

■ 論 文 ■

개별차량의 고유특성을 이용한 구간통행시간 산출기법 개발

A Methodology for Estimating Section Travel Times Using Individual Vehicle Features

오 철

(교통개발연구원 첨단교통기술연구센터 책임연구원)

목 차

I. 서론	1. 입력자료의 조정과정
II. 익명의 차량재인식기법	2. 렉시코그래픽 최적화 기반의 차량재인식
III. 차량자기신호를 이용한 차량의 고유특성 추출 및 선택	3. 파라미터의 정산
1. 차량자기신호	V. 자료수집 및 알고리즘 평가
2. 차량의 고유특성 추출	1. 자료수집
3. 차량의 고유특성 선택	2. 알고리즘의 평가
IV. 이종(異種)의 검지기를 이용한 익명의 차량재인식 알고리즘 개발	VI. 결론
	참고문헌

Key Words : 구간통행시간, 차량의 고유특성, 렉시코그래픽 최적화수법, 차량재인식, 차량자기신호

요 약

실시간 교통상황을 정확하게 관측할 수 있는 신뢰성 있는 검지시스템의 개발은 첨단교통체계의 성공적인 현장 구현을 위해 근간이 되는 연구 분야이다. 본 연구에서는 보다 효과적인 검지체계 구축을 위한 노력의 일환으로 이종(異種)의 센서로 구성된 도로구간의 상류부 및 하류부 검지 스테이션(detection station)에서 차량의 고유한 특성을 추출하여 개별차량을 재인식하는 방법론을 개발하였다. 상류부에서는 기존의 사각 루프 센서(square loop sensor)를 하류부에서는 차축의 정보를 얻을 수 있도록 새로이 개발된 비매설식 블레이드 센서(blade sensor)를 이용하여 자료를 수집하였다. 또한, 알고리즘의 평가 결과를 통해 제안된 방법론의 타당성을 검증하였다. 본 연구에서 개발된 차량재인식기법을 활용하여 구간통행시간을 산출하는 방법론은 실시간 교통 모니터링 및 정보제공을 지원하는 유용한 수단이 될 것으로 기대된다.

This study is the first trial toward realizing a new methodology for vehicle re-identification based on heterogeneous sensor systems. A major interest of the author is how to effectively utilize information obtained from different sensors to derive accurate and reliable section travel times. The 'blade' sensor that is a newly developed sensor for capturing vehicle wheel information and the existing square loop sensor are employed to extract the inputs of the proposed vehicle re-identification algorithm. The fundamental idea of the algorithm developed in this study, which is so called 'anonymous vehicle re-identification,' is to match vehicle features obtained from both sensors. The results of the algorithm evaluation reveal that the proposed methodology could be successfully implemented in the field. The proposed methodology would be an invaluable tool for operating agencies in support of traffic monitoring systems and traveler information systems.

I. 서론

통신 및 전자, 제어 기술의 급속한 발달과 더불어, 효과적인 교통제어 및 안전증진을 추구하는 첨단교통체계(ITS: Intelligent Transportation Systems)의 수립을 위한 많은 연구와 사업이 진행 중이다. 또한, 고속도로 진입로 제어 (ramp metering), 교통 적응형 신호제어 (adaptive signal control), 유고검지 및 관리 (incident detection and management), 교통 혼잡 시 대안 경로 제공 (congestion routing) 등 다양한 교통제어전략의 개발이 보다 효과적인 ITS의 현장 적용을 지원하고 있다. 이러한 교통제어전략이 제 기능을 수행하기 위해 선결되어야 하는 문제는 현재의 교통체계 상에서ダイナ믹하게 변화하고 있는 교통상황 (traffic conditions)을 어떻게 정확하게 관측하느냐 하는 것이다. 이는 신뢰성 있는 교통 관측 자료가 교통 제어전략의 입력 자료로 사용될 뿐만 아니라 교통정보의 생산·가공에도 응용되어 출발시간 및 경로선택 등을 위한 운전자의 의사결정을 돕는 중요한 역할을 수행하기 때문이다. 교통상황 관측을 위해 최근 가장 각광 받고 있는 변수는 통행시간이다. 통행시간은 단지 지점의 교통상황만을 표현하며 변동이 심한 기존의 교통량, 점유율 및 속도 등의 변수들이 갖고 있는 한계를 극복하고 유고 발생 등으로 인한 구간의 교통상황 변화를 보다 효과적으로 반영할 수 있는 장점이 있다.

본 연구에서는 구간통행시간 산출을 위해서 지점 검지기 자료로부터 구간의 통행시간을 산출하는 새로운 기법을 개발하는 것이 주 목적이다. 여기서 새로운 형태라 함은 두 가지로 고려될 수 있다. 첫째는 개별차량이 지니고 있는 고유한 특성 (vehicle features)을 이용하여 익명으로 차량을 재인식 (anonymous vehicle re-identification)하는 것이고, 둘째는 차량의 고유한 특성을 각기 다른 이종의 센서로부터 추출하는 것을 의미한다. 기존의 연구에서는 루프-루프 (Ritchie and Sun, 1999; Oh et al. 2002), 이미지-이미지 (MaCarley, 2001), 레이저-레이저(Larson, 1998)) 등의 동일한 검지시스템을 이용한 차량재인식 기법이 소개되었으나, 본 연구에서와 같이 다른 종류의 센서를 이용한 통행시간 산출기법의 개발은 최초의 시도이다.

본 연구에서 사용된 두 가지 이종의 센서는 전통적인 루프센서(inductive loop sensor)와 최근 새로이 개발된 비매설형 접촉식 블레이드 센서(blade sensor)이다.

현재 사용되고 있는 검지체계는 이동식(mobile)과 고정식(stationary)의 두 가지로 크게 분류될 수 있는데, 본 연구는 고정식 검지체계에 기반을 둔 연구라 할 수 있다. 아울러 본 연구에서는 인덕턴스의 변화를 검지하는 두 종류의 센서를 이용한 구간통행정보를 산출하는 방법론을 개발하였는데, 근본적으로 차량을 검지하는 원리가 다른 비디오 이미지, 또는 레이저를 활용한 차량의 고유 특성을 추출하고 차량을 재인식하는 기법에도 본 연구에서 개발한 방법론이 손쉽게 적용될 수 있다.

논문의 구성은 다음 장에서 익명의 차량재인식기법의 개념을 소개한 후, III장에서는 본 연구에서 사용된 센서를 이용한 자료 수집 과정의 이해, IV장에서는 알고리즘 개발, V장에서는 알고리즘의 평가를 논한다. 마지막 장에서는 결론과 함께 향후 연구 과제를 도출하는 것으로 매듭짓는다.

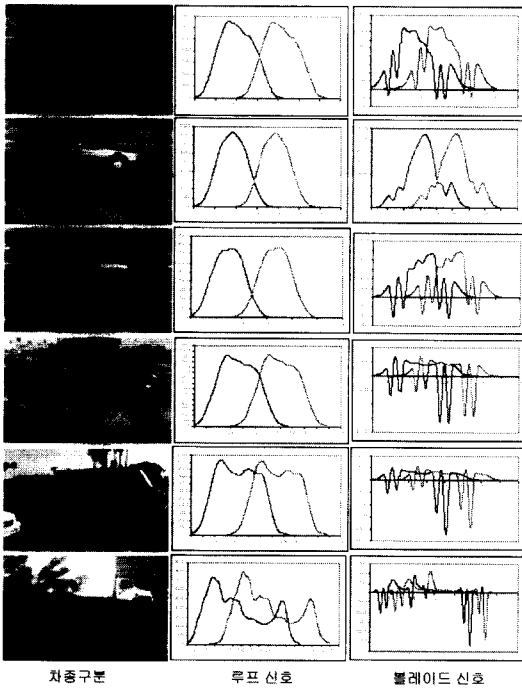
II. 익명의 차량재인식기법

차량재인식을 위해 현재 주로 사용된 기법은 AVI (Automatic Vehicle Identification)이라 불리는 방법으로, 차량번호판을 재인식하거나 개별차량에 부착된 태그(tag)가 가지고 있는 고유한 ID를 재인식하는 방식들이 사용되었다. 그러나, 기존의 AVI를 이용한 차량재인식이 가지고 있는 가장 큰 이슈는 프라이버시 문제로서, 일단 개별차량의 고유한 통행 정보가 생성될 수 있고 악용될 소지가 있다는 것이다. 본 연구에서 제안하는 차량의 재인식 기법은 개별차량이 갖고 있는 고유한 특성, 예를 들어 차량의 길이, 높이, 넓이, 대칭도 등을 이용하는 것으로 기존의 AVI 시스템이 갖고 있는 프라이버시 이슈로부터 자유로울 수 있는 장점이 있다. 물론, 차량의 재인식 정확도는 기존 AVI 시스템보다 떨어지는 것이 사실이나, 구간의 통행시간 산출을 위해서 그 구간을 통행한 모든 차량을 재인식 할 필요는 없으므로 본 연구에서 제안하는 기법의 효용성은 크다고 할 수 있다.

III. 차량자기신호(Inductive Vehicle Signature)를 이용한 차량의 고유특성 추출 및 선택 (Vehicle Feature Extraction and Selection)

1. 차량자기신호

본 연구에서 이종의 센서를 이용한 차량재인식을 위

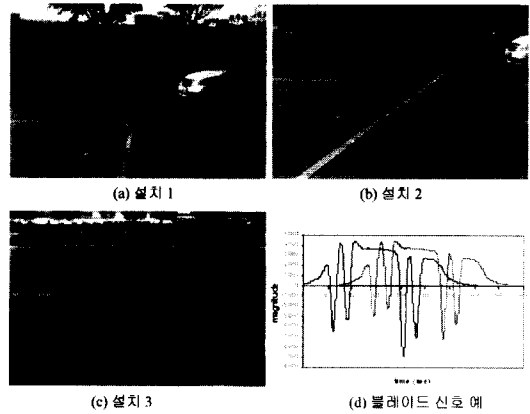


〈그림 1〉 차량자기신호 예

해서 사용된 센서는 두 종류로서 도로의 포장면을 절삭하여 자기선(inductive coil)을 삽입하여 사용하는 전통적인 루프센서와 새로이 개발된 비매설형 접촉식 블레이드 센서이다. 본 절에서는 사용된 센서의 운영 원리와 차량의 고유특성을 추출하는 방법을 소개한다.

두 종류의 센서 모두 센서 주변에 자기장을 형성하고 개별차량이 통과할 때 마다 자기장의 변화를 감지하여 차량의 통과 여부를 결정하는 동일한 원리로 운영되는데, 개별차량이 센서를 통과할 때 발생하는 인덕턴스의 변화를 보다 세밀하게 스캐닝(scanning)하는 능력을 지닌 검지기 카드 (본 연구에서 적용된 scanning rate은 20ms임)를 이용하여 파형을 얻어낸다. 이렇게 수집된 파형은 개별차량의 물리적인 형상뿐만 아니라 속도와 같은 교통운영상의 특성에 의해 다양한 형태를 나타낸다. 본 연구에서는 차량이 자기장을 통과하면서 발생시키는 인덕턴스의 변화를 y축에, 시간을 x축에 나타낸 경우에 얻어지는 곡선을 차량의 자기신호(inductive vehicle signature)로 정의한다. 루프 센서와 블레이드 센서로부터 얻어진 차종별 자기신호의 예를 제시하면 〈그림 1〉과 같다.

루프센서의 원리와 자료추출의 방법 등은 기존의 관련 연구(Ritchie and Sun (1998); Oh et al. (2002))



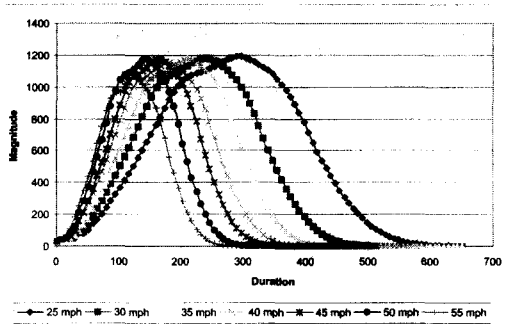
〈그림 2〉 블레이드 센서의 설치 및 신호 예

에서 깊이 있게 논의된 바 있으므로 본 논문에서는 새로이 소개되는 블레이드 센서에 초점을 맞추어 차량의 고유특성을 추출하는 방법을 소개한다. 블레이드 센서는 차량인식용 자기선을 〈그림 2(a-c)〉에서 보는 바와 같이 테이프에 부착하여 도로의 포장면에 바로 접착시키는 것으로서 현장에서의 설치가 빠르고 용이한 장점이 있다. 본 연구에서는 2개의 블레이드 센서를 1.8미터 간격을 두고, 차량의 진행방향과 20°의 각도를 갖도록 설치하였다. 블레이드의 또 다른 장점은 루프센서에 비해 보다 유용한 차량의 고유특성을 추출할 수 있다는 것이다. 〈그림 2(d)〉에서 보는 바와 같이 차량의 자기신호 상에 현저하게 나타나는 peak가 차량의 바퀴가 블레이드를 통과할 때 생성이 되는데 이를 이용하여 그 차량의 차축 수, 차축에 기초한 차량길이, 차량의 넓이를 얻을 수 있다.

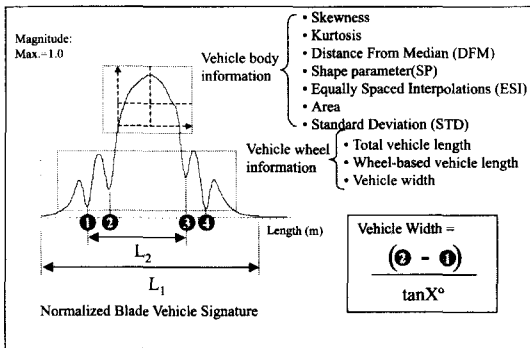
2. 차량의 고유특성 추출 (Vehicle Feature Extraction)

차량의 자기신호가 수집되면 익명의 차량재인식 알고리즘의 입력자료로 사용될 차량의 고유특성을 추출하여야 한다. 첫 번째 단계로서 차량의 자기신호에 반영된 교통운영상의 특성을 제거하여 그 차량의 형상적 특성만을 차량의 재인식에 사용해야 한다. 이것은 같은 차량이라 하더라도 속도에 따라 다른 형태의 자기신호를 생산하기 때문이다. 예로서, 하나의 차량이 다른 속도로 센서를 통과하면서 발생시킨 자기신호는 〈그림 3〉과 같다.

차량의 속도로 인한 자기신호의 영향을 제거하기 위해서 본 연구에서는 시간의 x축에 차량의 속도를 곱하여 차량의 길이로 전환하는 일종의 정규화(normalization)



〈그림 3〉 하나의 동일차량이 다른 속도로 진행하며 발생시킨 자기신호

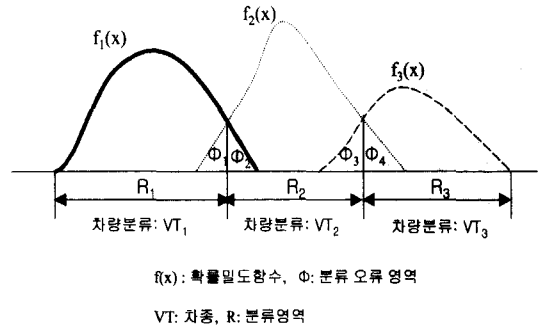


〈그림 4〉 블레이드 신호로부터 차량의 고유특성 추출

를 수행하였다. 또한, 자기신호의 y축인 인덕턴스의 변화도 관측된 최대치 (maximum magnitude)로 나누어 최대값이 1이 되도록 정규화 하였다. 실제로 y축의 인덕턴스 변화 값은 차량의 바닥과 도로면의 이격거리에 의해 좌우되는 값으로 차종, 승차인원, 적재화물량 등에 따라 다른 값을 나타낸다. 이렇게 정규화된 신호로부터 차량의 고유특성을 추출한다. 차량의 고유특성 추출은 〈그림 4〉에서와 같이 차량의 앞축 (front wheel)과 뒷축 (back wheel) 사이의 형상(shape)을 대표하는 차량의 차체(vehicle body) 특성과 차량의 길이, 넓이와 같은 차량의 차축 (vehicle wheel)에 기초한 특성의 두 가지 그룹으로 나누어 수행되었다. 차량의 자기신호 처리, 정규화, 고유특성 추출 등에 대한 보다 자세한 내용은 관련 연구(Ritchie and Sun (1998); Oh et al. (2002))를 참조하기 바란다.

3. 차량의 고유특성 선택(Vehicle Feature Selection)

각각의 센서들로부터 차량의 고유특성이 추출되고 나면, 그 다음 단계로 수행되어야 하는 것이 차량의 고



〈그림 5〉 베이저안 결정이론을 이용한 차량의 고유특성 선택 개념도

유특성 선택이다. 고유특성 선택이라 함은 추출된 다양한 고유특성들 중 개발될 알고리즘에 사용되어 차량재인식을 최대화시킬 수 있는 특성들을 선별해 내는 작업을 의미한다. 효과적인 고유특성 선택은 알고리즘의 수행능력 및 계산부하를 최소화하는데 큰 영향을 미치기 때문에 본 연구에서 제시한 개별차량의 고유특성을 이용한 차량재인식을 위해 중요한 역할을 수행한다.

차량의 재인식을 위해 사용되는 고유특성은 각 차량별 특성을 최대한 표현하여 다른 차량과의 식별을 용이하게 하여야 한다. 본 연구에서는 승용차, 트럭, SUV (Sports Utility Vehicle), 밴(Van)의 네 개 차종에 대해 추출된 고유특성을 베이저안 결정이론 (Bayesian decision theory)을 적용하여 분석하였다. 각 차종별로 추출된 고유특성들의 확률밀도 함수를 도출하고 비교하여, 고유특성에 의한 차량분류 오류 (misclassification error)가 최소가 되는 고유특성들을 선별하였다. 〈그림 5〉에 베이저안 결정이론을 도식화하였는데, 확률밀도 함수가 중첩되는 부분이 차량분류 오류를 나타낸다.

분석 결과, 차량의 통과 차로, 차량길이, 인덕턴스 변화의 최대값(maximum magnitude of inductance change), 자기신호의 표준편차(STD: standard deviation), 자기신호의 형상계수(SP: shape parameter), 자기신호의 DFM(distance from the median) 등의 고유특성이 다른 특성들에 비해 우수한 변별력을 갖는 것으로 나타났다.

IV. 이종(異種)의 검지기를 이용한 익명의 차량 재인식 알고리즘 개발

본 연구에서 정의하는 익명의 차량 재인식은 주어진 검지기 구간에서 하류부 스테이션을 통과한 차량의 고유

특성과 이 차량이 상류부 스테이션을 통과하면서 발생시켰을 것으로 판단되는 고유특성을 찾아내는 것을 의미한다. 이러한 매칭 과정을 통해 해당 구간을 통행한 차량의 상류부 스테이션 통과시간과 하류부 스테이션의 통과시간의 차를 이용하여 구간통행시간을 산출한다.

이종의 센서를 이용한 차량의 재인식은 동종(同種)의 센서를 이용한 경우 보다 어려운 문제로서, 이는 각각의 센서가 차량의 이미지를 대표하는 고유한 특성을 지니고 있으며 다양한 차량 검지 민감도를 가지고 있기 때문이다. 이종의 센서로부터 추출된 차량의 고유특성을 성공적으로 융합하여 차량을 재인식하기 위해서는 두 가지 사항이 고려되어야 한다. 첫째는 각 센서로부터 추출된 차량의 특성들을 조정(adjustment)하는 절차가 필요하다. 이 절차는 각 센서가 지니고 있는 특수성으로 인해 같은 종류의 차량 특성이라 하더라도 다른 값을 가질 수 있기 때문이다. 본 논문에서는 이러한 절차를 차량 고유특성의 조정 (vehicle feature adjustment) 이라고 정의한다. 둘째는 어떠한 방법으로 효과적으로 차량의 특성을 이용하여 상류부 스테이션과 하류부 스테이션에서 수집, 추출된 자료를 매칭하여 차량을 재인식 하는가 하는 것이다. 본 연구에서는 렉시코그래픽 최적화수법 (lexicographic optimization)을 적용하여 이 문제를 풀었다.

렉시코그래픽 최적화 수법은 다수(multi-)의 목적 (objective)들을 최적화하기 위해 문제를 순차적 (sequential approach)으로 푸는 하나의 기법으로서, 본 연구에서는 차량의 재인식 문제를 두 가지 구성요소로 이루어진 렉시코그래픽 최적화 문제로 정식화 하였다. 첫 번째 구성요소의 역할은 상류부 스테이션을 통과한 차량 중 하류부 스테이션을 통과한 차량과 매칭될 가능성이 적을 것으로 판단되는 차량들을 매칭 후보 차량군으로부터 제외시키는 것이다. 이를 위해 선별된 차량의 고유특성에 일정한 한계값(threshold) 값을 주어 순차적으로 제거하는 방법을 적용한다. 반면에, 두 번째 구성요소에서는 첫 번째 구성요소를 통해 선정된 상류부 매칭 후보 차량들과 주어진 하류부 차량의 고유특성 값들의 차이(feature distance)에 가중치를 주어 각 차량 쌍(pair)별로 판별점수(discriminant score)를 부여한다. 이러한 형태의 렉시코그래픽 최적화는 다음과 같은 장점이 있다.

- 다수의 목적들은 다양한 수준의 중요도와 우선순

위 단계(level)를 가지고 표현될 수 있다: 차량 재인식 문제의 경우 더욱 중요할 것으로 판단되는 차량의 특성에 강한 한계값을 적용하여 더 많은 상류부 후보 차량을 탈락시킬 수 있다.

- 해의 존재가능 영역의 순차적인 축소는 알고리즘의 계산부하를 줄여 효율적인 운영이 가능하다: 차량 재인식 문제의 경우 마지막까지 탈락되지 않은 차량만을 판별점수를 이용한 매칭에 사용한다.
- 민감도분석(sensitivity analysis)을 각 단계(level)별로 분리해서 수행 할 수 있다: 차량재인식 문제의 경우 알고리즘의 이식성(transferability)을 높이기 위해 여러 가지 고유특성을 수월하게 비교할 수 있다.

렉시코그래픽 최적화 수법에 대한 보다 자세한 내용은 관련 문헌(Steur (1986))을 참조하기 바란다.

1. 입력자료의 조정(Adjustment)과정

차량재인식을 위한 렉시코그래픽 최적화를 수행하기 전에 다른 종류의 센서에서 수집된 고유특성의 조정 (adjustment)이 필요하다. 본 연구에서는 조정계수 (adjustment factor, k_i, l_i)를 적용하여 차량재인식 이전에 두 가지 다른 센서로부터 수집된 고유특성의 차이를 제거하였다. 상류부 루프센서의 고유특성 (vf_{Loop}^{up}) 과 하류부 블레이드의 고유특성 (vf_{Blade}^{dn})의 관계를 조정계수를 이용하여 표현하면 다음과 같다.

$$vf_{Loop}^{up}(n) = k_i * vf_{Blade}^{dn}(n) + l_i$$

본 연구에서 조정계수 k_i, l_i 은 최소자승법을 이용하여 산출하였다.

2. 렉시코그래픽 최적화 기반의 차량재인식

렉시코그래픽 최적화에 기초하여 주어진 하류부 차량과 매칭될 가능성이 적은 상류부 차량을 4단계에 걸쳐 필터링하고, 이를 통해 생성된 후보차량집합에 속하는 차량들과 하류부 차량의 차량특성을 비교하는 마지막 단계까지 총 5단계에 걸친 차량재인식 알고리즘을 개발하였다.

개발된 알고리즘의 1단계는 하류부 스테이션에 차량이 도착하였을 때 그 차량이 상류부 스테이션을 출발하여 하류부 스테이션에 도착할 때까지 소요될 것으로 추정되는 유효통행시간 (feasible travel times)의 상한값(upper bound)과 하한값(lower bound)으로 정의되는 시간대(time window)안에 포함되는 차량들로부터 후보차량집합을 구성한다. 2단계에서는 차량이 검지 스테이션을 통과할 때 사용한 차로(lane) 정보를 이용하여 1단계에서 얻어진 후보차량집합을 다시 축소한다. 3단계에서는 차량과 도로표면의 이격거리를 나타내는 인덱턴스 변화의 최대값을 이용하고, 4단계에서는 차량의 길이를 이용하여 후보차량집합을 최종적으로 축소한다. 이러한 4단계에 걸친 필터링을 통해 구축된 최종 후보차량군에 속한 상류부 차량들의 고유특성과 주어진 하류부 차량의 고유특성들 간의 차이(feature distance measure)에 가중치를 부여하여 판별점수를 산출한다. 여기서, 판별점수는 각 차량 쌍별로 산출하고, 가장 적은 판별점수를 주는 차량 쌍을 매칭된 것으로 간주한다. 이 과정을 각 목적의 목표프로그램으로 정식화 하면 다음과 같다.

- 1st level: '시간대(time window)'를 위한 목표
 $(f_1(x) = t(x) = z_1)$ such that
 $(z_1 \in [L_t, U_t]), x \in S, S^1 = [x \in S: f_1(x) = z_1]$
- 2nd level: '차로'를 위한 목표
 $(f_2(x) = |d(x)| = z_2)$ such that
 $(z_2 < T), x \in S^1, S^2 = [x \in S^1: f_2(x) = z_2]$
- 3rd level: '인덱턴스 변화의 최대치'를 위한 목표
 $(f_3(x) = |d_m(x)| = z_3)$ such that
 $(z_3 < T_m), x \in S^2, S^3 = [x \in S^2: f_3(x) = z_3]$
- 4th level: '차량 길이'를 위한 목표
 $(f_4(x) = |d_v(x)| = z_4)$ such that
 $(z_4 < T_v), x \in S^3, S^4 = [x \in S^3: f_4(x) = z_4]$
- 5th level: 판별점수 산정

$$\min f_5 = p_a |d_a(x)| + p_b |d_b(x)| + p_c |d_c(x)| + p_d |d_d(x)| \dots \text{ s.t. } x \in S^4$$

x : 고유특성
 f : 목적함수
 z : 목적함수 값
 t(x) : 통행시간

- L/U : 통행시간의 상한/하한 값
- T : 고유특성의 한계값
- d : 고유특성의 차이 값
- l : 차로
- m : 인덱턴스의 변화값
- v1 : 차량 길이
- p : 고유특성의 차이 값에 대한 계수 값

3. 파라미터 정산(Parameter Calibration)

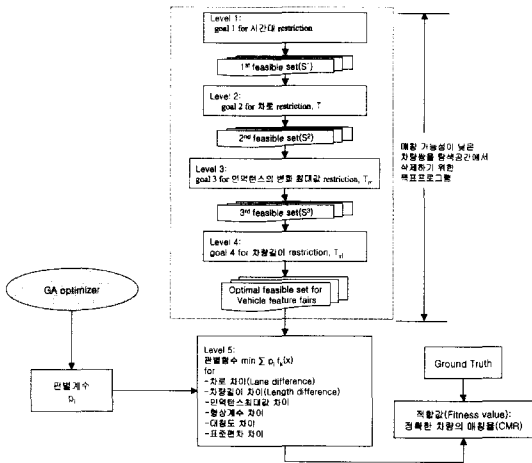
개발된 알고리즘의 성공적인 현장 적용을 위해서는 2~4단계에서 사용된 한계값(T)과 5단계에서 각 고유특성의 차이에 가중치(weighting value)로 사용된 계수(p)를 효과적으로 정산하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 유전자 알고리즘(GA: Genetic Algorithm)을 적용하여 차량재인식 알고리즘의 파라미터들을 최적화하는 방법을 개발하였다. 이 방법은 우선 파라미터의 정산을 정확한 차량의 매칭율(correct matching rate)을 최대화하는 최적화 문제로 정의한다. 이를 위해 재인식율과 차량재인식 알고리즘을 각각 적합값(fitness value)과 적합함수(fitness function)으로 설정하고, 유전자 알고리즘을 이용하여 재인식율을 최대화하는 파라미터 집합을 찾는 것이다. 이러한 유전자 알고리즘을 이용한 차량재인식 알고리즘의 파라미터 정산기법을 도식화하면 (그림 6)과 같다.

V. 자료 수집 및 평가

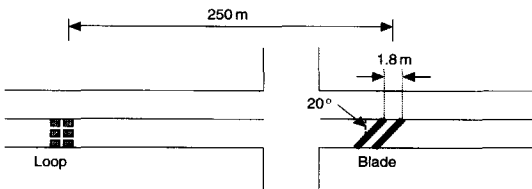
1. 자료수집

알고리즘의 개발과 평가를 위해 사용된 자료는 미국 캘리포니아주 얼바인(Irvine)시의 Irvine Center Drive 간선도로상에서 수집된 차량의 자기신호 데이터이다. (그림 7)에서 보는 바와 같이 상류부에 기존에 설치되어 있던 루프 센서와 약 250미터 이격된 하류부에 새로이 블레이드 센서를 설치하고 자료를 수집하였다. 자기장의 변화를 더욱 세밀하게 잡아낼 수 있는 고속의 스캐닝 능력을 가진 카드를 센서와 연결하여 각 센서로부터 자기신호를 받아내고, 이 자기신호 자료로부터 3장에서 소개된 방법으로 차량의 고유특성을 추출하였다.

2003년 1월 21일에 현장에서 4시간의 자료수집을



〈그림 6〉 GA를 이용한 차량재인식 알고리즘의 파라미터 정산



〈그림 7〉 자료수집을 위해 현장에 배치된 센서의 배치도

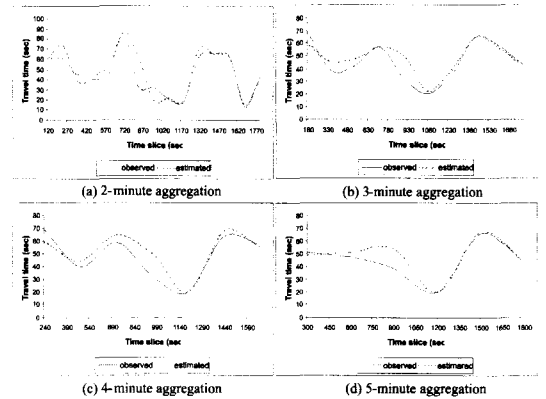
실시하였다. 그러나, 센서와 검지기 카드간의 통신문제와 전원공급장치의 문제로 인하여 1시간의 정상적인 교통상황(normal traffic condition) 자료만이 유용한 것으로 확인되었다. 30분 자료는 알고리즘의 개발에 나머지 30분 자료는 알고리즘의 평가에 각각 사용되었다. 또한, 캠코더를 상류부와 하류부에 설치하여 조사구간을 통행하는 차량을 비디오를 통해 확인한 후 검지시간을 매칭하여 실제 통행시간 (true travel time) 자료를 구축하여 알고리즘의 개발과 평가에 사용하였다.

2. 알고리즘의 평가

개발된 알고리즘의 평가는 두 가지 방법으로 진행되었다. 첫째는 차량의 재인식율을 검사하는 것이고, 둘째는 차량 재인식을 통해 얻어진 통행시간과 실제통행시간을 비교하는 것이다. 전체 통과차량 수에 대해서 알고리즘에 의해 실제로 정확히 재인식된 차량의 수를 나타내는 CRR(Correct Re-identification Rate = 알고리즘에 의해 실제로 정확히 재인식된 차량수 / 전체통과차량 수)이 50.0%인 것으로 나타났다. 차량의 재인식을 통해 산정된 통행시간의 정확도를 평가하기 위해서는 평균절대퍼센티지오차(MAPE: Mean Absolute Percentage

〈표 1〉 통행시간 추정 결과 비교

구분 (집계간격)	MAPE (%)	관계식 (y=추정치, x=실측치)	결정계수
2분	13.4	y=1.0212x	0.796
3분	10.2	y=1.0585x	0.803
4분	10.6	y=1.1046x	0.776
5분	8.9	y=1.063x	0.820



〈그림 8〉 통행시간 정확도 비교

Error)를 사용하였다. 참고로 기존의 관련 연구 (Ritchie and Sun, 1998; Sun et al, 1999)에 의하면 고속도로에서 동종의 루프검지기를 이용한 차량재인식의 경우 CRR은 75% 내외인 것으로 보고된 바 있다.

$$MAPE = \frac{\sum_{n=1}^N [abs(\frac{Time_{obs, n} - Time_{est, n}}{Time_{obs, n}}) * 100]}{N}$$

- $Time_{obs, n}$: time step n에서의 실제 통행시간 (true travel time)
- $Time_{est, n}$: 차량 재인식 알고리즘의 결과에 의해 추정된 통행시간(estimated travel time)
- N : 전체 time step 수

통행시간의 비교는 2,3,4,5분의 다양한 집계간격 (aggregation interval)을 적용하여 분석하였다. 5분의 집계간격을 적용한 경우 8.9%의 MAPE, 2~4분의 집계간격을 적용했을 때는 10~14%의 MAPE를 얻을 수 있었다. 추정된 통행시간에 대한 정확도를 MAPE와 결정계수를 이용하여 비교한 내용을 〈표1〉에 제시 하였다. 또한, 추정된 통행시간과 실측 통행시간을 비교하여 도식화하면 〈그림 8〉과 같다.

〈표 2〉 t-test를 이용한 통행시간 비교

집계간격	검정통계량 (z)	기각역 ($ z \geq t_{\alpha/2, dof}$) $\alpha/2 = 0.05$	귀무가설 기각여부
2분	-0.782	1.761 (dof=14)	Accept
3분	-2.099	1.833 (dof=9)	Reject
4분	-2.157	1.895 (dof=7)	Reject
5분	-1.276	2.015 (dof=5)	Accept

일부 집계간격에서 실측치와 추정치의 MAPE가 크게 나타나는 경우는 주어진 집계간격 동안의 교통류에 동일한 차종의 구성비율이 높을 때 매칭률의 정확도가 떨어짐으로 인해 발생하는 현상이라고 볼 수 있다.

본 연구에서 제안된 모형을 이용하여 추정된 통행시간의 실측 통행시간에 대한 설명력을 검사하기 위하여 통계적 가설검정을 수행하였다. 설정된 가설은 다음과 같다.

H_0 : 추정된 통행시간과 실측 통행시간은 다르다.

H_1 : 추정된 통행시간과 실측 통행시간은 같다.

가설검정은 쌍체검정실험(paired t-test)을 이용하였다. 3분과 4분의 집계간격을 적용하여 추정된 통행시간이 $\alpha/2 = 0.05$ 의 조건에서 귀무가설을 기각할 수 있었다. 그러나, 통계적으로 보다 유의한 결론을 도출하기 위해서는 다양한 교통조건에서 수집된 보다 많은 양의 자료를 이용한 분석이 필요한 것으로 판단된다 (〈표 2〉 참조).

VI. 결론

본 연구에서는 이종의 센서로부터 수집된 차량의 자기신호를 이용하여 개별차량이 지닌 고유한 특성을 추출하고 이를 이용하여 주어진 구간에서 차량을 재인식하는 알고리즘을 개발하였다. 현장에서 실시간 교통상황의 모니터링을 위해서는 도로의 구간을 먼저 정의해야 하는데, 그 구간을 구성하는 상류부 스테이션과 하류부 스테이션이 다른 종류의 센서로 구성될 수 있을 뿐만 아니라, 본 연구에서 사용한 블레이드 센서와 같이 일시적인 목적으로 사용되는 센서를 기존의 동일한 센서로 구성된 구간을 분할하여 모니터링을 실시해야 하는 경우도 자주 발생한다. 예로서, 공사구간 교통관리 시스템 (work zone traffic management systems)과 같이 임시적인 교통모니터링에 본 연구에서 개발된 기법이 유용하게

사용될 수 있을 것으로 기대된다. 따라서, 본 연구에서 최초로 시도되는 이종의 센서로부터 추출된 개별차량의 고유특성을 이용하여 구간통행시간을 산출하려는 노력은 그 의미가 크다고 할 수 있다.

개발된 알고리즘은 렉시코그래픽 최적화에 기반을 둔 알고리즘으로서 하류부 검지기 스테이션을 통과한 차량의 고유한 특성을 상류부 통과 차량들의 고유특성과 매칭시켜 차량을 재인식하는 기법이다. 이 기법은 상류부 후보차량 집합을 목표프로그램 기법을 이용하여 4단계로 순차적으로 축소시켜 최적의 후보차량군을 생성하고 마지막 단계에서 각 차량 쌍별로 판별점수를 산출하여 최소의 판별점수를 가진 차량 쌍을 매칭된 것으로 인식하는 하는 것이다. 따라서, 이러한 과정의 차량 재인식 기법은 기존의 차량 재인식 기법이 지닌 프라이버시 이슈로부터 자유로운 장점이 있다. 물론 기존의 기법들에 비해 재인식율이 떨어지는 것은 사실이지만, 일정수준의 허용 가능한 오차를 포함한 구간통행시간 산출을 위해 해당 구간을 통과한 모든 차량의 정보를 알 필요는 없기 때문에 본 연구에서 개발된 기법의 활용도는 크다고 할 수 있다.

알고리즘의 개발과 더불어, 유전자 알고리즘에 기반을 둔 파라미터의 정산 기법도 개발하여, 다양한 현장에서 올라오는 자료에 신뢰성 있게 적용될 수 있는 기반을 마련하였다. 본 연구는 정체가 없는 정상적인 교통상황 하에서 수집된 자료로 알고리즘을 개발하였고, 알고리즘의 첫 번째 단계에서 필요로 하는 유효통행시간(feasible travel times)은 별도의 산정 기법을 사용하지 않고 수집된 자료의 최소값과 최대값을 적용하여 시간대(time window)를 구성하였다. 그러나, 혼잡 및 유고를 고려한 다양한 교통상황에 효과적으로 적용할 수 있는 알고리즘의 개발을 위해서는 유효통행시간을 다이나믹하게 산정할 수 있는 기법이 추가되어야 할 것으로 판단된다. 이 부분이 본 연구의 향후 연구과제로서, 다양한 교통상황을 반영하는 많은 양의 자료를 이용하여 알고리즘의 지속적인 개선과 함께 병행되어야 할 것이다.

5장의 알고리즘 평가 부분에서 기술한 바와 같이 일부 집계간격에서 실측치와 추정치의 MAPE가 크게 나타나는 경우는 주어진 집계간격 동안의 교통류에 동일한 차종의 구성비율이 높을 때 매칭률의 정확도가 떨어짐으로 인해 발생하는 현상이라고 볼 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로는 차량의 매칭이 완료된 후 통

행시간을 산출하기 위한 차량을 선정할 때 CRR이 높게 나타나는 차종(트럭 또는 버스 등)의 통행시간에 적절한 가중치를 부여하는 대안을 고려할 수 있을 것이다. 가중치의 산정 등은 향후 추가 연구가 필요한 부분임을 밝혀둔다. 아울러 보다 신뢰성 있는 통행시간 산출을 위해서는 차량재인식과정을 확률적 의사결정 문제로 정식화하고 해법을 찾는 방법의 도입도 본 연구의 한계를 극복할 수 있는 대안이 될 것으로 판단된다.

참고문헌

1. Larson, J.E. et al.(1998), "A Real-Time Laser-Based Prototype Detection System for Measurement of Delineation of Moving Vehicles", MOU 263 Working paper to California PATH, University of California, Davis.
2. MacCarley, C.A.(2001), "Video-Based Vehicle Signature Analysis and Tracking System Phase 2: Algorithm Development and Preliminary Testing", MOU 350 Final Report to California

- PATH, California Polytechnique State University, San Luis Obispo.
3. Oh, C., Ritchie, S.G., and Park, S.(2002), "Development of a real-time probabilistic vehicle reidentification algorithm for signalized intersections", Working paper, Institute of Transportation Studies, University of California, Irvine.
4. Ritchie, S.G., and C. Sun.(1998), "Section Related Measures of Traffic System Performance: Final Report", California PATH Research Report UCB-ITS-PRR-98-33.
5. Steur, R.(1986), "Multiple criteria optimization: Theory, computation, and application", John Wiley & Sons, N.Y.
6. Sun, C., S.G. Ritchie, W. Tsai, R. jayakrishnan. (1999), "Use of Vehicle Signature Analysis and Lexicographic Optimization for Vehicle Re-identification on Freeways", Transportation Research, Vol. 7C, pp.167~185.

✉ 주 작 성 자 : 오 철
 ✉ 논문투고일 : 2004. 5. 27
 논문심사일 : 2004. 9. 20 (1차)
 2004. 11. 15 (2차)
 2004. 12. 29 (3차)
 심사판정일 : 2004. 12. 29
 ✉ 반론접수기한 : 2005. 6. 30