

# Dynamic Modeling and Identification of an Agriculture Autonomous Vehicle

D. Herrera, S. Tosetti and R. Carelli, *Senior Member, IEEE*

**Abstract**— In the present article, it is presented the modeling and identification of an autonomous vehicle that has been designed for agricultural tasks. With the purpose of defining the best model structure, different models have been presented. Particularly, it is assumed that the lateral and longitudinal dynamics are decoupled dynamics, and based on this assumption these are modeled and identified in an isolated way. Particular emphasis was made in lateral and rotational dynamics. The vehicle under study is a quadricycle (ATV) that has been modified and adapted to work in an autonomous way. It has been presented simulation proofs and experimentation with the real vehicle that allows guaranteeing the performance of the developed models.

**Keywords**— Car-like, Dynamic model, Agriculture vehicle, Mobile robots.

## I. INTRODUCCIÓN

ACTUALMENTE muchos países latinoamericanos incluyendo Argentina, están experimentando grandes retos que afectan su productividad agrícola. Esto principalmente debido a la falta de mano de obra y a la necesidad de aumentar la producción haciendo un mejor uso de los terrenos cultivables. Es necesario, por lo tanto, introducir y generar sistemas automáticos agrícolas tanto para tareas primarias (sembrar, cosechar, fertilizar, etc.) como para secundarias (supervisión de la plantación, detección de malezas, manejo sustentable de cultivos, etc.). Es claro que lograr una agricultura totalmente automatizada no es del todo posible, pues la transición necesita ser progresiva y hay todavía un número importante de tareas que deben ser realizadas por obreros especializados, sin embargo la realización de trabajos repetitivos, que demanden grandes esfuerzos físicos pueden ser relegadas a máquinas o vehículos con cierto grado de autonomía [1].

De esta manera la introducción de unidades de servicio o tractores automatizados que faciliten y optimicen el trabajo de los trabajadores agrícolas ha resultado ser la solución dentro de muchas aplicaciones y los aspectos relativos al control de los mismos es un tema de actual interés entre los investigadores [2-4]. Los beneficios potenciales de estas tecnologías aplicadas a las tareas agrícolas incluyen un incremento en la productividad, en la precisión de la aplicación, y en la seguridad de las operaciones [5].

Muchos trabajos de investigación se han centrado en

desarrollo de sistemas para el guiado automático de tractores agrícolas mediante el uso de controladores basados en modelos [2, 6-8]. A pesar de la dinámica acoplada y subactuada que posee este tipo de vehículo, generalmente su identificación ha sido realizada considerando que las dinámicas longitudinal y rotacional están desacopladas. Lo cual al trabajar en un rango de velocidades específico (un rango bajo en agricultura) es aceptable.

Los modelos que se han presentado tradicionalmente son obtenidos mediante los métodos de Newton-Euler o Lagrange. El presente trabajo se enfoca en la identificación de la dinámica lateral y rotacional de un robot tipo car-like, con miras a generar aplicaciones de control en agricultura de precisión. Se prevé la navegación en corredores formados por arboledas de frutales u olivares, donde se pueden encontrar situaciones de deslizamiento lateral debido a irregularidades del terreno o a la presencia de barro, piedras o ramas.

El control lateral de un tractor requiere fundamentalmente estimar el ángulo de deslizamiento lateral y la velocidad lateral. Algunos estudios fueron realizados para estimar el coeficiente de adherencia del neumático para manejo de vehículos en carretera. Sienel et al. demuestra como el coeficiente de adherencia podría ser estimada al medir variables dinámicas del vehículo tales como la aceleración lateral y la tasa de giro [9]. Kitahama et al. presentan un método para medir el equivalente normalizado del coeficiente de adherencia que domina las respuestas a la dirección del vehículo [10]. Bevly et al. usa un sistema inercial de navegación (INS) con medidas GPS para estimar el coeficiente de adherencia del neumático [11].

En la Sección II se describe la dinámica del robot car-like, haciendo hincapié en la dinámica lateral y rotacional del vehículo. En la Sección III, se presenta dos modelos identificables, el primero basado en la linealización y parametrización del modelo y el segundo basado en una identificación no-lineal de un modelo tipo caja-gris. En la Sección IV, se valida el modelo identificado mediante simulación. Y utilizando el mismo procedimiento, en la Sección V se presentan resultados experimentales al modelar una plataforma experimental. Finalmente se presentan conclusiones y futuros aportes en la Sección VI.

## II. MODELADO DINÁMICO LATERAL Y ROTACIONAL DE UN ROBOT CAR-LIKE

### A. Dinámica del vehículo

Sea el robot Car-like mostrado en la Fig. 1 y la notación descrita en la Tabla I.

El modelo dinámico viene definido por el balance de

D. Herrera, stituto de Automática-CONICET, Universidad Nacional de San Juan, San Juan-Argentina, dherrera@inaut.unsj.edu.ar

S. Tosetti, stituto de Automática-CONICET, Universidad Nacional de San Juan, San Juan-Argentina, stosetti@inaut.unsj.edu.ar

R. Carelli, Instituto de Automática-CONICET, Universidad Nacional de San Juan, San Juan-Argentina, rcarelli@inaut.unsj.edu.ar

fuerzas de tracción y deslizamiento como sigue

$$\begin{bmatrix} M & 0 & 0 \\ 0 & M & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -Mw & 0 \\ Mw & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} = \dots$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \delta & 1 \\ \sin \delta & 0 \\ l_f \sin \delta & 0 \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} F_f \\ F_r \end{bmatrix}}_{\text{Fuerzas Motoras}} + \begin{bmatrix} -\sin \delta & 0 \\ \cos \delta & 1 \\ l_f \cos \delta & -l_r \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} F_{fy} \\ F_{ry} \end{bmatrix}}_{\text{Fuerzas Laterales}} \quad (1)$$

Donde, el momento de inercia robot puede ser estimado como  $I = ml_f l_r$ .

TABLA I  
NOMENCLATURA  
Descripción

Simbología	Descripción
$M$	Masa del vehículo
$I$	Inercia del robot alrededor de su centro de gravedad
$l_f$	Distancia entre el centro de gravedad y el eje frontal del vehículo
$l_r$	Distancia entre el centro de gravedad y el eje trasero del vehículo
$L$	Longitud del vehículo
$v$	Velocidad transversal del vehículo
$u$	Velocidad longitudinal del vehículo
$w$	Velocidad rotacional del vehículo ("yaw rate")
$v_f$	Velocidad rueda frontal
$v_r$	Velocidad rueda trasera
$\alpha_f$	Ángulo de deslizamiento de la rueda delantera
$\alpha_r$	Ángulo de deslizamiento de la rueda trasera
$\delta$	Ángulo de dirección ("steering")
$F_f$	Fuerza de tracción trasera
$F_r$	Fuerza de tracción delantera
$F_{ry}$	Fuerza de deslizamiento lateral trasera
$F_{fy}$	Fuerza de deslizamiento lateral frontal

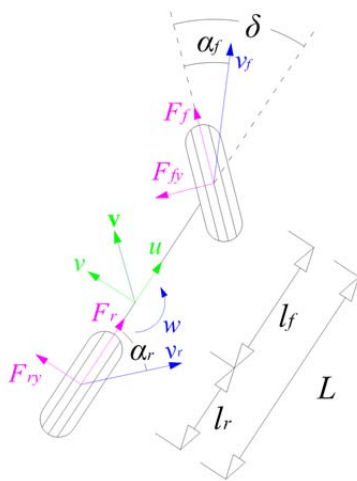


Figura 1. Representación del robot Car-like con geometría de dirección Ackermann y su modelo simplificado tipo bicicleta.

Del modelo mostrado en (1) es notorio el grado de acoplamiento entre las dinámicas rotacional, lateral y longitudinal. Además se trata de un modelo sub-actuado que

presenta fuertes dificultades para una identificación paramétrica, ya que matemáticamente las entradas no pueden ser despejadas al presentarse como una combinación de las mismas, o bien, sujetas a fuertes no-linealidades.

De esta manera es imprescindible definir condiciones de operación, usuales entre vehículos de este tipo, que faciliten la parametrización del modelo en su dinámica de interés.

### B. Modelo del neumático

Para estimar las fuerzas laterales han sido múltiples las propuestas que modelan el comportamiento del neumático, entre las cuales se puede citar de [12]:

$$F_y = -C_\alpha \alpha \left( 1 - \frac{1}{3} \left| \frac{C_\alpha \alpha}{F_{yM}} \right| + \frac{1}{27} \left( \frac{C_\alpha \alpha}{F_{yM}} \right)^2 \right),$$

con  $\alpha_M = 3F_{yM}/C_\alpha$ , donde  $F_{yM}$  es la máxima fuerza lateral que puede soportar el neumático.  $F_{yM}$  es ajustada por la carga del neumático y el coeficiente de fricción con el suelo. Note que el ángulo de deslizamiento en el cual la fuerza lateral alcanza su máximo es  $\alpha_M$ . Otras propuestas son dadas en [13]:

$$F_y = -C_\alpha \tan \alpha,$$

$$F_y = -c_1 \alpha - c_2 \alpha^2 - c_3 \alpha^3,$$

donde,  $c_1, c_2, c_3$  deben ser ajustadas por una interpolación de tercer orden. Por su simplicidad se considera el primer modelo propuesto por [13], pero considerando valores pequeños de  $\alpha$ , es decir cuando  $\tan \alpha \sim \alpha$ . De esta forma el modelo de fuerza lateral queda como:

$$F_{jy} = -C_j \alpha_j, \quad j = \{f, r\} \quad (2)$$

donde los subíndices  $f$  y  $r$  hacen referencia a la rueda delantera y trasera respectivamente. Adicionalmente los ángulos de deslizamiento pueden calcularse como,

$$\alpha_f = \frac{v+l_f w}{u} - \delta, \quad \alpha_r = \frac{v+l_r w}{u}. \quad (3)$$

### C. Dinámica longitudinal

Los vehículos agrícolas se caracterizan por desarrollar tareas a velocidad longitudinal constante, i.e., su dinámica es únicamente relevante en periodos de arranque y frenado. Por lo tanto si se considera que el vehículo tiene tracción en la rueda trasera y que durante el arranque no genera rotación ni deslizamiento lateral (al desacoplar las dinámicas), esto es  $w=0$  y  $v=0$ , es posible definir la dinámica longitudinal del vehículo como,

$$M\dot{u} = F_r. \quad (4)$$

Además, si se supone que el vehículo durante tareas agrícolas opera a bajas velocidades [6], se propone asumir que la inyección de potencia es proporcional a la posición del acelerador y por tanto al error de velocidad, esto es,

$$POTENCIA = P = F_r u = k_p(u_d - u), \quad (5)$$

siendo,

$$F_r = \frac{k_p(u_d - u)}{u}, \quad (6)$$

que al reemplazar en (4) resulta ser,

$$M\dot{u} = \frac{k_p(u_d - u)}{u}. \quad (7)$$

Este modelo puede ser fácilmente identificado con mediciones de entrada-salida de velocidad longitudinal.

El sistema de control de velocidad longitudinal, recibe así como entrada un comando de velocidad y genera una referencia de posición para el controlador de bajo nivel del acelerador, que a través del motor convierte estas referencias en una fuerza aplicada al sistema de transmisión. La Fig. 2, muestra el diagrama esquemático del control de velocidad longitudinal.

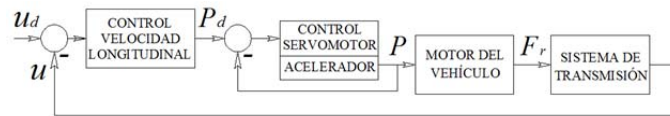


Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de control desacoplado para la velocidad longitudinal.

#### D. Dinámica lateral y rotacional

Si se considera que:

- La velocidad longitudinal  $v$  es constante (usual en vehículos agrícolas). Es decir se desprecia la dinámica longitudinal y se considera las fuerzas de tracción nulas (en estado estacionario);
- La dinámica de cabeceo es despreciada (se asume una superficie plana);
- No se considera el efecto de la fricción del suelo o fuerzas aerodinámicas;

entonces la dinámica de movimiento lateral y rotacional (de guiñada) del robot car-like descrita en (1) queda como

$$\begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & Mu \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \delta & 1 \\ l_f \cos \delta & -l_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{fy} \\ F_{ry} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Ahora bien, para definir al modelo para el proceso de identificación, se considera dos posibles alternativas, la primera basada en una identificación no lineal basada en un modelo caja gris, y la segunda basada en un modelo linealizado que permita una identificación paramétrica, tal y como se presenta en las siguientes secciones.

### III. MODELADO DINÁMICA LATERAL Y ROTACIONAL

#### A. Modelo caja gris no lineal

El modelado de caja gris es capaz de integrar con la misma importancia dos tipos de información: el conocimiento cualitativo (estructura modelo) y cuantitativo (datos). Para esto se debe definir: una clase para el modelo y un algoritmo

de identificación correspondiente. Ambos son igualmente importantes y tienen que adaptarse el uno al otro.

Para esto es requerido poseer un sistema de la forma:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f(t, x(t), \delta(t), \bar{\theta}), \\ y(t) &= g(t, x(t), \delta(t), \bar{\theta}). \end{aligned} \quad (9)$$

De esta manera si se define los estados del sistema como

$$\begin{aligned} x_1(t) &= v(t), & \text{Velocidad lateral} \\ x_2(t) &= w(t), & \text{Velocidad angular} \end{aligned} \quad (10)$$

Siendo la entrada del sistema la dirección del manubrio o “steering”  $\delta(t)$ . Y considerando como salidas la aceleración lateral  $y_1(t) = a_y(t)$  y la velocidad angular (“yaw rate”)  $y_2(t) = \dot{x}_2(t)$ . La estructura de modelo queda como

$$\begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & Mu \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \delta & 1 \\ l_f \cos \delta & -l_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -C_f \alpha_f \\ -C_r \alpha_r \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Reemplazando (3) y desarrollando, se tiene que

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(\delta, \bar{\theta})x_1 + f_2(\delta, \bar{\theta})x_2 + f_3(\delta, \bar{\theta}) \\ f_4(\delta, \bar{\theta})x_1 + f_5(\delta, \bar{\theta})x_2 + f_6(\delta, \bar{\theta}) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

donde,

$$\begin{aligned} f_1(\delta, \bar{\theta}) &= -\frac{C_f \cos \delta + C_r}{mu}, \\ f_2(\delta, \bar{\theta}) &= -u + \frac{l_r C_r - l_f C_f \cos \delta}{mu}, \\ f_3(\delta, \bar{\theta}) &= \frac{C_f \delta \cos \delta}{m}, \\ f_4(\delta, \bar{\theta}) &= \frac{l_r C_r - l_f C_f \cos \delta}{lu}, \\ f_5(\delta, \bar{\theta}) &= -\frac{l_r^2 C_r + l_f^2 C_f \cos \delta}{I}, \\ f_6(\delta, \bar{\theta}) &= \frac{l_f C_f \delta \cos \delta}{I}, \end{aligned}$$

siendo  $\delta$  la entrada del sistema y  $\bar{\theta} = \{m, l_r, l_f, C_r, C_f, u\}$  los parámetros del sistema.

Adicionalmente la salida del sistema viene dada como

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{m} (-C_f \alpha_f \cos \delta - C_r \alpha_r) \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

donde reemplazando (3), y desarrollando, se tiene que

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(\delta, \bar{\theta})x_1 + f_7(\delta, \bar{\theta})x_2 + f_3(\delta, \bar{\theta}) \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

donde,

$$f_7(\delta, \bar{\theta}) = \frac{l_r C_r - l_f C_f \cos \delta}{mu}.$$

De esta manera, la estructura del modelo queda definida por (12) y (14).

#### B. Modelo parametrizado

Para parametrizar el modelo es requerido linealizar el sistema debido a las fuertes no-linealidades presentes en la

entrada, y esto es dado bajo un supuesto adicional que el ángulo de dirección o “steering”  $\delta$  es pequeño ( $< 20^\circ$ ), con lo cual  $\cos \delta \sim 1$ . Desde el punto de vista matemático, esta aproximación genera un error absoluto de solo 6% para ángulos de  $20^\circ$  (el máximo esperado para un vehículo agrícola), lo cual desde el punto de vista práctico resulta aceptable.

Bajo estas consideraciones, si se reemplaza (2) y (3) en (8) la dinámica del vehículo queda expresada matricialmente como un sistema lineal invariante en el tiempo [13], parametrizado como

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 \\ \theta_3 & \theta_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \theta_5 \\ \theta_6 \end{bmatrix} \delta, \quad (15)$$

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu},$$

$$\begin{aligned} \theta_1 &= -\frac{c_f + c_r}{mu}, & \theta_4 &= -\frac{l_f^2 c_f + l_r^2 c_r}{ml_f l_r u}, \\ \theta_2 &= \frac{-l_f c_f + l_r c_r}{mu} - u, & \theta_5 &= -\frac{c_f}{m}, \\ \theta_3 &= \frac{-l_f c_f + l_r c_r}{ml_f l_r u}, & \theta_6 &= \frac{c_f}{ml_r}. \end{aligned}$$

que puede ser además expresado por separado como sigue

$$\begin{aligned} \dot{v} &= [v \ w \ \delta] [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_5]^T, \\ \dot{w} &= [v \ w \ \delta] [\theta_3 \ \theta_4 \ \theta_6]^T, \end{aligned} \quad (16)$$

donde ambas expresiones tienen la forma  $\mathbf{Y} = \mathbf{T}\hat{\boldsymbol{\theta}}$ , siendo  $\mathbf{T}$  la matriz de regresión compuesta por funciones conocidas,  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  es el vector de parámetros desconocidos del robot e  $\mathbf{Y}$  representa un vector de salida del modelo regresor.

Con el propósito de realizar la identificación, se agrupan las mediciones experimentales obtenidas en distintos instantes de tiempo de la siguiente forma:

$$\mathbf{T}_P = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_1(0) \\ \vdots \\ \mathbf{T}_1(k) \\ \mathbf{T}_2(0) \\ \vdots \\ \mathbf{T}_2(k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y}_P = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1(0) \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_1(k) \\ \mathbf{Y}_2(0) \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_2(k) \end{bmatrix}$$

donde  $k$  es el  $k$ -ésimo periodo de muestreo,  $\mathbf{T}_i(k)$  es el  $i$ -ésimo vector de la matriz  $\mathbf{T}(k)$  (valor de la matriz  $\mathbf{T}$  en el instante  $k$ ), y de manera análoga con el vector  $\mathbf{Y}_i(k)$ . Luego se tiene

$$\mathbf{T}_P \hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{Y}_P$$

Finalmente la estima de los parámetros se obtiene con la siguiente expresión

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{T}_P^T \mathbf{T}_P)^{-1} \mathbf{T}_P^T \mathbf{Y}_P \quad (17)$$

De esta manera se estiman 6 parámetros a partir de (16), 3 con cada expresión.

#### IV. SIMULACIONES

Para simular el vehículo agrícola, se programa su dinámica lateral y rotacional en lenguaje C, donde se consideran valores aproximados de los parámetros del vehículo real, y se generan mediciones que permitan validar los procesos de identificación planteados. Para esto se genera una entrada de “steering” (ver Fig. 3) a velocidad longitudinal constante y se obtienen datos de velocidad lateral y velocidad angular del vehículo (“yaw rate”), a los cuales se les ha incorporado ruido para simular una medición real (ver Fig. 4).

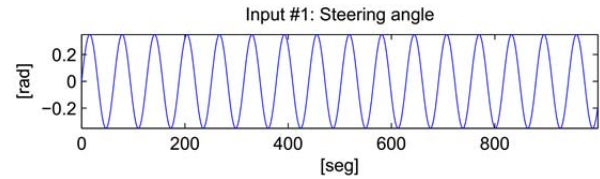


Figura 3. Entrada de referencia.

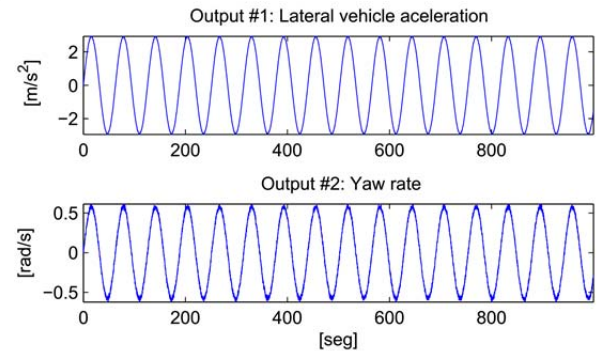


Figura 4. Salidas medidas del sistema.

Por lo mencionado en la Sección III. B., considerar un “steering” máximo de  $20^\circ$  (0.349 rad) genera un comportamiento adecuado de cualquiera de los dos modelos planteados.

##### A. Estimación modelo caja gris

El primer modelo, cuya estructura es definida en (12) y (14) constituye un modelo caja gris, para su identificación de parámetros se realiza un proceso de optimización basado en el método de región de confianza reflectivo [14], el cual está disponible en Matlab Optimization Toolbox TM. Para esto se consideran fijos los parámetros de  $m$ ,  $l_f$ ,  $l_r$  y  $u$ ; y se estiman únicamente los coeficiente  $c_f$  y  $c_r$  a partir de las mediciones entrada-salida antes mencionadas.

El porcentaje de *fitness* obtenido con este método bajo estas condiciones es del 98.58% para aceleración angular y del 97.35% para velocidad angular, y los parámetros identificados son mostrados en la Tabla II.

Los errores en la identificación son debido al ruido incorporado en las mediciones.

TABLA II  
PARÁMETROS ESTIMADOS PARA EL MODELO CAJA GRIS

Parámetro		Real	Estimado	Desviación estándar
Masa $m$ [kg]	Fijo	1700	1700	0
Distancia $l_f$ [m]	Fijo	1.5	1.5	0
Distancia $l_r$ [m]	Fijo	1.5	1.5	0
Coef. Rigidez frontal	Estimado	100000	80285.3	696.077

$C_f$ [N/rad]				
Coef. Rigidez trasera	Estimado	100000	79694.1	721.247
$C_r$ [N/rad]				
Velocidad longitudinal	Fijo	5	5	0
$v$ [m/s]				

**B. Estimación modelo parametrizado**

El segundo modelo (15) considera la linealización de las ecuaciones dinámicas de movimiento lateral y rotacional para su parametrización. De esta manera se estiman los parámetros acorde a (17), donde la calidad de la estima depende de los niveles de excitación del regresor. De esta manera los parámetros estimados son:  $\theta_1 = -3.268$ ,  $\theta_2 = 0.0102$ ,  $\theta_3 = -0.0611$ ,  $\theta_4 = -3.3584$ ,  $\theta_5 = 2.7650$  y  $\theta_6 = 8.9005$ . Una desventaja que presenta esta identificación es que no se puede explicitar los parámetros físicos  $m, l_f, l_r, C_f, C_r$  y  $v$ .

Los resultados de validación de los modelos identificados son mostrados en la Fig. 5 y 6. Donde ambos modelos presentan resultados satisfactorios.

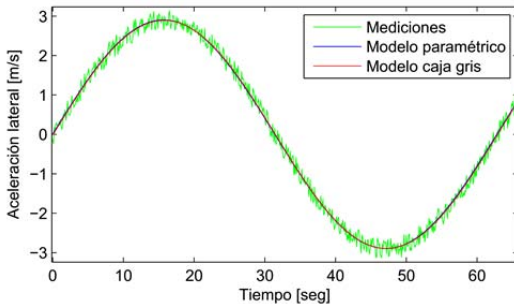


Figura 5. Aceleración lateral del vehículo y de cada modelo identificado.

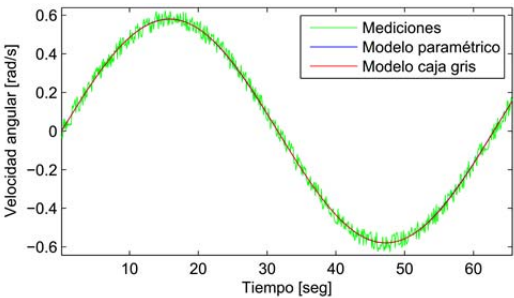


Figura 6. Velocidad angular del vehículo y de cada modelo identificado.

Ahora bien, si se considera una entrada de “steering” mayor a  $20^\circ$ , por ejemplo  $45^\circ$  (0.79 rad), los resultados mostrados en las Fig. 7 y 8, muestran que el modelo paramétrico linealizado presenta errores de modelado debido a que contradice el supuesto de tener ángulos de “steering” pequeños. Esta situación es fuertemente acentuada a medida que el “steering” es mayor. Sin embargo, los vehículos agrícolas, como los tractores, presentan ángulos de “steering” no mayores a  $20^\circ$ , siendo así ambos modelos de igual utilidad.

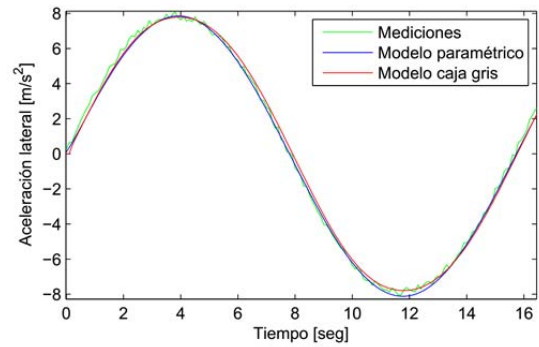


Figura 7. Aceleración lateral del vehículo y de cada modelo identificado.

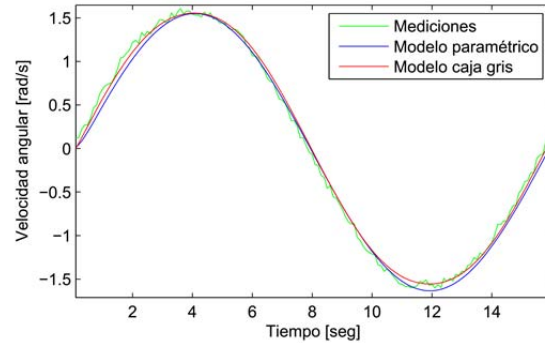


Figura 8. Velocidad angular del vehículo y de cada modelo identificado.

**V. EXPERIMENTACIÓN**

Para la identificación con datos de experimentación se tienen mediciones de “steering” como entrada, y aceleración lateral y velocidad angular como salidas, tomadas de un vehículo real (ver Fig. 9 y 10).

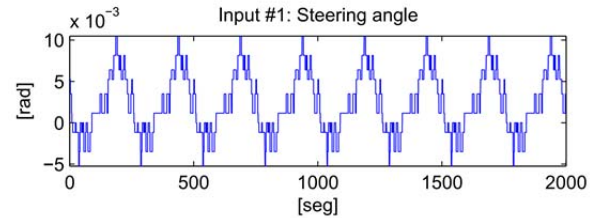


Figura 9. Entrada de referencia.

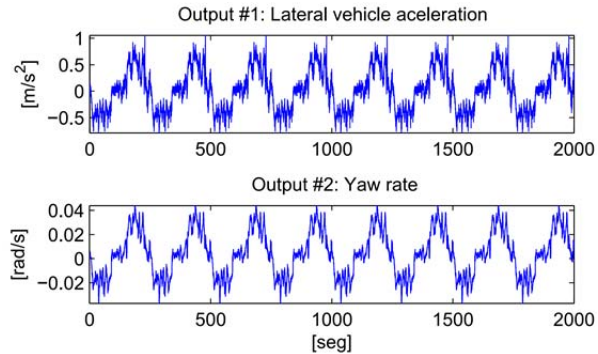


Figura 10. Salidas medidas del sistema.

El vehículo utilizado ha sido desarrollado en el Instituto de Automática y consiste en un cuatriciclo comercial que ha sido modificado mediante el agregado de actuadores para la dirección, aceleración y freno, además de contar con sensores que permiten medir las variables del desplazamiento (IMU, encoder para la odometría, potenciómetros para medir ángulo



de dirección y posición del acelerador y freno). Una imagen del mismo se puede observar en la Fig. 11.



Figura 11. Imagen del vehículo modificado, usado como planta experimental.

### A. Estimación modelo caja gris

Para la identificación basado en el modelo caja gris se toman parámetros conocidos (medidos) de masa  $m$ , velocidad longitudinal  $v$  y longitud del centro de gravedad al eje frontal  $l_f$  y al eje trasero  $l_r$ , tal y como son presentados en la Tabla III.

El porcentaje de *fitness* obtenido durante el proceso de identificación con el modelo caja gris bajo estas condiciones es del 40.06% para la aceleración lateral y del 68% para la velocidad angular, y los parámetros identificados son mostrados en la Tabla III.

TABLA III  
Parámetros estimados para el modelo caja gris

Parámetro		Estimado	Desviación estándar
Masa $m$ [kg]	Fijo	500	0
Distancia $l_f$ [m]	Fijo	0.6	0
Distancia $l_r$ [m]	Fijo	0.6	0
Coef. Rigidez frontal $C_f$ [N/rad]	Estimado	115808	27608
Coef. Rigidez trasera $C_r$ [N/rad]	Estimado	322012	21350
Velocidad longitudinal $v$ [m/s]	Fijo	18.7	0

### B. Estimación modelo parametrizado

Adicionalmente considerando el modelo linealizado (15) se estiman los parámetros acorde a (17), donde la calidad de la estima depende de los niveles de excitación del regresor. De esta manera los parámetros estimados son:  $\theta_1 = 0.00063$ ,  $\theta_2 = -24.2304$ ,  $\theta_3 = 0.000017$ ,  $\theta_4 = 0.0066$ ,  $\theta_5 = -21.0712$  y  $\theta_6 = 0.0752$ . Una desventaja que presenta esta identificación es que no se puede explicitar los parámetros físicos  $m$ ,  $l_f$ ,  $l_r$ ,  $C_f$ ,  $C_r$  y  $v$ .

Los resultados de validación de los modelos identificados son mostrados en la Fig. 12 y 13. Donde el modelo caja gris presenta mejor ajuste que el modelo basado en identificación paramétrica, sobre todo en lo referente a estimar la aceleración angular del vehículo.

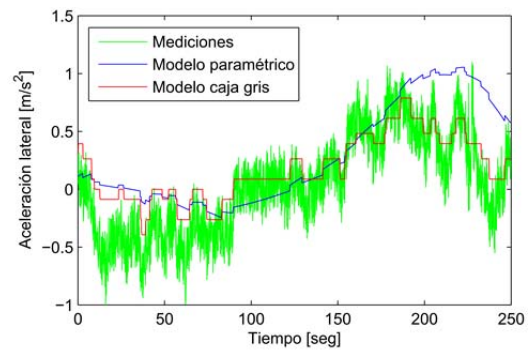


Figura 12. Aceleración lateral del vehículo y de cada modelo identificado.

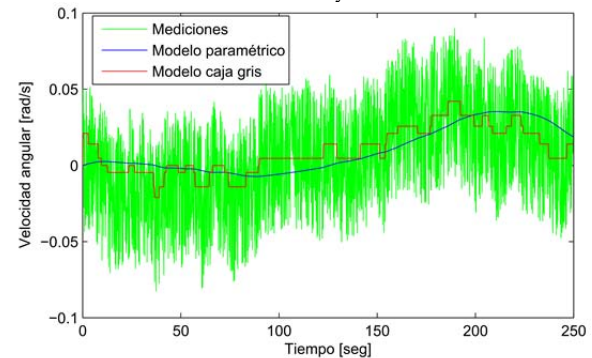


Figura 13. Velocidad angular del vehículo y de cada modelo identificado.

## VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este trabajo se ha presentado el modelado e identificación de la dinámica lateral y rotacional de un vehículo car-like. Para esto se ha supuesto que la dinámica longitudinal está desacoplada, al asumir una velocidad longitudinal constante durante el desenvolvimiento de tareas agrícolas, i.e., su dinámica queda restringida a periodos de arranque y frenado, y por tanto no ha sido considerada relevante en este trabajo. Para la dinámica rotacional/lateral se han utilizado dos métodos de identificación diferentes, el primero basado en un modelo lineal parametrizado, y el segundo haciendo una identificación basada en modelo caja gris no lineal. Ambos modelos resultaron tener un *fitness* adecuado al manejar ángulos de "steering" menores a  $20^\circ$ , por lo cual ambos serán de utilidad para la simulación y para el diseño de controladores. A pesar que los modelos encontrados poseen algunas restricciones referentes a su velocidad longitudinal de operación (considerada fija), los resultados de simulación muestran que los errores de modelado pueden ser sobrellevados mediante el diseño de sistemas de control adaptable (por ej. basados en redes neuronales), que permitan el reajuste de sus parámetros identificados a velocidad longitudinal constante, lo cual se prevé como futuro aporte.

## REFERENCIAS

- [1] F. Auat Cheein, D. Herrera, J. Gimenez, R. Carelli, M. Torres-Torriti, J. R. Rosell-Polo, A. Escola, and J. Arno, "Human-robot interaction in precision agriculture: Sharing the workspace with service units," in *Industrial Technology (ICIT), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 289-295.
- [2] E. Kayacan, H. Ramon, and W. Saeys, "Modeling and identification of the yaw dynamics of an autonomous tractor," in *Control Conference (ASCC), 2013 9th Asian*, 2013, pp. 1-6.

- [3] M. Parent, G. Gallais, A. Alessandrini, and T. Chanard, "CyberCars: review of first projects," *Int. Conference on People Movers APM*, vol. 3, 2003.
- [4] G. Meyer and S. Beiker, *Road Vehicle Automation*: Springer International Publishing, 2014.
- [5] J. F. Reid, Q. Zhang, N. Noguchi, and M. Dickson, "Agricultural automatic guidance research in North America," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 25, pp. 155-167, 2000.
- [6] E. Kayacan, E. Kayacan, H. Ramon, and W. Saeys, "Nonlinear modeling and identification of an autonomous tractor-trailer system," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 106, pp. 1-10, 2014.
- [7] G. Raffo, J. Normey, F. Rubio, and C. Kelber, "Control Predictivo en Cascada de un Vehículo Autónomo," *Revista Interamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 6, pp. 63-74, 2009.
- [8] M. Egerstedt, X. H. and, and A. Stotsky, "Control of a Carlike using a Dynamic Model," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1998.
- [9] W. Sienel, "Estimation of the tire cornering stiffness and its application to active car steering," in *Decision and Control, 1997., Proceedings of the 36th IEEE Conference on*, 1997, pp. 4744-4749 vol.5.
- [10] K. Kitahama and H. Sakai, "Measurement method of normalized cornering stiffness," *JSAE Review*, vol. 21, pp. 213-217, 2000.
- [11] D. M. Bevly, R. Sheridan, and J. C. Gerdes, "Integrating INS sensors with GPS velocity measurements for continuous estimation of vehicle sideslip and tire cornering stiffness," in *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, 2001, pp. 25-30 vol.1.
- [12] R. N. Jazar, *Vehicle Dynamics: Theory and Applications*: Springer, 2008.
- [13] J. Y. Wong, *Theory of Ground Vehicles*: Wiley, 2001.
- [14] T. P. Bohlin, *Practical Grey-box Process Identification: Theory and Applications*: Springer London, 2006.



**Daniel Herrera** was born in Riobamba, Ecuador. He received his degree in Electronic and Control Engineering from the National Polytechnic School of Ecuador in 2012, where he was also Assistant of Laboratory at the Department of Automation and Industrial Control. He is currently a Ph.D. Student in Control Systems Engineering at the Automatics Institute of the National University of San Juan, Argentina.

His research interests include human-robot interactions, artificial intelligence and robots modeling.



**Santiago Tosetti** was born in San Luis, Argentina. He graduated in Electronics Engineering and obtained a PhD degree in Control system both from the National University of San Juan, Argentina. He is an assistant professor at the National university of San Juan, and researcher of the National Council for Scientific and Technical Research (CONICET, Argentina). His research interests are robotics,

precision agriculture applications, control systems and artificial intelligence.



**Ricardo Carelli** (M'76 - SM'98) was born in San Juan, Argentina. He graduated in Engineering from the National University of San Juan, Argentina, and obtained a Ph.D. degree in Electrical Engineering from the National University of Mexico (UNAM). He is full professor at the National University of San Juan and senior researcher of the National Council for Scientific and Technical Research (CONICET,

Argentina). Prof. Carelli is Director of the Instituto de Automática, National University of San Juan (Argentina). His research interests are on Robotics, Manufacturing Systems, Adaptive Control and Artificial Intelligence Applied to Automatic Control. Prof. Carelli is a senior member of IEEE and a member of AADECA-IFAC.