

차량 제어를 위한 타이어 특성의 퍼지 소속 함수 신경망 모델링

FMFNN Modeling of the Tire Characteristics for Ground Vehicle Control

박 명 관*, 서 일 홍*
Myung Kwan Park*, Il Hong Seo*

요 약

차량 모델 비선형성의 주된 요인 중 하나는 타이어의 비선형성이라고 할 수 있다. 타이어 모델도 간편화하기 위해 선형화된 타이어 모델을 적용할 경우에 저속 주행 또는 고속 주행이라도 조향각이 적을 때는 문제가 없지만, 급격한 가속과 과도한 조향각을 주었을 때는 타이어 미끄럼 각(Tire Slip Angle)이 급격히 변화되므로 선형화된 타이어 모델을 적용하지 못하게 된다. 그러므로 타이어와 지면 사이의 물리적 현상을 자세히 표현할 수 있는 비선형 타이어 모델이 요구되어진다. 실험적 모델은 실제 차량의 실험 데이터를 바탕으로 커브 피팅(Curve Fitting)하여 타이어의 동특성을 표현하도록 모델링 하므로 모델의 정확도를 높일 수 있는 반면 요구하는 계수들이 많아지게 되어 계산량이 증가되는 단점이 있다. 기존의 타이어 모델 연구 결과에 대해 분석하고, 관측 자료들을 바탕으로 FMFNN(Fuzzy Membership Function based Neural Network)을 이용한 함수 근사화로서 타이어 횡측력과 종측력의 모델링 방법을 제안하였다.

I. 서 론

최근 첨단 자동차 기술에 대한 연구가 제어, 통신, 센서 등의 기술을 결합하여 무인운전, platoon 제어, 지능 고속 도로망(IVHS) 등의 실용화에 집중되고 있으며, 특히 차세대 차량 제어 시스템(Advanced Vehicle Control System)은 운전자의 조작성(Maneuverability)을 간편하게 하고, 부주의 또는 예측하지 못한 상황 변화에 의해 발생하는 사고를 방지하여주는 안정성(Safety)을 높이도록 개발되고 있다.

차량 제어 시스템은 조향 제어(Steering Control)와 추진 제어(Traction Control)로 나뉘어지며, 추진 제어는 구동성을 향상시켜 운전을 용이하게 하는 엔진

구동력의 전자제어와 자동 변속장치 등의 연구와 능동적 안정성(Active Safety)을 향상시키는 ABS(Antilock Brake System) 등의 연구[1]가 이루어지고 있으며, 조향 제어는 측면 미끄럼 각(Side Slip Angle)이 발생하지 않도록 하여 안정성과 조향성을 향상시키기 위한 4륜조향 시스템과 주행 차선 이탈 방지를 위한 자동 조향 제어 시스템 등의 연구가 이루어지고 있다.[2, 3, 4, 5, 6] 또한 조향 및 추진 제어 알고리즘들을 통합하여 제어하는 연구도 발표되고 있다.[7, 8].

이러한 제어 시스템을 구상하기 위해서는 차량 모델링이 필수적으로 선행 되어져야 한다. 그러나 차량 모델은 매우 비선형 특성을 갖고 있으며, 운동 방정식이 서로 결합(Coupling)되어 있기 때문에 일반적으로 일정한 주행 속도를 갖는 2자유도 선형 모델(2 d.o.f. linear bicycle model)을 근거로 하기 때문에 [6, 9] 정

*한양대학교 전자공학과
Hanyang Univ. Dept. of Electronic Eng.

상상태(steady state)에서는 바람직한 결과를 얻을 수 있었지만, 가감속과 같이 주행 속도가 급격히 변화하는 과도 상태(transient state)에서는 실제 차량의 제어와 많은 차이가 발생되므로, 추진력을 의미하는 종방향 운동을 고려한 3 자유도 비선형 모델에 대한 연구도 이루어지고 있다. 또한, 비선형 차량 모델에 주된 요인 중 하나는 타이어의 비선형성이라고 할 수 있다. 타이어 모델도 간편화하기 위해 선형화된 타이어 모델을 적용할 경우에 저속 주행 또는 고속 주행이라도 조향각이 적을 때는 문제가 없지만, 급격한 가감속과 과도한 조향각을 주었을 때는 타이어 미끄럼 각(Tire Slip Angle)이 급격히 변화되므로 선형화된 타이어 모델을 적용하지 못하게 된다. 그러므로 타이어와 지면 사이의 물리적 현상을 자세히 표현할 수 있는 비선형 타이어 모델이 요구되어진다.

이러한 타이어 모델링 방법은 크게 해석적 모델, 실험적 모델, 관측기를 이용한 추정 기법 등으로 나눌 수 있으며, 고려되어지는 물리량에 따라 각종 타이어 특성을 표현하도록 모델링 되게 된다. 해석적 모델로는 유한요소법(Finite Element Method)를 이용한 모델, 탄성 역학에 근거한 모델, 마찰원(Friction Ellipse)에 근거한 모델들이 발표되었으나 매우 복잡하게 표현되므로 차량 모델에 적용하기에 부적합하다고 생각되며, 실험적 모델은 실제 차량의 실험 데이터를 바탕으로 커브 피팅(Curve Fitting)하여 타이어의 동특성을 표현하도록 모델링 하므로써 모델의 정확도를 높일 수 있는 반면 요구하는 계수들이 많아지게 되어 계산량이 증가되는 단점이 있다.[10, 11, 12] 최근 관측기를 이용한 추정 기법으로 중요한 변수를 Recursive Least Square Method를 이용하여 추정하는 방법과 상태 관측기(State Observer)를 이용하는 방법[13], 확장된 칼만 필터(Extended Kalman Filter)를 이용하여 타이어 힘을 추정하는 연구가 발표되었다[14].

본 논문에서는 2절에서 차량 제어에서 필요로 하는 타이어 모델링을 유도하기 위한 차량의 기구학과 동역학을 3 자유도 비선형 모델로 유도하였다. 3절에서는 기존의 타이어 모델 연구 결과에 대해 분석하고, 4 절에서는 관측 자료들을 바탕으로 FMFNN(Fuzzy Membership Function based Neural Network)을 이용한 함수 근사화로서 타이어 횡측력과 종측력의 모델

링 방법을 제안하였다.

II. 차량 모델링

2.1 차량 기구학

일반적인 모델링을 위해 바퀴마다 각각 한 쌍의 조향용 모터와 추진용 모터가 장착된 4륜 조향/4륜구동 차량(4WS/4WD vehicle)을 대상으로 한다. 그림 1에서 v_{fl} , v_{fr} , v_{rl} , v_{rr} 과 v 는 차체중심 좌표계(Chassis Coordinates)[15]를 기준으로 각각 전륜우측바퀴, 전륜좌측바퀴, 후륜 우측바퀴, 후륜좌측바퀴, 그리고 차량 무게중심(C.G.)에서의 국부 속도 벡터(local velocity vector)들이며, 각 속도 벡터들의 크기는 v_{fl} , v_{fr} , v_{rl} , v_{rr} , v 로 표시하고, 속도 벡터와 차량의 종축중심선 사이의 각을 의미하는 측면 미끄럼각(sideslip angle)은 β_{fl} , β_{fr} , β_{rl} , β_{rr} , β 로 표시한다.

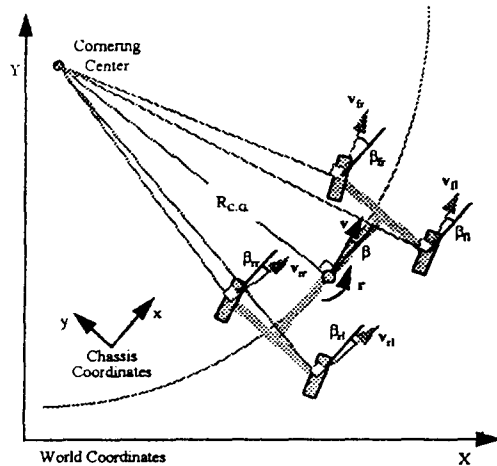


그림 1. 4륜조향/4륜구동 차량의 좌표계.
Fig 1. Coordinate of 4WS/4WD Vehicle.

속도 벡터들은 기저 좌표계(World Coordinates)의 한 지점에 위치한 차량 회전축(Cornering Center)과 연결된 선에 수직을 이루며, 특히 차량 무게중심(C.G.: Center of Gravity)과 차량 회전축(Cornering Center) 간의 거리를 차량의 회전 반경($R_{c.g.}$)이라고 한다.

차량 무게중심에서의 차량 속도(vehicle velocity) v , 차량 측면미끄럼각(vehicle sideslip angle) β , 그리고 요

우잉 속도(yawing velocity) r 로부터 각 국부 속도 벡터들의 값을 구하기 위해서, 다음과 같은 기구학적 관계식을 이용한다[6, 14].

$$\begin{aligned} v \cos \beta &= v_{fr} \beta_{fr} - l_f r = v_{fl} \cos \beta_{fl} + l_f r \\ &= v_{rr} \beta_{rr} - l_r r = v_{rl} \cos \beta_{rl} + l_r r \end{aligned} \quad (1.a)$$

$$\begin{aligned} v \sin \beta &= v_{fr} \sin \beta_{fr} - d r = v_{fl} \sin \beta_{fl} - d r \\ &= v_{rr} \sin \beta_{rr} + d r = v_{rl} \sin \beta_{rl} + d r \end{aligned} \quad (1.a)$$

여기에서, l_f 와 l_r 는 각각 차량 무게중심으로부터 앞차축(front axle), 뒷차축(rear axle)까지의 거리를 의미하며, d 는 차량의 횡 방향거리 l_y 의 1/2이다.

식(1.a), (1.b)로부터 각 바퀴에서의 측면미끄럼각과 속도를 다음과 같이 구할 수 있으며,

$$\beta_{fr} = \tan^{-1} \left(\frac{v \sin \beta + l_f r}{v \cos \beta + dr} \right) \quad (2.a)$$

$$\beta_{fl} = \tan^{-1} \left(\frac{v \sin \beta + l_f r}{v \cos \beta - dr} \right) \quad (2.b)$$

$$\beta_{rr} = \tan^{-1} \left(\frac{v \sin \beta - l_r r}{v \cos \beta + dr} \right) \quad (2.c)$$

$$\beta_{rl} = \tan^{-1} \left(\frac{v \sin \beta - l_r r}{v \cos \beta - dr} \right) \quad (2.d)$$

$$v_{fr} = \sqrt{(v \sin \beta + l_f r)^2 + (v \cos \beta + dr)^2} \quad (3.a)$$

$$v_{fl} = \sqrt{(v \sin \beta + l_f r)^2 + (v \cos \beta - dr)^2} \quad (3.b)$$

$$v_{rr} = \sqrt{(v \sin \beta - l_r r)^2 + (v \cos \beta + dr)^2} \quad (3.c)$$

$$v_{rl} = \sqrt{(v \sin \beta - l_r r)^2 + (v \cos \beta - dr)^2} \quad (3.d)$$

이렇게 구해진 속도 벡터 성분들을 이용하여, 조향 성능에 결정적인 영향을 미치는 타이어힘(tire force)의 추정에 이용되는 바퀴 미끄럼각(wheel slip angle) α_w 와 바퀴 미끄럼비(wheel slip ratio) λ_w 를 [1][7][14][16] 각각 그림 2와 그림 3의 정의로서 식(4), (5)를 얻을 수 있다.

$$\alpha_w = \delta_w - \beta_w \quad (4)$$

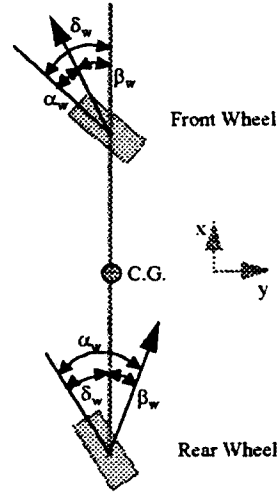


그림 2. 바퀴 미끄럼 각.
Fig 2. Wheel Slip Angle.

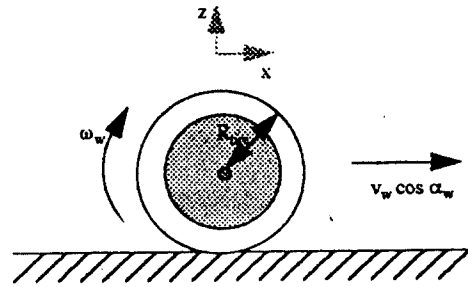


그림 3. 바퀴 미끄럼 비.
Fig 3. Wheel Slip Angle.

$$\lambda_w = \frac{v_w \cos \alpha_w - \omega_w R_{tire}}{v_w \cos \alpha_w} \quad (5)$$

여기에서 아래첨자 w 는 각 바퀴 fr, fl, rl 를 의미하며, ω_w 는 각 바퀴의 각속도(wheel angular velocity), δ_w 는 각 바퀴에 인가되는 조향각(steer angle)을 의미하고, R_{tire} 는 타이어의 실효 반지름(tire effective radius)을 의미한다. 그림 3의 $v_w \cos \alpha_w$ 는 바퀴 진행 방향의 속도를 의미한다.

2.2 차량 동역학

차량의 무게중심이 도로 기준면(road level)[6]에 위치한다고 가정하면, 피치(pitch)와 롤(roll) 운동 성분을 고려하지 않아도 되므로, 대상차량의 동역학 모델은 3-자유도를 갖는 평면모델(3-d.o.f. planar model)을 적용함에 의해 유도될 수 있다.

차량 무게중심에서의 차량 속도 v , 차량 측면미끄럼각 β , 그리고 요우잉 속도 r 를 상태변수로 하여 차량의 종축력(vehicle longitudinal force) 및 횡축력(vehicle side force), 그리고 요우잉 모멘트(yawing moment)와의 관계를 운동 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

- (i). 차량 종방향 운동: $F_x = m\dot{v} \cos \beta - m(\beta + r)v \sin \beta$ (6.a)
- (ii). 차량 횡방향 운동: $F_y = m\dot{v} \sin \beta + m(\beta + r)v \cos \beta$ (6.b)
- (iii). 차량 요우잉 운동: $M_z = I_z \dot{r}$ (6.c)

여기에서, m 은 차량의 무게이고 I_z 는 차체 중심 좌표계에서 수직축(z-axis)에 대한 관성 모멘트(moment of inertia)를 의미한다. F_x 와 F_y 는 각각 차량의 종축력과 횡축력을 의미하고, M_z 는 요우잉 모멘트를 의미한다.

실제 차량의 운동은 그림 4와 같이 각 바퀴에서의 힘 성분들의 조합으로 이루어지므로, 차량 무게중심에서의 종축력 F_x , 횡축력 F_y 및 요우잉 모멘트 M_z 는 차체 좌표계를 기준으로 한 타이어 힘(tire force)과 다음과 같이 관계를 갖는다[17].

$$F_x = X_{fr} + X_{fl} + X_{rr} + X_{rl} \quad (7.a)$$

$$F_y = Y_{fr} + Y_{fl} + Y_{rr} + Y_{rl} \quad (7.b)$$

$$M_z = l_f(Y_{fr} + Y_{fl}) - l_r(Y_{rr} + Y_{rl}) + d(X_{fr} + X_{rr}) - d(X_{fl} + X_{rl}) \quad (7.c)$$

여기에서, $X_{fr}, X_{fl}, X_{rr}, X_{rl}$ 는 각 바퀴에서의 차체 중심 좌표계 종방향의 힘 성분을 의미하며, $Y_{fr}, Y_{fl}, Y_{rr}, Y_{rl}$ 는 각 바퀴에서의 차체 중심 좌표계 횡 방향의 힘 성분을 의미한다.

이때, 각 바퀴에서 발생하는 체체 중심 좌표계를 기준으로 하는 타이어 힘 X_w 및 Y_w 에 대하여 하나의 물리적 제한 “동일 직선상에 놓여있는 강체로 연결된 두 질점에서 발생하는 동방향의 힘은 동일하다”이 적용되어야 하며, 이 조건은 식(8)로 표현될 수 있다.

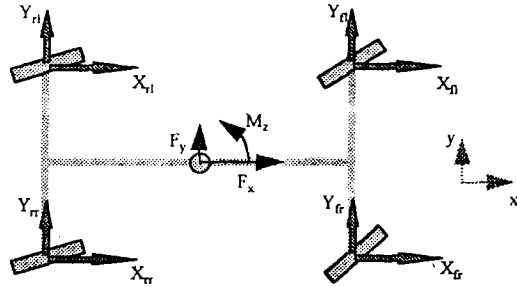


그림 4. 차체 중심 좌표계에서의 힘과 모멘트 성분.
Fig 4. Force and Moment Component with Vehicle Coordinate.

$$X_{fr} = X_{rr} = X_{right} \quad X_{fl} = X_{rl} = X_{left} \quad (8.a)$$

$$Y_{fr} = Y_{fl} = Y_{front} \quad Y_{rr} = Y_{rl} = Y_{rear} \quad (8.b)$$

$$l_y(Y_{front} - Y_{rear}) = l_x(X_{right} - X_{left}) \quad (8.c)$$

따라서, 식(7.a), (7.b), (7.c)는 식 (9.a), (9.b), (9.c)로 표현할 수 있다.

$$F_x = 2 X_{right} + 2 X_{left} \quad (9.a)$$

$$F_y = 2 Y_{front} + 2 Y_{rear} \quad (9.b)$$

$$M_z = 2 l_f Y_{front} - 2 l_r Y_{rear} + l_y(X_{right} - X_{left}) = d_f Y_{front} - d_r Y_{rear} \quad (9.c)$$

여기에서, d_f 와 d_r 은 각각 $d_f \equiv \frac{(2l_f)l_x + l_y^2}{l_x}$ 와

$d_r = \frac{(2l_r)l_x + l_y^2}{l_x}$ 로 정의된다.

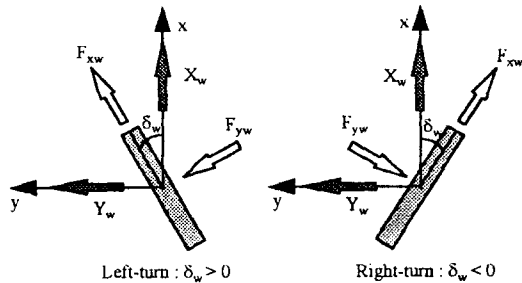


그림 5. 4WS/4WD 모델에서 타이어 힘의 좌표계 변환.
Fig 5. Coordinate Conversion of Tire Force 4WS/4WD Model.

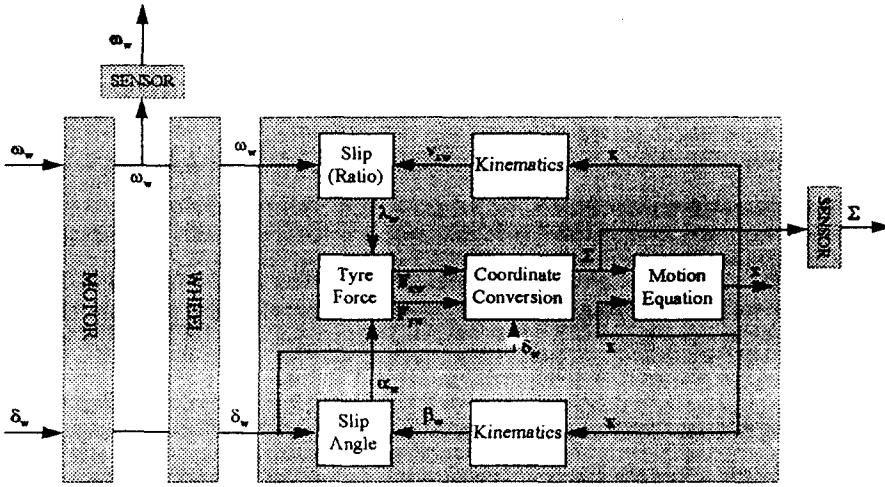


그림 6. 4륜조향/4륜구동차량 모델의 블록도.
Fig 6. Block Diagram of 4WS/4WD Vehicle Model.

차체 좌표계를 기준으로 타이어 힘 X_w 및 Y_w 은 그림 5에서 볼 수 있듯이 바퀴 좌표계를 기준으로 타이어 힘 F_{xw} 및 F_{yw} 와 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$X_w = F_{xw} \cos \delta_w - F_{yw} \sin \delta_w \quad (10.a)$$

$$Y_w = F_{xw} \sin \delta_w + F_{yw} \cos \delta_w \quad (10.b)$$

여기에서, 아래 첨자 w 는 각 바퀴 fl, ℓ, rr, rl 를 의미하며, $F_{xfl}, F_{x\ell}, F_{xrr}, F_{xrl}$ 는 각각 타이어 종축력(tire longitudinal force)을 의미하고, $F_{yfl}, F_{y\ell}, F_{yrr}, F_{yrl}$ 는 각각 타이어 횡축력(tire side force)을 의미한다.

4륜조향/4륜구동차량에 대한 기구학 및 동역학 모델의 전체 블록도는 그림 6과 같다[22].

III. 타이어 모델링

차량 모델에서 언급한 바와 같이 조향 성능에 결정적인 영향을 미치는 타이어 힘은 하중이동(lod transfer), 타이어 미끄럼 각(Tire Slip Angle)과 타이어 미끄럼 비(Tire Slip Ratio), 마모나 압력 같은 타이어의 상태, 도로 노면에 의해 결정되는 노면/타이어 결합 특성(road/tire condition) 등 제어 가능한 요소뿐 아니라 다수의 제어 불가능한 외부 물리적 요인들에 의

해 좌우되며 [1][4], 복잡한 비선형성으로 인해 정확한 모델링이 어렵다. 그러므로 차량 제어에 적절한 방법을 선택 하기 위해서는 기존의 타이어 모델링 방법에 대해 상세히 분석하는 연구가 필수적이라고 할 수 있다.

3.1 Magic Formula 타이어 모델

Magic formula 타이어 모델은 주어진 타이어의 정상상태 입/출력 관계를 표현하는 semiempirical model로서 미리 설정한 곡선을 사용하여 측정 데이터와 모델 출력 사이의 오차 제곱 합을 최소화 되도록 하는 모델이다.[12, 18] 또한 개선된 Magic formula는 타이어 횡축력과 타이어 미끄럼 각 사이의 관계를 표현한 것이며 정상 상태 횡축력 계산식의 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$F_y(\alpha) = D \sin \{ \text{Carctan} \{ B(\alpha + S_b) - E \{ B(\alpha + S_b) - \arctan \{ B(\alpha + S_b) \} \} \} \} + S_v \quad (11)$$

여기서, 각 계수들의 의미는 그림 7에서 보여주고 있으며, D 는 곡선의 최대치를 조정하는 요소이며, 요소 BCD 의 곱은 횡 미끄럼 각이 영 일때 곡선의 기울기를 나타내며 선형화 된 차량 모델링을 적용할때 타이어 회전 강성(Tire cornering stiffness)으로서 사용

되어진다. C는 유형 요소(shape factor)로서 곡선의 유형을 결정하기 위한 요소이다. E는 원점에서 곡선의 기울기를 조정하는 요소로서 강성 요소(stiffness factor)처럼 사용될 수 있으며, 최대치 근처에서 곡선을 조정한다. Sh와 Sv는 각각 수평, 수직에 대한 이동 요소(shift factor)이다. 이들 요소들은 수직 하중과 캠버각에 종속되어 있으나, 수직 하중에 대해서만 고려하고 캠버각에 대한 영향은 무시한다.

수직 하중에 의한 회전 강성의 종속 관계 표현은 다음 식과 같이 할 수 있다.

$$BCD_y = a_3 \sin\{2 \arctan(F_z/a_4)\} \quad (12)$$

$$D_y = a_1 F_z^2 + a_2 F_z \quad (13)$$

$$E_y = a_6 F_z + a_6 \quad (14)$$

$$C_y = a_5 \quad (15)$$

여기서, F_z 는 수직 하중력을 의미하며, 포함하고 있는 7개의 파라미터는 측정된 데이터와 근사화된 데이터의 오차 제곱의 합이 최소화되도록 결정되어진다.

$$\min_{p \in R^7} \sum_{i=1}^n [F_{yMF} - F_{yMEAS}] \quad (16)$$

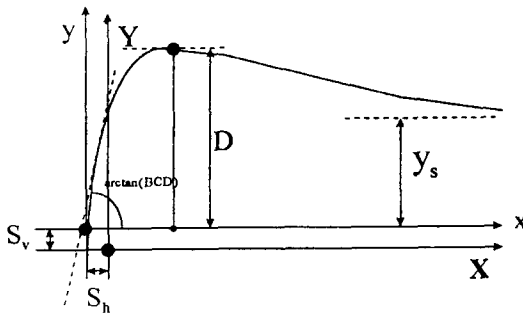


그림 7. Magic Formula 파라미터의 의미.
Fig. 7. The Meaning of some parameters of the Magic Formula.

지금까지 설명한 Magic Formula는 실험적 모델의 대표적 형태로서 Pajesca 모델이라고도 한다[12, 18]. 또한 최근에는 Magic Formula의 실험적 데이터와 모델 출력 사이의 오차를 최소화하도록 신경 회로망을 적용한 Neuro-Tire Model도 발표되었다.[18] 그러나,

앞서 유도된 차량 모델에서 조향 제어와 추진 제어를 통합 적용하기 위해서는 타이어의 모델링이 타이어 미끄럼 각(α)과 타이어 미끄럼 비(λ)에 대해 횡축력과 종축력을 표현하도록 모델링 되어야 하는데, Magic Formula는 횡 방향 운동에만 국한된 모델링이므로 종 방향 운동과 결합된 차량 모델에는 적합하지 않다. 또한 이러한 실험적 모델의 단점은 각종 파라미터에 역학적 배경이 존재하지않기 때문에 파라미터의 수가 증가하는 경향이 있으며 필요로 하는 실험적 데이터가 비약적으로 증가된다는 것이다.

3.2 Allen's 타이어 모델

Allen's 타이어 모델은 타이어가 완전한 점착(Adhesion) 상태에서 미끄럼(Sliding)까지의 전반적인 조작(Maneuvering) 범위의 종 방향 타이어 힘과 횡 방향 타이어 힘의 상호 연관성을 타이어 미끄럼 각과 미끄럼 비를 고려하여 모델링한 것으로 타이어의 재질과 기하학적 파라미터에 따르는 종축력과 횡축력을 모델링한 것이다. 또한, 이들 파라미터와 함께 수직 하중이 종 방향 타이어 힘과 횡 방향 타이어 힘을 결정하는데 주된 요소로 작용하므로써, 수직 하중의 변화도 관계 수식의 반복적인 계산에 의해 결정되도록 구성되어 있다.

미끄러짐이 시작되어 완전히 미끄러질 때까지의 과도 상태에서는 타이어 실험으로부터 타이어 힘의 포화 현상을 볼 수 있으며[10, 11] 이때의 복합 미끄럼 함수(Composite Slip Function)와 타이어 포화 함수(Tire Saturation Function)는 다음과 같이 표현되어진다.

$$\sigma = \frac{\pi a_p^2}{8 \mu_0 F_z} [K_s^2 \tan^2 \alpha + k_c^2 \left(\frac{s}{1-s}\right)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

$$f(\sigma) = \frac{[C_1 \sigma^3 + C_2 \sigma^2 + \frac{4}{\pi} \sigma]}{[C_1 \sigma^3 + C_3 \sigma^2 + C_4 \sigma + 1]} \quad (18)$$

윗 식의 포화 함수를 사용한 정규화된 횡축력과 종축력은

$$\frac{F_y}{\mu F_z} = \frac{[f(\sigma) k_s \tan \alpha]}{[k_s^2 \tan^2 \alpha + k_c^2 s^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (19)$$

$$\frac{F_x}{\mu F_Z} = \frac{[-f(\sigma)k'_c c]}{[k_s^2 \tan^2 \alpha + k_c^2 s^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (20)$$

윗식에서 횡측 강성 계수(Lateral Stiffness Coefficient) k_s 와 종측 강성 계수(Longitudinal Stiffness Coefficient) k_c 는 다음과 같다.

$$k_s = \frac{2[A_0 + A_1 F_Z - (A_1 \frac{F_Z^2}{A_2})]}{a_{po}^2} \quad (21)$$

$$k_c = \frac{2F_Z(\frac{CS}{F_Z})}{a_{po}^2} \quad (22)$$

여기서 μ_0 는 최대 타이어/노면 마찰 계수로서 다음과 같다.

$$\mu_0 = 1.176 \mu_{nom} (B_1 F_Z + B_3 + B_4 F_Z^2) \quad (23)$$

또한, 타이어의 접촉면의 길이 a_p 는

$$a_p = a_{po} [1 - k_a (\frac{F_x}{F_Z})] \quad (24)$$

$$a_{po} = \frac{[0.0768 \sqrt{F_Z F_{ZT}}]}{[T_w (T_p + 5)]} \quad (25)$$

과도 상태에서의 마찰계수 μ 는

$$\mu = \mu_0 \sqrt{1 - k_\mu (\sin^2 \alpha + S^2 \cos^2 \alpha)} \quad (26)$$

과도 상태에서의 강성(Stiffness) k'_c 은

$$k'_c = k_c + (k_c - k_s) \sqrt{\sin^2 \alpha + S^2 \cos^2 \alpha} \quad (27)$$

과도 상태에서의 마찰계수를 계산하기 위한 상수로서 k_μ 는

$$k_\mu = \frac{1}{11f} v_{wi}^{\frac{1}{4}} \quad (28)$$

여기서 F_{ZT} 는 동작 압력 상태에서 타이어 부하 설계 값이며, T_w 는 타이어 트레드(Tread) 폭이며, T_p 는 타이어 압력을 나타내고, k_a 는 타이어의 접촉면 길이에서 F_x 에 영향을 주는 비례 계수이며, 또한 $\frac{CS}{F_Z}$ 는 타이어의 Calspan 실험으로부터 얻어진 계수이다.

여기서 $C_i, A_j, B_j (i=1, 2, 3, 4, j=0, 1, 2, 4)$ 는 표준 SAE(Society of Automotive Engineers)타이어 파라미터이며, 표 1에 wide section radial 타이어의 파라미터를 제시하였다.[11]

표 1. Wide section radial 타이어의 파라미터

Table 1. Tire parameter for wide section radial

파라미터	값	파라미터	값
타이어 규격	p185/70R13	C ₁ radial	1.0
타이어 폭	18.5cm(7.3 in)	C ₂ radial	0.34
타이어 압력	165.5kPa(24psi)	C ₃ radial	0.57
설계 부하치	4,370N(980lb)	C ₄ radial	0.32
Calspan A ₀	1,068	k _a	0.05
Calspan A ₁	11.3	Calspan B ₁	-1.7 × 10 ⁻⁴
Calspan A ₂	2,422.7	Calspan B ₃	1.04
Calspan A ₃	0.31	Calspan B ₄	1.69 × 10 ⁻⁸
Calspan A ₄	-1.887	CS/F _Z	17.91
μ _{NOM}	0.85	I _w	2.03 kg·m ²

IV. 퍼지소속 함수 신경망을 이용한 타이어 모델링

지금까지 일반적인 함수 근사화(function approximation)[10, 11]나 수치해석(numerical analysis)적 모델링[19][20]등 타이어 힘의 비선형 특성을 찾기 위한 여러가지 모델링 방법이 제시되어 왔다. 일반적으로 비선형 특성의 아크탄젠트(arc tangent) 근사화[7]가 가장 많이 사용되고 있으며, 최근에는 신경 회로망의 학습을 이용하여 타이어의 입/출력 관계를 비선형 사영(Mapping)시키는 연구도 발표되었다.[18]

비선형 타이어 특성을 표현하도록 하는 입/출력 관계는 일반적으로 그림 8과 같이 볼 수 있다.

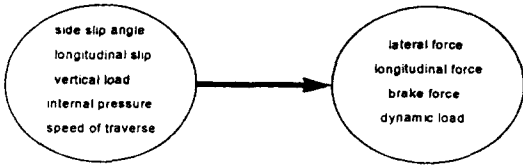


그림 8. 비선형 타이어 특성의 입/출력 관계
Fig. 8. Input/Output relation of Nonlinear Tire Characteristics

그림 8에서 언급된 입/출력 변수 중 차량 제어의 주된 입력 요인으로 타이어 미끄럼 각 과 타이어 미끄럼 비 그리고 수직 하중을 들 수 있으며, 출력으로 횡 축력과 종 축력 그리고 정지력(Brake Force)를 들 수 있다. 본 논문에서는 2장에서 유도된 동역학을 기준으로 입력 변수를 타이어 미끄럼 각 과 타이어 미끄럼 비로 하고, 출력을 횡 축력과 종 축력으로 하는 타이어 모델을 수직 하중에 대해 정규화 시키도록 하는 실험적 모델에 대하여 FMFNN(Fuzzy Membership Function based Neural Networks)을 이용하여 모델링 하는 기법을 제안하도록 한다.

4.1 퍼지 소속 함수 신경망(FMFNN)

일반적으로 유한 개의 고정 비선형 기본 함수(fixed nonlinear basis function)에 대한 계수 집합(a set of coefficients)을 찾으면 비선형 함수 근사화는 해결할 수 있다는 것은 알려진 사실이다. 특히, p차원 입력에서 원하는 스칼라 함수 f를 근사화 하려면, 적당한 기

본 함수 ϕ 와 계수 C_i 를 선택하여 식(29)의 값이 최소가 되도록 해야 한다.

$$\left\| f(y_1, y_2, \dots, y_p) - \sum_{i=1}^L C_i \Phi_i(y_1, y_2, \dots, y_p) \right\| \quad (29)$$

여기에서 $\| \bullet \|$ 은 함수의 노름(norm)이고, L은 필요한 기본 함수의 개수이다. 이러한 기본 함수를 선택하는데는 (i) 어떤 원하는 함수 f를 근사화 시키기 위하여 커다란 고정 기본 함수를 선택하는 방법, (ii) 최적 근사값을 얻기 위하여 변화하는 매개변수(parameter)에 의거하는 더 작은 적응(adaptive) 기본 함수를 선택하는 방법, (iii) 새로운 자료 점들이 들어올 때마다 새로운 기본 함수를 추가하는 방법이 있다. 그중에서, 역 전과 신경망으로 함수를 근사화 하려할 때, 매개변수가 매우 비선형이라는 것이 약점이다. 왜냐하면 비선형 최적화 방법(nonlinear optimization technique)에 의거하여 학습해야 하고, 학습 과정에서 기울기 경사법(gradient decent)알고리즘이 사용되면 매개변수 추정은 선택된 성능 지수의 국부 최소치(local minimum)에 빠질 수도 있기 때문이다. 그러므로 본 연구에서는 퍼지 소속 함수 신경망(FMFNN)을 이용하여 비선 함수를 근사화[21]하므로써, 타이어 모델로 사용하였다.

퍼지와 신경망의 관계를 보기 위해, 다음과 같은 q개의 퍼지 규칙을 생각해 보면

$$\begin{aligned} R^1: & \text{If } y_1 \text{ is } A_{11}, y_2 \text{ is } A_{12}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } A_{1p}, \text{ then } u \text{ is } B_1, \\ R^2: & \text{If } y_1 \text{ is } A_{21}, y_2 \text{ is } A_{22}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } A_{2p}, \text{ then } u \text{ is } B_2, \\ & \vdots \\ & \vdots \\ R^q: & \text{If } y_1 \text{ is } A_{q1}, y_2 \text{ is } A_{q2}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } A_{qp}, \text{ then } u \text{ is } B_q, \end{aligned} \quad (30)$$

여기서, $y_i(i=1, 2, \dots, p)$ 는 입력 변수이고 u는 싱글톤(singleton) 소속 함수로 퍼지화된 출력 퍼지 변수이다. 그리고 A_{ij} 와 $B_i(i=1, 2, \dots, q, j=1, 2, \dots, p)$ 는 각각 입출력 언어(퍼지 집합) 변수이다.

A_{ij} 와 B_i 의 소속함 B는 다음과 같은 전형적인 sup-min 또는 sup-product 퍼지 추론 방법에 의해 계산될 수 있다.

(Sup-min 추론 방법)

$$\mu^B(u) = \text{Sup} \{ \min \{ \mu_{i1}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p), \mu_i^B(u) \} \mid i = 1, 2, \dots, q \} \quad (31.a)$$

(Sup-product 추론 방법)

$$\mu^B(u) = \text{Sup} \{ \mu_i^B(u) \min \{ \mu_{i1}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p) \} \mid i = 1, 2, \dots, q \} \quad (31.b)$$

가산 조합 방법을 추론에 적용하면, $\mu^B(u)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\mu^B(u) = \sum_{i=1}^q \min \{ \mu_{i1}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p), \mu_i^B(u) \} \quad (32.a)$$

$$\text{또는 } \mu^B(u) = \sum_{i=1}^q \{ \mu_{i1}^B(u) \min \{ \mu_{i1}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p) \} \} \quad (32.b)$$

(31a, b), (32a, b)식의 $\mu^B(u)$ 는 하나의 스칼라 출력 값을 만들기 위하여 비퍼지화(defuzzification)되어야 한다. 여기에서, 만약 $\mu_i(u)$ 를 모든 i 에 대하여 $u = \lambda_i$ 에 우치한 노말 싱글톤(normal singleton)이라고 하고, (33a, b)(34a, b)의 $\mu^B(u)$ 에 비퍼지화에 보통 사용되는 무게 중심 법을 적용하면, $\mu_i(u) = \mu_i(\lambda_i)$ 가 되어 추론 방법에 관계없이 스칼라 출력 u 를 구할 수 있다.

$$u = \sum_{i=1}^q \lambda_i \frac{\Phi_i(y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0)}{\sum_{k=1}^q \Phi_k(y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0)} = \sum_{i=1}^q \lambda_i \tilde{\Phi}_i(y^0) \quad (33)$$

여기서, $\Phi_i(y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0) \triangleq \min \{ \mu_{ij}^A(y_j^0) \mid j = 1, 2, \dots, p \}$ 로 정의되며 $y \triangleq (y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0)$ 이고

$$\tilde{\Phi}_i(y^0) \triangleq \frac{\Phi_i(y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0)}{\sum_{k=1}^q \Phi_k(y_1^0, y_2^0, \dots, y_p^0)} \text{로 정의된다.}$$

여기서 λ_i 는 학습시켜야 할 가중치이고 (33)식은 그 형태가 함수 근사화에 많이 사용되는 RBF(Radial Basis Function)와 유사함을 알 수 있다. 즉, 퍼지 규칙으로부터 유도되었음에도 불구하고 그 형태는 신경망과 유사하여, 퍼지 소속 함수를 기본 함수(Basis Function)로 하고, 퍼지 규칙을 이용하여 가중치의 초기값을 정한 후, 학습에 의해 미세 조정하여 함수를 근사화할 수 있다. 이때 (33)식을 퍼지 소속 함수 신경망(Fuzzy Membership Function based Neural Network: FMFNN)이라고 한다. (33)식을 적용하여 함수를 근사화할 때 함수 출력을 원하는 크기로 맞추기 위해 비례 인자 K 와 함께 출력 노드에 아래와 같은 비선형 스칼라 함수 $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 을 넣는다.

$$g(u) = (1 - \exp(-\beta_1 u)) / (1 + \exp(-\beta_1 u)) \quad (34)$$

여기에서 β_1 은 상수로서 출력 노드 함수를 만들기 위한 기울기이다. (34)식은 기존의 역전파 신경망에서 사용되는 시그모이드함수(Sigmoid function)의 출력을 -1 에서 1 까지 확장한 함수이다. $f(y)$ 를 근사화될 스칼라 함수라 하고, $u(y)$ 를 $f(y)$ 의 근사값이라 하면, FMFNN을 이용한 함수의 근사값은

$$u(y) = Kg \left(\sum_{i=1}^q \lambda_i \Phi_i(y) \right) \quad (35)$$

가 된다. 한편 성능 지수 $J = 1/2(f(y) - u(y))^2$ 를 최소화하기 위해 기울기 경사법(Gradient Descent Method)을 적용하면 학습 규칙은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\lambda_i^{t+1} = \lambda_i^t + K\beta_1 \eta_1 \{ f(y) - u^t(y) \} \left\{ 1 - g \left(\sum_{i=1}^q \lambda_i \Phi_i(y) \right) \right\} \Phi_i(y) / 2 \quad (36)$$

여기에서 t 는 학습 횟수를 나타내며 정수이고, η_1 은 학습율이다. p 개의 입력과 하나의 스칼라 출력을 가진 FMFNN의 구조는 그림 9와 같다.

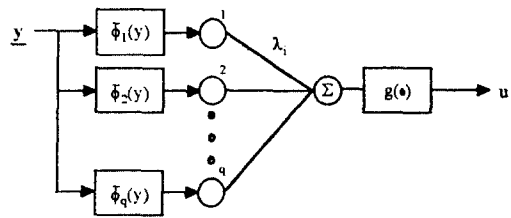


그림 9. FMFNN의 구조.
Fig 9. Structure of FMFNN.

(33)식을 적용하여 함수 근사화 경우 입력 변수가 많이 필요한 때는 퍼지 규칙이나 필요한 소속 함수를 결정하는데 어려움이 따른다. 이를 위해 함수의 대표적인 값 몇개를 배운 후, 나머지는 이 대표 값으로 대치하는 퍼지 신경 보간망(Fuzzy Neural Interpolating Network: FNIN)이 제안되었다.

보간망은 전체 성능 지수

$$J \Delta \sum_{(y \in S_y)} [u(y) - f(y)]^2 \quad (37)$$

를 최소화하기 위해 기울기 경사법에 의해 가중치 γ_i 를 다음과 같이 수정한다.

$$\gamma_i^{t+1} = \gamma_i^t + k \beta_1 \beta_2 \eta_2 \pi_i(y) u(y) [1 - f(y)]^2$$

$$\tilde{g}(\pi_i(y) \gamma_i) \{1 - \tilde{g}(\pi_i(y) \gamma_i)\} \sum_{y \in S_y} (u(y) - f(y)) \quad (38)$$

여기에서 $0 \leq \eta_2 \leq 1$ 는 학습율이며, $\tilde{g}(\bullet)$ 는 기울기가 β_2 인 시그모이드 함수이다. 보간망의 전체 구조는 그림 10와 같으며, FMFNN의 가중치 λ_i 와 소속 함수 Φ_i 가 보간망에서는 γ_i 와 π_i 로 바뀐 것이다.

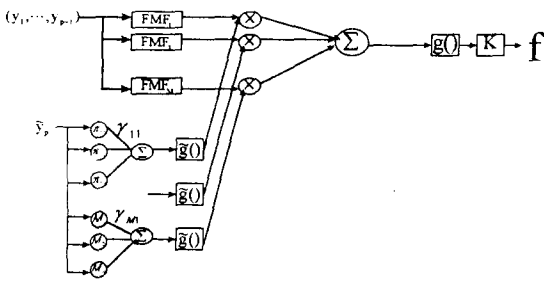


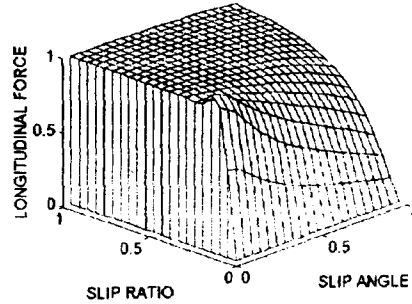
그림 10. 퍼지 신경망 보간망의 블록도.
Fig 10. Block diagram of fuzzy-neural interpolating network.

FMFNN의 경우를 보면, 퍼지 IF-THEN 규칙의 THEN 부분 소속 함수의 위치가 RBF나 BPNN(Back Propagation Neural Network)에서 흔히 쓰이는 기울기 경사법(gradient decent method)에 의해 변경된다. 따라서 FBF(Fuzzy Basis Function)에서 처럼 초기 기본 함수를 많이 잡고 그중에서 필요한 것만 찾을 필요없이 퍼지 규칙에 의해 적절한 갯수 만큼의 기본 함수를 갖고 시작하고, 필요한 경우에는 신경망에 의해 THEN 부분 소속 함수의 위치가 적절히 변경된다. 특히, 함수 근사화를 위해 퍼지 변수가 많이 필요한 경우, 적용된 퍼지 신경 보간망(Fuzzy Neural Interpolating Network; FNIN)에 의해 간단한 규칙으로도 전체 공간에 적용할 수 있다. 이런 관점에서 볼 때, 타이어 모델에 FMFNN과 FNIN을 적용하여 적은 실험적 관측 데이터 만으로도 타이어의 비선형 동작을 효과적으로 표현할 수 있다.

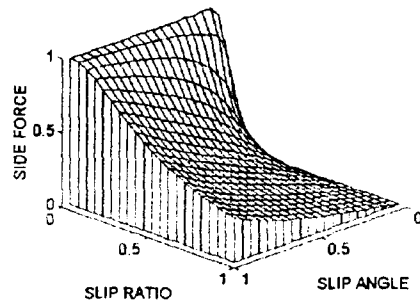
4.2 퍼지 소속 함수 신경망 타이어 모델링

3절에서 언급한 타이어 모델에서 Magic formula의 경우는 입/출력 관계가 타이어 미끄럼 각에 대해서는 횡축력 만을 모델링 하였고, 타이어 미끄럼 비에 대해서는 종축력 만을 모델링 하였기 때문에 2절에서 유도된 타이어 모델로는 적합하지 않다. 그러므로 본 논문에서 제안하는 퍼지 소속 함수 신경망 타이어 모델은 Allen이 제안한 타이어 모델을 기준으로 한다.

먼저 3-2절의 Allen 모델에서 제시한 타이어 구조와 특성으로 타이어 미끄럼 비와 타이어 미끄럼 각에 대한 횡축력과 종축력의 관계를 수치적 계산에 의해 3차원으로 구성한 결과를 그림 11에 보였다.



(a) 타이어 횡축력.
(a) Tire Lateral Forces.



(b) 타이어 종축력.
(b) Tire Longitudinal Forces.

그림 11. 타이어 힘의 비선형 특성.(Allen 모델)
Fig 11. Nonlinear Characteristics of Tire Forces.(Allen Model)

입력 x (타이어 미끄럼 각), y (타이어 미끄럼 비)와 출력 $f(\bullet)$ (타이어 횡 축력 또는 종 축력)의 범위는 각각 $x \in \{0, 1\}$, $y \in \{0, 1\}$, $f(x, y) \in \{0, 1\}$ 로서 출력 $f(\bullet)$ 는 수직 하중에 대해 정규화 시킨 값을 의미하며, 타이어 미끄럼 각의 단위는 라디안(Radian)이다. 먼저 함수를 구체적으로는 모르고 단지 표 2와 같이 231개의 입/출력 관계만이 실험적으로 알려져 있다고 가정한다. 본 논문에서는 Allen 모델의 수치적 계산으로부터 입/출력 데이터를 발췌하여 표 2와 표 3을 구성하였다.

표 2와 3을 그래픽으로 표현하면 그림 12와 13과 같다.

먼저 두 입력 변수 x, y 중 y 를 파라미터라 하며 표 2의 각 행(column)의 입/출력 관계를 근사화 하기 위해 11개의 FMFNN이 사용된다. 즉, $y = y_i^*$ 가 되어 $f(x, y_i^*)$ 를 근사화 하기 위해 i 번째 FMFNN이 배당된다. i 번째 FMFNN을 만들기 위한 퍼지 규칙은 표 2의 i 번째 행으로부터 얻을 수 있다. 예를 들어 종축력인 경우 y_i^* 가 0일때 $f(x, 0)$ 를 근사화 하기 위한 퍼지 규칙은 다음과 같이 주어질 수 있다.

표 2. Allen 모델로부터 발췌한 종축력 데이터

Table 2. Longitudinal force data from Allen model

$\lambda \backslash \alpha$	0.00	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.35	0.40	0.45	0.50
0.0	0.0	0.948	0.996	0.988	0.985	0.985	0.987	0.988	0.989	0.991	0.992
0.1	0.0	0.807	0.943	0.965	0.974	0.978	0.982	0.985	0.987	0.989	0.991
0.2	0.0	0.617	0.843	0.915	0.945	0.961	0.971	0.977	0.982	0.985	0.988
0.3	0.0	0.492	0.747	0.857	0.909	0.937	0.954	0.965	0.973	0.979	0.983
0.4	0.0	0.410	0.667	0.800	0.870	0.910	0.935	0.951	0.962	0.970	0.976
0.5	0.0	0.351	0.599	0.746	0.830	0.880	0.912	0.933	0.948	0.959	0.967
0.6	0.0	0.305	0.539	0.692	0.787	0.847	0.886	0.913	0.932	0.946	0.956
0.7	0.0	0.267	0.484	0.638	0.741	0.809	0.856	0.888	0.912	0.929	0.942
0.8	0.0	0.232	0.431	0.582	0.690	0.766	0.820	0.858	0.887	0.908	0.924
0.9	0.0	0.200	0.378	0.522	0.633	0.714	0.775	0.820	0.854	0.880	0.900
1.0	0.0	0.170	0.325	0.459	0.567	0.652	0.718	0.770	0.810	0.842	0.867

$\lambda \backslash \alpha$	0.55	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
0.0	0.993	0.994	0.995	0.996	0.997	0.998	0.998	0.999	0.999	1.00
0.1	0.992	0.994	0.995	0.996	0.997	0.997	0.998	0.999	0.999	0.999
0.2	0.990	0.992	0.993	0.995	0.996	0.997	0.997	0.998	0.999	0.999
0.3	0.986	0.989	0.990	0.992	0.994	0.995	0.996	0.997	0.998	0.999
0.4	0.980	0.984	0.987	0.989	0.991	0.993	0.994	0.996	0.997	0.998
0.5	0.973	0.978	0.982	0.985	0.988	0.990	0.992	0.993	0.995	0.996
0.6	0.964	0.971	0.976	0.978	0.983	0.986	0.988	0.990	0.992	0.994
0.7	0.953	0.960	0.967	0.972	0.977	0.980	0.984	0.986	0.988	0.990
0.8	0.937	0.948	0.956	0.963	0.968	0.973	0.977	0.980	0.983	0.986
0.9	0.916	0.929	0.940	0.949	0.956	0.962	0.967	0.971	0.975	0.979
1.0	0.887	0.903	0.917	0.928	0.938	0.946	0.952	0.958	0.963	0.968

표 3. Allen 모델로부터 발췌한 횡축력 데이터

Table 3. Lateral force data from Allen model

$\lambda \backslash \alpha$	0.00	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.35	0.40	0.45	0.50
0.0	0.0	0.542	0.868	0.974	0.997	0.999	0.995	0.992	0.989	0.987	0.986
0.1	0.0	0.171	0.318	0.434	0.524	0.593	0.648	0.691	0.727	0.757	0.782
0.2	0.0	0.077	0.150	0.217	0.277	0.331	0.379	0.422	0.461	0.498	0.531
0.3	0.0	0.046	0.092	0.135	0.176	0.215	0.251	0.285	0.317	0.348	0.378
0.4	0.0	0.032	0.063	0.094	0.124	0.153	0.180	0.207	0.233	0.259	0.284
0.5	0.0	0.023	0.047	0.070	0.093	0.115	0.137	0.158	0.180	0.201	0.222
0.6	0.0	0.018	0.036	0.054	0.072	0.090	0.108	0.125	0.143	0.161	0.179
0.7	0.0	0.014	0.029	0.043	0.058	0.072	0.087	0.102	0.117	0.132	0.148
0.8	0.0	0.012	0.024	0.036	0.048	0.060	0.072	0.084	0.097	0.111	0.124
0.9	0.0	0.010	0.020	0.030	0.040	0.050	0.061	0.071	0.082	0.094	0.106
1.0	0.0	0.008	0.017	0.025	0.034	0.043	0.052	0.061	0.071	0.081	0.091

$\lambda \backslash \alpha$	0.55	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
0.0	0.985	0.985	0.985	0.985	0.986	0.986	0.987	0.987	0.988	0.989
0.1	0.805	0.824	0.842	0.858	0.873	0.887	0.900	0.912	0.923	0.934
0.2	0.563	0.593	0.623	0.651	0.679	0.706	0.733	0.759	0.785	0.811
0.3	0.407	0.436	0.465	0.493	0.523	0.553	0.583	0.615	0.648	0.681
0.4	0.309	0.334	0.360	0.386	0.386	0.413	0.442	0.471	0.503	0.538
0.5	0.244	0.266	0.288	0.311	0.336	0.362	0.389	0.418	0.450	0.485
0.6	0.198	0.217	0.237	0.257	0.279	0.302	0.327	0.354	0.384	0.417
0.7	0.164	0.181	0.198	0.216	0.236	0.257	0.280	0.304	0.332	0.362
0.8	0.138	0.153	0.168	0.185	0.203	0.222	0.242	0.265	0.290	0.318
0.9	0.118	0.131	0.145	0.160	0.176	0.193	0.212	0.233	0.256	0.282
1.0	0.102	0.114	0.126	0.140	0.154	0.170	0.187	0.207	0.228	0.252

If input x is near 0.05, then output function value \mathcal{J} is N005
 If input x is near 0.1, then output function value \mathcal{J} is N010
 If input x is near 0.05, then output function value \mathcal{J} is N015
 :
 :
 If input x is near 0.90, then output function value \mathcal{J} is N090
 If input x is near 0.95, then output function value \mathcal{J} is N095
 If input x is near 1.00, then output function value \mathcal{J} is N100

여기에서 입력과 출력 언어 변수의 소속 함수는 그림 14, 15와 같다.

이 경우 전체 입력 공간이 11개의 부공간으로 나뉘어지고, (39)식과 같이 21개의 퍼지 규칙이 각 부공간을 위해 필요하다. 각 퍼지 규칙이 각 행의 자료 특성에 따라 결정된다면, FMFNN은 전역 최소값으로 빨리 수렴할 수 있다. 11개의 FMFNN을 완전히 학습시킨 후, (38)식과 같은 학습 규칙을 갖는 FNIN을 적용하여 함수 근사화 정도를 향상시킨다.

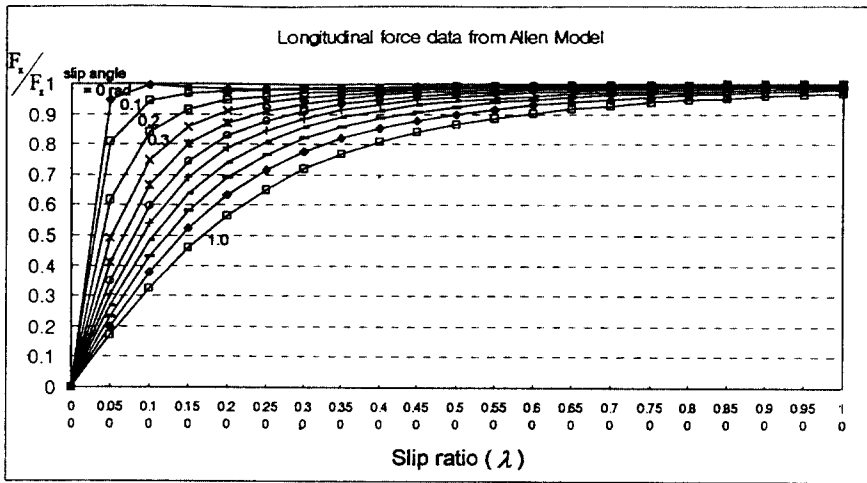


그림 12. Allen 모델로부터 발췌된 종축력 데이터 그래픽 표현.

Fig 12. Graphical Description of Longitudinal force data from Allen model

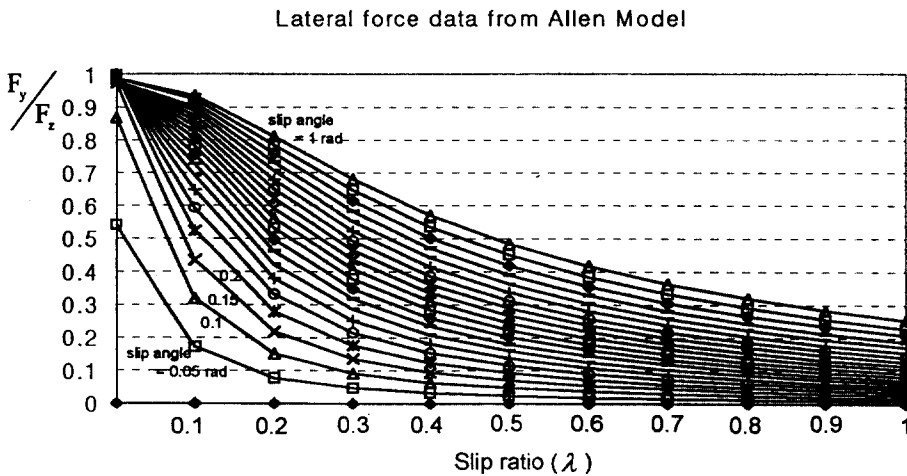


그림 13. Allen 모델로부터 발췌된 횡축력 데이터 그래픽 표현.

Fig 13. Graphical Description of Lateral force data from Allen model.

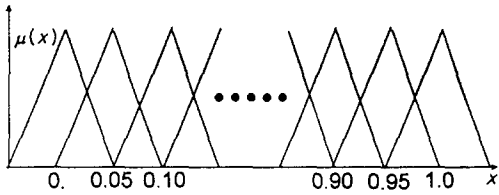


그림 14. 입력 변수 언어값의 소속 함수.
Fig 14. Membership function of linguistic values of input variable

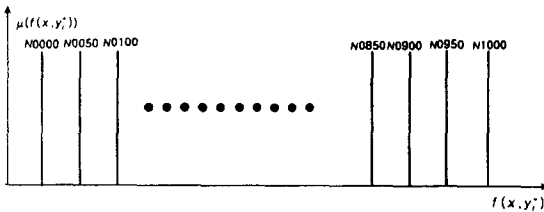
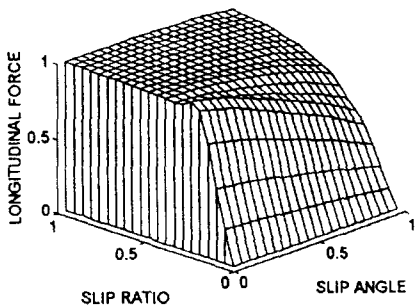
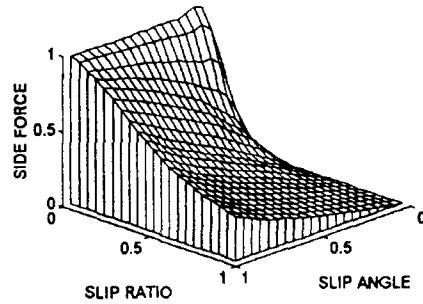


그림 15. 출력 변수 언어값의 소속 함수.
Fig 15. Membership function of linguistic values of output variable

그림 16은 Allen이 제시한 모델의 발췌한 데이터로부터 FMFNN을 적용하여 함수 근사화한 타이어 모델을 보인 것으로서 그림 11과 과거의 유사하게 모델링 된것을 알 수 있다.



(a) 타이어 횡측력.
(a) Tire Lateral Forces.



(b) 타이어 종측력.
(b) Tire Longitudinal Forces.

그림 16. FMFNN을 이용한 타이어 힘 모델링.
Fig 16. Tire Forces Modeling used by FMFNN.

V. 결 론

차량의 비선형성의 주요인인 타이어와 지면 사이의 물리적 현상을 자세히 표현할 수 있는 비선형 타이어 모델을 실제 차량의 실험 데이터를 바탕으로 커브 피팅(Curve Fitting)하여 타이어의 동 특성을 표현하도록 모델링한 기존의 모델들의 정확도를 유지하면서 요구되는 계산량을 감소시키는 새로운 타이어 모델로서 퍼지 소속 함수 신경망(Fuzzy Membership Function based Neural Network: FMFNN)과 퍼지 신경 보간망(Fuzzy Neural Interpolating Network; FNIN)을 이용한 타이어 횡측력과 종측력의 모델링 방법을 제안하였고, Allen이 제안한 모델과 비교하여 모델링의 유용성을 입증하였으며, 차량의 조향과 추진을 동시에 제어하는 통합 제어를 설계하는데 적용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. M. Yamamoto, "Active Control Strategy for Improved Handling and Stability, SAE Publication," SP-875, pp.21-31, 1991.
2. T. Takiguchi et al., "Improvement of Vehicle Dynamic by Vehicle-Speed-Sensing Four Wheel Steering System," SAE paper, 860624, 1986.

3. S. Sano et al., "Four Wheel Steering System with Rear Wheel Steer Angle Controlled as a Function of Steering Wheel Angle," SAE paper, 860625, 1986.
 4. J. C. WhiteHead, "Four Wheel Steering: Maneuverability and High Speed Stabilization," SAE paper, 880642, 1989.
 5. H. Hirano et al., "Development of an Integrated System of 4WS and 4WD by H-infinite Control," SAE paper, 930267, 1993.
 6. J. Ackermann, "Robust Decoupling, Ideal Steering Dynamics and Yaw Stabilization of 4WS Cars," Automatica, Vol.30, No.11, pp. 1960-1968, 1994.
 7. E. Ono et al., "Vehicle Integrated Control for Steering and Traction Systems by μ -synthesis," Automatica, Vol. 30, No. 11, pp. 1639-1647, 1994.
 8. Y. Matsuo et al., "Intelligent Four-Wheel Drive System," SAE paper 930670, 1993.
 9. J. Ackermann et al., "Robust Control for Automatic Steering," Proc. 1990 ACC, San diago, pp. 795-800, 1990.
 10. R. W. Allen et al., "Steady state and Transient Analysis of Ground Vehicle Handling," SAE paper, 870495, 1987.
 11. N.E.Sanchez, "Nonlinear Dynamics and Control of a Four-Wheel Steering Vehicle using Symbolic-Numerical Approach," Int. J. of Vehicle Design. Vol.15, pp.81-98, 1994.
 12. Bakker et al., "Tyre Modelling for use in Vehicle Dynamics Studies," SAE paper, 870421, 1987.
 13. Huei Peng et al., "Vehicle Lateral Control Highway Automation," Proc. 1990 ACC, San diago, pp. 788-794, 1990.
 14. L. R. Ray, "Nonlinear State and Tire Force Estimation for Advanced Vehicle Control," IEEE Trans. on Control Systems Technology, Vol.3, No.1, March, 1995.
 15. F. B. Boyden et al., "Dynamic Modeling of Wheeled Mobile Robots for High Load Applications," IEEE Conf. on R&A. pp. 3071-3087, 1994.
 16. K. Yamada, et al., "Traction control system-simulation analysis of the control system," Int. J. of Vehicle Design, Vol.12, No.1, 1991.
 17. T. D. Gillespie, "Fundamentals of Vehicle Dynamics," SAE. Inc., 1992.
 18. L. Palkovics et al., "Modelling of the cornering characteristics of tyres on an uneven road surface: a dynamic version of the 'Neuro-Tyre'," Int. J. of Vehicle Design, Vol.15., pp.189-215, 1994.
 19. L. D. Metz, "Dynamics of Four-Wheel-Steer Off-Highway Vehicles," SAE paper, 930765, 1993.
 20. H. Dugoff et al., "An Analysis of Tire Traction Properties and Their Influence on Vehicle Dynamic Performance," SAE paper, 700377, 1970.
 21. I.H.Suh and T.W.Kim, "Fuzzy Membership Function Based Neural Networks with Application to the Visual Servoing of Robot Manipulators," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol.2, No.3, pp.203-220, 1994.
 22. I.H.Suh and M.K.Park, W.K., Hyun, "Design of an Intelligent Coordinated Control System for 4WS/4WD Electric Vehicles," 제어계측, 자동화, 로봇틱스 연구회 합동 학술 발표회 논문집 pp. 175-178, 1996. 3.
- 서 일 홍(II Hong Seo) 정희원
 1977년: 서울대 졸업
 1982년: 한국과학기술원 졸업(공학박사)
 1982년~1985년: 대우중공업 술연구소 근무
 1987년~1988년: 미국 Michigan대 객원 연구원
 현재: 한양대 전자공학과 교수
- 박 명 관(Myung Kwan Park) 정희원
 1983년: 광운대 응용전자공학과 졸업
 1985년: 광운대학원 전자공학과 졸업(석사)
 1984년 8월~1991년 2월: 대우중공업(주) 중앙연구소
 주임연구원
 1991년 2월~1994년 9월: 생산기술연구원 전자·정보
 시스템센터 선임연구원
 1995년 2월: 한양대 전자공학과 박사과정 수료
 1996년 3월~현재: 동양대학교 제어·계측공학과 전임
 강사