
INTRODUCCIÓN A LA CONDUCCIÓN AUTÓNOMA DE VEHICULOS

MASTER Y DOCTORADO EN INGENIERIA DE SISTEMAS Y DE CONTROL
ESCUELA TECNICA SUPERIOR DE INGENIERIA INFORMATICA. UNED



J. Pérez Oria

SISTEMAS DE SEGURIDAD

Inicialmente se centran en la seguridad pasiva, encargada de minimizar los daños causados en caso de accidente.

A partir de los 70, debido a la electrónica y la informática, aparecen los sistemas de seguridad activa para disminuir el riesgo de que se produzcan accidentes.

Actualmente se trabaja en ADAS para mejorar las capacidades de los conductores, (detección de ángulo muerto, cambio involuntario de carril, alerta de sueño, detección de señales y peatones, control de cruce adaptativo...).

La última tendencia de compañías y centros de investigación es el desarrollo de vehículos autónomos que, garantizando la seguridad aumenten el confort de viaje.



J. Pérez Oria

El sistema ABS fue desarrollado inicialmente para los aviones, que necesitaban frenar fuertemente al aterrizar. En 1978 Bosch hizo historia cuando introdujo el primer sistema electrónico de frenos antibloqueo.

El ABS se ha ido generalizando. Desde julio de 2004 es un equipo de serie obligatorio en todos los turismos fabricados en la Unión Europea.

Unos detectores controlan las revoluciones de las ruedas. Si en una frenada se reduce su velocidad de giro rápidamente, se detecta que las ruedas están a punto de ser bloqueadas y que el vehículo se deslizará sin control. Para evitarlo, se reduce la acción de frenado.

El ESP, control de estabilidad (Bosch y Mercedes, 1995) actúa frenando las ruedas individualmente para evitar derrapes (sobrevirajes o subvirajes). El ESP centraliza las funciones de ABS, EBD y control de tracción.

El sistema consta de una unidad de control electrónico, con sensores:

- de ángulo de dirección.
- de velocidad de giro de rueda.
- de aceleración transversal.



J. Pérez Oria

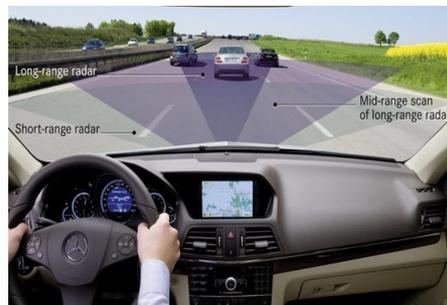


El ESP comprueba, 25 veces por segundo, que la dirección que desea el conductor es la dirección a la que se está moviendo el vehículo.

También puede limitar el par del motor para reducir la velocidad del vehículo, para que se mantenga seguro y estable, dentro de los límites de la física.

El BAS Brake Assist System (sistema de asistencia a la frenada) mide la velocidad con la que se suelta el pedal del acelerador, se pisa el freno y la presión utilizada para interpretar si es una frenada de emergencia.

En los sistemas más modernos se utiliza el radar para identificar posibles obstáculos delante del coche. Dicha información se combina electrónicamente con la velocidad y trayectoria del coche.



J. Pérez Oria



Toyota anuncia un sistema de asistencia al conductor que emplea técnicas de los aviones de combate como elemento inteligente entre conductor y automóvil.

Descubre los mecanismos de un sistema de automatización destinado a ayudar a los conductores no a reemplazarlos.

Planea ofrecer una tecnología sin conductor llamada Chauffeur. Ahora presenta una función de ayuda al conductor, llamada Guardian



El auto de prueba Toyota Lexus LS 500h con todos los sensores en el techo.

Toyota mantiene que el control integral de un vehículo es más difícil que de un avión de combate.

El vehículo debe conocer lo que está sucediendo en el entorno, como un camión que pasa por la izquierda o predecir si un peatón va a cruzar la calle.



J. Pérez Oria



En un video se muestra a un conductor que se desvía repetidamente dentro de un camino curvo marcado con conos, derribando algunos. Después lo hace con Guardian conectado sin fallar. El conductor podría olvidar la ayuda recibida y atribuir el éxito a su habilidad.

Si el sistema informático del vehículo se encarga demasiado del trabajo, el conductor puede volverse complaciente o perder sus habilidades.

Los pilotos llaman a esto la paradoja de la automatización, y parece haber jugado un papel en el reciente accidente de un Boeing 737Max de Lion Air.

Para Toyota la dificultad de entrenar estos sistemas es reunir experiencias de eventos peligrosos.

Un caso reciente involucró a un auto de prueba Toyota sin el sistema de ayuda en un triple accidente. Los ingenieros reconstruyeron el evento con autos equipados con Guardian, determinando que se podría haber reducido o incluso evitado.



J. Pérez Oria



Sistema de clasificación de Vehículos Autónomos, según SAE

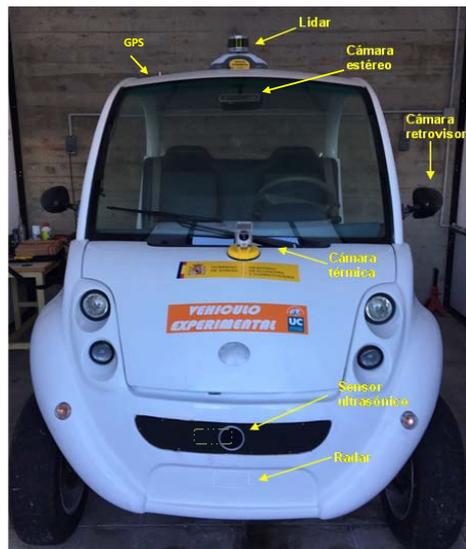
Nivel	Nombre	Definición	Control de volante, acelerador y freno	Información del entorno	Modos de conducción
0	Sin automatización	Actuación completa del conductor en todos los aspectos de la conducción	Conductor	Conductor	----
1	Asistencia al conductor	Conducción mediante sistema de asistencia, dirección o aceleración, con información sobre el entorno y el conductor realiza las tareas restantes de conducción dinámica.	Conductor y sistema	Conductor	Algunos
2	Automatización parcial	Conducción mediante sistema de asistencia, de dirección y aceleración, con información sobre el entorno y el conductor realiza las tareas restantes de conducción dinámica.	Sistema	Conductor	Algunos
3	Automatización condicional	Conducción mediante sistema automatizado de todas las tareas dinámicas, y que el conductor responda adecuadamente a una solicitud de intervención.	Sistema	Sistema	Algunos
4	Automatización alta	Conducción mediante sistema automatizado de todas las tareas dinámicas, incluso si el conductor no responde adecuadamente a una solicitud de intervención	Sistema	Sistema	Algunos
5	Automatización total	Conducción mediante sistema automatizado de todas las tareas dinámicas y a tiempo completo en todas las condiciones de la carretera y del entorno.	Sistema	Sistema	Todos



J. Pérez Oria



VEHICULO EXPERIMENTAL



J. Pérez Oria



RADAR iSYS-4004



- » Sistema de medición de distancias basado en radar funcionando a 24GHz, banda ISM
- » Medida de distancia de objetos estacionarios
- » Distancias de 1,1 a 35m con precisión de $\pm 3\text{cm}$ para la UE (ancho de banda 250MHz)
- » Rango de detección configurable
- » Carcasa metálica para uso en exteriores

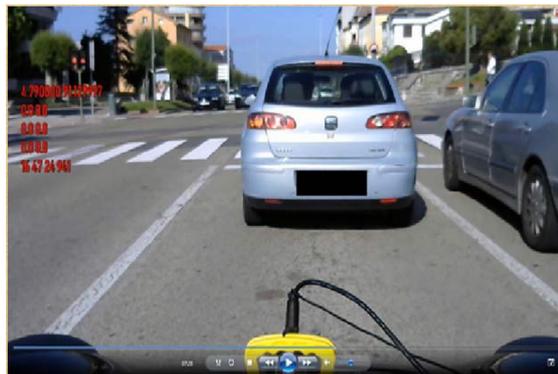


J. Pérez Oria



iSYS-4004

Inmune a los cambios
de luz y temperatura



Posibilidad de reconocimiento
de personas y vehículos con un
único dispositivo

Múltiples aplicaciones:
- alerta al conductor
- actuación sobre freno



J. Pérez Oria®



LIDAR VLP-16

Velodyne LIDAR Puck



Proporciona imágenes 3D en tiempo real.

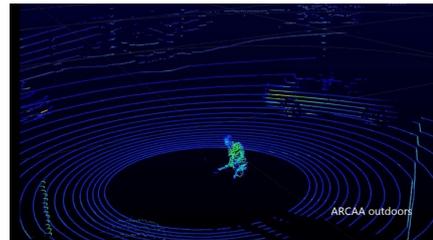
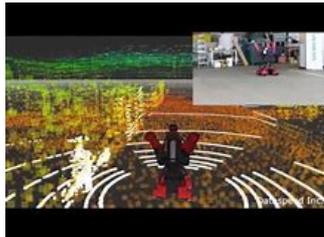
Imágenes en 360 ° mediante de 16 pares láser/detector.

Procesamiento de señales digitales con alta precisión, detección de distancia extendida y datos de reflectividad.

- Campo de visión horizontal (HOV) de 360°
- Velocidad de rotación de 5-20 rotaciones por segundo
- Campo de visión vertical (FOV) de 30°
- Rango hasta 100 metros (depende de la aplicación)



J. Pérez Oria



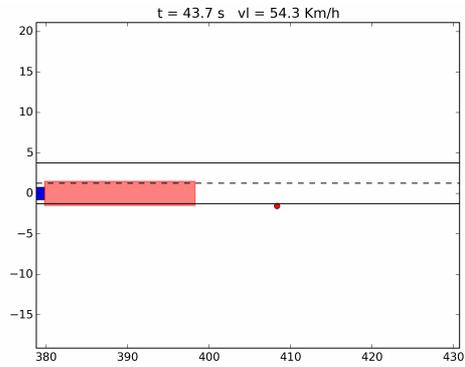
J. Pérez Oria®



Sensor ultrasónico Hexamite HXN43TR



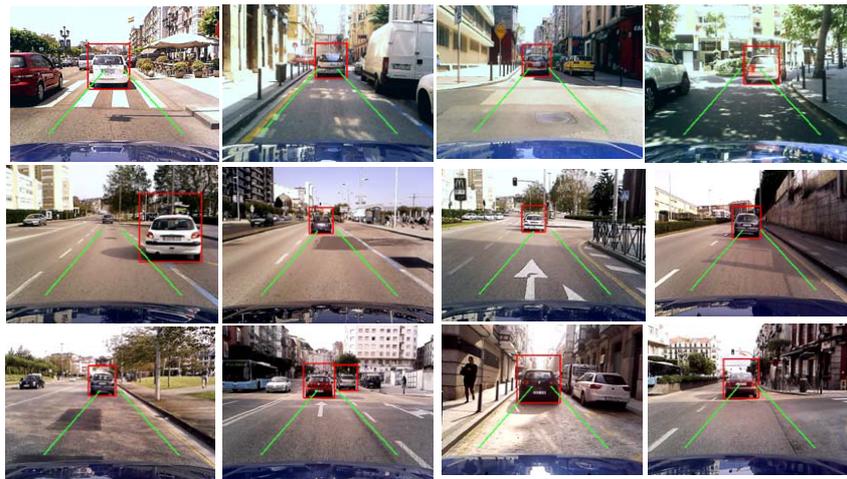
Frecuencia central: 43.0 KHz
Ancho de haz a -3dB: 8.5°



J. Pérez Oria



Situaciones con sombras laterales y parches

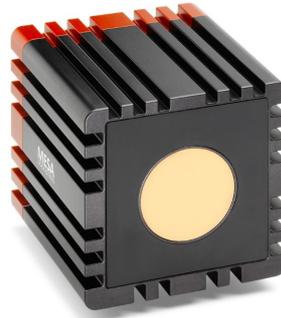


J. Pérez Oria



Cámara TOF Imaging SR-4000

Resolución: 176 x 144 píxeles
 Rango de trabajo: 0.8 to 8.0 m
 Precisión: ± 10 mm
 Campo de visión: 43° (h) x 34° (v).
 Frecuencia: 50 imágenes/segundo
 Salida: USB y Ethernet
 Tipo: Tiempo de vuelo
 Dimensiones: USB 65 x 65 x 68 mm



J. Pérez Oria



IMU 9 GRADOS DE LIBERTAD



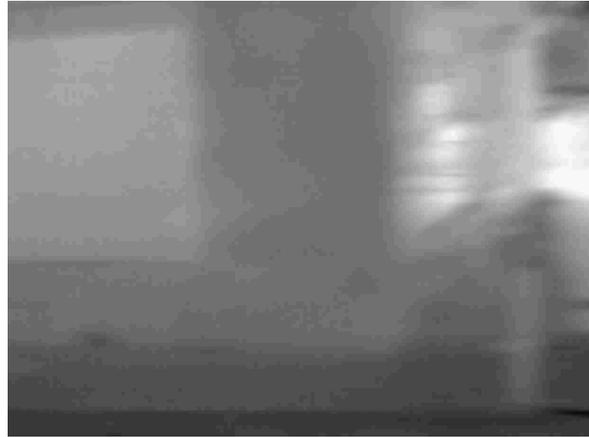
Serie MTi 100 de alto rendimiento.
 Cuenta con giroscopios que rechazan las vibraciones.
 Proporciona posición, velocidad, aceleración y orientación de alta calidad, incluso en entornos difíciles.
 La calibración de temperatura entrega datos fiables para aplicaciones industriales de alta exigencia.



J. Pérez Oria



CAMARA TERMICA OPTRIS PI 160



J. Pérez Oria



CAMARA ESTEREO



**Captura de video 3D de alta resolución
y alta velocidad de fotogramas**

**Percepción de profundidad en interiores
y exteriores hasta 20 m.**

Seguimiento de posición de 6 DoF

Mapeo espacial



J. Pérez Oria



Sistemas de comunicación

El objetivo de Cooperative Intelligent Transport Systems (**C-ITS**) es mejorar la seguridad vial, la eficiencia de tráfico y reducir el impacto ambiental del transporte.

Cada vehículo debe poderse comunicar con cualquier otro vehículo o unidad de carretera sin importar la marca o el país.

ITS-G5 es una tecnología de transmisión basada en una evolución del estándar inalámbrico 802.11p

Está validada y disponible en el mercado capaz de ofrecer comunicaciones seguras y directas de vehículo a vehículo (V2V) o de vehículo a infraestructura (V2X)

Se ejecuta en la banda de frecuencia de 5,9 GHz prevista para seguridad vial.



J. Pérez Oria



La Comisión Europea ha elaborado un marco legal para la comunicación de corto alcance entre las estaciones C-ITS instaladas en vehículos, en la carretera o en infraestructura.

Las autoridades y los fabricantes de equipos han trabajado para crear un sistema de comunicación rentable de baja latencia.

Las redes de comunicación celular de largo alcance (3G, 4G, 5G) no son válidas para uso en seguridad vial con bajos retardos.

ITS-G5 bajo el estándar **ETSI EN 302 663** en Europa (WAVE en USA) es la única que tiene los bajos retardos requeridos para vehículos circulando a alta velocidad.

Puede comunicarse más allá de la línea de visión (alrededor de esquinas)



J. Pérez Oria



ITS-G5 es adecuada en aplicaciones de seguridad vial, como evitación de impacto a peatones, en pelotones de vehículos y futuros niveles de conducción autónoma.

No requiere ninguna cobertura de red para intercambiar mensajes. La comunicación se efectúa siempre que vehículos o estaciones C-ITS estén dentro del alcance.

Los sistemas ITS-G5 se han desarrollado por proveedores de automoción teniendo en cuenta la seguridad vial. Es la única tecnología madura.

La ausencia de un proveedor de red significa que ITS-G5 no implica coste por transmisión de datos. La inversión será en los vehículos (96%) y en equipos (4%).

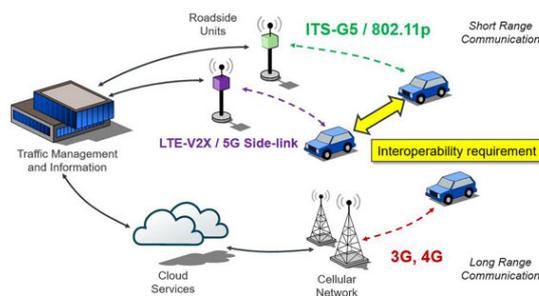
El sistema celular C-V2X en la banda de 5,9 GHz requiere un rediseño de los chips de banda ancha para dar acceso a Internet a los dispositivos móviles.

La afirmación que C-V2X no requiere infraestructura y es menos costosa no es cierta.

El rendimiento de la tecnología de celular C-V2X al entregar mensajes parece ser superior a la ITS-G5



J. Pérez Oria



C-V2X mostró mejor inmunidad a las interferencias con otros dispositivos.

Con C-V2X, los coches pueden usar la tecnología móvil para comunicarse con otros vehículos y con infraestructuras de carretera, para advertir de riesgos.

Ford ha revelado sus planes de instalar C-V2X en los nuevos modelos que lanzará en Estados Unidos a partir de 2022,

La asociación 5GAA señaló que las ventajas de C-V2X son muy importantes en entornos difíciles, como escenarios sin visibilidad directa donde los radares a bordo tienen ciertas limitaciones.



J. Pérez Oria



El objetivo es garantizar que las estaciones C-ITS puedan comunicarse entre sí, con un vehículo o unidad de carretera durante una vida útil de 10 a 15 años.

C-V2X debe someterse a pruebas exhaustivas antes de alcanzar la madurez.

Los vehículos equipados con C-V2X, pueden actuar en cuatro escenarios:

1. Ver en pantalla lo que está sucediendo en el coche de delante para tener mayor visibilidad del tráfico.
2. Avisar al conductor si hay peatones que van a cruzar una carretera y detectarlos antes que los sensores.
3. El conductor es alertado si un semáforo está a punto de cambiar, para poder disminuir la velocidad.
4. Un algoritmo detecta si existe riesgo de que otro vehículo conectado frene o cambie de carril repentinamente.

La tecnología que se utilizará como estándar es **ITS-G5 basada en WiFi** y se espera una revisión de las normas en un plazo de tres años.



J. Pérez Oria



VEHICULOS AUTONOMOS

Los AVs necesitan conocer completamente la escena que le rodea para decidir la maniobra. Incluye participantes de tráfico, infraestructura y todo tipo de obstáculos.

Los conductores, en algunos casos, no detectan objetos bajo condiciones climáticas adversas o hacen supuestos erróneos sobre las intenciones de otros vehículos o peatones.

El entorno de tráfico en que se mueven los vehículos es muy complejo y altamente dinámico.

Es necesario desarrollar un sistema de percepción robusto, capaz de proporcionar información precisa a los módulos de decisión de los AVs en cualquier situación.

Un solo sensor no puede cumplir con los requisitos. Se requiere la fusión de sensores de diferentes tecnologías para permitir la conducción autónoma.

La diferencia entre los datos de bajo nivel de los sensores y la información de alto nivel requerida por los módulos de decisión se resuelve mediante varias técnicas.



J. Pérez Oria



Algoritmos de fusión de sensores

Métodos de estimación

Uno de los más simples e intuitivos métodos es tomar el promedio ponderado de información de un grupo de sensores y usarlo como el valor de la fusión. Este método permite un procesado en tiempo real de los datos en bajo nivel. El filtro de Kalman es el preferido ya que el resultado de la fusión es óptimo.

Métodos de inferencia

La fusión de información basada en la inferencia Bayesiana permite combinar evidencias de acuerdo a las reglas de la teoría de probabilidades. La incertidumbre se representa en términos de probabilidad condicional que indica la creencia, con valores en el intervalo $[0,1]$

Métodos de inteligencia artificial

Las inferencias de alto nivel requieren razonamiento, como reconocimiento de patrones, deducción y aprendizaje. Los procesos de inferencia utilizados por sistemas expertos comienzan con un grupo de datos iniciales y unas reglas básicas. Las redes neuronales y la lógica difusa son ejemplos de estos métodos.



J. Pérez Oria



Debido a la falta de sensores altamente fiables y la precisión requerida, la fusión sensorial permite combinando varios sensores tener uno de mayor fiabilidad.

El filtro de Kalman, algoritmo basado en el modelo de espacio de estados, permite estimar el estado futuro y la salida futura mediante un filtrado óptimo de la salida.

El GPS es una red de 24 satélites americanos. El receptor necesita recibir la señal de al menos 4 satélites para localizar un objeto.

El sistema calcula por triangulación la posición en función del tiempo que tardan las señales en llegar a él. La precisión de GPS no suele ser muy buena.

La cobertura es muy débil en lugares con edificios, montañas, etc ya que las antenas necesitan acceso visual a los satélites.

Otro problema es que es un sistema *privado* del Ejército de los EEUU y puede ser interrumpido sin previo aviso



J. Pérez Oria



El GPS da una medida cada 0.2 segundos, que parece muy rápido, pero un vehículo autónomo necesita corregir su posición 50 o más veces por segundo.

La IMU, tiene 3 acelerómetros para medir las aceleraciones lineales en cada dirección, 3 giroscopos para las velocidades angulares respecto a los tres ejes, y 3 magnetómetros que miden las componentes del campo magnético terrestre.

La IMU tiene un tiempo de muestreo bastante bajo, y proporciona datos cada 0.01 segundo, pero sus datos son aceleraciones lineales y velocidades angulares y hay que integrar los datos.

Dos inconvenientes: el resultado depende de las condiciones iniciales y los errores del sensor se integran dos veces. Es decir, sus valores tienen mucha deriva a los pocos segundos de empezar a integrar y pueden ser grandes.

Tanto la posición de GPS como los datos del IMU tienen ruido estadístico (modelado como una distribución normal).

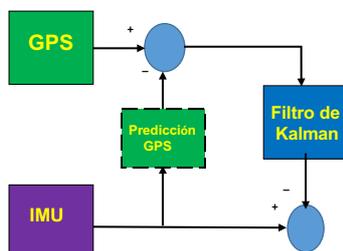


J. Pérez Oria



El objetivo es fusionar la medida de GPS con la de IMU, consiguiendo una medida más precisa de la posición del vehículo, mediante el filtro de Kalman.

El filtro de Kalman hace predicciones y correcciones de esas predicciones de forma recursiva.



Predicción cada 0.01 segundos con los datos de IMU:

$$1. \text{ Estimar el estado: } \bar{x}_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + \epsilon_k$$

$$\bar{P}_k = AP_kA^T + R_k$$

$$2. \text{ Medida del sensor: } y_k = C_k\bar{x}_k + \delta_k$$

ϵ_k y δ_k : ruido blanco gaussiano

R_k : matriz de covarianza de ruido

P_k : matriz de covarianza del proceso



J. Pérez Oria



Corrección cada 0.2 segundos con los datos del GPS:

3. Calcular el error: $e_k = y_k - C_k \bar{x}_k$

4. Ganancia de Kalman: $K_k = \bar{P}_k C_k^T (C_k \bar{P}_k C_k^T + Q_k)^{-1}$ Q_k : matriz de covarianza

5. Corregir estimación: $x_k = \bar{x}_k + K_k (y_k - C_k \bar{x}_k)$

$P_k = (I - K_k C_k) \bar{P}_k$

Modelo del sistema:

$$\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \\ v_{x\ k+1} \\ v_{y\ k+1} \\ v_{z\ k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ v_{xk} \\ v_{yk} \\ v_{zk} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_{xk} \\ a_{yk} \\ a_{zk} \end{pmatrix} + \epsilon_k$$

Matriz de covarianza: $R_k = \epsilon_k \sigma \epsilon_k^T$



J. Pérez Oria



Las matrices de medida son:

$$\begin{pmatrix} x_{GPS} \\ y_{GPS} \\ z_{GPS} \\ v_{xGPS} \\ v_{yGPS} \\ v_{zGPS} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sigma_a^2 \\ \sigma_a^2 \\ \sigma_a^2 \\ \sigma_v^2 \\ \sigma_v^2 \\ \sigma_v^2 \end{pmatrix} \quad \epsilon_k = a_{max} \begin{pmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^2}{2} \\ \Delta t \\ \Delta t \\ \Delta t \end{pmatrix}$$

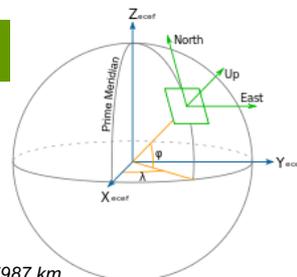
Medidas hechas por el sensor
Medidas estimadas por el modelo

Las **coordenadas del GPS** son la latitud, longitud y altitud. Hay que transformarlas a valores cartesianos ENU: x, y, z

Para ello se toman los radios de curvatura meridional (R_m) y curvatura transversal (R_t) de la tierra en el ecuador.

$$\begin{aligned} p_N &= (R_m + h) \varphi \\ p_E &= (R_p + h) \cos \varphi \lambda \\ p_U &= -h \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_m &= 6314,1977987 \text{ km} \\ R_t &= 6356.7523142 \text{ km} \end{aligned}$$



J. Pérez Oria



FILTROS BAYESIANOS

La estadística bayesiana es una herramienta eficaz para evaluar la probabilidad de que ocurra un hecho a partir de la experiencia adquirida.

Es un método estadístico desarrollado por el clérigo y matemático Tomas Bayes, (XVIII).

Un filtro bayesiano no es categórico. No garantiza la respuesta, pero al incorporar la experiencia anterior, va mejorando la probabilidad de acierto.

El filtro a veces fracasa, dando lugar a falsos positivos y falsos negativos.

REGLA DE BAYES

$$P(A_i | B) = \frac{P(B | A_i) P(A_i)}{P(B)}$$

$P(A_i | B)$ = probabilidad a posteriori de que ocurra el evento A_i sabiendo que ha ocurrido B

$P(A_i)$ = probabilidad a priori de que ocurra la causa A_i

$P(B | A_i)$ = probabilidad condicional de que ocurra el suceso B, dado que existe la causa A_i



J. Pérez Oria



La fusión de datos consiste en combinar varias fuentes de información de un fenómeno, para mejorarla y resolver el problema de localización local.

Para ajustar las medidas del GPS (x_1), con los datos del IMU (x_2), se va a evaluar el evento A en que cada sensor asigna una probabilidad al evento B para cada medida

Esta medida es convertida en probabilidad mediante el modelo del sensor y la regla de Bayes:

$$P(A | x_1) = \frac{P(x_1 | A) P(A)}{P(x_1)} \quad P(A | x_2) = \frac{P(x_2 | A) P(A)}{P(x_2)}$$

Haciendo uso de la regla del producto, se obtiene la probabilidad de observación del evento A dado x_1 y x_2 :

$$P(A | x_1, x_2) = \frac{P(x_1 | A) P(A | x_2)}{P(x_1)} \quad P(A | x_1, x_2) = \frac{P(A | x_1) P(A | x_2)}{P(A)}$$

La densidad de probabilidad conjunta representa los valores estimados a partir de la fusión de las medidas x_1 y x_2 .



J. Pérez Oria



Deep Learning

El aprendizaje profundo permite a un vehículo circular sin conductor reconociendo una señal de stop o distinguir entre un peatón y una farola, etc.

Existen varias maneras de implementarlo. La más común es utilizar redes de neuronas. La red neuronal es una herramienta matemática que modela de forma muy simplificada, el funcionamiento de las neuronas del cerebro

La red realiza una serie de operaciones matemáticas sobre unos datos dando como resultado otros datos. Es como un procesador que recibe en la entrada información codificada como números, y produce otros números.

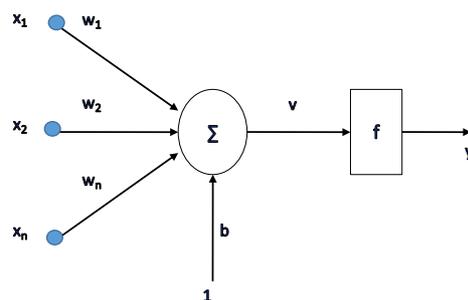
Para detectar rostros en imágenes o señales de tráfico la imagen se codifica como conjunto de números. La red recibe tantos números como píxeles tiene la imagen (o tres por cada píxel en color). Si la red da un número próximo a 1 hay rostro o señal y si es próximo a cero no hay



J. Pérez Oria



NEURONA ARTIFICIAL



-Vector de entrada:

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n, 1)$$

-Vector de pesos:

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n, b)$$

-Potencial de activación:

$$v = \sum w_i \cdot x_i + b = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$$

-Función de activación:

$$f(v)$$

-Salida:

$$y = f(v)$$

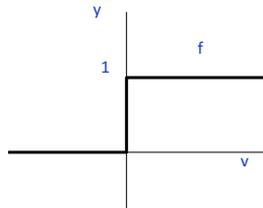
Antes de aplicar la función de activación, cada neurona añade a la suma de productos un nuevo término constante, llamado **bias**.



J. Pérez Oria

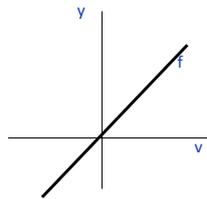


Funciones de activación comunes



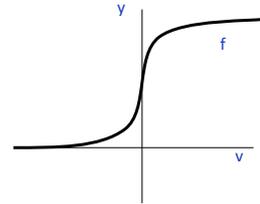
Umbral

$$y = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases}$$



Lineal

$$y = k \cdot v$$



Sigmoide

$$y = \frac{1}{1 + e^{-v/T}}$$

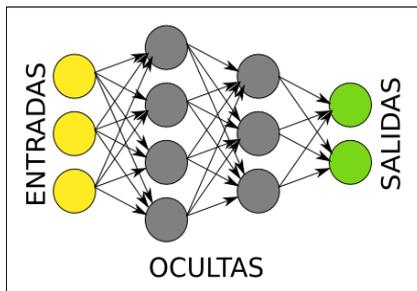
Si la función de activación elegida es lineal, la red estará limitada a resolver problemas lineales (muy simples).



J. Pérez Oria



Estructura de red neuronal



Cada círculo representa una neurona y se organizan en capas:

- De entrada que recibe los datos.
- Ocultas con los cálculos intermedios.
- De salida que dan el resultado.

Las neuronas de cada capa tienen una conexión con las de las capas siguientes, mediante los pesos.

Todas las capas, salvo la de entrada, realizan la función de activación.

Uno de sus objetivos es mantener los números producidos por cada neurona dentro de un rango razonable (por ejemplo, números reales entre 0 y 1).

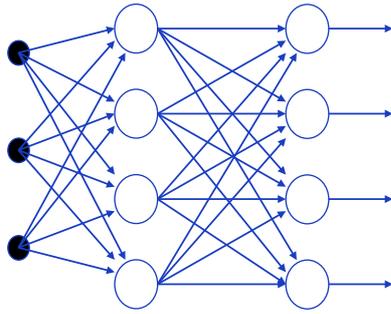


J. Pérez Oria

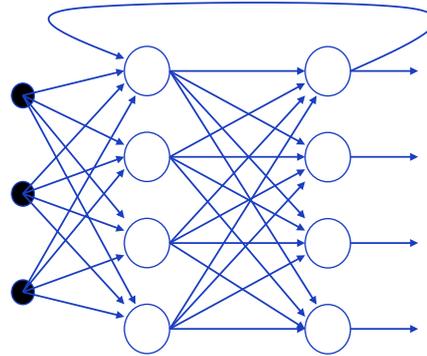


TOPOLOGIAS DE REDES NEURONALES

Propagación hacia delante
(Feed-Forward Network)



Propagación hacia atrás
(Recurrent Network)



J. Pérez Oria



Una forma sencilla de implementar redes de neuronas es almacenar los pesos en matrices y guardar los valores de todas las neuronas de una capa en un vector.

El producto da los valores de entrada para las neuronas de la capa siguiente.

Sólo falta aplicar la función de activación que se haya elegido a cada elemento de ese segundo vector y repetir el proceso

Arquitecturas para implementar aprendizaje profundo:

Redes recurrentes, que pueden tener conexiones arbitrarias entre las neuronas, incluso creando ciclos. Incorporan el concepto de temporalidad y memoria.

Redes convolutivas, en las que las neuronas de una capa no reciben conexiones de todas las neuronas de la capa anterior, solo de algunas. Esto reduce el número de operaciones.



J. Pérez Oria



Aprendizaje

Una vez decidido como representar la información y el número de neuronas a la entrada y a la salida, hay que definir:

- Número de capas ocultas.
- Número de neuronas en cada capa oculta.
- Valor de los pesos de las conexiones entre capas.

Los dos primeros se fijan mediante prueba y error.

Cuantas más neuronas se tengan en las capas ocultas más compleja es la red y podrá resolver problemas más complejos, pero más coste computacional.

Si se ha elegido una función de activación lineal es inútil utilizar capas ocultas, ya que la potencia de la red será la misma por muchas capas que se pongan.

El tercer punto se resuelve mediante un proceso de entrenamiento con ejemplos de entradas y salidas. Este proceso se conoce como **aprendizaje supervisado**.



J. Pérez Oria



REGLAS DE APRENDIZAJE

Prácticamente todas las reglas de aprendizaje se basan en la *regla de Hebb*:

Si la salida y_j de la neurona j es una entrada de la neurona k con salida y_k y ambas están activas simultáneamente, el peso de su conexión debe ser incrementado:

$$\Delta w_{jk} = \lambda \cdot y_j \cdot y_k \quad (\lambda = \text{factor de aprendizaje})$$

Otra conocida regla de aprendizaje es la *regla Delta* o de *Widrow-Hoff*:

Si t_k es el valor deseado de la salida de la neurona k :

$$\Delta w_{jk} = \lambda \cdot y_j \cdot (t_k - y_k)$$



J. Pérez Oria



Propagación hacia atrás (backpropagation)

Con cada ejemplo hay que evaluar la red y comprobar el error entre la salida deseada y la salida que está dando la red.

En cada neurona de salida se sabe cual es el error producido. Se puede utilizar los pesos de las conexiones con las neuronas anteriores para hallar cuanto afectan al error, propagando los errores hacia atrás del mismo modo que hacia delante.

Sabiendo cuanto contribuye cada neurona al error se actualizan los pesos para reducir ese error, midiendo la velocidad con que cambia el error.

Hay que cambiar los pesos para que el error se reduzca a la mayor velocidad.

La velocidad con que cambia el error con respecto a los pesos se calcula mediante derivadas parciales. El proceso se inicia con pesos generados al azar.

Lo habitual al entrenar una red es tener información en forma de **error cuadrático medio**, elevando cada uno de esos errores al cuadrado y calculando el promedio.



J. Pérez Oria



Hay que fijar el máximo error aceptable de cada neurona de salida, a partir del cual se puede parar de entrenar la red.

Un problema de los algoritmos de propagación hacia atrás es que el error se va diluyendo a medida que atraviesa capas hacia el inicio.

En redes con muchas capas ocultas, sólo las últimas capas se entrenan y las primeras casi no cambian.

Es mejor utilizar redes con pocas capas ocultas y muchas neuronas, en lugar de muchas capas ocultas con pocas neuronas.

Autocodificadores

Un autocodificador aprende a producir a la salida la misma información que recibe a la entrada. Se implementan con redes de tres capas (sólo una capa oculta).

Si la red tiene menos neuronas en la capa oculta que en la de entrada y salida, y el autocodificador tiene que dar el mismo resultado de la entrada, la capa oculta posee una versión comprimida de la información que se puede descomprimir.



J. Pérez Oria



La red, una vez entrenada, se puede dividir en dos, una que utiliza la capa oculta como capa de salida y otra que utiliza esa capa oculta como capa de entrada.

Estas redes, capaces de codificar la información en su capa oculta, no necesitan un supervisor. Aprendizaje no supervisado

Autocodificadores dispersos

Si la capa oculta tiene más neuronas que las de entrada y salida, existe el riesgo que la red no aprenda nada, dejando neuronas sobrantes sin usar.

Forzando que las neuronas de la capa oculta se activen pocas veces, la red aprendería un código alternativo y disperso.

La idea del código disperso es que unas pocas neuronas de la capa oculta tengan un valor alto y las demás cerca de cero.

Una forma de lograrlo es añadir un **factor de dispersión** al calcular el error. La dificultad radica en hallar ese factor, pues los factores afectan al autocodificador.



J. Pérez Oria



Otra alternativa es introducir **ruido en el vector de entrada**. Así se aumentan los ejemplos disponibles al poder usar el mismo ejemplo con distintos ruidos.

Un único autocodificador solo puede encontrar las características simples. Para conceptos complejos se necesita más potencia.

La solución es aplicar al resultado en esa capa oculta otro autocodificador. Si se hace varias veces se tendrán cada vez características más complejas.

Se pueden usar varios codificadores utilizando cada codificador entrenado para entrenar al siguiente.

Una red profunda creada de este modo aprende sin supervisión.

Cuanto mayor es la entrada al autocodificador, más pesos hay que entrenar y más lento es el proceso de entrenamiento.

Para resolverlo se puede utilizar la técnica de **convolución**.



J. Pérez Oria



Se puede entrenar un autocodificador con parches de imagen, y luego desplazar el codificador por toda la imagen, buscando características.

El siguiente paso “**pooling**” agrupa características de puntos contiguos con algún criterio (valor medio, máximo,..). Esta etapa reduce la resolución de la imagen

Se puede continuar haciendo convolución y pooling hasta tener una imagen con mucha información, con entrenamiento supervisado (propagación hacia atrás).

Al usar propagación hacia atrás vuelve el problema de que el error se diluye y las primeras capas se entrenan menos.

Las capas que interesan que tengan cambios en el entrenamiento son las cercanas a la salida.

En aprendizaje profundo se suele entrenar una pila de autocodificadores de forma no supervisada y ajustar los codificadores con entrenamiento supervisado



J. Pérez Oria



Aspectos legales y éticos de los vehículos autónomos

Algunos vehículos autónomos ya están circulando en ciertas zonas de EEUU, pero la implantación definitiva de esta tecnología será bastante más lenta.

Aunque Ford planea lanzar al mercado su coche autónomo en menos de cinco años, los fabricantes avisan que la transición se llevará a cabo gradualmente.

Los coches serán capaces de ejecutar cada vez más funciones sin supervisión humana. Los AVs tendrán que realizar todas las tareas de conducción (Nivel 5-DGT) y los expertos afirman que no se llegará a ese nivel hasta el año 2050.

Los coches autónomos plantean nuevos interrogantes ante cómo actuar en el caso de un accidente inevitable.

¿Los controladores de estos vehículos deberán dar prioridad al bien mayor? ¿Debería el coche sacrificar a su ocupante con un giro brusco que lo haga caer por un precipicio para evitar matar a niños de un autobús escolar?

Los fabricantes empiezan a posicionarse: Mercedes anuncia que optará por salvar al conductor.



J. Pérez Oria



El debate es interesante pero no tiene solución. No se puede programar el sistema para cubrir todos los eventos posibles, en especial los que van a ocurrir en muy pocos casos.

¿Es poco ético introducir lentamente la tecnología de conducción autónoma, dado el altísimo porcentaje de accidentes mortales de tráfico debidos a error humano?

El MIT ha puesto en marcha la llamada "máquina moral". Plataforma para tener opiniones sobre lo que puedan decidir máquinas con inteligencia artificial.

Presenta distintas situaciones y hay que elegir la que se considere la opción menos mala. Los datos se utilizarán para programación de estos coches.

¿Tienen los dueños de estos vehículos capacidad de modificar los parámetros de serie? ¿Van a poder elegir circular por encima del límite de velocidad o ignorar una señal de tráfico?. ¿Hasta qué límite? ¿Cuál es su responsabilidad en un accidente?

Los coches autónomos van a plantear cuestiones jurídicas complejas.

La NHTSA (DGT americana) ha manifestado que el sistema que controla el coche es considerado como el conductor del mismo.



J. Pérez Oria



**GRACIAS
POR LA ATENCION**



J. Pérez Oria

