

# Uso de datos pasivos obtenidos mediante dispositivos inerciales para inferir la condición del pavimento en ciclovías

## Use of passive data obtained by inertial sensors to infer pavement conditions on bike lanes

M. Valle \*, J.C. Herrera <sup>1\*</sup>

\* Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, CHILE

Fecha de Recepción: 08/10/2018

Fecha de Aceptación: 16/01/2019

PAG 33-44

### Abstract

*The surface condition of bike lanes is one of the main factors that cyclists consider when choosing their route, because it affects their travelling comfort, inasmuch as it is related to the vibrations they experience while riding. The existing alternatives to determine this condition either do not correspond to the cyclist's reality or their application is complex. A methodology based on a logistic regression is proposed, which is objectively and specifically aimed at detecting bike-lane pavement failures and thus inferring its condition in the analyzed section. As a proof of concept of the proposed methodology, a field experiment was designed, which emulates two specific defects: pavement upheavals and potholes. Data collection was carried out by attaching inertial sensors to the test bicycle. The application of the proposed methodology allowed identifying the necessary inertial variables to assess the considered failures. Among the latter, the main ones are rotations in the three axes and vertical acceleration. Four models that could correctly identify pavement issues were generated with these variables. In the future, the results thereof will allow building an indicator to infer the surface condition based on the vibrations felt by cyclists, and thus establish a level of service associated to the bike-lane pavement through these indicators.*

*Keywords: Bike lanes, pavement condition, vibrations, logistic regression, IMU*

### Resumen

Uno de los principales factores que consideran los ciclistas al escoger su ruta es la condición superficial de las ciclovías, ya que, al estar relacionado con las vibraciones experimentadas, afecta la comodidad del viaje. Las alternativas existentes para determinar esta condición no responden a la realidad del ciclista o son de compleja aplicación. Se propone una metodología basada en una regresión logística, que sea objetiva y específica para detectar irregularidades en el pavimento de ciclovías y así inferir la condición del mismo en el tramo analizado. Como prueba de concepto de la metodología propuesta, se diseñó un experimento en terreno que emula dos deterioros específicos: levantamientos del pavimento y baches. La recolección de estos se realizó mediante dispositivos inerciales adosados a una bicicleta de prueba. Al aplicar la metodología propuesta se identificaron las variables inerciales necesarias para identificar las irregularidades consideradas. Entre ellas destacaron las rotaciones en los tres ejes y la aceleración vertical. Con estas variables, se generaron cuatro modelos capaces de identificar correctamente los problemas del pavimento. A futuro, con los resultados obtenidos se puede construir un indicador capaz de inferir el estado de la superficie a partir de las vibraciones experimentadas por los ciclistas y así establecer un nivel de servicio asociado al pavimento de una ciclovía mediante estos indicadores.

*Palabras clave: Ciclovías, estado del pavimento, vibraciones, regresión logística, IMU*

## 1. Introducción

Diversos estudios alrededor del mundo han comprobado que la presencia de infraestructura exclusiva para bicicletas en buen estado favorece su uso (Garrard et al., 2008; Pucher et al., 2011; Pucher et al., 2010). Dentro de los aspectos de la infraestructura para ciclistas, la condición en que se encuentra el pavimento de la ciclovía es de gran importancia. Este es uno de los principales factores que consideran los ciclistas al escoger su ruta, ya que el estado de las vías se relaciona directamente con las vibraciones experimentadas, lo cual afecta su experiencia y comodidad al desplazarse (Landis et al., 1997; Jensen, 2007; Lépine et al., 2014; Lépine et al., 2011; Martens, 2011).

Un procedimiento empleado para evaluar el pavimento en ciclovías es el uso de escalas basadas en inspecciones visuales. Uno de los grandes problemas que presenta este tipo de evaluación es su subjetividad, ya que depende -en parte- del criterio de quien realiza la observación (Sprinkle Consulting, 2007; Landis, 1994).

Otra técnica utilizada para conocer la condición superficial del pavimento ha sido el Índice de Rugosidad Internacional o IRI (Internacional Roughness Index en inglés) (Barbudo et al., 2015; MINVU, 2015). Por ejemplo, en Australia, la ARRB utiliza un perfilómetro caminable para recolectar los datos necesarios para el cálculo del IRI (Cairney & King, 2003). En Bélgica, Martens (2011) equipó bicicletas con una tercera rueda que funcionaba como un carro de arrastre y registraba las vibraciones para calcular el IRI a medida que la bicicleta circulaban por la vía. En Chile, el "Manual de Construcción de ciclovías: Estándar técnico" (Ministerio de Vivienda y Urbanismo, 2015) señala que al terminar la construcción de la ciclovía, esta debe contar con

<sup>1</sup> Autor de Correspondencia:

Departamento de ingeniería de Transporte y Logística.  
Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, CHILE.  
E-mail: jch@ing.puc.cl



un IRI de 4 m/km. Además, sugiere controlar la superficie mediante el dispositivo Merlin, recolectando 200 mediciones en intervalos regulares de 200 metros. Es decir, una por cada metro, lo cual es costoso en tiempo y mano de obra.

Además de las limitaciones anteriores, el IRI debe adecuarse para ser utilizado en ciclovías. En primer lugar, fue diseñado para vehículos motorizados circulando a altas velocidades, las cuales no pueden ser alcanzadas por los ciclistas. Por otra parte, la masa, tamaño y geometría de la bicicleta difiere bastante con la de un automóvil, lo que afecta directamente el índice propuesto (Kohler, 2015; Parkin, 2009; Martínez et al., 2011). Estos aspectos son significativos al evaluar la superficie de un pavimento, ya que su respuesta dinámica es altamente sensible a la velocidad y geometría del vehículo en cuestión (Fuentes et al, 2010). Por ende, implican un cambio en el modelo a utilizar una vez se cuenta con el perfil de la ciclovía.

Por lo anterior, algunos estudios han propuesto el desarrollo de otros índices. En Dinamarca se desarrolló el Bicycle Profile Index (BPI), el cual se basa en la metodología utilizada para obtener el IRI (Kohler, 2015). El cálculo de este índice se realiza mediante un pequeño vehículo motorizado equipado con acelerómetros y perfilómetros láser que registran los datos a medida que circula por la ciclovía. Los detalles del algoritmo para determinar el BPI son secreto comercial, y lo único que se conoce del índice es que considera un perfil longitudinal cada 2,5 centímetros. En Colombia se creó el Índice de Condición de Ciclovías o ICC (Martínez et al., 2011). Este índice considera una serie de factores como el material del pavimento, las características geométricas, la rugosidad de la superficie y las particularidades de las fallas presentes en la vía. Para recolectar esta información se realizan evaluaciones en terreno cada dos años.

En cualquiera de los casos anteriores, los recursos requeridos para una correcta toma de datos dificultan la realización de un control y/o monitoreo posterior que permita una correcta gestión de la red en el tiempo. Una alternativa para evitar este problema es el uso de dispositivos electrónicos adosados a la bicicleta o que porte el usuario, y que recolecten datos del movimiento. En Concepción (Chile), Echaveguren et al., (2015) equiparon bicicletas con acelerómetros y sistemas de navegación satelital (GPS) con el fin de conocer la condición superficial de las ciclovías de la ciudad. Estos dispositivos registraban las aceleraciones verticales y su ubicación al recorrer la ciclovía. Con esta información se clasificaron las vías en tres categorías de acuerdo solamente al nivel de aceleración registrada. De esta forma se buscaba establecer un nivel de servicio global, ya que las aceleraciones tienen directa relación con la comodidad experimentada por el usuario. Sin embargo, es esperable que existan maniobras de conducción que reflejen incomodidad y que no se vinculen con la aceleración vertical solamente.

El propósito de esta investigación es desarrollar una metodología que, utilizando datos recolectados a partir del comportamiento habitual de las personas sin la necesidad que ellas realicen alguna acción específica (es decir, mediante datos pasivos), identifique puntos en la ciclovía en los cuales el pavimento presenta irregularidades o deterioros.

Esto permitiría inferir la condición del pavimento en el tramo analizado y así realizar una mejor gestión de la infraestructura, mejorando la experiencia de los usuarios al circular por ella e incentivando su uso. La hipótesis principal de este estudio es que los ciclistas se comportan distinto en función de la condición del pavimento de la ciclovía, y que estas conductas se pueden inferir a partir de datos recolectados durante su viaje. Lo anterior implica identificar los datos que son necesarios de obtener para identificar las irregularidades en el pavimento, y, por ende, para la construcción de estos modelos. En particular, se busca determinar la factibilidad de utilizar dispositivos inerciales (IMU: Inertial Measurement Unit, en inglés) para obtener datos que permitan generar modelos capaces de determinar la ubicación de irregularidades de la vía. Una de las ventajas de utilizar este tipo de tecnología es que permiten que la recolección de datos se realiza de forma automática, lo que a su vez facilita la aplicación de la metodología. Otra ventaja de los IMU es su reducido tamaño y fácil accesibilidad, lo cual lo hace fácilmente escalable. Sin embargo, es una tecnología que requiere una acción por parte del usuario para hacer disponible sus datos, lo cual puede afectar la cantidad de usuarios reportando datos.

El resto del artículo se compone de tres capítulos. La sección 2 presenta la metodología que se propone para cumplir con el objetivo principal. La sección 3 presenta los principales resultados al aplicar la metodología. Finalmente, la sección 4 señala las principales conclusiones del estudio y futuras líneas de investigación.

## 2. Metodología

La metodología propuesta considera el uso de modelos cuya variable dependiente se relaciona con la condición del pavimento en ciclovías y las variables explicativas corresponden a datos provistos por dispositivos inerciales. Lo anterior requiere la calibración y validación de modelos propuestos. Para estas tareas, es necesario contar con datos. La siguiente subsección describe el experimento realizado para recolectar los datos. La segunda parte de este capítulo describe el tipo de modelos a considerar y los indicadores utilizados para comparar sus resultados. Es importante destacar que los datos recolectados permitirán realizar una prueba de concepto de la metodología. Es decir, el diseño experimental no pretende determinar el modelo más apropiado, sino que verificar el potencial de la idea detrás de la metodología propuesta.

### 2.1 Diseño Experimental

Para realizar el experimento se escogió un tramo de 50 metros de una ciclovía al interior del Campus San Joaquín de la Pontificia Universidad Católica de Chile. La ubicación de este tramo es tal que al comienzo de él, el ciclista ya alcanza la velocidad promedio de circulación. Esta ciclovía tiene una superficie de rodado de asfalto, es bidireccional y se encuentra aislada del flujo vehicular por separadores físicos. En la Figura 1 se observa la vista aérea de la ubicación de la ciclovía y una fotografía con sus características.



**Figura 1.** Mapa de la ubicación de la ciclovía y fotografía de sus características

Fuente: *Google Maps* y elaboración propia

Una vez escogido el lugar donde realizar la toma de datos, fue necesario definir los instrumentos a considerar. Se utilizó una bicicleta Moonstone Oxford, aro 26, con amortiguación delantera. Esta fue manejada por un único individuo de 1,74 metros de altura y 74 kilogramos de peso.

Se equipó la bicicleta con un dispositivo inercial, el que fue posicionado debajo del asiento (Figura 2). El utilizar un mismo individuo y bicicleta permitió aislar el efecto de otros factores, lo cual era deseable en esta etapa del estudio.



**Figura 2.** Diagrama de ubicación del dispositivo inercial

El dispositivo inercial utilizado fue un Smartphone que contaba con un acelerómetro, un giroscopio, una brújula, y un sistema de navegación y localización mediante satélites (GPS). Para obtener los datos necesarios se utilizó la aplicación SensorLog (Thomas, 2017). La frecuencia de recolección de datos fue 30 observaciones por segundo, donde cada observación está compuesta por una serie de datos. Trabajar con una alta frecuencia de recolección de datos es importante para capturar el tipo de comportamiento

buscado, dado que las maniobras que se espera capturar toman usualmente poco tiempo. Es decir, si se recogen datos cada 3 segundos, por ejemplo, es posible que una maniobra que esquiva o pasa sobre una irregularidad no sea capturada.

Se eligieron dos problemas puntuales que suelen ser molestos para los usuarios: los levantamientos del pavimento (usualmente causados por las raíces de los árboles) y la presencia de baches en la vía. Esta última falla suele ser más molesta en climas lluviosos, ya que al acumular agua es

probable que el ciclista se moje al pasar por ellos (Martínez et al., 2011). Frente a estas situaciones los usuarios suelen esquivar o disminuir su velocidad para enfrentar las imperfecciones de la vía y evitar así las incomodidades generadas.

Para recrear el primer problema se construyó un resalto de madera, el cual presentaba dos posibles alturas: seis y cuatro centímetros. La parte inicial y final del resalto fue suavizada generando una pendiente, lo que es similar con la realidad. En el caso del bache, los ciclistas suelen esquivar este tipo de imperfecciones en el pavimento, por lo que para

recrearlo se utilizaron conos. De esta forma el ciclista se vería forzado a realizar la maniobra que interesaba analizar.

Se construyeron cinco escenarios, donde el primero no presentaba alteraciones. El detalle de los elementos empleados y su ubicación en los cuatro escenarios restantes se presenta en la Figura 3. Para el escenario base, sin alteraciones, se realizó una repetición. Para cada uno de los escenarios con alteraciones se realizaron dos repeticiones. Con esto se obtiene un total de nueve recorridos al tramo de análisis con distintos elementos.

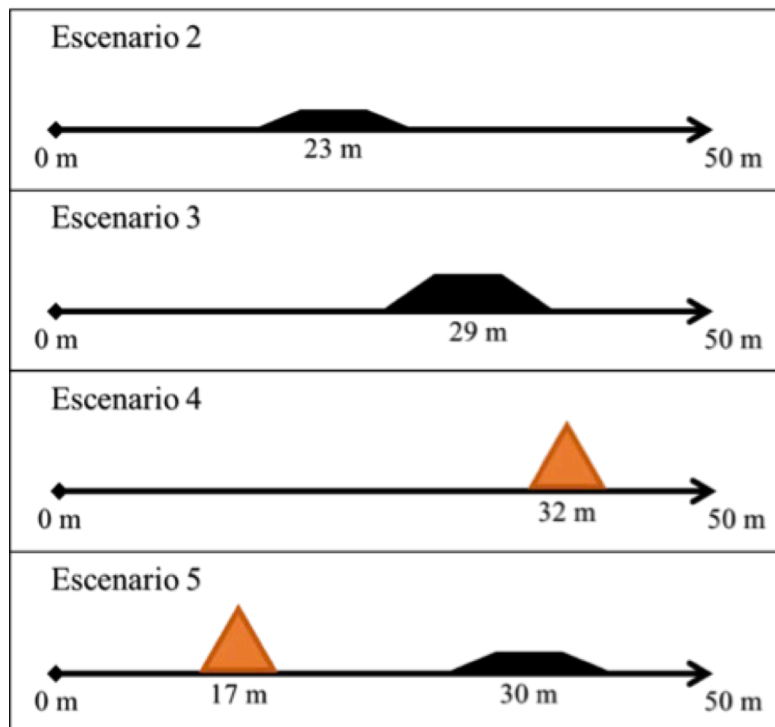


Figura 3. Escenarios del experimento

### 2.1.1 Descripción y depuración de datos

La aplicación utilizada entrega para cada observación una serie de datos, de los cuales se seleccionaron aquellos que presentaban cambios durante el experimento y que no estuvieran relacionados entre ellos. Los datos elegidos fueron: la velocidad instantánea (m/s), la ubicación geográfica en

coordenadas, el verdadero norte o dirección horizontal en azimut (360 grados), la rotación en los tres ejes (rad/s) y la aceleración real en los tres ejes expresada en G ( $G=9,8 \text{ m/s}^2$ ). La dirección de cada eje con respecto al movimiento de la bicicleta se presenta en la Figura 4.

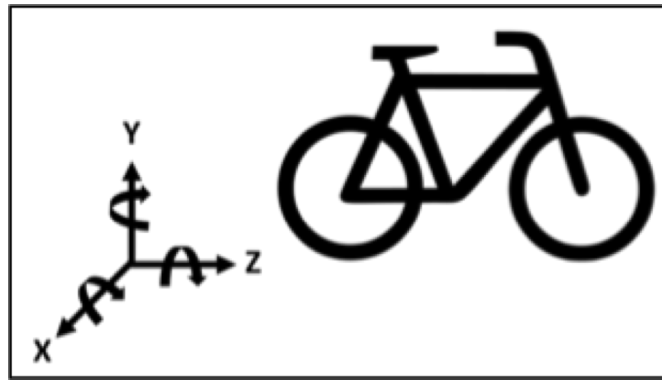


Figura 4. Diagrama de coordenadas de ejes respecto al movimiento de la bicicleta

Las coordenadas geográficas de cada observación se utilizaron para definir su distancia (en metros) respecto al punto de inicio. Para lo anterior, se calculó la distancia mediante las fórmulas de Vincenty.

Luego, se agruparon las observaciones cada 50 centímetros, lo que define 101 registros por corrida. Para cada uno de estos puntos se consideraron las observaciones 25 centímetros aguas arriba y 25 centímetros aguas abajo. En el caso de la velocidad y dirección horizontal se calculó la media aritmética para cada punto, mientras que para la aceleración y rotación en cada eje se calculó la media cuadrática, ya que estos valores oscilaban en torno a cero. Esto genera un total de 909 registros. Los primeros 10 metros de cada corrida presentaron problemas en cuanto a la ubicación geográfica, por lo que se decidió eliminar estos registros. Luego de esta limpieza, el número total de registros baja a 729.

Posteriormente, se creó una nueva variable para cada registro. Esta fue la presencia de problemas en el pavimento (y), y corresponde a la variable dependiente que espera predecir este trabajo. Esta variable toma valores de uno o cero, donde el primero representa que el respectivo registro

corresponde a una posición donde existe influencia de un problema o deterioro en el pavimento y el segundo la ausencia de estos.

Para establecer los valores que debería tomar la variable y se utilizó la ubicación de los elementos en los escenarios simulados y se determinó la longitud que afectaba cada elemento. En el caso de los resaltos se consideró como suficiente 1,5 metros en torno al problema. Para los conos se espera que la maniobra realizada tenga un efecto más prolongado dado que para esquivarlos es necesario cambiar el comportamiento antes y después del elemento en sí mismo. Por esto se consideró una longitud de 2,5 metros con los conos al centro de estos.

La Tabla 1 muestra un extracto de la base de datos utilizada. y es la variable dependiente que se espera estimar. El recorrido indica la corrida a la que pertenece, por lo que entrega el escenario simulado. Dist. (m) es la distancia desde el inicio al punto del registro de datos. La rotación y aceleración en torno al eje 'i' se denotan por Rot\_i y Acc\_i, respectivamente. En la Figura 4 se muestran las distintas rotaciones en torno a cada eje.

Tabla 1. Extracto de la Base de Datos

y	Recorrido	Dist. (m)	Vel. (m/s)	Rot_x (rad/s)	Rot_y (rad/s)	Rot_z (rad/s)	Acc_x (G)	Acc_y (G)	Acc_z (G)
0	2	13,5	3,57	0,09	0,10	0,19	0,20	0,23	0,17
0	2	16	3,57	0,08	0,08	0,00	0,07	0,09	0,17
1	3	24,5	3,51	1,33	0,27	0,25	0,52	1,13	0,92

## 2.2 Definición y Construcción del Modelo

Para alcanzar el objetivo propuesto se optó por utilizar una regresión logística, la cual permite relacionar de

manera no lineal una variable dependiente con un conjunto de variables independientes. En estas regresiones la variable dependiente se caracteriza por tomar valores entre cero y



uno, lo que se puede interpretar como una probabilidad. La estimación de este tipo de modelos se alcanza por máxima verosimilitud (Hosmer & Lemeshow, 2000).

La probabilidad de ocurrencia del objeto en estudio se estima a partir de la Ecuación 1.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-f(\bar{x}_i)}} \quad (1)$$

En este caso  $P_i$  representa la probabilidad que el punto  $i$  en análisis presente un problema en el pavimento. Esta probabilidad se determina en función de las características recolectadas en este punto  $i$ , las cuales corresponden a una subconjunto de los datos presentados

para cada fila de la Tabla 1 y que se representan a través del vector  $\bar{x}_i$ . Así,  $f(\bar{x}_i)$  es la forma funcional en que estas

variables independientes recolectadas en el punto  $i$  se relacionan.

Por lo tanto, la generación del modelo consiste en determinar la función  $f(\bar{x}_i)$  que permite inferir de mejor forma la presencia de irregularidades en la ciclovía. Esto implica definir las variables que forman parte de la función, y por lo tanto, identificar aquellas capaces de captar de mejor forma las maniobras del ciclista que se relacionan con la presencia de deterioros en el pavimento. Así, al determinar los puntos de la ciclovía que con alta probabilidad presentan problemas o irregularidades, se puede inferir la condición del pavimento en ese tramo.

Para definir las variables independientes a considerar en  $f(\bar{x}_i)$  se realiza un análisis de correlación (Tabla 2). Se considera que una de las variables tiene relación con otra si presentan valores de correlación mayores a 0,5 en el análisis y estrecha relación si este valor es sobre 0,7 (Devijver & Kittler, 1982).

**Tabla 2.** Correlación entre variables

	Rot_x	Rot_y	Rot_z	Acc_x	Acc_y	Acc_z	Velocidad
Rot_x	1						
Rot_y	0,12	1					
Rot_z	0,07	<b>0,57</b>	1				
Acc_x	<b>0,53</b>	0,40	0,27	1			
Acc_y	<b>0,77</b>	0,10	0,09	<b>0,56</b>	1		
Acc_z	<b>0,61</b>	0,08	0,05	<b>0,51</b>	<b>0,72</b>	1	
Velocidad	-0,10	-0,01	-0,01	-0,05	-0,05	-0,06	1

Dado que varias de las relaciones son cercanas al valor de corte (0,5) se decidió profundizar en las tres variables estrechamente correlacionadas: Rot\_x, Acc\_y, Acc\_z. La relación existente entre Rot\_x y Acc\_y sucede cuando el ciclista se ve enfrentado a un resalto, ya que es de esperar que en esta situación aumente la aceleración en la dirección de 'y' y el giro en torno al eje 'x'. Estas dos variables a su vez están relacionadas con Acc\_z. Lo último se debe a que el ciclista instintivamente disminuye su velocidad (cambios en Acc\_z) al encontrarse con algún problema en la ciclovía. Debido a lo anterior, se decidió no incluir cualquier combinación de estas variables en un mismo modelo. Con esta consideración, se prueban distintas combinaciones de las variables independientes.

Finalmente, y para el experimento presentado en este estudio, se evaluaron cuatro modelos. Es decir, se evaluaron cuatro distintas formulaciones de  $f(\bar{x}_i)$ . Considerando estos cuatro modelos, la formulación general de la función  $f(\bar{x}_i)$  viene dada por la Ecuación 2.

$$f(\bar{x}_i) = \alpha + \beta_y \cdot \text{Acc}_y + \gamma_x \cdot \text{Rot}_x + \gamma_y \cdot \text{Rot}_y + \gamma_z \cdot \text{Rot}_z \quad (2)$$

Dependiendo de las variables a incluir en cada modelo,  $\alpha, \beta_y, \gamma_x, \gamma_y, \gamma_z$  son los parámetros a ser estimados a cada uno de ellos.

Para cada modelo propuesto se definió la significancia estadística de cada parámetro mediante el test z para un intervalo de confianza del 95%. Para los modelos en general, se utiliza la prueba de ajuste general, la cual analiza si el modelo propuesto es estadísticamente distinto del modelo que considera solo la constante. Además, se considera el valor del pseudo R<sup>2</sup> que se relaciona con la capacidad predictiva del modelo.

Adicionalmente, se utilizará la técnica de validación cruzada con el fin de garantizar que los parámetros obtenidos son independientes de la partición realizada a la base de datos (Jung & Hu, 2015). Para esto se dividirán de forma aleatoria los 729 registros en cinco carpetas. Iterativamente, una de ellas será utilizada para la validación de los modelos, mientras las otras cuatro serán utilizadas en la etapa de calibración.

### 2.2.1 Análisis a realizar

Se realizará un análisis de sensibilidad de cada variable en cada modelo. Es decir, se analiza cómo cambia el valor de la variable dependiente a medida que cambia el valor de la variable independiente en estudio, manteniendo todas las demás constantes (e iguales a su valor promedio en la muestra).

SPANISH VERSION.....

A fin de comparar el rendimiento de los modelos propuestos, se estudia en detalle la cantidad de errores y aciertos cometidos de acuerdo a los Verdaderos Positivos (VP), Falsos Positivos (FP), Verdaderos Negativos (VN) y los

Falsos Negativos (FN). La Figura 5 detalla cada concepto de acuerdo a los datos de la realidad y los resultados de los modelos.

<b>Modelo</b>		<b>Realidad</b>	
		<b>0</b>	<b>1</b>
	<b>0</b>	<b>VN</b>	<b>FN</b>
	<b>1</b>	<b>FP</b>	<b>VP</b>

Figura 5. Resultados de una prueba diagnóstico

Se estudiarán específicamente los errores del tipo I (FP), tipo II (FN) y Verdaderos Positivos. Los primeros suelen ser menos problemáticos en este caso, ya que se pueden considerar como una precaución. Sin embargo, implican un gasto de revisiones en terreno cuando no corresponde. Los errores de tipo II son preocupantes, ya que en este estudio estos errores significan pasar por alto un deterioro en el pavimento. Los Verdaderos Positivos equivalen a los aciertos de las problemáticas presentes, por lo que son de gran importancia.

Para el cálculo de estos valores se promediarán los errores cometidos por los modelos en las cinco carpetas de la validación cruzada. En el caso de los Verdaderos Positivos, se calculará el porcentaje de aciertos promedio que cometa cada modelo.

Finalmente, se analiza en detalle los VP y FN de los modelos según el elemento simulado: resalto alto, resalto bajo y conos. Se espera asociar modelos específicos a ciertas imperfecciones presentes en los pavimentos e identificar las variables más relevantes en cada elemento.

### 3. Resultados

La Tabla 3 presenta los parámetros promedios obtenidos para los cuatro modelos elegidos, los valores de la máxima verosimilitud, el pseudo R y la clasificación de los modelos de acuerdo a sus variables. Para efectos de comparación, la tabla también incluye los resultados para el modelo que solo considera constantes.

Tabla 3. Valores promedio para cada modelo

Modelo	$\alpha$	$\beta_y$ (Acc_y)	$\gamma_x$ (Rot_x)	$\gamma_y$ (Rot_y)	$\gamma_z$ (Rot_z)	Verosimilitud Final	Pseudo R <sup>2</sup>	Clasificación
A	-7,41	-	13,35	2,36	5,60	-43,42	64%	Complejo-Rotación
B	-7,64	8,43	-	3,96	4,27	-46,21	61%	Complejo-Aceleración
C	-7,17	-	14,25	-	7,10	-46,12	61%	Sencillo- Rotación
D	-6,71	7,85	-	-	6,48	-53,74	55%	Sencillo- Aceleración
E	-3,06	-	-	-	-	-106,31	-	Solo constantes

Así, a modo de ejemplo, el modelo B queda definido por la ecuación 3, donde  $f(x)$  es de la siguiente forma:

$$f(x) = -7,64 + 8,43 \cdot \text{Acc}_y + 3,96 \cdot \text{Rot}_y + 4,27 \cdot \text{Rot}_z \quad (3)$$

El giro en torno al eje 'z' ( $\text{Rot}_z$ ), relacionado con la inclinación natural al maniobrar la bicicleta, se encuentra en los cuatro modelos presentados. Se destaca la importancia que tienen las rotaciones al momento de esquivar conos o enfrentar los resaltos. En estas situaciones suele ocurrir que el ciclista experimente desequilibrios, en los cuales las rotaciones son más relevantes que las aceleraciones.

Los modelos A y C incluyen la rotación en torno al eje 'x' y los modelos B y D presentan la aceleración en la dirección del eje 'y'. Por este motivo, se llamará al primer

grupo como modelos rotacionales y al segundo grupo, modelos de aceleración. La rotación en torno al eje 'y' está presente en los modelos A y B, lo que implica que en el modelo C y D un desvío del eje por el cual se desplaza el ciclista se explica solo mediante la rotación en torno al eje 'z'. Dado que los modelos A y B tienen una variable más se les consideró como modelos complejos y los modelos C y D se denominaron modelos sencillos.

Respecto al análisis de sensibilidad de las variables, los resultados obtenidos por modelo se presentan en la Figura 6. En cada gráfico, el eje de las ordenadas representa la probabilidad que el pavimento presente un deterioro a medida que cambia cada variable. En el eje de las abscisas se encuentran las variables de cada modelo. Las rotaciones se expresan en radianes por segundo y la aceleración en G.

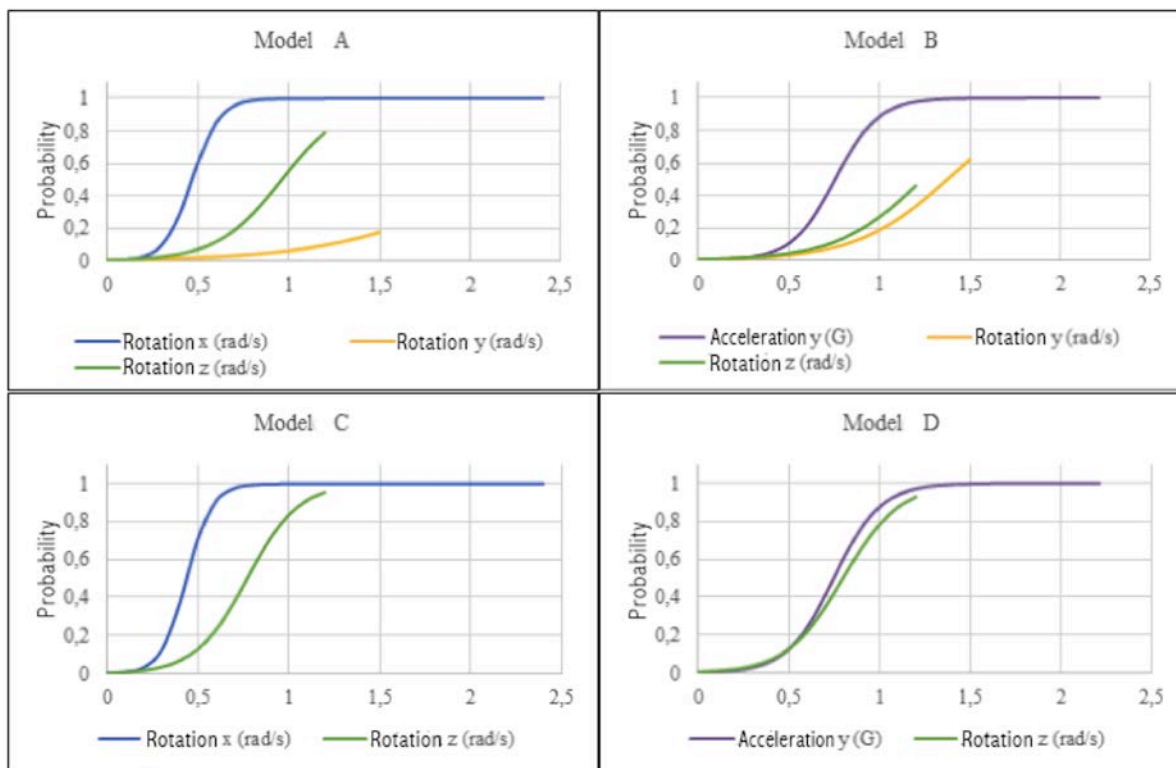


Figura 6. Sensibilidad de variables para cada modelo

La forma de las curvas de las variables  $\text{Rot}_x$  y  $\text{Acc}_y$  revela la importancia que ambas tienen al momento de determinar un deterioro en el pavimento. Ambas variables tienen un umbral de cambio robusto, ya que se mantiene en los modelos complejos (A y B) y en los sencillos (C y D). En el caso de  $\text{Rot}_x$  el límite es aproximadamente 0,5 radianes por segundo, mientras que la  $\text{Acc}_y$  debe superar los 0,8 G.

Al analizar en los modelos complejos,  $\text{Rot}_y$  destaca por su poca influencia en el Modelo A. En cuanto al modelo con aceleración, la variable influye en la probabilidad de ocurrencia del evento cuando sus valores son cercanos a su límite superior.

Finalmente, la variable  $\text{Rot}_z$  (presente en todos los modelos) resulta de gran importancia en los modelos



SPANISH VERSION.....

sencillos (C y D). Su curva se vuelve más pronunciada, asemejándose a la curva de Rot\_x y Acc\_y. En ambos modelos el umbral de cambio es igual a 0,8 radianes por segundo, lo que demuestra la robustez de esta variable en estos modelos.

A efectos de comparar los modelos, se calculó el promedio de veces (considerando las cinco carpetas) que los modelos cometían el error tipo I y el error tipo II, y el porcentaje promedio de aciertos con los datos de validación (Tabla 4).

Al analizar los errores de tipo I, el modelo C es el que más cantidad comete, mientras el modelo A se equivoca en

promedio solo 1,6 veces. En el caso de los errores de tipo II, los modelos de aceleración tienen más errores que los modelos rotacionales. En ambos casos la versión compleja del modelo se equivoca más que la sencilla. En resumen se optaría por el modelo A, a pesar que presenta marginalmente más errores de tipo II que el modelo C. En cuanto al porcentaje de aciertos, nuevamente los modelos rotacionales tienen mejor resultado que aquellos con aceleración y los modelos sencillos son capaces de identificar más imperfecciones que los modelos complejos (dentro de su categoría).

**Tabla 4.** Errores y Verdaderos Positivos por modelo con datos de validación

Modelo	Error Tipo I	Error Tipo II	Verdaderos Positivos
A	1,6	3,4	55%
B	1,8	3,8	50%
C	2,6	3,2	58%
D	1,8	3,6	53%

A continuación se presenta un análisis diferenciado para los tres elementos simulados con los datos de validación.

Resalto alto

La Tabla 5 presenta los aciertos sobre el total de los

casos con  $y=1$  para los cuatro modelos y para cada una de las tres posiciones en que  $y=1$ . Los cuatro modelos detectan la imperfección con los registros obtenidos en la ubicación exacta del resalto alto y la siguiente ubicación. Los registros obtenidos en la ubicación previa al elemento presentan una identificación media.

**Tabla 5.** Aciertos para el resalto alto por modelo y dependiendo de la ubicación del registro con respecto a la imperfección

Modelo	PREVIA	EXACTA	POSTERIOR	TOTAL
A	1/2	2/2	2/2	<b>83%</b>
B	1/2	2/2	2/2	<b>83%</b>
C	1/2	2/2	2/2	<b>83%</b>
D	2/2	2/2	2/2	<b>100%</b>



### Resalto bajo

La Tabla 6 presenta la misma información que la Tabla 5 para el caso del resalto bajo. Los registros obtenidos en la ubicación previa al resalto bajo no permiten detectar fácilmente la imperfección, independiente del modelo. Sin

embargo, al igual que ocurre con el resalto alto, los cuatro modelos detectan la imperfección con los registros obtenidos en la ubicación exacta y en la siguiente. Los modelos sencillos (C y D) aciertan una vez más que los modelos complejos en este elemento.

**Tabla 6.** Aciertos para el resalto bajo por modelo y dependiendo de la ubicación del registro con respecto a la imperfección

Modelo	PREVIA	EXACTA	POSTERIOR	TOTAL
A	1/4	3/4	4/4	<b>67%</b>
B	1/4	4/4	3/4	<b>67%</b>
C	2/4	3/4	4/4	<b>75%</b>
D	1/4	4/4	4/4	<b>75%</b>

### Baches

La Tabla 7 es análoga a las tablas anteriores, con la diferencia que en este caso son cinco las posiciones en la que se considera el efecto de la imperfección ( $y=1$ ). Los registros obtenidos en las ubicaciones extremas prácticamente no permiten identificar el bache, independiente del modelo. Los registros obtenidos en las ubicaciones centrales permiten, a los cuatro modelos, identificar parcialmente la

imperfección. Si se analiza el elemento en su totalidad, los modelos A y C (rotacionales) obtienen mejores resultados. Sin embargo, no alcanzan un 50% de identificación. Si se analizan solo las tres ubicaciones centrales, los modelos A y C sobrepasan el 50% de identificación. Esto sugiere que considerar los registros inmediatamente antes y después del punto exacto del bache hubiera mejorado el rendimiento de los modelos.

**Tabla 7.** Aciertos para los baches por modelo y dependiendo de la ubicación del registro con respecto a la imperfección

Modelo	INICIAL	PREVIA	EXACTA	POSTERIOR	FINAL	SUBTOTAL	TOTAL
A	0/4	2/4	3/4	2/4	1/4	<b>58%</b>	<b>40%</b>
B	0/4	2/4	2/4	1/4	1/4	<b>42%</b>	<b>30%</b>
C	1/4	3/4	2/4	2/4	0/4	<b>58%</b>	<b>40%</b>
D	1/4	1/4	2/4	1/4	0/4	<b>33%</b>	<b>25%</b>

A modo de resumen del análisis por elementos, para el caso de los resaltos los cuatro modelos se comportan de manera similar, donde los modelos sencillos son más exactos. En cuanto al bache, los modelos rotacionales responden mejor que los que contienen aceleraciones. Por lo tanto, sería preferible elegir el modelo A o C.

## 4. Comentarios finales

La metodología propuesta es capaz de detectar irregularidades en el pavimento de la ciclovía de forma objetiva y específica. Por lo tanto, al determinar los puntos de la ciclovía que con alta probabilidad presentan irregularidades, se puede inferir la condición del pavimento en ese tramo.

Las regresiones logísticas no presentaron problemas al construir los modelos con las características de la muestra y la variable dependiente. A pesar de lo controlado del experimento, la metodología diseñada es fácil de calibrar y aplicar a gran escala, y por ende, a la realidad.

Para el experimento realizado, los cuatro modelos construidos son capaces de identificar correctamente los problemas estudiados en el pavimento de la ciclovía utilizada de forma objetiva y autónoma. Si bien los cuatro modelos tienen comportamientos similares, para el experimento presentado en este trabajo destaca levemente el modelo A por los valores obtenidos. La construcción de estos modelos permitió identificar los datos necesarios para evaluar el estado del pavimento. Entre ellos destacan las rotaciones en los tres ejes y las aceleraciones verticales.

Una ventaja de la metodología propuesta es el uso de dispositivos inerciales, ya que simplifica el proceso de recolección de datos. Estos permiten que sea accesible y fácil de masificar, debido al aumento de la oferta de estos dispositivos por los avances tecnológicos. En la misma línea, esta metodología no es invasiva ya que, para obtener los datos, y por ende, conocer la condición del pavimento, no es necesario intervenir o cerrar la vía. Se necesita únicamente que circulen bicicletas equipadas con el dispositivo.

Una consideración importante al momento de escalar esta metodología es el sesgo registrado en los datos debido a la forma de conducir del ciclista y la bicicleta utilizada (Lépine et al., 2011). Así, para que lo presentado tenga

validez es necesario una gran cantidad de ciclistas circulando varias veces en un mismo tramo de análisis. De la misma forma, también se hace necesario recoger datos referidos a otras irregularidades que puedan aparecer en el pavimento. Todos estos aspectos deben abordarse en trabajos futuros a fin de obtener un modelo representativo otras situaciones.

Contar con más datos, además, permite perfeccionar los modelos desarrollados en este trabajo. En esta línea, se pueden identificar nuevas problemáticas en los pavimentos de ciclovías y calibrar los modelos a gran escala en terreno. Dependiendo de la cantidad de datos, sería interesante analizar otras metodologías para desarrollar modelos. Por ejemplo, el uso de máquinas de aprendizajes calibradas de manera adecuada dada la cantidad de problemas posibles, similar al enfoque adoptado en Catalan et al. (2018) en el contexto de la conducción de vehículos de transporte público.

Por la necesidad de datos mencionada anteriormente, la facilidad que entrega esta tecnología para obtener datos cobra mayor relevancia. Por ejemplo, se pueden equipar las bicicletas públicas con dispositivos inerciales y GPS. De esta forma se recolectaría masiva y continuamente la información necesaria para aplicar la metodología propuesta y así conocer el estado del pavimento de las ciclovías. En este caso incluso se puede lograr una calibración en función de las características propias de las bicicletas públicas, además de estudiar otras dificultades a las cuales se ve enfrentado un ciclista u otros tipos de tramos (con curvas, con pendiente, etc.).

Finalmente, la metodología desarrollada en este trabajo puede ser utilizada de varias formas. A corto plazo, entrega la información necesaria para desarrollar un sistema de gestión del pavimento en ciclovías, ya que permite conocer problemas en las vías y realizar las mantenencias necesarias. A largo plazo, esta metodología puede generar un índice de calidad del pavimento en ciclovías a partir de las vibraciones experimentadas por los ciclistas, para así asociar un nivel de servicio a ellas. El nivel de servicio permitiría el desarrollo de un sistema de gestión de pavimentos para mejorar la experiencia de los usuarios, aportaría con información para la construcción de modelos de elección de ruta de ciclistas y podría ser de utilidad al momento de calcular la capacidad de las ciclovías.

## 5. Referencias

- Barbudo A., Jiménez J. R., Ledesma E. F., Sierra M. J. (2015)**, Regularidad superficial y adherencia en vías ciclistas - recomendaciones de diseño disponibles. *Informes de La Construcción*, 67(540), 124-135. <https://doi.org/10.3989/ic.15.010>
- Cairney P., King K. (2003)**, *Development of a performance based specification for a major bicycle facility*. ARRB Transport Research. Vermont, Victoria, Australia.
- Catalán H., Löbel H., Herrera J.C. (2018)**, Classifying Drivers' Behavior in Public Transport Using Inertial Measurement Units and Decision Trees. *The 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*. 4-7 de Noviembre. Maui, Hawaii, USA.
- Devijver P. A., Kittler, J. (1982)**, *Pattern Recognition: A Statistical Approach*. Prentice-Hall, Londres, Inglaterra.
- Echaveguren T., Montoya C., Tudela A. (2015)**, Evaluación de Condición Superficial de Ciclovías usando Aceleraciones Verticales Obtenidas con GPS. *XVII Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte*, 1, 1-14. Concepción, Chile.
- Fuentes L., Gunaratne M., Hess D. (2010)**, Evaluation of the effect of pavement roughness on skid resistance. *Journal of Transportation Engineering*, 136(7), 640-653. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)TE.1943-5436.0000118](https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000118)
- Garrard J., Rose G., Lo S. K. (2008)**, Promoting transportation cycling for women: The role of bicycle infrastructure. *Preventive Medicine*, 46(1), 55-59. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2007.07.010>
- Hosmer D. W., Lemeshow S. (2000)**, *Applied Logistic Regression*. (2da Ed.). New York: Chichester, Wiley.



- Jensen S. U. (2007)**, Pedestrian and Bicyclist Level of Service on Roadway Segments. *Transportation Research Record*, 2031(1), 43-51. <https://doi.org/10.3141/2031-06>
- Jung Y., Hu J. (2015)**, AK-fold averaging cross-validation procedure. *Journal of nonparametric statistics*, 27(2), 167-179. <http://dx.doi.org/10.1080/10485252.2015.1010532>
- Kohler E. (2015)**, Medición de Irregularidad Superficial en Pavimentos de Aeropuertos, Viales y Ciclovías. *Ingeniería de Transporte*, 18(2), 21-24.
- Landis B. (1994)**, Bicycle Interaction Hazard Score: a Theoretical Model. *Transportation Research Record*, (1438), 3-8.
- Landis B., Vattikuti V., Brannick M. (1997)**, Real-Time Human Perceptions: Toward a Bicycle Level of Service. *Transportation Research Record*, 1578(1), 119-126. <https://doi.org/10.3141/1578-15>.
- Lépine J., Champoux Y., & Drouet, J. M. (2011)**, Excitation techniques for testing bike vibration transmission in the laboratory. En Society for Experimental Mechanics (Vol. 6, pp. 263-289). Québec, Canada.
- Lépine J., Champoux Y., & Drouet J. M. (2014)**, Road bike comfort: on the measurement of vibrations induced to cyclist. *Sports Engineering*, 17, 113-122. <https://doi.org/10.1007/s12283-013-0145-8>
- Martens, S. (2011)**. Bicycles measure the quality of cycle paths in Belgium. Eltis the urban mobility portal. Recuperado de <http://www.eltis.org>.
- Martínez G., Fuentes L. G., Torregroza L. M. (2011)**, Revisión del sistema de gestión de pavimentos de la red ciclorrutas de Bogotá. *Revista ingeniería de construcción*, 26(2), 150-170.
- MINVU (2015)**. Construcción de ciclovías: Estándar técnico. Espacios públicos urbanos. Gobierno de Chile. Santiago, Chile.
- Parkin J. (2009)**, The humps and the bumps: objective measurement using an instrumented bicycle. *Research and Innovation Conference*, 1, 3.
- Pucher J., Dill J., & Handy S. (2010)**, Infrastructure, programs, and policies to increase bicycling: an international review. *Preventive medicine*, 50, S106-S125. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2009.07.028>
- Pucher J., Buehler R., Seinen M. (2011)**, Bicycling renaissance in North America? An update and re-appraisal of cycling trends and policies. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45(6), 451-475. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2011.03.001>
- Sprinkle Consulting Inc. (2007)**, Bicycle Level Of Service: Applies Model. Tampa, Florida, Estados Unidos.
- Thomas B. (2017)**, SensorLog (Versión 1.9.2) [Software de Aplicación Móvil].

