

**4륜조향/4륜구동 전기 자동차의
지능형 통합 제어 시스템의 설계**

**Design of An Intelligent Coordinated Control
System for 4WS/4WD Electric Vehicles**

朴明官·徐一弘
(Myung-Kwan Park · Il-Hong Suh)



社團 大韓電氣學會
法人

THE KOREAN INSTITUTE OF ELECTRICAL ENGINEERS

4륜조향/4륜구동 전기 자동차의 지능형 통합 제어 시스템의 설계

論 文
45~7~14

Design of An Intelligent Coordinated Control System for 4WS/4WD Electric Vehicles

朴明官·徐一弘
(Myung-Kwan Park · Il-Hong Suh)

Abstract - An intelligent coordinated control system is designed for the 4 wheel steering(4WS) / 4 wheel drive (4WD) electric vehicles, where the vehicle is assumed to have 3 degrees of freedom and input-output feedback linearization is employed. Especially, a fuzzy membership function based neural network(FMFNN) based tire force estimator is suggested to avoid uncertain highly nonlinear expressions of relations between side forces and their factors. Also, a neural-network-based predictive compensator is additionally utilized for the vehicle model to be correctly controlled with unstructured uncertainties. The proposed overall control system is numerically shown to be robust against drastic change of the external environments.

Key Words - Intelligent Coordinated Control(지능형 통합 제어), Input-Output Feedback Linearization(입출력 궤환 선형화), FMFNN based Tire Force Estimator(퍼지 신경망 기반 타이어 힘 추정기), Neural-Network-based Predictive Compensator(신경망 기반 예측 보상기)

1. 서 론

최근 전기 구동 차량(Electric Vehicle)의 유용성과 응용 가능성에 대한 많은 연구가 실험모델의 개발[1]로 성과를 나타내므로서, 일반 차량의 기능 전반을 포괄하면서 구동 제어가 용이한 잇점을 이용하여 특수 기능의 동작을 할 수 있도록 하기 위한 제어 알고리즘 개발의 필요성이 제기되고 있다. 이에 따라 무인차량(Unmanned Vehicle)이나 험지 주행용 차량(Tough-road Vehicle)과 같은 특수 목적용 전기 구동 차량의 개발도 가속화되고 있다.

이러한 특수 목적용 차량으로서 전기 구동 차량이 적합한 이유는 여러 가지가 있지만, 기계구조의 단순화가 가능하며, 무인화 또는 원격제어가 가능하게 되고, 모터 제어를 통한 무단변속이 가능해질 수 있고, 각 바퀴의 제어가 독립적으로 이루어지므로 특수 기능을 쉽게 수행할 수 있다는 점이 있다[2]. 그러나 현재까지의 전기 구동 차량에 대한 연구는 동력원으로 축전지를 사용하므로서 축전지의 소형, 경량화 와 고속 충전에 대한 연구, 구동 모터 및 모터 제어에 대한 연구가 주를 이루고 있을 뿐[3][4][5], 주행 및 조향 성능의 향상을 위해 전기 구동 차량의 구조적 특성을 이용하는 차량 제어 알고리즘의 개발은 아직 활발히 이루어지고 있지 않다.

일반적인 엔진 구동 차량의 제어 알고리즘들에 대한 연구는 많은 발전이 있어왔다. 특히 차량의 조작성(manueverability)과 안정성(stability)에 중요한 조향제어(steering control)에서는 최근 적극적 안전성(active safety)의 개념으로부터 출발한 4륜조

향시스템(4WS system)이 개발되어 획기적인 발전을 이루었다[5][6][7][8]. 또한 보다 안정적인 조향제어를 위하여 추진력을 무시한 기존의 조향 제어 알고리즘에 추진력 분산제어(traction distribution control)를 병합하는 방식의 통합제어(coordinated control)알고리즘들이 도입되었는데[9][10][11][12], 추진력 분산은 전/후륜 분산(front/rear distribution)과 좌/우륜 분산(left/right distribution)이 가능하지만, 좌/우륜 분산이 차량 회전 특성, 즉 요우잉 속도 응답 향상과 차량의 미끄러짐 방지에 더 큰 영향을 준다[12]고 발표되었다. 그러나 엔진 구동 차량의 경우 기구적 구조에 의한 분산 이므로서 유압식 다층 클러치(Hydraulic Multi-disk Clutch)가 필요하게 되고[13], 제어에 어려움이 따르게 된다.

또한, 이러한 조향 및 추진 제어 알고리즘 들은 모델링이나 제어기 설계의 어려움으로 인해 일정한 주행 속도를 갖는 2자유도 선형 모델(2 d.o.f linear bicycle model)을 근거로 하기 때문에[14][15]정상상태(steady state)에서는 바람직한 결과를 얻을 수 있었지만, 가속속과 같이 주행 속도가 급격히 변화하는 과도 상태(transient state)에서는 실제 차량의 제어와 많은 차이가 있으며, 특히 선형 타이어 모델을 갖는 경우에는 조향각의 변화에 매우 민감하게 반응하여 실제차량의 궤적이나 측면 미끄럼 각과 같은 주요한 상태변수들을 더 이상 제어할 수 없게된다[16][17].

일반적으로, 차량의 조향제어는 추진력 제어와 밀접한 연관을 갖고 있지만, 조향 제어계와 추진력 제어계는 매우 복잡한 비선형 관계식을 매개로 하기 때문에 그 관계를 수학적으로 명확히 규명하기는 쉽지 않다. 그러나, 2자유도 선형 모델에 근거하여 설계된 제어기는 과도상태에서 적절히 변화하는 제어 입력을 얻을 수 없으므로 추진력을 의미하는 종방향 운동을 고려한 3자유도 비선형 모델을 기반으로 제어기 설계가 이루어져야 한다.

* 正 會 員 : 東洋大 工大 制御計測工學科 專任講師

** 正 會 員 : 漢陽大 工大 電子工學科 教授 · 工博

接受日字 : 1996年 2月 5日

最終完了 : 1996年 6月 18日

전기 구동 차량인 경우 기존의 엔진 구동 차량과 달리 구동력을 여러 가지 형태로 얻을 수 있으며, 엔진 구동 차량에서 사용되는 기계적 구조(transmission, steering mechanism.etc)의 단순화를 이룰수 있으므로 구동력의 형태, 조향의 형태에 따른 동역학적 특성을 분석하여 각 구조에 맞는 제어를 구성하여야한다.예로서 일반적인 구조인 전륜 2축 구동,전륜 2축 조향의 구조로 동력학적 해석을 통해 구동력 분산으로 조향성 향상하도록 제어를 구성하거나, 조향기구가 없으며 4륜으로 구동 되는 구조로 동력학적 해석을 통해 내측 바퀴와 외측 바퀴의 구동력 분산을 통해 추진과 조향을 제어하도록 제어를 설계 등이 가능하게된다.

본 논문에서는 2 절에서 전기 구동 차량의 기구학과 동역학을 이용하여 일반적인 모델을 유도 하기 위해 각 바퀴에 조향과 추진이 가능한 모터가 적용되는 구성을 기준으로 4륜조향/4륜구동(four-wheel-steering/four-wheel-drive, 4WS/4WD)차량의 3자유도 비선형 모델을 유도하였다. 3 절에서는 조향 성능에 결정적인 영향을 미치는 타이어 모델을 기존의 관측 자료들을 바탕으로 FMFNN(Fuzzy Membership Function based Neural Network)을 이용한 함수 근사화로서 정규화 된 횡축력과 종축력을 추정하는 방법을 제안하였다. 4절에서는 속도 서보를 장착한 4륜조향/4륜구동차량 모델에 대해 입,출력 제한 선형화를 이용한 통합제어를 설계하였다. 5 절에서는 모의 실험을 통하여 4 절에서 제안한 제어 알고리즘의 유용성을 입증하였다.

2. 4륜조향/4륜구동 차량 모델링

2.1 차량 기구학

일반적인 모델링을 위해 바퀴마다 각각 한 쌍의 조향용 모터와 추진용 모터가 장착된 4륜조향/ 4륜구동차량(4WS/4WD vehicle)을 대상으로 한다. 그림 1에서 v_{fr} , v_{fl} , v_{rr} , v_{rl} , v 는 차체중심 좌표계(Chassis Coordinates)[18]를 기준으로 각각 전

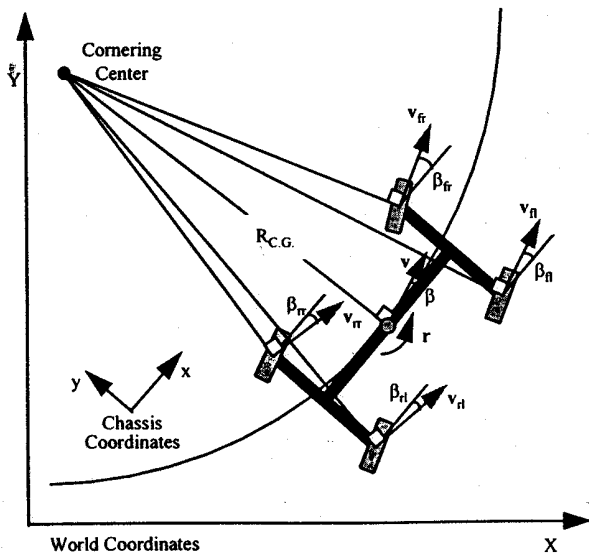


그림 1 4륜조향/ 4륜구동 차량의 좌표계.
Fig. 1 Coordinate of 4WS/4WD Vehicle.

륜우측바퀴, 전륜좌측바퀴, 후륜우측바퀴, 후륜좌측바퀴, 그리고 차량 무게중심(C.G.)에서의 국부 속도 벡터(local velocity vector)들이며, 각 속도 벡터들의 크기는 v_{fr} , v_{fl} , v_{rr} , v_{rl} , v 로 표시하고, 속도 벡터와 차량의 종축중심선 사이의 각을 의미하는 측면 미끄럼각(sideslip angle)은 β_{fr} , β_{fl} , β_{rr} , β_{rl} , β 로 표시한다.

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_{CG})이라고 한다.

차량 무게중심에서의 차량 속도(vehicle velocity) v , 차량 측면미끄럼각(vehicle sideslip angle) β , 그리고 요잉 속도(yawing velocity) r [19]로부터 각 국부 속도 벡터들의 값을 구하기 위해서, 다음과 같은 기구학적 관계식[15]을 이용한다.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

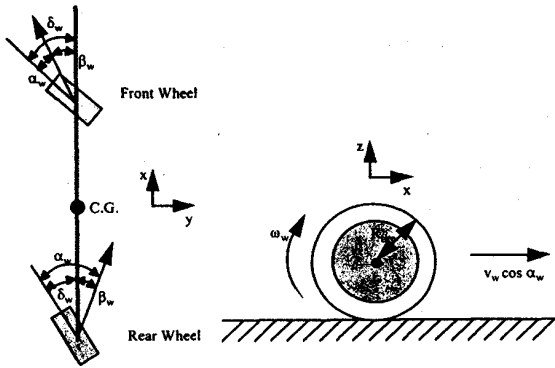


그림 2 바퀴 미끄럼 각 그림 3 바퀴 미끄럼 비
 Fig. 2 Wheel Slip Angle Fig. 3 Wheel Slip Ratio

이렇게 구해진 속도 벡터 성분들을 이용하여, 조향 성능에 결정적인 영향을 미치는 타이어힘(tire force)의 추정에 이용되는 바퀴 미끄럼 각(wheel slip angle) α_w 와 바퀴 미끄럼 비(wheel slip ratio) λ_w 를 [10, 11, 19, 20] 각각 그림 2와 그림 3의 정의로서 식(4),(5)를 얻을 수 있다.

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

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

여기에서 아래첨자 w 는 각 바퀴 fr, fl, rr, 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)[15]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 요잉 속도 r 를 상태변수로 하여 차량의 종축력(vehicle longitudinal force) 및 횡축력(vehicle side force), 그리고 요잉 모멘트(yawing moment)와의 관계를 운동 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

(i) 차량 종방향 운동 :

$$F_x = m \dot{v} \cos \beta - m(\dot{\beta} + r)v \sin \beta \quad (6.a)$$

(ii) 차량 횡방향 운동 :

$$F_y = m \dot{v} \sin \beta + m(\dot{\beta} + r)v \cos \beta \quad (6.b)$$

(iii) 차량 요잉 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 요잉 모멘트를 의미하며, 관측 가능한 출력변수이다. 이때 상태변수 들은 출력변수인 차량의 종축력, 횡축력 및 요잉 모멘트로부터 추정 가능하다고 가정한다.

상태변수 v, β, r 를 벡터 x 로 표현하고, F_x, F_y, M_z 를 벡터 Σ 로 표현하면, 운동 방정식 (6.a),(6.b),(6.c)는 다음과 같이 행렬식으로 표현될 수 있다.

$$\dot{\Sigma} = A(x)\dot{x} + B(x) \quad (7.a)$$

여기에서, 행렬 $A(x)$ 와 $B(x)$ 는 각각 다음과 같다.

$$A(x) = \begin{bmatrix} m \cos \beta & -mv \sin \beta & 0 \\ m \sin \beta & -mv \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \quad (7.b)$$

$$B(x) = \begin{bmatrix} -mrv \sin \beta \\ mrv \cos \beta \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7.c)$$

실제 차량의 운동은 그림 4.와 같이 각 바퀴에서의 힘 성분들의 조합으로 이루어지므로, 차량 무게중심에서의 종축력 F_x , 횡축력 F_y 및 요잉 모멘트 M_z 를 조합 제어 입력(combined control input)이라는 용어를 사용하기로 하면, 이 신호들은 차체 좌표계를 기준으로 한 타이어 힘(tire force)과 다음과 같은 관계를 갖는다[21].

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

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

$$M_z = l_f(Y_{fr} + Y_{fl}) - l_r(Y_{rr} + Y_{rl}) + d(X_{fr} + X_{fl}) - d(X_{rr} + X_{rl}) \quad (8.c)$$

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.

이 때, 각 바퀴에서 발생하는 차체 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 (9)로 표현될 수 있다.

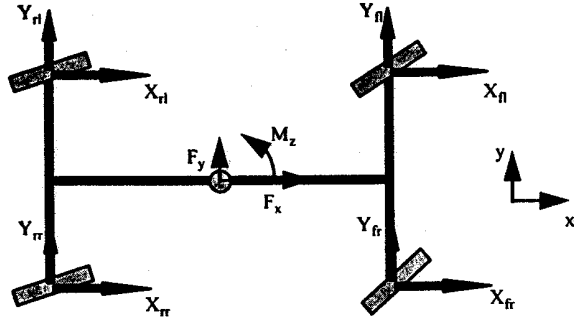


그림 4 차체 중심 좌표계에서의 힘과 모멘트 성분
Fig. 4 Force and Moment Component with Vehicle Coordinate.

$$X_{fr} = X_{rr} = X_{right}, \quad X_{fl} = X_{ll} = X_{left} \quad (9.a)$$

$$Y_{fr} = Y_{fl} = Y_{front}, \quad Y_{rr} = Y_{rl} = Y_{rear} \quad (9.b)$$

$$l_y(Y_{front} - Y_{rear}) = l_x(X_{right} - X_{left}) \quad (9.c)$$

따라서, 식 (8.a),(8.b),(8.c) 는 식 (10.a),(10.b),(10.c)로 표현할 수 있다.

$$F_x = 2X_{right} + 2X_{left} \quad (10.a)$$

$$F_y = 2Y_{front} + 2Y_{rear} \quad (10.b)$$

$$M_z = 2l_f Y_{front} - 2l_r Y_{rear} + l_y(X_{right} - X_{left}) \\ = d_f Y_{front} - d_r Y_{rear} \quad (10.c)$$

여기에서, d_f 와 d_r 은 각각의 $d_f = \frac{(2l_f)l_x + l_y^2}{l_x}$ 와 $d_r = \frac{(2l_r)l_x + l_y^2}{l_x}$ 로 정의된다.

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

$$X_w = F_{xw} \cos \delta_w - F_{yw} \sin \delta_w \quad (11.a)$$

$$Y_w = F_{xw} \sin \delta_w + F_{yw} \cos \delta_w \quad (11.b)$$

여기에서, 아래 첨자 w 는 각 바퀴 fr, fl, rr, rl 를 의미하며, $F_{xfr}, F_{xfl}, F_{xrr}, F_{xrl}$ 는 각각 타이어 종축력(tire longitudinal force)을 의미하고, $F_{yfr}, F_{yfl}, F_{yrr}, F_{yrl}$ 는 각각 타이어 횡축력(tire side force)을 의미한다. 공기저항력(aero dynamic drag force)은 무시할 수 있을 만큼 작다고 가정한다.

4륜조향/4륜구동차량에 대한 기구학 및 동역학 모델의 전체 블록도는 그림 6. 과 같으며, 모든 변수는 벡터로 표현되어 아

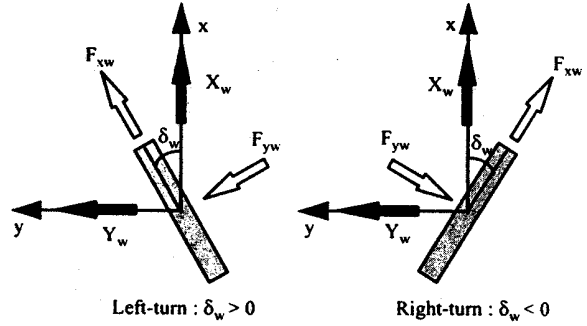


그림 5 4WS/4WD 모델에서 타이어 힘의 좌표계 변환
Fig. 5 Coordinate Conversion of Tire Force at 4WS/4WD Model.

래와 같다.(아래 첨자 w 는 바퀴 fr, fl, rr, rl 의 총칭으로서 사용된다).

$$\omega_w = [\omega_{fr}, \omega_{fl}, \omega_{rr}, \omega_{rl}]^T: \text{바퀴의 회전 각속도}$$

$$\delta_w = [\delta_{fr}, \delta_{fl}, \delta_{rr}, \delta_{rl}]^T: \text{바퀴의 조향 각}$$

$$\lambda_w = [\lambda_{fr}, \lambda_{fl}, \lambda_{rr}, \lambda_{rl}]^T: \text{바퀴 미끄럼 비}$$

$$V_{xw} = [V_{xfr}, V_{xfl}, V_{xrr}, V_{xrl}]^T: \text{타이어 속도}$$

$$a_w = [a_{fr}, a_{fl}, a_{rr}, a_{rl}]^T: \text{바퀴 미끄럼 각}$$

$$\beta_w = [\beta_{fr}, \beta_{fl}, \beta_{rr}, \beta_{rl}]^T: \text{바퀴 측면미끄럼 각}$$

$$x = [v, \beta, r]^T: \text{상태변수}$$

$$\Sigma = [F_x, F_y, M_z]^T: \text{중간 제어 입력}$$

$$F_{xw} = [F_{xfr}, F_{xfl}, F_{xrr}, F_{xrl}]^T: \text{타이어 종축력}$$

$$F_{yw} = [F_{yfr}, F_{yfl}, F_{yrr}, F_{yrl}]^T: \text{타이어 횡축력}$$

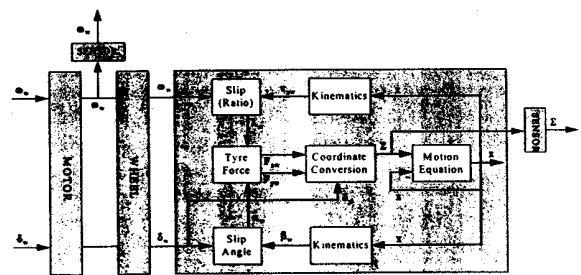


그림 6 4륜조향/ 4륜구동차량 모델의 블록도.
Fig. 6 Block Diagram of 4WS/4WD Vehicle Model.

여기에서는 추진용 속도 서보 모터의 출력이 모터에 대한 속도 입력을 따라가도록 제어되고 있으며, 또한 모터가 바퀴에 직접 연결되어 있어 모터 속도와 바퀴 속도가 같다고 가정한다. 그러므로 모터로부터 감지할 수 있는 모터의 속도를 바퀴 속도로 본다.

3. 타이어 모델링

차량 기구학에서 언급한 바와 같이 조향 성능에 결정적인 영향을 미치는 타이어 힘은 하중 이동(load transfer), 바퀴미끄럼 각과 바퀴미끄럼 비, 마모나 압력 같은 타이어의 상태(tire pressure and wear), 도로 노면에 의해 결정되는 노면/타이어 결합 특성(road/tire condition) 등 제어 가능한 요소뿐 아니라 다수의 제어 불가능한 외부 물리적 요인들에 의해 좌우되므로[11][19], 측정이 매우 어려울 뿐만 아니라 복잡한 비선형성으로 인해 정확한 모델링 또한 쉽지 않다.

지금까지 일반적인 함수 근사화(function approximation) [16, 22, 23]나 수치해석(numerical analysis)적 모델링[24][25] 등 타이어 힘의 비선형 특성을 찾기 위한 여러 가지 모델링 방법이 제시되어 왔다. 일반적으로 비선형 특성의 아크탄젠트(arc tangent) 근사화[10]가 가장 많이 사용되고있으며, 그림 7은 Allen 이 실험적 관찰로부터 해석적으로 제시한 타이어 모델이다. 본 논문에서는 기존의 관측 자료들을 바탕으로 바퀴미끄럼 각과 바퀴미끄럼 비를 입력으로 하는 퍼지-신경망 기반 타이어 힘 추정기(FMFNN based tire force estimator)를 설계하여 타이어 모델로 제안하였다.

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 기본 함수 Φ_i 와 계수 C_i 를 선택하여 식 (12)의 값이 최소가 되도록 해야 한다.

$$\left\| f(y_1, y_2, \dots, y_p) - \sum_{i=1}^L C_i \Phi_i(y_1, y_2, \dots, y_p) \right\| \quad (12)$$

여기에서 $\|\bullet\|$ 은 함수의 노름(norm)이고, L은 필요한 기본 함수의 갯수이다. 이러한 기본 함수를 선택하는 데는 (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 자료점들이 들어올 때마다 새로운 기본 함수를 추가하는 방법이 있다. 그 중에서, 역전파 신경망으로 함수를 근사화 하려 할 때, 매개변수가 매우 비선형이라는 것이 약점이다. 왜냐하면 비선형 최적화 방법(non-linear 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 퍼지소속함수 신경망(FMFNN)을 이용하여 비선형 함수를 근사화[26] 하므로써, 타이어 힘을 추정하여 모델로 사용하였다.

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

$$R^1 : \text{If } y_1 \text{ is } A_{11}, y_2 \text{ is } A_{12}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } A_{1p}, \text{ then } u \text{ is } B_1,$$

$$R^2 : \text{If } y_1 \text{ is } A_{21}, y_2 \text{ is } A_{22}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } A_{2p}, \text{ then } u \text{ is } B_2,$$

⋮

⋮

⋮

$$R^q : \text{If } y_1 \text{ is } a_{q1}, y_2 \text{ is } a_{q2}, \dots, \text{ and } y_p \text{ is } a_{qp}, \text{ then } u \text{ is } B_q,$$

(13)

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

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)

$$\mu^B(u) = \text{Sup} \{ \min \{ \mu_{ij}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p), \mu_i^B(u) \} \mid i=1, 2, \dots, q \}, \quad (14.a)$$

(Sup-product 추론 방법)

$$\mu^B(u) = \text{Sup} \{ \mu_i^B(u) \min \{ \mu_{ij}^A(y_1), \dots, \mu_{ip}^A(y_p) \} \mid i=1, 2, \dots, q \}, \quad (14.b)$$

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

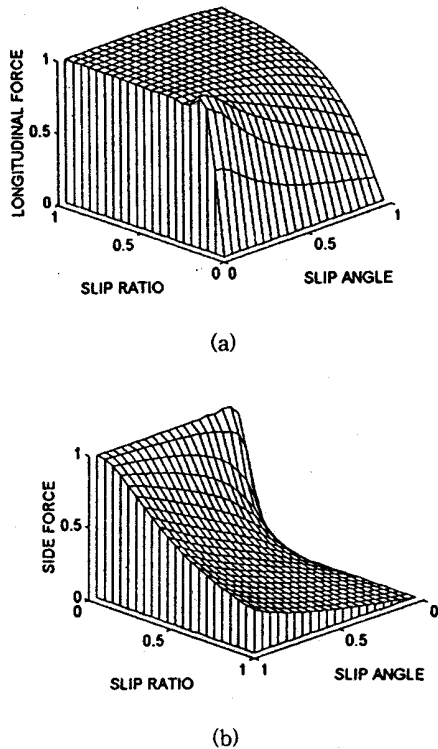


그림 7 타이어 힘의 비선형 특성.

(a) 타이어 횡측력

(b) 타이어 종측력

Fig. 7 Nonlinear Characteristics of Tire Forces.

(a) Tire Lateral Forces

(b) Tire Longitudinal Forces

$$\mu^B(u) = \sum_{i=1}^q \min\{\mu_{ii}^A(y_l), \dots, \mu_{ip}^A(y_p), \mu_i^B(u)\} \quad (15.a)$$

또는

$$\mu^B(u) = \sum_{i=1}^q \{\mu_i^B(u) \min\{\mu_{ii}^A(y_l), \dots, \mu_{ip}^A(y_p)\}\} \quad (15.b)$$

위의 식으로부터 $\mu^B(u)$ 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 위치한 노말 싱글톤(normal singleton)이라고 하고 $\mu^B(u)$ 에 비퍼지화에 보통 사용되는 무게 중심법을 적용하면 $\mu_i(u) = \mu_i(\lambda_i)$ 가 되어 추론 방법에 관계없이 스칼라 출력 u 를 구할 수 있다.

FMFNN(Fuzzy Membership Function Neural Network)을 RBF(Radial Basis Function)망 및 퍼지와 비교해보면, 유사성이 있음을 알 수 있다. 먼저 FMFNN의 전체 구조는 그림 8.에서 보듯이 RBF와 정확히 일치한다.

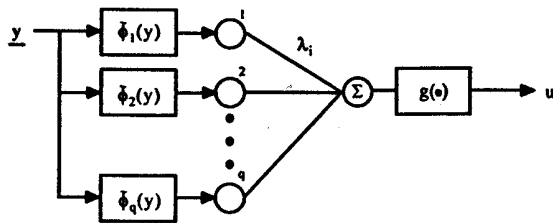
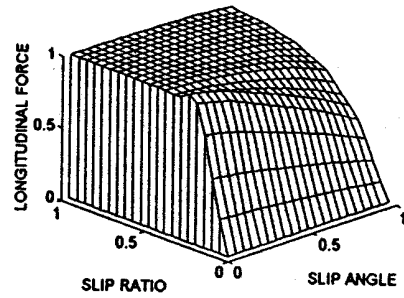


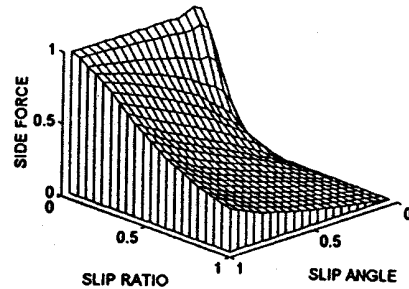
그림 8 FMFNN의 구조.
Fig. 8 Structure of FMFNN.

이때 RBF의 기본 함수 대신 $\Phi(y)$ 가 쓰이는데, 이때 갯수 q 는 퍼지 규칙의 갯수와 같고, 중심은 퍼지 규칙의 'IF'부분에 사용되는 퍼지 변수의 언어 값(linguistic value)의 중심과 같으며, 모양은 언어 값의 소속 함수와 같다. 또한 RBF의 가중치에 해당하는 FMFNN의 λ_i 는 퍼지 규칙 'THEN'부분의 언어 값으로 싱글톤 소속 함수를 사용하여 무게 중심법으로 비퍼지화하는 경우, 각 언어 값의 중심이 된다. $\Phi(y)$ 와 λ_i 의 소속 함수 μ_{Φ_i} 와 μ_{λ_i} 는 각각 삼각형 모양과 싱글톤의 모양으로 나타난다. 따라서 FMFNN은 퍼지에서 인간의 경험을 이용하는 초기치 설정 방법과 RBF망의 학습 기능을 효과적으로 결합했다고 볼 수 있다.

FMFNN의 경우를 보면, 퍼지 IF-THEN 규칙의 THEN부분 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 그 중에서 필요한 것만 찾을 필요 없이 퍼지 규칙에 의해 적절한 갯수 만큼의 기본 함수를 갖고 시작하고, 필요한 경우에는 신경망에 의해 THEN부분 소속 함수의 위치가 적절히 변경된다. 특히, 함수근사화를 위해 퍼지 변수가 많이 필요한 경우, 적용된 퍼지 신경 보간망(Fuzzy Neural Interpolating Network ; FNIN)에 의해 간단한 규칙으로도 전체 공간에 적용할 수 있으나, FBF에는 이런 개



(a)



(b)

그림 9 FMFNN을 이용한 타이어 힘 모델링.

- (a) 타이어 횡축력
- (b) 타이어 종축력

Fig. 9 Tire Forces Modeling used by FMFNN.

- (a) Tire Lateral Forces
- (b) Tire Longitudinal Forces.

념이 없다. 이런 관점에서 볼 때, 타이어 모델에 FMFNN과 FNIN을 적용 하여 적은 실험적 관측 데이터 만으로도 타이어의 비선형 동작을 효과적으로 표현 할 수 있다.

그림 9는 FMFNN을 적용하여 Allen 이 제시한 관측 데이터로 함수 근사화 한 타이어 모델을 보인 것으로서 그림 7과 거의 유사하게 모델링 된 것을 알 수 있다.

4. 4WS/4WD 전기 자동차 제어

차량을 제어하기 위해서는 먼저 상태벡터 $x = [v, \beta, r]^T$ 에 대한 목표 값이 있어야만 한다. 차량의 진행 방향이 주어진 경로의 접선 방향과 동일하게 되는 것이 가장 바람직하므로, 그림 10. 과 같이 운전자의 입력 신호인 목표 차량 속도(desired vehicle velocity) V 와 목표 조향각(desired vehicle steer angle) δ 에 대한 기구적 관계를 이용하여 목표 상태벡터 $X_d = [V_d, \beta_d, r_d]^T$ 를 구한다.

차량의 진행 방향이 주어진 경로의 접선 방향과 동일 하려면 차량 무게중심에서의 측면미끄럼 각 $\beta = 0$, 즉 차량 무게중심에서의 횡방향 속도 $V_{yd} = 0$ 이어야만 한다. 따라서, 차량 무게중심에서의 종방향 속도 V_{xd} 는 $V^2 = v_{xd}^2 + v_{yd}^2$ 로 부터 $v_{xd} = V$ 임을 알 수 있다. 또한 그림 10. 로부터 요오잉 속도 r_d 는

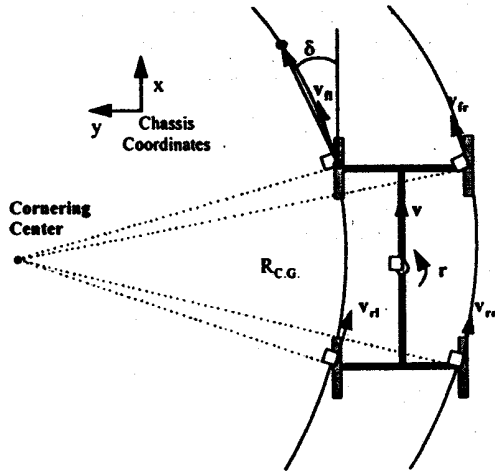


그림 10 운전자 입력과 목표 상태와의 기구적 관계.
Fig. 10 Kinematic Relation between Drivers Input and Desired State.

$r_d = \frac{V}{R_{c.g.}}$ 와 같이 구할 수 있다. 그러나, 만일 제어기의 설계상 또는 차량의 성능의 제한에 의하여 목표 진행 속도와 목표 조향각 중 어느 것을 추종할 수 없을 수 있음을 고려하면, 요오잉 속도가 목표 속도에 비례하기 보다는 실제 속도에 비례하도록 하여야 한다. 따라서 운전자 입력으로부터 계산될 수 있는 최종적인 목표상태 값은 다음과 같다.

$$v_d = v_{xd} = V \tag{16.a}$$

$$\beta_d = v_{yd} = 0 \tag{16.b}$$

$$r_d = \frac{V}{R_{c.g.}} = \frac{V}{\frac{l_f}{\tan(\delta)} + d} \tag{16.c}$$

유동된 모델링을 바탕으로 속도 서보를 장착한 4륜조향/4륜구동차량 모델에 대해 입력력궤환 선형화(input-output feedback linearization)를 이용한 제어기를 그림11.과 같이 설계하였다.

앞에서 기술한 4륜 전기 구동 차량 모델은 상태변수 간 상호 간섭(coupling)이 존재하기 때문에, 기존의 연구에서의 차량 종방향 속도의 가정 즉, 일정한 종방향 속도(constant longitudinal velocity)가 아니면 제어하기가 매우 어렵다. 그러나, 종방향 속도 변화율을 무시한 상태에서는 조향 제어만이 가능할 뿐, 조

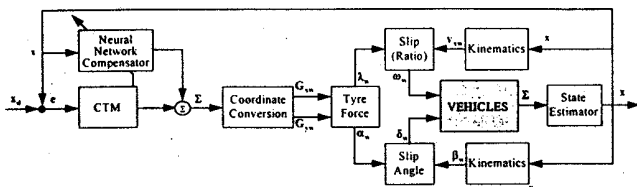


그림 11 4륜조향/4륜구동 제어 시스템의 블록도
Fig. 11 Block Diagram of 4WS/4WD Control System.

향과 추진력을 동시에 제어하는 것은 불가능하므로, 동적 궤환 제어(dynamic feedback control)에 쓰이는 토오크 연산 기법(CTM : Computed Torque Method)[27]을 이용하여 비선형 차량 모델의 입력력 궤환 선형화[28]를 이루어 차량의 상태변수 간의 상호간섭 문제(decoupling)를 해결하도록 한다.

먼저 상태벡터 x 와 차량 주행 상태의 기준 경로(desired path)가 되는 목표 출력 벡터 x_d 가 있을 때, 다음과 같이 계산되는 새로운 입력 벡터를 도입하자.

$$v = \dot{x}_d + K(x_d - x) \tag{17}$$

여기에서, K 는 오차 이득(error gain)을 의미하는 대각선 행렬(diagonal matrix)로서

$$K = \begin{bmatrix} K_v & 0 & 0 \\ 0 & K_\beta & 0 \\ 0 & 0 & K_r \end{bmatrix} \text{이며,}$$

$e = x_d - x$ 는 상태오차(state error)이다. 대상 차량에 대한 정확한 모델링 및 시스템 파라미터(system parameter)에 대한 확실한 정보가 주어졌음을 가정하면, 다음과 같은 제어 입력을 선정 하므로써, 토오크 연산 제어기를 설계할 수 있다.

$$\Sigma = A(x)v + B(x) \tag{18}$$

이와 같이 토오크 연산 제어기를 사용하게 되면, 상태변수 간 상호 간섭을 의미하는 차량모델에서의 비선형성이 모두 보상되고 최종적으로 다음과 같은 폐루프 시스템 오차 방정식(closed-loop system error equation)을 얻게 된다.

$$A(x)(\dot{e} + ke) = 0 \tag{19}$$

따라서, 오차 이득값 K 을 적절한 값으로 결정해주면, 상태오차의 지수 함수적 수렴성(exponential convergence)을 보증 받을 수 있다.

그러나, 시스템의 모델링에 있어서 차수(system order)를 안다 하더라도, 표현하지 못하는 많은 불확실성이 존재한다. 차량의 실제 파라미터를 정확히 측정하거나 계산할 수 없으므로, 물리적 환경과 상호 반응하는 실 모델 차량을 기저의 모델링 구조와 파라미터 만을 이용하여 제어한다면 상태오차의 지수 함수적 수렴성이 만족될 수 없을 것이다. 즉, 어떤 구조화되지 않은 불확실성(unstructured uncertainty)이 존재하는 차량 모델 $\Sigma = \hat{A}(x)\dot{x} + \hat{B}(x)$ 에 대하여 토오크 연산 기법으로 계산된 제어 입력 $\Sigma_{CTM} = \hat{A}(x)(\dot{x}_d + Ke) + \hat{B}(x)$ 을 실제 차량에 인가한다면, 구해지는 폐루프 시스템 오차 방정식은 다음 식 (20)이 되어 수렴하지 못하게 된다.

$$\hat{A}(x)(\dot{e} + Ke) = \Delta A(x)\dot{x} + \Delta B(x) = \mathcal{P}(\dot{x}, x) \tag{20}$$

여기에서 $\Delta A = A - \hat{A}$ 와 $\Delta B = B - \hat{B}$ 는 각각 $A(x)$ 와 $B(x)$ 의 모델링 오차(modeling error)이며, $\mathcal{P}(\dot{x}, x)$ 는 전체 불확실성을 의미한다.

따라서, 차량 모델에 불확실성이 존재하는 경우에도 실제 차량이 정확한 목표 상태궤적을 따라가도록 제어하기 위하여, 차량 모델에 토오크 연산 제어기만을 사용하였을 때 발생하는 제어 오차를 효과적으로 보상 해줄 수 있도록 그림 12.의 신경망으로 보상 제어기를 설계하여 첨가하였다.

기지의 정보를 이용하여 설계할 수 있는 토오크 연산 제어기와 더불어 신경망의 보상 제어 입력이 존재한다고 가정할 때, 실제 차량에 인가되는 전체 제어 입력값은 $\Sigma = \Sigma_{CTM} + \Sigma_{NN}$ 이 되고, 오차 방정식은 $\hat{A}(x)(\dot{e} + Ke) = \mathcal{F}(\dot{x}, x) - \Sigma_{NN}$ 와 같이 구해지므로 불확실성 $\mathcal{F}(\dot{x}, x)$ 를 보상제어 입력 Σ_{NN} 이 보상해줄 수 있도록 보상기의 제어 파라미터를 설계하면 상태오차의 수렴을 얻을 수 있다.

신경망 연결 강도(weight)의 학습을 위해서, 식 (21).로 정의되는 에너지 함수(energy function)를 최소화하는 학습 규칙을 찾아야 한다.

$$E = \frac{1}{2} \|\mathcal{F}(\dot{x}, x) - \Sigma_{NN}\|^2 \quad (21)$$

이러한 에너지 함수의 최소화는 연결 강도 w_{ji} 에 대한 에너지 함수 E의 음의 경사도(gradient)를 취하여 0으로 수렴하도록 하면 된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -(\mathcal{F} - \Sigma_{NN})^T \frac{\partial \Sigma_{NN}}{\partial w_{ji}} = -(\hat{A}(x)(\dot{e} + Ke))^T \frac{\partial \Sigma_{NN}}{\partial w_{ji}} \quad (22)$$

식(22)에서 $|\hat{A}(x)| \neq 0$ 이므로 $\dot{e} + Ke = 0$ 은 $\mathcal{F}(\dot{x}, x) - \Sigma_{NN} = 0$ 조건을 만족한다. 따라서 신경망 연결 강도의 변화량은 식 (23)과 같이 유도되며, 일반화된 델타 규칙(generalized delta rule)을 사용하여 출력층과 은닉층의 연결 강도를 구할 수 있다.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \eta(\dot{e} + Ke)^T \frac{\partial \Sigma_{NN}}{\partial w_{ji}} \quad (23)$$

여기에서, η 는 학습률(learning rate)을 의미한다.

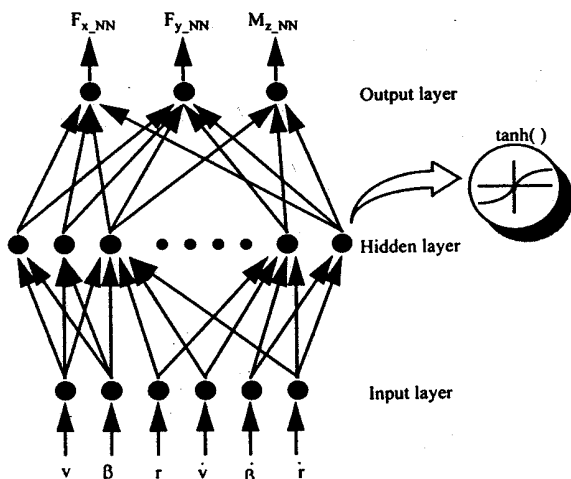


그림 12 3층 신경망 보상기의 구조.
Fig. 12 Structure of 3-Layer Neural Network.

보상기로서 사용된 다층 신경망은 하이퍼볼릭 탄젠트함수를 사용하는 은닉층을 한 개 가지고 있으며, 목표 상태 없이 차량의 실제 상태와 그 변화율만을 입력으로 받는다.[29]

이와 같이 차체 중심 좌표계에서의 제어 입력값이 결정되면 차량에 실제로 인가하여야 할 제어 입력인 각 바퀴에서의 각 속도와 조향각을 결정하기 위해 바퀴 중심 좌표계로의 변환 과정을 거쳐게 된다.

먼저 모델링에서의 식(10.a),(10.b),(10.c) 으로부터 각 바퀴에서의 타이어 힘 $X_{right}, X_{left}, Y_{front}, Y_{rear}$ 을 식(24.a),(24.b), (24.c),(24.d)와 같이 구할 수 있다.

$$X_{right} = \frac{d_y F_x + 2M_z}{4d_y} + \frac{(1_r - 1_l)F_y}{4d_y} \quad (24.a)$$

$$X_{left} = \frac{d_y F_x - 2M_z}{4d_y} - \frac{(1_r - 1_l)F_y}{4d_y} \quad (24.b)$$

$$Y_{front} = \frac{d_l F_y + 2M_z}{4d_x} \quad (24.c)$$

$$Y_{rear} = \frac{d_r F_y - 2M_z}{4d_x} \quad (24.d)$$

여기에서, d_x 와 d_y 는 각각 $d_x = \frac{l_x^2 + l_y^2}{l_x}$ 와 $d_y = \frac{l_x^2 + l_y^2}{l_y}$ 로 정의된다.

여기서 차체 중심 좌표계를 기준으로 하는 타이어 힘 X_w 와 Y_w 로 부터 바퀴 중심 좌표계의 타이어 힘 $F_{sw} = f_{xw}(\alpha, \lambda)$ 및 $F_{yw} = f_{yw}(\alpha, \lambda)$ 를 구해야 하지만, 식 (11.a),(11.b)의 변환 관계 속에는 α 의 함수인 조향각 δ_w 도 포함되어 있어 직접 구할 수가 없게 된다. 따라서, 그림 13과 같이 바퀴미끄럼 각 α_w 와 바퀴미끄럼 비 λ_w 의 함수인 바퀴 진행 방향 좌표계의 타이어 힘 $G_{xw} = g_{xw}(\alpha, \lambda)$ 와 $G_{yw} = g_{yw}(\alpha, \lambda)$ 를 정의하면,

$$G_{xw} = g_{xw}(\alpha, \lambda) = F_{xw} \cos \alpha_w - F_{yw} \sin \alpha_w \quad (25.a)$$

$$G_{yw} = g_{yw}(\alpha, \lambda) = F_{xw} \sin \alpha_w + F_{yw} \cos \alpha_w \quad (25.b)$$

차체 중심 좌표계를 기준으로 하는 타이어 힘 X_w 와 Y_w 로 부터 바퀴 진행방향 좌표계의 타이어 힘 G_{xw} 및 G_{yw} 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$G_{xw} = X_w \sin \beta_w + Y_w \cos \beta_w \quad (26.a)$$

$$G_{yw} = X_w \cos \beta_w - Y_w \sin \beta_w \quad (26.b)$$

이제 식(25.a) (25.b)의 (α, λ) 와 (G_{xw}, G_{yw}) 의 관계로부터 최적의 α_w 와 λ_w 를 구하면 된다.

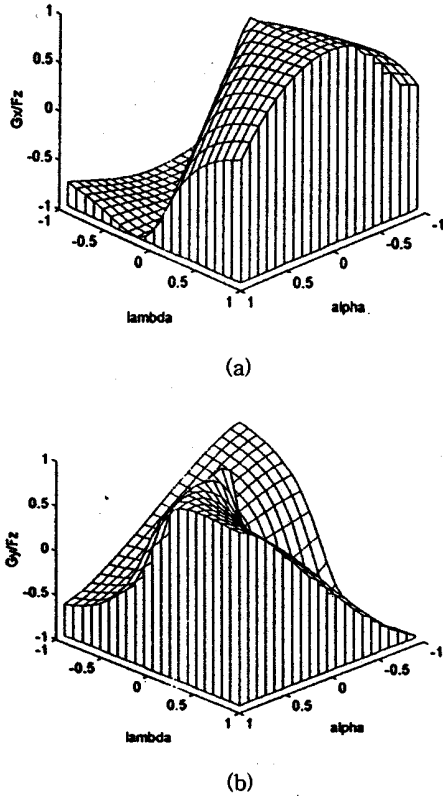


그림 13. 진행방향 좌표계의 타이어 힘
Fig. 13 Tire Force of Wheel Tractive Direction Coordinate.

5. 모의 실험

제안한 지능형 제어 알고리즘의 유용성을 보이기 위해서, 운전자 입력 값으로 조향각 3[degree]와 주행속도 10[km/h]이 주

표 1 모의 실험에서 사용한 축소 모델 차량의 파라미터
Table 1 Simulation Parameters of Downsized Vehicle Model

파라미터	기호(Notation)	값(Value)	단위(Dimension)
차량의 무게	m	566.6	kg
차량의 길이	l_x	1,200	mm
전륜축부터 CG 까지 거리	l_f	600	mm
후륜축부터 CG 까지 거리	l_r	600	mm
차량의 폭	l_y	1,060	mm
차량폭의 반	d	530	mm
차량의 높이	h	976	mm
관성 모멘트	I_z	120	kgm^2
타이어 반경	R_{tire}	130	mm

어질 때, 표1.의 파라미터를 갖는 축소 모델 차량의 시간응답 특성과 주행 궤적에 대하여 모의 실험을 수행하였다.

모의 실험은 축소 모델 차량의 모델링 오차가 없는 경우에 제어기설계의 유용성을 입증하기 위한 모의 실험과 모델링 오차가 존재하는 경우의 응답 특성을 제시하였다. 또한, 모델링 오차에 의한 제어 오차를 보상하기 위한 신경망 적용 결과를 제시하고, 온라인 학습의 유용성을 제시하였다.

5.1 모델링 오차가 없을 경우 제어

횡방향 속도의 크기가 작은 범위안에 제한되어 있으면서도 종방향 속도 및 요오잉 속도응답의 상승 시간(rising time)이 짧고, 오버슈트(overshoot)가 없으므로, 제안한 알고리즘이 이상적인 경우의 차량에 대해서 만족할만한 성능을 발휘한다고 볼수 있다.

또한, 작은 오차 내에서 목표 상태 제적을 추종한다. 요오잉 속도 응답은 약간의 시간 지연을 보이지만, 횡방향 속도 오차는 거의 0에 가깝다. 특히 미끄럼 각과 미끄럼 비 추정의 정확도에 따라 궤적 추종 능력이 더욱 좋아지므로, 제안한 알고리즘이 이상적인 경우의 차량에 대해서 만족할만한 성능을 발휘한다고 볼수 있다.

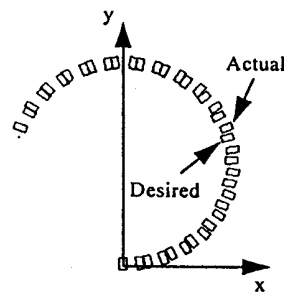
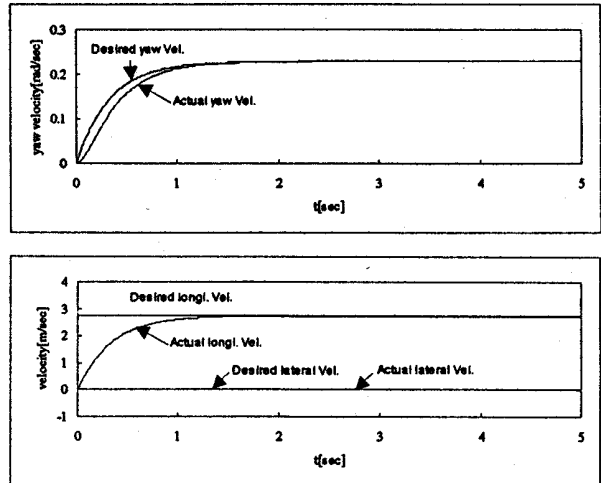


그림 14 모델링 오차가 없을 때 시간 응답과 궤적
Fig. 14 Time Response and Trajectory without Modeling error.

5.2 모델링의 불확실성으로 인한 제어 오차

플랜트는 표 1.에서 주어진 파라미터를 따르며, 제어에 직접적으로 이용되는 정보인 모델링 파라미터에 대해서는 차량 무

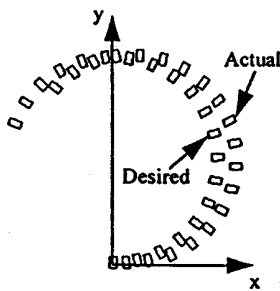
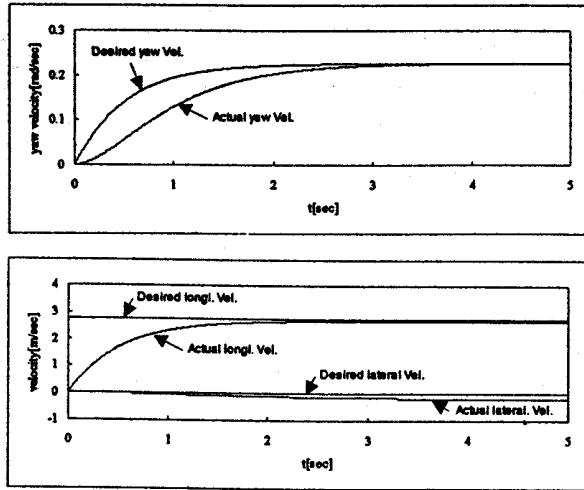


그림 15 모델링 오차가 있을 때 시간 응답과 궤적
Fig. 15 Time Response and Trajectory with Modeling error.

계와 관성 모멘트를 각각 플랜트의 1.5 배로 하고, 타이어 횡축력 또한 실제 플랜트 타이어 횡축력의 1.5 배로 잘못 추정되도록 조정하였다. 모델링 오차로 인한 상태 오차와 궤적 오차가 상당히 크다는 것을 알 수 있으며, 정상상태에서 종축 속도(Longitudinal Velocity)와 횡축 속도(Lateral Velocity)의 오차가 존재하고 있음을 알 수 있다.

5.3 신경망 보상기를 이용한 불확실성의 보상

모델링 오차에 대한 차량 응답을 개선하기 위해서 동일한 조건하에 학습률을 0.01로 설정한 신경망 예측 보상기를 채용하

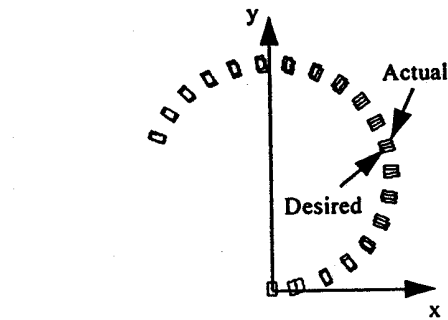
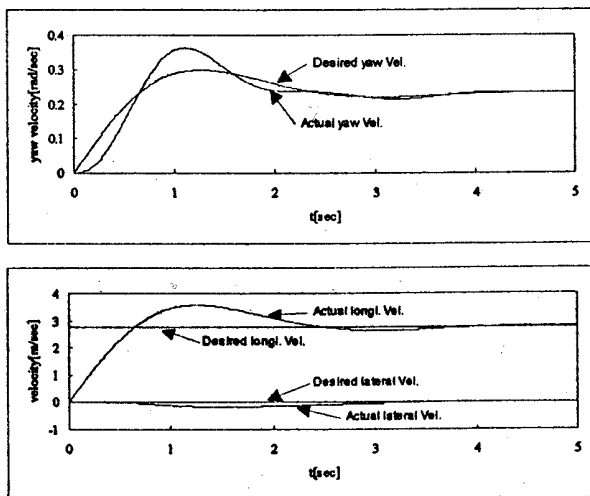


그림 16 모델링 오차가 있을 때 신경망 보상 시 시간 응답과 궤적
Fig. 16 Time Response and Trajectory applied Neural Network Compensator with Modeling Error

였다. 약간의 초기 오차를 제외하면, 토크 연산 제어기만을 단독으로 사용할 때보다 훨씬 더 나은 상태 응답과 궤적을 나타내고 있으며, 특히 정상상태에서는 모든 상태 오차가 수렴하는 것을 보이고 있다.

5.4 신경망 보상기를 이용한 온라인 학습 보상

신경망 보상기의 학습은 4장에서 유도된 학습 규칙을 사용하여 이루어지며, 학습 중 제어한다. 제어를 하면서 학습을 하는 온라인 구조의 제어 시스템이 가능하므로 실시간 응용이 필요한 다른 여러 분야에도 확장이 가능할 것이다. 그림 17은 1초마다 조향 입력을 온-오프 시켰을 때, 온라인 학습에 의한 상태 응답의 수렴성을 보여준다.

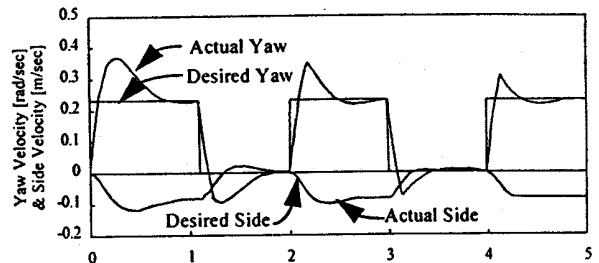


그림 17 신경망 보상기의 온라인 학습 수렴성
Fig. 17 On-line Learning Convergence of Neural Network Compensator.

6. 결론

본 연구에서는 4륜조향/4륜구동(four-wheel-steering/four-wheel-drive, 4WS/4WD)차량의 3자유도 비선형 모델을 유도하였으며, 서로 연관된(coupling) 상태 방정식에 대해 입출력 궤환 선형화를 이용하여 조향과 추진을 통합 제어하는 제어를 설계하였다. 또한 통합 제어에서 필수적인 타이어 모델을 기존의 관측 자료들을 바탕으로 FMFNN(Fuzzy Membership Function based Neural Network)을 이용한 함수 근사화로서 정규화 된 횡축력 과 종축력을 추정하는 방법을 제안하였고, 불확실한 모델링에 의한 오차를 보상하기 위한 신경망 보상기

를 설계하여 보조 제이기로 적용하였다.

모의 실험을 통하여 모델링에 불확실성이 없는 경우에 제어 기 설계의 유용성과 모델링에 불확실성이 있는 경우에 오차를 보상하기 위한 신경망 보상기의 유용성을 입증 하였다.

본 논문에서 제안한 알고리즘을 실제 적용하기 위해서는 센서 출력으로부터 상태 변수를 추정하는 기법과 바퀴 진행 좌표계의 타이어 힘으로부터 바퀴 미끄럼 각 과 바퀴 미끄럼 비를 빠르고, 정확하게 구해내는 알고리즘의 연구가 계속 이루어져야 한다.

본 연구는 '95 기초전력공학공동 연구소 연구비 지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] M.J. Riesenman, Electric Vehicles IEEE Spectrum, pp. 18-24, Nov, 1992.
- [2] M.Ichikawa, Wheel Arrangement for Wheeled Vehicle JRSJ, Vol.13, No.1, pp.107-112, Jan, 1995.
- [3] V. Wouk, "Hybrid : Then And Now," IEEE Spectrum, pp.16-21, July, 1995.
- [4] L. Chang, Recent Developments of Electric Vehicles and Their Propulsion System IEEE AES System Magazine, pp3-6, Dec, 1993.
- [5] K. Shibahata, et al., "Development of an Experimental Four-Wheel-Steering Vehicle," SAE paper, 860623, 1986.
- [6] T. Takiguchi et al., "Improvement of Vehicle Dynamics by Vehicle-Speed-Sensing Four Wheel Steering System," SAE paper, 860624, 1986.
- [7] 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.
- [8] J. C. WhiteHead, "Four Wheel Steering: Maneuverability and High Speed Stabilization," SAE paper, 880642, 1989.
- [9] H. Hirano et al., Development of an Integrated System of 4WS and 4WD by H-infinite Control," SAE paper, 930267, 1993.
- [10] E. Ono et al., "Vehicle Integrated Control for Steering and Traction Systems by μ -synthesis," Automatica, Vol. 30, No. 11, pp. 1639-1647, 1994.
- [11] M. Yamamoto, "Active Control Strategy for Improved Handling and Stability. SAE Publication," SP-875, pp. 21-31, 1991.
- [12] S. Motoyama et al., "Effect of Traction Force Distribution Control on Vehicle Dynamics" Vehicle System Dynamics, Vol. 22, pp. 455-464, 1993.
- [13] Y. Matsuo et al., Intelligent Four-Wheel Drive System SAE paper 930670, 1993.
- [14] J. Ackermann et al., "Robust Control for Automatic Steering," Proc. 1990 ACC, San diago, pp. 795-800, 1990.
- [15] J. Ackermann, "Robust Decoupling, Ideal Steering Dynamics and Yaw Stabilization of 4WS Cars," Automatica, Vol.30, No.11, pp. 1960-1968, 1994.
- [16] 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.
- [17] K. Ito et al., "Stability Analysis of Automatic Lateral Motion Controlled Vehicle with Four Wheel Steering System," Proc. 1990 ACC, San diago, pp. 801-808, 1990.
- [18] F. B. Boyden et al., "Dynamic Modeling of Wheeled Mobile Robots for High Load Applications," IEEE Conf. on R&A, pp. 3071-3087, 1994.
- [19] 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.
- [20] K. Yamada, et al., "Traction control system - simulation analysis of the control system," Int. J. of Vehicle Design, Vol.12, No.1, 1991.
- [21] T. D. Gillespie, "Fundamentals of Vehicle Dynamics," SAE. Inc., 1992.
- [22] R. W. Allen et al., "Steady state and Transient Analysis of Ground Vehicle Handling," SAE paper, 870495, 1987.
- [23] 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.
- [24] L. D. Metz, "Dynamics of Four-Wheel-Steer Off-Highway Vehicles," SAE paper, 930765, 1993.
- [25] H. Dugoff et al., "An Analysis of Tire Traction Properties and Their Influence on Vehicle Dynamic Performance" SAE paper, 700377, 1970.
- [26] 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.
- [27] G. A. Bekey, "Robotics and Neural Networks," Prentice-Hall Inc., 1992.
- [28] J. E. Slotine et al., "Applied Nonlinear Control," Prentice-Hall. Inc., 1991.
- [29] S.W.Kim and J.J.Lee, Neural Network Control by Learning the Inverse Dynamics of Uncertain Robotic Systems, Journal of Control, Automation and Systems Engineering, Vol.1, No.2, pp.88-93, Dec.1995.

저 자 소 개



박명관 (朴明官)

1959년 11월 18일생. 1983년 광운대 공대 응용전자공학과 졸업. 1985년 광운대 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1984년 8월부터 1991년 2월까지 대우중공업(주) 중앙연구소 주임연구원 1991년 2월부터 1994년 9월까지 생산기술연구원 전자·정보시스템센터 선임연구원. 1995년 2월 한양대 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 1996년 3월부터 현재 동양대 제어계측공학과 전임강사.

서일홍 (徐一弘)

전기학회논문지 제45권 제1호 참조