

## 차량일정계획을 위한 도시내 차량이동속도 추정모델에 대한 연구

박양병\* · 홍성철\*

### A Study on the Estimation Models of Intra-City Travel Speeds for Vehicle Scheduling

Yang-Byung Park · Sung-Chul Hong

#### 〈Abstract〉

The important issue for intra-city vehicle scheduling is to measure and store actual vehicle travel speeds between customer locations. Travel speeds (and times) in nearly all metropolitan areas change drastically during the day because of congestion in certain parts of the city road network. We propose three models for estimating departure time-dependent travel speeds between locations that relieve much burden for the data collection and computer storage requirements. Two of the three models use a least squares method and the rest one employs a neural network trained with the back-propagation rule. On a real-world study using the travel speed data collected in Seoul, we found out that the neural network model is more accurate than the other two models.

### 1. 서 론

기업의 수.배송 활동에서 차량의 이동경로를 과학적으로 잘 설계하여 최적의 차량일정을 수립하는 일은 차량이동시간의 단축과 차량소요대수의 감소에 따른 물류비의 절감과 산업시스템의 원활한 생산활동을 위해서 매우 중요하다[1]. 특히, 차량이 가능한 한 정해진 시각 또는 시간대에 고객을 방문하여 서비스를 수행해야 하는 경우 최적의 차량일정을 계획하는 일은 고객에 대한 서비스향상을 위해 반드시 필요하다.

최적의 차량일정을 계획하는 문제는 차량일정계획문제(vehicle scheduling problems: VSP)로 알려져 있다. 그 동안 다양한 형태의 VSP 해를 구하기 위해서 많은 학자들이 최적해법과 발견적해법을 제안하였다. 이들 해법들은 Bodin et al. [2], Laporte[3] 등의 논문에 잘 요약 정리되어 있다.

차량일정계획을 위해 가장 중요한 기본 입력자료는 두 지점 사이의 차량이동시간이다. 이동시간은 두 지점사이의 거리와

이동속도에 의해 결정된다. 대부분의 VSP관련 문헌에서 차량의 이동속도는 항상 일정한 것으로 가정하고 있다. 만일 차량속도가 일정하면, 두지점간 이동시간은 항상 이동거리에 비례하게 된다.

그러나 도시는 도로망이 복잡하고 교통체증이 존재하기 때문에 차량속도가 항상 일정할 수 없으며 도로의 특성, 교통량 등의 이유로 하루동안 심하게 변화한다. 최근 서울, 부산과 같은 대도시에서의 교통혼잡은 날로 심각해지고 있는 실정이며, 이에 따라 차량속도는 이동위치와 이동시점에 따라 극심하게 변화하는 것으로 나타나고 있다[4].

이에 따라 도시내 서비스를 위한 차량의 일정을 계획하는 문제에서 차량속도를 일정하게 가정하고 구해진 해는 그 유효성에 대해 심각한 의의가 제기될 수 있다. 특히, 고객의 방문 시간대나 납기와 같은 시간적 제약조건이 존재할 때 해의 유효성은 더 크게 저하될 것이다. 이러한 사실은 지금까지의 VSP에 대한 많은 연구결과가 현실상황에서 실제로 잘 적용되지

\* 경희대학교 산업공학과

않고 있는 이유를 부분적으로 설명해 주고 있다. 차량의 이동속도 변화를 고려한 VSP해법에 대한 연구는 최근 몇몇 학자들에 의해 시도되기 시작하였다. 대표적으로, 박양병[5], Ahn and Shin[6], Malandraki and Daskin[7] 등을 들 수 있다.

이동위치와 이동시점에 따라 변화하는 차량속도를 고려한 차량일정계획과 관련하여 제기되는 중요한 문제는 지점간 이동속도(또는 이동시간) 데이터베이스의 구축이다. 지점간 차량의 이동속도가 출발시간대에 따라 달라질 때, 차고지를 포함한  $N$ 개의 방문지점과  $M$ 개의 시간대가 존재하는 경우 총  $MN$  ( $(N-1)$ 개의 지점간 이동속도) 자료가 필요하게 된다. 가령,  $N=100$ 과  $M=100$ 의 경우 총 990,000개의 이동속도 자료가 필요하게 된다.

만일  $N$ 와  $M$ 값이 어느 한계이상으로 커지면, 엄청난 양의 자료를 수집하는 일과 이들 자료를 컴퓨터에 데이터베이스로 구축하는 일은 실제 거의 불가능하게 된다. 설령 데이터베이스의 구축이 가능하더라도 방대한 양의 자료에 기인하여 컴퓨터의 작동이 매우 비효율적일 수 있다. 게다가, 방문지점들이 수시로 새롭게 추가되거나 변경되는 경우에 이들 지점들에 대한 이동속도 자료의 부재는 차량일정계획을 수립할 수 없게 한다.

Bodin et al.[2]은 VSP해법들이 실제로 수.배송문제에 기대만큼 활발히 적용되지 못하고 있는 이유는 해법의 비효율성과 함께 엄청난 양의 지점간 이동속도(또는 이동시간) 자료요구 때문이라고 주장하고 있다. 따라서 차량일정계획을 위해 방대한 양의 출발시각에 따른 지점간 이동속도의 자료수집 문제와 이들 자료의 컴퓨터저장 문제를 해결할 수 있는 방안에 대한 연구가 매우 절실히 요구된다.

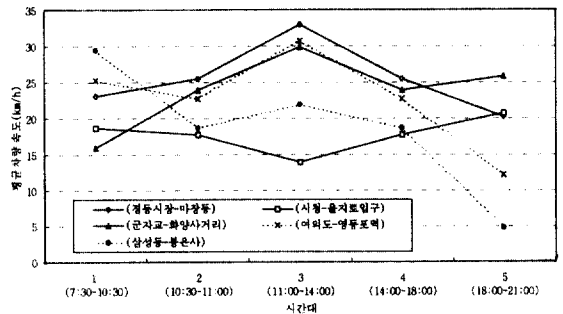
본 논문에서는 도시내의 차량일정계획을 수립하는데 있어서 출발시점에 따라 변화하는 지점간 이동속도의 자료수집과 이들의 컴퓨터 데이터베이스 구축에 따른 부담을 덜기 위한 방안으로서 출발시각에 따른 지점간 평균이동속도를 추정하는 세가지 모델을 제안하고, 이들의 정확도를 평가한다. 세 추정 모델은 Hill and Benton모델[8]의 변형, Park and Song모델[9]의 변형, 그리고 신경망모델이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1절의 서론에 이어, 2절에서는 1997년 서울시 교통조사 자료를 분석한다. 3절에서는 지점간 차량이동속도를 추정하기 위한 세가지 모델을 제안한다. 이들의 정확도를 비교 평가하기 위한 계산실험의 내용이 4절에 정리된다. 끝으로, 5절에서 결론을 서술한다.

## 2. 서울시 차량속도조사 자료분석

서울시 교통관리사업소에서 수행한 97년 서울시 승용차 속도조사[4]는 97년 5월 27일부터 6월 4일에 걸쳐 오전(07:30~10:30), 낮(11:00~14:00), 오후(18:00~21:00)의 3개 시간대로 나누어 실시되었다. 조사대상은 서울시 도로를 도심간선도로, 도시고속도로, 순환도로, 방사선도로, 격자형도로, 신도시연결로의 6가지 유형으로 분류하여, 각 유형별로 대표적인 도로구간을 선정하였다. 조사대상 도로의 총 연장길이는 약 799.33km에 달한다.

서울시에서 차량속도가 이동위치와 이동시점에 따라 변화하는 상태를 살펴보기 위해서, 서울시 교통관리사업소에서 조사한 자료를 분석하였다. 서울시내에서 교통량이 많은 5개 구역을 임의로 선정하여 하루중 5개 시간대에서의 평균차량속도의 변화를 <그림 1>에 그래프로 나타냈다. 시간대 2와 4에서의 구역별 차량속도는 구역별 일일 평균차량속도로써 대신하였다.



<그림 1> 서울시 구역 및 시간대별 평균차량속도(97년)

<그림 1>로부터, 차량속도가 이동구역과 이동시간대에 따라 크게 달라지는 것을 알 수 있다.그림에 나타난 구역 및 시간대별 차량속도의 변화는 Steel의 분석[10]을 수행해 본 결과 그 차이가 대부분 5% 에러율로써 유의적인 것으로 나타났다. 특히, 5개 도로구간중에서 삼성동-봉은사에서 시간대별 속도변화가 그리고 5개 시간대중에서 시간대 5(18:00-21:00)에서의 구역별 속도변화가 가장 심하다는 것을 알 수 있다.

## 3. 차량이동속도 추정모델

차량의 출발시각에 따라 변화하는 차량속도를 추정하기 위해서 세가지 모델을 제안한다. 이들은 공통적으로 도시내 차

량속도의 변화상태를 토대로 서비스 대상지역을 여러개의 구역으로 나누고 그리고 하루동안 허용된 차량운행시간을 여러개의 시간대로 분할하여 차량의 출발시각에 따른 평균이동속도를 추정한다.

차량일정계획에서 이들 추정모델을 사용하면 필요한 이동속도 자료수집의 양과 컴퓨터 데이터베이스의 크기는 획기적으로 줄어들게 된다. 또한 방문지점들이 새롭게 추가되거나 변경되는 경우에도 새로운 이동속도 자료의 추가없이 추정모델을 이용하여 간단히 새로운 지점과 기존 지점들사이의 이동속도를 추정할 수 있게 된다. 이에 따라 차량일정계획을 수립하는데 필요한 지점간 이동속도 자료수집과 데이터베이스구축의 문제는 해결될 수 있으나, 추정된 이동속도의 정확성에 대한 문제가 제기된다. 아래에 세 추정모델을 설명한다.

3.1 Hill and Benton모델의 변형(mH&B)

Hill and Benton[8]은 시각  $t$ 에 지점  $i$ 를 출발하여 지점  $j$ 까지 이동하는 평균차량속도  $S_{ij}$ 를  $t$ 가 속한 시간대  $T$ 때 두지점에서의 이동속도 평균값으로써 추정하는 모델을 다음과 같이 제시하였다.

$$S_{ijt} = (S_{iT} + S_{jT})/2 \tag{1}$$

여기서  $S_{iT}$ 와  $S_{jT}$ 는 각각 시간대  $T$ 때 지점  $i$ 와  $j$ 에서의 이동속도를 나타낸다.

Hill and Benton의 추정모델에서는 각 고객지점 주위의 구역이 사전에 정의되어 있지 않기 때문에, 차량일정계획에 새로운 위치의 고객이 포함될 때마다 새로운 지점과 기존 지점들사이의 이동속도 자료를 추가하여 모든 지점 및 시간대별 이동속도  $S_{it}$  ( $i=1, \dots, N; T=1, \dots, M$ )를 새로이 구하여야 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 추정식 (1)을 다음과 같이 변형한다.

$$S_{ijt} = (S_{[i]T} + S_{[j]T})/2 \tag{2}$$

여기서  $[i]$ 는 지점  $i$ 가 속한 구역을 의미한다. 따라서  $i \in [i], j \in [j], t \in T$ 인 경우에  $S_{ij} = S_{[i][j]T}$ .

변형식 (2), 지점간 이동속도 과거실측치  $R_{ijt}$ , 그리고 Hill and Benton이 정의한 지점  $i$ 로부터  $j$ 까지의 이동확률  $p_{ij}$ 를 가지고 아래와 같이 가중최소자승법을 적용하여 모든 구역 및 시간대별 이동속도를 구한다.

$$\text{Min } Z = \sum_{I=1}^D \sum_{j \in \tau(I)} \sum_{j \neq i}^D \sum_{T=1}^M p_{ij} R_{ijt} \{ (S_{iT} + S_{jT})/2 \}^2 \tag{3}$$

여기서  $\tau(I)$ 는 구역  $I$ 에 속한 지점들의 집합을,  $D$ 는 총구역수, 그리고  $S_{iT}$ 와  $S_{jT}$ 는 각각 시간대  $T$ 때 구역  $I$ 와  $J$ 에서의 이동속도를 나타낸다.

식 (3)을  $I = Q, T = L$ 과  $I \neq Q, J = Q, T = L$ 인 두가지 경우로 나누어 각각  $S_{QL}$ 로 미분한 후 합한 결과를 영으로 하여 풀면, 아래와 같이 시간대  $L$ 때 구역  $Q$ 에서의 평균이동속도를 구하는 일반식이 얻어진다.

$$\begin{aligned} S_{QL}^* = & \left( \sum_{i \in \tau(Q)} \sum_{j \in \tau(I)} \sum_{j \neq i}^D p_{ij} R_{ijL} + \sum_{i \in \tau(Q)} \sum_{j \neq i}^D p_{ij} R_{ijL} \right. \\ & - 0.5 \sum_{i \in \tau(Q)} \sum_{j=1}^D \sum_{j \in \tau(J)} p_{ij} S_{jL} + \sum_{I=1}^D \sum_{i \in \tau(I)} \sum_{j \in \tau(Q)} p_{ij} R_{ijL} \\ & \left. - 0.5 \sum_{I \neq Q} \sum_{i \in \tau(I)} \sum_{j \in \tau(Q)} p_{ij} S_{iL} \right) / \left( 0.5 \sum_{i \in \tau(Q)} \sum_{j=1}^D p_{ij} \right. \\ & \left. + 1.5 \sum_{i \in \tau(Q)} \sum_{j \neq i}^D p_{ij} + 0.5 \sum_{I=1}^D \sum_{i \in \tau(I)} \sum_{j \in \tau(Q)} p_{ij} \right) \tag{4} \end{aligned}$$

위 식에서  $S_{QL}^*$ 는  $S_{iL}$  ( $I=1, \dots, D; I \neq Q$ )의 함수이기 때문에,  $S_{QL}$ 과  $S_{iL}$ 을 함께 구하는 반복과정이 필요하다. 반복과정을 수행하는 한가지 간단한 방법으로서, 모든  $R_{ijt}$  ( $i=1, \dots, N; j=1, \dots, N; T=1, \dots, M; i \neq j$ )의 평균값을  $S_{iL}$ 의 초기값으로 설정하여 식 (4)로부터 구해지는  $S_{QL}$ 과 모든  $S_{iL}$ 값의 변화가 모두 사전에 설정해 둔  $\epsilon$  내에 수렴할 때까지 반복하는 것이다. 식 (4)를 이용하여  $S_{QL}^*$ 를 구하기 위해서는 구역  $Q$ 에 최소한 1개 이상의 지점이 존재하고 있어야 한다. 따라서 모든 구역 및 시간대별 차량속도를 구하기 위해서는 단지 최소  $DM$ 개의 지점간 이동속도 자료가 필요하게 된다. 식 (4)를 적용하는데 있어서, 만일 어떤  $R_{ijt}$ 에 대해 여러개의 자료가 존재하면 그 평균치를  $R_{ijt}$ 로 사용한다.

시각  $t$ 에 지점  $i$ 를 출발하여  $j$ 까지의 평균이동속도는 식 (2)에 의해  $S_{iit}$ 와  $S_{ijt}$ 의 평균치로써 추정된다. 따라서 출발시각에 따른 지점간 평균이동속도를 추정하기 위해 컴퓨터 데이터베이스에 저장되는 자료수는 단지  $DM$ 개가 된다. 이것은 실측치  $R_{ijt}$ 를 직접 이용하는 경우의  $MN(N-1)$ 개에 비교하여 훨

선 적은 수치이다.

### 3.2 Park and Song 모델의 변형(mP&S)

Park and Song[9]은 차량의 출발시간대  $T$ 때 출발지점  $i$ 와 도착지점  $j$ 에 해당되는 두 구역에서의 차량속도가 두 지점사이의 평균이동속도에 미치는 영향을 각각  $\alpha_{ij}$ 와  $1-\alpha_{ij}$ 로써 반영하는 추정모델을 다음과 같이 제안하였다.

$$S_{ijt} = \alpha_{ij}S_{[i]T} + (1-\alpha_{ij})S_{[j]T}, \quad 0 \leq \alpha_{ij} \leq 1 \quad (5)$$

그러나 이 추정모델은 두 지점  $i$ 와  $j$ 가 동일 또는 인접구역에 위치하지 아니하고 멀리 떨어져 있는 경우에  $\alpha_{ij}$ 를 결정하기가 매우 어려워지는 문제점을 내포하고 있다. 또한 이 모델은 Hill and Benton 모델에서와 같이  $[j]$ 에서의 이동시간대가 지점  $i$ 에서의 출발시간대  $T$ 와 동일한 것으로 간주하고 있다. 만일  $[i]$ 와  $[j]$ 에서 이동시간대가 달라지는 경우 이 추정식은 정확도가 저하될 수 있다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 추정식 (5)를 아래와 같이 변형하여, 동일 또는 인접구역에 속한 지점간 평균이동속도만을 추정하는데 사용한다.

$$S_{ijt} = \alpha_i S_{[i]T} + (1-\alpha_i)S_{[j]T}, \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1 \quad (6)$$

위 식에서  $\alpha_i$ 는 거리가  $d_{ij}$ ( $i, j$ )경로에서  $[i]$ 에 속한 거리의 비율을 나타낸다. 따라서  $1-\alpha_i$ 는  $[j]$ 의 인접구역  $[j]$ 에 속한 거리의 비율을 나타낸다.  $[i]$ 와  $[j]$ 가 동일구역인 경우  $\alpha_i = 0.5$ 로 설정한다.  $T$ 는  $[j]$ 의 진입시간대로서, 지점  $i$ 의 출발시각에  $\alpha_i d_{ij}/S_{ijt}$ 를 더한 시각의 시간대가 된다. 이 모델은 이동시간대가  $[j]$ 에 진입한 이후에 변화하는 상황을 반영하지 못하는 단점이 있다.

시간대  $L$ 때 구역  $Q$ 에서의 이동속도  $S_{iL}$ 을 구하기 위해서, 동일구역과 인접구역에 속한 지점들에 대해 지점간 이동속도 실측치  $R_{ij}$ 와 식 (6)에 의해 추정된  $S_{ijt}$ ( $S_{ijt} = S_{ij}$ 임을 상기하시오)의 가중오차합을 최소화하는 가중최소자승법을 적용한다.

$$\text{Min } Z = \sum_{l=1}^D \sum_{i \in \pi(I) \in \zeta(I)} \sum_{(j) \in \pi(J) T=1}^M \sum_{j \neq i} W_{ijL} [R_{ijT} - \{ \alpha_i S_{[i]T} + (1-\alpha_i) S_{[j]T} \}]^2 \quad (7)$$

여기서  $\zeta(I)$ 는 구역  $I$ 를 포함한  $I$ 의 인접구역들의 집합을 의

미한다.  $W_{ij}$ 는 오차가중치이며,  $W_{ijT} = R_{ijT}/d_{ij}$ 를 사용한다. 이 식은 시간대  $T$ 에 지점  $i$ 를 출발하여  $j$ 까지의 이동시간의 역수로서, 더 짧은 이동시간을 가지는 지점들간의 오차에 대해 더 민감하게 작용하는 효과를 기대할 수 있다.

mH&B에서와 동일한 방법으로 식 (7)을 풀면, 아래와 같이 개략적인  $S_{iL}^*$ 식이 구해진다.

$$\begin{aligned} S_{iL}^* \approx & \{ 2 \sum_{i \in \pi(Q) \in \zeta(Q)} \sum_{(j) \in \pi(J)} \sum_{j \neq i} W_{ijL} \alpha_i R_{ijL} \\ & + \sum_{i \in \pi(Q) \in \pi(Q)} \sum_{j \neq i} W_{ijL} R_{ijL} \\ & - 2 \sum_{i \in \pi(Q) \in \zeta(Q)} \sum_{(j) \in \pi(J)} \sum_{j \neq Q} W_{ijL} \alpha_i (1-\alpha_i) S_{jL} \\ & + 2 \sum_{I=\zeta(Q)} \sum_{(j) \in \pi(J)} \sum_{j \neq Q} W_{ijL} (1-\alpha_i) R_{ijL} \\ & - 2 \sum_{I \in \zeta(Q)} \sum_{(j) \in \pi(J)} \sum_{j \neq Q} W_{ijL} \alpha_i (1-\alpha_i) S_{jL} \} \\ & / \{ 2 \sum_{i \in \pi(Q) \in \zeta(Q)} \sum_{j \neq i} W_{ijL} \alpha_i^2 \\ & + 1.5 \sum_{i \in \pi(Q) \in \pi(Q)} \sum_{j \neq i} W_{ijL} \\ & + 2 \sum_{I \in \zeta(Q)} \sum_{(j) \in \pi(J)} \sum_{j \neq Q} W_{ijL} (1-\alpha_i)^2 \} \quad (8) \end{aligned}$$

위 식에서  $S_{iL}^*$ 는  $S_{iL}$ 와  $S_{iL}$  ( $I \in \zeta(Q) ; I \neq Q ; L=1, \dots, M$ )의 함수이기 때문에, 식 (4)를 푸는 방법과 동일한 반복과정을 적용하여  $S_{iL}^*$ 를 구할 수 있다. 모든 구역 및 시간대별 이동속도를 구하기 위해서 필요한 지점간 이동속도의 자료수는 mH&B에서와 같이 최소  $DM$ 개이다. 시각  $t$ 에 지점  $i$ 를 출발하여 동일 또는 인접구역에 속한  $j$ 까지 이동하는 평균차량속도  $S_{ijt}$ 는 식 (6)에  $S_{iL}^*$ 와  $S_{jL}^*$ 를 대입하여 추정된다. 식 (8)에서 사용되는 자료수가 증가할수록 구해진 구역 및 시간대별 이동속도의 정확도는 증가하며, 결국 추정된  $S_{ijt}$ 의 정확도는 높아질 것이다.

두 지점  $i$ 와  $j$ 가 동일 또는 인접구역에 속하지 않고 멀리 떨어져 있는 경우에도 식 (8)에 의해 구해진 구역 및 시간대별 이동속도를 이용하여  $S_{ijt}$ 를 아래식에 의해 간단히 추정할 수 있다.

$$S_{ijt} = \sum_{b=1}^B \alpha_b S_{[i][T]_b}, \quad \sum_{b=1}^B \alpha_b = 1 \quad (9)$$

위 식에서  $B$ 는  $(i, j)$  경로의 총통과구역수로서, 동일구역일 지라도 구역경계를 넘나드는 경우에는 구역수에 중복해서 가산한다.  $a_{ij}$ 는  $(i, j)$  경로상  $b$ 번째 통과구역에 속한 거리의 비율을 뜻한다.  $I_b$ 는  $b$ 번째 통과구역에 해당되는 구역, 그리고  $T_b$ 는  $b$ 번째 통과구역의 경계선을 진입하는 시점의 시간대를 나타낸다.  $T_i = T_0$  간주한다.  $T$ 는  $t$ 가 속한 시간대이다.

따라서 지점간 평균이동속도를 추정하기 위해 컴퓨터 데이터베이스에 저장되는 자료수는 mH&B에서와 동일하게 단지 DM개가 된다. 그러나 mP&S에서는  $a_{ij}$ 에 대한 자료저장이 추가로 필요하다. 구역과 시간대의 분할을 더욱 세분화하여  $D$ 와  $M$ 의 크기를 늘리면 지점간 이동속도에 대한 추정의 정확도는 증가할 것이다.

### 3.3 신경망모델(NER)

지점간 평균이동속도를 추정하는 문제는 function approximation 또는 nonlinear regression과 관련된 것으로 볼 수 있기 때문에, 신경망(neural network)모델을 이용하여 접근할 수 있다. nonparametric 탐색기법인 신경망모델은 사전에 어떤 알고리즘이나 법칙을 필요로 하지 않으면서 기존의 학습자료로부터 직접 예측을 하는 장점을 가지고 있다. 특히, 불완전성과 noise가 존재하는 fuzzy자료로부터의 추정능력이 뛰어나다[11].

지점간 평균이동속도를 추정하기 위해 개발한 신경망모델 NER는 feedforward 형태[12]를 따르며, 각각 1개씩의 Input layer, Output layer, Hidden layer를 가진다. NER의 입력은 출발시각, 출발구역, 도착구역, 통과구역의 4개 요소로써 이루어진다. 그리고 출력은 지점간 평균이동속도의 추정치이다. Hidden layer는 10개의 hidden unit로써 구성하였다. NER는 mH&B와 mP&S와 다르게 추정을 위해 출발시간대 대신 출발

시각을 입력으로 사용하기 때문에, 출발시각에 따라 다른 이동속도 추정값을 가지게 된다. NER의 신경망 구성도는 <그림 2>와 같다.

NER의 작동식은 다음과 같다.

$$F(\vec{I} / \vec{T}, \vec{W}) = \sum_{h=1}^{10} T_h \sum_{l=1}^5 I_l W_{lh} + T_0 B \quad (10)$$

여기서  $B$ 는 Hidden layer에서의 편차를, 그리고  $T_h$ 와  $T_0$ 은 각각 출력에 대한 hidden unit  $h$ 와 편차  $B$ 의 가중치를 나타낸다.  $I_l$ 은 입력벡터  $\vec{I}$ 에서  $l$ 번째 요소값을, 그리고  $W_{lh}$ 는 hidden unit  $h$ 에 대해서  $l$ 번째 입력요소값의 가중치를 나타낸다.  $l = 5$ 는 Input layer에서의 편차를 의미한다. 따라서 NER의 출력은 단순히 가중편차를 포함한 hidden basis 함수의 가중합이 된다.

각 layer의 unit에 대해 구해진 값의 평활화(smoothing)를 위해 아래와 같은 비선형 binary sigmoid activation 식을 사용한다.

$$\text{Input, Hidden layer: } f(x) = 1/[1+\exp(-x)] \quad (11)$$

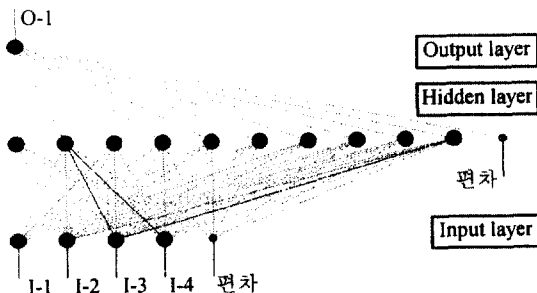
$$\text{Output layer: } f(x) = 1/[1+\exp(-x)]+0.1 \quad (12)$$

여기서  $x$ 는 layer에 따라 다른 의미를 갖는다. 즉 Input layer의 경우는 각 입력요소의 정규화된 값을, Hidden layer의 경우는 hidden basis 함수값을, 그리고 Output layer는  $F(\vec{I} / \vec{T}, \vec{W})$ 를 의미한다.

NER에서 학습의 정확도를 높이기 위해서는 mH&B과 mP&S에서와 같이 가능한 많은 지점간 이동속도 자료가 필요하며, 학습을 위해 상당한 컴퓨터 실행시간이 소요될 것이다. 출발시각에 따른 지점간 이동속도를 추정하기 위해서는 학습과정 결과로 생성된 추정모델 프로그램파일이 필요하다. 이 파일에 저장되는 자료수는  $H$ 를 hidden unit수라고 할 때 5H개(4개 입력요소와 1개 편차)의 Input layer 가중치와  $H+1$ 개의 Hidden layer 가중치의 합이 된다. 따라서 NER의 경우는 총 61개의 자료가 데이터베이스에 저장되는 셈이다.

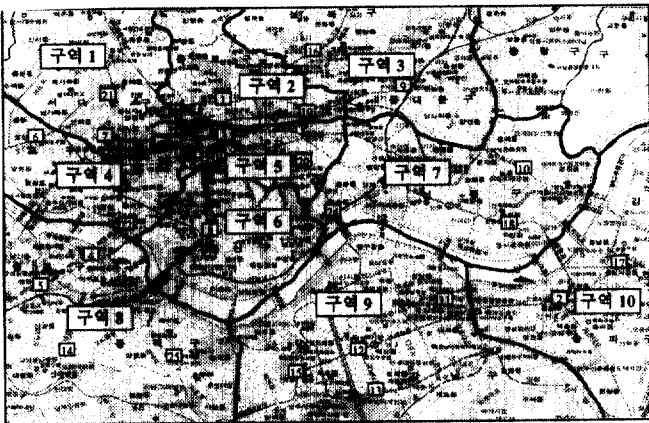
### 4. 계산실험

출발시각에 따른 지점간 평균이동속도를 추정하기 위한 세 가지 제안된 모델의 정확성을 비교 평가하는 실험을 수행하였



<그림 2> NER의 신경망 구성도

다. 계산실험을 위해 서울시 일부를 10개 구역으로 나누어 전 지역에 걸쳐 총 25개 지점을 선정하였다. 구역의 분할은 행정 구역(區)을 토대로 실시하였다. <그림 3>은 구역의 분할과 25개 지점들의 위치를 보여준다.



<그림 3> 서울시 구역분할과 지점위치

일일 차량운행시간은 총 5개 시간대로 분할하였다. 즉, 시간대 1은 8:00~10:00, 시간대 2는 10:00~11:00, 시간대 3은 11:00~13:00, 시간대 4는 13:00~14:00, 그리고 시간대 5는 14:00~17:00이다. 출발시각에 따른 지점간 이동속도는 서울시 교통

관리사업소에서 수집한 서울시 승용차 속도조사 자료를 토대로 한 것이다. 서울시 승용차 속도조사 자료에 명시적으로 기록되어 있지 않은 지점간 이동속도는 다음의 산정과정을 통하여 구하였다.

먼저, 출발지점으로부터 도착지점까지의 통과구역과 이용도로를 지도상에서 파악한다. 그리고 교차로나 구역단위로 각 이용도로에서의 이동거리와 이동시간대의 차량속도를 서울시 승용차 속도조사자료로부터 입수한다. 여기서 이동시간대는 각 이용도로에서의 출발시각에 해당되는 시간대이다. 결국, 출발시각에 따른 지점간 평균이동속도는 지점간 총이동거리를 지점간 총이동시간으로 나눈 값이 된다. <표 1>에 예로서 (23, 8)과 (2, 6) 경로의 평균이동속도를 구하는 과정이 정리되어 있다. 표의 이용도로번호 열에서 (+)는 서에서 동으로와 북에서 남으로의 이동을, 그리고 (-)는 이와 반대방향으로의 이동을 뜻한다. 지점간 이동에서 이용도로는 서울시 속도조사 자료에 기재되어 있는 도로구간 중에서 선택하였으며, 가급적 직선이동을 실현하도록 노력하였다. 여기서 이러한 가상 자료의 사용은 추정모델의 분석결과에 영향을 미칠 수 있음을 지적해 둔다.

mH&B와 mP&S는 FORTRAN으로 프로그래밍되었다. 두 모델의 실행에서  $S_{ij}$ 를 구하기 위한  $\epsilon$  는 0.1로 설정하였으며,

<표 1> 지점간 평균이동속도( $R_{ij}$ ) 계산예

출발지점	도착지점	통과구역	이용도로 번호	이동거리 (km)	출발시각	이동 시간대	이동속도 (km/h)	이동시간 (분)	평균이동속도 (km/h)	
23	8		5	2-18(+)	0.75	9:53	1	17.15	2.62	(3.9/14.45)*60 =16.25
			6	2-18(+)	2.15	9:56	1	17.15	7.52	
			6	2-2(-)	1.00	10:03	2	13.93	4.31	
소계				3.90				14.45		
2	6		10	2-31(-)	2.83	10:21	2	13.22	12.84	(24.9/86.65)*60 =17.24
			9	2-31(-)	5.55	10:34	2	13.22	25.19	
			9	2-18(-)	2.78	10:59	2	23.11	7.22	
			6	2-18(-)	2.43	11:06	3	23.06	6.32	
			6	2-2(-)	2.83	11:13	3	13.02	13.06	
			4	2-2(-)	0.63	11:26	3	13.02	2.90	
			4	2-22(+)	1.10	11:29	3	21.09	3.13	
			4	2-5(-)	5.25	11:32	3	27.97	11.26	
4	2-24(-)	1.50	11:43	3	19.03	4.73				
소계				24.90				86.65		

mH&B와 mP&S에서 각각 최대 9회와 4회 반복이내에 수렴하였다. NER 적용을 위해서는 WinNN 0.97 소프트웨어를 사용하였다. WinNN 0.97은 Internet ftp site ftp://ftp.cc.monash.edu.au로부터 download받을 수 있다. WinNN 0.97은 momentum이 존재하는 back-propagation 학습알고리즘[11]을 사용한다. 이 학습방법은 새로운 가중치결정에 이전 학습단계에서의 가중치변화를 momentum과 학습계수를 이용하여 일정부분 반영하기 때문에 학습시간을 크게 단축시키는 효과가 있다.

NER의 적용에서 입력값과 목표값(target values)은 각각 [-1.0, 1.0]과 [0.0, 1.0]의 값으로 정규화하였다. 모든 가중치의 초기값은 임의로 할당하였으며, Input layer 와 Hidden layer에서의 편차는 모두 -1로 설정하였다. NER의 학습과정에서 필요한 momentum과 학습계수의 초기값으로 각각 0.01과 0.8을 사용하였으며, 학습과정동안 RMS오차율이 줄어들면 momentum을 1% 증가시키고 반대로 커지면 2% 감소시켰다. 학습과정에서 가중치수정 반복횟수는 8000회로 제한하였으며, 이에 대한 컴퓨터실행시간은 약 40분이 소요되었다.

세 추정모델의 정확도 평가실험을 위해서 총 1480개의 지점간 이동속도 자료를 수집 또는 생성하였다. 이중 1355개의 자료를 가지고 mH&B와 mP&S의 구역 및 시간대별 속도계산과 NER의 학습을 수행한 후에 이들 자료들에 대한 추정능력을 평가하였다.(이 자료들을 '분석자료'라 부르자) 나머지 125개 자료는 세 모델의 예측능력을 평가하는데 사용하였다.(이 자료들을 '예측자료'라 부르자) 실제, mP&S의 경우에는 구역 및 시간대별 이동속도를 구하는데 1115개의 자료만이 사용되었다. 이것은 mP&S에서는 동일 및 인접구역에 속한 지점간 이동속도 자료만이 분석에 사용되기 때문이다.

모든 실험은 IBM호환PC(MMX 200MHz, 64M RAM)에서 수행되었다. 실험결과 얻어진 세 추정모델의 평균오차가 <표 2>에 정리되어 있다. 추정오차는 1실측치-추정치의 값이다. 추정오차율은 이동속도의 크기에 좌우되기 때문에, 비교를 위해 평균오차를 대신 평균오차를 사용하였다. mP&S의 구역 및 시간대별 이동속도를 구하는 과정에 상호 먼구역의 지점간 속도 자료는 사용되지 않기 때문에, 분석자료의 먼구역내에 대한 평균오차는 존재하지 않는다. <표 2>에서 괄호속의 숫자는 각 경우의 실험에서 실제로 사용된 자료수를 나타낸다.

<표 2>로부터, 모든 지점간 이동속도 추정오차는 NER가 세 모델중 평균 2.6km/h로 가장 작다는 것을 알 수 있다. 그러나 동일구역내 지점간 이동속도 추정에는 mP&S의 평균오차가 가장 작다. 이것은 mP&S의 최소자승분석과정에서 동일 및 인

<표 2> 세 추정모델의 평균오차

(단위: km/h)

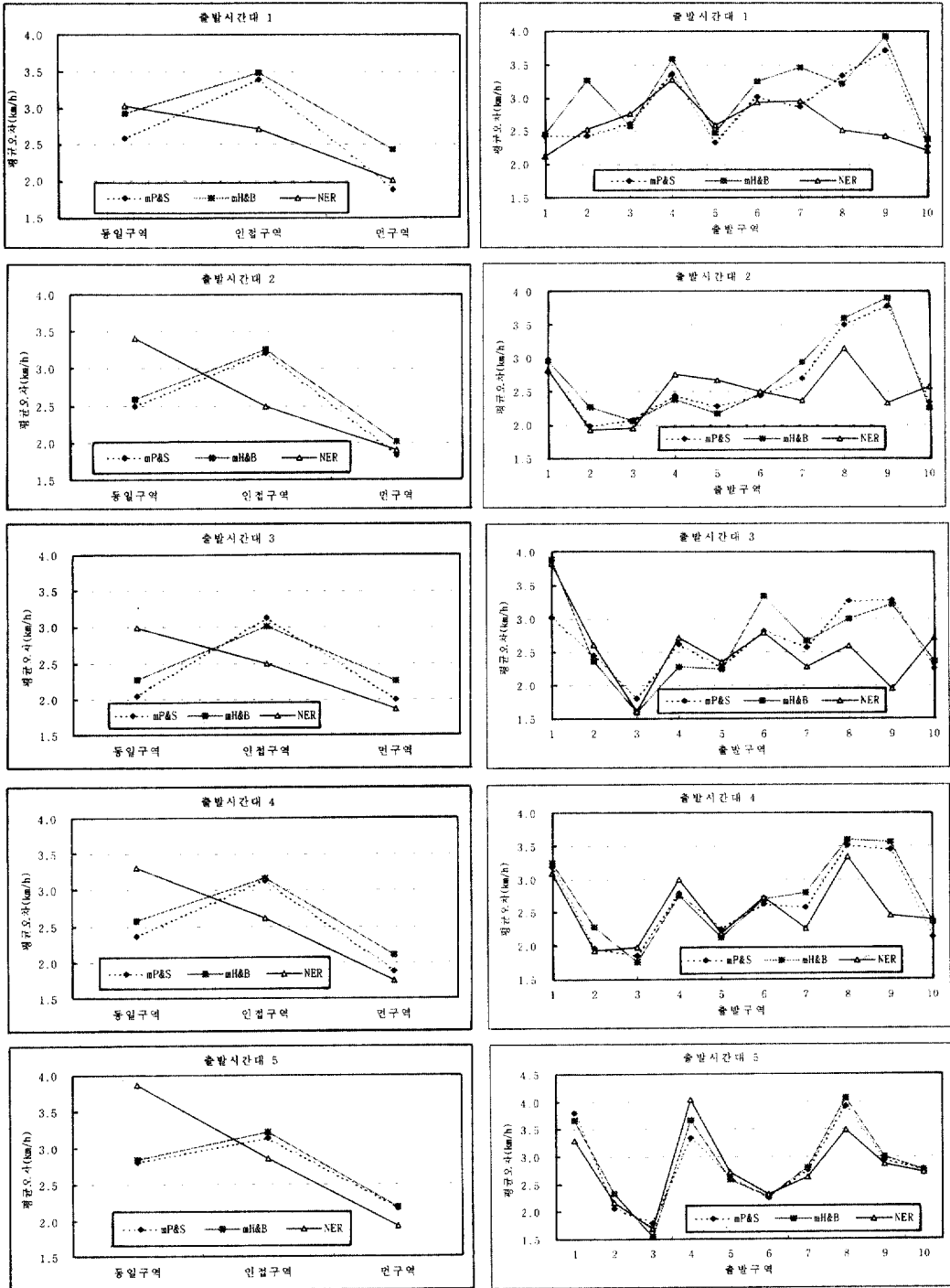
두지점의 위치	mH&B		mP&S		NER	
	분석자료	예측자료	분석자료	예측자료	분석자료	예측자료
동일구역내	2.65(205)	2.51(25)	2.46(205)	2.48(25)	3.19(205)	4.36(25)
인접구역내	3.30(910)	2.06(50)	3.26(910)	2.20(50)	2.67(910)	1.89(50)
상호 먼구역내	2.20(240)	2.21(50)	-	1.96(50)	1.90(240)	1.83(50)
모든 구역내	2.94 (1480)		2.84 (1240)		2.60 (1480)	

접구역에 속한 지점간의 자료만이 사용되며, 또한 짧은 이동시간의 지점간 추정오차에 큰 가중치가 주어지기 때문이라고 생각된다. <표 2>에서 2km/h내외의 추정모델 평균오차는 서울시 차량속도가 주로 15~50 km/h범위에서 변화한다는 사실에 비추어서 세 모델에 의한 추정이 모두 상당히 정확한 것임을 의미한다.

위 표에서 인접구역의 경우 세 모델에 대한 예측자료의 오차가 분석자료의 오차보다 더 작은 것은 인접구역내의 자료특성에 기인하여 우연히 나타난 현상이라고 볼 수 있다. 또 NER가 동일구역내에서 특히 비효율적인 이유는 NER의 입력방법 때문이라고 말할 수 있다. 즉, 동일구역의 경우 출발구역, 도착구역, 통과구역의 입력값이 모두 같아서 학습과정에서 통과구역의 입력값이 의도한 대로 그 역할을 수행하지 못하기 때문이다. 동일구역내의 지점간 이동속도 추정의 정확도를 높이기 위해서는 동일구역내 자료에 대한 별도의 NER 입력방법이 필요하다.

종합적으로, 세 추정모델의 정확도는 크게 차이가 없다. 추정모델간의 이동속도 오차차이가 지점간 이동시간의 계산결과를 다르게 하겠지만, 도시내 비교적 짧은 거리의 이동에서 그 차이는 크지 않을 것이라 예상된다. 따라서 도시내 차량일정계획을 수립하는 과정에서 지점간 평균이동속도를 추정하는데 정확도의 관점에서 세 모델중 어느 하나를 사용하여도 무방할 것이다. 앞서 분석한대로, 세 모델의 사용시 필요로 하는 컴퓨터 데이터베이스의 크기도 서로 큰 차이가 없기 때문에, 일정계획 수립자가 사용하기 용이한 추정모델을 선택할 수 있다.

<그림 4>는 두 지점의 위치와 출발구역별로 각각 5개의 출발시간대에 대한 세 추정모델의 평균오차를 그래프로 보여준다. 먼저, 두 지점의 위치별 평균오차를 살펴보면 두 지점이 동일구역내에 위치한 경우는 모든 시간대에서 mP&S의 추정



(a) 두 지점의 위치별 평균오차

(b) 출발구역별 평균오차

〈그림 4〉 두 지점의 위치와 출발구역별 출발시간대에 대한 세 추정모델의 평균오차



능력이 가장 뛰어나다. 그러나 두 지점간 위치가 멀어질수록 NER의 추정능력이 크게 개선되는 것을 알 수 있다.

다음으로, 출발구역별 평균오차를 살펴보면 출발시간대에 따라서는 특별한 경향을 보이지 않으나, 모든 시간대에서 6번 구역 이후부터는 NER의 추정오차가 가장 작다. 구역 6, 7, 8, 9, 10은 <그림 3>에 나타난 바와 같이 서울의 중심과 강남지역에 해당된다. 이들 구역들은 서울시 승용차 속도조사 자료를 분석해 본 결과 시간대별 속도변화가 평균이상으로 심한 곳이다.

### 5. 결론

이동위치와 이동시점에 따른 차량속도의 변화를 고려하는 도시내 차량일정계획과 관련하여 제기되는 중요한 문제는 지점간 이동속도(또는 이동시간)의 자료수집과 컴퓨터 데이터베이스의 구축이다. 이 문제를 해결하기 위한 방안으로서 출발 시각에 따른 지점간 평균이동속도를 추정하는 세가지 모델을 제안하였다. 세 모델은 Hill and Benton 모델의 변형(mH&B), Park and Song 모델의 변형(mP&S), 그리고 신경망모델(NER)이다. 세 추정모델의 정확도를 평가하기 위해서 서울시의 차량속도 조사자료를 이용하여 자세한 계산실험을 수행하였다. 세 추정모델을 정확도, 컴퓨터 메모리 요구, 추정모델 구축 시간의 세가지 기준에 따라 비교해 본다.

#### ● 정확도

계산실험의 결과, mP&S가 특히 동일구역내 지점간 이동속도 추정에서 가장 작은 오차를 보였으나, 전체적으로 NER의 추정정확도가 가장 뛰어나다. 그러나 세 추정모델의 평균오차의 차이가 크게 유의적이라 볼 수 없었다.

#### ● 컴퓨터 메모리 요구

mH&B를 이용한 지점간 이동속도 추정을 위해 컴퓨터 데이터베이스에 저장되는 자료수는  $DM$ 개의 구역 및 시간대별 이동속도이다. 여기서  $D$ 는 구역수 그리고  $M$ 은 시간대수이다. mP&S의 경우는  $DM$ 개의 이동속도 자료외에 모든 지점간 이동경로에 대한  $\alpha$  값의 저장이 추가로 필요하다. NER의 적용을 위해서는 WinNN 0.97 추정모델 프로그램파일의 저장과 함께,  $H$ 를 hidden unit수라고 할 때  $5H$ 개의 Input layer 가중치와  $H+1$ 개의 Hidden layer 가중치 자료저장이 필요하다.

#### ● 추정모델 구축시간

mH&B와 mP&S를 구축하는데 소요되는 컴퓨터시간은 구역 및 시간대별 이동속도를 구하는데 소요되는 시간으로 극히 짧

다. mP&S의 경우는 동일 및 인접구역에 속한 지점간 이동속도 자료만을 사용하므로 mH&B보다 더 짧다. NER의 경우는 주로 입력된 자료들을 학습하는데 시간을 소요하는데 가중치 수정 반복회수에 영향을 받는다. NER의 학습과정에 약 40분 정도의 컴퓨터시간이 소요되었다.

결국, 도시내 지점간 차량이동속도를 추정하는 모델의 선택은 추정모델의 정확성과 사용의 용이성에 의해 결정된다고 말할 수 있다. 즉, 추정의 정확성 관점에서는 NER가 그리고 사용의 용이성 관점에서는 mP&S가 바람직하다. 끝으로, 본 연구의 결과가 기업이 수배송활동에 따른 차량일정계획을 효과적으로 수립하는데 도움을 주어 기업의 물류비 절감과 고객의 서비스향상에 크게 공헌하기를 기대한다.

### 【참 고 문 헌】

- [1] 김문환, "물류관리를 위한 로지스틱스 시스템 구축방안", *ie 매거진*, 제2권, 제4호, pp.32-37, 1995.
- [2] L. D. Bodin, B. L. Golden, A. A. Assad and M. O. Ball, "Routing and Scheduling of Vehicles and Crews, The State of the Art", *Computers and Operations Research*, Vol.10, pp.63-211, 1983.
- [3] G. Laporte, "The Vehicle Routing Problem: An Overview of Exact and Approximate Algorithms", *European Journal of Operational Research*, Vol.59, pp.345-358, 1992.
- [4] '97 서울시 정기속도조사 결과, 서울특별시 교통관리사업소, 1997.
- [5] 박양병, "시간대 및 구역의존 차량이동속도를 고려하는 다목적차량일정문제: 일정계획해법과 전문가시스템", *대한산업공학회지*, 제23권, 제4호, 1997.
- [6] B. Ahn and J. Shin, "Vehicle-Routing with Time Windows and Time-Varying Congestion", *Journal of Operational Research Society*, Vol.42, No.5, pp.393-400, 1991.
- [7] C. Malandraki and M. S. Daskin, "Time Dependent Vehicle Routing Problems: Formulation, Properties and Heuristic Algorithms", *Transportation Science*, Vol.26, No.3, pp. 185-200, 1992.
- [8] V. Hill and W. C. Benton, "Modeling Intra-City Time-Dependent Travel Speeds for Vehicle Scheduling Problems", *Journal of Operational Research Society*, Vol.43, No.4,

pp.343-351, 1992.

[9] 박양병, 송성현, "구역 및 시간의존 차량스케줄링문제: 차량속도 추정모델과 차량스케줄링 해법", 대한산업공학회지, 제22권, 제3호, pp.517-532, 1996.

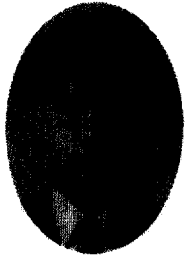
[10] J. P. C. Kleijnen, Statistical Techniques in Simulation, Part II, New York, Dekker, 1975.

[11] F. Laurene, Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications, Prentice-hall, 1994.

[12] E. Alpaydin, K. Altinel. and N. Aras, "Parametric Distance Function vs. Nonparametric Neural Networks for Estimating Road Travel Distances", European Journal of Operational Research, Vol.92, pp.230-243, 1996.



박양병  
 1978년 한양대학교 산업공학과 졸업  
 1981년 Pennsylvania State University 산업공학 석사학위  
 1984년 Oklahoma State University 산업공학 박사학위  
 1984년 Northeastern University 산업 및 정보공학과 조교수  
 1990년 Virginia Polytechnic Institute and State University 산업공학과 객원교수  
 현재 경희대학교 산업공학과 교수  
 관심분야 생산/물류, FMS/CIM 등



홍성철  
 1995년 경희대학교 산업공학과를 졸업  
 1997년 경희대학교에서 산업공학 석사학위  
 현재 경희대학교 산업공학과 박사과정  
 관심분야 생산/물류, 시뮬레이션, AI 응용 등