

■ 論 文 ■

### 주행속도 예측을 위한 모형 개발 (2차로 지방부 도로 중심으로)

Development of a model to predict Operating Speed

**이 종 필**

((주)도화종합기술공사 도로부)

**김 성 호**

(한양대학교 교통시스템공학과 부교수)

목 차

- I. 서론
  - II. 기존문헌 고찰
    - 1. 설계속도 및 주행속도
    - 2. 평면선형에서의 주행속도 산정모형
    - 3. 인공신경망 이론
  - III. 자료의 수집 및 분석
    - 1. 조사지점의 선정
    - 2. 조사방법
    - 3. 자료분석
  - IV. 85백분위 주행속도 예측모형의 개발
    - 1. 주행속도의 영향변수
    - 2. 신경망을 이용한 주행속도 산정모형
    - 3. 신경망 모형의 학습
    - 4. 최적 모형의 선정
  - V. 85백분위 주행속도 예측 및 평가
    - 1. 회귀모형에 의한 주행속도 예측
    - 2. 신경망 모형에 의한 주행속도 예측
    - 3. 주행속도 예측의 평가
  - VI. 결론 및 향후 연구과제
    - 1. 결론
    - 2. 향후 연구과제
- 참고문헌

Key Words : 주행속도, 인공신경망, 은닉층, 학습계수, 모멘텀계수

요 약

본 연구는 도로의 설계일관성 평가를 위해 지방부 2차로 도로의 평면 곡선부 85백분위 주행속도 예측모형을 기존의 회귀모형에 비해 보다 효율적이고 신뢰성 높은 인공신경망 이론을 적용하여 개발하였다.

곡선반경, 곡선길이, 교차각, 시거, 차로폭, 차선(안쪽, 바깥쪽)과 같은 기하구조 특성에 의해 속도가 결정된다는 가정하에 30개 조사지점을 통해 얻어진 자료를 모형의 입력층 자료로 이용하였고, 입력층 변수에 따라 네 가지 유형의 신경망 모형을 제시하였다. 신경망 모형 중 다층신경망 모형을 적용하여 은닉층의 유니트 수, 학습계수, 모멘텀계수, 학습횟수의 변화에 따른 최적 모형 구조를 도출하였다. 신경망 모형의 학습성능을 검증하기 위하여 선정된 30개 조사지점에서 20개 지점을 모형의 학습자료로 나머지 학습되지 않은 10개 지점을 예측자료로 활용하였다. 분석결과, 네 가지 유형의 신경망 모형 중에서 모형 D가 통계적 검증결과 R<sup>2</sup>값이 85%이며, %RMSE=0.0204로 가장 실제값에 유사한 모형으로 평가되었다.

본 연구는 한국과학재단(ERC)의 지원을 받아 연구를 수행하게 되었음.

## 1. 서론

'90년대 이후 자동차의 증가로 인하여 교통사고 또한 계속해서 증가하고 있다. 교통사고의 원인으로 운전자특성, 차량특성, 도로 환경에 의한 요인으로 나누며, 도로의 기하구조는 도로 환경 요인에 포함된다.<sup>1)</sup> 따라서, 도로의 구조를 포괄적이고 선결적으로 규정하는 기하구조 또는 선형(alignment)을 어떻게 정하느냐에 따라 다른 요소들이 정해지고 이에 따라 해당 도로의 편리성과 안전성이 결정될 수 있다.

도로의 안전성 판단방법으로 사용된 기술중의 하나는 운전자의 기대에 대하여 도로 기하구조가 일치하는 설계일관성을 조사하는 것이다.

속도가 도로의 선형을 결정하는 가장 중요한 인자라는 점에서, 차량 주행속도를 정확하게 예측할 수 있다면 도로계획, 설계, 교통운영 그리고 안전성을 평가하는데 매우 유용하다. 기존의 속도 예측모형은 회귀모형을 통한 모형식이 외국문헌에 발표되고 있다.

본 연구는 기존의 회귀모형에 있어서 가정(assumption)과 제약(limitation)으로 인한 모형의 복잡성과 또한 변수산정에 대한 한계성을 고려하여 간편하고 신뢰성이 높은 예측모형의 하나로서 최근에 각광받는 인공신경망(Artificial Neural Network) 모형을 통하여 곡선부 85백분위 주행속도(operating speed)를 예측하고자 한다.

## II. 기존문헌 고찰

### 1. 설계속도 및 주행속도

설계속도(Design speed)의 개념은 1930년대 미국 지방부 도로의 곡선부에서, 설계시 예상 운행속도와 실제 운전자의 운행속도의 불일치가 점점 커지면서 안전상의 문제가 대두되어 도입된 속도로서 도로 설계요소의 기능이 충분히 발휘될 수 있는 조건하에서 운전자가 도로의 어느 구간에서도 쾌적성을 잃지 않고 유지할 수 있는 최고 속도를 말한다.<sup>2)</sup>

주행속도(operating speed)의 사용은 설계일관성(Design Consistency)을 다룰 때 많은 나라들에 의해서 제안된 속도로 AASHTO는 주행속도를 "양호한 기상조건과 구간별 설계속도에 의해 결정되는 안전 한계속도를 넘지 않는 일반 교통조건하에서 운전자가

주행할 수 있는 최고 속도"<sup>3)</sup>로 정의하였다. 미국에서는 샘플 속도의 85백분위 속도를 특정 지점에서의 주행속도에 대한 표준화된 방법으로 사용한다.

### 2. 평면선형에서의 주행속도 산정모형

단일 곡선구간의 평면선형에서 주행속도 산정모형은 기하구조 특성(곡선반경, 곡선길이, 편각, 시거, 차로폭, 차선 등)에 따른 변수들과의 상관관계에 따라 회귀모형식이 이미 외국문헌에서는 발표되었다.

- 1) Lamm et al.<sup>4)</sup>은 1986년 미국 뉴욕에서 261개의 표본을 조사하여 주행속도에 영향을 미치는 변수 중 곡률각(degree of curvature)만을 고려한 모형식을 발표하였다.

$$V_{85} = 94.37 - 1.83DC \quad (R^2 = 0.787)$$

- 2) Glennon et al.<sup>5)</sup>은 1985년 미국에서 56개의 표본을 조사하여 곡률각만을 고려한 모형식을 발표하였다.

$$V_{85} = 93.8 - 2.59DC \quad (R^2 = 0.84)$$

- 3) Krammes et al.<sup>6)</sup>은 1993년 미국 5개 주에서 138개의 표본을 조사하여 곡률각뿐만 아니라 곡선길이와 편각까지도 고려한 모형식을 발표하였다.

$$V_{85} = 103.66 - 1.95DC \quad (R^2 = 0.84)$$

$$V_{85} = 102.45 - 1.57DC + 0.0037L - 0.10\Delta \quad (R^2 = 0.84)$$

여기서,

$V_{85}$  : 곡선부 85백분위 주행속도(km/h)

$DC$  : 곡률각(deg/100ft)

$L$  : 곡선길이(m)

$\Delta$  : 편각(degrees)

- 4) 정준화 공동연구<sup>7)</sup>에서는 일반국도 4차로를 대상으로 곡선반경 140~500m 사이의 곡선부 및 전방 직선부 주행속도 조사자료를 이용하여 주행속도에 영향을 미치는 요소 중 곡선반경을 고려한 모형식이 <표 1>과 같다.

〈표 1〉 모형 형태 및 추정 파라미터

구분	모형형태	추정 파라미터		R <sup>2</sup>	
		$\alpha$	$\beta$		
비선형	1/R형	$\alpha + \beta(1/R)$	95.809	-4646.9	0.801

앞에서 언급한 기존의 회귀모형 대부분은 연구가 행하여진 시점과 표본 수에 따라 각각의 다른 파라미터값을 갖는 등 모형에 따라 예측값의 차이가 크게 나타남으로 그대로 적용하기에는 문제점이 있는 것으로 분석되었다. 따라서 이와같은 문제점의 해결방안으로 인공신경망 이론을 적용하였다.

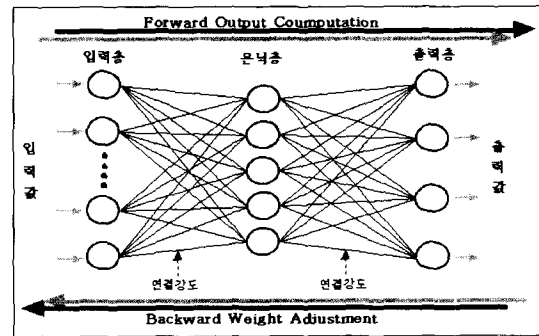
### 3. 인공신경망 이론

인공신경망 이론은 인간의 뇌로부터 얻은 아이디어를 공학적으로 적용해 보려는 시도로 생물학적 뉴런과 뉴런을 연결하는 시냅스들의 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링하는 이론으로 1943년 맥컬츠와 피츠에 의해 개발되었다.<sup>8)</sup>

신경망 모형은 경험에 의해 학습하고, 학습을 통해 결과를 도출하는 모형으로 1957년 로젠블라트에 의해 단층 퍼셉트론이 개발되었으나 이는 선형으로 분리 불가능한 패턴에 적용하기에는 한계가 있으므로 이를 극복하기 위하여 1980년대 이후로 다층 퍼셉트론과 같은 다양한 신경망 모형이 개발되었다.

다층 퍼셉트론은 입력층, 은닉층, 출력층의 삼층구조로 출력층의 출력값과 원하는 출력값을 비교하여 그 차이를 감소시키는 방향으로 연결가중치를 조절하며, 은닉층의 유니트수는 경험에 의해 결정한다. 신경망 모형의 학습 성능을 향상시키기 위하여 뉴런의 출력을 0~1 사이의 값으로 갖는 단극성 시그모이드 함수를 전이함수로, 연결 가중치에 관성을 주는 모멘텀과 출력이 항상 1인 가상적인 신경세포를 연결가중치처럼 취급하는 바이어스(bias)를 도입<sup>9)</sup>하고 있다.

신경망 모형의 학습 규칙에는 여러 가지가 있다. 본 연구에서 사용된 학습 알고리즘은 1986년 롬멜하트에 의해 만들어진 역전파 학습 알고리즘으로 출력값과 기대값을 비교하여 오차를 줄여나가는 방향으로 최급하강법(Steepest descent method)을 이용하여 연결강도를 조절하고 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 연결강도를 조정하는 알고리즘이다.<sup>10)</sup>



〈그림 1〉 다층역전파 신경망 구조

## III. 자료의 수집 및 분석

### 1. 조사지점의 선정

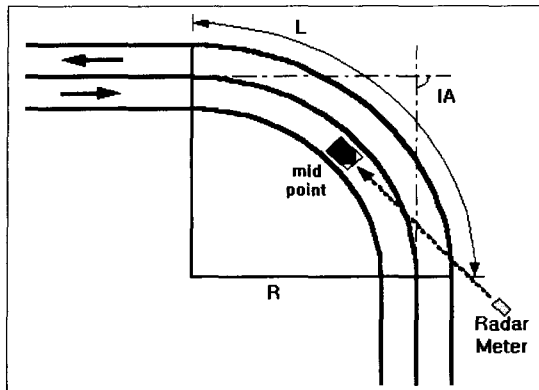
본 연구의 조사지점은 2차로 일반국도로 제한속도 60kph인 충청북도내에 있는 3번, 17번, 34번, 37번 국도에서 단일 곡선구간으로 차량 속도에 영향을 거의 미치지 않는 구배 5% 미만의 평면선형을 중심으로 다양한 곡선반경과 곡선길이를 가지며, 신호등, 과속카메라, 횡단보도, 노면 출입 교통류의 영향을 받지 않는 지점으로 총 30개의 지점을 선정하였다.

〈표 2〉 곡선반경에 따른 대상지점 수

곡선반경 \ 국도	3번 국도	17번 국도	34번 국도	37번 국도
0 ~200(m)			2	2
201~400(m)	5	7	3	2
401~600(m)	2	1	2	1
601(m) 이상	1	1	1	
합계	8	9	8	5

### 2. 조사방법

곡선부에서 차량의 주행은 위치에 따라 곡선부 진입 전에 감속하여, 곡선부에서는 정속 주행, 곡선부를 빠져 나오면서는 가속하는 것이 일반적인 것으로 이는 이미 여러 문헌에서 발표되었다. 그러나 본 연구에서는 조사장비의 한계로 기존 외국문헌에서 조사하였던 방법과 동일하게 선정된 대상구간의 곡선부 중앙지점을 통과하는 차량의 속도를 속도 측정기(radar meter)로 측정하여 지점속도(spot speed)를 구하였다. 차



〈그림 2〉 곡선부 주행속도 조사방법

〈표 3〉 시거 및 차선 분류방법

시거			차선	
양호	보통	불량	안쪽차선	바깥쪽차선
1	2	3	1	2

량은 승용차로만 구성되며 이때의 속도는 타 차량의 방해가 없는 상태로 차량이 단독으로 주행하는 차량의 Free Flow Speed 상태를 말하며, 본 연구에서는 도로의 기하구조적 측면 만 고려하여 분석하였다.

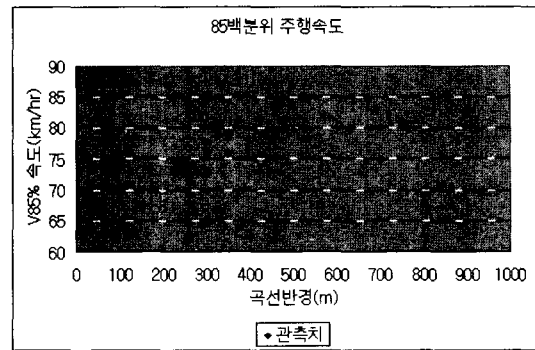
각 조사지점에서 측정된 차량 샘플 수는 100대이며, 조사시 운전자가 인지하지 못하도록 한다. 그리고 각 대상구간의 곡선반경과 곡선길이는 설계도면을 통해 구하고 차로폭, 시거, 차선은 현장에서 구한다. 이때 시거는 개략적인 판단 방법으로 양호, 보통, 불량으로 차선은 안쪽 및 바깥차선으로 신경망 모형의 학습을 위하여 〈표 3〉과 같이 분류한다.

### 3. 자료분석

자료분석을 위한 기본 가정으로는 다음과 같다.

- 해당 조사지점은 평면선형의 단일곡선구간으로 이루어졌다고 가정
- 주행속도에 영향을 미치는 요소는 도로의 기하구조 특성에 의해서만 영향을 받는다고 가정
- 종단구배  $\pm 5\%$  이내와 편경사는 차량의 주행속도에 아무런 영향이 없다고 가정

다음의 그림은 30개 조사지점에 대한 85백분위 주행속도를 곡선반경에 따라 나타낸 것이다.



〈그림 3〉 곡선반경에 따른 주행속도

〈그림 3〉에서 나타나는 것처럼 곡선반경 400m 이하에서는 곡선반경에 따른 85백분위 주행속도의 차가 크게 나타나며, 그 이상에서는 주행속도의 차이가 적은 것으로 분석되었다.

## IV. 85백분위 주행속도 예측모형의 개발

### 1. 주행속도의 영향변수

신경망 모형의 역전파 학습알고리즘에 기초한 85백분위 주행속도 예측모형의 개발에 초점을 두고 학습 및 검증을 위해 필수적인 입력자료를 설정하였다. 신경망의 입력변수로 단일 곡선구간의 기하구조 특성 중 곡선반경(R), 곡선길이(L), 교차각( $\theta$ ), 시거, 차로폭, 차선(안쪽, 바깥쪽)을 설정하였다.

입력변수인 6개의 설명변수와 종속변수인 곡선부 85백분위 주행속도의 상관관계를 분석하기 위하여 통계프로그램인 SPSS프로그램을 이용하여 분석하였다.

변수간 상관관계 분석결과 〈표 4〉에서 나타나는

〈표 4〉 변수간 상관관계

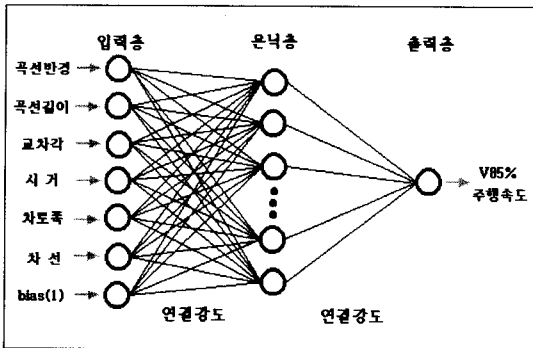
	V85%	곡선 반경	곡선 길이	교차각	시거	차로폭	차선
V85% 속도	1						
곡선반경	0.813	1					
곡선길이	0.731	0.559	1				
교차각	-0.673	-0.790	-0.456	1			
시거	-0.380	-0.222	-0.084	0.113	1		
차로폭	0.035	-0.058	-0.004	-0.084	-0.107	1	
차선	0.006	-0.043	-0.243	-0.118	-0.189	-0.112	1

것처럼 곡선반경의 상관관계값이(0.813) 가장 높게 분석되었고, 다음으로 곡선길이, 교차각, 시거순이며, 차로폭과 차선은 낮은 상관관계를 나타내는 것으로 분석되었다.

### 2. 신경망을 이용한 주행속도 산정모형

본 연구에서 사용된 신경망 모형의 구조는 입력층, 한 개의 은닉층 수, 은닉층 units 그리고 출력층으로 되어있다.

입력층의 입력변수에 따라 총 네가지 유형의 신경망 모형을 설정하였다. 모형 A와 B는 기존 외국문헌의 주행속도 예측에 대한 회귀모형과 비교하기 위하여 입력변수로 곡선반경 대신 곡률각(DC), 교차각 대신 편각(I)을 입력변수로 설정하였다. 그리고 모형 C는 변수들의 상관관계에 따라 상관관계가 높은 4개의 변수만을 고려하였으며, 모형 D는 6개의 기하구조 특성 모두를 고려하여 입력변수로 설정하였다.



〈그림 4〉 주행속도 예측을 위한 신경망 구조

〈표 5〉 주행속도 예측모형 설정

모형	입력층 units	출력층
A	곡률각(DC), bias(1)	V85% 속도
B	곡률각(DC), 곡선길이(L), 편각(I), bias(1)	V85% 속도
C	곡선반경(R), 곡선길이(L), 교차각( $\theta$ ), 시거, bias(1)	V85% 속도
D	곡선반경(R), 곡선길이(L), 교차각( $\theta$ ), 시거, 차로폭, 차선, bias(1)	V85% 속도

### 3. 신경망 모형의 학습

신경망 모형의 시뮬레이터는 Turbo\_C를 이용하여 프로그램을 작성하였으며, 역전파 학습알고리즘을 사용하여 설정된 신경망 모형에 대하여 입력변수, 은닉층 units, 학습계수, 모멘텀계수, 반복횟수를 조정하는 방법으로 모형을 학습시켰다.

신경망 모형은 학습과 이 학습결과로부터 예측을 한다. 본 연구에서는 총 측정된 30개 조사지점에서 20개 지점에 대하여 〈표 6〉와 같은 방법으로 학습을 시켜 나머지 10개 지점에 대하여 예측을 하였다.

〈표 6〉 신경망 모형의 학습방법

입력층 units	은닉층 수	은닉층 units	$\alpha$ (학습계수)	$\beta$ (모멘텀계수)	반복횟수
A (B) (C) (D)	1	5	0.4	0.5	20000
					40000
					60000
				0.7	20000
					40000
					60000
		0.5	0.5	20000	
				40000	
				60000	
			0.7	20000	
				40000	
				60000	
0.9	0.5	20000			
		40000			
		60000			
	0.7	20000			
		40000			
		60000			
0.9	0.5	20000			
		40000			
		60000			
	0.7	20000			
		40000			
		60000			

〈표 7〉 신경망 학습 입력자료

기하구조 지점별	R(m)	DC(°)	L(m)	$\theta$ (°)	시거	차로폭(m)	차선	V85% 속도 (km/hr)
3401	140	12.4	140	40.2	2	3.2	1	87.6
3402	150	11.6	150	42.9	3	3.2	2	67.3
0302	230	7.5	150	43.6	1	3.3	1	72.7
0301	250	6.9	130	52.8	1	3.3	2	73.9
1701	255	6.8	200	49.6	3	3.3	2	72.2
3701	260	6.7	170	21.3	1	3.3	1	72.1
0303	230	7.5	170	38.1	1	3.2	2	74.3
3702	300	5.8	230	35.0	2	3.3	1	76.4
3403	300	5.1	180	33.0	2	3.2	1	72.6
1702	350	5.0	240	26.0	1	3.3	1	79.3
3404	450	3.9	210	29.4	2	3.3	1	78.2
0304	480	3.6	230	25.0	1	3.3	2	81.2
3405	500	3.5	220	23.3	3	3.2	1	79.6
1703	900	1.9	210	11.4	1	3.3	1	82.4
3406	350	5.0	180	28.7	3	3.4	1	76.0
1704	250	6.9	150	36.2	1	3.4	2	72.7
1705	260	6.7	190	44.7	1	3.3	1	73.6
0305	300	5.8	210	38.7	2	3.3	1	75.5
3703	170	10.2	210	39.0	1	3.4	1	73.7
1706	300	5.8	180	37.9	1	3.4	1	77.7

주) R : 곡선반경, DC : 곡률각, L : 곡선길이  
 시거 : 1→양호, 2→보통, 3→불량, 차선 : 1→안쪽차선, 2→바깥쪽차선

〈표 8〉 신경망 예측 입력자료

기하구조 지점별	R(m)	DC(°)	L(m)	$\theta$ (°)	시거	차로폭(m)	차선	V85% 속도 (km/hr)
3704	180	9.6	160	41.9	3	3.4	1	70.2
3407	370	4.7	210	36.5	1	3.2	2	80.8
1707	430	4.0	190	25.2	2	3.2	2	79.1
3705	460	3.8	240	30.0	2	3.4	2	79.5
0306	500	3.5	240	25.3	1	3.2	1	83.3
0307	750	2.3	140	12.1	1	3.3	2	80.9
1708	230	7.5	160	34.8	1	3.3	2	73.0
1709	280	6.2	180	38.0	1	3.3	2	72.7
0308	350	5.0	170	27.5	1	3.3	2	78.7
3408	630	2.8	300	30.0	1	3.3	1	79.8

#### 4. 최적 모형의 선정

최적 신경망 모형의 선정은 학습방법에 따라 모형을 학습시켜 이 결과로부터 예측 입력자료에 대한 예측값의 오차가 가장 적은 값을 갖는 모형을 신경망

모형의 최적 대안으로 선정하였다. 그 결과 은닉 유닛수, 학습계수, 모멘텀계수, 학습횟수에 따른 네개의 신경망 모형에서 〈표 9〉와 같이 모형별 최적 대안이 선정되었다.

〈표 9〉에서 나타나는 것처럼 네 개의 신경망 모형

〈표 9〉 신경망 모형의 최적 대안 선정

모형	입력 units	은닉층 수	은닉층 units	전이 함수	학습 계수 (α)	모멘텀 계수 (β)	학습 횟수
A	2	1	5	sigmoid	0.9	0.7	6만
B	4	1	5	sigmoid	0.9	0.4	4만
C	5	1	5	sigmoid	0.6	0.4	2만
D	7	1	5	sigmoid	0.6	0.7	2만

에 대하여 선정된 최적 대안은 은닉층의 유닛 수는 5개로 모두 같으며, 학습계수는 0.9와 0.6, 모멘텀계수는 0.7과 0.4, 학습횟수는 6만, 4만, 2만에서 최적의 학습 및 예측을 나타내는 것으로 분석되었다.

### V. 85백분위 주행속도 예측 및 평가

#### 1. 회귀모형에 의한 주행속도 예측

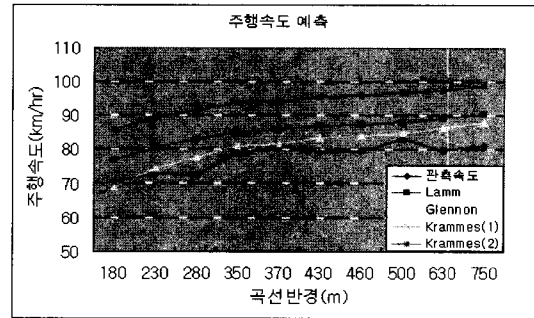
기존의 곡선부 평면선형에 대한 주행속도 예측모형은 Lamm, Glennon, Krammes에 의해 주행속도의 영향변수로서 곡률각, 곡선길이, 편각을 고려한 모형식을 개발하였다. 이 모형식에 예측 입력자료의 값을 입력하여 다음과 같은 예측결과를 얻었다.

〈표 10〉와 〈그림 5〉에서 나타나는 것처럼 기존 외국문헌에 발표된 회귀모형을 통한 예측값은 관측값과 차이가 상당히 큰 것으로 분석되었다. 가장 큰 원인으로서는 〈표 11〉과 같이 국가별 도로설계 기준이 다르기 때문이라고 판단된다.

〈표 10〉 회귀모형에 의한 주행속도 예측

곡선반경 R(m)	관측속도 (km/hr)	DC 고려(예측)			DC, L, I 고려(예측)
		Lamm	Glennon	Karmmes (1)	Karmmes (2)
180	70.2	76.8	68.9	84.9	85.9
370	80.8	85.8	81.6	84.5	94.0
430	79.1	87.1	83.4	95.9	95.6
460	79.5	87.4	84.0	96.3	95.9
500	83.3	88.0	84.7	96.8	96.9
750	90.9	90.2	87.8	99.9	98.9
230	73.0	80.6	74.4	89.0	89.5
280	72.7	83.0	77.7	91.6	91.5
350	78.7	85.2	80.9	93.9	93.9
630	79.8	89.2	86.5	98.2	97.5

주) DC : 곡률각, L : 곡선길이, I : 편각(교차각/2)



〈그림 5〉 회귀모형에 의한 주행속도 예측

〈표 11〉 국가별 도로설계 기준

Control	Criteria	
	미국기준(평지)	우리나라기준(평지)
Area Type	2차로 지방부 도로	2차로 지방부 도로
설계속도	100(km/h)	80(km/h)
제한속도	80.5~88.5(km/h)	60(km/h)

#### 2. 신경망 모형에 의한 주행속도 예측

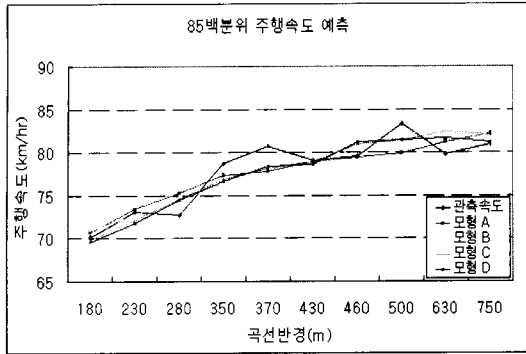
인공신경망 모형을 통한 주행속도 예측은 위에서 제시한 학습방법에 따라 20개 지점에 대하여 신경망 모형을 학습시켜 나머지 10개 지점에 대하여 예측한 결과 입력 units에 따른 최적 대안이 〈표 9〉과 같이 선정되었다.

다음의 표와 그림은 네 개의 신경망 모형에서 선정된 최적대안에 대하여 예측한 결과를 보여준다.

〈표 12〉 신경망에 의한 주행속도 예측

곡선반경 (m)	관측치 속도 (km/hr)	입력 units(km/hr)			
		모형 A(2)	모형 B(4)	모형 C(5)	모형 D(7)
180	70.2	70.7	71.0	69.8	69.6
370	80.8	77.8	77.4	78.2	78.4
430	79.1	79.0	78.3	79.0	78.6
460	79.5	79.4	80.8	80.9	81.2
500	83.3	79.9	82.0	81.4	81.4
750	80.9	82.1	81.1	82.0	81.2
230	73.0	73.4	72.7	72.2	71.8
280	72.7	75.3	74.9	74.6	74.5
350	78.7	77.3	75.8	76.9	76.6
630	78.8	81.2	83.0	82.4	81.6

\* 입력층 units  
 2 : 곡률각(DC), bias(1)  
 4 : 곡률각(DC), 곡선길이(L), 편각(I), bias(1)  
 5 : 곡률반경(R), 곡선길이(L), 교차각(θ), 시거, bias(1)  
 7 : 곡률반경(R), 곡선길이(L), 교차각(θ), 시거, 차로폭, 차선, bias(1)



〈그림 6〉 신경망에 의한 주행속도 예측

네 개의 신경망 모형에 의한 주행속도 예측결과 <표 12>과 <그림 6>에서와 같이 상당히 신뢰할만한 결과값을 얻었다. 관측값과 예측값의 오차에 있어서 네 개의 신경망 모형 모두 최고 3km/h 이내의 예측값을 나타냈으며, 특히 여섯 개의 입력변수를 갖는 모형 D가 가장 관측값에 근사한 값을 갖는 것으로 분석되었다.

### 3. 주행속도 예측의 평가

인공신경망을 이용한 주행속도 예측의 최적모형을 평가하기 위하여 관측치와 예측치간의 오차를 산출하는 통계량들을 사용하여 모형의 적정성을 평가하고자 하였다.

네 개의 신경망 모형에 대한 통계적 분석결과 <표 13>에 나타난 것처럼 상당히 좋은 결과를 얻었다. 신뢰도 기준인  $R^2$  경우 모형별로 약 76~85% 이상이며, 모형 D가 관측값에 가장 근사한 예측값을 보임으로써 신경망 모형의 신뢰성이 높은 것으로 분석되었다. 그러나, 기존 외국문헌에서 발표된 회귀모형에 의한 예측값은 국가별 도로설계 기준에 의한 차이로 예측값에 있어서 차이가 큰 것으로 분석되었다.

〈표 13〉 통계적 분석결과

모형	MARE	MAE	RMSE	%RMSE	$R^2$
신경망 모형 A	0.0179	1.41	1.8196	0.0234	0.7994
신경망 모형 B	0.0209	1.64	1.9960	0.0257	0.7586
신경망 모형 C	0.0186	1.46	1.6721	0.0215	0.8306
신경망 모형 D	0.0183	1.43	1.5903	0.0204	0.8468

## VI. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 2차로 지방부 일반국도의 다양한 곡선부 기하구조 조건하에서 곡선부 85백분위 주행속도 예측을 위한 모형으로 기존의 회귀모형에 비해 신뢰성이 높은 인공신경망 이론 중 역전파 학습알고리즘의 이론을 이용하여 주행속도 예측모형에 대한 연구를 수행하였다.

### 1. 결론

본 연구를 통하여 도출된 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 신경망 모형의 분석결과 총 30개 조사지점에 대하여 20개 지점의 자료를 학습시켜 나머지 10개 지점에 대하여 예측한 결과 신뢰성 있는 예측 결과를 얻었다. 모형에 대한 통계적 분석결과 모형 D가 평균절대오차 및 RMSE등이 가장 적은값으로 분석되었으며,  $R^2$  값은 85%로 분석되었다.
- 곡선부 주행속도에 영향을 미치는 기하구조 특성 중 곡선반경이 상관관계가 가장 높게 분석되었고, 다음으로 곡선길이, 교차각, 시거순이며, 차로폭과 차선(안쪽, 바깥쪽)은 상관관계가 낮은 것으로 나타났다.
- 곡선반경 400(m) 이하에서는 곡선반경에 따른 주행속도의 변화 폭이 크지만, 이상에서는 곡선반경에 따른 주행속도의 변화 폭이 작은 것으로 분석되었다.

주행속도 예측모형으로 신경망 모형은 기존 회귀모형에 비해 효율성과 신뢰성이 높은 모형으로 판단된다.

### 2. 향후 연구과제

- 본 연구는 2차로 지방부 일반국도의 평면 곡선부에 한해서만 조사·분석하였으나 향후 연속 곡선부(곡선부+곡선부), 종단과 평면선형이 조합된 복합곡선, 4차로 국도 및 고속도로에 대한 연구가 필요하다.



- 본 연구는 곡선부 중앙의 지점속도에 관해서만 분석하였으나 향후 검지기 자료를 이용한 곡선부 접근로의 직선부 85백분위 주행속도도 고려하여 선형의 설계일관성 평가와 이를 설계단계에서 고려할 수 있는 연구가 필요하다.

### 참고문헌

1. 한국건설기술연구원, "도로 곡선부의 안전성 향상을 위한 평면선형 설계 지침 연구", 건기연 98-104, 1998.
2. "도로의 구조·시설기준에 관한 규칙 해설 및 지침", 건설교통부, 2000.3.
3. "A Policy on Geometric Design of Highways and Streets 1994," AASHTO, Washington, D. C., 1994.
4. R. Lamm et al., "Safety Module for Highway Design," TRR 1512, TRB, 1995.
5. Kay Fitzpatrick, et al, "Speed Prediction for Two-Lane Rural Highways," Publ. No. FHWA-RD-99-171, Texas Transportation Institute, 2000.
6. Krammes, et al, "Horizontal Alignment Design Consistency for Two-Lane Rural Highways," Federal Highway Administration, Publ. No. FHWA-RD-94-034.
7. 정준화, 박영진, 박창호, "속도에 따른 평면 곡선부 설치 방안 연구", 대한토목학회논문집, Vol. 20, No. 5-D, 2000b.
8. 김대수, "신경망 이론과 응용(I)", 하이테크정보, 1992.
9. 이상원, "학습하는 기계신경망", Ohm사, 한솔기획, 1993.
10. 오창석, "뉴로컴퓨터", 지성출판사, 1996.
11. Dan W. Patterson, "Artificial Neural Networks Theory & Applications," Prentice Hall, 1995.
12. 한종학, "인공신경망을 이용한 신호교차로 대기행렬 예측모형에 관한 연구", 석사학위논문, 한양대학교, 1997.

✉ 주 작성자 : 이종필  
 ✉ 논문투고일 : 2002. 1. 2  
 논문심사일 : 2002. 1. 30 (1차)  
 2002. 2. 1 (2차)  
 심사판정일 : 2002. 2. 1