

Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN

Departamento de Ingeniería Eléctrica

Sección de Electrónica del Estado Sólido

Análisis con Método Metaheurístico de Eventos Complejos

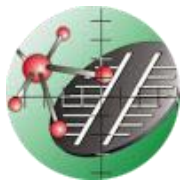
EXAMEN DOCTORAL

M. EN C. ÁLVARO ANZUETO RÍOS

ASESORES:

DR. FELIPE GÓMEZ CASTAÑEDA

DR. JOSÉ ANTONIO MORENO CADENAS



Contenido

Objetivos

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

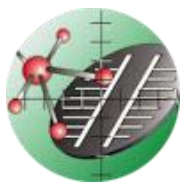
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro

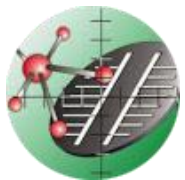


Objetivo

Desarrollar una estrategia metaheurística para el análisis de datos de eventos complejos a través de la visualización de sus componentes principales en una dimensión reducida.

Determinar los valores de los parámetros de una neurona de Izhikevich que aproximen un nuevo comportamiento de tipo sigmoïdal.

Entrenar de forma óptima una red neuronal con neuronas de Izhikevich en la tarea de reducción de dimensión en datos de eventos complejos usando una función informática de sistemas de aprendizaje en máquina.



Contenido

Objetivos

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

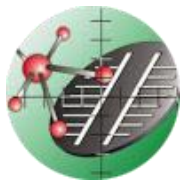
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro

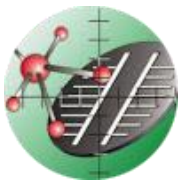


Contexto del Evento a Analizar

Evento Complejo:

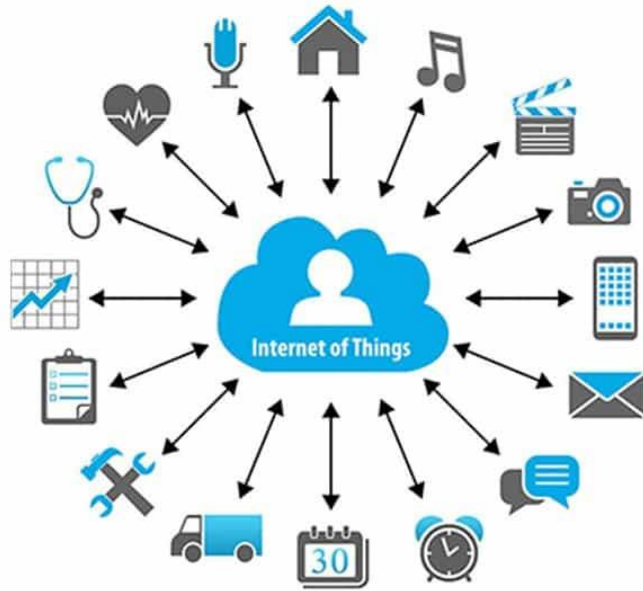
Un evento complejo, es un evento que está asociado a la ejecución o a la interpretación de otros eventos que no conservan una relación directa, sin embargo, influyen en su acción (o toma de decisión) determinando de esta manera su respuesta.

- Los eventos complejos no son aislados, están acompañados por uno o varios eventos que se ejecutan en diferentes tiempos, pero aún con esto, se coordinan para su análisis e interpretación.
- Un evento complejo requiere de una vigilancia constante, ya que los datos pueden variar sin una directriz y generar nuevas tendencias y actividades en cualquier momento.
- En relación al punto anterior, los eventos complejos conllevan a desarrollar constantemente nuevos paradigmas tecnológicos, haciendo alusión a la frase “renovar o perecer”.



Contexto del Evento a Analizar

Internet of Things

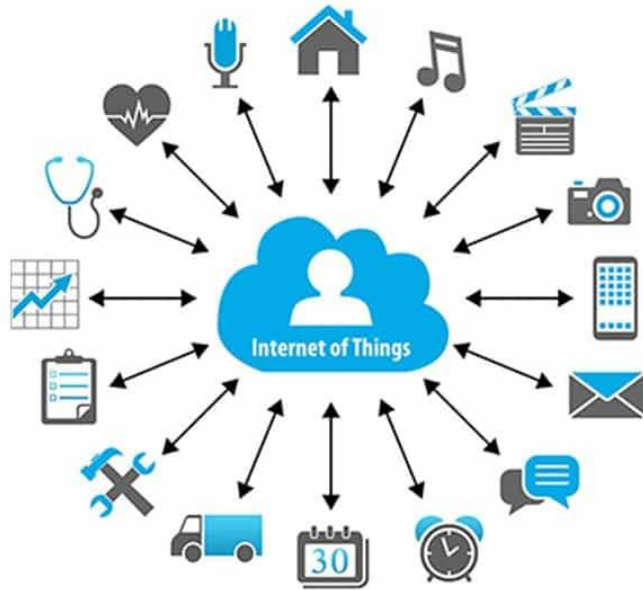


Smart Farming

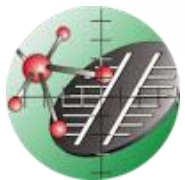


Contexto del Evento a Analizar

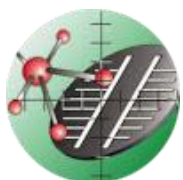
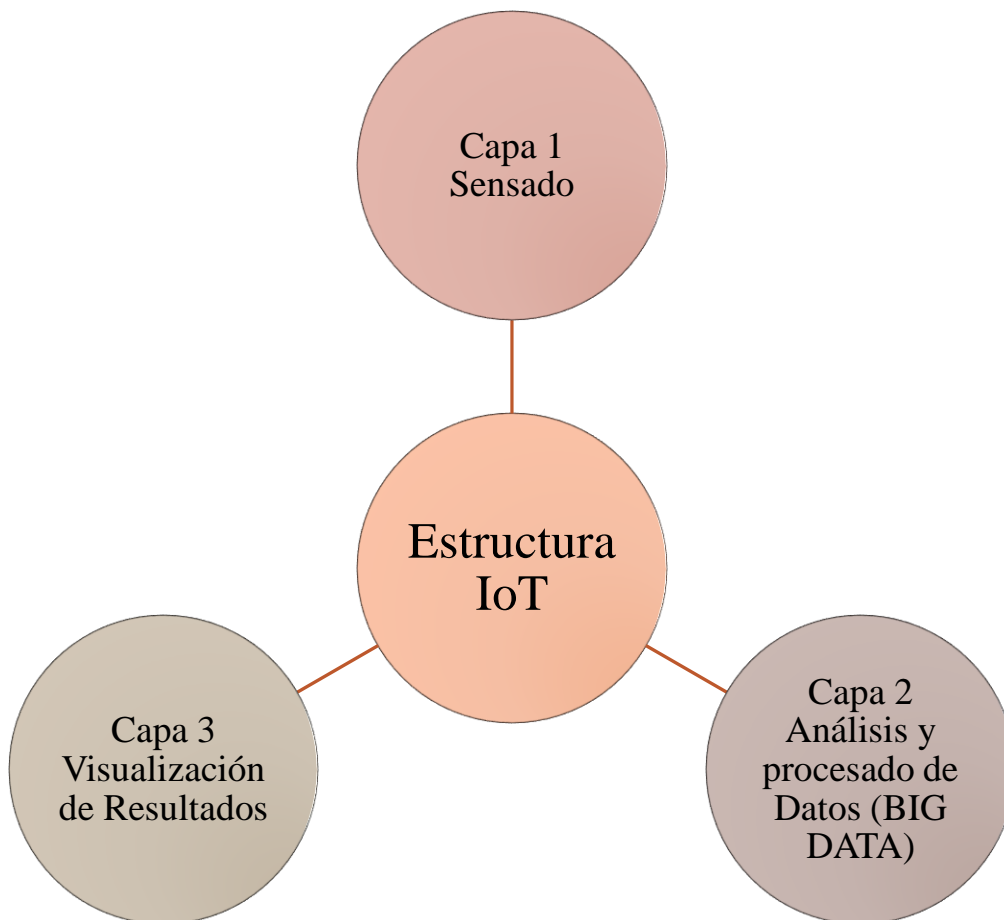
Internet of Things



Smart Home



Contexto del Evento a Analizar



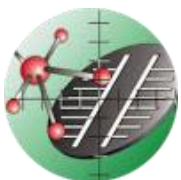
Paradigma IoT (Internet of Things)

- Capa 1:
Sensado: Se considera la capa de sensado y se maneja en ella la toma de muestras de los diferentes parámetros del ambiente.
- Capa 2:
Minería de Datos: Almacenamiento de Datos (Big Data), análisis y procesamiento de datos con **técnicas metaheurística**.
- Capa 3:
Hace referencia a la visualización de los datos y se ha llegado a considerar como una interfaz de usuario.

Contexto del Evento a Analizar

Big Data:

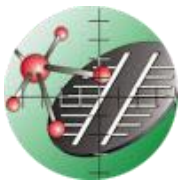
- Datos no estructurados:
Sin ninguna directriz, sin orden en su apilado y complejo de analizar.
- Datos estructurados:
Con una directriz determinada (Fecha, hora, dispositivo de sensado, etc).
- Cantidad de información almacenada:
Giga-Bytes — GB — (10^9 bytes)
Tera-Bytes — TB — (10^{12} bytes)
Peta-Bytes — PB — (10^{15} bytes)



Contexto del Evento a Analizar

Metaheurística:

El nombre combina el prefijo griego “Meta” (“más allá”, “a un nivel superior”, “por encima de”) y "heurístico". Por lo tanto, en una definición simplificada, podemos decir que la metaheurística consiste en estrategias generales para construir algoritmos, que ofrezcan mejores resultados o que tengan un mayor desempeño respecto a alguna métrica, que las estrategias heurísticas..



Contexto del Evento a Analizar

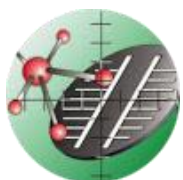
El Evento Complejo analizado:

Reducción de dimensionalidad de muestras provenientes de eventos complejos.

Implementación de un algoritmo metaheurístico (Colonia Artificial de Abejas).

Análisis de respuesta no lineal de neuronas de tipo spiking (Modelo de Izhikevich).

Análisis del modelo matemático t-SNE para ser empleado en una red neuronal de tercera generación (spiking con respuesta no lineal).



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

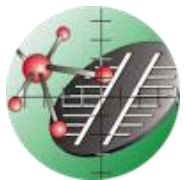
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro



Algoritmo ABC

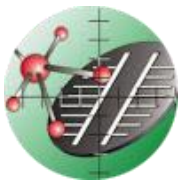
ABC es una emulación algorítmica del comportamiento de las clases sociales o castas de las abejas en una colmena, en particular en la búsqueda de alimentos.

La aplicación de ABC es atractiva debido principalmente a:

- Bajos tiempos de ejecución.

- Facilidad de mantenimiento.

- Bajo consumo de recursos computacionales.

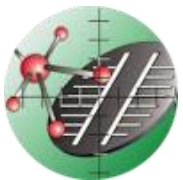


Algoritmo ABC

Es un algoritmo inspirado en la naturaleza.

Fundamentos de ABC:

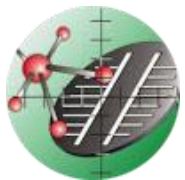
- Comportamiento colectivo de abejas en la tarea de recolección de alimentos.
- Abejas recolectoras. Para el proceso de optimización se considera que el número de abejas obreras es igual al número de fuentes de alimentos, de donde, una fuente de alimentos se considera como una propuesta de solución y su pertinencia es obtenida al ser evaluada en la función objetivo.
- Abejas observadoras. Cada nueva propuesta es evaluada y comparada con la solución anterior, además, se encargan de seleccionar las fuentes de alimentos de mejor calidad.
- Abejas exploradoras. Las abejas buscan de forma aleatoria una nueva fuente de comida o solución.



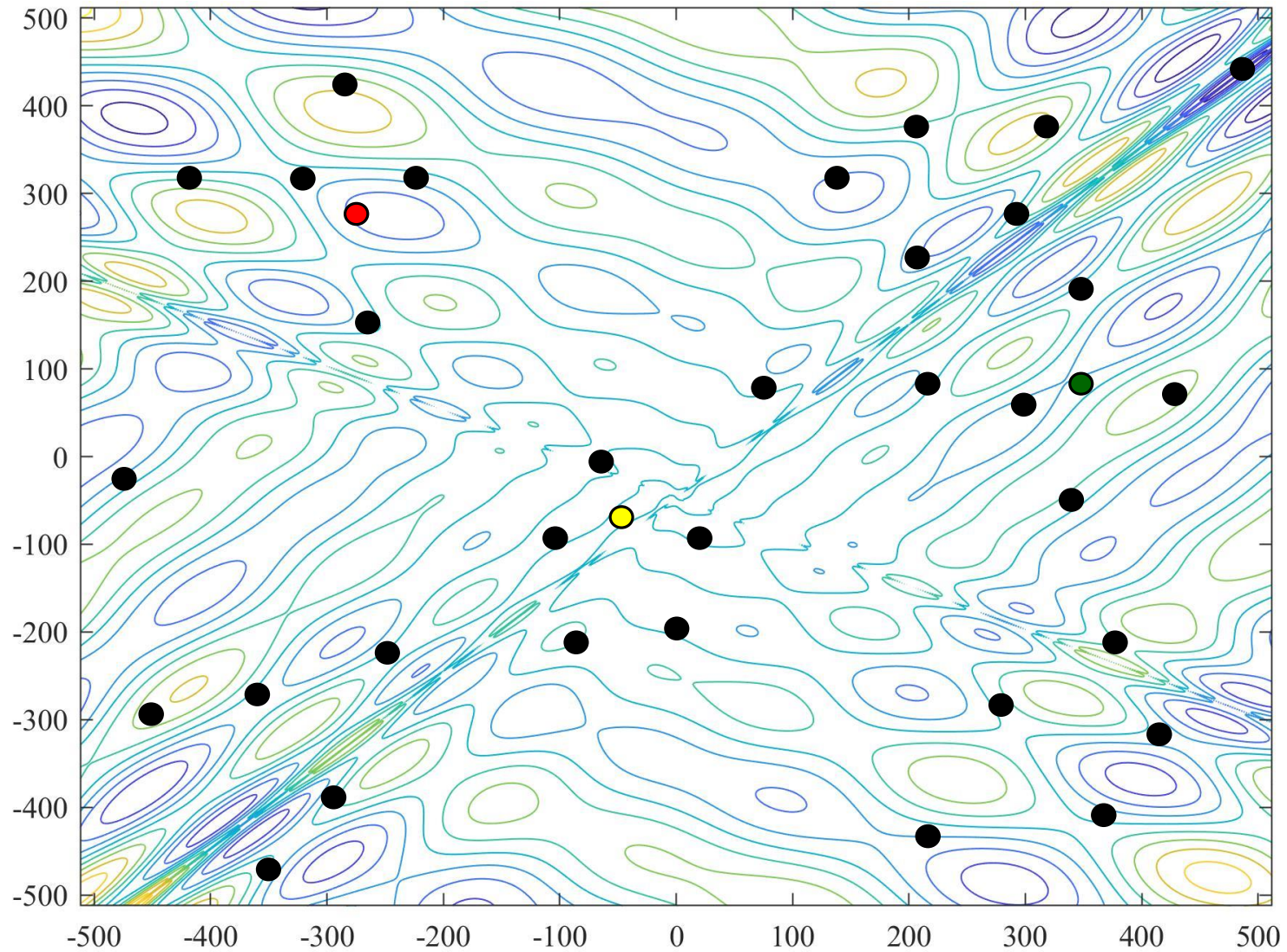
Algoritmo ABC

Algoritmo 1 Código PrincipalABC

```
1: Data: Valores iniciales del conjunto de parámetros;  
2: SN: Número de fuentes de alimento,  
3: MCN: Contador de Iteraciones Máximas;  
4: Begin  
5:   Inicializa evaluando las fuentes de alimentos  
6:   contador = 1  
7:   while contador < MCN do  
8:     Fase de Abejas Recolectoras  
9:     Fase de Abejas Observadoras  
10:    Registro en Memoria de la Mejor Solución  
11:    Fase de Abejas Exploradoras  
12:    contador = contador + 1  
13:  end while  
14: End
```



Algoritmo ABC



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

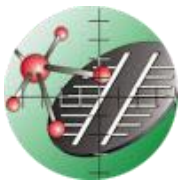
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro



Neurona Spiking (Modelo de Izhikevich)

Neuronas de primera generación:

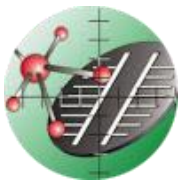
McColloch-Pitts (Perceptron).

Neuronas de segunda generación:

Funciones de activación (sigmoïdal, tangencial, no lineal).

Neuronas de tercera generación:

Son las que mayormente aproximan el comportamiento de las redes neuronales biológicas. Estas redes neuronales ocupan modelos matemáticos para reproducir los trenes de pulsos que son empleados comúnmente por las neuronas biológicas para poderse comunicar con otras.



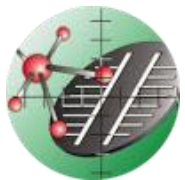
Neurona Spiking (Modelo de Izhikevich)

Eugene M. Izhikevich, propone un modelo neuronal que reproduce los spikes de las neuronas corticales, este modelo combina la plausibilidad biológica del modelo Hodgking-Huxley y la eficiencia computacional del modelo de respuesta de spike simple.

$$C \frac{dv}{dt} = k(v - v_r) - (v - v_t) - u + I \rightarrow \text{Corriente de entrada}$$

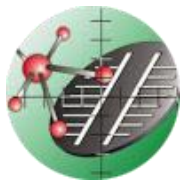
$$\frac{du}{dt} = a(b(v - v_r) - u)$$

$$\text{si } v \geq v_{peak} \rightarrow v = c, \quad u = u + d$$

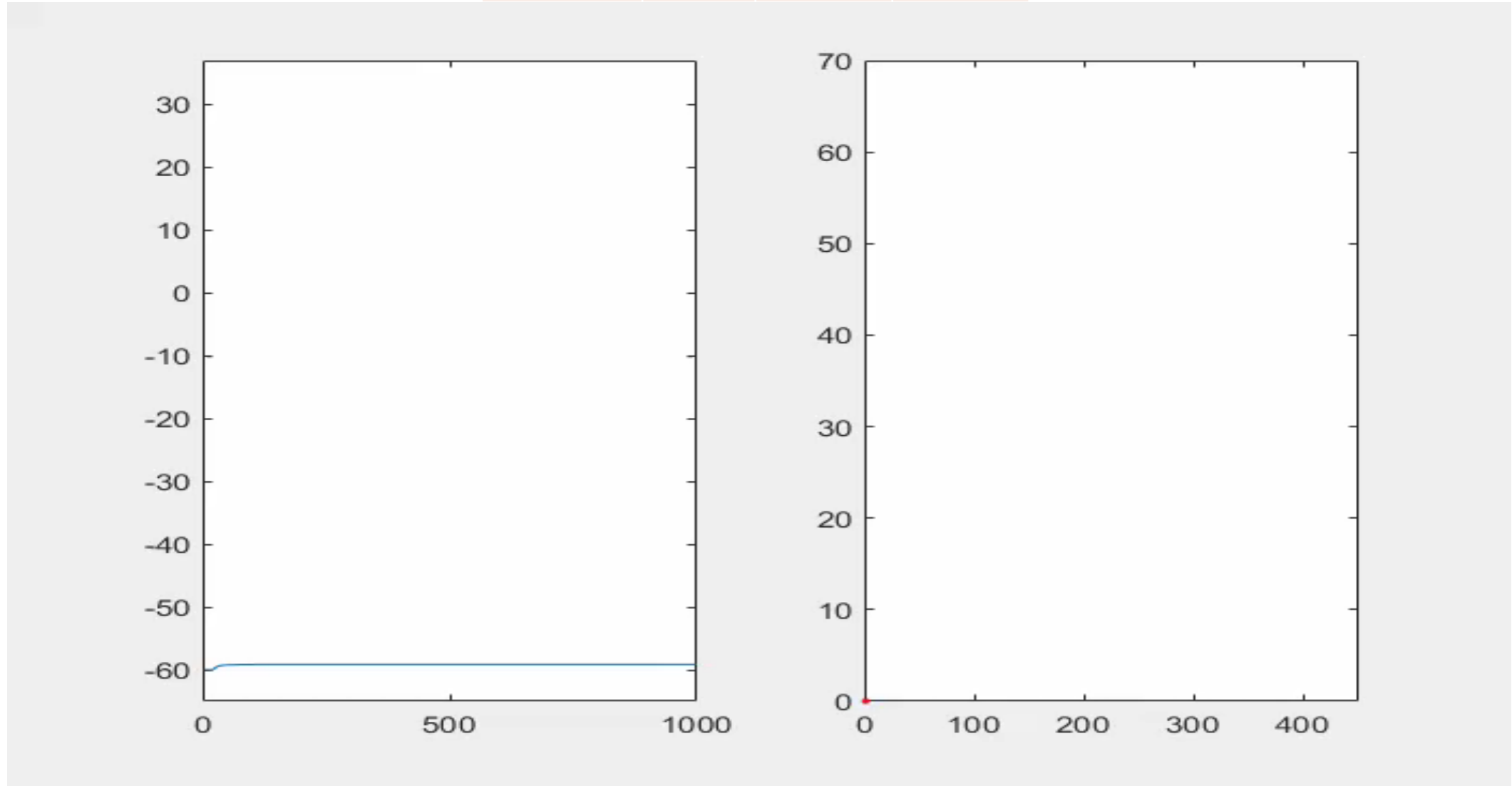


Neurona Spiking (Modelo de Izhikevich)

Configuraciones Típicas (Acrónimos)	a	b	c	d
Regular Spiking (RS)	0,02	0,2	-65	8
Fast Spiking (FS)	0,1	0,2	-65	2
Low-Threshold Spiking (LTS)	0,02	0,25	-65	2
Chattering (CH)	0,02	0,2	-50	2
Intrinsically Bursting (IB)	0,02	0,2	-55	4



Regular Spiking			
a	b	c	d
0.02 ms^{-1}	0.2	-65 mV	8 mV

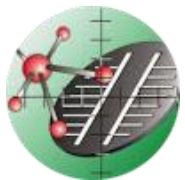
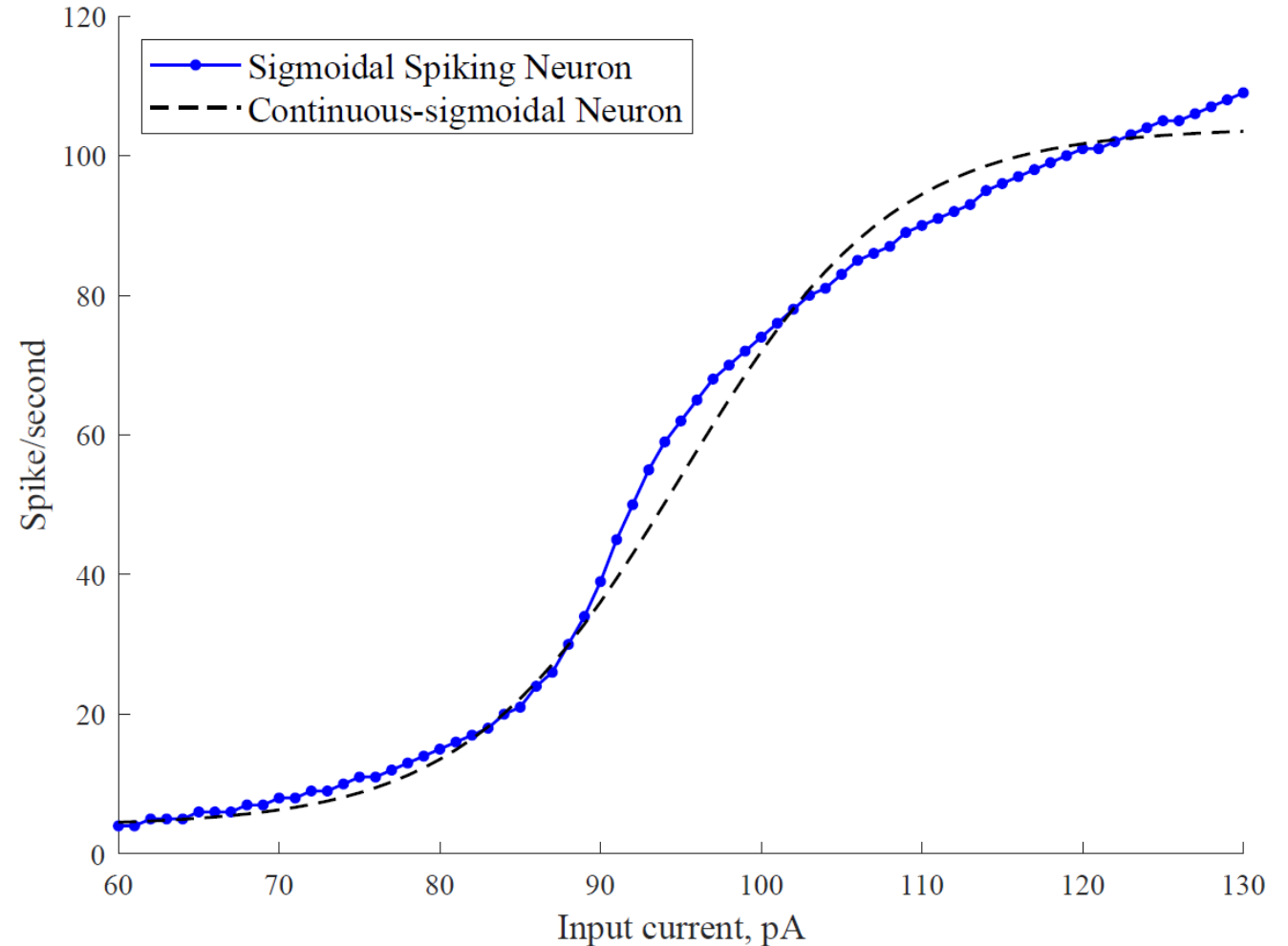


Neurona Spiking (Sigmoidal Spiking)

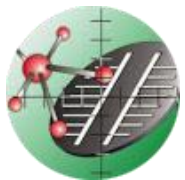
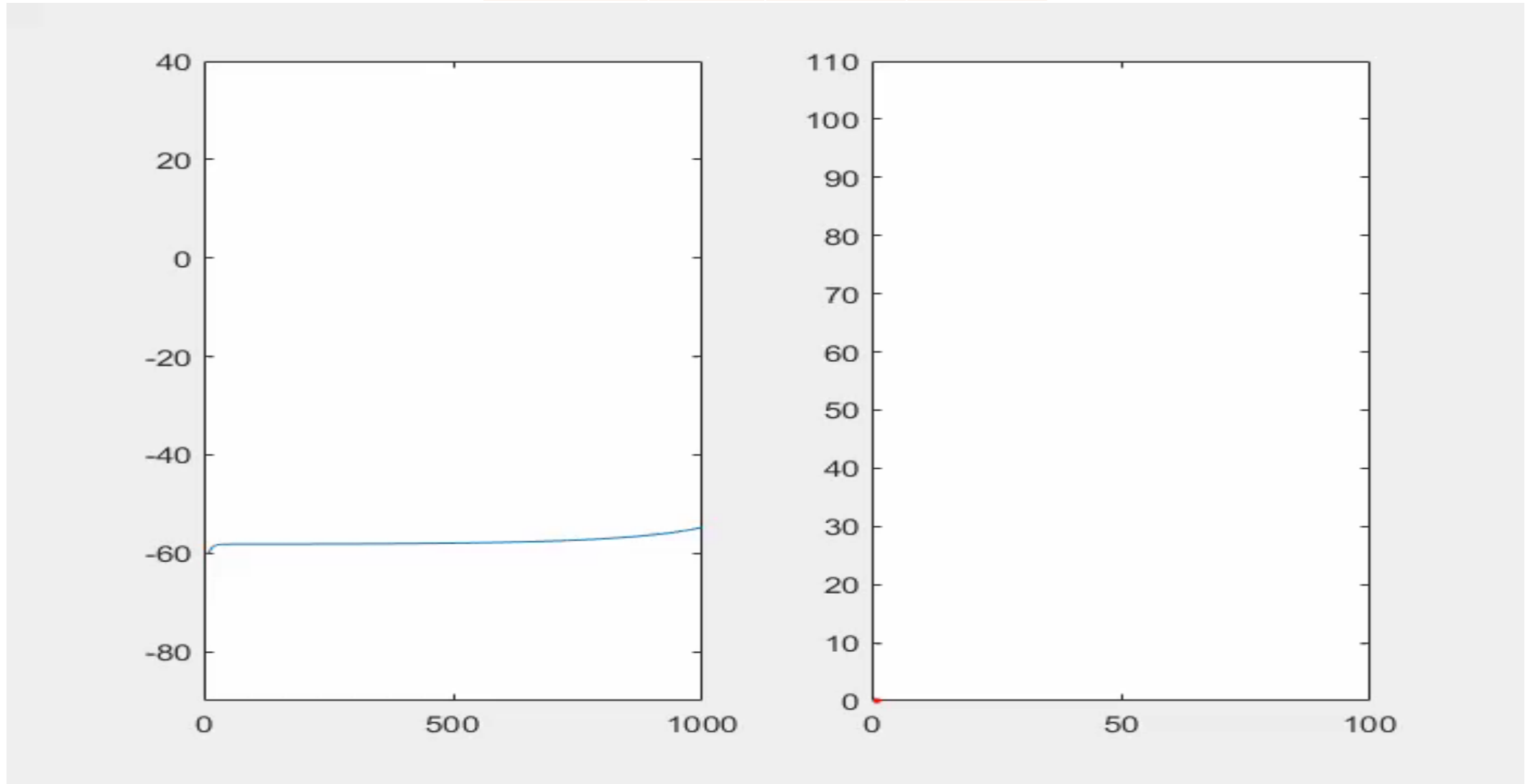
Regular Spiking			
a	b	c	d
-0.0048 ms^{-1}	0.196	-85.59 mV	-5.34 mV

C	100 pF
k	0.9
v_r	-60 mV
v_t	-40 mV
v_{peak}	35 mV

MSE = 0.017



Regular Spiking			
a	b	c	d
-0.0048 ms^{-1}	0.196	-85.59 mV	-5.34 mV



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

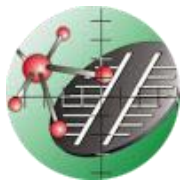
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro



Visualización de Datos en Baja Dimensión Usando t-SNE

t-SNE(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding)

Función de Probabilidad de los datos de alta dimensión.

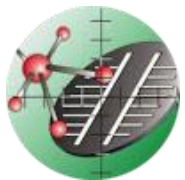
$$p_{ij} = \frac{\exp\left(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2\right)}{\sum_{k \neq l} \exp\left(-\|x_k - x_l\|^2 / 2\sigma^2\right)},$$

Función de Probabilidad de los datos de baja dimensión.

$$q_{ij} = \frac{\exp\left(-\|y_i - y_j\|^2\right)}{\sum_{k \neq l} \exp\left(-\|y_k - y_l\|^2\right)}.$$

Divergencia de Kullback-Leibler.
(función de optimización)

$$C = KL(P||Q) = \sum_i \sum_j p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}},$$



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

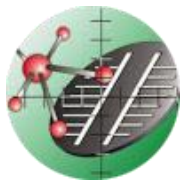
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

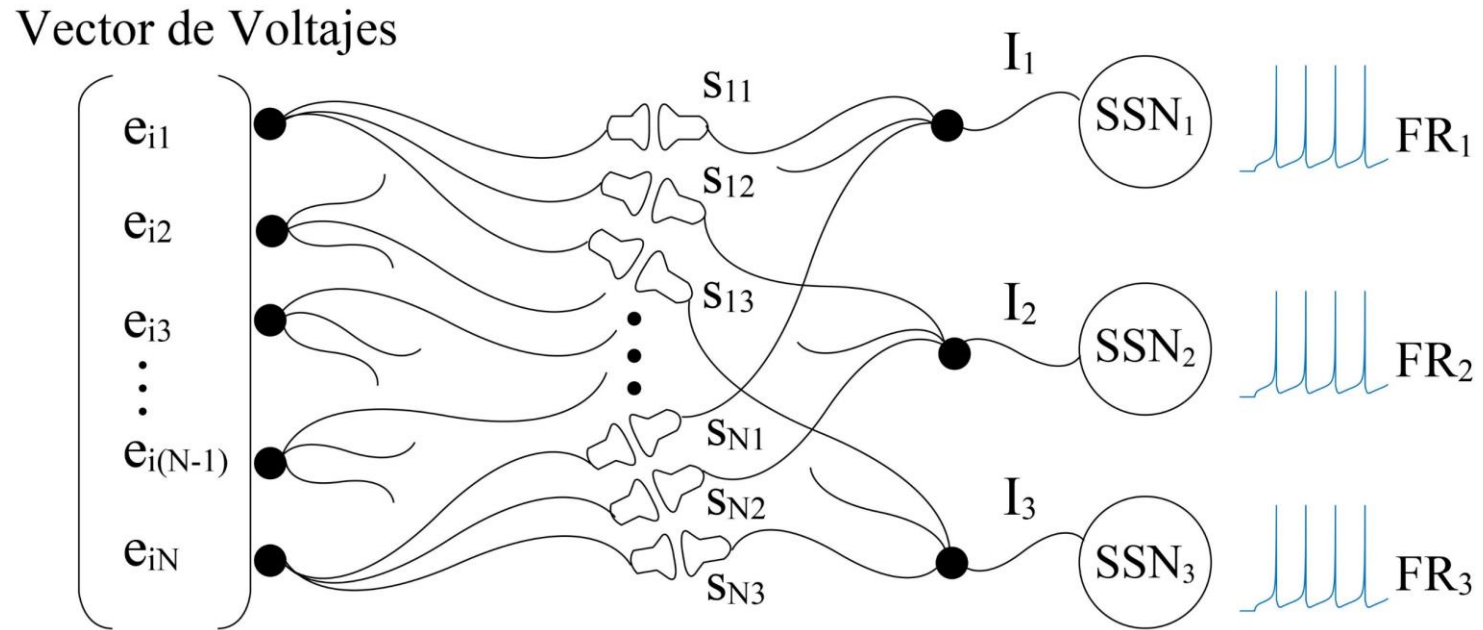
Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro



Desarrollo Experimental (Spiking Neural Network)

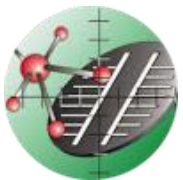


Conductancia Sináptica ($S_{j,k}$)

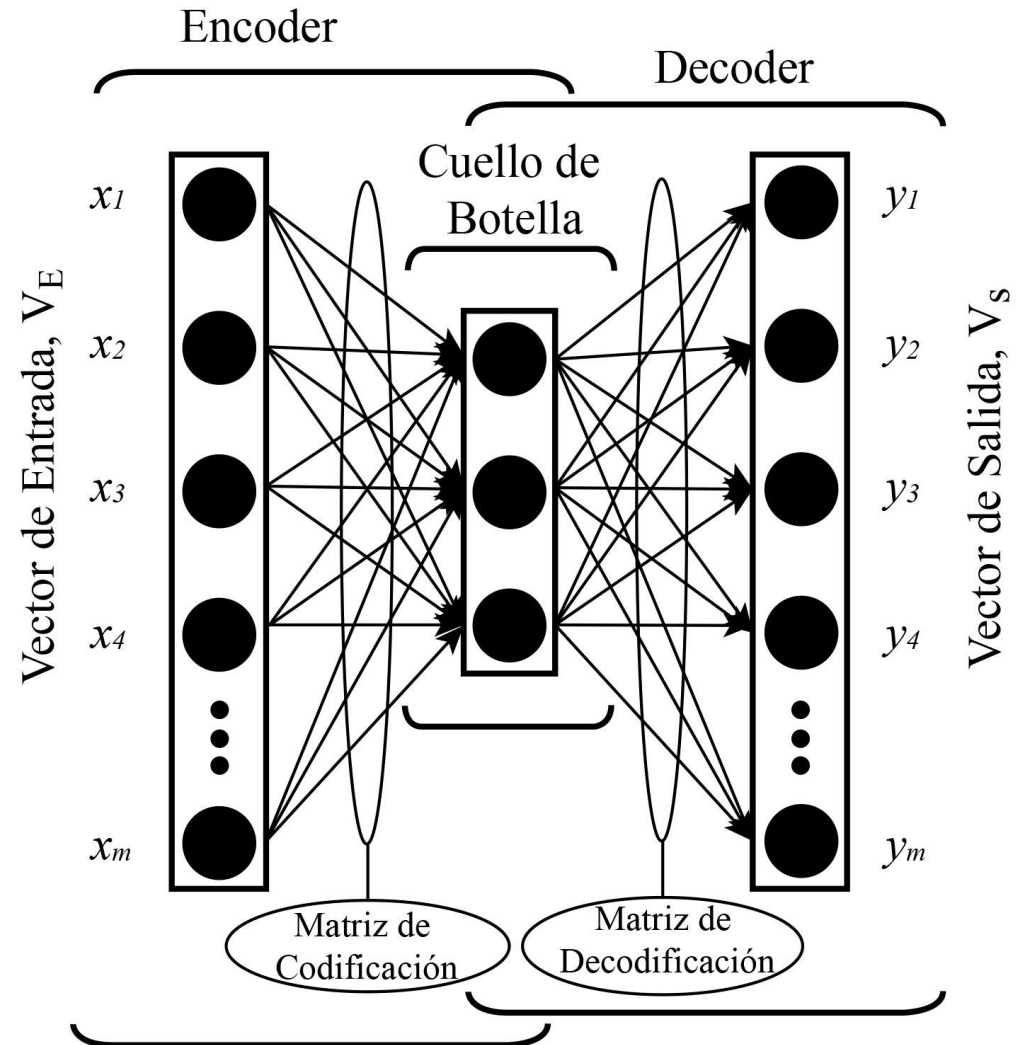
Neurona Spiking Sigmoidal (SSN_k)

Vector de Datos de Entrada (Vector de Voltages $e_{i,j}$)

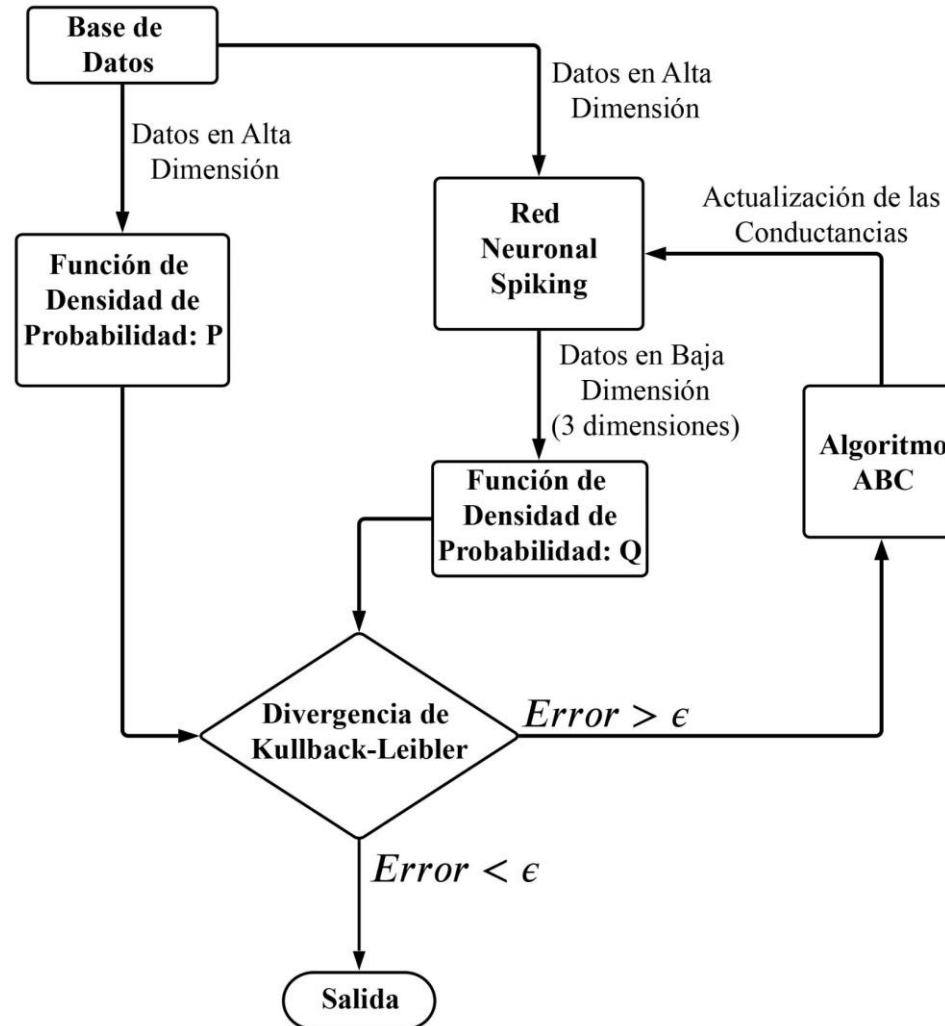
Razón de Frecuencia (FR_k)



Desarrollo Experimental (Autoencoder)



Desarrollo Experimental (entrenamiento de la Red Neuronal Spiking)



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

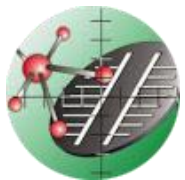
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

Conclusiones

Trabajo Futuro



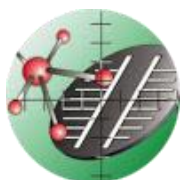
Resultados Obtenidos

Base de datos de números escritos a mano

- 44 personas.
- Las posiciones que ocupa en píxeles, la escritura de los números correspondientes del 0 al 9
- Tableta con dimensiones de 500 X 500 píxeles.
- Sensor de presión
- Para cada evento ejecutado un conjunto de 16 atributos

Base de datos de Flores, Frutas y Rostros

- 100 imágenes de cada categoría
- Niveles de gris
- Local Binary Pattern
- 67 características o rasgos extraído de cada imagen
- Características estructurales y basadas en la textura

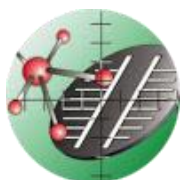


Resultados Obtenidos

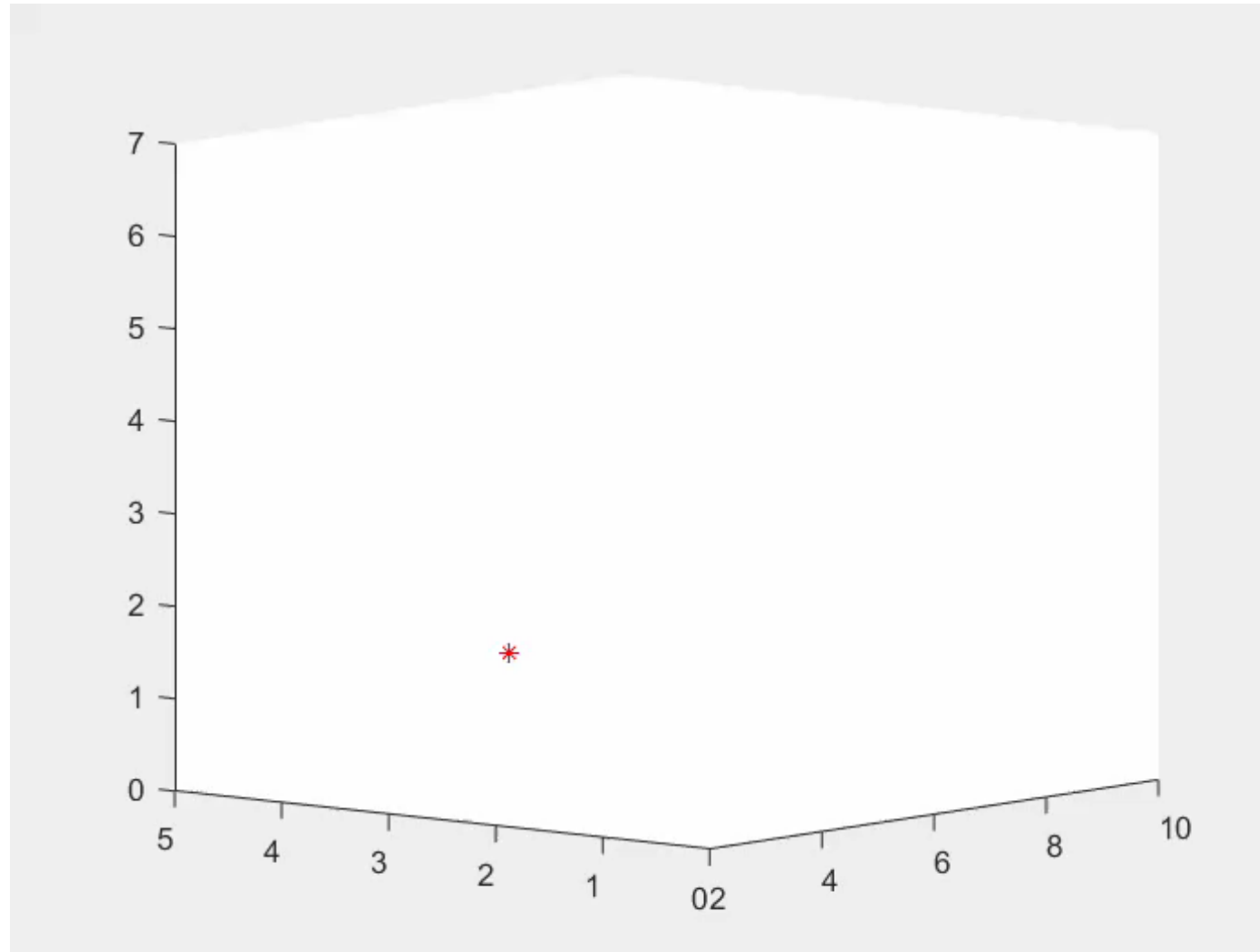
Base de datos de terrenos de cultivo

- Nave no tripulada.
- Radar óptico bitemporal.
- Cámara polarimétrica.
- 174 características.

Nombre	Datos	Características	Clases	Dimensión
Escritura de Números	1000	16	10	1000 × 16
Frutas, Flores, y Rostros	300	67	3	300 × 67
Tierras de Cultivo	700	174	7	700 × 174

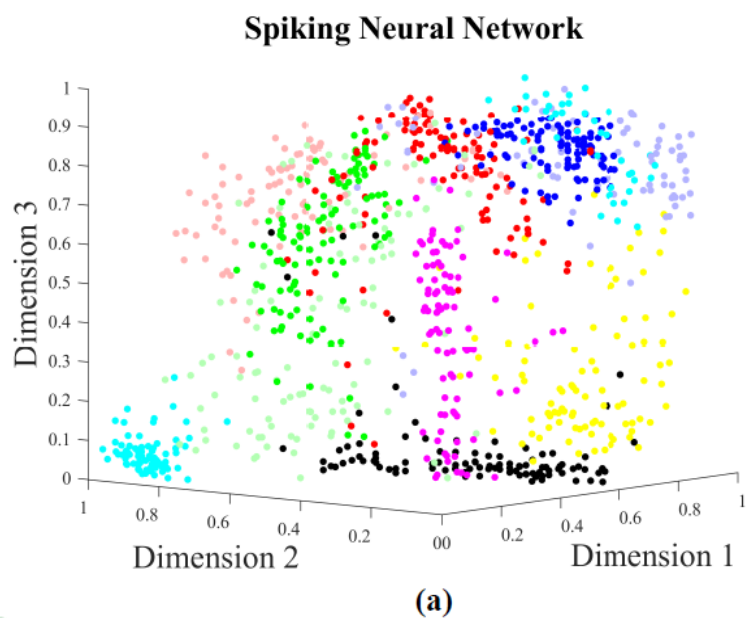


Resultados Obtenidos

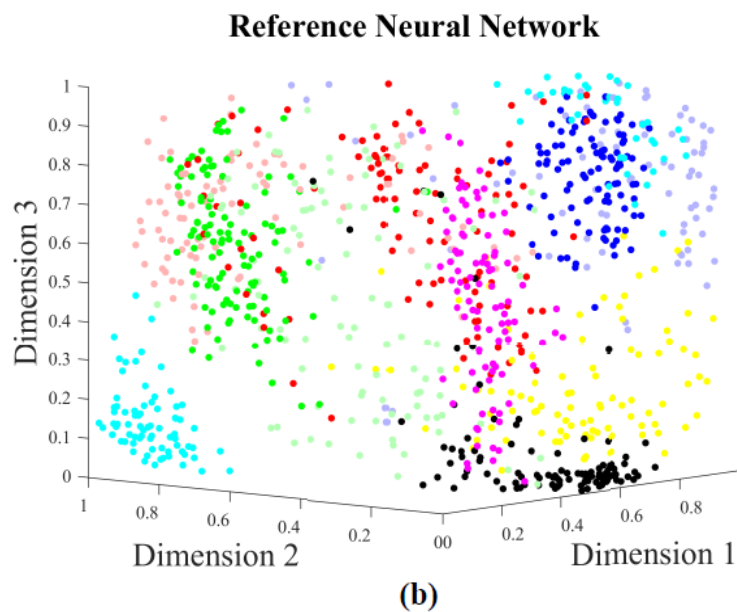


Resultados Obtenidos

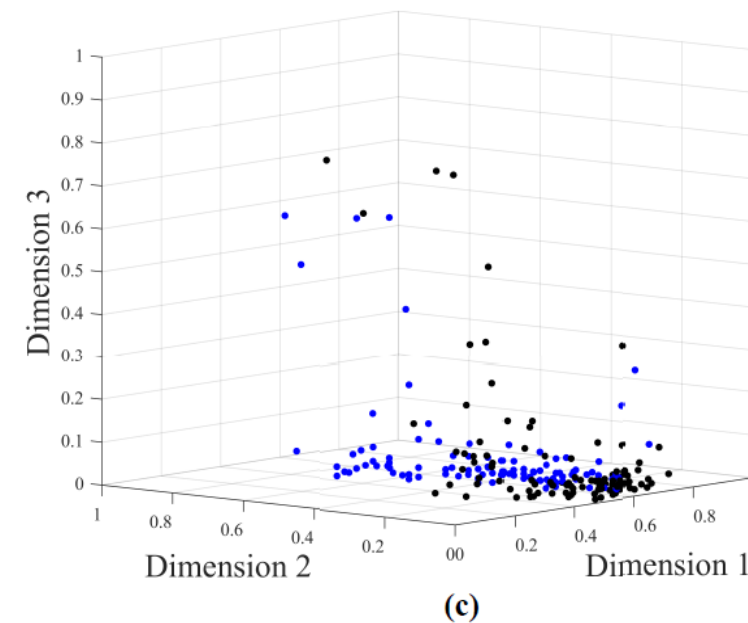
Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Números Escritos a Mano)



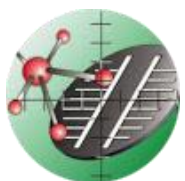
Todas las clases



Todas las clases

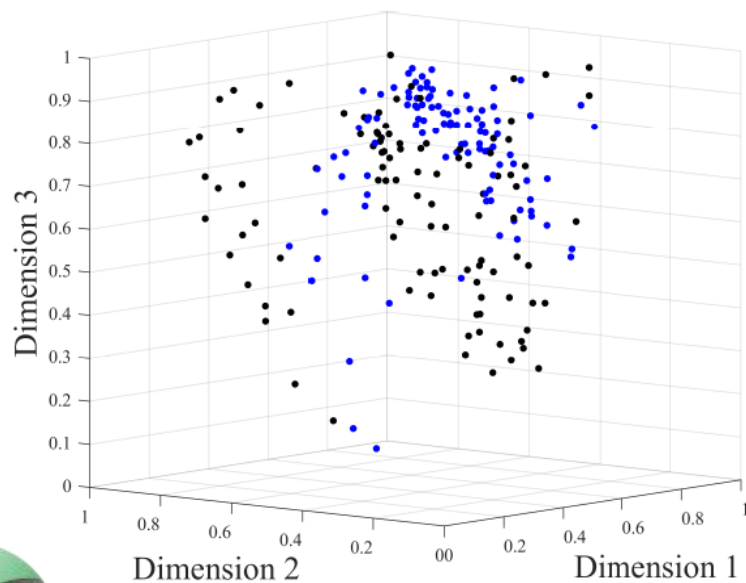


Clase Número 0



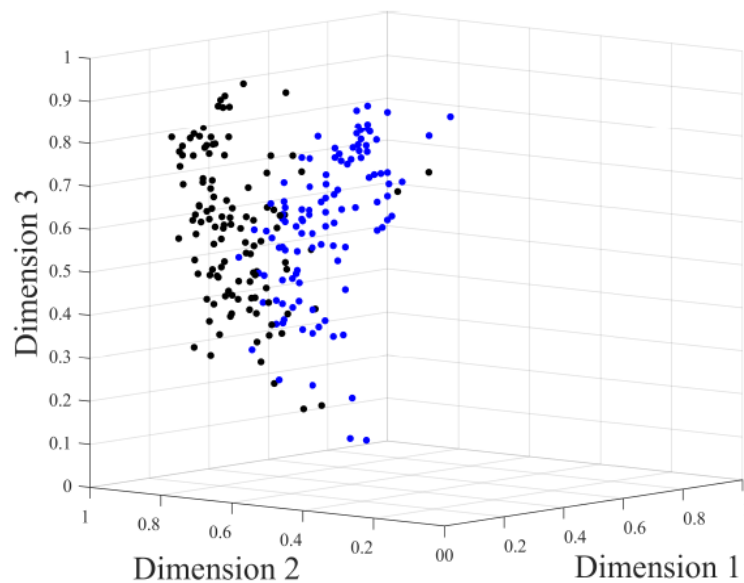
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Números Escritos a Mano)



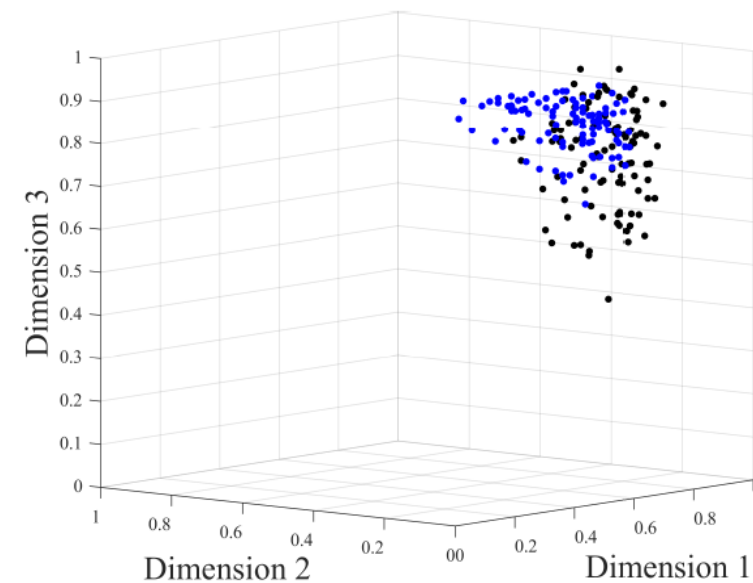
(d)

Clase Número 1



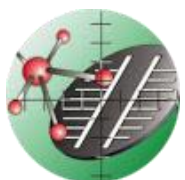
(e)

Clase Número 2



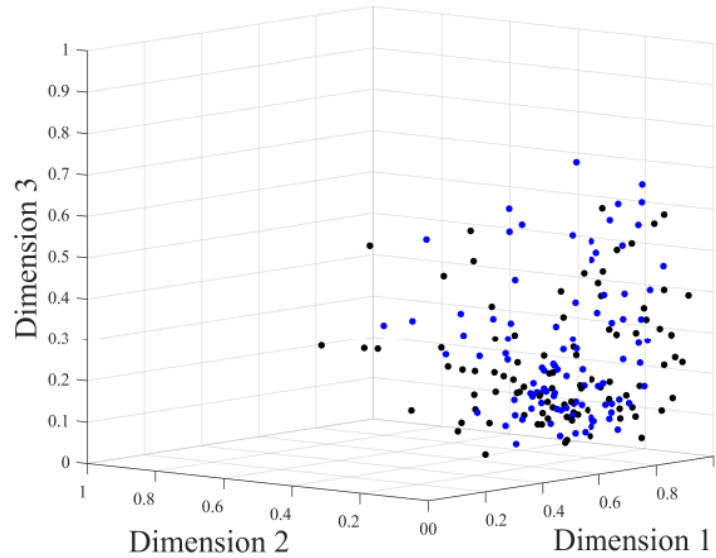
(f)

Clase Número 3



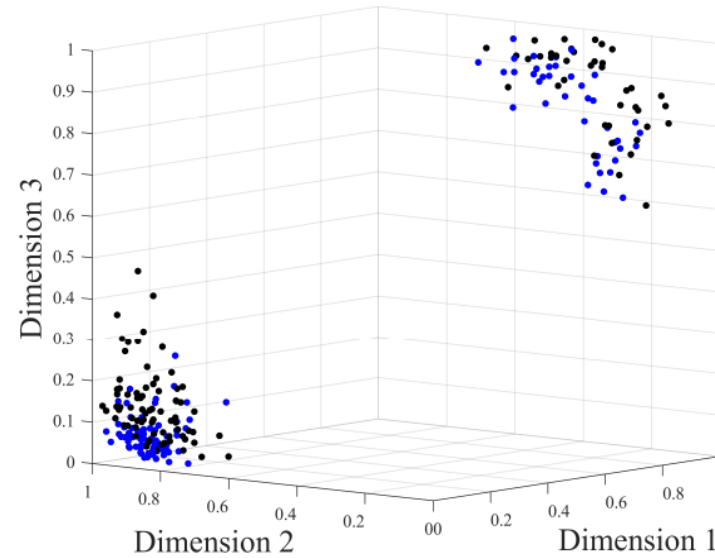
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Números Escritos a Mano)



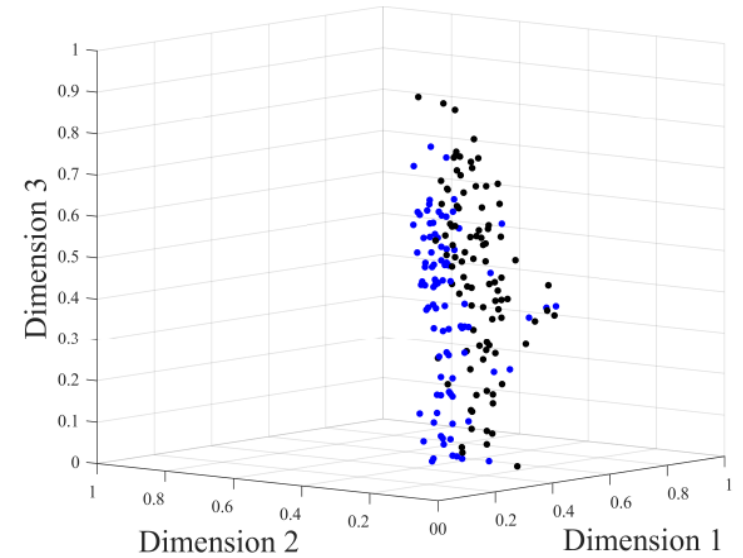
(g)

Clase Número 4



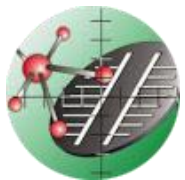
(h)

Clase Número 5



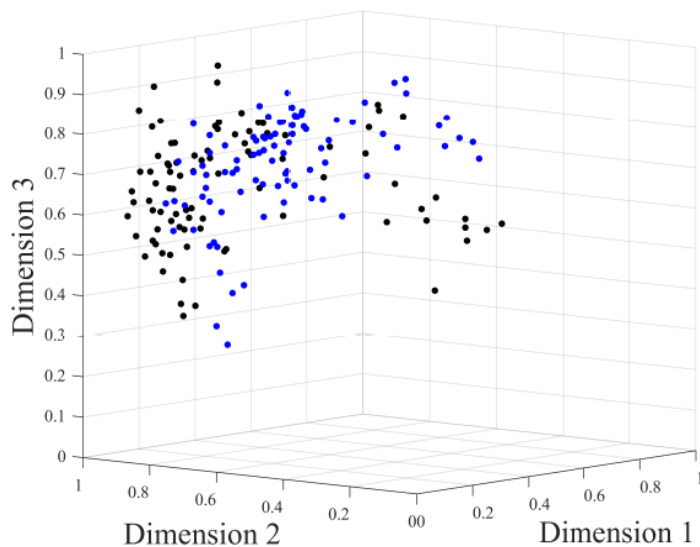
(i)

Clase Número 6



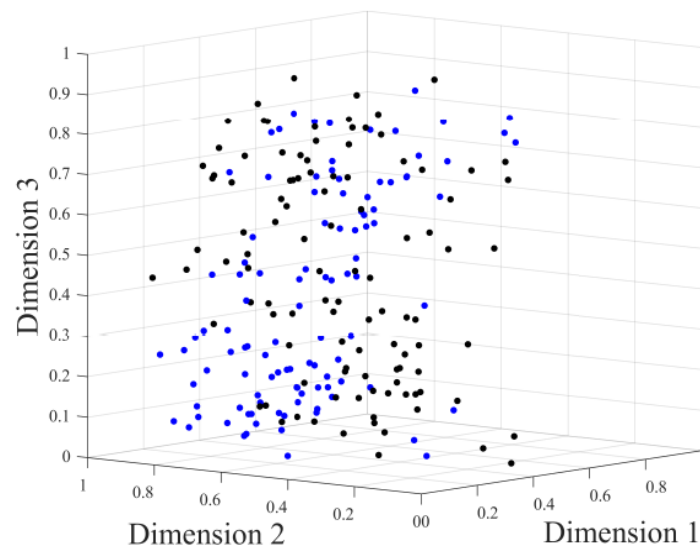
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Números Escritos a Mano)



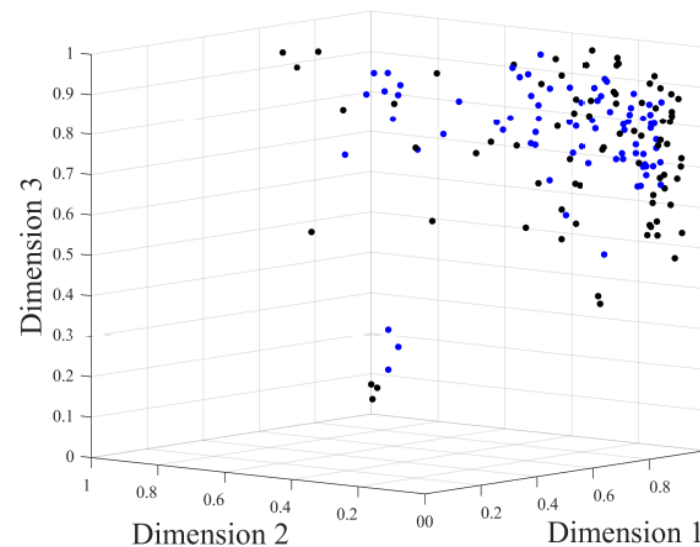
(j)

Clase Número 7



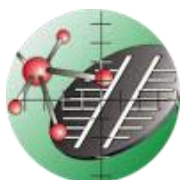
(k)

Clase Número 8



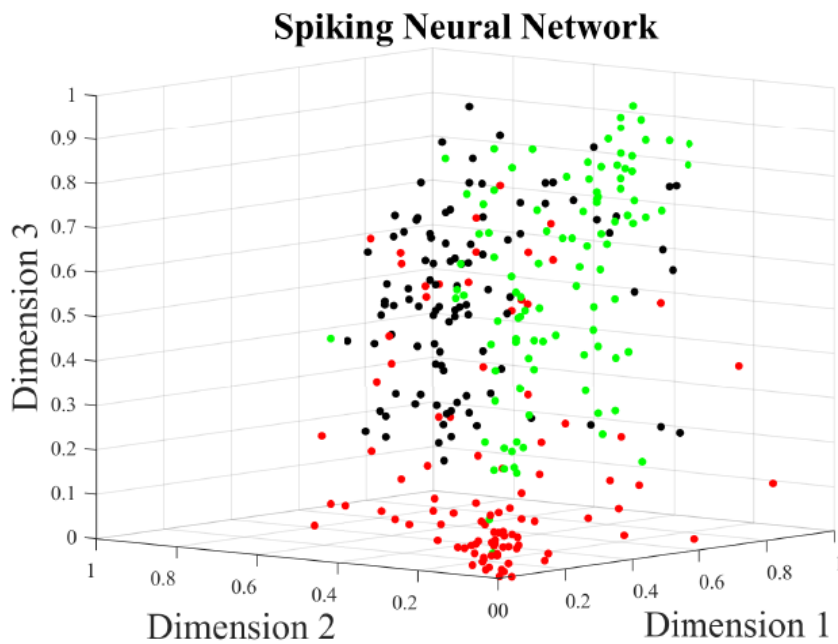
(l)

Clase Número 9



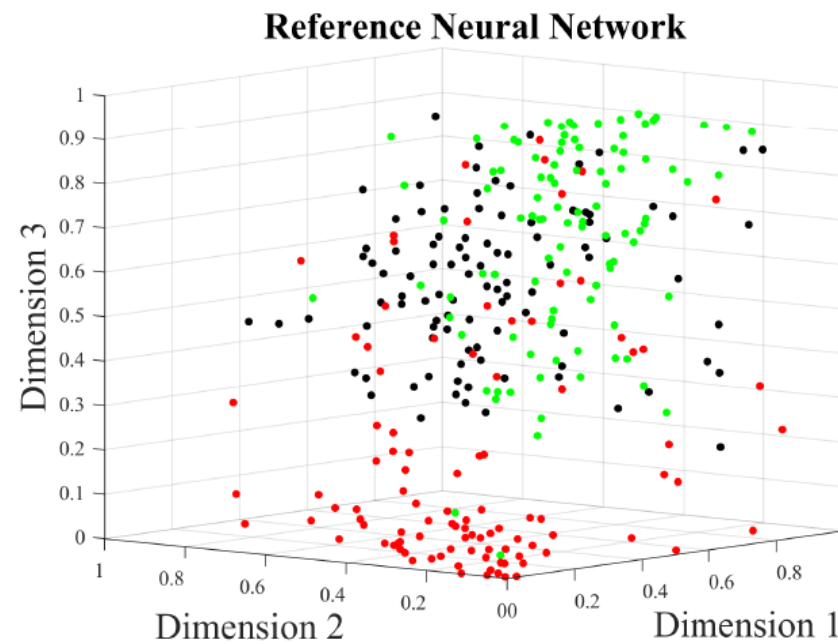
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Flores, Frutas, y Rostros)



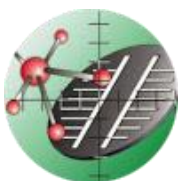
(a)

Todas las clases



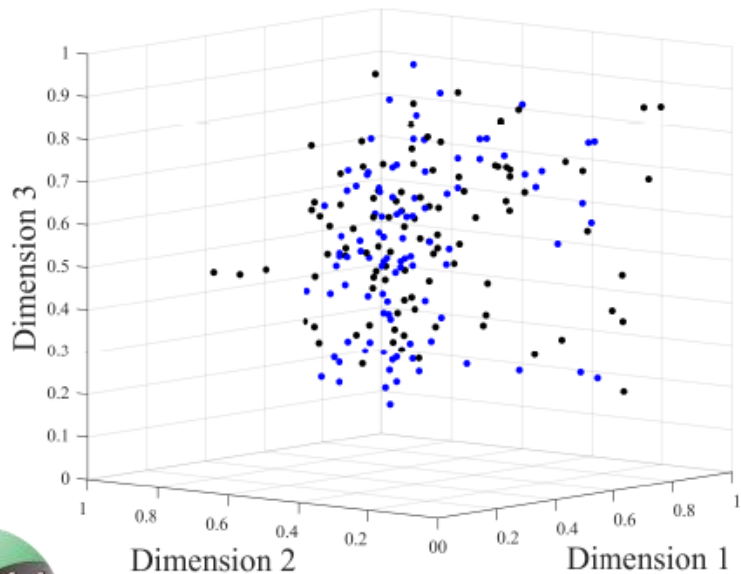
(b)

Todas las clases



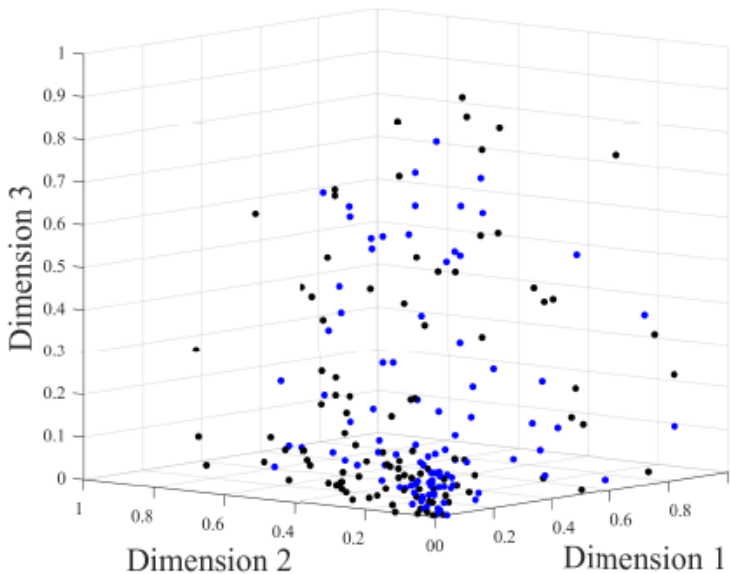
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Flores, Frutas, y Rostros)



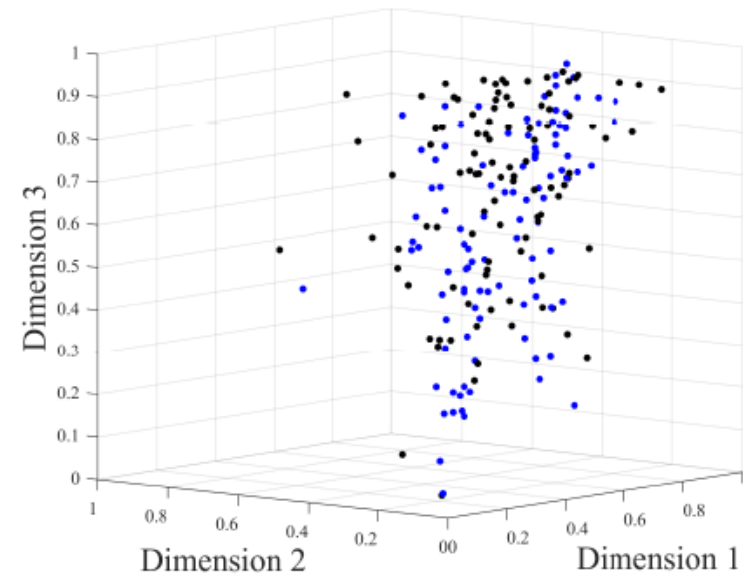
(c)

Clase Flores



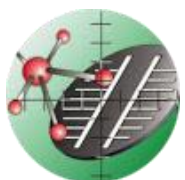
(d)

Clase Frutas



(e)

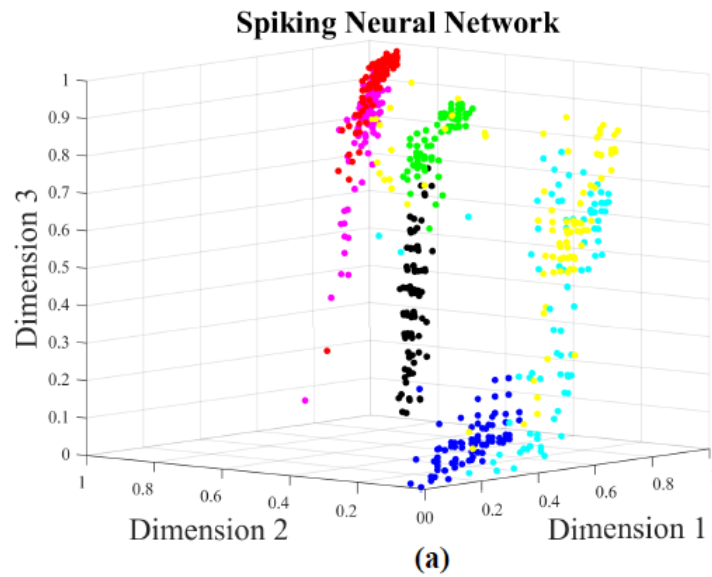
Clase Rostros



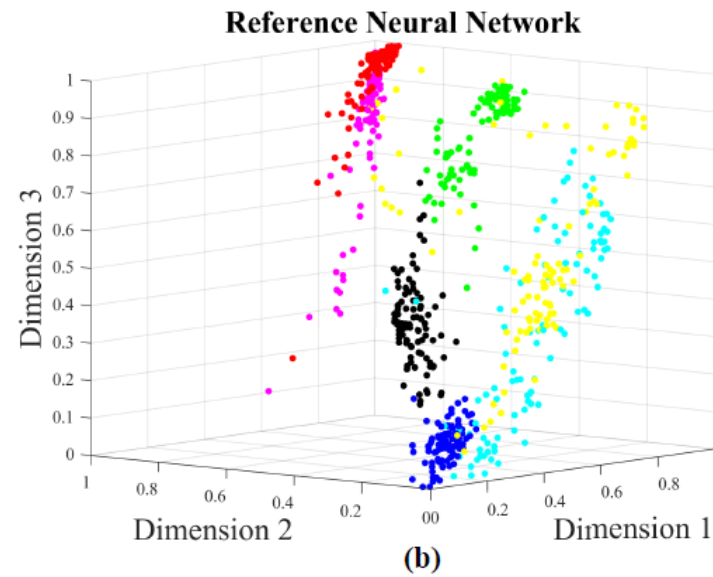
SEES

Resultados Obtenidos

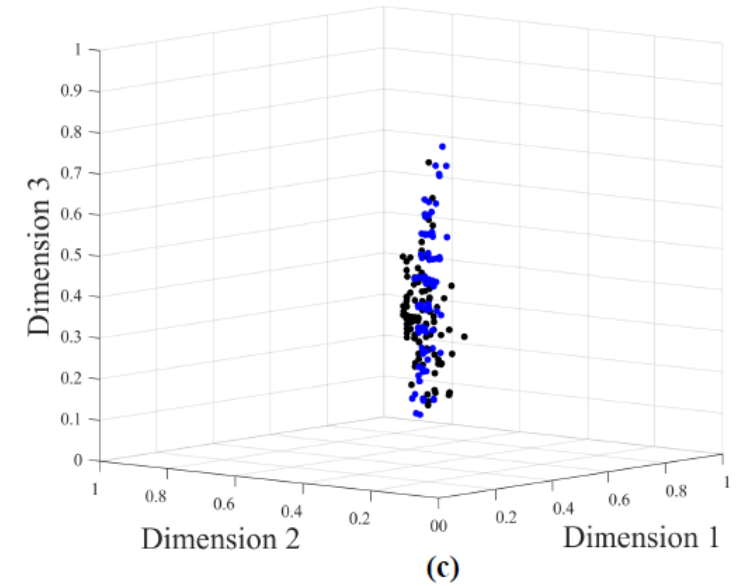
Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Terrenos de Cultivo)



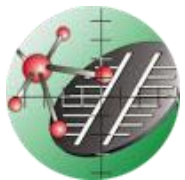
Todas las clases



Todas las clases

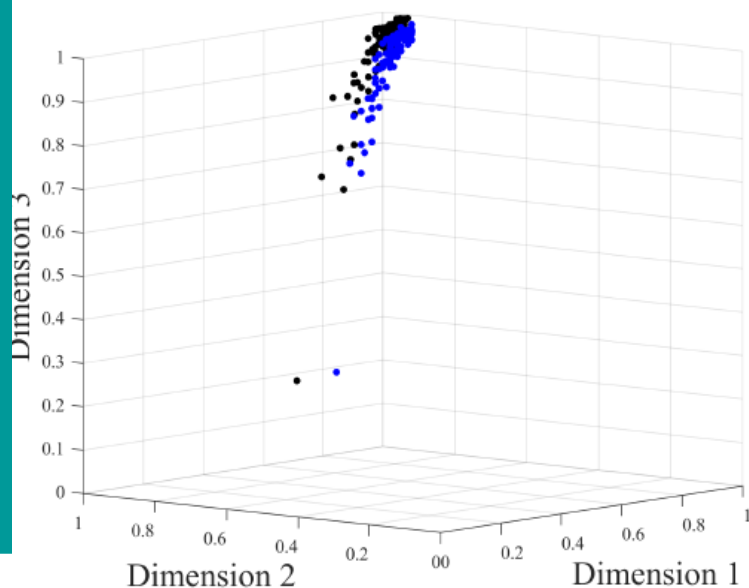


Clase cultivo de maíz



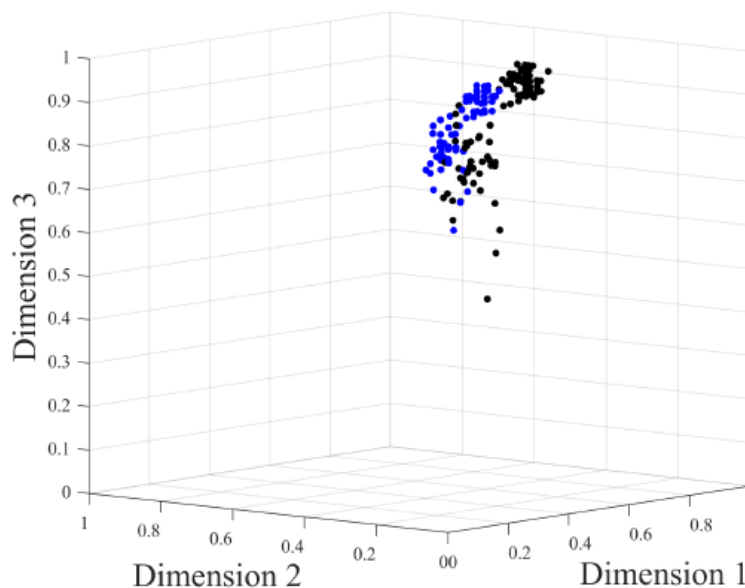
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Terrenos de Cultivo)



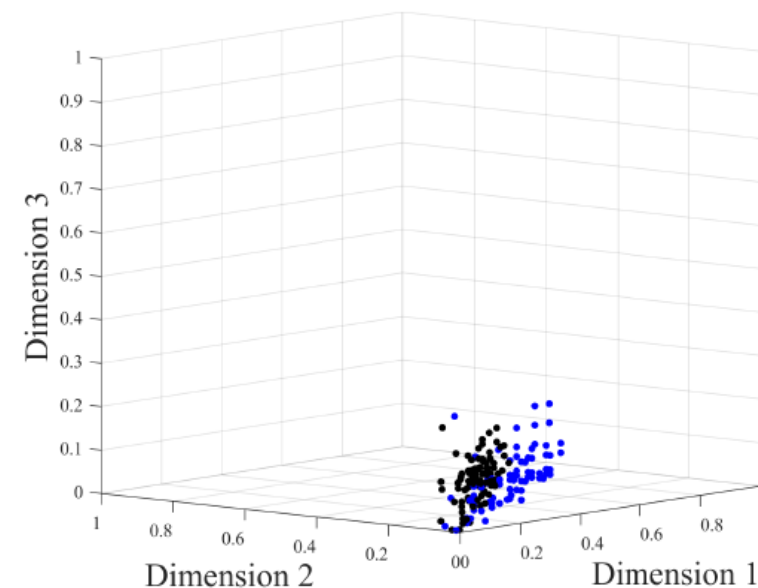
(d)

Clase cultivo de guisante



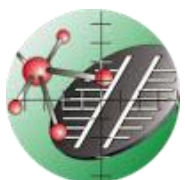
(e)

Clase cultivo de canola



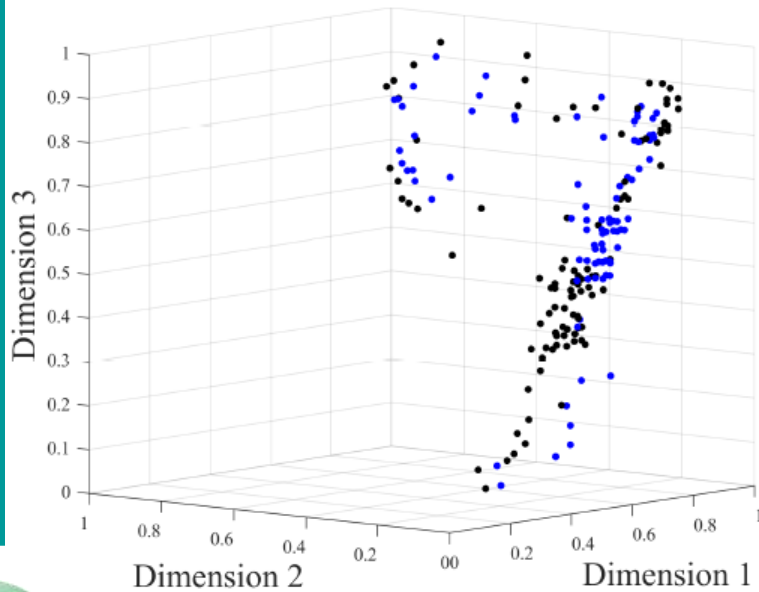
(f)

Clase cultivo de soya



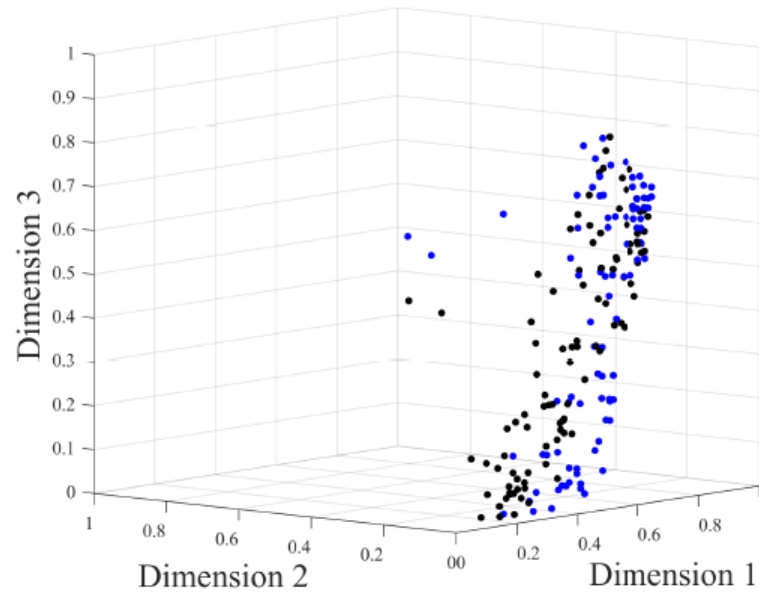
Resultados Obtenidos

Distribución de los datos con dimensiones reducidas.
(Base de Datos de Terrenos de Cultivo)



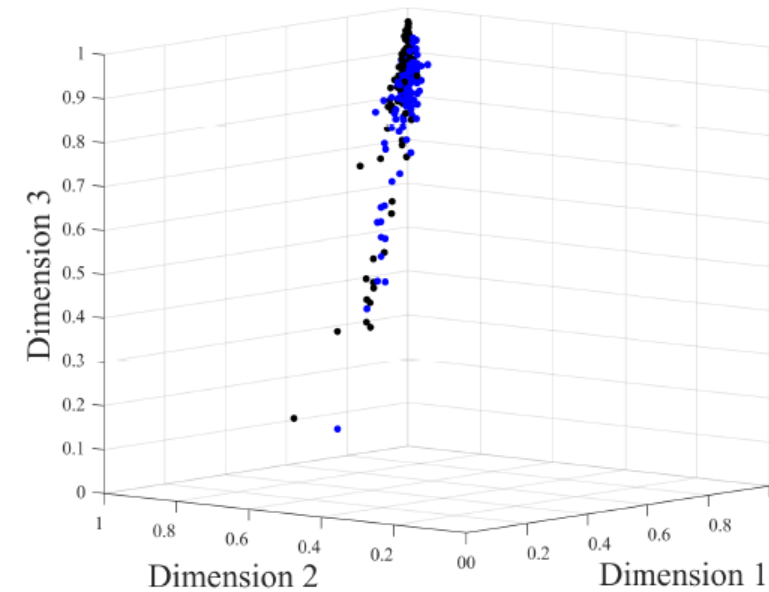
(g)

Clase cultivo de avena



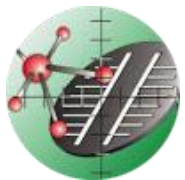
(h)

Clase cultivo de trigo



(i)

Clase cultivo de hoja ancha



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

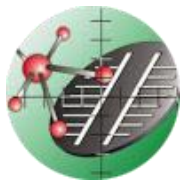
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

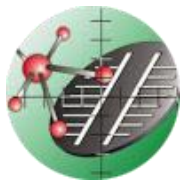
Conclusiones

Trabajo Futuro



Conclusiones

1. En el trabajo desarrollado, se han considerado y analizado tres bases de datos provenientes de sistemas IDC, tomando en cuenta la cantidad de información y su procesamiento, y se ha logrado su análisis para la extracción de información y reducción de dimensión.
2. El algoritmo de Colonia Artificial de Abejas, se implementó para buscar los parámetros de una neurona spiking logrando que ésta tenga una respuesta de manera sigmoïdal, lo cual representa un nuevo comportamiento no reportado a la fecha en la literatura.
3. En este trabajo se ha implementado una arquitectura con neuronas spiking de respuesta no lineal y se ha demostrado que la neurona no lineal mejora la capacidad computacional de este tipo de arquitecturas para abordar problemas cuya solución es no linealmente alcanzable.
4. Finalmente, concluimos que el trabajo de doctorado, cuyo desarrollo temático se presenta en el manuscrito de esta tesis, ha alcanzado todos los Objetivos: El General y Los Particulares.



Contenido

Objetivo

Contexto del Evento a Analizar

Algoritmo ABC

Neuronas Spiking (Modelo Izhikevich)

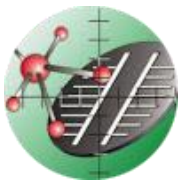
Método de Visualización de Datos en Baja Dimensión

Desarrollo Experimental

Resultados Obtenidos

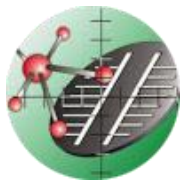
Conclusiones

Trabajo Futuro



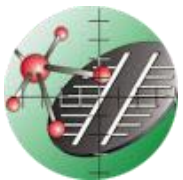
Trabajo Futuro

1. Si bien el método de t-SNE es eficiente en la visualización de los datos en baja dimensión, otros paradigmas alternativos de procesamiento informático podrán ser abordados.
2. La nueva neurona spiking con respuesta sigmoïdal es originalmente propuesta en este trabajo, por lo que es atractivo determinar su desempeño aplicándola a problemas en diferentes ámbitos.
3. Dada la información disponible en sistemas para el procesamiento de imágenes digitales en la tarea de mejora de contraste de los niveles de color, es posible implementar arquitecturas de redes neuronales spiking con respuesta sigmoïdal, que tengan la capacidad de desarrollar esta tarea.
4. Con la experiencia adquirida por el Grupo de Sistemas VLSI de la Sección de Electrónica del Estado Sólido, la cual incluye la implementación de neuronas artificiales spiking en hardware, puede afirmarse entonces que el estudio y desarrollo de la neurona spiking sigmoïdal está latente.



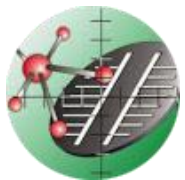
Productos Derivados del Trabajo

1. Spiking Neural Network Architecture Comparison by Solving the Non-linear XOR Problem. Artículo publicado en extenso en las memorias del 17th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2020.
2. Approaching Optimal Nonlinear Dimensionality Reduction by a Spiking Neural Network. Artículo publicado en la revista: Electronics MDPI 2021, 10(14), 1679, con número de registro doi.org/10.3390/electronics10141679.



Referencias

- [1] F. Cicirelli, A. Guerrieri, C. Mastroianni, G. Spezzano, and A. Vinci, *The Internet of Things for smart urban ecosystems*. Springer, 2019.
- [2] W. Ejaz and A. Anpalagan, *Internet of things for smart cities: technologies, big data and security*. Springer, 2019.
- [3] V. Gazis, “A survey of standards for machine-to-machine and the internet of things,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 1, pp. 482–511, 2016.
- [4] W. Stallings, “Ipv6: the new internet protocol,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 34, no. 7, pp. 96–108, 1996.
- [5] E. Adler, “Here’s why the “internet of things” will be huge and drive tremendous value for people and businesses’,” *Business Insider*, vol. 7, 2013.
- [6] G. George, M. Haas, and A. Pentland, “Big data and management,” 2014.



Referencias

- [7] J. Manyika, M. Chui, B. Brown, J. Bughin, R. Dobbs, C. Roxburgh, and A. Hung Byers, “Mckinsey global institute, big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity.” May 2011, Available online: https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/mckinsey%20digital/our%20insights/big%20data%20the%20next%20frontier%20for%20innovation/mgi_big_data_full_report.pdf (accessed on 23 June 2021).
- [8] “Handwritten digits data set.” Available online: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Pen-Based+Recognition+of+Handwritten+Digits> (accessed on 29 April 2021).
- [9] “Flowers, fruits and faces data set.” Available online: <https://es.dreamstime.com/foto-de-archivo-sistema-de-caras-de-la-gente-image79273852> (accessed on 22 April 2021).
- [10] “Fused optical-radar data set.” Available online: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Crop+mapping+using+fused+optical-radar+data+set#> (accessed on 29 April 2021).

