



미니트램의 차량 자이로 센서 기반 온라인 파라미터 추정을 통한 상태 변수 보정 및 고장 신호 검출 전략

정진한¹⁾ · 김백현²⁾ · 정락교²⁾ · 변운섭²⁾ · 박장현^{*1)}

한양대학교 미래자동차공학과¹⁾ · 한국철도기술연구원 도시교통실용화연구팀

States Correction by On-line Parameter Estimation and Fault Signal Detection Strategy Based on Minitram-gyro-sensor

Jin Han Jeong¹⁾ · Baek Hyun Kim²⁾ · Rag Gyo Jeong²⁾ · Yeun-Sub Byun²⁾ · Jahng Hyon Park^{*1)}

¹⁾Department of Automotive Engineering, Hanyang University, Seoul 04763, Korea

²⁾Urban Transportation Practical Research Team, Korea Railroad Research Institute, 176 Cheoldobangmulgwan-ro, Uiwang-si, Gyeonggi 16105, Korea

(Received 3 March 2017 / Revised 1 June 2017 / Accepted 20 July 2017)

Abstract : This paper introduces a new approach to fault diagnosis and isolation (FDI) of a mini-tram that shuttles in a certain region and follows commands from a central control system. In order to diagnose system faults such as errors in steering angle, steering actuator, wheel speed and yaw rate, residuals with respect to system signals are needed. The residuals are obtained from analytical redundancy, which is well known for its dynamic model-based approach in FDI. System parameters are changed by a variety of reasons so that online parameter estimation is necessary to compensate for the error of the system based on the vehicle dynamic model. The analytical redundancy for the residue is mainly divided into three steps: a model based process, a probabilistic process and command model-based process. Finally, the fault signals are isolated by fault logic, which is determined from a combination of the residues in a probabilistic way. In this study, the fault signals are virtually generated by an off-line process with real experimental data. The proposed FDI algorithm is verified with these signals.

Key words : Recursive least square(반복적 최소 자승법), Vehicle model(차량모델), Fault detection & Isolation(고장 감지 및 분류), Residual signal(잔차 신호), Fault decision logic(고장 결정 로직), Unmanned vehicle(무인차량), Mini-tram(미니트램)

Nomenclature

v, v_x	: vehicle velocity, longitudinal velocity at c.g. of vehicle	C_f, C_r	: cornering stiffness of(front, rear) tire, N/rad
m	: total mass of vehicle, m/s	l_f, l_r	: distance from c.g. to front(rear) tires, m
γ	: yaw rate, rad/s	T	: sampling time, sec
β	: vehicle side slip, rad	m	: vehicle mass, kg
v_{wss}	: wheel velocity from wheel speed sensor, m/s	I_z	: yaw moment of inertia of vehicle, kg·m ²
δ	: steering angle, rad/s	t	: track width, m
		Φ	: the gradient of the predicted model output w.r.t θ
		θ	: recursive least square parameter
		C	: covariance matrix of the estimated parameters

*Corresponding author, E-mail: jpark@hanyang.ac.kr

K : gain matrix
 λ : forgetting factor

Subscripts

k : time k
 com : command signal
 wss : signal from wheel speed sensor
 sas : signal from steering angle sensor
 $gyro$: signal from gyro sensor
 $mdps$: motor driven power steering(steering actuator)
 $threshold$: threshold for a residue
 f,r : front, rear

1. 서론

본 논문에서는 순환교통시스템으로 개발 중인 미트랩 운행을 위한 실시간 차량 상태 진단 기술 개발하는 것을 목표로 한다. 즉 무인 운행 중 차량 내부적으로 발생할 수 있는 각장치의 결함에 대한 해석적 분석을 통한 고장 신호 검출 및 분류 방법을 제안한다.^{1,2)}

본 연구에서 타겟으로 두고 있는 시스템은 일반 차량과 동일한 구조를 가지고 있기 때문에 2자유도 차량 선형 모델³⁾을 이용하고 있으며 두 개의 변수 중 요속도 정보를 이용해서 선형 파라미터 추정기법을 이용한 차량의 상태변수 보정 값에 기반한 고장진단 방법을 제안한다. 일반 차량과의 차이점이 있다면 본 시스템은 양방향 주행이 가능하기 때문에 앞/뒷바퀴 조향이 가능하고, 4바퀴 모두 동력을 가진 모터로 구동되는 시스템이며 승객의 승하차로 인한 정차 및 가감속이 많은 시스템이기 때문에 차량의 내부 파라미터가 상황에 따라 변화한다. 이로 인해 발생하는 동역학 모델식에서 시스템 내부 파라미터의 불확실성을 온라인 파라미터 추정기법을 이용하여 최종적으로 상태변수를 보정한다. 따라서 대상 연구는 차량에서 발생할 수 있는 시스템 상태 변수 및 파라미터의 다양한 상황을 고려할 수 있는 장점이 있다. 다시 말해서 차량의 모든 움직임을 수학적으로 표현할 수 없을 뿐만 아니라 간략한 동역학 모델을 구성하더라도 비선형성을 가진 파라미터도 존재하기 때문에 추가의 센서로 차량 파라미터

를 추정하거나 상태변수를 추정해야 한다.^{4,7)} 하지만 모든 시스템 상태변수를 측정할 수 없는 경우 차량 2자유도 모델은 서로의 상태변수를 공유하고 있기 때문에 상태변수 추정을 위해 새로운 접근이 필요하다. 본 연구에서는 2차 시스템에서 차수가 하나가 없는 측정 데이터 즉, 요속도 센서 정보에 대해 반복적 최소 자승법(Recursive Least Square, RLS)을 이용하여 차량의 상태 변수를 보정 및 복원하는 방법을 제시하고 동시에 보정된 차량의 요속도 값을 기반으로 요속도 센서(Gyro sensor), 조향각 센서(Steering Angle Sensor, SAS)와 휠속센서(Wheel Speed Sensor, WSS)를 이용하여 고장신호를 검출하고 분류하는 방법을 제시한다. 본 연구에서는 크게 세 가지의 잔차 생성과정을 수행한다. 첫째는 해석적 중복도를 이용한 접근법으로 앞서 소개한 차량 상태 보정 및 차량 모델을 토대로 잔차를 생성하는 과정, 둘째는 센서 자체의 고장 가능성을 확률적 모델을 이용하여 잔차를 생성하는 과정, 마지막으로 무인차의 명령 신호 기반으로 잔차를 구하는 과정으로 나눌 수 있다. 이렇게 구한 잔차의 조합을 통해 각 장치의 고장을 분류할 수 있으며 이러한 조합을 고장로직으로 표현할 수 있다. 마지막으로 제안하는 고장진단의 유효성 검증하는 단계에서 센서나 액추에이터의 오작동에 의해 발생하는 고장 신호는 수시로 발생하는 것이 아니기 때문에 수집하기 어려움이 있다. 본 연구에서는 정상 주행하였을 때 수집한 데이터를 기반으로 각 장치의 신호에 가상 고장신호를 만들었고, 이를 제안하는 고장진단 알고리즘을 통한 고장 신호 진단 및 분류에 대한 검증 내용을 다루고 있다.

2. 차량의 동역학 모델

본 연구에서 다루는 차량 모델은 2 자유도 모델을 이용하며 아래 식 (1), (2)와 같이 동역학 방정식을 구성하였다.^{4,7)}

$$\begin{aligned} m\dot{v}_y &= m v_x \dot{\beta} = -m v_x \dot{\gamma} + 2F_{yf} \cos(\delta_f - \beta) + 2F_{yr} \cos(\beta) \\ I_{zz} \dot{\gamma} &= 2l_f F_{yf} \cos(\delta_f - \beta) - 2l_r F_{yf} \cos(\beta) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} F_{yf} &= C_f(\delta_f - \beta - l_f \gamma / v_x) \\ F_{yr} &= C_r(-\beta + l_r \gamma / v_x) \end{aligned} \quad (2)$$

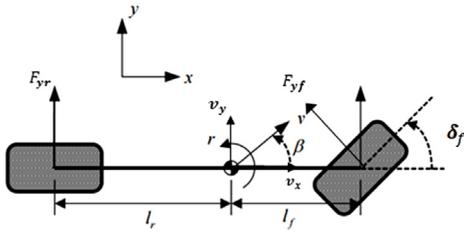


Fig. 1 Vehicle model

식 (2)는 식 (1) 내에 표현되어 있는 전후륜 각각의 횡력을 의미한다. 차량의 상태변수를 구하기 위해서는 종방향 속도(v_x)가 필요하며 이는 각 바퀴의 휠속 센서(v_{wss})의 평균값으로 구한다. 조향 입력 (δ_f)이 차량 모델의 입력값으로 들어가면 차량의 상태를 나타내는 상태변수 각각 사이드 슬립각(β), 요속도(γ)를 동역학 방정식으로 도출해낸다. 시스템 파라미터 $m, C_f, C_r, l_f, l_r, I_{zz}$ (차량 질량, 코너링 강성, 전후륜 거리, 차량 관성모멘트)들은 차량의 상태를 표현하기 위한 파라미터로 정확한 값을 찾지 못하면 오히려 기구학 모델보다 동역학 모델이 차량 상태를 제대로 표현하지 못하는 단점을 가지고 있다. 특히 본 연구에서 다루는 미니트랩은 승객의 승하차를 하고 가감속하는 상황이 자주 발생하며 승객의 수에 따라 차량 파라미터 값이 변하기 때문에 선형 차량 모델로 정확한 상태변수를 얻기 어렵다. 그렇기 때문에 차량 동역학 기반 상태 추정에서 발생하는 오차에 대하여 자이로 센서 데이터 값을 통해 온라인 파라미터 추정을 수행하고 차량상태를 보정한다.

2.1 시스템 상태변수 보정 기법

미니트랩은 승객의 승하차와 가속, 감속, 정지를 반복하기 때문에 앞에서 언급한 2자유도 선형모델에서 앞서 언급한 파라미터($m, C_f, C_r, l_f, l_r, I_{zz}$)는 일정한 값이 아니라 변화하는 특성이 있다. 특히 코너링 강성은 비선형성을 나타내기 때문에 동역학 모델을 이용할 때 어려움이 있다. 기존의 연구에서 이러한 문제를 해결하기 위해 상태 관측기, 칼만필터, 슬라이딩 모드 관측기 등 차량의 상태를 추정하기 위한 기법들이 존재한다.³⁻⁶⁾ 하지만 관측값으로 모든 상태변수를 복원할 수 없을 경우 앞선 연구에서

다루었던 방법 외에 다른 접근법을 필요로 한다. 본 연구에서는 식 (1)의 상태변수 중 요속도 측정 데이터를 이용하여 반복적 최소자승법(RLS)으로 상태변수를 보정한다. 이때 모델 식 (1)에서 상태변수는 서로 의존성을 가지고 있으며 차량 사이드 슬립각을 복원하기 위해서 가속도 센서 정보가 필요하다. 하지만 제안하는 요속도 측정값으로 추정된 RLS 파라미터는 각 상태변수에 해당하는 차량 모델 방정식의 유사성을 이용하여 해결하는 방법을 소개한다. 우선 반복적 최소자승법의 식 (3) ~ (5)은 아래와 같이 나타낼 수 있다.⁸⁾

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(t)(y(t) - \hat{y}(k)) \quad (3)$$

$$K(t) = C(k-1)\Phi(k) / (\lambda + \Phi^T(k)C(k-1)\Phi(k)) \quad (4)$$

$$C(k) = (C(k-1) + K(k)\Phi^T(k)C(k-1)) / \lambda \quad (5)$$

여기서 $\hat{\theta}(k) \in R^{n_\theta}$ 은 추정하는 RLS 파라미터에 해당하고, $K(t) \in R^{n_\theta}$ 은 개인 행렬, $C(k) \in R^{n_\theta \times n_\theta}$ 는 출력값의 공분산을 의미한다. 또한 본 연구에서 다루는 시변 시스템의 파라미터에 따른 출력 값을 효과적으로 추정하기 위해 공분산 업데이트 식에 Forgetting factor($\lambda: 0 < \lambda < 1$)를 도입하여 상황에 따라 변화하는 차량 상태변수를 추정한다. 차량의 요속도 추정을 위해 식 (3)의 $y(k)$ 는 요속도 센서 측정치를 사용한다. 또한 차량 동역학식 (1)을 이산 모델의 요속도 상태변수를 구하기 위한 식 (6)으로 변경하고 RLS를 이용한 상태변수 보정을 위한 수식으로 재구성하면 식 (7), (8)과 같이 정리를 할 수 있다.

$$\gamma[k] = \gamma[k-1] + 2T(l_f F_{fy} - l_r F_{ry}) / I_{zz} \quad (6)$$

$$\hat{y}(k) = \hat{\gamma}_k = \theta\Phi \quad (7)$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3], \Phi = [\gamma_{k-1} \ 2Tl_f F_{fy} / I_{zz} - 2Tl_r F_{ry} / I_{zz}]' \quad (8)$$

식 (6)의 오른쪽의 각 항을 Regressor(Φ)벡터로 두고 추정할 RLS 파라미터 벡터(θ)를 업데이트 하면서 요속도($\hat{\gamma}_k$)를 보정한다. 앞서 언급한 대로 동역학 수식의 유사성으로 인해 업데이트 되는 RLS 파라미터는 사이드 슬립각을 구하는 과정에 적용하여 수식으로 구성하면 아래와 같다.

$$\beta[k] = \beta[k-1] + T(-\gamma[k-1] + 2(\theta_2(F_{yf}) + \theta_3(F_{yr})) / mv_x) \quad (9)$$

위 수식은 차량의 사이드 슬립각에 해당하는 차량 동역학 식 (1)을 이산 시스템 모델식으로 변경한 것이며 요속도 보정과정에서 구한 RLS 파라미터(θ)에서 횡력에 해당하는 각항에 파라미터(θ_2, θ_3)로 가중치로 사용하면 슬립각의 에러를 줄일 수 있다. 앞서 언급한 내용의 효과는 Fig. 2에서 나타내고 있으며 정량적 성능 향상과 관련된 수치를 Table 1으로 나타내고 있다. 시뮬레이션 환경은 차량의 직진 최고 속도가 40 kph(Kilometer per hour)이며 선회시에는 미리 감속 하여 30 kph로 코너를 주행하는 상황이다. 차량동역학 시뮬레이션 툴인 Carsim 데이터로 사용하였다. Fig. 2에서 나타난 것처럼 앞서 말한 파라미터 불확실성이 존재하더라도 요속도 추정값

Table 1 Comparison of root mean square error (RMSE) vehicle state estimation

	Yaw rate RMSE	Slip angle RMSE
Kinematic model	0.0067	0.0048
Dynamic model	0.0026	0.0032
Dynamic model + RLS	5.2498e-04	0.0015

이 기구학 모델 보다 추정을 잘 하는 것을 확인할 수 있다. 또한 차량의 상태변수 요속도를 보정함과 동시에 차량동역학 식에서 요속도와 슬립각의 공동인자를 RLS 파라미터(θ_2, θ_3)를 이용하여 슬립각도 함께 보정되는 것을 Fig. 2와 Table 1에서 보여주고 있다. Fig. 3은 RLS 파라미터의 변화를 나타내고 있으며 이 파라미터가 일정 패턴에 수렴을 하고 있지

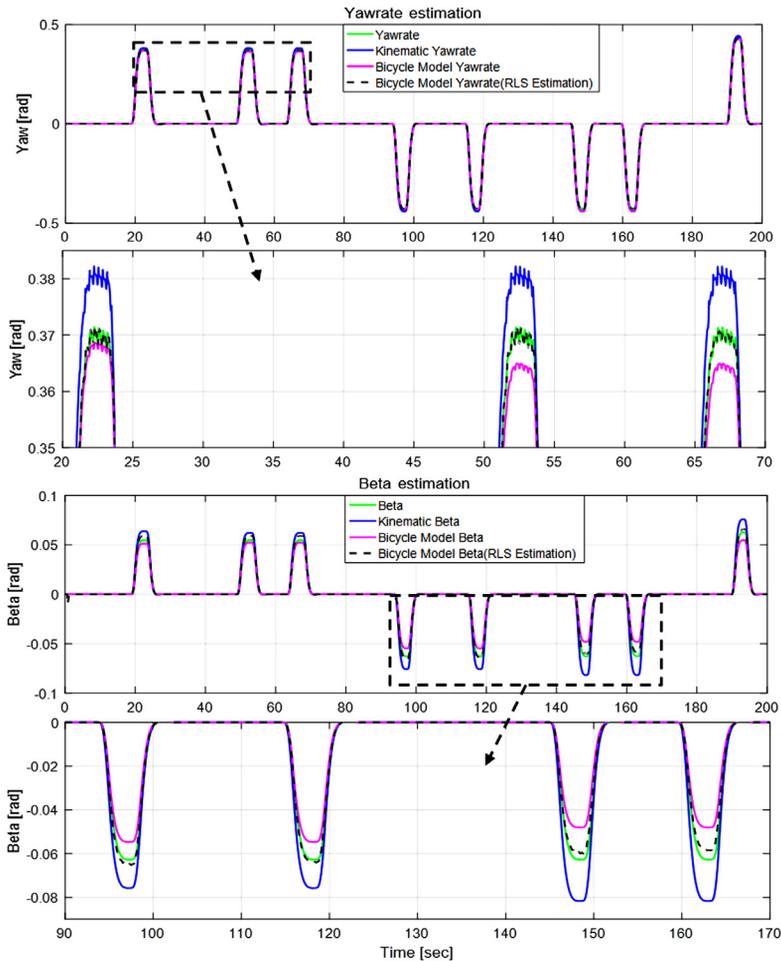


Fig. 2 Comparison of vehicle state (Kinematic model , Bicycle model, Recursive least square based states compensation)

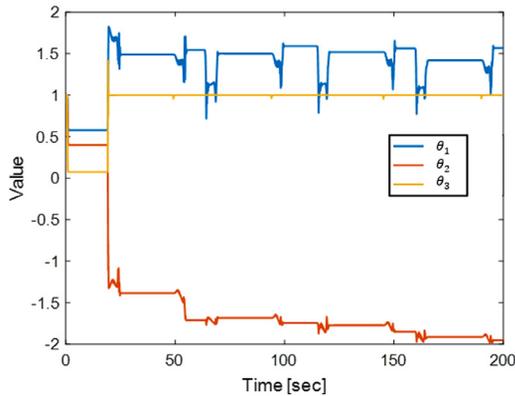


Fig. 3 Recursive parameter convergence

만 수렴하는 시간도 필요하고 이상적인 파라미터 값에 수렴한 것으로 보이기에 어려움이 있다. 하지만 본 연구에서는 파라미터의 정확한 수렴성보다는 이 파라미터를 이용하여 결과적으로 고장 신호 검출을 위한 핵심 변수로 사용되는 요속도 출력 값의 수렴이 중요하다. 그 내용은 앞서 언급한 Fig. 2, Table 1에서 이미 검증하였다. 하지만 여전히 Fig. 3의 파라미터의 수렴 과정을 설명하기 위해서는 P.E. (Persistency of excitation) condition의 이해가 필요하다.¹²⁾ 문헌에 따르면 P.E. 조건의 수렴을 위해서 본 시스템에서 파라미터 추정의 입력 시그널에 해당하는 ϕ 이 사인함수의 특성을 포함해야 한다. Fig. 3에서 RLS 파라미터의 수렴하는 과정을 보면 실제로 차량의 선회하는 특성을 보일 때 마다 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 또한 본 연구에서는 이러한 특성을 고려하여 실제로 추정이 필요한 항 이외에 벡터 정의를 한 식 (8)에서 각 벡터의 첫 번째 항인 $\theta_1, r[k-1]$ 을 추가시켜 출력 값($\hat{\gamma}_k$) 추정의 성능을 향상시켰다.

본 장에서는 차량에서 발생하는 시변 파라미터로 구성된 차량 상태변수를 추정하는 방법을 언급하였다. 이를 바탕으로 모델기반 고장신호 검출 및 분류를 하는 방법을 3장에서 소개하도록 하겠다.

3. 고장 진단 알고리즘 설계

시스템의 고장진단을 위해서는 가장 기본적으로 각 신호에 대한 잔차 신호를 생성해야 한다. 본 연구에서는 크게 세 가지 잔차 생성과정을 수행한다. 해석적 중복도를 이용한 모델 기반 접근법, 센서 자체

의 고장 가능성을 확률적으로 표현한 확률모델 접근법, 무인차의 명령신호 모델 접근법으로 본 장에서 잔차 신호를 이용한 고장 신호 검출에 대한 내용을 다루도록 하겠다.

3.1 잔차 생성 및 고장 신호 정의

우선 동역학 모델(M_1)에 기반한 방법으로 앞장에서 설명한 파라미터 추정 기법을 통해 보정한 요속도와 요속도 센서의 측정값(γ_{gyro}) 간의 차이를 통해 잔차(R_1)를 생성할 수 있다.

$$R_1 = \hat{\gamma}_1 - \gamma_{gyro} \quad (10)$$

두 번째로 좌우 바퀴 속도, 차량의 순간 거리(t)를 이용한 요속도 모델(M_2)기반하여 전,후 바퀴 각각에 해당하는 잔차($R_{2,3}$)를 생성할 수 있다.

$$\hat{\gamma}_{f,r} = \frac{v_r - v_l}{t} \quad (11)$$

($v_r: v_{fr}, v_{rr}, v_l: v_{fl}, v_{rl}, t = \text{tread width}$)

$$R_{2,3} = |\hat{\gamma}_{f,r} - \gamma_{gyro}| \quad (12)$$

식 (11), (12)에 나타난 $\hat{\gamma}_{f,r}$ 은 각각 전륜 바퀴 속도를 식 (11)을 통해 구한 요속도와 후륜 바퀴를 통해 구한 요속도를 나타낸다.

또한 물리적 신호 자체의 결함을 확률적인 모델로 여섯 가지의 잔차 정보를 얻을 수 있다($R_{4,\dots,9}$). 마지막은 무인 주행 시 생성하는 명령 신호(δ_{com}, v_{com})기반으로 잔차를 구하는 방법이다. 명령 신호에 기반한 잔차는 휠 속도센서 측정값(v_{uss})과 조향각 센서 측정값(δ_{sas})에 해당하는 명령 신호와의 차이로 잔차 $R_{10,11}$ 을 구할 수 있으며 차량 모델(M_1)에서 사용된 공통된 요속도 보정 정보를 이용하지만 여기에 사용된 $\hat{\gamma}_{2,3}$ 정보는 명령신호(δ_{com}, v_{com})가 요속도 추정에 사용되었는지 여부에 따라 잔차 R_{12} 와 R_{13} 을 나눌 수 있다. 이렇게 생성한 잔차를 이용하여 본 연구에서는 고장신호 $F_{1,\dots,7}$ 를 정의한다. 고장을 판단하기 위한 한계값(Threshold)선정은 최고속도 30 km/h로 정상상태 주행 상황에서 충분한 데이터 수집을 통해 선정하였다. 예를 들어 Fig. 4는 요속도 레지듀얼의 한계값 선정을 나타내며 노이즈 값을 충분히

Table 2 Residual and fault decision logic

Approach	Model	Residual	Information	Gyro(F_1)	SAS(F_2)	WSS($F_{3,\dots,6}$)	MDPS(F_7)
Vehicle model based approach	M_1	R_1	$ \hat{\gamma}_1 - \gamma_{gyro} < \gamma_{threshold}$	(x)	(x)	(x)	(x)
	M_2	$R_{2,3}$	$\hat{\gamma} = \frac{v_r - v_l}{t}$, $ \hat{\gamma} - \gamma_{gyro} < \gamma_{threshold}$, ($v_r: v_{fr}, v_{rr}, v_l: v_{fl}, v_{rl}, t = tread\ width$)	x	o	x	o
Probability based approach	M_3	R_4	$\gamma_{gyro}: P_{gyro} < P_{threshold}$	double check(x)		double check(x)	double check(o)
		R_5	$\delta_{sas}: P_{sas} < P_{threshold}$		double check(x)		double check(o)
		$R_{6..9}$	$v_{fr}, v_{fl}, v_{rr}, v_{rl}: P_{WSS} < P_{threshold}$		double check(o)	double check(x)	double check(o)
Command signal based approach	M_4	R_{10}	$ v_{com} - v_{wss} < v_{threshold}$		o	x	(o)
		R_{11}	$ \delta_{com} - \delta_{sas} < \delta_{threshold}$				(x)
		R_{12}	δ_{com}, v_{wss} as input to model M_1 , $ \hat{\gamma}_2 - \gamma_{gyro} < \gamma_{threshold}$	(x)	(o)		(o)
		R_{13}	δ_{com}, v_{com} as input to model M_1 , $ \hat{\gamma}_3 - \gamma_{gyro} < \gamma_{threshold}$			(o)	

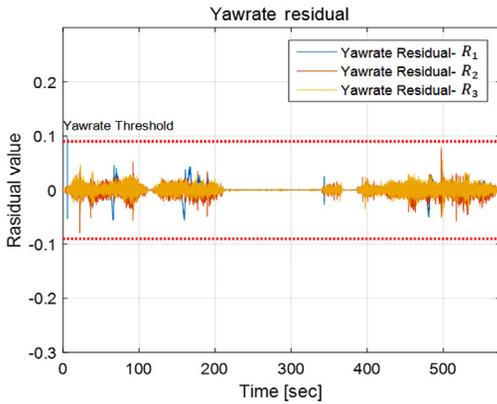


Fig. 4 Determination of threshold

넘어서는 수준에서 선정한다. Table 2에는 앞서 설명한 고장 진단을 위해 제안한 세 가지 접근법과, 네 가지 모델과 이 모델을 통해 생성되는 잔차 신호 정의 및 각 장치별 고장 신호 로직이 정리되어 있다.¹⁰⁾

3.2 고장 검출 로직

Table 2의 오른쪽에는 각 장치에 해당하는 고장 신호 검출 및 분류를 위한 고장 결정 로직을 나타내고 있다. 로직을 살펴보면 각종 기호와 빈칸이 섞여있는데 ‘o’, ‘x’를 나누는 기준은 특정 신호의 잔차가 설정한 한계값을 초과하는지에 따라 정의되며, 초과하지 않으면 ‘o’, 초과하면 ‘x’로 나타낸다. 또한 특

정 장치의 고장 판단을 위해 모든 잔차를 확인하는 것이 아니라 관련된 몇 개의 잔차의 조합을 통해 확률적 고장 신호 판단을 수행한다. 괄호 ‘()’는 신호의 두 가지 특성을 포함한다. 첫 번째는 각 장치에서 고장 신호가 발생하여도 일정 범위 이하의 고장 신호는 속도 추정 모델에 크게 영향을 주지 않기 때문에 고장 로직의 다른 모델로부터 나온 잔차를 동시에 확인해야 하는 경우가 발생한다. 두 번째는 확률 모델에서 센서의 노이즈나 시스템의 불확실성으로 인한 고장 신호의 신뢰성을 보장하지 못할 경우를 의미하며 이러한 경우 모델에 기반한 잔차를 확인하는 중복 검사를 수행한다. 이렇게 각 모델의 특성을 고려하여 특정 신호의 고장 신호 분류를 위해 Table 2의 고장 로직을 구성하였다.

3.3 확률적 모델의 정의 및 적용방법

고장 신호 검출 및 분류를 위해 본 연구에서는 확률적 모델을 두 가지 용도로 사용한다. 첫 번째는 각 장치에서 발생하는 신호에 대한 자체적인 고장 확률과 두 번째는 정의한 고장 판단 로직에 기반하여 잔차에서 이상 신호가 발생하였을 때 각 장치의 고장 확률값 업데이트를 수행하는 것에 쓰인다. 첫 번째 용도로 각 장치의 고장 신호 검출을 위한 확률적 모델은 다음과 같이 정의할 수 있다. 정상 상태에서

연속적인 상태 값을 가지는 물리적 특성에 기반하여 발생할 수 있는 고장신호(즉, 신호의 단락, 오버슈트와 같은 비정상적인 신호)에 대해서 통계적 한계 값을 취하여 고장신호에 대한 확률 값으로 나타낸다. 두 번째 용도로는 고장 분류를 위해 세운 고장 결정 로직을 통해 각 모델별 잔차의 중복검사를 위해 확률 모델 방식을 택한다. 본 연구에서 제안하는 확률 모델은 고장 확률 p 에 대하여 로지스틱 모형식을 이용한다. 여기서 등장하는 용어로 식 (13)은 오즈비(Odds ratio)의 로그함수로 나타낸 로그 오즈(Log odds)를 나타내고 있다. 식 (13)을 이용하면 제안하는 두 가지 용도의 확률 모델의 확률 값 업데이트를 식 (14)로 간단하게 표현할 수 있는 장점이 있다.⁹⁾

$$\text{logit}(p) = \log \frac{p}{1-p} \quad (13)$$

$$\text{logit}(p(fr)) = \log \left(\frac{p(fr)}{p(1-fr)} \right) + \text{logit}(p(f)) \quad (14)$$

$$p(fr) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(\text{logit}(p(fr)))} \quad (15)$$

여기서 확률 $p(fr)$ 은 $p(\text{faultresidual})$ 을 나타내며 Table 2에서 정의한 고장 판단 로직에 의해 이 식 (14)~(15)를 이용하여 고장 확률을 갱신할 수 있다. 식 (14)에서 좌변의 고장 확률($p(fr)$)에 대한 로짓 함수는 우변의 첫 번째 항인 로그 우도비(Log likelihood)와 두 번째 항인 사전 로그 오즈비(Prior log odd ratio)를 더한 수식으로 정리할 수 있다. 이는 다시 말해서 새로운 잔차 정보가 들어왔을 때 고장 특성에 따라 사전에 정의해놓은 사전 로그 오즈비에 이전단계에서 업데이트 되었던 로그 우도비를 간단히 더해줌으로써 고장 확률 정보를 갱신 할 수 있다. 이렇게 구한 값은 다시 식 (15)를 이용하여 0~1 사이의 값을 가지는 확률 값으로 변환시켜야 한다.

3.4 고장 진단 알고리즘

본 연구에서는 앞서 제안한 방식의 고장 신호 판단 로직을 통해 기존의 연구와 동일한 고장진단 체계를 가진 해석적 중복도를 이용한 고장 검출 및 분리 알고리즘을 수행한다.^{1,2,13)} 알고리즘을 수행하기에 앞서 필요한 입력값으로 조향각(δ_k)과 차속(v_k), 차량의 요속도 측정값(γ_k)를 사용한다. Table 2에 나

Table 3 Pseudo code of probabilistic-model based fault detection and isolation

Algorithm 1 : Fault Detection & Isolation	
Input.	The δ_k (steering angle), the v_k (vehicle speed from wheel encoders) are an input variables for vehicle's move. The γ_k (yawrate) is measurement input variables.
Initialize	all the parameters.
While	(i = 1 to k)vehicle starts moving do
/*	Yaw rate($\hat{\gamma}_k$) estimation through Recursive Least Square(RLS) parameter($\theta_{j,k}$) (Chapter. 2) */
Calculate	$\hat{\gamma}_k, \theta_{j,k}$ (j=1,2,3)
/*	Residual Generator based on Fault Model $M_{1,...,4}$ (Chapter. 3) */
Find residual	$R_{1,...,13}$
/*	By Fault logic (Table 2) */
Calculate fault probability	
end	

타난 네 개의 모델은 각각 앞장에서 설명한 온라인 파라미터 추정에 의해 보정된 상태변수 요속도 기반 차량 모델(M_1)과 각 바퀴 속도를 이용한 요속도 모델(M_2), 물리적 신호의 고장과 관련된 확률모델(M_3), 명령 신호 기반 모델(M_4)로 구성되어 있으며 이 모델에 기반하여 잔차 신호를 생성하고 고장 로직에 의한 고장신호의 확률 모델을 계산하여 고장을 검출하고 분류한다(Table 3).

4. 시뮬레이션

제안한 고장진단 알고리즘의 유효성 검증을 위해 실제 차량의 주행을 통해 얻은 각 장치의 측정값을 토대로 시뮬레이션을 수행하였다. 센서나 액츄에이터의 오작동에 의해 발생하는 고장 신호는 수시로 발생하는 것이 아니기 때문에 각 장치의 측정값에 가상으로 고장신호를 만들어서 본 연구에서 제안하는 고장진단 알고리즘을 통한 고장 신호 진단 및 분류에 대한 검증과정을 수행하였다. 고장 신호 검증 대상은 조향각 센서(SAS), 조향 액츄에이터(MDPS), 요속도 센서(Gyro sensor), 휠속센서(WSS) 네 개의 장치에 해당하며 가상 신호와 고장 검출 결과를 각각 Fig. 4, Fig. 5에 그래프로 나타내었다. Fig. 4에 나타낸 것처럼 고장신호는 각 장치의 특성에 맞게 발생할 수 있는 고장 신호를 알맞게 신호의 단락, 시간 지연, 오프셋 기반으로 생성하였다. 고장 검출 및 분

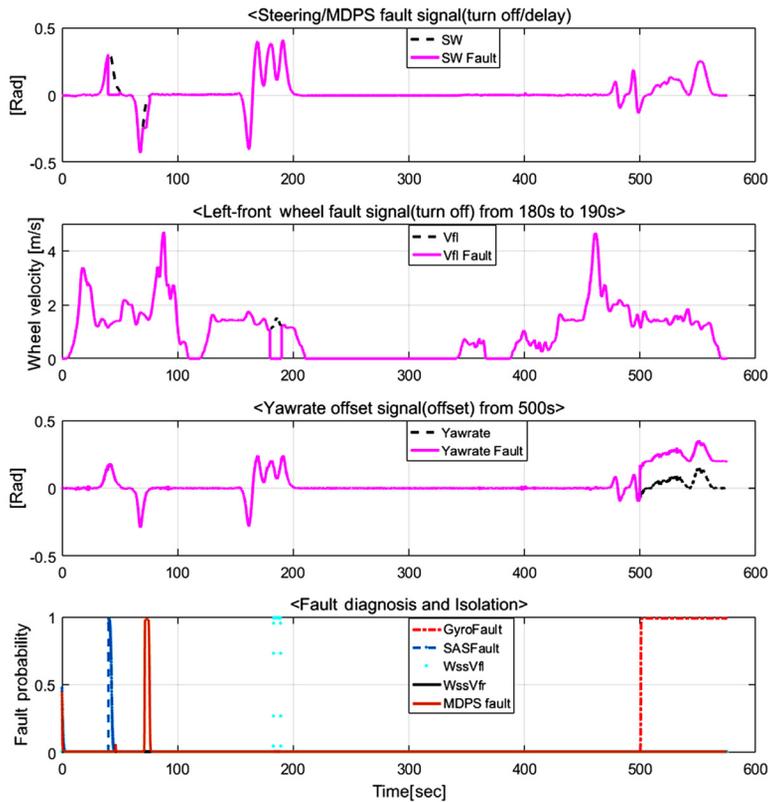


Fig. 5 Virtual sensor fault signal generation

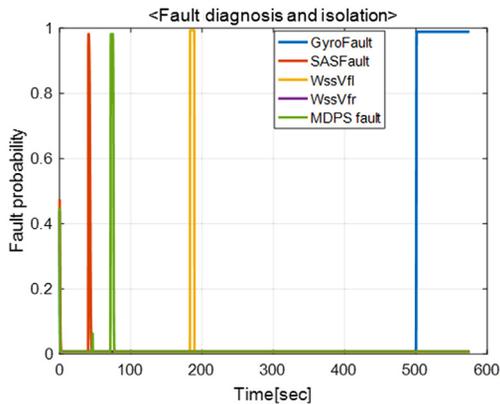


Fig. 6 Fault detection and isolation

류 알고리즘 테스트를 위해 SAS의 고장 신호는 40초부터 10초간 데이터 신호가 들어오지 않는 경우, MDPS는 70초부터 3초간 Delay가 발생한 경우, WSS는 180초부터 10초간 데이터 신호가 들어오지 않는 경우, Gyro의 신호는 500초부터 신호의 오프셋

이 발생한 경우에 대하여 각각 테스트를 수행하였다.¹¹⁾ Fig. 5의 그래프는 본 논문에서 제안한 모델로 구한 잔차 신호와 고장 판단 로직을 기반으로 고장 신호에 대한 확률적 수치 나타내고 있으며 제안한 알고리즘으로 모든 고장신호를 분류해낸 것을 확인할 수 있다. 또 한 가지 눈여겨 볼만한 점은 고장 신호가 사라지면 고장확률도 함께 줄어들면서 사라지는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 요속도 센서를 이용하여 미니트램의 승객 수, 정차 및 가속으로 인해 변화하는 알 수 없는 차량 파라미터로 인해 부정확한 차량 상태변수를 보정하는 방법을 소개하였다. 이를 기반으로 기존의 고장검출을 위해 적용된 해석적 중복도를 모델에 기반하여 적용하였기 때문에 모델 기반 고장진단의 정밀도가 높아졌다는 장점이 있다. 또한 기존의

고장 신호 검출을 위한 해석적 중복도로 모델에 기반한 해법에는 시스템 상태의 부정확성과 센서의 민감도에 의해 모델에만 의존하기에는 장치의 고장분리를 동시에 수행하기에 어려움이 있으며 신뢰성이 떨어진다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 센서 자체의 오작동을 검출하기 위한 확률모델과 명령신호를 이용한 차량모델을 고장신호 검증을 위해 추가시켰다. 이러한 세 가지 접근법으로 잔차의 중복도를 고장 판단 로직으로 설계하였고 최종적인 고장신호는 로지스틱 함수를 이용한 확률적 표현으로 변환하는 새로운 고장진단 알고리즘 개발을 수행하였다. 또한 차량의 고장 신호를 재현하기에는 위험성이 있어 실차 실험 데이터를 저장하고 오프라인에서 가상의 고장 신호를 생성하였고 오프라인에서 구축한 가상 시뮬레이션 환경에서 고장 신호를 검출하고 분류하는 방법을 제안하였다. 고장신호는 각 장치에서 발생할 수 있는 신호의 단락, 시간지연, 오프셋에 해당하는 신호이며 제안하는 해석적 중복도를 통한 고장검출 알고리즘의 검증과정을 수행하였다. 본 기술은 향후 고장진단의 실시간성이 보장된다면 모델기반 자율주행시스템의 고장진단기술 적용이 가능할 것으로 기대한다.

후 기

이 연구는 2017년도 산업통상자원부 및 산업기술 평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(ADAS 주요센서의 고장 검출 및 진단과 위험원 분석 및 대응 전략 기술 개발, 10076338). 또한 한국철도기술연구원 주요사업의 연구비 지원과 미래창조과학부, 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터 육성 지원사업과 한국연구재단의 연구결과로 수행되었습니다(NRF-2014R1 A2A2A01007242) (IITP-2017-2012-0-00628).

References

- 1) J. H. Lee and L. Joon, "A Case Study on Robust Fault Diagnosis and Fault Tolerant Control," KAC Conference Proceedings, pp.1005-1008, 2000.
- 2) J. W. Nah, W. G. Kim and K. S. Yi, "Verification of Fault Diagnosis Algorithm for an Autonomous Driving Vehicle," KSME Annual Conference Proceedings, pp.1204-1209, 2010.
- 3) R. Rajamani, *Vehicle Dynamics and Control*, Springer, New York, pp.15-46, 2012.
- 4) G. Baffet, A. Charara and D. Lechner, "Estimation of Vehicle Sideslip, Tire Force and Wheel Cornering Stiffness," *Control Engineering Practice*, Vol.17, No.11, pp.1255-1264, 2009.
- 5) B. Chen and F. Hsieh, "Sideslip Angle Estimation Using Extended Kalman Filter," *Vehicle System Dynamics*, Vol.46, Issue 1, pp.353-364, 2008.
- 6) S. Mammari, S. Glaser and M. Netto, "Vehicle Lateral Dynamics Estimation using Unknown Input Proportional-Integral Observer," *Proceedings of the American Control Conference*, pp.4658-4663, 2006.
- 7) H. Fujimoto, N. Takahashi, A. Tsumasaka and T. Noguchi, "Motion Control of Electric Vehicle Based on Cornering Stiffness Estimation with Yaw-moment Observer," *9th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*, pp.206-211, 2006.
- 8) P. Navrátil and J. Ivanka, "Recursive Estimation Algorithms in Matlab & Simulink Development Environment," *WSEAS Transaction on Computers*, Vol.13, pp.691-702, 2014.
- 9) LessWrong WIKI, https://wiki.lesswrong.com/wiki/Log_odds, 2016.
- 10) N. J. Jeon and H. C. Lee, "Integrated Fault Diagnosis Algorithm for Driving Motor of In-wheel Independent Drive Electric Vehicle," *Transactions of KSAE*, Vol.24, No.1, pp.99-111, 2016.
- 11) W. H. Hwang, I. J. Yang and K. S. Huh, "Model-based Sensor Fault Detection Algorithm for EMB System," *Transactions of KSAE*, Vol.20, No.1, pp.1-7, 2012.
- 12) J. A. Farrell and M. M. Polycarpou, *Adaptive Approximation Based Control: Unifying Neural, Fuzzy and Traditional Adaptive Approximation Approaches*, John Wiley & Sons, Hoboken, pp.115-163, 2006.
- 13) R. Isermann, *Fault-Diagnosis Systems*, Springer Science & Business Media, Heidelberg, pp.61-82, 2006.