



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

Introducción a Señales Biomédicas

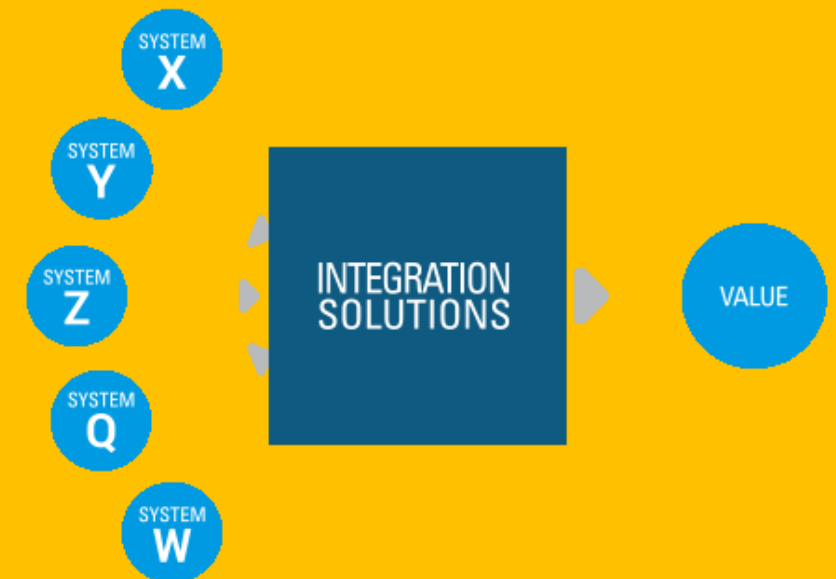
M.Sc. Lewis De La Cruz; M.Sc. Moises Meza; Ing. Julissa Venancio; Lic. Alonso Cáceres




Descripción: ¿ Qué buscamos ?

- X** Electrónica, Fisiología, Programación
- Y** Digital Signal Processing: Aplicación de algoritmos para el análisis de señales biomédicas
- Z** Protocolos de Telecomunicaciones Médicas: Comprensión básica de los protocolos de comunicación de datos médicos
- Q** Trabajo en equipo (Habilidades blandas)
- W** Investigación con rigor científico

Integración de habilidades



Sílabo

 UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA
DEPARTAMENTO ACADÉMICO DE INGENIERÍA
SÍLABO

I. DATOS GENERALES		
1.1	Nombre de la asignatura	Introducción a Señales Biomédicas
1.2	Código	C1132
1.3	Carrera(s)	Ingeniería Biomédica
1.4	Semestre Académico	2024-I
1.5	Tipo de la asignatura	OBLIGATORIO
1.6	Prerrequisitos	C0680
1.7	Créditos	Horas Teóricas: 32 Horas Prácticas: 32
1.8	Duración	Del: 25 de marzo del 2024 Al: 20 de julio del 2024
1.9	Profesor coordinador	Mg. Umbert Lewis De La Cruz Rodríguez umbert.de.la.cruz@upch.pe



II. SUMILLA

Este curso desarrollará los conocimientos necesarios para el tratamiento de señales provenientes de dispositivos médicos. Se abordaron temas como: el estudio de los sensores, la tecnología de adquisición, los procesos clínicos en los que se dan y protocolos que se usan para compartir la información entre los diferentes equipos que brindan señales. Las clases se desarrollarán en el laboratorio de señales e imágenes biomédicas donde se complementará la teoría brindada con simulaciones en computadora utilizando programas desarrollados en Matlab o Python y kits de desarrollo para la adquisición de bioseñales.

Unidades



IV. CONTENIDOS

UNIDAD 1: INTRODUCCIÓN Y ADQUISICIÓN DE LAS SEÑALES EMG, ECG Y EEG.

1. Introducción, señales biomédicas más usadas. Características de una señal biomédica.
2. Git y GitHub.
3. Conceptos básicos de adquisición y ploteo de señales.
4. Electromiograma: Fisiología, medición y características.
5. Electrocardiograma: Anatomía del corazón, Ondas del ECG, Derivaciones, Características y Arritmia.
6. Electroencefalograma: Ritmos, medición, adquisición, canales.

UNIDAD 2: PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS DE SEÑALES ECG, EMG y EEG.

7. Filtros digitales para señales biomédicas I.
8. Filtros digitales para señales biomédicas II.
9. Tratamiento de señal EMG, Electromiograma: Análisis básico de la señal y detección de la actividad muscular.
10. Tratamiento de señal ECG, Algoritmo de detección QRS, Dispersión QT (QTd), Variabilidad de la frecuencia cardíaca.
11. Tratamiento de señal EEG, Electroencefalograma: Análisis básico de la señal (alpha, beta, gamma y theta).

UNIDAD 3: INTRODUCCIÓN AL ANÁLISIS DE DATOS ESTRUCTURADOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

12. Datos estructurados: Análisis estadístico.
13. Creación de dataset de las señales biomédicas adquiridas.
14. Introducción a la Inteligencia Artificial y TinyML.
15. Creación de modelos de ML con Edgeimpulse
16. Revisión de informe final.
17. Feria de póster.

Evaluación



VI. EVALUACIÓN

El docente considera actividades para la evaluación formativa y sumativa con la retroalimentación efectiva de cada evaluación.

Sistema de evaluación

(Actividad o producto)	(Peso)
Examen (E)	20 %
Informe de taller (IT)	30%
Proyecto (P)	50 %
- Informe final (IF)30%	
- Presentación oral (PO).....40%	
- Feria de Póster (PS).....30%	
TOTAL	100%

Fórmula para el cálculo de la nota final

De acuerdo a la modalidad de la asignatura, la nota final (NF) de la asignatura se determinará de la siguiente manera:

$$NF = E*0.2+I*0.3+P*0.5$$

$$P= IF*0.3+PO*0.4+PS*0.3$$

Donde:

Examen (E): Evaluación escrita de la primera unidad del curso.

Informe de taller (IT): Doce (12) informes de talleres llevados en el curso publicados en GitHub, desde la creación del repositorio en GitHub hasta creación de modelos de ML con Edgeimpulse.

Proyecto (P): Proyecto final del curso que condensa los talleres realizados en el curso. Esta calificación se compone:

- **Informe final (IF):** Informe escrito formato publicación científica de entre 6 a 8 páginas como máximo siguiendo el formato IEEE.
- **Presentación oral (SO):** Cada equipo presentará oralmente su proyecto, donde deben participar todos los integrantes del equipo durante la presentación y en la respuesta a las



Sesión Teórica

Horario: Miércoles 11:00 AM - 01:00 PM

Presencial : G- 101

- **Contenido Teórico de la sesión**
 - Usando recursos de video, etc.
- **Discusión**
 - Q/A sobre el tema teórico, y contenido de clases previas.



Sesión Práctica

Horario GH1 : Viernes 9:00 AM - 11:00 AM

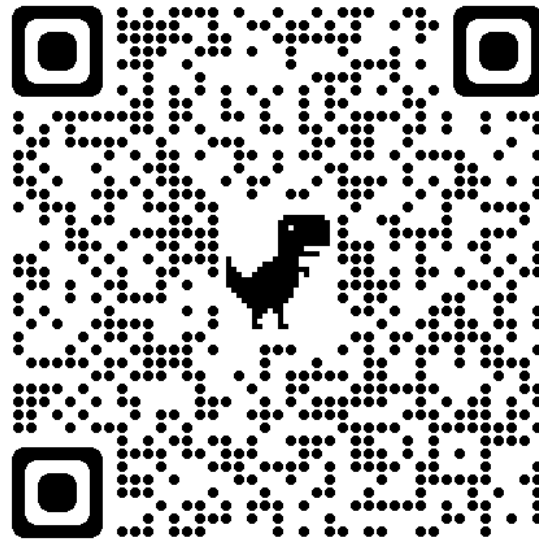
Horario GH1 : Viernes 11:00 AM - 01:00 PM

Lugar GH1 Y GH2 : D-101 (22/03)
Aula ROGER GUERRA



Equipos de trabajo

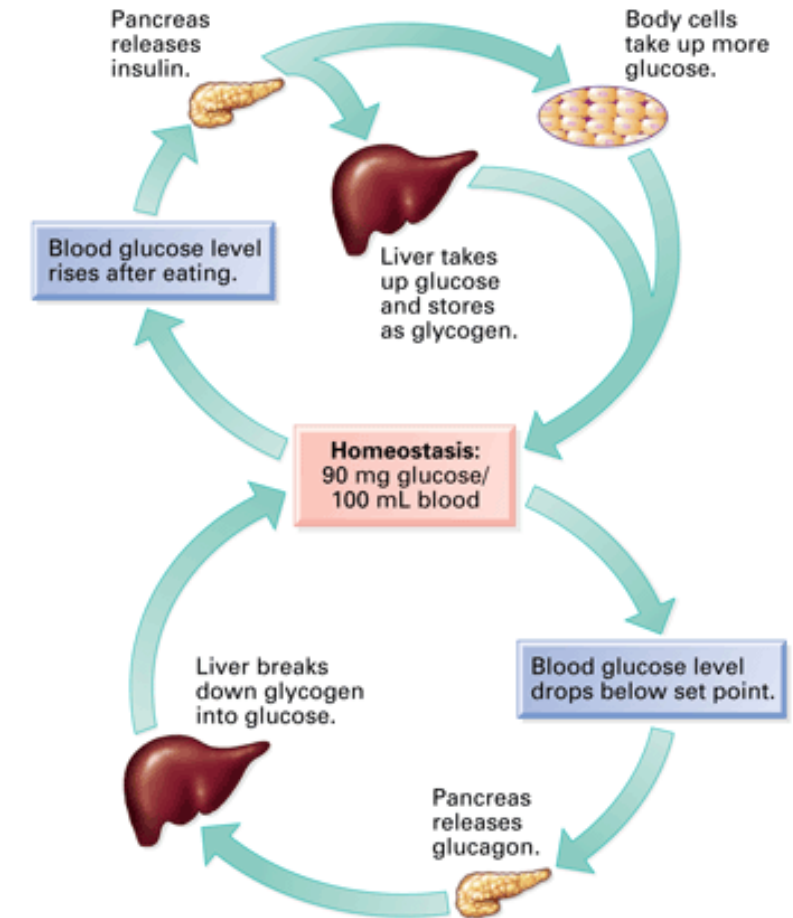
- <https://docs.google.com/spreadsheets/d/1Yly-preAQdTEESoF0o9rEpDFkcVDaK0RPmoDG1NCLAI/edit?usp=sharing>



Origen de las Señales Biomédicas



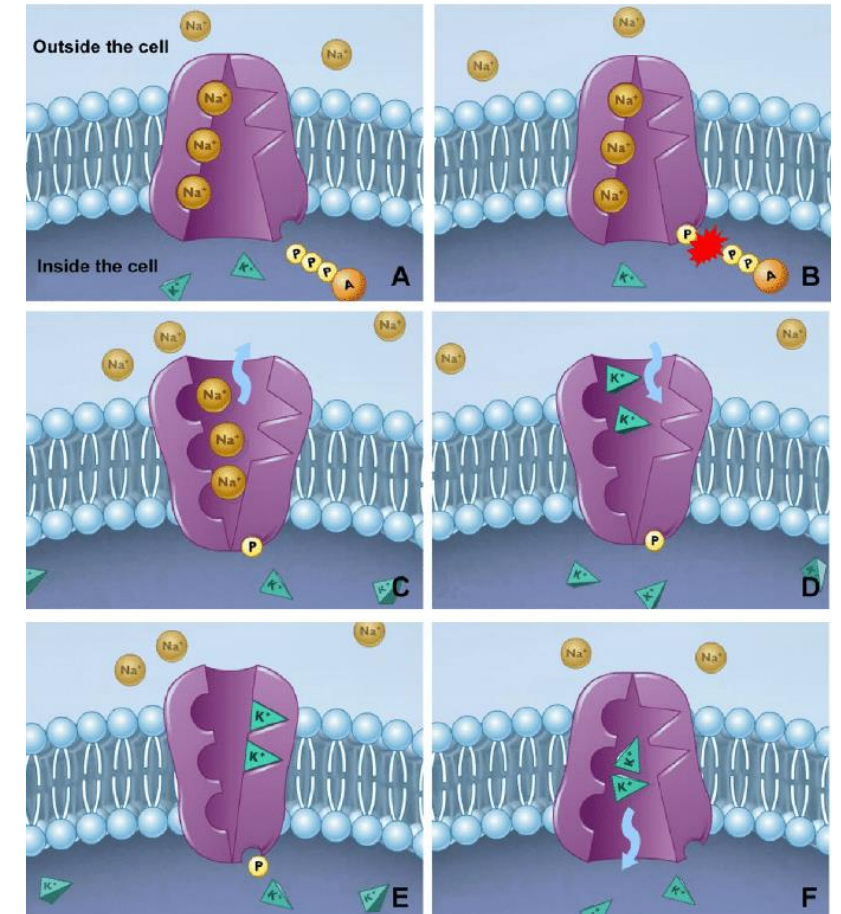
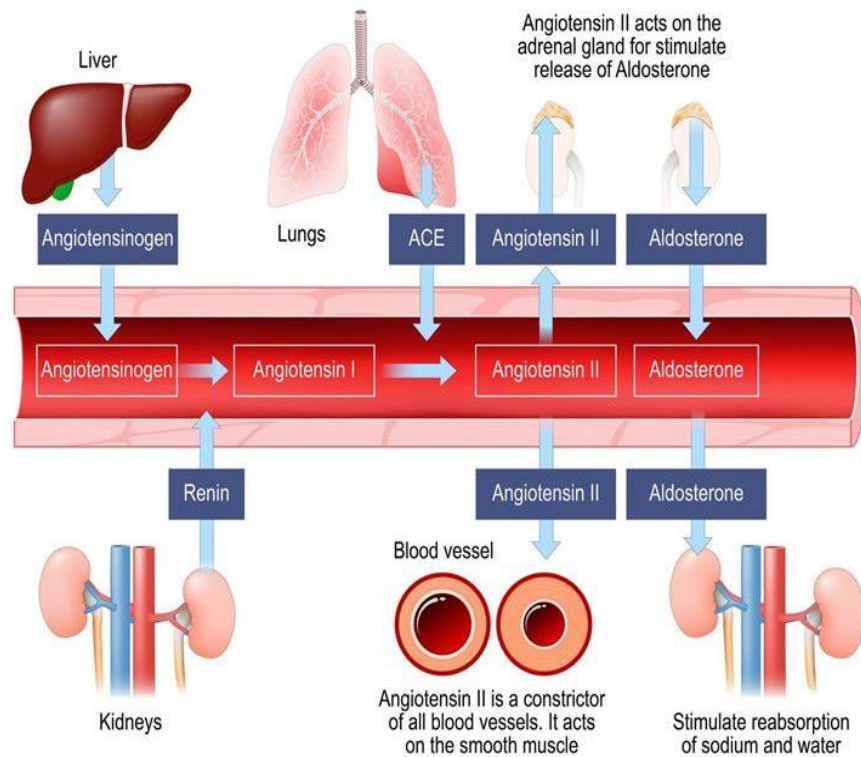
- El cuerpo es una maquina biológica compleja que busca la conservación de la HOMEOSTASIS.
- Todos los sistemas trabajan en conjunto para mantener la correcta homeostasis (sistema nervioso autónomo y del sistema endocrino).
- La retroalimentación negativa busca recobrar un estado original del sistema, reduciendo los efectos de las acciones que provocaron algún cambio inicial.



Origen de las Señales Biomédicas



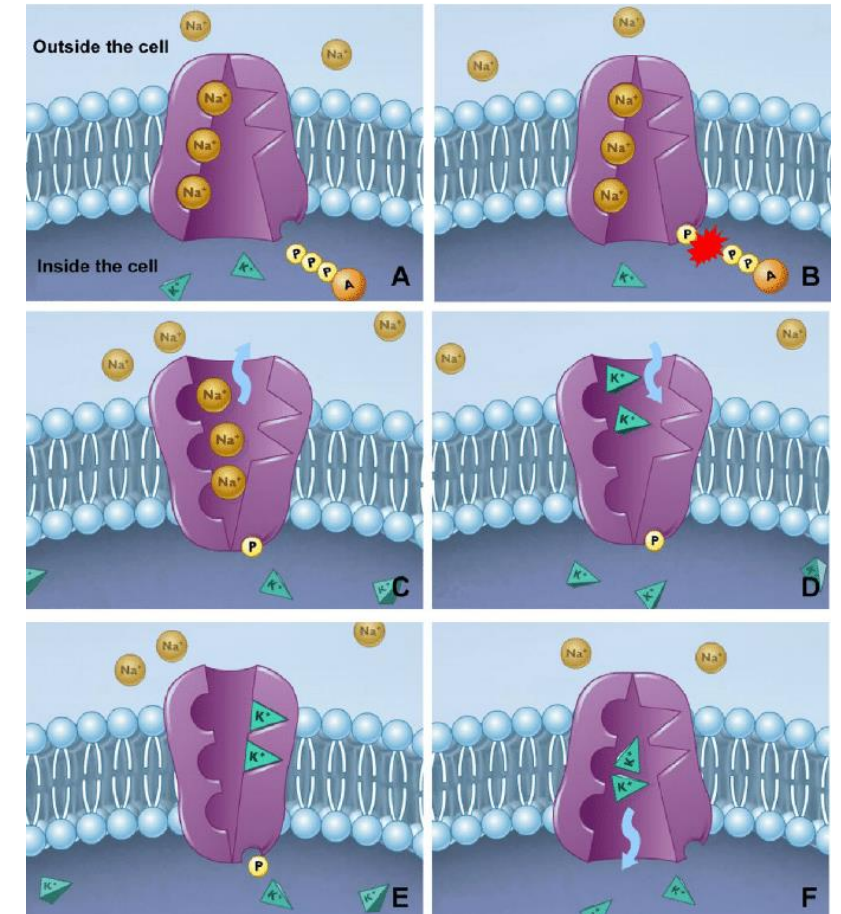
- NINGUN sistema actúa de manera aislada.

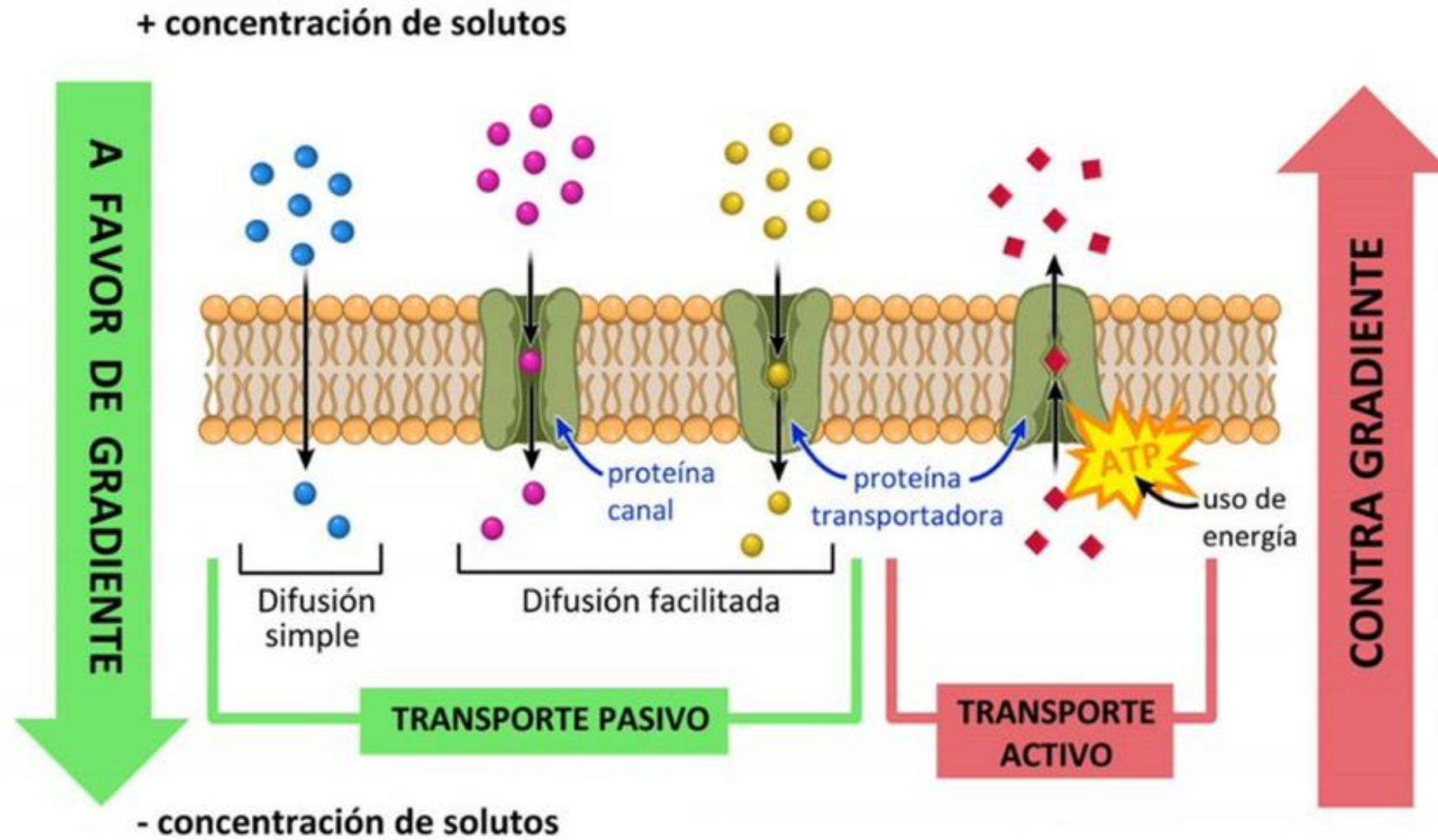


Origen de las Señales Biomédicas



- NINGUN sistema actúa de manera aislada.
- Ejemplo: Sistema renina-angiotensina-aldosterona.
- A nivel celular, las gradientes de concentración son VITALES para la funcionalidad celular.
- La gradiente electroquímica: la diferencia de carga y concentración química a través de una membrana.





Origen de las Señales Biomédicas



- El cuerpo humano se compone de múltiples sistemas:
 - Ejemplo: respiratorio, cardiovascular, nervioso, etc.
- Cada uno de estos sistemas está compuesto de subsistemas que generan procesos fisiológicos.
- Cada uno de estos procesos está asociado con ciertos tipos de señales DE MUY BAJO POTENCIAL ELECTRICO que reflejan su naturaleza y actividades.
- A estas señales se les llama señales bioeléctricas.
- Algunos tipos de señales bioeléctricas:
 - Bioquímicas - hormonas, neurotransmisores
 - Eléctricas - potenciales, corrientes
 - Mecánicas - presión, temperatura

Origen de las Señales Biomédicas



- El cuerpo humano se compone de múltiples sistemas:
 - Ejemplo: respiratorio, cardiovascular, nervioso, etc.
- Cada uno de estos sistemas está compuesto de subsistemas que generan procesos fisiológicos.
- Cada uno de estos procesos está asociado con ciertos tipos de señales DE MUY BAJO POTENCIAL ELECTRICO que reflejan su naturaleza y actividades.
- A estas señales se les llama señales bioeléctricas.
- Algunos tipos de señales bioeléctricas:
 - Bioquímicas - hormonas, neurotransmisores
 - Eléctricas - potenciales, corrientes
 - Mecánicas - presión, temperatura

→ Biofísica

Origen de las Señales Biomédicas



- Señales biomédicas son tipos específicos de señales bioeléctricas, obtenidas por dispositivos que detectan las variaciones del potencial eléctrico generado en los procesos fisiológicos.
- Las señales biomédicas pueden ser perjudicadas por RUIDOS, los cuales alteran o dificultan la lectura.
- El procesamiento de señales biomédicas implica adquirir y preprocesar señales fisiológicas y extraer información significativa para identificar patrones y tendencias.
- Ejemplos de señales bioeléctricas:
 - electrocardiograma (ECG)
 - electroencefalograma (EEG)
 - electromiograma (EMG)



Señales Biomédicas

- Observando estas señales y comparándolas con sus parámetros regulares estandarizados, a menudo podemos detectar una enfermedad / trastornos.
- Cuando tales mediciones se observan durante un período de tiempo, se obtiene una serie temporal unidimensional que es una señal fisiológica.
- Ejemplo:
 - Problema cardíaco: cambios en el electrocardiograma (ECG) o cambios en la presión arterial
 - Trastornos neurológicos (como la epilepsia): cambios en el electroencefalograma (EEG)

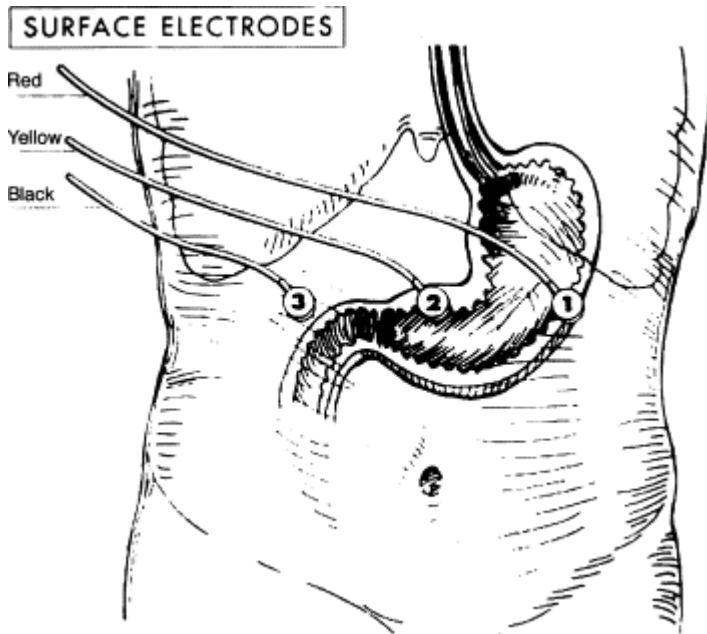


Señales biomédicas más comunes

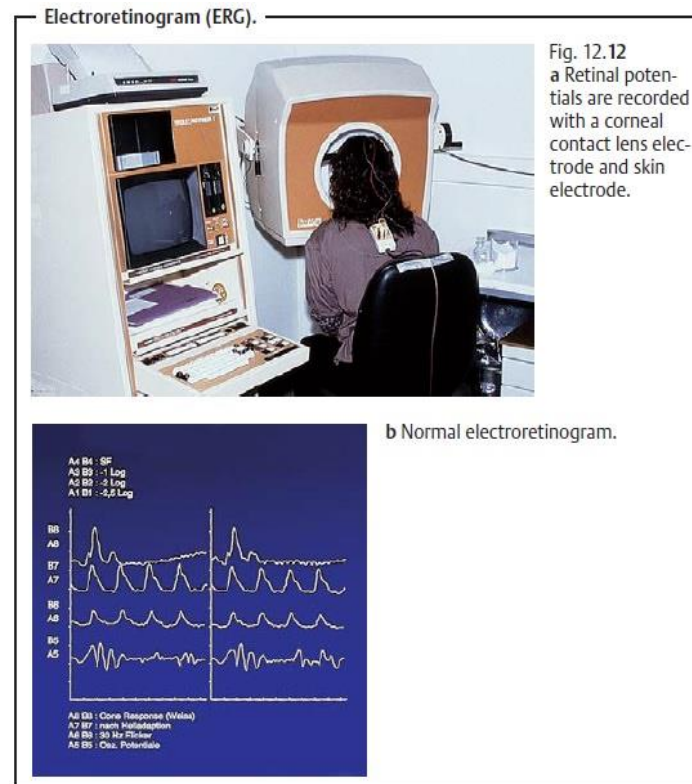
- Electromiograma (EMG): actividad eléctrica de las células musculares.
- Electrocardiograma (ECG): actividad eléctrica del corazón / células cardíacas
- Electroencefalograma (EEG): actividad eléctrica del cerebro.
- Electrogastograma (EGG): actividad eléctrica del estómago.
- Fonocardiograma (PCG): grabación de audio de la actividad mecánica del corazón
- Pulso carotídeo (PC): presión de la arteria carótida.
- Electoretinograma (ERG): actividad eléctrica de las células de la retina.
- Electrooculograma (EOG): actividad eléctrica de los músculos oculares.



Señales biomédicas más comunes



- EGG: Medir los impulsos contráctiles que circulan por los músculos del estómago (justificación endoscopia)



- ERG: registrar la respuesta eléctrica de la retina (membrana con conos y bastones) a los destellos de luz.
- Brinda diagnóstico: retinosis pigmentaria (genética, pérdida visión lateral y visión nocturna)
- Brinda seguimiento: retinitis por retinopatía diabética,.

Electrogastragram-Derived Features for Automated Sickness Detection in Driving Simulator



Article

Electrogastragram-Derived Features for Automated Sickness Detection in Driving Simulator

Grega Jakus ¹, Jaka Sodnik ¹ and Nadica Miljković ^{2,1,*}

¹ Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, 1000 Ljubljana, Slovenia

² School of Electrical Engineering, University of Belgrade, 11000 Belgrade, Serbia

* Correspondence: nadica.miljkovic@etf.bg.ac.rs

Abstract: The rapid development of driving simulators for the evaluation of automated driving experience is constrained by the simulator sickness-related nausea. The electrogastragram (EGG)-based approach may be promising for immediate, objective, and quantitative nausea assessment. Given the relatively high EGG sensitivity to noises associated with the relatively low amplitude and frequency spans, we introduce an automated procedure comprising statistical analysis and machine learning techniques for EGG-based nausea detection in relation to the noise contamination during automated driving simulation. We calculate the root mean square of EGG amplitude, median and dominant frequencies, magnitude of Power Spectral Density (PSD) at dominant frequency, crest factor of PSD, and spectral variation distribution along with newly introduced parameters: sample and spectral entropy, autocorrelation zero-crossing, and parameters derived from the Poincaré diagram of consecutive EGG samples. Results showed outstanding robustness of sample entropy with moderate robustness of autocorrelation zero-crossing, dominant frequency, and its median. Machine learning reached an accuracy of 88.2% and revealed sample entropy as one of the most relevant and robust parameters, while linear analysis highlighted spectral entropy, spectral variation distribution, and crest factor of PSD. This study clearly indicates the need for customized feature selection in noisy environments, as well as a complementary approach comprising machine learning and statistical analysis for efficient nausea detection.

Keywords: automated vehicle; electrogastrography; entropy; driving simulator; machine learning; motion sickness; nausea; noise reduction; random forest

1. Introduction

Driving simulators are used in various industries to study human behavior, observe their performance and driving skills, and validate new human-machine interfaces in vehicles. They provide a robust, safe, and controllable testing environment, but sometimes cause simulation sickness and other unpleasant sensations [1,2]. The general approach to assessing sickness incorporates both subjective techniques mainly based on questionnaires (such as Motion Sickness Questionnaire or Simulator Sickness Questionnaire) and objective measures commonly comprising physiological recordings (heart rate, body temperature, electrodermal activity, electrogastragram (EGG), etc.) [3–6]. The main difference between those two approaches is that subjective measures (driver's perception) are administered commonly after the recording session, while physiological measurements can be used for continuous assessment. Although different in nature, for complete practical assessment, a holistic approach comprising both objective and subjective measures is advised [7–9].

Real time or quasi real time continuous assessment with physiological measures is an attractive approach for the evaluation of nausea and simulator sickness phenomenon

“El rápido desarrollo de simuladores de conducción para la evaluación de la experiencia de conducción automatizada se ve limitado por las náuseas relacionadas con la enfermedad del simulador. El enfoque basado en electrogastragrama (EGG) puede ser prometedor para la evaluación inmediata, objetiva y cuantitativa de las náuseas. Dada la sensibilidad relativamente alta de EGG a los ruidos asociados con los intervalos de frecuencia y amplitud relativamente bajos, presentamos un procedimiento automatizado que comprende análisis estadístico y técnicas de aprendizaje automático para la detección de náuseas basada en EGG en relación con la contaminación acústica durante la simulación de conducción automatizada.”

DOI: <https://doi.org/10.3390/s22228616>



Citation: Jakus, G.; Sodnik, J.; Miljković, N. Electrogastragram-Derived Features for Automated Sickness Detection in Driving Simulator. *Sensors* **2022**, *22*, 8616. <https://doi.org/10.3390/s22228616>

Academic Editor: Juan Pablo Martínez

Received: 29 September 2022

Accepted: 4 November 2022

Published: 8 November 2022

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and