

Multi-objective Optimization of Vehicle Routing with Resource Repositioning

Jae-Goo Kang · Dong-Soon Yim[†]

Department of Industrial Engineering, Hannam University

자원 재배치를 위한 차량 경로계획의 다목적 최적화

강재구 · 임동순[†]

한남대학교 산업공학과

This paper deals with a vehicle routing problem with resource repositioning (VRPRR) which is a variation of well-known vehicle routing problem with pickup and delivery (VRPPD). VRPRR in which static repositioning of public bikes is a representative case, can be defined as a multi-objective optimization problem aiming at minimizing both transportation cost and the amount of unmet demand. To obtain Pareto sets for the problem, famous multi-objective optimization algorithms such as Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2) can be applied. In addition, a linear combination of two objective functions with weights can be exploited to generate Pareto sets. By varying weight values in the combined single objective function, a set of solutions is created. Experiments accomplished with a standard benchmark problem sets show that Variable Neighborhood Search (VNS) applied to solve a number of single objective function outperforms SPEA2. All generated solutions from SPEA2 are completely dominated by a set of VNS solutions. It seems that local optimization technique inherent in VNS makes it possible to generate near optimal solutions for the single objective function. Also, it shows that trade-off between the number of solutions in Pareto set and the computation time should be considered to obtain good solutions effectively in case of linearly combined single objective function.

Keywords : Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery, Static Repositioning of Public Bikes, Multi-Objective Optimization, Strength Pareto Evolutionary Algorithm, Variable Neighborhood Search

1. 서 론

Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery(VRPPD)는 고객으로부터 물품을 수령하고 동시에 요구하는 물품을 배달하는 차량의 최적 경로를 결정하는 문제이다[6]. VRPPD는 고려하는 목적함수, 차량의 용량, 차고의 수, 시간 제한(time window), 대상 물품의 제약 등에 따라 다양하게 변형된 문제가 생성된다. 자원 재배치(Vehicle Routing with

Resource Repositioning) 차량 경로 문제는 VRPPD의 특별한 변형으로 한 종류의 재사용 가능한 자원을 대상으로 배달량의 합과 수령량의 합이 같은 경우에 해당하는 것으로 정의할 수 있다.

대표적인 자원 재배치 차량 경로계획에 속하는 문제는 트럭을 이용한 공공 자전거 정적 재배치이다. 재배치는 수요가 적은 대여소에 있는 여유 자전거를 수요가 많은 대여소로 이동시켜 이용자의 서비스 수준을 향상시키는 것이다[9]. 정적 재배치는 자전거 이용이 정지되어 있는 정해진 시간에만 재배치를 한다. 일반적으로 하루 중 사용자가 없는 야간 시간대에 차량을 이용하여 각 대여소의 목표

Received 24 February 2021; Finally Revised 5 May 2021;

Accepted 26 May 2021

[†] Corresponding Author : dsyim@hnu.kr

재고량을 만족시키기 위한 정적 재배치를 수행한다. 목표 재고수준과 현 재고수준을 입력으로 정적 재배치를 위한 두 가지 의사결정인 차량 경로와 대여소에서의 상하차 수량을 결정하는 연구에서는 다양한 MILP(Mixed Integer and Linear Problem) 문제가 정의되었다. 모든 문제들은 공통적으로 차량의 운행시간 최소화를 기본 목적으로 하지만 제한조건은 상황에 따라 여러 형태로 정의된다. 문제의 단순성을 위해 각 대여소는 한 번만 방문하도록 하는 문제 [5, 12, 13]가 있는 반면, 다수의 차량이 여러 번 방문하는 것을 허용하는 문제 [3, 10]도 있다. 또한, 대여소에서의 목표 재고수준을 필히 만족하여야 하는 문제 [3]가 있는 반면, 불만족을 허용하는 문제 [2, 5, 11, 13] 또는 목표 재고수준의 범위를 설정한 문제 [14]가 있다. 목표 재고수준을 꼭 맞추기 위한 제한 조건은 매우 엄격한 조건에 속하여 이를 만족하는 유효 해를 구하기가 쉽지 않다. 이보다는 목표 재고수준과 재배치 후 달성되는 재고수준의 차이를 최소화하는 문제가 더 현실적일 수 있고, 해를 보다 쉽게 구할 수 있는 장점을 갖는다. 목표 재고 수량의 불만족을 허용하는 경우, 가중치를 이용하여 불만족도를 목적함수에 포함하는 것이 일반적이다 [5, 11, 13]. Rainer-Bach et al. [10]의 연구에서는 운행시간에 대한 가중치를 목표 재고 수량의 불만족도에 대한 가중치의 1/100000로 하였지만 단일 목적함수에 사용된 가중치의 설정이 현실적으로 어려울 뿐만 아니라 문제에 대한 하나의 근사 최적해는 제한된 정보에 속한다.

본 연구에서는 자원 재배치를 위한 차량 경로계획 문제에서 단일 목적함수 보다는 목표 재고수준 미달성도와 차량의 운행시간의 두 가지 목적함수를 최소화하는 다목적 최적화 문제를 다룬다. 자원 재배치 차량 계획에 대한 기존 연구에서는 다목적 최적화 문제에서의 파레토 최적해를 구하기 위한 노력을 찾아보기 어렵다. 그러나 파레토 최적해는 의사 결정자에게 보다 풍부한 정보를 제공할 수 있는 장점을 갖는다. 이에 따라 본 연구에서는 자원 재배치 차량 경로계획의 다목적 최적화 문제에 대한 파레토 최적해를 효과적으로 제공할 수 있는 방법을 모색한다. 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 논문에서 다루는 자원 재배치 경로계획의 다목적 최적화 문제를 정의한다. MILP에서와 같은 정의보다는 차량 경로를 순열로 표현한 해를 이용하여 함축적으로 문제를 설명한다. 제 3장에서는 다목적 최적화 기법 중 우수한 성능을 가진 SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2)를 자원 재배치 차량 경로계획 문제에 적용하는 방법을 설명하고, 두 목적함수가 선형 결합된 단일 목적함수에서 가중치의 다양화를 이용한 다목적 최적화 방법을 설명한다. 제 4장에서는 표준 실험 데이터를 이용하여 실험한 결과를 설명하고, 제 5장에서 실험 결과 시사점과 향후 개선 방향을 논한다.

2. 자원 재배치 경로계획 문제

네트워크 $G(V, A)$ 에서 $V = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ 는 노드 집합이고, $A = \{(i, j) : i \neq j\}$ 는 아크 집합으로 노드 0는 차고(depot), 나머지 노드들은 수요처를 나타낸다. 노드 i 에는 수요량 d_i , 아크 (i, j) 에는 차량의 운행시간 t_{ij} 가 설정되어 있다. 현재 용량 $C_k (k=1, \dots, m)$ 를 갖는 m 개의 빈 차량이 차고에 위치하고 있다.

노드 i 에서의 수요는 보유하고 있는 과다 자원을 덜기 위한 회수($d_i < 0$)이거나 또는 부족 자원을 보충하기 위한 보급($d_i > 0$) 중의 하나이다. 차량은 방문하는 수요처에서 이동이 요구되는 자원을 싣거나 또는 필요로 하는 자원을 내린다. 자원 재배치는 모든 노드에 대한 수요의 합이 0이 되는 경우로 회수된 모든 자원은 남김없이 보급되어야 한다. 이러한 상황에서 모든 노드의 수요를 만족하기 위한 차량의 경로 중 가장 빠른 시간 내에 운행을 종료할 수 있는 경로를 결정하는 것이 자원 재배치를 위한 차량 경로계획 문제이다.

위 문제의 해를 나타내는 차량 경로 집합 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 은 m 개의 경로로 구성되고, 각 경로는 차량의 노드 방문 순서로 $r_k = (v_{k,1}, v_{k,2}, \dots, v_{k,n_k})$, $v_{k,j} \in V - \{0\}$ 이다. 각 차량의 운행은 차고에서 출발하여 차고에서 종료되고, 각 수요처는 한번만 방문 된다. 모든 차량이 운행을 종료하는 시각을 최소화하기 위한 목적함수는 식 (1)을 최소화하는 것이다.

$$Z_1(R) = \max_k \{t(0, v_{k,1}) + \sum_{j=1}^{n_k-1} t(v_{k,j}, v_{k,j+1}) + t(v_{k,n_k}, 0)\} \quad (1)$$

식 (1)은 차고에서 출발한 각 차량이 경로상의 모든 노드들을 차례대로 방문한 후 다시 차고로 돌아올 때 까지의 운행 시간 중 가장 긴 운행시간을 의미한다.

차량은 방문하는 노드의 수요를 만족시켜야 한다. k 번째 차량이 j 번째 방문 노드 $v_{k,j}$ 에 도착했을 때 차량에 싣고 있는 보유 자원 양을 Q 라고 하자. 만약 노드의 수요량 $d(v_{k,j})$ 이 음수라면 $-d(v_{k,j})$ 만큼을 차량에 실어야 하므로 차량의 여유 용량이 수요량을 초과하여야 한다(즉, $Q - d(v_{k,j}) \leq C_k$). $d(v_{k,j}) > 0$ 인 경우에는 차량에 있는 자원에서 수요량을 내 주어야 하므로 $d(v_{k,j}) \leq Q$ 이어야 한다. 차고를 출발하는 빈 차량이 경로상의 J 번째 노드를 떠날 때 싣고 있는 자원의 수량은 $-\sum_{j=1}^J d(v_{k,j})$ 이다. 따라서, 차량 경로에 속한 노드의 수요량과 차량의 용량 간에 다음 조건이 만족되어야 한다.

조건 1)

$$0 \leq -\sum_{j=1}^J d(v_{k,j}) \leq C_k, J=1, \dots, n_k, k=1, \dots, m \quad (2)$$

운행을 마친 차량은 비어 있어야 하므로 다음 조건이 만족되어야 한다.

$$\text{조건 2) } \sum_{j=1}^{n_k} d(v_{kj}) = 0, k = 1, \dots, m \quad (3)$$

조건 1)과 2)는 매우 엄격한 조건에 속하여 이를 만족하는 유효한 해의 수는 제한적일 수 있다. 또한, 어렵게 구한 유효한 해의 목적함수 값은 현실적으로는 인정할 수 없을 정도의 매우 큰 값을 가질 수 있다. 보다 실용적인 대안은 모든 노드의 수요량을 가급적 만족하면서 허용 가능한 시간 내에 종료될 수 있는 차량 경로를 구하는 것이다. 각 노드에서의 수요량을 100% 만족하지 않는 경우를 허용한다면 수요량 만족 조건 대신에 수요량 불만족 정도의 최소화를 목적함수로 설정할 수 있다. 수요량 불만족 정도는 식 (4)와 같이 각 수요처에서의 수요량과 차량 경로에 의해 실현된 양의 차이에 대한 절대값의 합으로 정의될 수 있다. 따라서, 식 (4)를 최소화하는 차량의 경로를 구하는 두 번째 목적함수를 정의할 수 있다.

$$Z_2(R) = \sum_{i=1}^n |y_i(R) - d_i| \quad (4)$$

차량 운행 결과인 노드 i 에서의 상태 $y_i(R)$ 은 전적으로 차량 경로 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 에 의해 결정된다. 현재 Q_k 개의 자원을 싣고 있는 용량 C_k 인 k 번째 차량이 노드 i 에 도착하여 떠날 때 Q'_k 개의 자원을 싣고 있다고 하자.

- 1) 만약 $d_i \geq 0$ 이면 $y_i(R) = \min\{d_i, Q_k\}$,
 $Q'_k = Q_k - y_i(R)$
- 2) 만약 $d_i < 0$ 이면 $y_i(R) = \min\{d_i, Q_k - C_k\}$,
 $Q'_k = Q_k - y_i(R)$

즉, 수요량이 양수인 경우 수요처에 내주는 양은 차량 보유량에 제약을 받는다. 만약 수요량이 보유량을 초과한다면 수요처는 보유량만큼만 받을 수 있어 부족량이 발생한다. 수요량이 음수인 경우에는 수요량의 절대값에 해당하는 자원을 차량에 실어야 하지만 차량의 여유 용량 이상을 실을 수 없어 잔여량이 수요처에 남아 있을 수 있다.

본 연구에서 다루는 차량 경로계획 문제는 위에 정의된 두 목적함수 $Z_1(R)$ 과 $Z_2(R)$ 을 최소화하는 다목적 최적화 문제이다. 두 함수는 트레이드 오프 관계를 가지고 있다. 수요 만족도를 증가시키기 위해서는 차량의 운행 시간이 길어질 수밖에 없고, 차량의 운행시간을 짧게 하기 위해서는 수요의 만족도가 떨어질 수밖에 없게 된다. 이러한 경우 다양한 수요의 만족도와 차량 운행 시간을 포함하는 파레토 최적해의 제공이 의사결정자들에게 도움을 줄 것이다.

3. 다목적 해 탐색 알고리즘

3.1 SPEA2

2000년 대 이후 근사적인 파레토 해를 효과적으로 구하기 위한 다목적 최적화 알고리즘들이 개발되어 왔다. 대부분의 알고리즘들은 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm : GA), 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization : PSO)와 같은 군집을 이루는 개체 기반의 메타 휴리스틱에 기초하고 있다. 우수한 성능을 가진 것으로 알려진 NSGA2 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 2)[4]와 SPEA2 [17]는 GA에 기초하고 있고, SMP(Speed-constrained Multi-objective PSO)[9]은 PSO에 기초하고 있다. 참고문헌[8]은 GA 기반 다목적 최적화 방법에 대한 세부적인 설명을 포함하고 있다.

SPEA2는 우세(dominance)기반의 적응값 할당 정책, 다양성을 확보하기 위한 근접 이웃해 생성, 우수 개체를 저장하기 위한 어카이브의 3가지 주된 방법을 사용하고 있다. SPEA2를 차량 경로계획 문제에 적용하기 위해서는 유전자 알고리즘에서와같이 해의 표현 방법이 중요하다. 본 연구에서는 해를 순열 형태로 표현하고, 특별히 고안된 휴리스틱 기반의 디코딩 방법에 의해 유효한 차량 경로로 변환하였다.

기본적으로는 순열 형태의 해를 m 개의 경로로 분리하기 위하여 $m-1$ 개의 컷 포인트($cp_1, cp_2, \dots, cp_{m-1}$)를 이용한다. 이들 컷 포인트의 위치를 왼쪽 또는 오른쪽으로 한 칸 이동시키는 연산을 정의할 수 있다. $L(k)$ 는 k 번째 컷 포인트를 왼쪽으로 한 칸 이동시키는 연산이고, 반면, $R(k)$ 는 오른쪽으로 한 칸 이동시키는 연산이다. 연속적인 두 컷 포인트에 대해 연산을 동시에 수행할 수 있다. 예를 들어, $\{L(k), R(k+1)\}$ 은 k 번째 컷 포인트를 왼쪽으로 한 칸 이동시키는 동시에 $k+1$ 번째 컷 포인트를 오른쪽으로 한 칸 이동시킨다. 컷 포인트에 의해 분리된 한 경로에 대해 8 경우의 컷 포인트 이동을 고려할 수 있다. 예를 들어, 순열 형태로 표현된 해를 다음과 같이 두개의 컷 포인트($cp_1(= 4), cp_2(= 8)$)로 분리하여 3개의 경로를 생성하였다고 하자.

$$3, 5, 1, 2 \mid 7, 8, 10, 4 \mid 6, 9, 12, 11$$

두 번째 경로를 구분하는 두 컷 포인트를 이동시킨다고 하자. 다음의 8가지 이동을 고려할 수 있다.

- 1) L(1): 3, 5, 1 | 2, 7, 8, 10, 4 | 6, 9, 12, 11
- 2) R(1): 3, 5, 1, 2, 7 | 8, 10, 4 | 6, 9, 12, 11
- 3) L(2): 3, 5, 1, 2 | 7, 8, 10 | 4, 6, 9, 12, 11
- 4) R(2): 3, 5, 1, 2 | 7, 8, 10, 4, 6 | 9, 12, 11

- 5) $\{L(1),L(2)\}$: 3, 5, 1 | 2, 7, 8, 10 | 4, 6, 9, 12, 11
 6) $\{L(1),R(2)\}$: 3, 5, 1 | 2, 7, 8, 10, 4, 6 | 9, 12, 11
 7) $\{(R(1),L(2))\}$: 3, 5, 1, 2, 7 | 8, 10 | 4, 6, 9, 12, 11
 8) $\{(R(1),R(2))\}$: 3, 5, 1, 2, 7 | 8, 10, 4, 6 | 9, 12, 11

이러한 컷 포인트 이동을 이용하여 순열 형태의 해를 경로로 변환하는 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm : Decoding using cut-point movement

단계 0 : 초기 컷 포인트를 생성한다.

단계 1 : 다음 절차를 반복한다.

- 1.1 : 컷 포인트들에 대해 m 개의 경로를 생성하여 Z_1 을 구하고, 가장 긴 운행시간을 갖는 경로 n_k 를 선택한다.
 1.2 : $L(k-1), R(k-1), L(k), R(k)$,
 $\{L(k-1), L(k), L(k-1), R(k)\}$,
 $\{R(k-1), L(k), R(k-1), R(k)\}$
 8개 이동 중 가장 적은 Z_1 을 갖는 이동을 선택한다.
 1.3 : 단계 1.2에서 선택한 이동에 따른 목적함수 Z_1 값이 이전의 Z_1 값 보다 작으면 선택된 이동을 수행하고 그렇지 않으면 정지한다.

초기의 컷 포인트들은 m 개의 경로에 가급적 동일한 수의 노드들이 포함되도록 선택된다. 이들 컷 포인트들에 대해 컷 포인트 이동을 반복 수행하여 최종적인 컷 포인트들을 확정하고, 이에 따라 순열의 해를 경로로 변환한다. 제안된 디코딩 방법은 순열 표현의 해를 m 개의 경로로 분리하기 위해 목적함수 Z_1 의 최소를 가져오는 부분 최적해를 생성하는 향상적 휴리스틱 방법에 속한다.

3.2 가중치를 이용한 단일 목적함수

정의된 식 (1)과 식 (4)의 두 목적함수에 가중치 w_1, w_2 로 선형 결합된 하나의 목적함수를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{Min } Z = w_1 \cdot Z_1(R) + w_2 \cdot Z_2(R) \quad (5)$$

합이 1인 두 가중치의 값을 변화시키면 다양한 해 집합을 구할 수 있고, 이들 중 파레토 해에 해당하는 해를 선별할 수 있다. 이 방법은 하나의 목적 함수만을 대상으로 하므로 주어진 문제에 대한 우수한 해를 생성할 가능성이 크다. 그러나, 우수한 파레토 최적해를 생성하기 위해서는 다양한 가중치 값을 고려하여야 한다. 가중치 값이 다양할수록 우수한 파레토 해를 구할 가능성이 커지지만 실행시간은 증가된다. 따라서, 실행시간과 해의

질 사이의 균형을 고려하여야 한다.

본 연구에서는 하나의 목적함수 값을 대상으로 해를 구하는 방법으로 유전자 알고리즘과 VNS(Variable Neighborhood Search)[7]를 고려하였다.

4. 실험 및 결과

4.1 데이터 및 실험 방법

VRP의 벤치마크 문제들을 이용하여 자원 재배치를 위한 다목적 최적화 방법의 성능 평가를 위한 실험을 수행하였다. Uchoa 등[15]이 제안한 VRP 문제들은 100부터 1000까지의 노드를 포함하는 100개 문제로 구성되어 있다. 이 중 노드 수 120, 214, 308의 3가지 문제를 대상으로 하였다.

제시된 문제들은 노드 간의 거리, 차량 수가 제공되지만 자원 재배치 문제에 적합하기 위해서는 차량의 용량과 노드의 수요에 대한 추가 자료가 필요하다. 각 노드에서의 수요는 <Table 1> 에서와 같은 총 자원 이동량을 만족시키기 위해 전체 수요합이 0이 되도록 임의로 생성하였고, 차량의 용량은 30으로 설정하였다.

<Table 1> Problems for Experiments

data	no. of nodes	no. of vehicles	vehicle capacity	req'd movements
X120-6	120	6	30	300
X214-12	214	12	30	500
X308-13	308	13	30	1000

SPEA2에서는 예비 실험을 통해 우수한 결과를 가져오는 파라미터 값을 선정하였다. 교배 연산자로는 외판원 문제에서 우수한 성능을 가져온다고 알려진 OX(order crossover)를 사용하였고, 돌연변이 연산자로는 순열 표현 해에서 임의의 두 위치 사이의 값을 반전시키는 연산자를 사용하였다.

<Table 2> Parameters in SPEA2

parameters	value
population size	100
archive size	100
crossover Pr.	0.25
mutation Pr.	0.01
crossover operator	OX
mutation operator	inverse

가중치를 이용한 방법에서는 w_1 의 값을 0.01부터 0.99까지 0.01씩 증가하여 총 99개의 가중치를 할당하였다. GA에서는 SPEA2에서와 같은 파라미터 값을 사용하였다. 즉, <Table 2>에서 GA에서는 필요 없는 archive size를 제외하고 나머지 파라미터에 대해 동일한 값을 사용하였다.

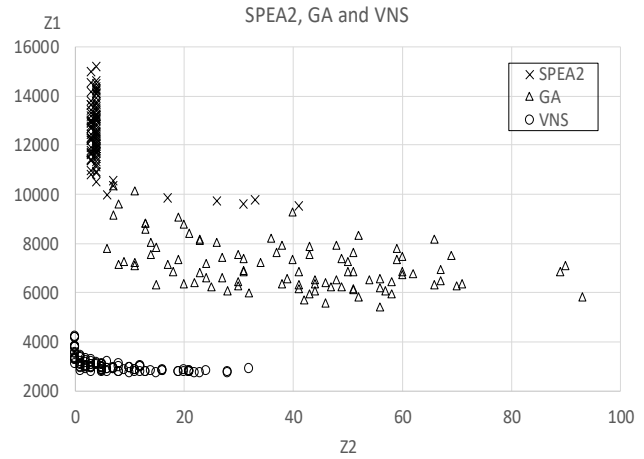
VNS는 기존 연구[16]의 알고리즘을 사용하였고, 초기 해의 셰이킹(shaking) 방법으로 서로 다른 경로에 속한 두 노드의 위치를 교환하는 연산자를 사용하였다. 부분 최적화 방법인 VND(Variable Neighborhood Descent)는 한 경로의 노드를 동일한 경로의 다른 위치 또는 다른 경로로 이동시키는 재위치(relocate) 연산자와 서로 다른 경로의 두 노드 위치를 바꾸는 교환(exchange) 연산자를 사용하였다. VNS의 부분 최적화에서는 최우수 선택(Best Accept) 정책[1]을 채택하였다.

최적화 방법들은 자바로 프로그래밍 되어 인텔 i-7 3.6 GHz PC에서 SPEA2는 10분, GA와 VNS는 한 가중치 인스턴스에 대해 30초 동안 실행하였다. 따라서, 가중치를 이용한 방법은 총 50분 동안 실행되었다.

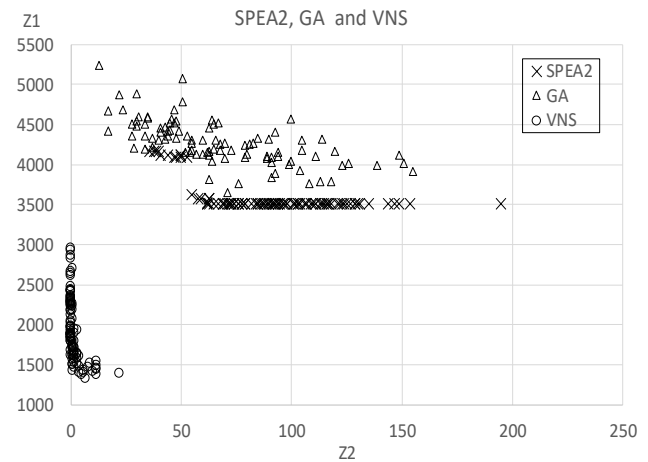
4.2 성능 비교

<Figure 1>에서 <Figure 3>은 <Table 1>의 문제에 대해 SPEA2, GA, VNS에 의해 생성된 해에 대해 식 (1)과 식 (4)에서 정의된 두 목적함수 값을 나타낸 것이다. 모든 문제에서 SPEA2와 GA의 해들은 VNS에 의한 해들에 의해 지배되어 VNS의 해가 매우 우수한 파레토 근사해를 생성함을 보인다. SPEA2와 GA의 경우 수요를 완전히 만족하는 해($Z_2=0$)를 생성하지 못한 반면, VNS는 다수의 해를 생성한다. 이는 VNS에서 수요 불만족도에 대한 가중치를 1에 가깝게 했을 때 단일 목적함수 값을 최소화하는 부분 최적화 방법의 우수한 성능에 기인한다. 더욱이 최대 운행시간인 Z_1 에서는 VNS가 월등히 우수한 성능을 보인다.

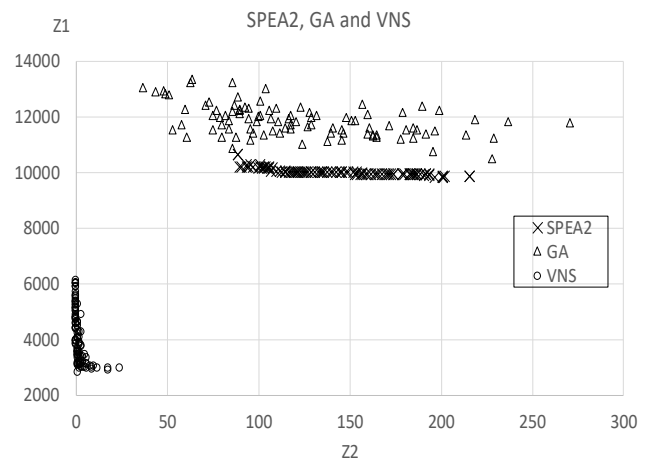
3가지 방법 중 SPEA2의 성능이 가장 뒤떨어진다. 이는 GA, VNS에 비해 1/5의 실행시간이 주어진 이유도 있지만 SPEA2를 포함한 일반적인 다목적 최적화 방법이 채택하고 있는 여러 목적 함수의 트레이드 오프를 감안한 새로운 이웃해 생성방법에 기인하는 것으로 판단된다. 반면, 가중치 변화에 따른 단일 목적함수에서는 목적함수 간의 트레이드 오프를 배제하기 때문에 GA가 SPEA2보다 우수한 해를 구할 수 있는 것으로 분석된다. 부가적으로 SPEA2에서는 10분 실행시간으로 충분한 안정상태에 도달하였기 때문에 더 이상의 실행시간 연장이 해의 질에 영향을 미치지 못하였다.



<Figure 1> Solutions from SPEA2, GA, and VNS in X120 Problem



<Figure 2> Solutions from SPEA2, GA, and VNS in X214 Problem

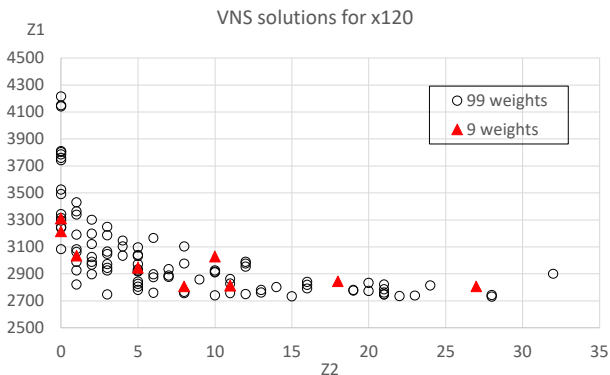


<Figure 3> Solutions from SPEA2, GA, and VNS in X308 Problem

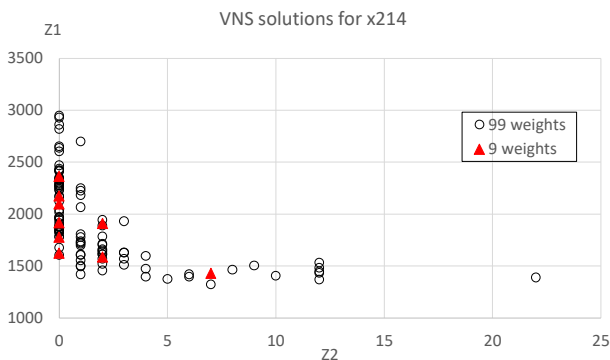
4.3 VNS 복잡성

VNS는 부분 최적화 방법을 포함하므로 적지 않은 실행 시간을 필요로 한다. VNS를 이용한 단일 목적함수 최적화에서 실행시간을 감소시키기 위한 방법으로 가중치의 수를 줄이는 것을 고려해 볼 수 있다. 그러나, 가중치 수를 줄이면 파레토 해의 수는 감소하여 의사결정을 위한 충분한 정보를 제공하지 못할 수 있다. 파레토 해의 수와 실행 시간 간의 균형을 맞추는 작업이 필요하다.

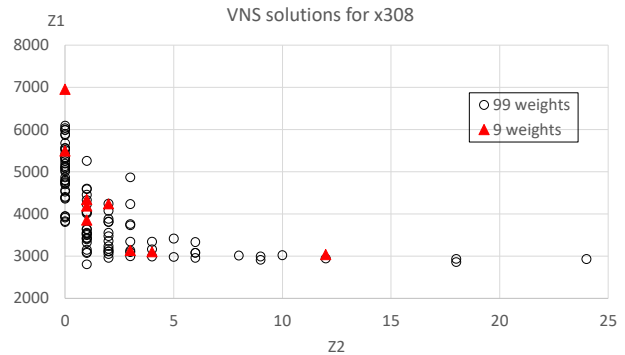
추가적인 실험에서 가중치를 0.1부터 0.9까지 9개로 줄이고, 한 가중치 인스턴스에 대해 30초의 두배인 60초 동안 실행하여 총 9분으로 VNS의 해들을 구하였다. <Figure 4>에서 <Figure 6>은 3 문제에 대해 9개의 가중치와 99개의 가중치에 대한 두 목적함수 값을 나타낸다. 그림은 99개 가중치에 비해 실행시간의 감소에도 효과적인 해를 생성함을 보여준다. 9개 가중치로 구한 해는 이전의 99개 가중치로 구한 해에 비해 약 18%의 실행시간이 소요되었지만 99개 해 중 지배하는 해의 비율은 30% 이상을 나타낸다 (<Table 3> 참조). 이 같은 결과는 가중치의 수를 줄이는 반면 한 가중치에 대한 실행시간을 증가시키면 효율적으로 우수한 근사 파레토 해를 생성할 수 있음을 의미한다.



<Figure 4> Solutions from 99 and 9 weights of VNS in X120 Problem



<Figure 5> Solutions from 99 and 9 weights of VNS in X214 Problem



<Figure 6> Solutions from 99 and 9 weights of VNS in X308 Problem

<Table 3> Dominate Ratio of 9 Solutions over 99 Solutions

Problem	Dominate ratio
X120	53.5%
X214	78.8%
X308	31.3%

5. 결론

공공 자전거 정적 재배치 문제로 대표되는 자원 재배치 차량 경로계획 문제는 차량 운행 시간을 최소화하는 동시에 각 수요처에서 요구하는 자원의 요구량과 반납량의 만족도를 최대화하는 다목적 최적화 문제로 정의될 수 있다. 자원 재배치를 위한 차량 경로계획에 실제적인 지원을 위해서는 하나의 최적해보다는 다수의 파레토 최적해를 제공하는 것이 의미가 있다. 본 연구에서는 우수한 파레토 최적해를 구하는 방법을 제안하였다. 문제에 파레토 근사 최적해를 구하기 위해서는 SPEA2 등의 다목적 최적화 알고리즘을 이용하는 것이 일반적이다. 이와 별도로 두 목적함수를 선형 결합한 단일 목적함수에서 가중치를 변화시킨 다수의 문제에 대한 최적해를 구하여 이들을 파레토 근사해로 간주할 수 있다. 단일 목적 함수의 최적화는 매우 우수한 해를 구할 수 있는 장점이 있지만, 문제의 수가 커지면 많은 실행시간이 필요로 하는 단점을 갖는다. VRP의 대표적 벤치마크 문제에 대해 실험한 결과 VNS로 구한 단일 목적함수의 해들이 SPEA2에 의한 해들을 완전히 지배하여 우수한 파레토 근사 최적해를 형성하였다. SPEA2를 비롯한 범용의 다목적 최적화 방법은 목적함수 간 트레이드 오프의 균형을 맞추는 해들을 생성하는 이유로 자원 재배치 다목적 최적화 문제에는 우수한 해를 생성하지 못하였다. 반면, 부분 최적화에 기반을 둔 VNS 알고리즘에서는 목적함수 간 트레이드 오프를 배제하기 때문에 보다 우수한 해를 생성할 수 있었다. 단일 목적

함수에 의한 파레토 해들을 구하는 실행시간을 줄이기 위해서는 가중치의 수를 감소시킴으로써 문제의 수를 적게 할 수 있다. 이때 각 문제에 대한 실행시간은 증가시켜 보다 우수한 해를 구함으로써 파레토 집합에 포함된 해의 수와 해의 우수성 사이의 균형을 맞추는 작업이 필요하다.

References

- [1] Braysy, O. and Gendreau, M., Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part I : Route Construction and Local Search Algorithms, *Transportation Science*, 2005, Vol. 39, No. 1, pp. 104-118.
- [2] Caggiani, L. and Ottomanelli, M., A Dynamic Simulation Based Model for Optimal Fleet Repositioning in Bike-Sharing Systems, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013, Vol. 87, pp. 203-210.
- [3] Chemla, D., Meunier, F., Calvo, R.W., Bike Sharing Systems : Solving the Static Rebalancing Problem, *Discrete Optimization*, 2013, Vol. 10, pp. 120-146.
- [4] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm : NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197.
- [5] Gaspero, L.D., Rendl, A., and Urli, T., Constraint-Based Approaches for Balancing Bike Sharing Systems, *LNCS*, 2013, Vol. 8124, pp. 758-773.
- [6] Hernandez-Perez, H. and Solazar-Gonzalez, J., A Branch-and-Cut Algorithm for a Traveling Salesman Problem with Pickup and Delivery, *Discrete Applied Mathematics*, 2004, Vol. 145, pp. 126-139.
- [7] Hansen, P., Mladenovic, N., and Perez, J.A.M., Variable Neighborhood Search : Methods and Applications, *Annals of Operations Research*, 2010, Vol. 175, No. 1, pp. 367-407.
- [8] Konak, A., Coit, D.W., and Smith, A.E., Multi-objective Optimization using Genetic Algorithms : A Tutorial, *Reliability Engineering and System Safety*, 2006, Vol. 91, pp. 992-1007.
- [9] Nebro, A.J., Durillo, J.J., Garcia-Nieto, J., Coello, C.A., Luna, F., and Alba, E., SMPSO : A New PSO-based Meta-heuristic for Multi-Objective Optimization, *IEEE Symposium on Computational Intelligence in Multi-Criteria Decision Making*, 2009, pp. 66-73.
- [10] Rainer-Harbach, M., Papazek, P., Raidl, G.R., Hu, B., and Kloimullner, C., A PILOT/VND/GRASP Hybrid for the Static Balancing of Bike Sharing Systems, *LNCS*, 2013, Vol. 8111, pp. 372-379.
- [11] Rainer-Harbach, M., Papazek, P., Hu, B., and Raidl, G.R., Balancing Bicycle Sharing Systems : A Variable Neighborhood Search Approach, *LNCS*, 2013, Vol. 7832, pp. 121-132.
- [12] Raviv, T. and Kolka, O., Optimal Inventory Management of a Bike-Sharing Station, *IIE Transactions*, 2013, Vol. 45, No. 10, pp. 1077-1093.
- [13] Raviv, T., Tzur, M., and Forma, I.A., Static Repositioning in a Bike-Sharing System : Models and Solution Approaches, *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 2013, Vol. 2, No. 3, pp. 187-229.
- [14] Schuijbroek, J., Hampshire, R., and Hoeve, W., Inventory Rebalancing and Vehicle Routing in Bike Sharing Systems, *European Journal of Operations Research*, 2013, Vol. 257, No. 3, pp. 992-1004.
- [15] Uchoa, E., Pecin, D., Pessoa, A., Poggi, M., Vidal, T., and Subramanian, A., New Benchmark Instances for the Capacitated Vehicle Routing Problem, *European Journal of Operations Research*, 2017, Vol. 257, No. 3, pp. 845-858.
- [16] Yim, D.-S., Application of Variable Neighborhood Search Algorithms to a Static Repositioning Problem in Public Bike-Sharing Systems, *Journal of Korean Operations Research and Management Science*, 2016, Vol. 41, No. 1, pp. 41-53.
- [17] Zitzler, E. and Thiele, L., Multi-objective Evolutionary Algorithms : A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 1999, Vol. 3, pp. 257-271.

ORCID

Jae-Goo Kang | <http://orcid.org/0000-0002-6019-0518>

Dong-Soon Yim | <http://orcid.org/0000-0003-4968-9091>