ACTAS

DE LAS

VXXXVIII Jornadas de Automática

Gijón · Palacio de Congresos · 6, 7 y 8 de Septiembre de 2017







Actas de

XXXVIII Jornadas de Automática

© 2017 Universidad de Oviedo © Los autores

Servicio de Publicaciones de la Universidad de Oviedo Campus de Humanidades. Edificio de Servicios. 33011 Oviedo (Asturias) Tel. 985 10 95 03 Fax 985 10 95 07 http: www.uniovi.es/publicaciones servipub@uniovi.es

DL AS 2749-2017

ISBN: 978-84-16664-74-0

Todos los derechos reservados. De conformidad con lo dispuesto en la legislación vigente, podrán ser castigados con penas de multa y privación de libertad quienes reproduzcan o plagien, en todo o en parte, una obra literaria, artística o científica, fijada en cualquier tipo y soporte, sin la preceptiva autorización.

JA2017 Prefacio

Prefacio

Las Jornadas de Automática se celebran desde hace 40 años en una universidad nacional facilitando el encuentro entre expertos en esta área en un foro que permite la puesta en común de las nuevas ideas y proyectos en desarrollo. Al mismo tiempo, propician la siempre necesaria colaboración entre investigadores del ámbito de la Ingeniería de Control y Automática, así como de campos afines, a la hora de abordar complejos proyectos de investigación multidisciplinares.

En esta ocasión, las Jornadas estarán organizadas por la Universidad de Oviedo y se han celebrado del 6 al 8 de septiembre de 2017 en el Palacio de Congresos de Gijón, colaborando tanto la Escuela Politécnica de Ingeniería de Gijón (EPI) como el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica de Computadores y de Sistemas del que depende el Área de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Además de las habituales actividades científicas y culturales, esta edición es muy especial al celebrarse el **50 aniversario de la creación de CEA**, Comité Español de Automática. Igualmente este año se conmemora el 60 aniversario de la Federación Internacional del Control Automático de la que depende CEA. Así se ha llevado a cabo la presentación del libro que se ha realizado bajo la coordinación de D. Sebastián Dormido, sobre la historia de la Automática en España en una sesión en la que han participado todos los ex-presidentes de CEA conjuntamente con el actual, D. Joseba Quevedo.

Igualmente hemos contado con la presencia de conferenciantes de prestigio para las sesiones plenarias, comunicaciones y ponencias orales en las reuniones de los 9 grupos temáticos, contribuciones en formato póster. Se ha celebrado también el concurso de CEABOT, así como una nueva Competición de Drones, con el ánimo de involucrar a más estudiantes de últimos cursos de Grado/Máster.

En el marco de las actividades culturales programadas se ha podido efectuar un recorrido en el casco antiguo situado en torno al Cerro de Santa Catalina y visitar la Laboral.

Gijn, septiembre de 2017

Hilario López Presidente del Comité Organizador

JA2017 Program Committee

Program Committee

Antonio Agudo Institut de Robòtica i Informàtica Industrial

Rosa M Aguilar University of La Laguna. Luciano Alonso University of Cantabria Ignacio Álvarez García Universidad de Oviedo

Antonio Javier Artuñedo García Centre for Automation and Robotics (CSIC-UPM)

José M. Azorín Miguel Hernandez University of Elche

Pedro Balaguer Universitat Jaume I Antonio Javier Barragán Piña Universidad de Huelva Alfonso Baños Universidad de Murcia Guillermo Bejarano University of Seville

Gerardo Beruvides Centro de Automática y Robótica

Carlos Bordons University of Seville
Jose Manuel Bravo University of Huelva
Jose Luis Calvo-Rolle University of A Coruña

Fernando Castaño Romero Centro de Automática y Robótica (UPM -CSIC)

José Luis Casteleiro-Roca University of Coruña

Alvaro Castro-Gonzalez Universidad Carlos III de Madrid Ramon Costa-Castelló Universitat Politècnica de Catalunya

Abel A. Cuadrado University of Oviedo

Arturo De La Escalera Universidad Carlos III de Madrid

Emma Delgado Universidad de Vigo

Jose-Luis Diez Universitat Politecnica de Valencia

Manuel Domínguez Universidad de León Juan Manuel Escaño Universidad de Sevilla Mario Francisco University of Salamanca Maria Jesus Fuente Universidad de Valladolid Juan Garrido University of Cordoba Antonio Giménez Universidad de Almeria Evelio Gonzalez Universidad de La Laguna José-Luis Guzmán Universidad de Almería

Rodolfo Haber Center for Automation and Robotics (UPM-CSIC)

César Ernesto Hernández Universidad de Almería

Eloy Irigoyen UPV/EHU

Agustin Jimenez Universidad PolitAcnica de Madrid

Emilio Jiménez
University of La Rioja
Jesus Lozano
Universidad de Extremadura
Centro de Automática y Robótica
Luis Magdalena
Universidad Politécnica de Madrid
David Martin Gomez
Universidad Carlos III de Madrid
Fernando Matia
Universidad Politecnica de Madrid

Joaquim Melendez

Juan Mendez

Luis Moreno

Universidad de La Laguna

Universidad Carlos III de Madrid

Universidad de Extremadura

Universidad de Sorilla

David Muñoz Universidad de Sevilla Antonio José Muñoz-Ramirez Universidad de Málaga

Jose Luis Navarro Universidad Politecnica de Valencia

Manuel G. Ortega University of Seville

Andrzej Pawlowski UNED

Mercedes Perez de La Parte University of La Rioja

Ignacio Peñarrocha Universitat Jaume I de Castelló, Spain

José Luis Pitarch Universidad de Valladolid

JA2017 Program Committee

Daniel Pérez University of Oviedo
Emilio Pérez Universitat Jaume I
Juan Pérez Oria Universidad de Cantabria
MiguelÁngel Ridao Universidad de Sevilla
Gregorio Sainz-Palmero Universidad de Valladolid

Antonio Sala Universitat Politecnica de Valencia

Ester Sales-Setién Universitat Jaume I

Jose Sanchez UNED

Javier Sanchis Saez Universitat Politecnica de Valencia (UPV)

José Pedro Santos ITEFI-CSIC

Matilde Santos Universidad Complutense de Madrid

Alvaro Serna University of Valladolid

José Enrique Simó Universidad Politécnica de Valencia

José A. Somolinos ETS I Navales. Universidad Politecnica de Madrid

Fernando Tadeo Univ. of Valladolid

Alejandro Tapia Universidad de Loyola Andalucía

David Tena Universitat Jaume I
Jesús Torres Universidad de La Laguna
Pedro M. Vallejo Universidad de Salamanca
Guilherme Vianna Universidad de Sevilla

Alejandro Vignoni AI2 - UPV Ramón Vilanova UAB

Francisco Vázquez Universidad de Cordoba Jesús M. Zamarreño University of Valladolid JA2017 Revisores Adicionales

Revisores Adicionales

Al-Kaff, Abdulla

Balbastre, Patricia Beltrán de La Cita, Jorge Bermudez-Cameo, Jesus Blanco-Claraco, Jose-Luis Blanes, Francisco Bonin-Font, Francisco

Cancela, Brais

Ferraz, Luis

Garita, Cesar Gimenez, Antonio Gruber, Patrick Guindel, Carlos

Hernandez Ruiz, Alejandro Hernandez, Daniel

Jardón Huete, Alberto

López, Amable

Marin, Raul Marín Plaza, Pablo Mañanas, Miguel Angel Morales, Rafael Moreno, Francisco-Angel

Nuñez, Luis Ramón

Ponz Vila, Aurelio Posadas-Yague, Juan-Luis Poza-Luján, Jose-Luis Pumarola, Albert

Raya, Rafael Revestido Herrero, Elías Rocon, Eduardo Ruiz Sarmiento, José Raúl Ruiz, Adria

Torres, Jose Luis

Vaquero, Victor

Table of Contents

Ingeniería de Control	
TÚNEL DE AGUA PARA PRUEBAS Y CARACTERIZACIÓN DE DISEÑOS EXPERIMENTALES DE TURBINAS HIDROCINÉTICAS Eduardo Alvarez, Manuel Rico-Secades, Antonio Javier Calleja Rodríguez, Joaquín Fernández Francos, Aitor Fernández Jiménez, Mario Alvarez Fernández and Samuel Camba Fernández	1
Reduction of population variability in protein expression: A control engineering approach. Yadira Boada, Alejandro Vignoni and Jesús Picó	8
CONTROL ROBUSTO DEL PH EN FOTOBIORREACTORES MEDIANTE RECHAZO ACTIVO DE PERTURBACIONES	16
Control reset para maniobra de cambio de carril y validación con CarSim	23
Maniobra de aterrizaje autom atica de una Cessna 172P modelada en FlightGear y controlada desde un programa en C	31
Alternativas para el control de la red eléctrica aislada en parques eólicos marinos Carlos Díaz-Sanahuja, Ignacio Peñarrocha, Ricardo Vidal-Albalate and Ester Sales-Setién	38
CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO UTILIZANDO MODELOS DIFUSOS PARA LA NEGOCIACIÓN ENTRE AGENTES	46
Control Predictivo en el espacio de estados de un captador solar tipo Fresnel	54
Control predictivo para la operación eficiente de una planta formada por un sistema de desalación solar y un invernadero	62
Depuración de Aguas Residuales en la Industria 4.0	70
Control robusto con QFT del pH en un fotobioreactor raceway	77
Ángeles Hoyo Sánchez, Jose Luis Guzman, Jose Carlos Moreno and Manuel Berenguel	
Revisión sistemática de la literatura en ingeniería de sistemas. Caso práctico: técnicas de estimación distribuida de sistemas ciberfísicos	84
Carmelina Ierardi, Luis Orihuela Espina, Isabel Jurado Flores, Álvaro Rodriguéz Del Nozal and Alejandro Tapia Córdoba	
Desarrollo de un Controlador Predictivo para Autómatas programables basado en la normativa IEC 61131-3	92
Diseño de un emulador de aerogenerador de velocidad variable DFIG y control de pitch1 Manuel Lara Ortiz, Juan Garrido Jurado and Francisco Vázquez Serrano	100

abierto
Julio Luna and Ramon Costa-Castelló
Control Predictivo Basado en Datos
José María Manzano, Daniel Limón, Teodoro Álamo and Jan Peter Calliess
Control MPC basado en un modelo LTV para seguimiento de trayectoria con estabilidad garantizada
Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes and Charles Pinto
Implementación y evaluación de controladores basados en eventos en la norma IEC-61499.136 Oscar Miguel-Escrig, Julio-Ariel Romero-Pérez and Esteban Querol-Dolz
AUTOMATIZACIÓN Y MONITORIZACIÓN DE UNA INSTALACIÓN DE ENSAYO DE MOTORES
Alfonso Poncela Méndez, Miguel Ochoa Vega, Eduardo J. Moya de La Torre and F. Javier García Ruíz
OPTIMIZACIÓN Y CONTROL EN CASCADA DE TEMPERATURA DE RECINTO
MEDIANTE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN
Diseño LQ e implementación distribuida para la estimación de estado
Álvaro Rodríguez Del Nozal, Luis Orihuela, Pablo Millán Gata, Carmelina Ierardi and Alejandro Tapia Córdoba
Estimación de fugas en un sistema industrial real mediante modelado por señales aditivas. 160 Ester Sales-Setién, Ignacio Peñarrocha and David Tena
Advanced control based on MPC ideas for offshore hydrogen production
Transfer function parameters estimation by symmetric send-on-delta sampling
An Estimation Approach for Process Control based on Asymmetric Oscillations
Robust PI controller for disturbance attenuation and its application for voltage regulation in islanded microgrid
Infraestructura para explotación de datos de un simulador azucarero
Automar
INFRAESTRUCTURA PARA ESTUDIAR ADAPTABILIDAD Y TRANSPARENCIA EN EL CENTRO DE CONTROL VERSÁTIL
Juan Antonio Bonache Seco, José Antonio Lopez Orozco, Eva Besada Portas and Jesús Manuel de La Cruz
ARQUITECTURA DE CONTROL HÍBRIDA PARA LA NAVEGACI ÓN DE
VEHÏCULOS SUBMARINOS NO TRIPULADOS

Acústicos
Oscar L. Manrique Garcia, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos
AUTOMATIZACIÓN DE MANIOBRAS PARA UN TEC DE 2GdL 220
Marina Pérez de La Portilla, José Andrés Somolinos Sánchez, Amable López Piñeiro, Rafael Morales Herrera and Eva Segura
MERBOTS PROJECT: OVERALL DESCRIPTION, MULTISENSORY AUTONOMOUS PERCEPTION AND GRASPING FOR UNDERWATER ROBOTICS INTERVENTIONS
Pedro J. Sanz, Raul Marin, Antonio Peñalver, David Fornas and Diego Centelles
Bioingeniería
MARCADORES CUADRADOS Y DEFORMACIÓN DE OBJETOS EN NAVEGACIÓN QUIRÚRGICA CON REALIDAD AUMENTADA
Eliana Aguilar, Oscar Andres Vivas and Jose Maria Sabater-Navarro
Entrenamiento robótico de la marcha en pacientes con Parálisis Cerebral: definición de objetivos, propuesta de tratamiento e implementación clínica preliminar
Cristina Bayón, Teresa Martín-Lorenzo, Beatriz Moral-Saiz, Óscar Ramírez, Álvaro Pérez-Somarriba, Sergio Lerma-Lara, Ignacio Martínez and Eduardo Rocon
PREDICCIÓN DE ACTIVIDADES DE LA VIDA DIARIA EN ENTORNOS INTELIGENTES PARA PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA
Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil
Sistema de Visión Estereoscópico para el guiado de un Robot Quirúrgico en Operaciones de Cirugía Laparoscópica HALS
Lidia Santos Del Blanco
Head movement assessment of cerebral palsy users with severe motor disorders when they control a computer thought eye movements
Alejandro Clemotte, Miguel A. Velasco and Eduardo Rocon
Diseño de un sensor óptico de fuerza para exoesqueletos de mano
POSIBILIDADES DEL USO DE TRAMAS ARTIFICIALES DE IMAGEN MOTORA PARA UN BCI BASADO EN EEG
Josep Dinarès-Ferran, Christoph Guger and Jordi Solé-Casals
EFECTOS SOBRE LA ERD EN TAREAS DE CONTROL DE EXOESQUELETO DE MANO EMPLEANDO BCI
Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Arturo Bertomeu-Motos, Luisa Lorente, Nuria Requena, Irene Delegido, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil
Formulación Topológica Adaptada para la Simulación y Control de Exoesqueletos Accionados con Transmisiones Harmonic Drive

Identificación de contracciones isométricas de la extremidad superior en pacientes con lesión medular incompleta mediante características espectrales de la electromiografía de alta densidad (HD-EMG)
Diseño de una plataforma para analizar el efecto de la estimulación mecánica aferente en el temblor de pacientes con temblor esencial
DEFINICIÓN DE UN PROTOCOLO PARA LA MEDIDA PRECISA DEL RANGO CERVICAL EMPLEANDO TECNOLOGÍA INERCIAL
SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTEFACE DE NAVEGACIÓN WEB ORIENTADO A PERSONAS CON GRAVE DISCAPACIDAD
ESTRATEGIAS DE NEUROESTIMULACIÓN TRANSCRANEAL POR CORRIENTE DIRECTA PARA MEJORA COGNITIVA
COMPARATIVA DE ALGORITMOS PARA LA DETECCIÓN ONLINE DE IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA BASADO EN SEÑALES DE EEG 328 Marisol Rodriguez-Ugarte, Irma Nayeli Angulo Sherman, Eduardo Iáñez and Jose M. Azorin
DETECCIÓN, MEDIANTE UN GUANTE SENSORIZADO, DE MOVIMIENTOS SELECCIONADOS EN UN SISTEMA ROBOTIZADO COLABORATIVO PARA HALS 334 Lidia Santos, José Luis González, Eusebio de La Fuente, Juan Carlos Fraile and Javier Pérez Turiel
BIOSENSORES PARA CONTROL Y SEGUIMIENTO PATOLOGÍAS REUMATOIDES
Amparo Tirado, Raúl Marín, José V Martí, Miguel Belmonte and Pedro Sanz
Assessment of tremor severity in patients with essential tremor using smartwatches 347 Miguel A. Velasco, Roberto López-Blanco, Juan P. Romero, M. Dolores Del Castillo, J. Ignacio Serrano, Julián Benito-León and Eduardo Rocon
INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR PARA EL CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS A TRAVÉS DE DOS PARADIGMAS DE NAVEGACIÓN
$Fern\'andez-Rodr\'iguez \'Alvaro, \ Velasco-\'Alvarez \ Francisco \ and \ Ricardo \ Ron-Angevin$
Control Inteligente
Aprendizaje por Refuerzo para sistemas lineales discretos con dinámica desconocida: Simulación y Aplicación a un Sistema Electromecánico
Diseño de sistemas de control en cascada clásico y borroso para el seguimiento de
trayectorias

ANALISIS FORMAL DE LA DINAMICA DE SISTEMAS NO LINEALES MEDIANTE REDES NEURONALES
Eloy Irigoyen, Mikel Larrea, A. Javier Barragán, Miguel Ángel Martínez and José Manuel Andújar
Predicción de la energía renovable proveniente del oleaje en las islas de Fuerteventura y Lanzarote
G.Nicolás Marichal, Deivis Avila, Ángela Hernández, Isidro Padrón and José Ángel Rodríguez
Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance en Buques 393 Daniel Marón Blanco and Matilde Santos
Novel Fuzzy Torque Vectoring Controller for Electric Vehicles with per-wheel Motors 401 Alberto Parra, Martín Dendaluce, Asier Zubizarreta and Joshué Pérez
REPOSTAJE EN TIERRA DE UN AVIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS . 408 Elías Plaza and Matilde Santos
VISUALIZACIÓN WEB INTERACTIVA PARA EL ANÁLISIS DEL CHATTER EN
LAMINACIÓN EN FRÍO
BANCADA PARA ANÁLISIS INTELIGENTE DE DATOS EN MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL
Daniel Pérez López, Diego García Pérez, Ignacio Díaz Blanco and Abel Alberto Cuadrado Vega
CONTROL DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR BASADO EN REDES NEURONALES
Jesus Enrique Sierra and Matilde Santos
CONTROL PREDICTIVO FUZZY CON APLICACIÓN A LA DEPURACIÓN BIOLÓGICA DE FANGOS ACTIVADOS
Educación en Automática
REFLEXIONES SOBRE EL VALOR DOCENTE DE UNA COMPETICION DE DRONES EN LA EDUCACIÓN PARA EL CONTROL
Uso del Haptic Paddle con aprendizaje basado en proyectos
Juan M. Gandarias, Antonio José Muñoz-Ramírez and Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel PERPESENTACION INTEGRADA DE ACCIONAMIENTOS MECANICOS V
REPRESENTACION INTEGRADA DE ACCIONAMIENTOS MECANICOS Y CONTROL DE EJES ORIENTADA A LA COMUNICACIÓN Y DOCENCIA EN MECATRONICA
Julio Garrido Campos, David Santos Esterán, Juan Sáez López and José Ignacio Armesto Quiroga
Construcción y modelado de un prototipo fan & plate para prácticas de control automático 465 Cristina Lampon, Javier Martin, Ramon Costa-Castelló and Muppaneni Lokesh Chowdary

EDUCACION EN AUTOMATICA E INDUSTRIA 4.0 MEDIANTE LA APLICACIÓN DE TECNOLOGÍAS 3D
Jose Ramon Llata, Esther Gonzalez-Sarabia, Carlos Torre-Ferrero and Ramon Sancibrian
Desarrollo e implementación de un sistema de control en una planta piloto hibrida47 Maria P. Marcos, Cesar de Prada and Jose Luis Pitarch
LA INFORMÁTICA INDUSTRIAL EN LAS INGENIERÍAS INDUSTRIALES
Ventajas docentes de un flotador magnético para la experimentación de técnicas control 49 Eduardo Montijano, Carlos Bernal, Carlos Sagües, Antonio Bono and Jesús Sergio Artal
PROGRAMACIÓN ATRACTIVA DE PLC
MODERNIZACIÓN DE EQUIPO FEEDBACK MS-150 PARA EL APRENDIZAJE ACTIVO EN INGENIERÍA DE CONTROL
INNOVACIÓN PEDAGÓGICA EN LA FORMACIÓN DEL PERFIL PROFESIONAL PARA EL DESARROLLLO DE PROYECTOS DE AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL A TRAVÉS DE UNA APROXIMACIÓN HOLÍSTICA
Aprendiendo Simulación de Eventos Discretos con JaamSim
RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS PARA LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL52 Rosa M Aguilar, Jesús Torres and Carlos Martín
ANÁLISIS DEL COEFICIENTE DE TRANSFERENCIA DE MATERIA EN REACTORES RACEWAYS
MODELADO DINÁMICO DE UN SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE FRÍO VINCULADO A UN CICLO DE REFRIGERACIÓN
Predictor Intervalar basado en hiperplano soporte
Dynamic simulation applied to refinery hydrogen networks

3
9
5
2
9
6
1
1
3
6
3
1
9
7

DISEÑO DE UNA PRÓTESIS DE MANO ADAPTABLE AL CRECIMIENTO 664 Marta Ayats and Raul Suarez
COOPERATIVISMO BIOINSPIRADO BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS HORMIGAS
Brayan Bermudez, Kristel Novoa and Miguel Valbuena
PROCEDIMIENTO DE DISEÑO DE UN EXOESQUELETO DE MIEMBRO SUPERIOR PARA SOPORTE DE CARGAS
Badesa Clemente, Miguel Ignacio Sanchez and Nicolas Garcia Aracil
Estructura de control en ROS y modos de marcha basados en máquinas de estados de un robot hexápodo
USING AN UAV TO GUIDE THE TELEOPERATION OF A MOBILE MANIPULATOR
Estudio de los patrones de marcha para un robot hexápodo en tareas de búsqueda y rescate
SISTEMA DE INTERACCIÓN VISUAL PARA UN ROBOT SOCIAL
Mejora del Comportamiento Proxémico de un Robot Autónomo mediante Motores de Inteligencia Artificial Desarrollados para Plataformas de Videojuegos
Micrófonos de contacto: una alternativa para sensado tactil en robots sociales
Clasificación de información táctil para la detección de personas
Planificación para interceptación de objetivos: Integración del Método Fast Marching y Risk-RRT738
David Alfredo Garzon Ramos, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos
ESTABILIZACIÓN DE UNA BOLA SOBRE UN PLANO UTILIZANDO UN ROBOT PARALELO 6-RSS
TELEOPERACIÓN DE INSTRUMENTOS QUIRÚRGICOS ARTICULADOS
CONTROL OF A ROBOTIC ARM FOR TRANSPORTING OBJECTS BASED ON NEURO-FUZZY LEARNING VISUAL INFORMATION
Juan Hernández Vicén, Santiago Martínez de La Casa Díaz and Carlos Balaguer
PLATAFORMA BASADA EN LA INTEGRACIÓN DE MATLAB Y ROS PARA LA DOCENCIA DE ROBÓTICA DE SERVICIO

Estimadores de fuerza y movimiento para el control de un robot de rehabilitación de extremidad superior
Aitziber Mancisidor, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes, Pablo Bengoa and Asier Brull
Definiendo los elementos que constituyen un robot social portable de bajo coste
Interfaces táctiles para Interacción Humano-Robot
HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO
Control a Baja Velocidad de una Rueda con Motor de Accionamiento Directo mediante Ingeniería Basada en Modelos
SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS
Cinemática y prototipado de un manipulador paralelo con centro de rotación remoto para robótica quirúrgica
ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN821
Adrián Peidró Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá
INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL
Evolución de la robótica social y nuevas tendencias
Carlos Castillo Montoya and Miguel A. Salichs DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO
CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES852 Francisco Abiud Rojas-De-Silva and Raul Suarez
Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos
Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento

MANIPULADOR AEREO CON BRAZOS ANTROPOMORFICOS DE ARTICULACIONES FLEXIBLES				
Alejandro Suarez, Guillermo Heredia and Anibal Ollero				
EVALUACIÓN DE UN ENTORNO DE TELEOPERACIÓN CON ROS				
Sistemas de Tiempo Real				
GENERACIÓN DE CÓDIGO IEC 61131-3 A PARTIR DE DISEÑOS EN GRAFCET892 Maria Luz Alvarez Gutierrez, Isabel Sarachaga Gonzalez, Arantzazu Burgos Fernandez, Nagore Iriondo Urbistazu and Marga Marcos Muñoz				
CONTROL EN TIEMPO REAL Y SUPERVISIÓN DE PROCESOS MEDIANTE SERVIDORES OPC-UA				
Francico Blanes Noguera and Andrés Benlloch Faus				
Control de la Ejecución en Sistemas de Criticidad Mixta				
GENERACIÓN AUTOMÁTICA DEL PROYECTO DE AUTOMATIZACIÓN TIA PORTAL PARA MÁQUINAS MODULARES				
DDS en el desarrollo de sistemas distribuidos heterogéneos con soporte para criticidad mixta				
Hector Perez and J. Javier Gutiérrez				
ARQUITECTURA DISTRIBUIDA PARA EL CONTROL AUTÓNOMO DE DRONES EN INTERIOR				
Ingeniería Conducida por Modelos en Sistemas de Automatización Flexibles				
Estudio e implementación de Middleware para aplicaciones de control distribuido				
Visión por Computador				
Real-Time Image Mosaicking for Mapping and Exploration Purposes				
ALGORITMO DE SLAM UTILIZANDO APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES				
Medición de Oximetría de Pulso mediante Imagen fotopletismográfica				
Algoritmo de captura de movimiento basado en visión por computador para la teleoperación de robots humanoides				

COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES DIGITALES
Natalia García Del Prado, Victor Gonzalez Castro, Enrique Alegre and Eduardo Fidalgo Fernández
LOCALIZACIÓN DEL PUNTO DE FUGA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN DE LÍNEAS DE CARRIL
Oculus-Crawl, a Software Tool for Building Datasets for Computer Vision Tasks
Clasificación automática de obstáculos empleando escáner láser y visión por computador999 Aurelio Ponz, Fernando Garcia, David Martin, Arturo de La Escalera and Jose Maria Armingol
T-SCAN: OBTENCIÓN DE NUBES DE PUNTOS CON COLOR Y TEMPERATURA EN INTERIOR DE EDIFICIOS
EVALUACIÓN DE MÉTODOS PARA REALIZAR RESÚMENES AUTOMÁTICOS DE VÍDEOS1015
Pablo Rubio, Eduardo Fidalgo, Enrique Alegre and Víctor González
SIMULADOR PARA LA CREACIÓN DE MUNDOS VIRTUALES PARA LA ASISTENCIA A PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA EN SILLA DE RUEDAS. 1023 Carlos Sánchez Sánchez, María Cidoncha Jiménez, Emiliano Pérez, Ines Tejado and Blas M. Vinagre
Calibración Extrínseca de un Conjunto de Cámaras RGB-D sobre un Robot Móvil 1031 David Zúñiga-Nöel, Rubén Gómez Ojeda, Francisco-Ángel Moreno and Javier González Jiménez

Clasificación de información táctil para la detección de personas

Juan M. Gandarias, Jesús M. Gómez-de-Gabriel y Alfonso García-Cerezo Dto. de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad de Málaga jmgandarias@uma.es

Resumen

Este artículo presenta el diseño de un efector final táctil y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la detección de personas mediante un brazo manipulador ligero de 6 grados de libertad. Este efector está compuesto por un sensor táctil de alta resolución que permite obtener imágenes de presión. El sistema extrae información háptica en situaciones de catástrofe en las que, generalmente, existe baja visibilidad, con el propósito de evaluar el estado de las víctimas en función de la urgencia de atención (triaje). Se han implementado dos métodos de inteligencia artificial para clasificar imágenes obtenidas por el sensor táctil, distinguiendo los contactos con personas de objetos inertes en escenarios de desastre. Cada método dispone de un extractor de características de imágenes de presión y un clasificador, obtenido por aprendizaje supervisado. Para validar los métodos se han realizado experimentos de clasificación en clases Humano y No humano. Finalmente, se ha realizado una comparación de ambos métodos en términos de porcentaje de acierto y tiempo empleado para la clasificación, en base a los resultados de los experimentos.

Palabras clave: Sensores táctiles, robótica de rescate, reconocimiento de objetos, aprendizaje automático.

1. INTRODUCCIÓN

La teleoperación supone un elemento fundamental en el campo de la robótica de rescate, debido a la complejidad de las operaciones a realizar en un entorno no estructurado [7]. Experiencias previas en situaciones reales han evidenciado la problemática de los sistemas basados en percepción visual. En entornos con escasa iluminación, polvo o humo, los sistemas con percepción háptica aportan información adicional que puede compensar las limitaciones visuales [13].

Una de las primeras tareas de la robótica de rescate consiste en clasificar el estado de las víctimas, una vez localizadas, en función de la urgen-

cia de atención (triaje). Esta tarea presenta retos tecnológicos como la interacción robot-humano o Human-Robot Interaction (HRI), considerado uno de los mayores desafíos de la robótica de rescate [12]. Un primer enfoque a la resolución del problema supondría el reconocimiento de víctimas y de las distintas partes del cuerpo, de cara a poder realizar mediciones posteriormente. Utilizándose para ello percepción táctil únicamente.

En este sentido, existen diversos trabajos cuyo objeto consiste en reconocer objetos utilizando sensores táctiles. La mayoría de estos trabajos están basados en el uso de algoritmos de inteligencia artificial. Algunos sugieren el uso de herramientas de aprendizaje profundo o Deep Learning. Así, en [14] se presenta el uso de aprendizaje profundo con técnicas de dropout para la reducción del sobreajuste (overfitting), y se presentan las mejoras obtenidas al mezclar información táctil y la posición del robot para el reconocimiento. En [1], por el contrario, se aplican herramientas de aprendizaje profundo para la clasificación de los materiales en contacto.

Por otro lado, en [10, 9] se presenta el uso de herramientas de aprendizaje automático o machine learning para el reconocimiento de objetos utilizando el descriptor SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) [8] y métodos de clasificación basados en bolsas de palabras o Bag of Words (BoW). Un trabajo posterior incorpora información de la posición del objeto para crear un algoritmo de clasificación más robusto y eficiente [11].

El Departamento de Ingeniería de Sistemas de la Universidad de Málaga ha contribuido a la aplicación de sensores táctiles a la robótica de rescate [15], mediante un sensor de presión que proporciona una imagen de las fuerzas de contacto con el entorno, o las víctimas, instalado en la pinza del brazo hidráulico de un robot de rescate [4].

Este artículo presenta una aplicación de los sensores táctiles al campo de la robótica de rescate, consistente en el desarrollo de un efector final de un manipulador ligero de 6 grados de libertad, en el que se ha dispuesto un sensor táctil con el objetivo de obtener imágenes de presión del en-

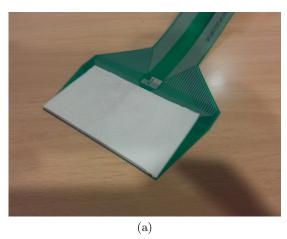




Figura 1: Desarrollo del sensor. (a) Recubrimiento del sensor con caucho de silicona. (b) Montaje del sensor en el brazo manipulador.

torno. Asimismo, se presentan y comparan dos métodos de inteligencia artificial para la clasificación de imágenes de presión. El primer método está compuesto por el descriptor Speeded-Up Robust Features (SURF) [2], un modelo Bag of Words (BoW) y una Supported Vector Machine (SVM) [3]. Mientras que el segundo método se basa en el uso de una Deep Convolutional Neural Network (CNN AlexNet) [6] y una SVM. De esta forma, un clasificador mediante aprendizaje supervisado, identifica si el contacto se realiza con un humano o con objetos. Finalmente, se evalúan ambos métodos comparando sus porcentajes de aciertos y tiempos de cómputo empleados.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se resume la aplicación junto con el efector táctil desarrollado. En la sección 3 se describen las implementaciones realizadas de los métodos de clasificación utilizados. Posteriormente, en la sección 4 se describen los experimentos y se discuten los resultados obtenidos. Finalmente, se incluyen conclusiones y se plantean trabajos futuros.

2. SENSOR TÁCTIL PARA ROBÓTICA DE RESCATE

Los escenarios de desastre suelen caracterizarse por la limitada percepción visual debido a la presencia de humo o polvo, tanto en suspensión como en superficie. La información táctil puede ser crucial para la identificación de víctimas potenciales. En este sentido, un primer enfoque consistiría en saber con qué clase de objeto se va a interactuar.

Esta primera aproximación permite conocer, de forma automática, si se está tratando con una víctima o no, utilizando únicamente información táctil en forma de mapas de presión. De manera

que se pretende obtener una distinción de estos mapas en dos clases, *Humano* o *No humano*. Para lo que se han desarrollado dos métodos de aprendizaje automático, cuyas características se detallan en el apartado 3.

El sistema que se presenta pretende dotar de capacidad táctil a un brazo manipulador de 6 grados de libertad, el modelo OUR-i5 de la familia AU-BO. En las imágenes de la figura 1 se presenta el desarrollo del sensor táctil que se ha acoplado al robot. El sensor está dispuesto sobre una base de PVC y recubierto de una capa protectora de caucho de silicona que permite la percepción de fuerzas externas. Todo el conjunto se ha diseñado en SolidWorks y se han utilizado técnicas de fabricación aditivas de prototipado rápido para la construcción de los soportes y el acoplamiento al brazo.

3. IMPLEMENTACIÓN DE LOS CLASIFICADORES

Se han implementado dos algoritmos de inteligencia artificial. Ambos métodos se basan en un extractor de características de las imágenes de presión y en la obtención de un clasificador aplicando métodos de aprendizaje automático.

3.1. Extracción de características con SURF, agrupamiento con k-means y BoW y clasificación con SVM

El esquema de la figura 2 representa las fases de implementación de este método, que consta de dos fases: entrenamiento y prueba. En la fase de entrenamiento se extraen las características de las imágenes del conjunto de entrenamiento mediante el algoritmo de visión por computador SURF, que proporciona un detector y descriptor invarian-

te a escala y rotación convirtiéndolo en un método rápido y robusto para describir imágenes.

Posteriormente, basándonos en un modelo BoW, se genera un diccionario en el que las palabras se corresponden con las características previamente extraídas, de manera que los descriptores de las imágenes se agrupan en función de las similitudes encontradas por el método de agrupamiento k-means no supervisado. Finalmente, se obtiene un clasificador utilizando un método de aprendizaje supervisado, que se basa en el entrenamiento de una SVM. Cabe aclarar que las imágenes pertenecientes al conjunto de entrenamiento son distintas a las del conjunto de prueba.

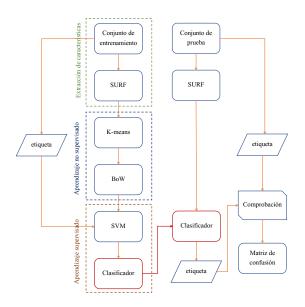


Figura 2: Esquema del método 1. Extracción de características con SURF, agrupamiento con k-means y BoW y clasificación con SVM.

Este clasificador permite identificar imágenes de presión dentro de unas clases pre-determinadas durante la fase de entrenamiento. Para evaluar el clasificador, en la fase de prueba se obtienen los descriptores de las imágenes del conjunto de pruebas mediante el descriptor SURF y se evalúa el método comparando la clase obtenida de cada imagen con la clase real que le corresponde, de forma que se puede obtener la matriz de confusión y el porcentaje de acierto.

Una vez evaluado el funcionamiento del método, se pueden identificar nuevas imágenes de presión, cuya clase es desconocida a priori, obteniendo los descriptores mediante SURF y utilizando el clasificador obtenido en la fase de entrenamiento y evaluado en la fase de pruebas. Así, se puede calcular el tiempo que se emplea en clasificar una nueva imagen, lo que sirve también como herramienta para evaluar el rendimiento.

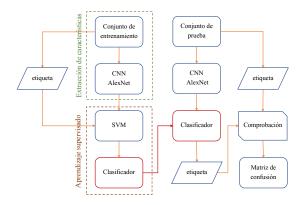


Figura 3: Esquema del método 2. Extracción de características con la $CNN\ AlexNet\ y$ clasificación con SVM

3.2. Extracción de características con la $CNN\ AlexNet\ y$ clasificación con SVM

Por otro lado, el segundo método emplea una red neuronal convolucional profunda (CNN), conocida como AlexNet [6]. La red se ha importado del repositorio de caffe [5], y posee 650000 neuronas distribuidas en 8 capas, de forma que las 5 primeras son convolucionales y las 3 últimas son completamente conectadas. La red importada ha sido entrenada previamente con el fin de clasificar imágenes dentro de 1000 clases diferentes.

En concreto, el método desarrollado implementa una variante de esta red, aprovechando el concepto utilizado en [16]. Esta idea consiste en utilizar una red neuronal como extractor de características en lugar de como método de clasificación. De forma que se toman las activaciones de la última capa previa a la clasificación, para entrenar una SVM.

En este sentido, se puede elaborar un esquema similar al del método 1 que describa el flujo de trabajo desarrollado. Este esquema se encuentra en la figura 3 y sigue las dos mismas fases del método 1: entrenamiento y prueba.

En la fase de entrenamiento se obtienen las activaciones de la capa 7 de la red neuronal, llamada fc7. Estas activaciones se corresponden con las activaciones de la última capa previa a la clasificación, y se utilizan para realizar un entrenamiento supervisado con una SVM que genera un clasificador.

Este clasificador se evalúa extrayendo las características de las imágenes del conjunto de prueba y comparando las clases generadas con las clases conocidas. De manera que se puede obtener la matriz de confusión y el porcentaje de acierto del clasificador. Finalmente, el clasificador se puede utilizar para identificar nuevas imágenes de presión cuya

clase es desconocida a priori.

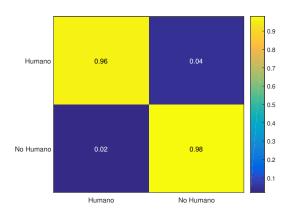


Figura 4: Matriz de confusión resultante de la evaluación del método 1 para clasificar imágenes de presión en las 2 clases *Humano* y *No humano*

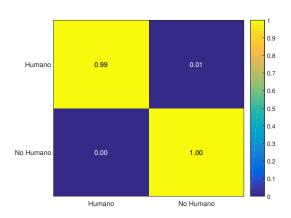


Figura 5: Matriz de confusión resultante de la evaluación del método 2 para clasificar imágenes de presión en las 2 clases *Humano* y *No humano*

4. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

4.1. Descripción

Para llevar a cabo los experimentos se ha utilizado el sensor táctil modelo 6077 de Tekscan. Este sensor posee un total de 1400 sensels resistivos de presión distribuidos en una matriz de 28 filas por 50 columnas con un tamaño de 53.3 mm x 95.3 mm y una densidad de 27,6 sensels/cm². Además, la presión máxima admitida es de 34kPa y el rango de temperatura de trabajo es -40°C a 60°C. El sensor está cubierto por una capa de caucho de silicona que sirve como elemento protector y conductor de fuerzas externas.

Para evaluar los métodos desarrollados para la aplicación de detección de personas en situacio-

nes de catástrofe, se han utilizado 300 imágenes etiquetadas en las clase Humano(150) y No humano(150). De las cuales 120 se han utilizado para la fase de entrenamiento, y 180 para la fase de pruebas, siendo la mitad de cada conjunto de una clase diferente. Hay que aclarar que las imágenes incluidas en la clase Humano se han escogido de las partes: mano, brazo y dedos, debido a que en una situación de catástrofe serían las más propensas a encontrarse desnudas. Por tanto, serían accesibles al robot para realizar la identificación. Además, todas las imágenes de presión etiquetadas en la clase Humano se han tomado de una misma persona. Por otro lado, los objetos utilizados en la clase *No humano* han sido un bolígrafo, unos alicates y unas tijeras.

En las imágenes de la figura 6 se pueden ver algunas de las imágenes de presión utilizadas, y etiquetadas en sus correspondientes clases.

4.2. Resultados

En la figura 4 se muestra la matriz de confusión resultante de la fase de evaluación del método 1. A partir de la cual se obtiene un índice de acierto del 96.67 %. Por otro lado, el tiempo que se tarda en clasificar una nueva imagen de presión es del orden de 10ms.

En cuanto al segundo método, se puede observar la matriz de confusión resultante en la figura 5. A partir de la cual se determina un índice de acierto del 99.44 %. El tiempo de clasificación es del orden de 700ms.

En resumen, se ha obtenido una mejora del segundo método con respecto al primero del 2.77 % en la clasificación *Humano - No humano*. Sin embargo, el tiempo empleado es, aproximadamente, 70 veces mayor en el segundo. En la tabla 1 se recogen los resultados de tiempo y porcentaje de acierto de cada método, así como el porcentaje de mejora, tomando el primer método como referencia.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Se ha presentado el desarrollo de un sensor táctil y su aplicación al campo de la robótica de rescate. Para ello, el sensor se ha instalado en un brazo manipulador ligero, con objeto de identificar el estado de víctimas potenciales en función de la urgencia de atención (triaje). Además, se han implementado dos métodos de inteligencia artificial para clasificar imágenes de presión. Cada método dispone de un extractor de características y un clasificador. El clasificador, en ambos métodos, se ha obtenido mediante aprendizaje supervisado utilizando una

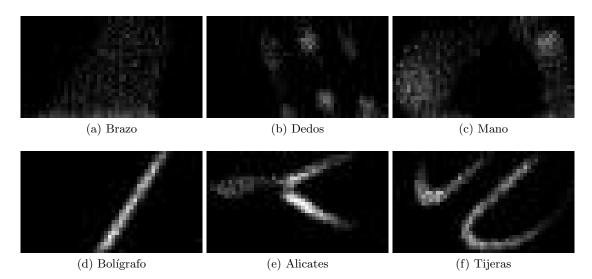


Figura 6: Ejemplos de imágenes de presión. Las imágenes superiores (a), (b) y (c) pertenecen a la clase *Humano* y las inferiores (d), (e) y (f) pertenecen a clase *No humano*

Método	Acierto (%)	Mejora (%)	Tiempo (s)
SURF + SVM	96.67	-	0.01
CNN + SVM	99.44	2.77	0.7

Tabla 1: Resumen de los resultados de los experimentos

SVM (Supported Vector Machine). En cuanto al extractor de características, el primer método incorpora el descriptor SURF (Speeded-Up Robust Features), mientras que el segundo método utiliza una variante de la red neuronal convolucional conocida comúnmente como AlexNet. Para validar los métodos se han realizado experimentos de clasificación en las clases Humano y No-humano, y en subclases de estas. Finalmente, se han realizado los experimentos que sirven como comparativa de ambos métodos.

En este sentido, se ha comprobado que el método 2 obtiene una mejora del 2.77% con respecto al método 1. Sin embargo, el tiempo empleado en la clasificación de una nueva imagen de presión es mayor de un orden de magnitud en el método 2 (del orden de 0.7s) que en el primero (del orden de 0.01s). Es decir, pese a que el método 2 obtiene un índice de aciertos mayor que el primero, esta diferencia no resulta significativa en comparación la diferencia de tiempo de ejecución de ambos clasificadores. Por lo tanto, se puede concluir que, para llevar a cabo la clasificación entre humanos y objetos, resulta más apropiado el uso del método 1.

Actualmente se están llevando a cabo nuevos experimentos que permitan, no sólo distinguir si el contacto se realiza con un humano o no, si no ser capaces de detectar, en el caso de que el contacto se realice con un humano, la parte del cuer-

po concreta que se está tocando. Futuros trabajos consistirán en utilizar algoritmos basados en gradientes de presión y palpación activa. Asimismo, se pretende observar el comportamiento de ambos métodos en un entorno de desastre simulado en el que las subclases de objetos sean las típicas de estas situaciones, como piedras o ramas por ejemplo.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto DPI2015-65186-R y por la ayuda BES-2016-078237 del fondo social europeo FSE.

Referencias

- [1] Baishya, S. S. and Bauml, B. (2016). Robust material classification with a tactile skin using deep learning. In 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 8–15. IEEE.
- [2] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., and Van Gool, L. (2008). Speeded-Up Robust Features (SURF). Computer Vision and Image Understanding, 110(3):346–359.
- [3] Cortes, C. and Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3):273–297.
- [4] García-Cerezo, A., Mandow, A., Martínez, J. L., Gómez-de Gabriel, J., Morales, J., Cruz,

- A., Reina, A., and Serón, J. (2007). Development of ALACRANE: A mobile robotic assistance for exploration and rescue missions. In SSRR2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics Proceedings, pages 1–6. IEEE.
- [5] Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., Guadarrama, S., and Darrell, T. (2014). Caffe. Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia - MM '14, 1436:675-678.
- [6] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks.
- [7] Liu, Y. and Nejat, G. (2013). Robotic Urban Search and Rescue: A Survey from the Control Perspective. *Journal of Intelligent & Robotic* Systems, 72(2):147–165.
- [8] Lowe, D. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1150–1157. IEEE.
- [9] Luo, S., Liu, X., Althoefer, K., and Liu, H. (2015a). Tactile object recognition with semisupervised learning. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), volume 9245, pages 15–26. Springer, Cham.
- [10] Luo, S., Mou, W., Althoefer, K., and Liu, H. (2015b). Novel Tactile-SIFT Descriptor for Object Shape Recognition. *IEEE Sensors Journal*, 15(9):5001–5009.
- [11] Luo, S., Mou, W., Althoefer, K., and Liu, H. (2016). Iterative Closest Labeled Point for Tactile Object Shape Recognition. In *IEEE/RSJ* International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE.
- [12] Murphy, R. R., Tadokoro, S., Nardi, D., Jacoff, A., Fiorini, P., Choset, H., and Erkmen, A. M. (2008). Search and Rescue Robotics. In Springer Handbook of Robotics, pages 1151–1173.
- [13] Ranasinghe, A., Sornkarn, N., Dasgupta, P., Althoefer, K., Penders, J., and Nanayakkara, T. (2016). Salient Feature of Haptic-Based Guidance of People in Low Visibility Environments Using Hard Reins. *IEEE Transactions on Cy*bernetics, 46(2):568–579.
- [14] Schmitz, A., Bansho, Y., Noda, K., Iwata, H., Ogata, T., and Sugano, S. (2014). Tactile object recognition using deep learning and dropout. 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, pages 1044–1050.

- [15] Vidal-Verdú, F., Barquero, M. J., Castellanos-Ramos, J., Navas-González, R., Sánchez, J. A., Serón, J., and García-Cerezo, A. (2011). A Large Area Tactile Sensor Patch Based on Commercial Force Sensors. Sensors, 11(12):5489-5507.
- [16] Wang, Y. and Cottrell, G. W. (2015). Bikers are like tobacco shops, formal dressers are like suits: Recognizing urban tribes with caffe. In Proceedings - 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2015, pages 876–883. IEEE.