

ESTIMAÇÃO DE FORÇAS DE INTERAÇÃO PNEU-SOLO USANDO OBSERVADORES UKF EM CASCATA COM INTERCONEXÕES EM ATRASO

RAFAEL A. CORDEIRO*, ALESSANDRO C. VICTORINO†, PAULO A. V. FERREIRA*, ELY C. DE PAIVA‡, SAMUEL S. BUENO§

* *Universidade Estadual de Campinas – FEEC/UNICAMP*
Av. Albert Einstein, 400 – 13083-852
Campinas – SP – Brasil

† *Université de Technologie de Compiègne – HEUDIASYC/UMR CNRS 7253/UTC*
57 avenue de Landshut – 60203
Compiègne – France

‡ *Universidade Estadual de Campinas – FEM/UNICAMP*
Rua Mendeleiev, 200 – 13083-970
Campinas – SP – Brasil

§ *Centro de Tecnologia da Informação Renato Archer – DRVC/CTI*
Rod. D. Pedro I, km 143,6 – 13081-970
Campinas – SP – Brasil

Emails: rcordeir@dt.fee.unicamp.br, Alessandro.Victorino@utc.fr, valente@dt.fee.unicamp.br, elypaiva@fem.unicamp.br, samuel.bueno@cti.gov.br

Abstract— The knowledge of tire-ground interaction forces is interesting for development of intelligent vehicles. However, tire forces transducers are expensive and not suitable for ordinary passengers cars. An alternative is to estimate these forces using standard sensors. This paper proposes the use of observers synthesized by the Unscented Kalman Filters algorithm in a delayed interconnected cascade-observer structure to reconstruct tire-ground interaction forces in all directions. The estimator is validated with an experimental test and compared with previous results obtained with Extended Kalman Filter observers.

Keywords— Tire-ground forces estimation, State observers, Kalman filters, Vehicle dynamics, Intelligent vehicles.

Resumo— O conhecimento das forças de interação pneu-solo é interessante para o desenvolvimento de veículos inteligentes. Entretanto, sensores que meçam essas forças são caros e, portanto, não são apropriados para o uso em veículos comerciais. Uma alternativa consiste na estimação dessas forças utilizando sensores comuns. Esse artigo propõe o uso de observadores sintetizados pelo algoritmo do Filtro de Kalman *Unscented* em uma estrutura de estimação em cascata com interconexões em atraso capaz de reconstruir as forças de interação pneu-solo em cada pneu. O estimador é validado a partir de um ensaio experimental e seus resultados são comparados aos obtidos previamente utilizando Filtros de Kalman Estendidos.

Palavras-chave— Forças de interação pneu-solo, Observadores de estados, Filtros de Kalman, Dinâmica de veículos, Veículos inteligentes.

Nomenclatura

Índice i :	< 1 (Dianteira) 2 (Traseira) >
Índice j :	< 1 (Esquerda) 2 (Direita) >
$F_{x_{ij}}, F_{y_{ij}}, F_{z_{ij}}$:	Forças no pneu
$\underline{V} = [u \ v \ w]^T$:	Velocidade linear do veículo
$\underline{\omega} = [p \ q \ r]^T$:	Velocidade angular do veículo
$\underline{\Phi} = [\phi \ \theta \ \psi]^T$:	Posição angular do veículo
g :	Aceleração da gravidade
m :	Massa do veículo
J_{xx}, J_{yy}, J_{zz} :	Momentos principais de inércia
L_i :	Distância entre o CG e a diant./tras.
E :	Distância entre o CG e a lateral
k_s, c_s :	Parâmetros da suspensão
δ_{ij} :	Ângulo de esterçamento do pneu
$\alpha_{ij}, C_{\alpha_{ij}}$:	Ângulo, e rigidez, de derrapagem
$\sigma_{ij}, C_{\sigma_{ij}}$:	Taxa, e rigidez, de escorregamento
$\rho_{x_{ij}}, \rho_{y_{ij}}$:	Comprimento de relaxação do pneu
Ω_{ij} :	Velocidade de rotação do pneu
$r_{w_{ij}}$:	Raio do conjunto roda/pneu
$h_{z_{ij}}$:	Comprimento da suspensão

1 Introdução

Para aumentar segurança e conforto em veículos, a indústria automotiva busca desenvolver novas tecnologias. Hoje em dia, com a evolução dos computadores, os avanços tecnológicos são cada vez mais frequentes na, assim chamada, “inteligência” do veículo. Estes avanços têm se dado em duas grandes áreas: Os sistemas de auxílio ao condutor (ADAS: *Advanced Driver Assistance Systems*) e os veículos autônomos (AVs: *Autonomous Vehicles*).

Nos ADAS, o principal objetivo é auxiliar o motorista durante a condução. Estes sistemas podem atuar de maneira indireta, informando possíveis riscos e recomendando ações, ou de forma direta, onde o sistema atua no veículo para evitar situações de perigo como, por exemplo, os freios anti-blocantes (ABS) ou os controles eletrônicos

de estabilidade (ESC).

Por sua vez, AVs desejam eliminar a necessidade de um condutor humano. Excluindo o motorista, o veículo é pilotado automaticamente, objetivando aumentar segurança, diminuir o trânsito e, inclusive, reduzir emissões de poluentes. O AV mais conhecido atualmente consiste no carro da Google, que vem sendo testado nas ruas dos EUA.

Tanto ADAS como AVs precisam ter acesso a diversas informações sobre o veículo e, portanto, devem ser capazes de medir parâmetros relacionados ao ambiente e à dinâmica do veículo.

Diversos sensores são usados para o desenvolvimento de sistemas automotivos inteligentes. Dentre os mais comuns estão acelerômetros, giroscópios, GPS, *etc.* Entretanto, algumas variáveis são difíceis de serem mensuradas e alguns sensores, dado seu alto custo, não podem ser usados em veículos comerciais. Dentre as variáveis difíceis de medir estão as Forças de Interação Pneu-Solo (FIPS). Estas forças podem ser usadas tanto em ADAS – por exemplo na previsão de capotamento do veículo (Bouton et al., 2008) – como em AVs, fornecendo informações fundamentais sobre a dinâmica do veículo.

Para evitar o uso de sensores caros, estimadores têm sido tratados na literatura. Trabalhos como (Ray, 1997) e (Doumiati et al., 2011) propõem estimadores para as FIPS. Todavia, muitos destes trabalhos não tratam da estimação de forças longitudinais e alguns fazem uso de sensores inviáveis para veículos convencionais.

Em (Cordeiro et al., 2016), um novo estimador para FIPS foi proposto usando o Filtro de Kalman Estendido (EKF) em uma estrutura de estimação em cascata com interconexões em atraso. Em sequência, este trabalho propõe como alternativa ao EKF, o uso do Filtro de Kalman *Unscented* (UKF) como algoritmo de estimação.

Este artigo está organizado da seguinte forma: primeiramente, a estrutura de estimação é apresentada na seção 2. Em seguida, na seção 3, os modelos dinâmicos usados para a estimação são desenvolvidos. A seção 4 introduz os observadores UKF usados na estrutura de estimação. A validação experimental da proposta de estimação encontra-se na seção 5. Por fim, os autores apresentam suas conclusões finais na seção 6.

2 Estrutura de Estimação

As componentes lateral e longitudinal das FIPS são forças de atrito e, conseqüentemente, são dependentes da componente vertical atuante no pneu. Ademais, ambas são geridas pela dinâmica do veículo, o que torna as componentes das FIPS fortemente acopladas, interferindo diretamente na observabilidade de modelos que as utilizem.

Para garantir a observabilidade do estimador, uma alternativa consiste em desacoplar as FIPS e

usá-las em uma estrutura em cascata. Ray (1997) e Doumiati et al. (2011) propuseram o desacoplamento utilizando modelos de dinâmicas randômicas, conhecidos como modelos *random-walk*.

Para evitar a perda de informações em considerar modelos randômicos, aqui será utilizada a proposta apresentada em (Cordeiro et al., 2016), onde o desacoplamento é obtido por interconexões em atraso na estrutura em cascata. Como pode ser visto na Figura 1, o estimador das forças verticais recebe, como entrada, as forças estimadas pelos observadores lateral e longitudinal, mas com um atraso de uma amostra no tempo. A saída do observador vertical alimenta os demais estimadores. O estimador lateral também recebe a estimação da força longitudinal com atraso de uma amostra, e vice-versa.

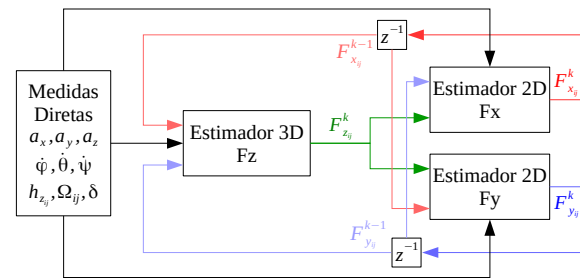


Figura 1: Estrutura de estimação em cascata com interconexões em atraso.

Esta estrutura só é possível se as dinâmicas das variáveis a serem estimadas forem lentas com relação à taxa de amostragem do estimador, o que é verdade para as FIPS. Além disso, as condições iniciais necessárias para a estimação podem ser facilmente obtidas dado que o veículo supostamente inicia em repouso.

3 Modelos Matemáticos

A estrutura de estimação apresentada utiliza três observadores baseado em modelos em espaço de estados, os quais são apresentados a seguir.

3.1 Modelo vertical

O observador de forças verticais é sintetizado a partir de um modelo 3D simplificado do veículo inspirado no apresentado em (Cordeiro, 2013). Tal modelo, ilustrado na Figura 2, consiste em um veículo planar com quatro suspensões (mola-amortecedor) independentes e perpendiculares ao veículo.

Aplicando as equações de Newton-Euler, chega-se às seguintes equações:

$$\dot{u} = vr - wq - g \sin \theta + 1/m \sum F'_{xij} \quad (1)$$

$$\dot{v} = wp - ur + g \sin \phi \cos \theta + 1/m \sum F'_{yij} \quad (2)$$

$$\dot{w} = uq - vp + g \cos \phi \cos \theta + 1/m \sum F'_{zij} \quad (3)$$

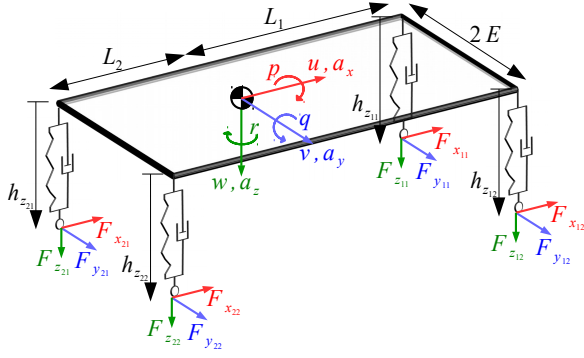


Figura 2: Modelo tridimensional proposto.

$$\dot{p} = 1/J_{xx}[(J_{yy} - J_{zz})qr - E(F_{z11} + F_{z21}) + E(F_{z12} + F_{z22}) - \sum h_{zij} F'_{yij}] \quad (4)$$

$$\dot{q} = 1/J_{yy}[(J_{zz} - J_{xx})pr - L_1(F_{x11} + F_{x12}) + L_2(F_{x21} + F_{x22}) + \sum h_{zij} F'_{xij}] \quad (5)$$

$$\dot{r} = 1/J_{zz}[(J_{xx} - J_{yy})pq + L_1(F'_{y11} + F'_{y12}) - L_2(F'_{y21} + F'_{y22}) - E(F'_{x11} + F'_{x21}) + E(F'_{x12} + F'_{x22})] \quad (6)$$

onde:

$$\begin{bmatrix} F'_{xij} \\ F'_{yij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \delta_{ij} & -\sin \delta_{ij} \\ \sin \delta_{ij} & \cos \delta_{ij} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{xij} \\ F_{yij} \end{bmatrix}$$

Ademais, as relações entre as velocidades angulares e as taxas de variação dos ângulos de rolagem e arfagem são dadas por:

$$\dot{\phi} = p + (q \sin \phi + r \cos \phi) \tan \theta \quad (7)$$

$$\dot{\theta} = q \cos \phi - r \sin \phi \quad (8)$$

Analisando o sistema de suspensão, pode-se obter as forças atuando sobre ele:

$$F_{zij} = -k_s(\overline{h_{zij}} - h_{zij}) - c_s \dot{h}_{zij} \quad (9)$$

onde $\overline{h_{zij}}$ é o comprimento da suspensão em repouso.

Considerando o solo localmente planar em cada pneu, a taxa de variação do comprimento de cada suspensão pode ser aproximada pela velocidade vertical nas extremidades do veículo.

$$\dot{h}_{zij} \approx w + (-1)^i q L_i + (-1)^j p E \quad (10)$$

Utilizando (1) a (8) e (10), obtém-se um modelo não linear de 12 estados:

$$\dot{X} = f(X, U) \quad (11)$$

onde $X = [u \ v \ w \ p \ q \ r \ \phi \ \theta \ h_{zij}]^T$ e $U = [F_{xij} \ F_{yij} \ \delta_{1j}]^T$.

Note que as forças verticais não são estados do modelo, mas podem ser reconstruídas pelos estados substituindo (10) em (9):

$$\hat{F}_{zij} = -k_s(\overline{h_{zij}} - \hat{h}_{zij}) - c_s(\hat{w} + (-1)^i \hat{q} L_i + (-1)^j \hat{p} E) \quad (12)$$

3.2 Modelo lateral

O modelo lateral deriva do modelo 2D apresentado em (Doumiati et al., 2011) considerando esterçamento Ackerman, como na Figura 3.

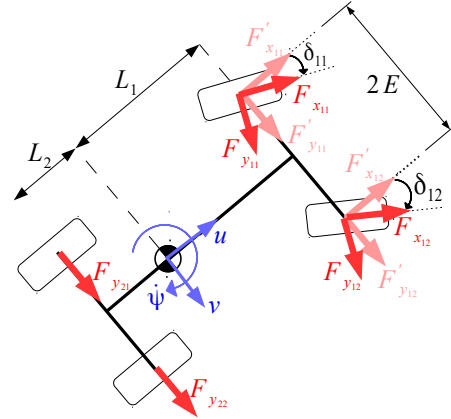


Figura 3: Modelo bidimensional de guinada.

Aplicando novamente as equações de Newton-Euler, obtém-se:

$$\dot{u} = v\dot{\psi} + 1/m \sum F'_{xij} \quad (13)$$

$$\dot{v} = -u\dot{\psi} + 1/m \sum F'_{yij} \quad (14)$$

$$\ddot{\psi} = 1/J_{zz}[L_1(F'_{y11} + F'_{y12}) - L_2(F'_{y21} + F'_{y22}) + E(F'_{x11} - F'_{x12})] \quad (15)$$

O comportamento dinâmico das forças laterais é obtido a partir do Modelo Transiente de Único Ponto de Contato – MTUPC, cujos detalhes são apresentado em (Pacejka, 2002).

$$\dot{F}_{yij} = \frac{u - (-1)^j \dot{\psi}}{E \rho_{yij}} (\overline{F}_{yij} - F_{yij}) \quad (16)$$

onde $\overline{F}_{yij}$ é o valor instantâneo da força lateral e o comprimento de relaxação (ρ_{yij}) é constante.

Existem diversos modelos matemáticos na literatura para o cálculo das FIPS instantâneas (Pacejka, 2002). Alguns destes modelos são muito complexos, com grande quantidade de parâmetros e alto custo computacional. Assim, opta-se aqui pelo modelo de Dugoff (Dugoff et al., 1969), que consiste em um modelo semi-empírico, não linear e de baixa complexidade, regido pela seguinte equação:

$$\overline{F}_{yij} = -C_{\alpha ij} \tan \alpha_{ij} (2 - \chi_{yij}) \chi_{yij} \quad (17)$$

$$\chi_{yij} = \min \left\{ 1, \frac{\mu F_{zij}}{2C_{\alpha ij} |\tan \alpha_{ij}|} \right\}$$

sendo o ângulo de derrapagem obtido por:

$$\alpha_{ij} = \tan^{-1} \left(\frac{v - (-1)^i \dot{\psi} L_i}{u - (-1)^j \dot{\psi} E} \right) - \delta_{ij} \quad (18)$$

Um modelo de 7 estados como (11) pode ser construído a partir de (13) a (16), onde $X = [u \ v \ \dot{\psi} \ F_{yij}]^T$ e $U = [F_{xij} \ F_{zij} \ \delta_{1j}]^T$.

3.3 Modelo longitudinal

O modelo longitudinal baseia-se no mesmo modelo bidimensional mostrado na Figura 3. Assim, possui as mesmas equações de movimentos – (13) a (15). Ademais, a dinâmica das forças também é regida pelo MTUPC, resultando em:

$$\dot{F}_{x_{ij}} = \frac{u - (-1)^j \dot{\psi}}{E \rho_{x_{ij}}} (\overline{F}_{x_{ij}} - F_{x_{ij}}) \quad (19)$$

onde $\overline{F}_{x_{ij}}$ é fornecida pelo modelo de Dugoff:

$$\begin{aligned} \overline{F}_{x_{ij}} &= -C_{\sigma_{ij}} \sigma_{ij} (2 - \chi_{x_{ij}}) \chi_{x_{ij}} \\ \chi_{x_{ij}} &= \min \left\{ 1, \frac{\mu F_{z_{ij}}}{2C_{\sigma_{ij}} |\sigma_{ij}|} \right\} \end{aligned} \quad (20)$$

Para o modelo de força longitudinal, utiliza-se a taxa de escorregamento ao invés do ângulo de derrapagem, dada por:

$$\sigma_{ij} = \frac{-(u - (-1)^j \dot{\psi} E) + \Omega_{ij} r_{w_{ij}}}{\max(u - (-1)^j \dot{\psi} E, \Omega_{ij} r_{w_{ij}})} \quad (21)$$

Logo, utilizando (13) a (15) e (19), um novo modelo (11) com 7 estados pode ser obtido, onde $X = [u \ v \ \psi \ F_{x_{ij}}]^T$ e $U = [F_{y_{ij}} \ F_{z_{ij}} \ \Omega_{ij} \ \delta_{1j}]^T$.

4 Síntese de observadores UKF

Os modelos matemáticos determinados na seção 3 serão utilizados na síntese de observadores. Cordeiro et al. (2016) utilizam o EKF para a síntese. Por ser baseado em linearizações, observadores EKF podem apresentar problemas ao serem aplicados em sistemas fortemente não lineares.

Para tais sistemas, uma alternativa consiste na utilização do Filtro de Kalman *Unscented*. O UKF, ao invés de linearizar o modelo, usa uma abordagem estatística para o algoritmo de Kalman. Para a aplicação do algoritmo, os modelos na forma (11) devem ser discretizados e tratados como estocásticos:

$$\begin{aligned} X_k &= f(X_{k-1}, U_{k-1}) + W_{k-1} \\ Y_k &= h(X_k, U_k) + V_k \end{aligned} \quad (22)$$

onde W e V são, respectivamente, os ruídos de processo e medição, considerados Gaussianos, independentes, de média nula e com matrizes de covariância $Q = E\{WW^T\}$ e $R = E\{VV^T\}$

Define-se pontos-sigma como:

$$X_{\sigma_k} = X_k \pm \sqrt{(N + \lambda) P_k} \quad (23)$$

sendo P_k a matriz de covariância dos estados, N o número de estados e λ um parâmetro de ajuste do algoritmo. Para evitar problemas numéricos no cálculo de raízes de matrizes decorrentes da fatoração de Cholesky, é utilizado o método de decomposição em valores singulares apresentado em (Ma et al., 2010).

Os pontos-sigma são propagados por (22) e usados para as predições dos estados, saídas e matrizes de covariância:

$$\begin{aligned} X_{\sigma_k} &= f(X_{\sigma_{k-1}}, U_k) \quad \text{e} \quad Y_{\sigma_k} = f(X_{\sigma_k}, U_k) \\ \overline{X}_k &= E\{X_{\sigma_k}\} \quad \text{e} \quad \overline{Y}_k = E\{Y_{\sigma_k}\} \\ \overline{P}_k &= E\{X_{\sigma_k} X_{\sigma_k}^T\} + Q \quad \text{e} \quad \overline{S}_k = E\{Y_{\sigma_k} Y_{\sigma_k}^T\} + R \\ \overline{C}_k &= E\{X_{\sigma_k} Y_{\sigma_k}^T\} \end{aligned}$$

Assim, pode-se estimar os estados e a matriz de covariância:

$$\hat{X}_k = \overline{X}_k + K_k (Y_k - \overline{Y}_k) \quad (24)$$

$$\hat{P}_k = \overline{P}_k - K_k \overline{S}_k K_k^T \quad (25)$$

onde $K_k = \overline{C}_k \overline{S}_k^{-1}$ é o ganho de Kalman.

Para os modelos propostos na seção 3, o vetor de saídas e as matrizes Q e R são determinadas como segue:

- Observador de forças verticais
 - $Y = [a_x \ a_y \ a_z \ p \ q \ r \ \bar{\phi} \ \bar{\theta} \ h_{z_{ij}}]^T$
 - $Q = 0.001 \text{ diag}([10 \ 10 \ 10 \ 1 \ 1 \ 1 \ 10 \ 10 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1])$
 - $R = 0.01 \text{ diag}([1 \ 1 \ 1 \ 5 \ 5 \ 5 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10])$
- Observador de forças laterais
 - $Y = [a_x \ a_y \ r \ u]^T$
 - $Q = \text{diag}([0.01 \ 0.01 \ 0.001 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1])$
 - $R = \text{diag}([1 \ 1 \ 0.5 \ 1])$
- Observador de forças longitudinais
 - $Y = [a_x \ a_y \ r \ u]^T$
 - $Q = \text{diag}([0.01 \ 0.01 \ 0.001 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1])$
 - $R = \text{diag}([1 \ 1 \ 0.5 \ 1])$

As saídas a_x , a_y , a_z , p , q , r e $h_{z_{ij}}$ são medições dos sensores do veículo, enquanto $\bar{\phi}$ e $\bar{\theta}$ são pseudo-medidas, obtidas a partir da deformação da suspensão:

$$\bar{\phi} = (h_{z_{11}} - h_{z_{12}} + h_{z_{21}} - h_{z_{22}})/(4E) \quad (26)$$

$$\bar{\theta} = (h_{z_{11}} - h_{z_{21}} + h_{z_{12}} - h_{z_{22}})(2L_1 + 2L_2) \quad (27)$$

5 Validação Experimental

Para validar os observadores, dados reais foram obtidos com o veículo DYNA do laboratório francês HEUDIASYC. A Figura 4 apresenta a plataforma e seus sensores. Um sistema de *ground-truth* é utilizado, composto por transdutores de FIPS acoplados em cada uma das rodas. Cada transdutor de forças custa 150.000 €, o que evidencia a importância no desenvolvimento de estimadores.

Uma missão foi realizada na cidade de Compiègne, França, onde dados foram adquiridos pela plataforma, com taxa de amostragem de 100Hz, e usados *offline* em ambiente MATLAB/SIMULINK para a validação do estimador. Os valores obtidos foram comparados com os



Figura 4: Plataforma DYNA.

resultados utilizando observadores EKF (Cordeiro et al., 2016).

A Figura 5 apresenta a velocidade longitudinal e o ângulo de esterçamento do veículo para o intervalo de análise.

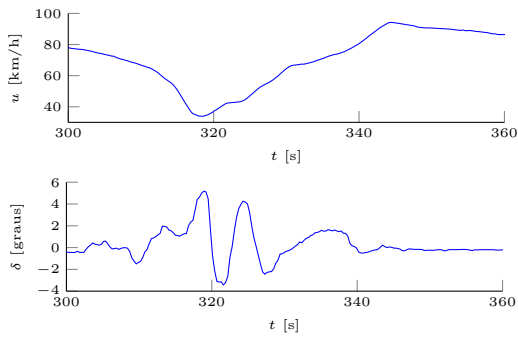


Figura 5: Velocidade e ângulo de esterçamento durante o ensaio.

Os resultados obtidos para as rodas dianteira-direita ($ij = 12$) e traseira-esquerda ($ij = 21$) podem ser vistos na Figura 6. Nelas, vê-se que ambos os estimadores são capazes de reconstruir as FIPS. Ademais, nota-se que a diferença entre a utilização dos algoritmos EKF e UKF é pequena, sugerindo que as FIPS encontram-se próximas de sua região linear, tornando a solução por linearização do EKF uma solução viável.

Para melhor avaliar os resultados obtidos, duas métricas são propostas:

1. Erro RMS (*Root Mean-Squared*)

$$\text{erms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_k (\hat{F}_k - F_k)^2} \quad (28)$$

2. Máximo erro absoluto

$$\text{mea} = \max_k |\hat{F}_k - F_k| \quad (29)$$

As métricas são computadas no mesmo intervalo de tempo das Figuras 5 e 6, onde garante-se a condição estacionária de estimação. A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos por ambos os estimadores e o ganho/perda (Δ) obtido pelo UKF com relação ao EKF (em percentual), destacando-se, em azul, as métricas em que o UKF supera

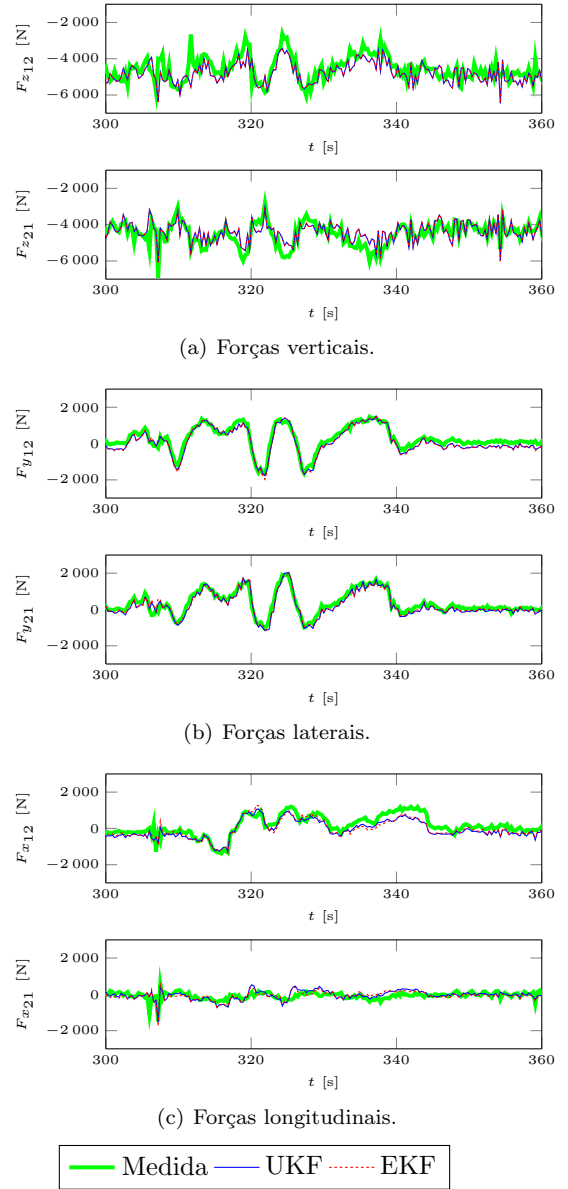


Figura 6: Estimação das FIPS dianteira-direita e traseira-esquerda.

o EKF. Os valores marcados com * são imprecisos devido a um erro de tendência inesperado na aquisição do conjunto de dados das forças longitudinais no pneu traseiro-direito.

A tabela comprova que a diferença entre ambos é pequena, principalmente para as forças verticais, onde as não linearidades no modelo de suspensão são fracas. No entanto, os resultados sugerem um melhor desempenho do UKF na estimação das forças laterais e das forças longitudinais nas rodas motorizadas, onde as forças são mais elevadas e, portanto, mais próximas da zona não lineares da curva de FIPS, corroborando as expectativas do algoritmo UKF. Em contrapartida, o estimador UKF apresenta maior custo computacional devido à necessidade de propagação dos pontos-sigma pelo modelo, sendo cerca de 20% mais lento que o algoritmo usando EKF.

Tabela 1: Compara  o entre EKF e UKF.

		Erro RMS (N)			
		F_{11}	F_{12}	F_{21}	F_{22}
F_z	EKF	549.8	568.2	439.0	432.4
	UKF	553.6	567.3	433.0	430.7
	$\Delta\%$	+0.7	-0.2	-1.4	-0.4
F_y	EKF	336.8	331.7	202.4	182.1
	UKF	321.2	329.6	186.4	176.3
	$\Delta\%$	-4.6	-0.6	-7.9	-3.2
F_x	EKF	411.8	426.4	339.2	1025.7*
	UKF	349.6	436.3	361.2	1028.0*
	$\Delta\%$	-15.1	+2.3	+6.5	+0.2*
		M�ximo erro absoluto (N)			
		F_{11}	F_{12}	F_{21}	F_{22}
F_z	EKF	4624.1	3720.9	3316.0	2852.7
	UKF	4662.5	3734.6	3302.9	2915.2
	$\Delta\%$	+0.8	+0.4	-0.4	+2.2
F_y	EKF	1565.2	1484.8	1300.7	1669.1
	UKF	1208.5	1390.7	1186.8	1315.0
	$\Delta\%$	-22.8	-6.3	-8.8	-21.2
F_x	EKF	2004.5	2187.6	1906.4	2542.7*
	UKF	1869.0	2004.4	2098.4	2575.3*
	$\Delta\%$	-6.8	-8.3	+10.1	+1.3*

6 Conclus es

O presente artigo apresentou um estimador de FIPS utilizando uma estrutura em cascata com interconex es em atraso, evitando os modelos *random-walk*. Modelos em espa o de estados foram desenvolvidos e utilizados na s ntese de observadores UKF. Os resultados foram validados com resultados experimentais e comparados aos resultados obtidos pelo algoritmo EKF.

Ambos os estimadores foram capazes de estimar as FIPS, apresentando respostas similares. Compara  es m tricas de performance sugerem que o algoritmo UKF apresenta melhores resultados para a estima  o das for as laterais e das for as longitudinais nas rodas motorizadas, onde as FIPS se encontram mais pr ximas de sua zona n o linear. Todavia, o algoritmo UKF apresenta um maior custo computacional.

Portanto, a utiliza  o do algoritmo UKF   recomendada se o ve culo trabalhar nos limites de estabilidade, onde as for as s o constantemente n o lineares, como acontece em ve culos fora de estrada e de corrida. Caso contr rio, o uso do algoritmo EKF   mais apropriado dado o seu menor custo computacional.

Trabalhos futuros devem analisar condi  es de estabilidade da estrutura de estima  o em cascata com interconex es em atraso. Ademais, o modelo da din mica de rota  o das rodas pode ser introduzido para melhorar a estima  o de for as longitudinais.

Agradecimentos

Os autores agradecem os fomentos: DR FAPESP 2014/06610-8, BEPEs FAPESP 2014/27240-4 e 2016/00693-4, e Aux lio Regular FAPESP 2014/02672-9 (Projeto VERDE). Este trabalho foi desenvolvido com aux lio da estrutura Equipex ROBOTEX (Refer ncia ANR-10-EQPX-44-01) Heudiasyc UMR CNRS UTC 7253.

Refer ncias

- Bouton, N., Lenain, R., Thuilot, B. and Martinet, P. (2008). A rollover indicator based on a tire stiffness backstepping observer: Application to an all-terrain vehicle, *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 2726–2731.
- Cordeiro, R. A. (2013). *Modelagem e controle de trajet ria de um ve culo rob tico terrestre de exterior*, Master’s thesis, Faculdade de Engenharia Mec nica, UNICAMP, Campinas, Brasil.
- Cordeiro, R. A., Victorino, A. C., Ferreira, P. A., de Paiva, E. C. and Bueno, S. S. (2016). Tire-ground forces estimation in a 4-wheel vehicle using a delayed interconnected cascade-observer structure*, *IFAC-PapersOnLine* **49**(15): 139 – 144. 9th {IFAC} Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles {IAV} 2016, Leipzig, Germany, 29 June - 1 July 2016.
- Doumiati, M., Victorino, A., Charara, A. and Lechner, D. (2011). Onboard real-time estimation of vehicle lateral tire-road forces and sideslip angle, *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on* **16**(4): 601–614.
- Dugoff, H., Fancher, P. S. and Segal, L. (1969). Tire performance characteristics affecting vehicle response to steering and braking control inputs, *Technical Report Contract CST-460 (Final)*, Office of Vehicle Systems Research, US National Bureau of Standards, Washington, DC.
- Ma, Y., Wang, Z., Zhao, X., Han, J. and He, Y. (2010). A ukf algorithm based on the singular value decomposition of state covariance, *Intelligent Control and Automation (WCICA), 2010 8th World Congress on*, pp. 5830–5835.
- Pacejka, H. B. (2002). *Tire and Vehicle Dynamics*, Butterworth-Heinemann, Oxford. 697p.
- Ray, L. R. (1997). Nonlinear tire force estimation and road friction identification: Simulation and experiments1,2, *Automatica* **33**(10): 1819 – 1833.