델을 쉽게 적용할 수 있도록 상용 공정관리 소프트웨어인 MS-project 2003에서 VBA(Vistual Basic for Application) 프로그래밍 언어를 사용하여 직접 코딩하였으며, 각종 변수 및 데이터 입력은 상용 공정관리 소프트웨어를 최대한 활용할 수 있도록 하였다.

또한 제시한 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 기존 연구(Feng et al 1997, Hegazy 1999, El-Rayes & Kandil 2005)에서 공통적으로 사용한 사례 프로젝트에 실제 적용하

였으며, PSO 모델의 탐색개체수를 변화시켜 그 결과를 분석하였다. 사례 프로젝트는 유전 알고리즘을 이용한 모델의 타당성을 검증하기 위해 다수의 논문에서 적용된 것이기 때문에 객관성을 가지는 것으로 판단하였다.

### 2. 선행연구 분석

공기-비용 최적화 문제를 해결하는 방식은 휴리스틱 방법(heuristic method), 수학적 모델(mathematical model), 유전 알고리즘(genetic algorithms)로 대별할 수 있다.

수학적 모델은 공식이 복잡하고 계산이 어려우며 작은 규모의 문제에만 적용할 수 있으며 지역해(local optimum)에 수렴하기 쉬운 문제가 있다. 휴리스틱 방법은 이해가 용이하고 적용이 쉬운 반면 산출된 결과가 최적해임을 보장해주지 못하는 단점을 가지고 있다. 따라서 최근에는 유전 알고리즘에 연구가 집중되고 있기 때문에 여기서는 연구가 집중되고 있는 유전 알고리즘을 위주로 한 기존 연구를 분석하고자 한다.

국내 연구의 경우 공기-비용 관련 연구가 외국과 비교하여 미비한 실정이다. 장성용 외(1996)는 자원의 가용수준과 하도급공사의 계약방식을 고려하여 자원의 비용체계를 고려하고 하도급계약방식에 따른 인센티브를 반영하여 공기-비용의 상호교환방법을 분석하였다. 신윤석 외(2004)는 상업용 소프트웨어인 Evolver 4.0.5를 이용하여 유전 알고리즘을 적용하였으며, 실제 사례에서 데이터를 조사하여 공기-비용의 최적화 문제를 해결하였다. 노산 외(2006)는 초고층 마감단계를 대상으로 기존의 공정관리기법과는 다른 택트공정관리 기법에서 공기-비용 절충에 소요되는 과도한 노력과 시간을 줄이기 위해 유전 알고리즘을 적용하는 방법을 제시하였다.

Feng et al(1997)은 휴리스틱 방법과 수학적 모델의 단점을 개선하기 위하여 처음 유전 알고리즘을 적용하였으며, 해를 평가하기 위한 적합도 함수로서 다목적 최적화에 많이 사용되는 파레토 최적해(pareto front)를 적용하였다. Li & Love(1997)는 기존의 알고리즘이 연산시간이 길다는 단점을 개선하기 위하여 유전 알고리즘의 연산자인 교배(crossover)와 돌연변이(mutation)연산을 개량한 방식을 제안하였다. 그러나 공기단축의 시간단위를 실수형 연속값으로 취급하여 실제 연산결과를 활용하기 어려운 단점을 가지고 있다. Li et al(1999)은 공기-비용 관계를 분석할 때 사용자가 직접 공기-비용의 관계를 입력하는 불편함을 개선하기 위하여, 자동으로 공기-비용의 관계를 도출해 낼 수 있는 시스템과 이것을 입력데이터로 하여 유전 알고리즘을 적용할 수 있는 시스템을 제안하였다. 또한 유전 알고리즘의 단점을 개선하기 위해 반복 실행이 지속될수록 돌연변이 연산자의 연산확률을 줄여감으로

서 연산시간을 줄일 수 있는 방식을 제안하였다. Hegazy (1999)는 기존연구의 성과와 함께 공기-비용 문제의 다양한 제약요건을 추가한 모델을 제시하였다. 공기지연에 따른 지체 상금, 자원제한 등 현실적인 문제를 반영할 수 있는 모델을 제시하고 이것을 기존 공정관리 프로그램인 Ms-project에 VBA로 프로그래밍하여 활용성을 높였다. ElRays & Kandil (2005)은 공기-비용의 관계에 품질을 동시에 고려하는 3차원 최적화 문제를 제안하였다. 기존 공기-비용의 최적화가 2가지를 동시에 최소화하는 문제인 반면 품질을 고려할 경우 공기-비용의 최소화와 동시에 품질을 최대화시키는 문제가 되며, 이 경우에도 유전 알고리즘이 최적해를 도출하는데 효과적으로 적용할 수 있다고 제시하고 있다. Zheng et al(2004)은 기존 유전 알고리즘에서 고정된 가중치를 적용하는 문제를 개선한 알고리즘을 제시하였다.

이상의 연구들이 유전 알고리즘을 이용한 최적화를 대상으로 하고 있고 알고리즘의 효율성을 높이기 위해 다양한 아이디어를 제시하고 있다. 그러나 Yang(2007)은 유전 알고리즘을 활용한 방식의 문제점으로 유전 알고리즘의 연산자인 교배와 돌연변이 확률을 사용자가 결정하기 어렵고, 알고리즘을 개선하기 위해 사용된 적소(niche) 개념 등을 이해하기 어렵다는 문제점을 들고 있다. 이에 비해 PSO 알고리즘을 적용한 경우 최적해를 매우 효율적으로 도출하는 것으로 제시하고 있으며, 다른 최적화 문제에도 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 보고 있다.

이와 같이 기존의 연구를 종합해 보면 최근 10여 년간 공기-비용의 최적화에 관련된 문제는 유전 알고리즘을 활용하는 것에 집중되어 있으며, 알고리즘을 개선하고자 하는 다양한 노력을 확인할 수 있다. 그러나 유전 알고리즘은 연산에 많은 시간이 소요되는(1000번 반복실험에 6.5분 (Hegazy 1999)) 문제가 있어 실제 활용을 위해서는 많은 개선이 필요하다고 볼 수 있다. 따라서 최근에는 PSO를 적용한 연구가 진행되고 있으며 시뮬레이션 문제에서는 유전 알고리즘보다 효율성이 높다고 제시되고 있다.

### 3. Particle Swarm Optimization 개요

#### 3.1 Particle Swarm Optimization의 개요

PSO는 물고기나 새와 같이 군집활동하는 집단의 행동양식을 모방한 것으로, 개체(particle) 자신과 자신이 속한 군집(swarm)이 경험하는 정보를 이용하여 최적의 해를 찾아 이동해 가는 알고리즘이다. 즉 무리가 먹이를 찾아가는 과정에서 자신의 경험과 군집 전체가 공유하는 경험을 활용한다는 가설을 최적화 과정에 도입한 것이다(유명련 2003). 이것은 군집

을 이용하여 확률적으로 진화 연산을 수행하는 유전 알고리즘과 같이 자연의 진화과정을 모방하고 있으나, 유전 알고리즘과는 많은 부분에서 차이를 보이고 있다.

PSO에서 기본적으로 사용되는 용어와 연산의 기본개념은 다음과 같다.

particle : particle은 개체로서 하나의 해를 나타낸다. 통상 매개변수의 수에 따라 m차원 벡터로 표시되며, 여기서는 i번째 particle이 k번째 탐색한 위치벡터를 다음과 같이 나타낸다.

$$X_i^k = [x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{im}^k]$$

swarm : particle의 집합을 swarm이라고 한다. PSO는 군집을 기반으로 최적해를 탐색하기 때문에 유전 알고리즘과 같이 개체집단을 형성할 필요가 있다.

pbest(particle best) : 개별 particle은 해공간을 탐색해가면서 목적함수로 적합도를 평가한다. 이때 자신이 탐색한 위치 중 최적의 위치벡터를 기억하고 다시 해공간을 탐색해 갈 때 이 값을 활용한다. 여기서 개별 particle이 발견한 최적해의 위치벡터를 pbest라고 한다.

gbest(global best) : 개별 particle이 해공간을 탐색할 때 pbest뿐만 아니라 전체 군집의 최적값을 참조하게 되는데, 전체 particle의 최적해를 gbest라고 한다. 즉 pbest 중에서 가장 최적의 위치정보가 gbest가 된다.

PSO에서 particle은 자신의 위치벡터와 속도벡터를 기억하고, 식(1)과 같이 탐색과정에서 최적의 속도벡터를 구하여 자신의 위치를 수정해나간다.

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \dots \dots \dots (1)$$

이때 최적의 속도벡터를 구하기 위해서는 자신이 경험한 최고의 위치(pbest)와 집단이 경험한 최고의 위치(gbest)를 활용하게 된다. 식(2)는 k번째 경로에서 k+1번째 경로로 이동하는 식을 나타낸다.

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + r_1 c_1 (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + r_2 c_2 (gbest^k - x_{ij}^k) \dots \dots (2)$$

여기서  $\omega$  는 관성하중(inertia weight)으로서 이전의 속도 값에 일종의 하중계수를 붙여 반영한 것으로 볼 수 있다. 즉 기존의 속도가 현재 속도에 미치는 영향을 조절하는 것으로 최적해를 탐색하는 동안 0.9에서 0.4까지 선형적으로 감소시키는 방법이 주로 활용된다(박병준 외 2006). 이것은 초기에 넓은 범위의 전역탐색을 실시하고 최적해에 가까워질수록 좁은 범위

의 지역탐색으로 균형을 맞추는 과정으로 이해할 수 있다.

$$w^k = w_{max} - \left( \frac{w_{max} - w_{min}}{\text{세대수}} \right) \times k \dots \dots \dots (3)$$

$c_1$  과  $c_2$ 는 가속상수(acceleration constant)로서 pbest와 gbest로 향해가는 가속의 정도로서 값이 클 경우 지나치게 빨리 방향전환이 되거나 최적치를 벗어날 가능성이 있으며, 값이 작을 경우 최적치에서 멀리 떠돌 수 있다. 기존의 실험에서는 통상 2값을 사용한다(박병준 외 2006).

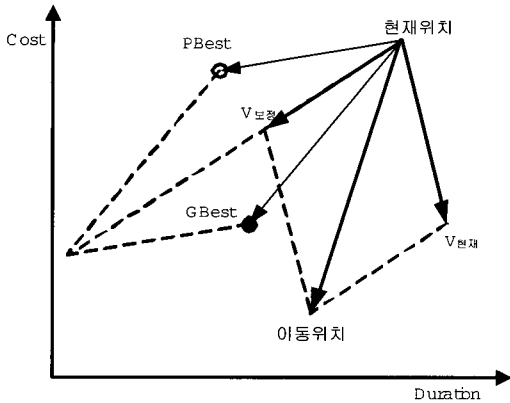


그림 2. Particle의 위치 이동 개념도

그림2는 PSO에서 particle이 최적해를 찾아가는 개념을 나타낸 그림이다. 그림2에서 현재위치에 있는 particle은 자신의 현재 속도벡터( $V_{현재}$ )를 수정하여 위치를 이동해 가는데, 이때 자신이 탐색한 위치 중 가장 최적의 위치인 pbest와 군집 전체가 탐색한 가장 최적의 위치인 gbest를 참조하여 자신의 위치를 수정할 수 있는 속도의 보정값( $V_{보정}$ : 식2에서 두 번째 줄에 기술된 부분)을 구한다. 그리고  $V_{보정}$ 과 자신의 현재 속도벡터값을 합하여 현재의 위치를 수정해나간다. 이것은 pbest와 gbest의 방향으로 현재의 위치를 계속 수정해 나가는 개념으로 파악할 수 있다.

**3.2 Particle Swarm Optimization 기본 알고리즘**

기본 PSO 알고리즘을 단계별로 나타내면 그림3과 같다.

(Step 1) n개 particle의 위치벡터와 속도벡터를 난수를 이용하여 무작위로 생성한다.

(Step 2) n개의 생성된 particle의 위치벡터를 목적함수(적합도함수)에 적용하여 적합도값을 구하고 그 위치를 pbest로 저장한다. 이때 가장 우수한 pbest를 전체 swarm에 대한 gbest로 기억시킨다.

(Step 3) i번째 particle의 속도벡터를 식(2)를 이용하여 구한다. 이때 관성하중  $w$  값을 구하여 반영한다.

(Step 4) Step 3에서 구한 i번째 particle의 속도벡터를 이용하여 위치벡터를 구한다(식(1)).

(Step 5) 새롭게 이동한 위치를 목적함수에 반영하여 적합도값을 구한다. 이것을 이전 pbest와 비교하여 우수할 경우 pbest를 수정한다. 또한 이전 gbest와 비교하여 재설정한다.

(Step 6) 종료조건을 설정하여 이를 만족하지 못할 경우 Step 3의 과정으로 되돌아간다. 종료조건을 만족하는 경우 탐색과정을 종료하며, 최종적으로 형성된 gbest가 최적해를 나타낸다.

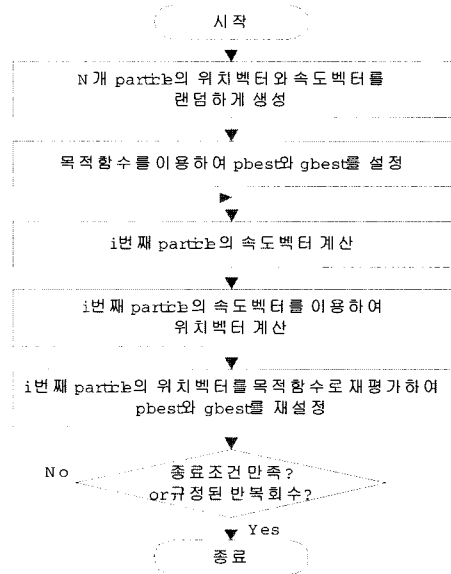


그림 3. PSO의 기본 연산 과정

**3.3 최적해의 평가**

공기-비용 최적화와 같이 한 개 이상의 목적함수가 있는 다목적 최적화에서 최적해를 평가하는 방법으로 사용되는 것이 파레토 최적해(Pareto optimal solution)이다.

어떤 해가 다른 어떤 해에 의해서도 지배되지 않으면, 비지배해(nondominated solution) 또는 파레토 최적해라고 하며, 파레토 최적해의 집합을 파레토 최적집합(pareto optimal set)이라고 한다.

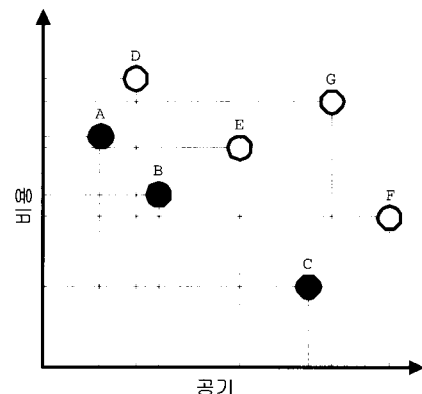


그림 4. 파레토 최적해

공기-비용의 관계를 나타내는 그림4에서 각 점은 선택 가능한 일정계획의 대안을 나타내고 있다. 여기서 흑점으로 나타낸 A, B, C점은 비용과 공기측면에서 다른 어떤 점(D, E, F, G)에 의해서도 지배되지 않는다. A점의 경우 D, G점보다는 공기와 비용면에서 우수하기 때문에 A점은 D, G점을 지배하는 피지배해가 되며, 마찬가지로 B점은 E, G점을 지배하고, C점은 G, F점을 지배하는 피지배해가 된다. 따라서 A, B, C점이 파레토 최적해가 되며, 선택 가능한 대안으로 판단할 수 있다.

공기-비용의 분석은 이와 같은 피지배해를 모두 도출하는 과정으로 볼 수 있으며, 이를 위해서는 최소공기와 최대공기의 전 범위에 걸쳐 최적해를 탐색할 필요가 있다. 피지배해를 도출해내면 이를 통해 최적대안을 사용자에게 제공할 수 있으며 의사결정의 판단자료로 활용될 수 있다.

#### 4. 공기-비용 분석을 위한 PSO 적용

본 논문에서는 공기와 비용의 관계가 이산형인 경우만을 대상으로 실험하였으나, 앞에서 기술한 바와 같이 선형적으로 변하는 것으로 가정하는 경우나 연속인 값으로 가정하는 경우에도 쉽게 적용할 수 있다. 따라서 여기서는 각 액티비티에서 선택할 수 있는 대안이 확정된 이산형인 경우만을 대상으로 하였다.

##### 4.1 공기-비용 분석을 위한 PSO 알고리즘

PSO 기본 알고리즘을 공기-비용 최적화문제에 적용하기 위해서는 데이터 표현과 목적함수를, 문제의 특성에 맞게 수정할 필요가 있으며 알고리즘의 효율성을 높이기 위해 적절한 방법을 고안한 필요가 있다. 본 절에서는 기본 PSO 알고리즘을 개선하여 적용한 알고리즘을 실행순서에 따라 기술하였다. 이 과정에서 기존의 유전 알고리즘에서 사용하여 효율성이 입증된 우수개체 보호전략이나 파레토 최적해를 도입하였다.

(Step 1) 처음 단계에서는 n개의 particle을 무작위로 생성한다. 이때 개별 particle을 유전형으로 표현하는 방법은 그림 5와 같이 액티비티의 일련번호 순서대로 각 액티비티에서 선택할 수 있는 작업옵션으로 표현하였다. 여기서는 기존의 연구에서 적용된 바와 같이 각 액티비티별로 최대 5가지 방식을 선택할 수 있는 것으로 하였다. 만일 액티비티가 18개라고 하면 18개 차원으로 구성된 n개의 위치벡터와 속도벡터를 무작위로 생성한다. 또한 각 액티비티에서 선택할 수 있는 옵션은 1개에서 5개까지 다양하게 나타나므로 이를 반영할 필요가 있다. particle 개수는 문제 특성에 따라 즉 해공간의 넓이에 따라 달라질 수 있으므로 개체수를 늘려가면서 적용할 수 있으나 개체수가 너무 많아질 경우 연산에 많은 시간이 필요하게 되므로 적절한 개체수를 실험으로 조정할 필요가 있다.

1	2	3	.....	17	18
2	3	1	.....	2	3

그림 5. 개별 Particle의 유전자형 표현

(Step 2) n개 particle의 적합도 값을 구하고 pbest와 gbest를 구한다. 공기-비용 분석에서는 최소의 비용으로 가장 빠른 시간에 완수할 수 있는 작업을 선택하는 것이 중요하다. 따라서 목적함수는 공기와 비용을 동시에 최소화시키는 것으로 볼 수 있다. 따라서 particle이 이동했을 때 적어도 비용이 같다면 공기가 줄어들거나, 적어도 공기가 같다면 비용이 줄어드는 지점으로 이동했다면 pbest로 저장한다.

또한 본 연구에서는 기존 연구(yang 2007)의 경우에서와 같이 우수개체 보호전략(elitism)을 사용하였다. 이것은 각 세대에서 생성된 비지배해(그림4에서 흑점)를 유지 보호하는 전략으로서 각 세대마다 비지배해들을 구하여 이들을 비지배해 집합에 보관하는 것이다(김여근 외 2003). 우수개체 보호전략은 다목적 최적해를 탐색하는 유전 알고리즘에서도 사용되는 것으로 매회 반복시 가장 우수한 개체를 기억할 수 있기 때문에 최적해 탐색에 유리하게 작용한다.

gbest를 결정하는 방법은 전체 해공간을 폭넓게 탐색할 수 있는 방법을 제공하고, 최적해 탐색의 효율성에 큰 영향을 미치기 때문에 매우 중요하다. 기존 연구(yang 2007)에서는 매회 반복에 따라 나타나는 우수개체 중에서 지배해를 가장 작게 가진 개체를 gbest로 선정하였으나, 공기-비용 분석에서 지배해가 가장 작은 경우는 그림6에서 D점 한쪽으로 치우칠 수밖에 없기 때문에 해공간을 폭넓게 탐색하지 못하는 것으로 판단된다. 따라서 본 연구에서는 각 particle(그림6에서 흰점)에서 우수개체(흑점)와의 거리를 비교하여 가장 거리가 짧은 우수개체를 particle의 gbest로 선정하는 전략을 선택하였다. 이 경우 그림6의 화살표의 방향과 같이 우수개체 보호전략과 함께 해공간을 폭넓게 탐색할 수 있을 것으로 판단된다. 여기서 particle과 우수개체 사이의 거리를 측정할 때, 비용과 공기는 단위가 틀리기 때문에 비용의 영향이 크게 작용할 수 있으므로 두 단위를 정규화하여 미치는 영향을 동일하게 하였다.

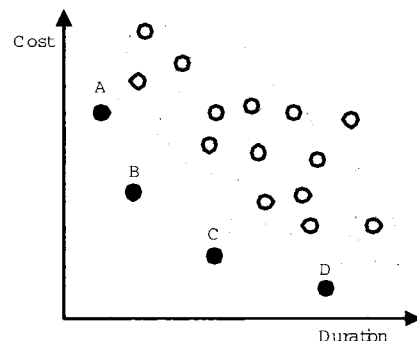


그림 6. gbest 탐색 전략



그림 7. 사례적용 프로젝트를 MS Project에 입력한 화면

(Step 3) 각 particle의 속도벡터를 식(2)을 이용하여 구한다. 본 연구에서는 관성하중  $\omega$  값을 고정하지 않고 초기에는 0.9정도로 값을 크게 하여 particle의 이동속도를 크게 하고, 반복회수가 커질수록 최적점에서 미세하게 이동할 수 있도록 0.4까지 작게 하는 방식을 적용하였다. 또한 초기단계에서 지역해로 수렴하는 것을 방지하기 위해 속도의 최대값을 2로 제한하였다. 일반적으로 최대속도는 20% 정도로 결정되며 여기서는 각 액티비티에서 선택할 수 있는 옵션의 최대수가 5이므로 2를 최대값으로 적용하였다.

(Step 4) Step 3에서 구한 속도벡터를 이용하여 위치벡터를 구한다(식(1)). 여기서 이동한 경로가 다른 particle의 위치와 동일할 경우 위치를 이동하지 않는 것으로 하였다. 이것은 해공간을 다양하게 탐색할 수 있도록 한 것으로 조기에 수렴하는 경향을 방지할 수 있을 것으로 판단된다.

(Step 5) 이동한 particle의 적합도값을 구하고 pbest와 비교하여 우수할 경우 pbest를 수정한다. 이 때 pbest값이 비재해배(우수개체집합)에 속하는 경우 우수개체집합을 수정하여 다음에 이동할 particle의 gbest값에 반영할 수 있도록 한다. 이것은 최적해를 찾는 과정의 효율성을 높여줄 것으로 판단된다. 이후 step 3부터의 과정을 다시 반복한다.

알고리즘을 종료하는 방법은 우수개체집합이 변동이 없는 경우 종료하는 방식과 일정한 회수를 지정하여 종료하는 방식을 적용할 수 있다. 본 연구에서는 반복회수에 따른 particle의 변동과정을 실험하여 반복회수를 결정하였다.

그림7은 상기 설명한 알고리즘을 적용하여 프로그램을 실행한 화면을 나타낸 것이다. 본 연구에서는 MS-project standard 2003에 내장된 VBA(Visual Basic for Application) 언어를 이용하여 직접 코딩하였으며, 액티비티의 시간변경에 따른 주공정선(critical path) 변경 및 공기산출과 같이 일정계산에 필요한 연산은 MS-project의 내장된 기능을 이용하여 산출하였다.

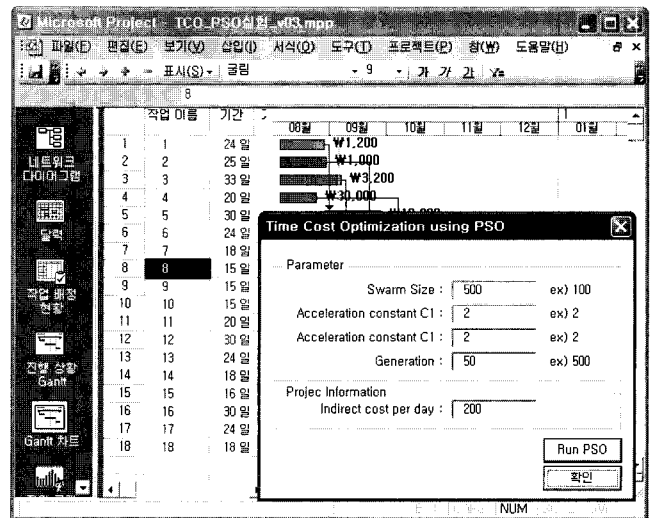


그림 8. MS Project VBA를 이용한 실행 화면

#### 4.2 PSO 개선 알고리즘 적용 결과

제안된 모델을 검증하기 위하여 적용된 사례는 기존의 연구(Feng et al 1997, Hegazy 1999, El-Rayes & Kandil 2005)에서 적용한 사례를 대상으로 하였으며, 이 경우 기존의 유전 알고리즘과 어느 정도 비교할 수 있을 것으로 판단된다. 그림8은 사례적용 프로젝트를 MS-Project에 입력한 화면을 나타낸다. 개별 액티비티에서 선택가능한 대안의 기간과 비용은 각각 MS-Project 데이터베이스 필드인 '기간'과 '비용' 필드에 저장하여 활용하는 것으로 하였다.

사례 프로젝트의 특징을 보면 각 액티비티에서 선택할 수 있는 대안의 개수가 최소 1개에서 최대 5개까지 다양하게 적용가능하며, 각 대안의 기간의 줄어들수록 비용이 증가하는 방식으로 저장되었다. 기존 논문에서는 비용의 단위에서 차이가 있으나 연구결과에 영향을 미치지 않기 때문에 비용은 편의상 원화로 변경하였다.

사례 프로젝트의 경우 선택가능한 대안의 개수는  $3.4^{18}$ 개로 매우 많으며(El-Rayes & Kandil 2005), 모든 대안을 비교

할 경우 성능이 우수한 컴퓨터를 사용하더라도 많은 시간-통상 수일이 소요된다. 따라서 빠른 시간에 최적해를 도출할 수 있는 알고리즘의 필요성이 요구되는 전형적인 최적화문제라고 판단할 수 있다.

그림9는 제안한 PSO 알고리즘을 적용하여 실험한 경우 개별 Particle이 최적점으로 이동해가는 과정을 나타낸 것이다. 초기에 무작위로 생성된 Particle은 해공간에 고르게 분포되어 있으나 반복 실행할 경우 공기와 비용을 모두 최소화할 수 있는 파레토 최적해로 점점 이동해가는 것을 알 수 있다. 초기단계에서는 particle의 이동속도가 크기 때문에 이동값이 크게 나타나지만 10회 이상이 될 경우 최적점 사이에서 미세하게 이동하는 것으로 나타났다. 본 사례의 경우 50회 정도의 반복으로 대부분의 최적점을 도출하는 것으로 나타났다.

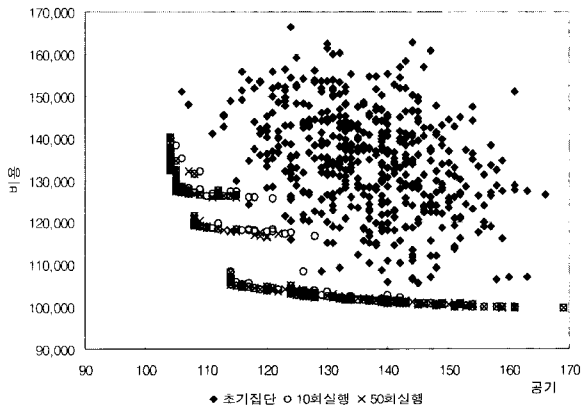


그림 9. 개선 알고리즘 반복에 따른 Particle의 이동

PSO 알고리즘을 사용하여 도출한 최적해에 그림10과 같이 간접비를 추가하여 총비용을 산출하면 최소비용으로 프로젝트를 완수할 수 있는 최적대안을 구할 수 있다. 또한 기존의 연구(Hegazy 1999)에서와 같이 작업지연에 따른 지체상금 옵션 등을 고려하는 경우에도 공기지연에 따른 비용추가로 반영되기 때문에 쉽게 최적해를 도출할 수 있을 것으로 판단된다.

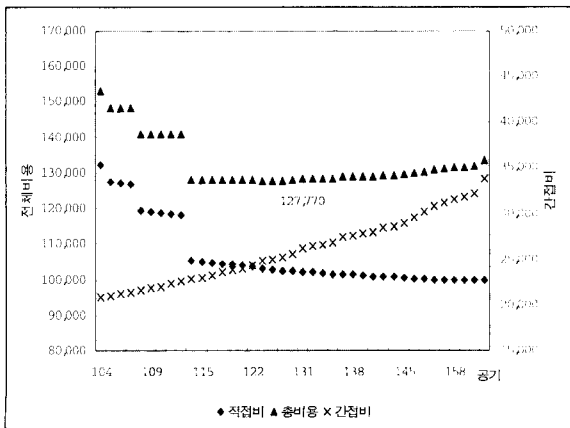


그림 10. 도출된 최적해

표1은 초기 Particle 개수를 400개와 500개로 적용하여 그 결과를 비교한 것이다. 초기집단에서 피지배해의 개수가 많을수록 해공간을 넓게 탐색할 수 있기 때문에 적응률이 높을 것으로 생각되었으나 시험 결과 큰 차이가 없는 것으로 나타났다. 이것은 제시된 알고리즘이 초기개체집단의 특성에 상관없이 넓은 해공간을 효율적으로 탐색할 수 있기 때문인 것으로 판단된다.

또한 500개의 Particle로 적용한 경우 400개로 탐색한 것보다 해를 찾을 수 있는 범위가 상대적으로 넓기 때문에 적응률이 평균 90%에서 95%로 높아지는 것으로 나타났다. 또한 최대 오차값이 90%로 상대적으로 신뢰성이 높게 나타났다. 따라서 Particle 개수를 많이 적용할 경우 적응률을 높일 수 있으며 모든 최적해를 탐색할 수 있으나 그만큼 연산시간이 많이 소요된다. 그러나 팬티엄 프로세서 1.6Ghz 노트북을 사용하여 초기집단 500개로 실험했을 때 평균적인 연산시간이 35초 정도로 비교적 길지 않았으며, 본 연구에서는 VBA를 이용하여 코딩한 것을 감안해볼 때 고급프로그래밍 언어를 사용할 경우 연산시간을 충분히 단축할 수 있을 것으로 판단된다.

표 1. 사례적용 결과

실험 회수	초기집단 = 400		초기집단 = 500	
	초기집단의 피지배해 수	적응률	초기집단의 피지배해 수	적응률
1	10	85% (6)	12	95% (2)
2	6	95% (2)	10	95% (2)
3	9	79% (8)	10	100% (0)
4	6	85% (6)	11	95% (2)
5	7	92% (3)	11	92% (3)
6	7	95% (2)	13	95% (2)
7	8	100% (0)	10	95% (2)
8	7	92% (3)	16	90% (4)
9	11	79% (8)	10	92% (3)
10	10	95% (2)	7	97% (1)
평균		90%		95%

괄호안의 수자는 오류개수를 나타냄

## 5. 결 론

본 연구는 다수의 액티비티로 이루어진 건설프로젝트에서 공기-비용의 관계를 분석하고, 공기단축에 따른 추가비용을 최소화할 수 있는 최적해를 도출하는 방법으로서 PSO를 활용한 알고리즘을 제시하였다.

PSO 기본개념을 서술한 후 이산형 특징을 가지는 공기-비용 문제에 적용하기 위해 필요한 데이터의 정의 및 알고리즘

순서를 기술하였다. 또한 알고리즘의 효율성을 제고하고 최적해를 폭넓게 탐색할 수 있도록 우수개체 보호전략을 도입하고 gbest를 각 particle에서 가장 가까운 우수개체로 선정하도록 하였다. 제시한 PSO 모델을 쉽게 적용할 수 있도록 상용 공정관리 소프트웨어인 MS-project 2003에서 VBA를 사용하여 직접 코딩하였으며, 각종 변수 및 데이터 입력은 상용 공정관리 소프트웨어를 최대한 활용할 수 있도록 하였다.

제시한 알고리즘을 사례 프로젝트에 적용한 결과 Particle 개수를 500개로 하고 50회 반복 실행하였을 경우 전체 최적해의 95% 정도를 도출하는 것으로 나타났다. 400개로 실행하였을 경우와 비교하면 Particle 개수를 많이 적용할 경우 적중률을 높일 수 있으나 그만큼 연산시간이 많이 소요되는 것으로 나타났다. 팬티엄 프로세서 1.6Ghz 노트북을 사용하여 초기집단 500로 실행했을 때 평균적인 연산시간이 35초 내외 정도가 소요되는 것으로 나타났다.

PSO는 유전 알고리즘과 마찬가지로 복수개의 잠재적 해집단을 이용하여 해공간을 탐색해 가지만 유전 알고리즘보다 이해하기 쉽고 간단하다. 유전 알고리즘은 기본적으로 재생산, 교배 그리고 돌연변이 연산자가 필요하며 각각의 확률을 결정하기가 어렵다. 그리고 재생산과정에서 적합도를 평가하기 위해 고안된 적소 개념들을 이해하기 어려운 단점이 있다. 그러나 PSO는 사용자가 결정해야할 매개변수가 적으며 매개변수의 역할을 이해하는 것이나 매개변수값을 결정하는 것이 상대적으로 쉽다. 따라서 PSO를 활용한 모델이 공기-비용 절충관계 최적화문제에 효율적으로 적용될 수 있다. 이외에도 유전 알고리즘을 적용할 수 있는 최적해 탐색문제에 더 효율적으로 적용될 수 있을 것으로 판단된다. 다만 활용성을 높이기 위해서는 반복시행에 따른 연산속도를 더욱 줄일 수 있는 방법이 고안될 필요가 있을 것으로 판단된다.

**참 고 문 헌**

1. 김여근, 윤복식, 이상복, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 2003.
2. 노산 외 3인, 유전자알고리즘을 이용한 공기-비용 절충방안, 대한건축학회 논문집(구조계), 22(6), pp.157-164, 2006
3. 박병준 외 3인, PSO의 특징과 차원성에 관한 비교연구, 제어-자동화시스템공학 논문지, 12(4), pp.328-338, 2006
4. 신운석 외 3인, 유전 알고리즘을 이용한 시간-비용 상관관계 분석 모델에 관한 연구, 대한건축학회 논문집(구조계), 20(8), pp.91-98, 2004
5. 안용선, 건설공사진행에 있어서 공기단축에 따른 Cost분석, 대한건축학회 춘계학술발표대회 논문집(구조계), 6(1), pp.533-538, 1986
6. 유명련, Particle Swarm Optimization 탐색과정의 가시화를 위한 툴 설계, 멀티미디어학회 논문지, 6(2), pp.332-339,

- 2003
7. 장성용, 김재준, 이리형, 제자원이 가용수준과 하도급 공사의 계약방식을 고려한 비용-공기 상호교환 분석, 12(1), pp.211-220, 1996
8. El-Rayes, Khaled and Kandil, Amr, Time-Cost-Quality Trade-off analysis for highway construction, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 131(4), pp.477-486, 2005
9. Feng, C.-W., Liu, L., and Burns, S., Using genetic algorithms to solve construction time-cost tradeoff problems, J. Comp. in Civ. Engrg., ASCE, 11(3), pp.211-220, 1997
10. Feng, C.-W., Liu, L., and Burns, S. Stochastic construction time-cost tradeoff analysis, J. Comp. in Civ. Engrg., ASCE, 14(2), pp.117-126, 2000
11. Hegazy, Tarek, Optimization of construction time-cost trade-off analysis using genetic algorithms, Can. J. Civ. Eng., 26, pp.685-697, 1999
11. J. Kennedy & R. Eberhart, Particle swarm optimization, Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol. IV, pp.1942-1948, 1995.
12. Li, Heng, Cao, J.-N. and Love, peter, Using machine learning and GA to solve time-cost tradeoff problems, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 125(5), pp.347-353, 1999
13. Li, Heng and Love, peter, Using improved genetic algorithms to facilitate time-cost optimization, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 123(3), pp.233-237, 1997
14. Yang, I-Tung, Using elitist Particle swarm optimization to facilitate bicriterion time-cost trade-off analysis, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 133(7), pp.498-505, 2007
15. Zheng, Daisy X. M. Thomas, S. and Kumaraswamy, Mohan M., Applying a genetic algorithm-based multiobjective approach for time-cost optimization, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 130(2), pp.168-176, 2004
16. Zheng, Daisy X. M. Thomas, S. and Kumaraswamy, Mohan M., Applying pareto ranking and niche formation to genetic algorithm-based multiobjective approach for time-cost optimization, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 131(1), pp.81-91, 2005
17. Zheng, Hong, Tam, C. M., Li, Heng, and Shi, Jingsheng, Particle swarm optimization-supported simulation for construction operations, J. Constr. Engrg. and Mgmt., ASCE, 132(2), pp.1267-1274, 2006

(접수 2008. 9. 10, 심사 2008. 10. 7, 게재확정 2008. 10. 31)