



UCM

UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE

Computación de Alto Rendimiento y Biometría

<http://www.litrp.cl>

**Laboratorio de Investigaciones Tecnológicas en
Reconocimiento de Patrones (LITRP)**



LITRP

Laboratorio de Investigaciones
Tecnológicas en Reconocimiento de Patrones
Universidad Católica del Maule



Equipo de Trabajo



LITRP

Laboratorio de Investigaciones
Tecnológicas en Reconocimiento de Patrones
Universidad Católica del Maule

Investigadores

Director

Dr. Marco Mora



Dr. Ricardo Barrientos



Dr. Ruber Hernández



Dr. David Zabala



Dr. José Naranjo



Dra. Xaviera López



Áreas de Desarrollo:

- Inteligencia Artificial
- Computación de Alto Rendimiento
- Redes Neuronales
- Tratamiento de Imágenes
- Minería de Datos

Estudiantes de Postgrado

- Doctorado en Ingeniería
- Doctorado Modelamiento Matemático
- Magíster en Ciencias de la Computación

Estudiantes de Pregrado

- Ingeniería Civil Informática

Proyectos financiados por el Gobierno de Chile y la Industria



UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE

FONDEF (2012-2013)



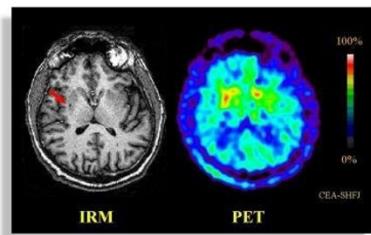
FONDEF (2018-2019)



FONDEF (2016-2017)



UCM (2017-2018)



LITRP

Laboratorio de Investigaciones
Tecnológicas en Reconocimiento de Patrones
Universidad Católica del Maule

EMPRESA (2017)



CONAF (2017-2018-2019)



- Propiedad Intelectual (Patentes)

- Contratos Tecnológicos con Empresas

- Proyectos de Investigación

- Publicaciones Internacionales

FIC-R (2018-2020)



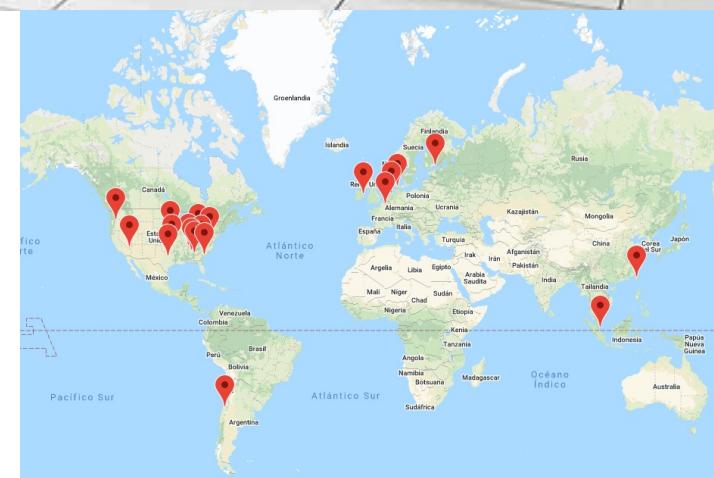
Ejemplo de problema de Big Data



Centro de Datos de Google



- Réplicas a lo largo del mundo



Planta Fotovoltaica El Romero



UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE

- 776.000 módulos solares.
- 1,5 millones de m², equivalente a 211 campos de fútbol.

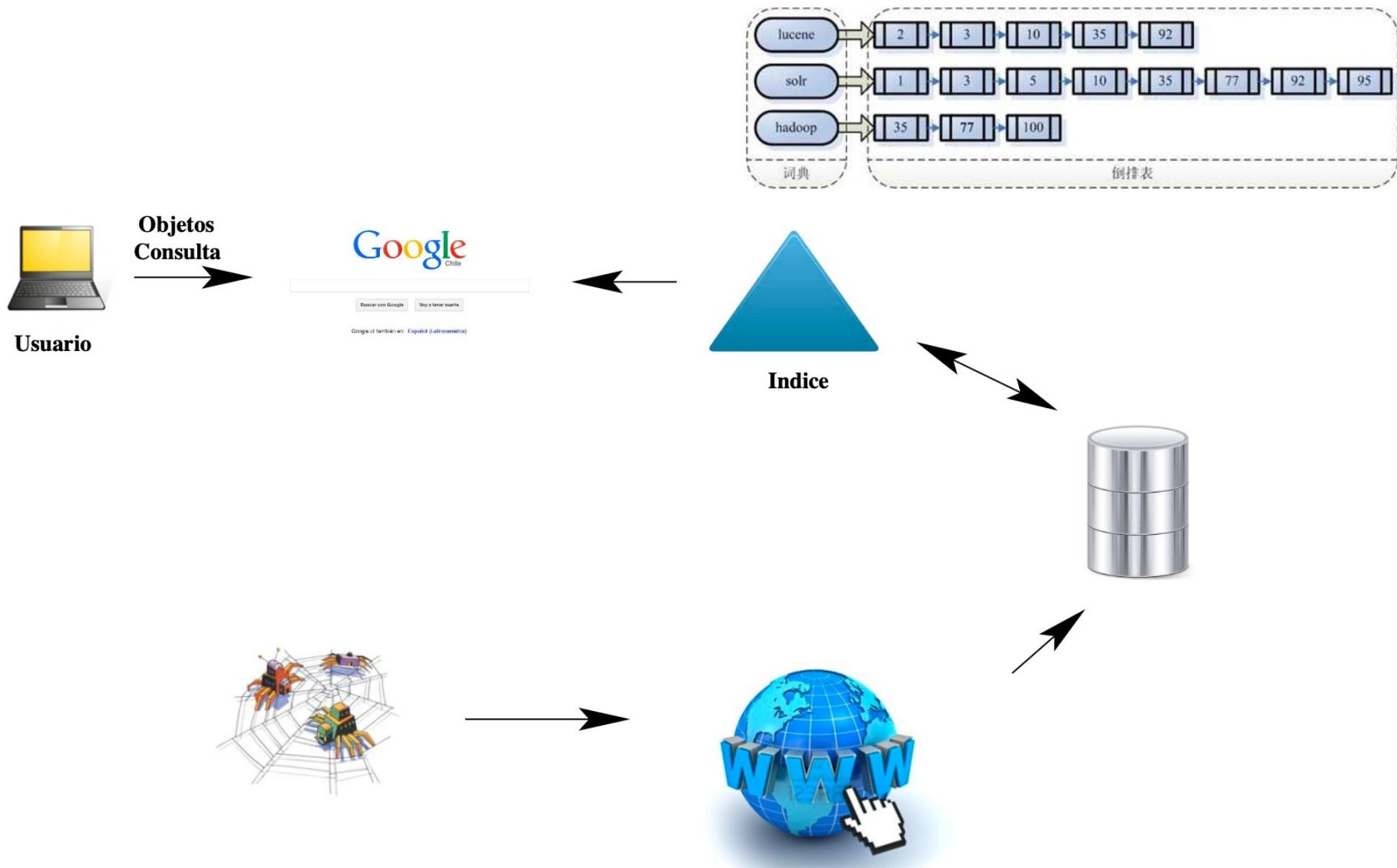


Motor de Búsqueda Web



UCM

UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE



Computación de Alto Rendimiento

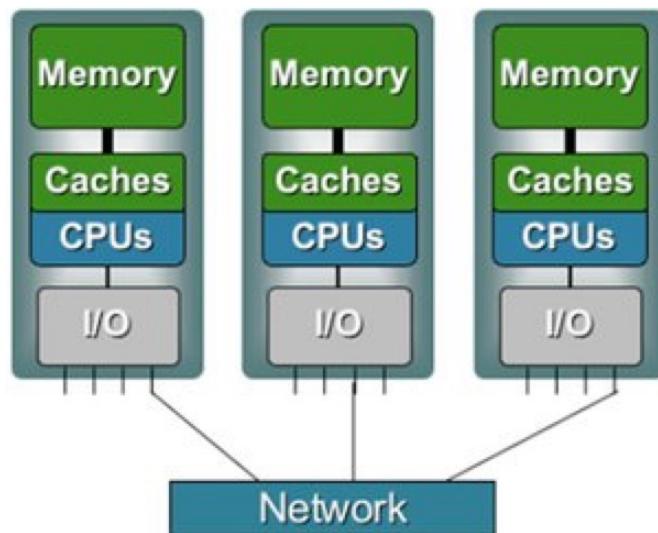
(High Performance Computing, HPC)

www.top500.org

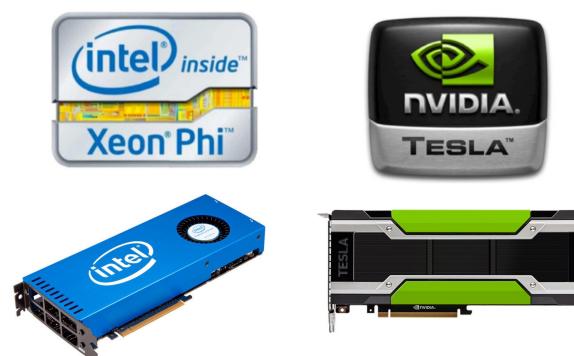
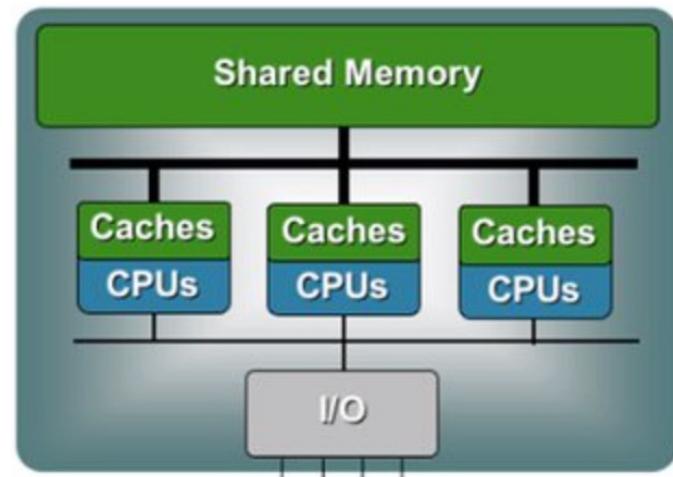
Rank	System	Cores	Rmax (TFlop/s)	Rpeak (TFlop/s)	Power (kW)
1	Supercomputer Fugaku - Supercomputer Fugaku, A64FX 48C 2.2GHz, Tofu interconnect D, Fujitsu RIKEN Center for Computational Science Japan	7,299,072	415,530.0	513,854.7	28,335
2	Summit - IBM Power System AC922, IBM POWER9 22C 3.07GHz, NVIDIA Volta GV100, Dual-rail Mellanox EDR Infiniband, IBM DOE/SC/Oak Ridge National Laboratory United States	2,414,592	148,600.0	200,794.9	10,096
3	Sierra - IBM Power System AC922, IBM POWER9 22C 3.1GHz, NVIDIA Volta GV100, Dual-rail Mellanox EDR Infiniband, IBM / NVIDIA / Mellanox DOE/NNSA/LLNL United States	1,572,480	94,640.0	125,712.0	7,438
4	Sunway TaihuLight - Sunway MPP, Sunway SW26010 260C 1.45GHz, Sunway, NRCPC National Supercomputing Center in Wuxi China	10,649,600	93,014.6	125,435.9	15,371
5	Tianhe-2A - TH-IVB-FEP Cluster, Intel Xeon E5-2692v2 12C 2.2GHz, TH Express-2, Matrix-2000, NUDT National Super Computer Center in Guangzhou China	4,981,760	61,444.5	100,678.7	18,482
6	HPC5 - PowerEdge C4140, Xeon Gold 6252 24C 2.1GHz, NVIDIA Tesla V100, Mellanox HDR Infiniband, Dell EMC Eni S.p.A. Italy	669,760	35,450.0	51,720.8	2,252
7	Selene - DGX A100 SuperPOD, AMD EPYC 7742 64C 2.25GHz, NVIDIA A100, Mellanox HDR Infiniband, Nvidia NVIDIA Corporation United States	272,800	27,580.0	34,568.6	1,344

Computación de Alto Rendimiento

(Sistemas de memoria Distribuida)



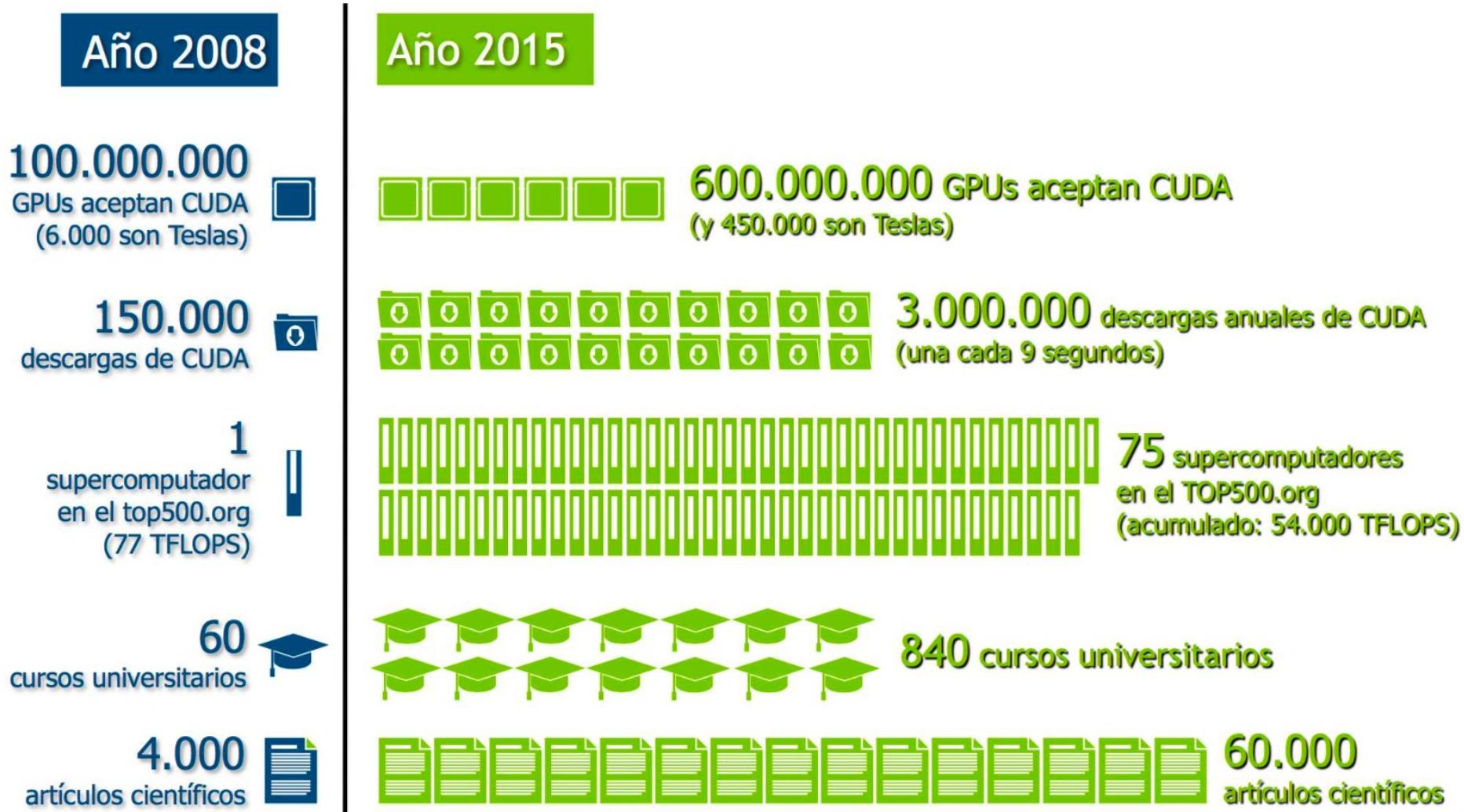
(Sistemas de memoria compartida)



GPU (Graphic Process Unit)



UCM
UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE



GPU (Graphic Process Unit)

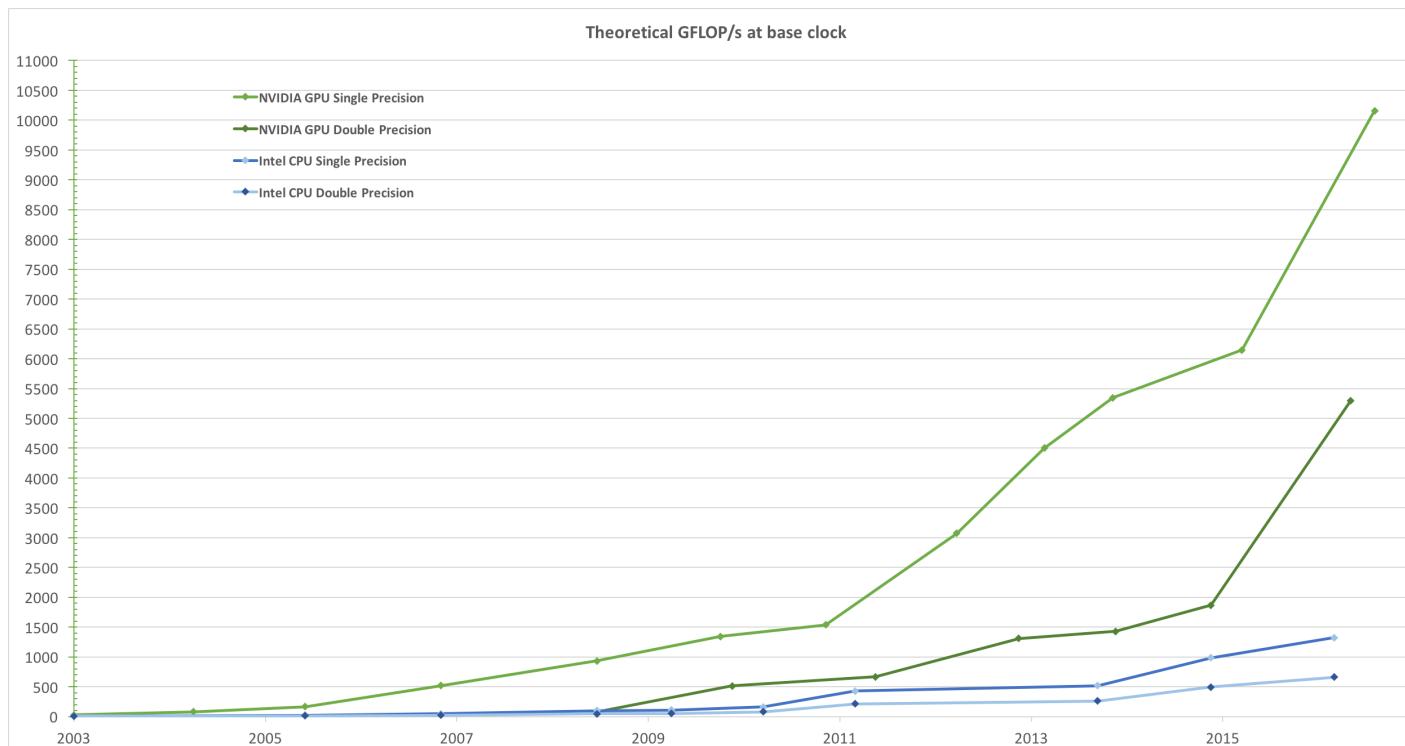


Fig.: CPU vs GPU



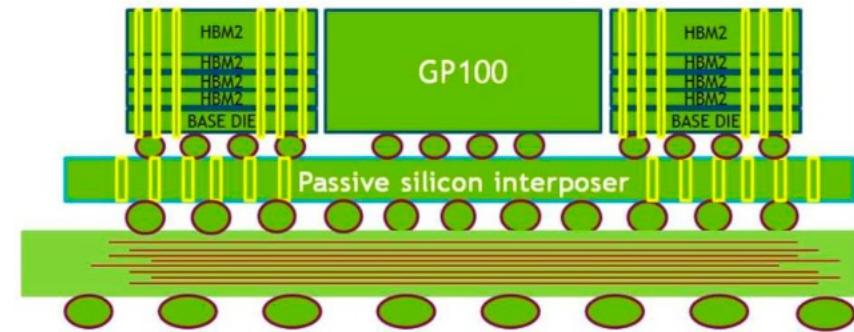
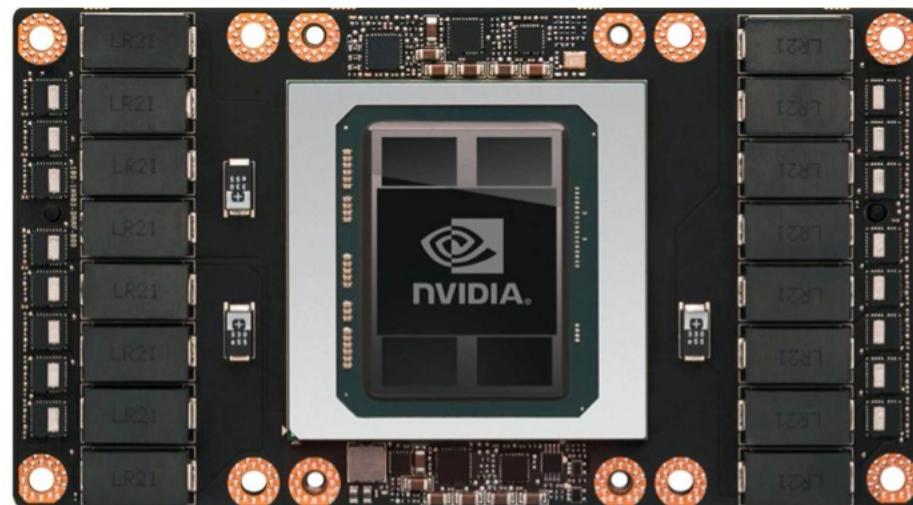
Fig.8: La GPU asigna más transistores al procesamiento de datos.



	GeForce 1080Ti
Núcleos	3.584
Memoria	11GB
Precisión Simple	11.340 GFLOPS
Precisión Doble	354 GFLOPS
Banda ancha de memoria	484.4 GB/s

GPU (Graphic Process Unit)

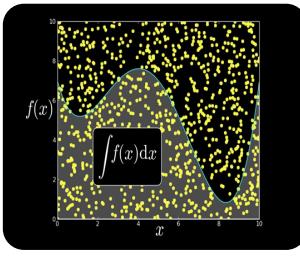
Memoria HBM2 en GPU Pascal GP100



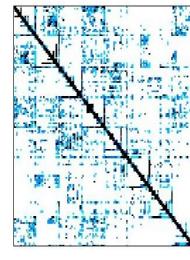
Librería aceleradas mediante GPU



NVIDIA cuBLAS



NVIDIA cuRAND



NVIDIA cuSPARSE



NVIDIA NPP



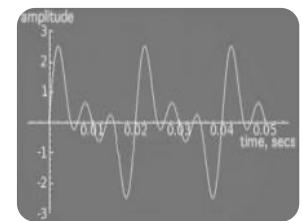
Vector Signal
Image Processing



GPU Accelerated
Linear Algebra



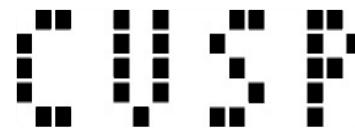
Matrix Algebra
on GPU and
Multicore
open source
initiative



NVIDIA cuFFT



ArrayFire Matrix
Computations



Sparse Linear
Algebra

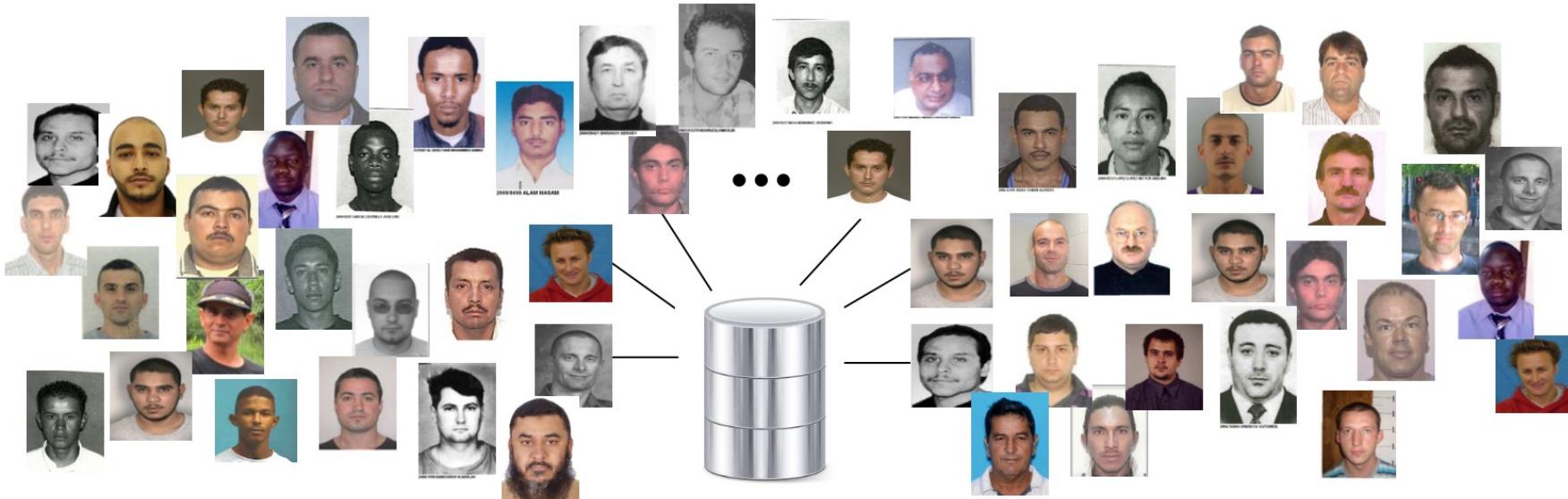


C++ STL
Features for
CUDA



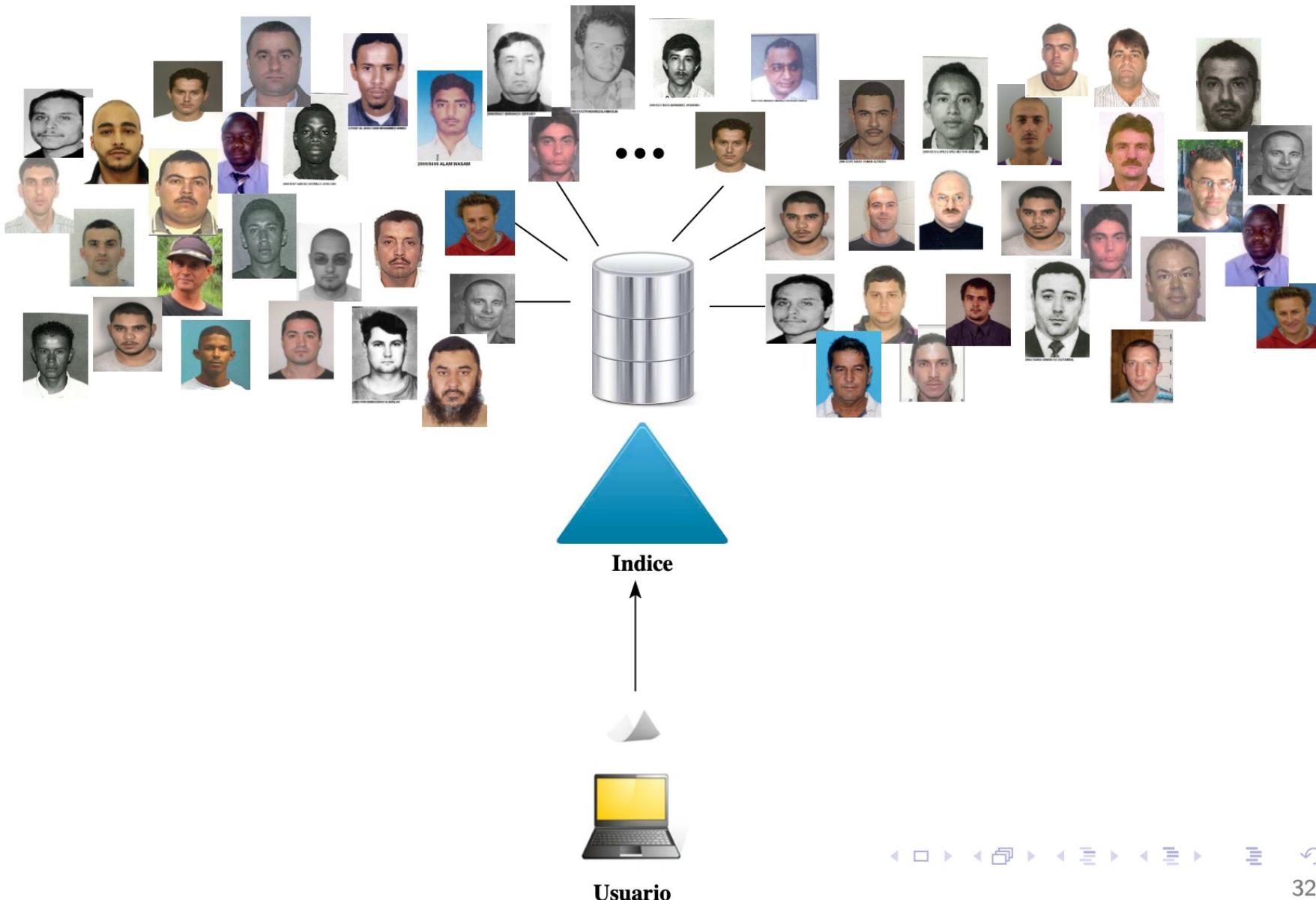
Trabajos Publicados

Búsqueda por Similitud

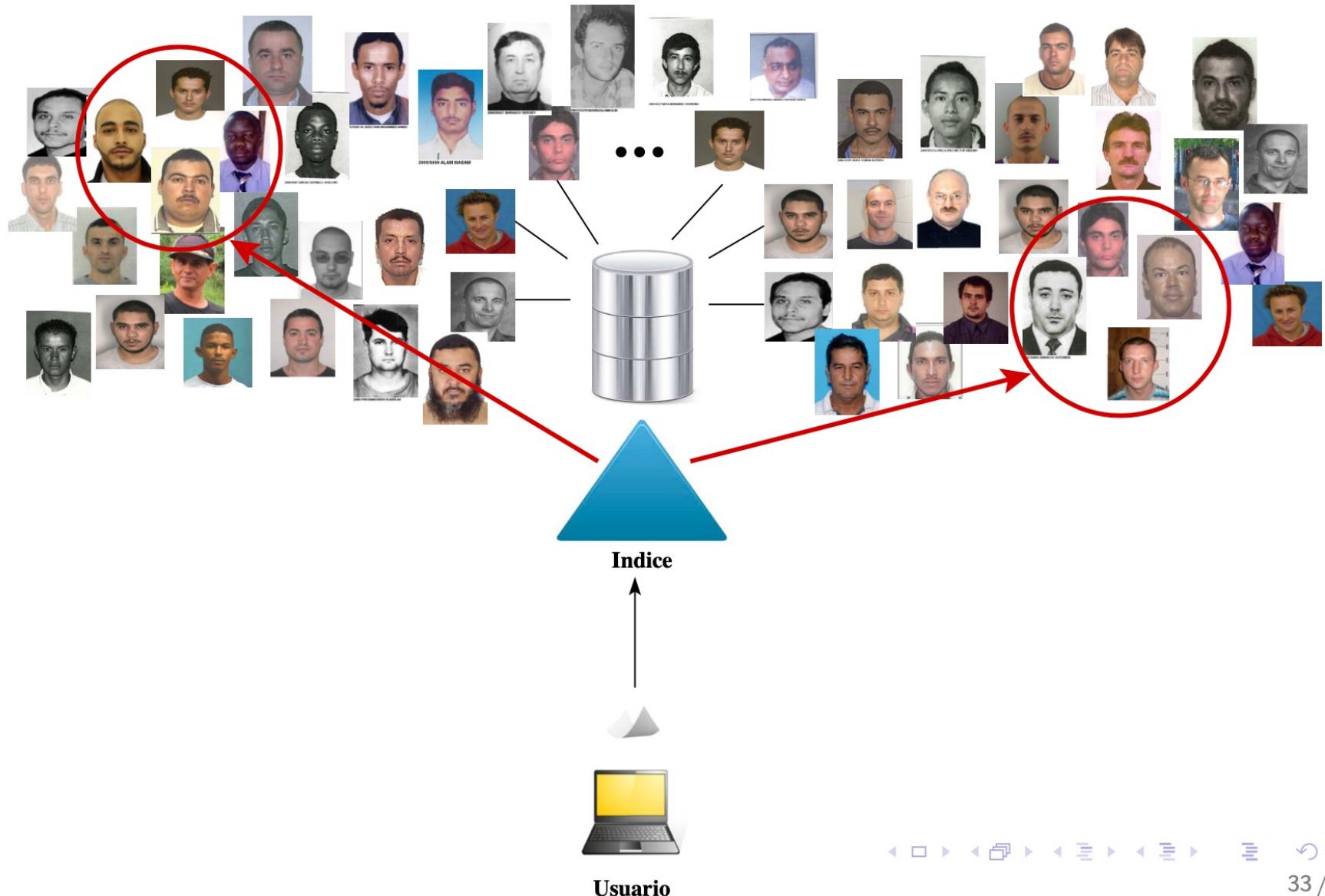


Usuario

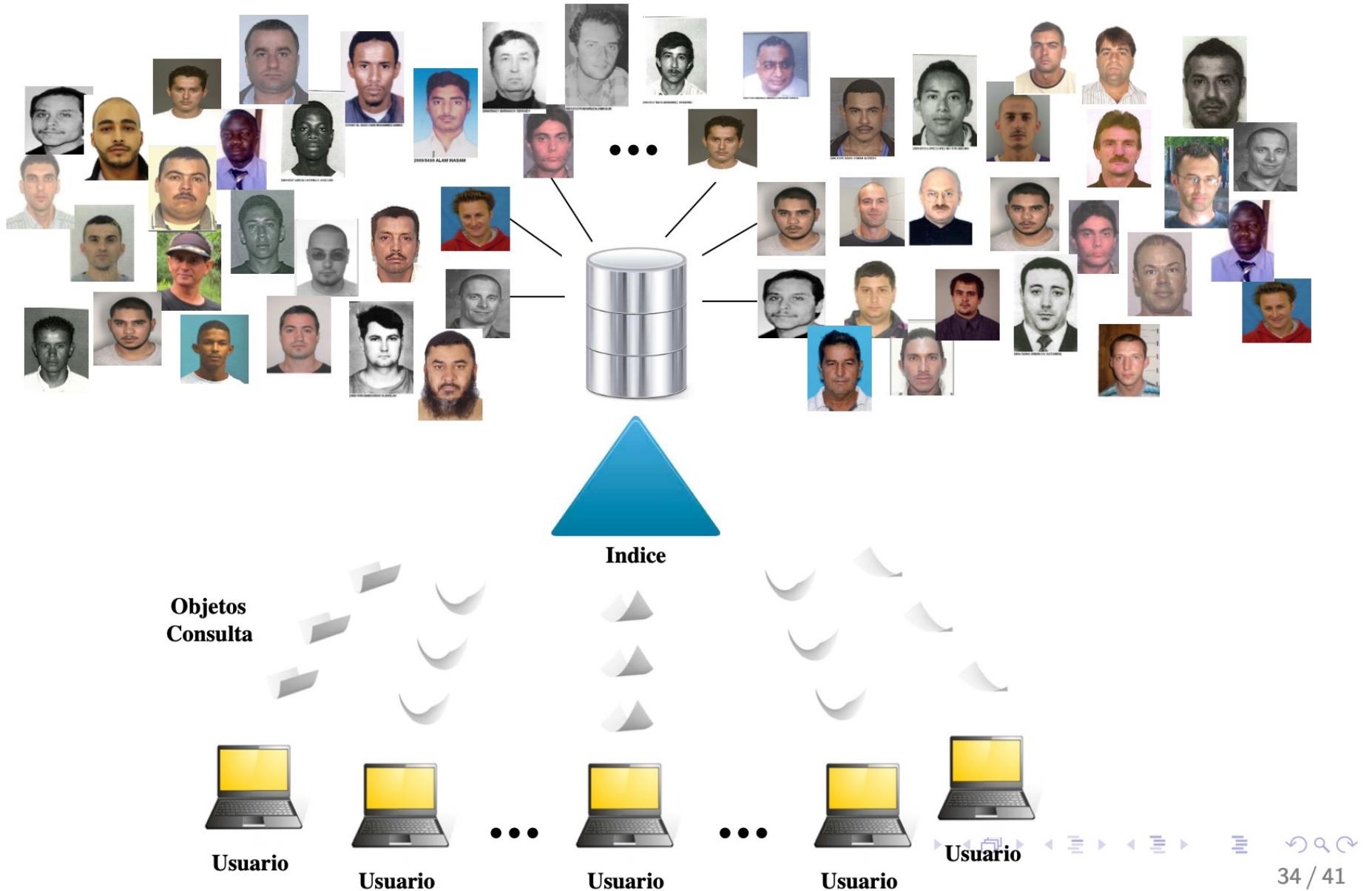
Búsqueda por Similitud



Búsqueda por Similitud

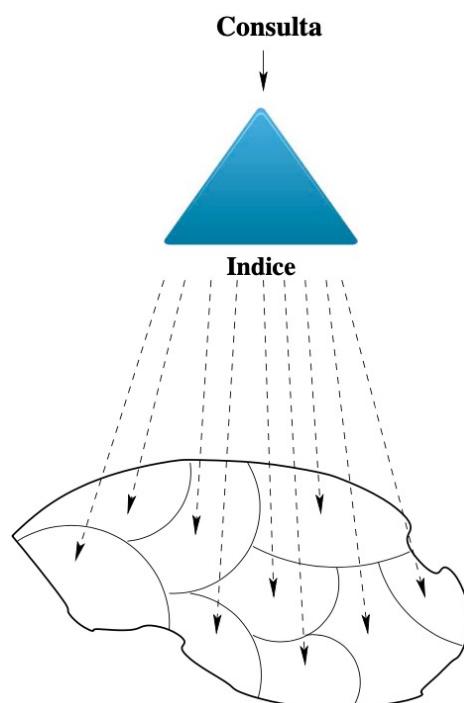


Búsqueda por Similitud

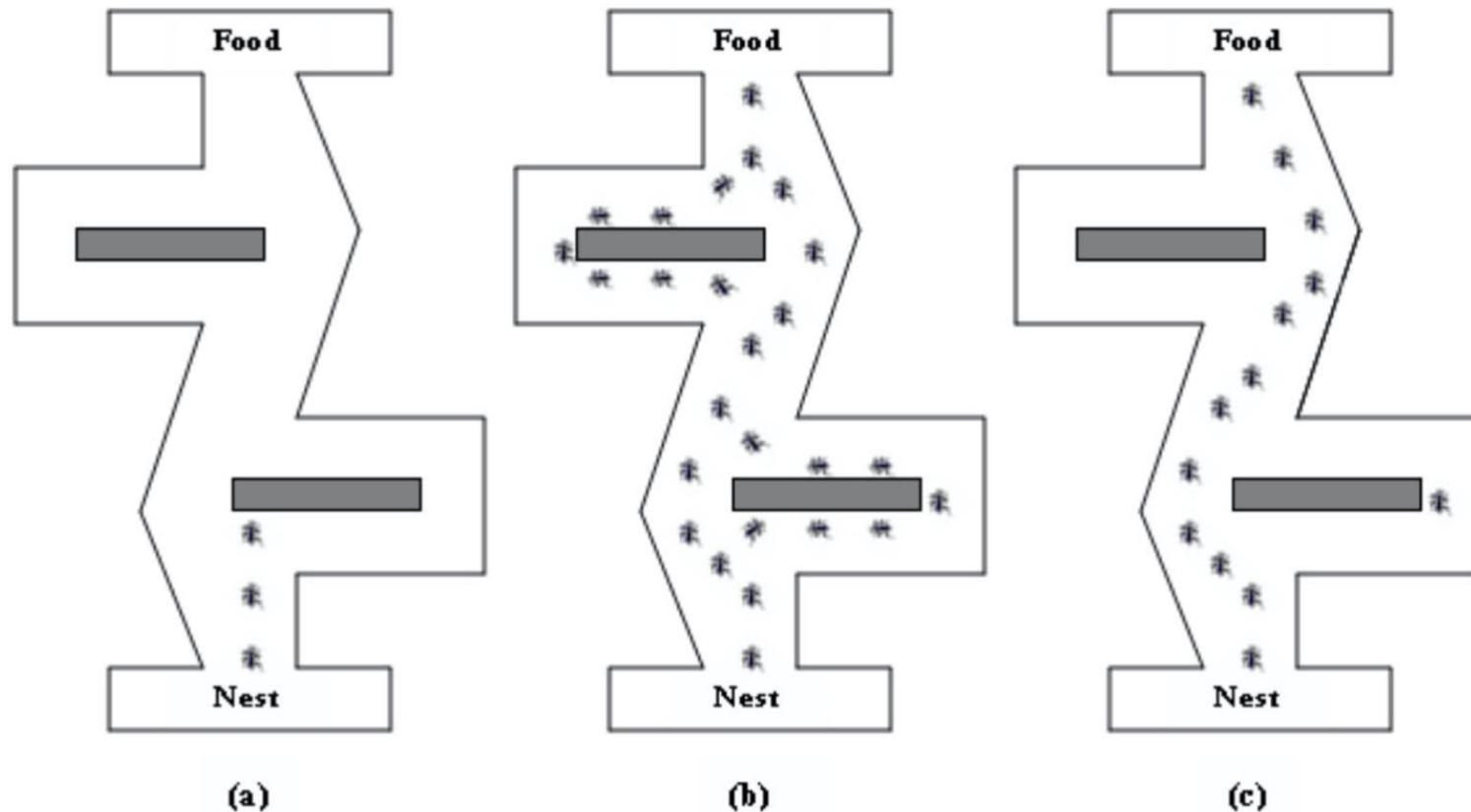


Búsqueda por Similitud

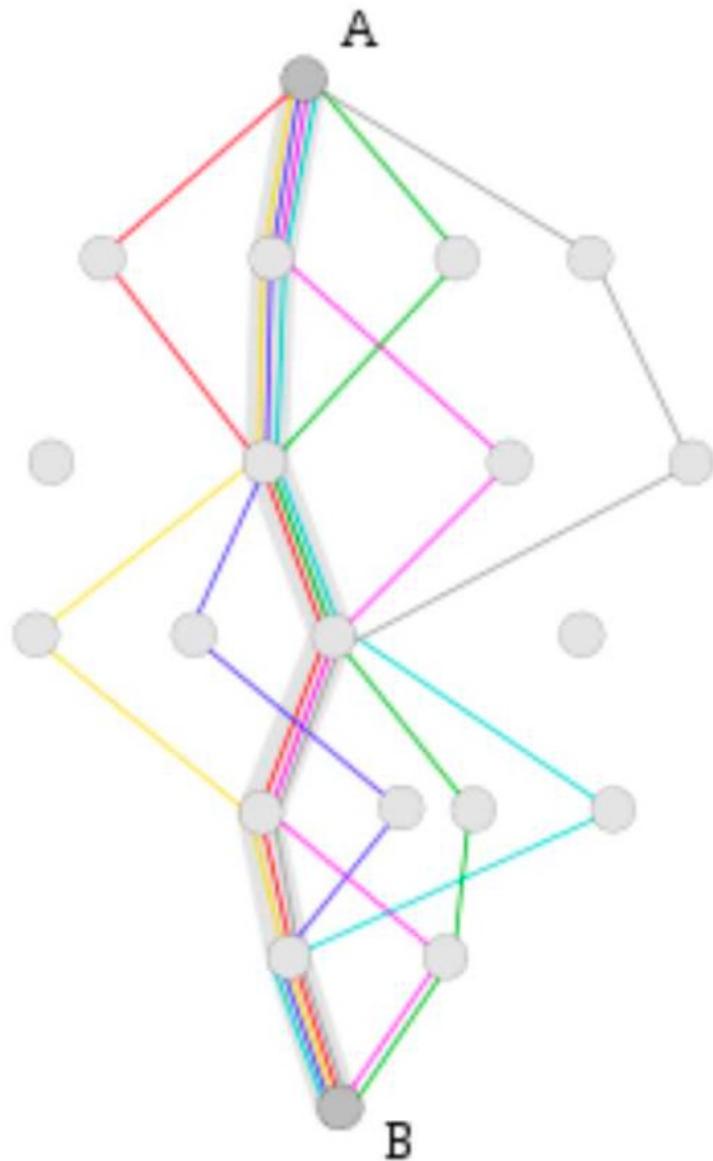
- Evaluaciones de distancia son costosas.
- Proceso off-line de la base de datos.
- Algunas distancias claves son almacenadas.
- Descarte de elementos mediante desigualdad triangular.
- Índices utilizados: EGNAT, M-Tree, SSS-Tree, SSS-Index, List of Clusters (LC).



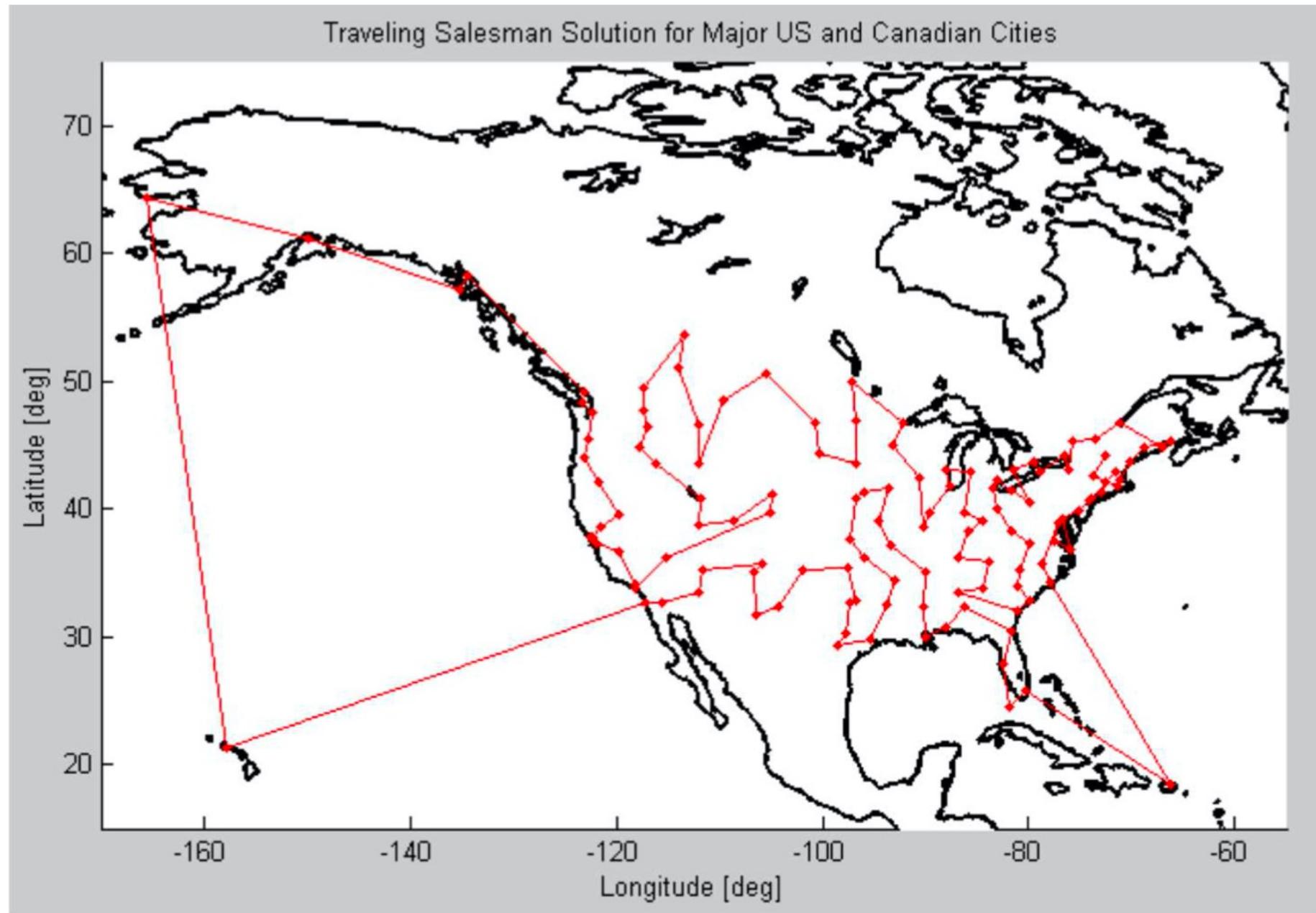
Metaheurística: Ant Colony Optimization (ACO)



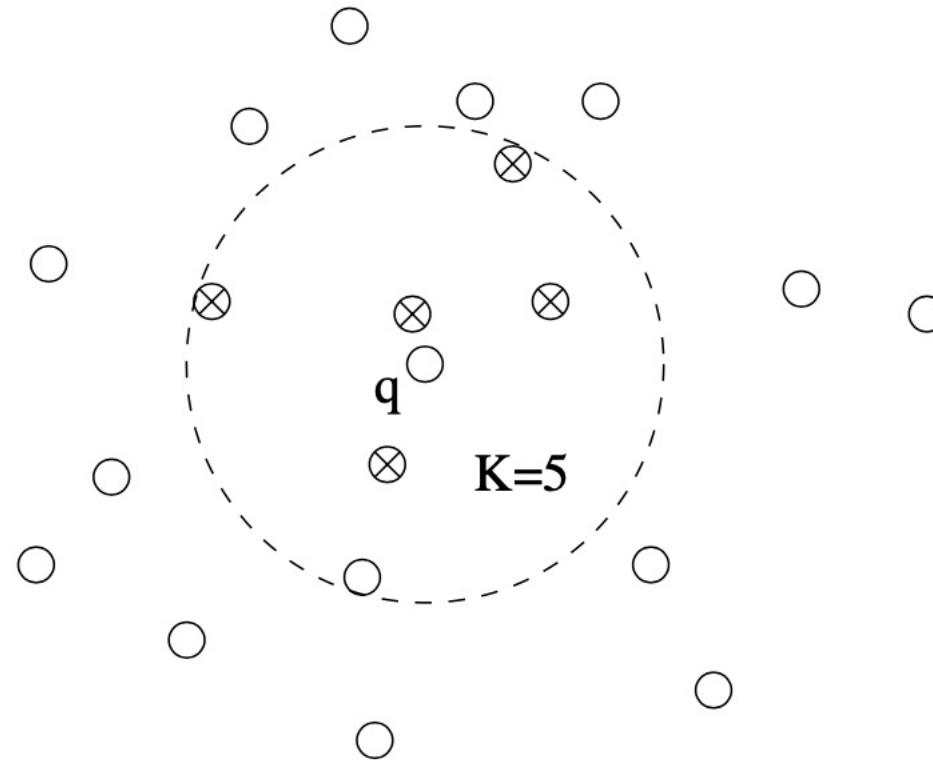
Metaheurística: Ant Colony Optimization (ACO)



TSP: Traveling Salesman Problem



kNN (k nearest neighbors)



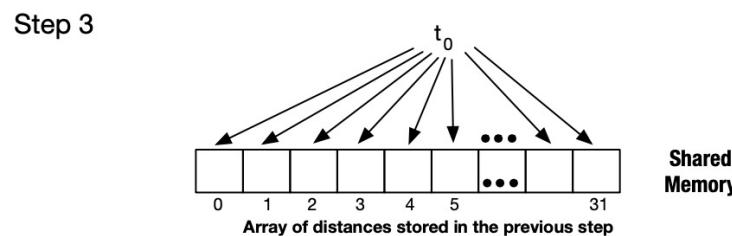
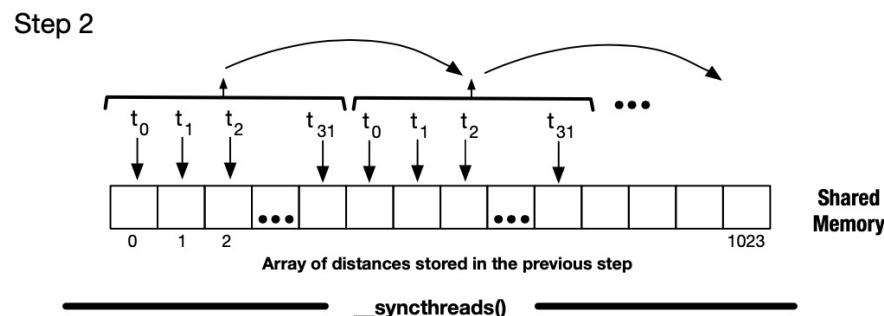
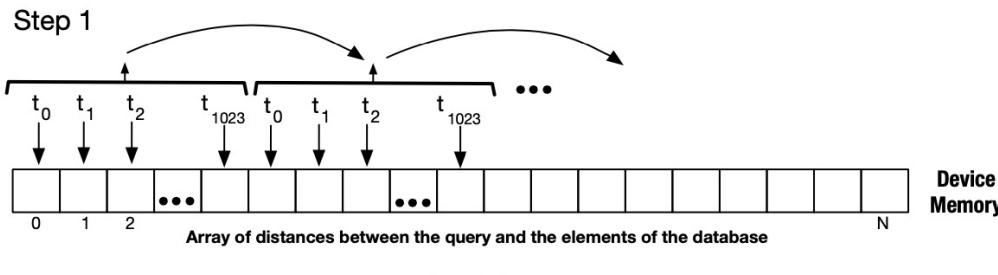
kNN (k nearest neighbors)



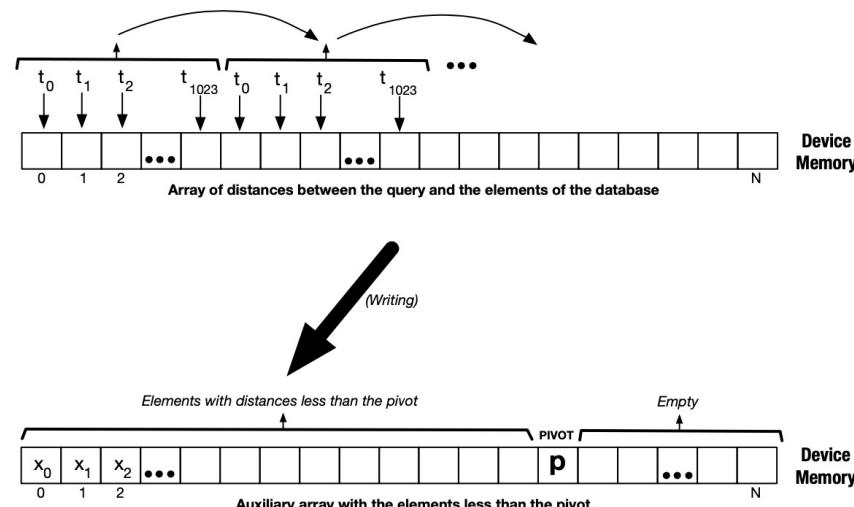
ucm

UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE

Algoritmo en GPU basado en Selection Sort



Algoritmo en GPU basado en Quicksort



Green Computing



“Identificación masiva de Personas mediante Huella Digital”

Proyecto FONDEF IDeA ID17i10254
CONICYT, Gobierno de Chile
2018-2020



Ricardo Barrientos⁽¹⁾, Marco Mora⁽¹⁾, Paulo González⁽¹⁾, Vladimiro Soto⁽¹⁾

Asesores Externos: Emilio Luque⁽²⁾, Daniel Peralta⁽³⁾

(1) Universidad Católica del Maule, Talca, Chile.

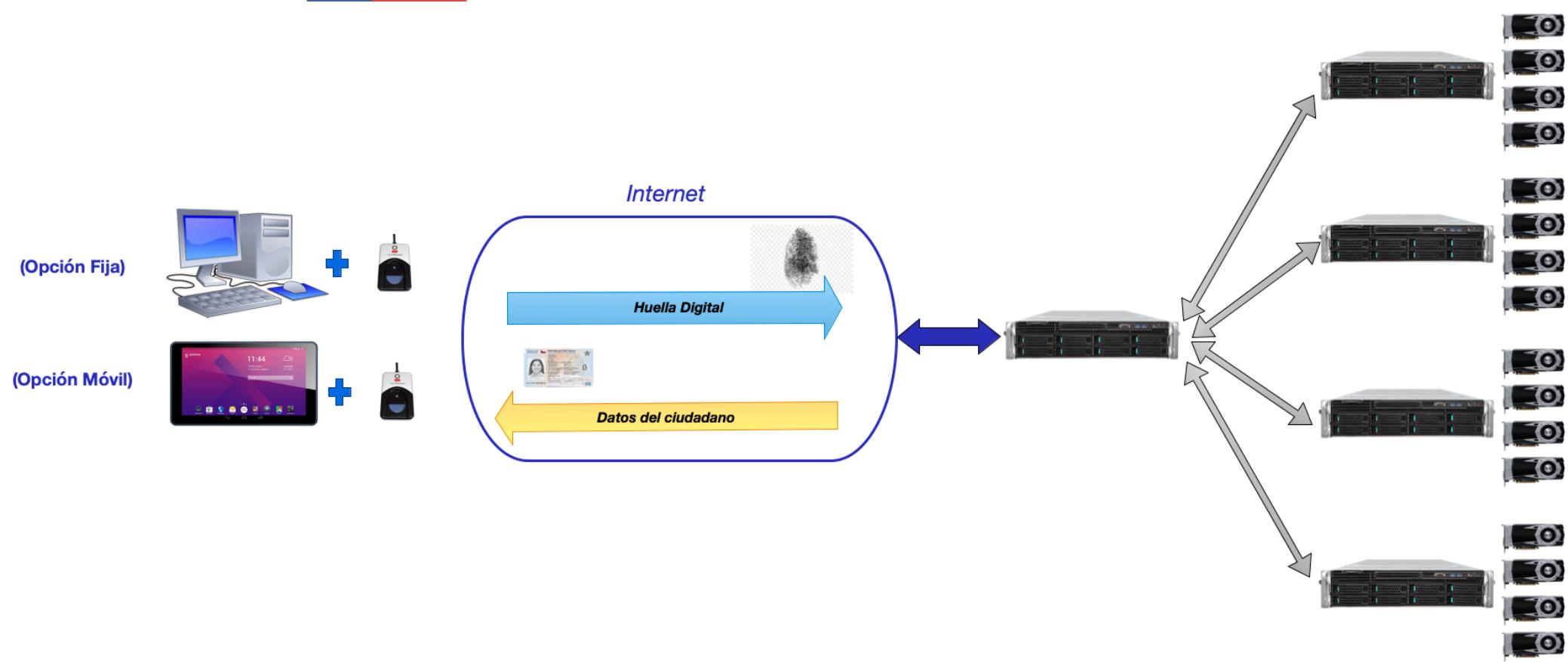
(2) Universidad Autónoma de Barcelona, España

(3) Instituto VIB, Gante, Bélgica

Identificación Masiva de Personas Mediante Huella Digital



Proyecto FONDEF IDeA ID17i10254
CONICYT, Gobierno de Chile
2018-2019



Algoritmo jerárquico de 2 etapas

Posibles usos

Control de Identidad Policial



Identificación de personas con delitos violentos en la entrada de los estadios



Identificación de personas en desastres naturales



Conocer identidad de personas en caso de accidentes



Entidades privadas

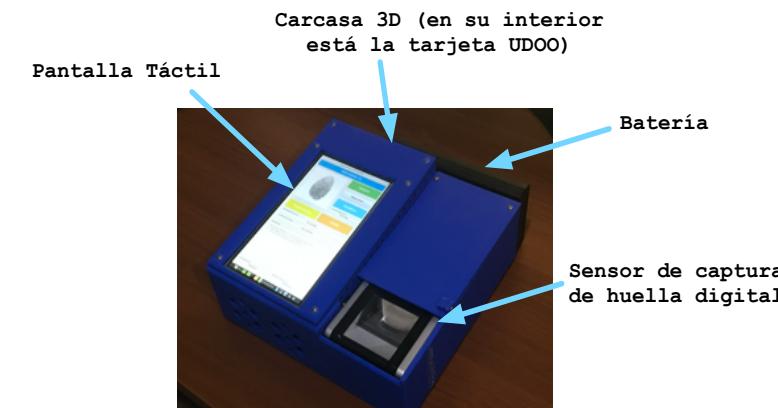
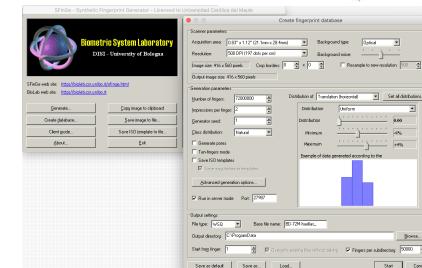
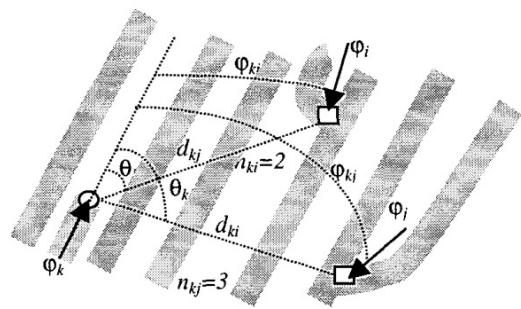
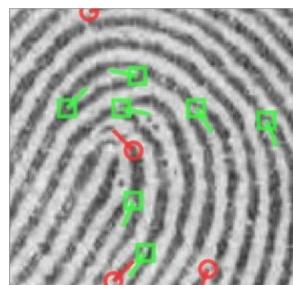
- Bancos
- Isapres
- AFP

Conocer identidad de personas en condición de calle

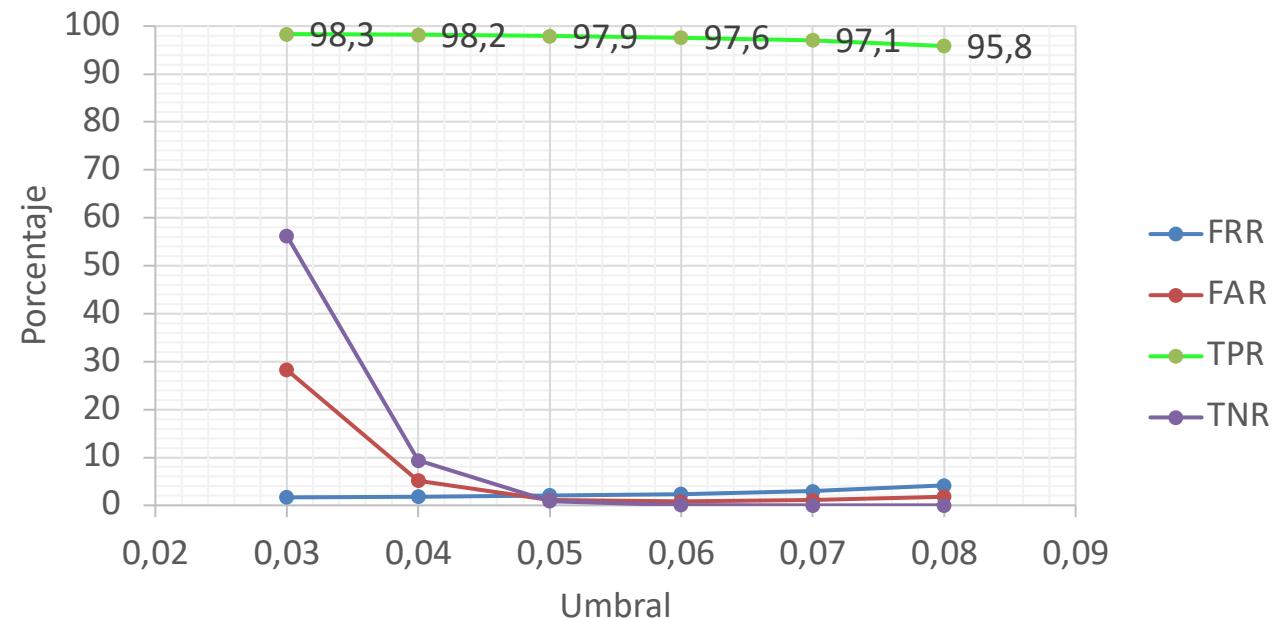


Pasos de Desarrollo

1. Adquisición, Instalación y Configuración del clúster de servidores
2. Creación de la Base de Datos de huellas
3. Implementación del algoritmo en GPU
4. Implementación del algoritmo multi-núcleo
5. Desarrollo del dispositivo móvil
6. Integración de los elementos anteriores



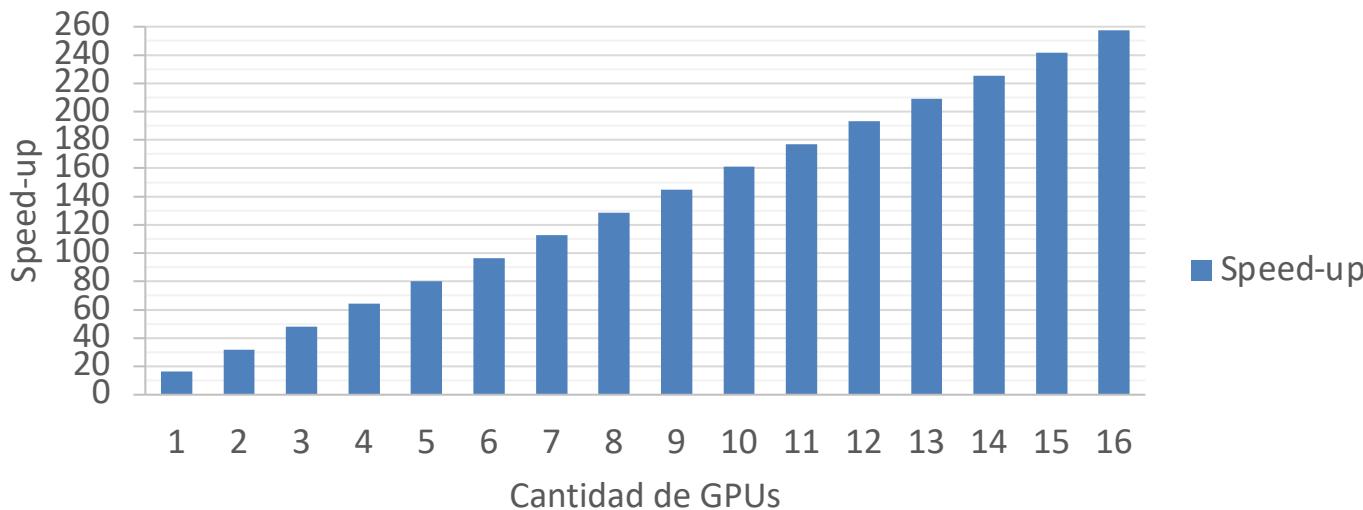
Sistema Integrado



Valores FRR (*False Rejection Rate*), FAR (*False Acceptance Rate*),
TPR (*True Positive Rate*) y TNR (*True Negative Rate*).

- Base de datos utilizada:
18.000.000 de huellas digitales
- Porcentaje de Acierto alcanzado: **97,9%**

Sistema de Identificación



Speed-up (tiempo secuencial/tiempo paralelo): Indica cuantas veces mejor es nuestro sistema comparado con el sistema ejecutado en un procesador.

- Base de datos utilizada:
18.000.000 de huellas digitales
- Nuestro sistema es 257 veces mejor que el programa convencional (ejecutado en 1 procesador)
- Tiempo para resolver una consulta sin nuestro sistema:
6 horas
- Tiempo de nuestro sistema en resolver una consulta:
5,97 segundos

Objetivo Científico: Clasificación de una huella digital

Dado que las huellas dactilares pueden ser clasificadas en tipos según su forma (Fig.3), entrenaremos una red neuronal (Fig.4) con millones de datos de entrenamiento. De esta forma, la red neuronal será capaz de decidir, de qué tipo es una huella dada como entrada.

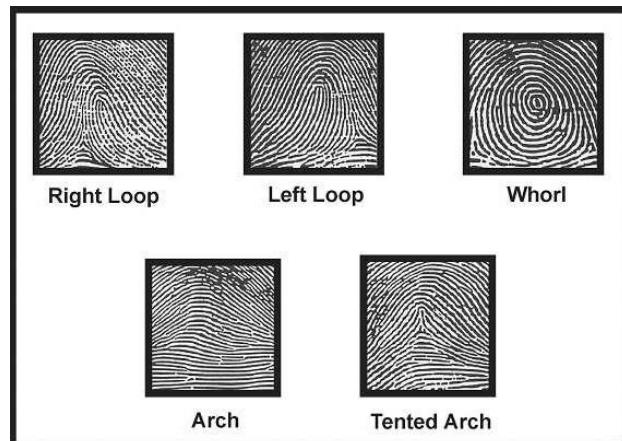


Fig.3: Tipos de huellas.

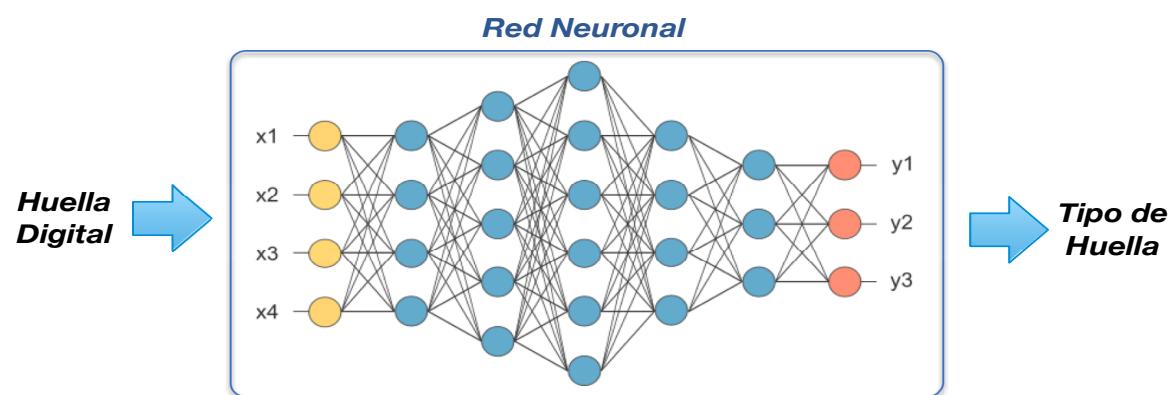
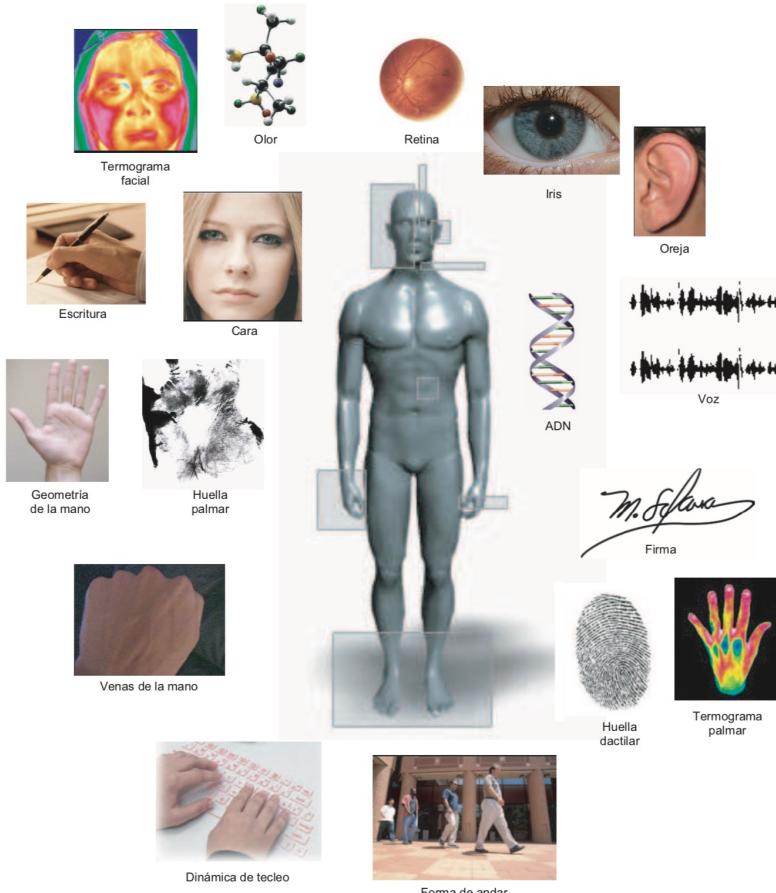


Fig.4: Red neuronal de clasificación de huellas.

Rasgos Biométricos



Ventajas:

- Fácil de capturar
- Amplio desarrollo de algoritmos
- Disponibilidad de lectores

Desventajas:

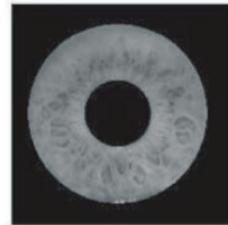
- El roce las destruye
- El envejecimiento impide su lectura
- Se puede falsificar

Figura 2.1: Rasgos biométricos humanos

Métodos Biométricos (Iris)



a)



b)



d)

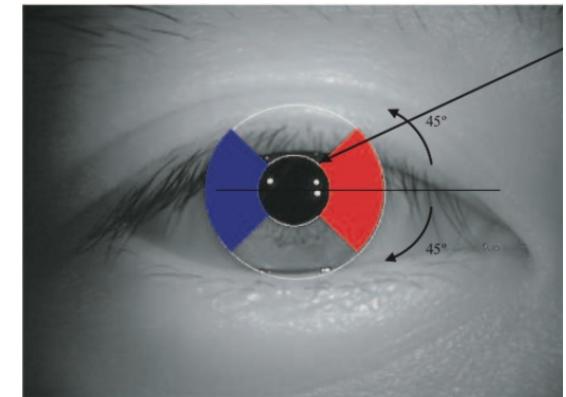
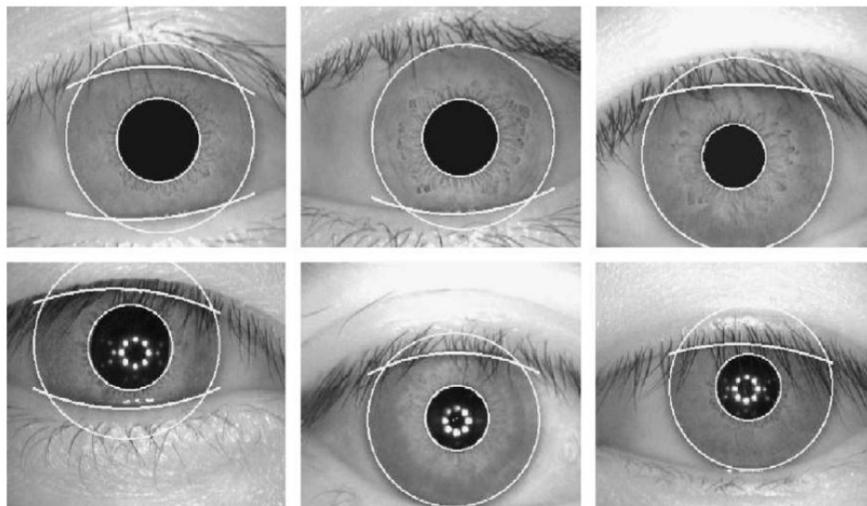


c)



e)

Figura 4.25: a) Imagen original, b) Iris localizado, c) Imagen normalizada, d) Iluminación de fondo estimada y e) Imagen normalizada después de la mejora de contraste.



- Ventajas y desventajas
- Utilizado por gobiernos como India

Fig.: Lectura parcial del iris.

Objetivo Científico: Identificación de personas mediante nuevos métodos biométricos.



Fig.5: Lector de venas del dedo.

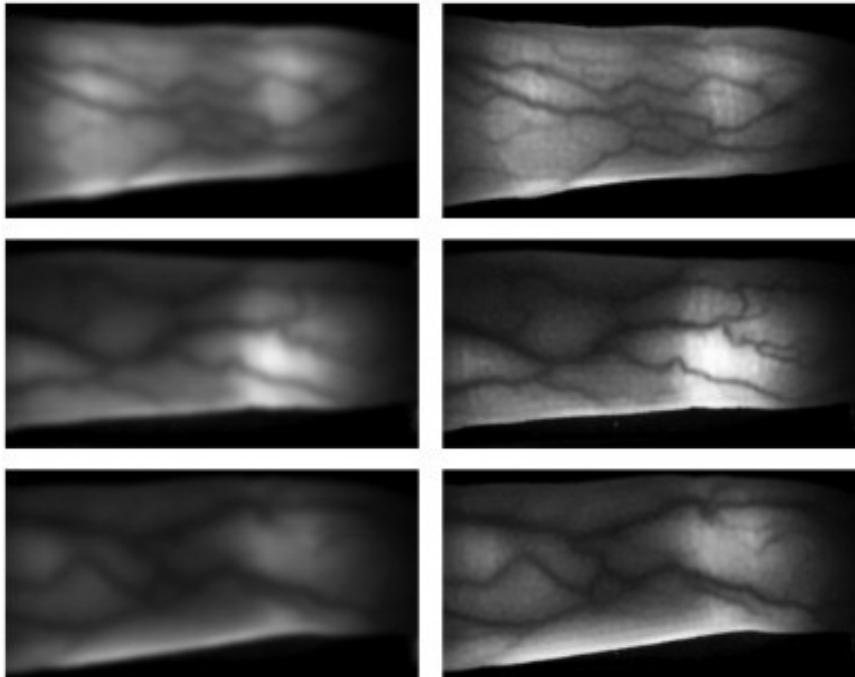


Fig.6: Ejemplo de venas del dedo.

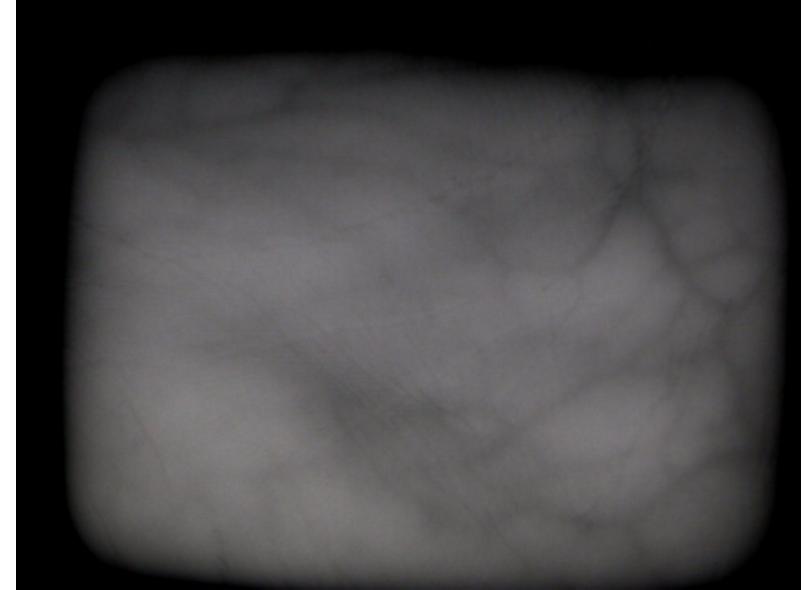
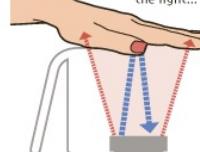


Fig.7: Ejemplo de venas de palma.

Hands Down

How palm-scanning identification works:

The scanner emits infrared light. Hemoglobin in the veins absorbs the light...



...creating an image of the vein pattern that is reflected back and captured by the scanner.

Source: Fujitsu

The scan is stored in a database. A returning user's vein pattern is compared against the database to determine if there is a match.

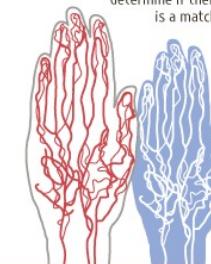


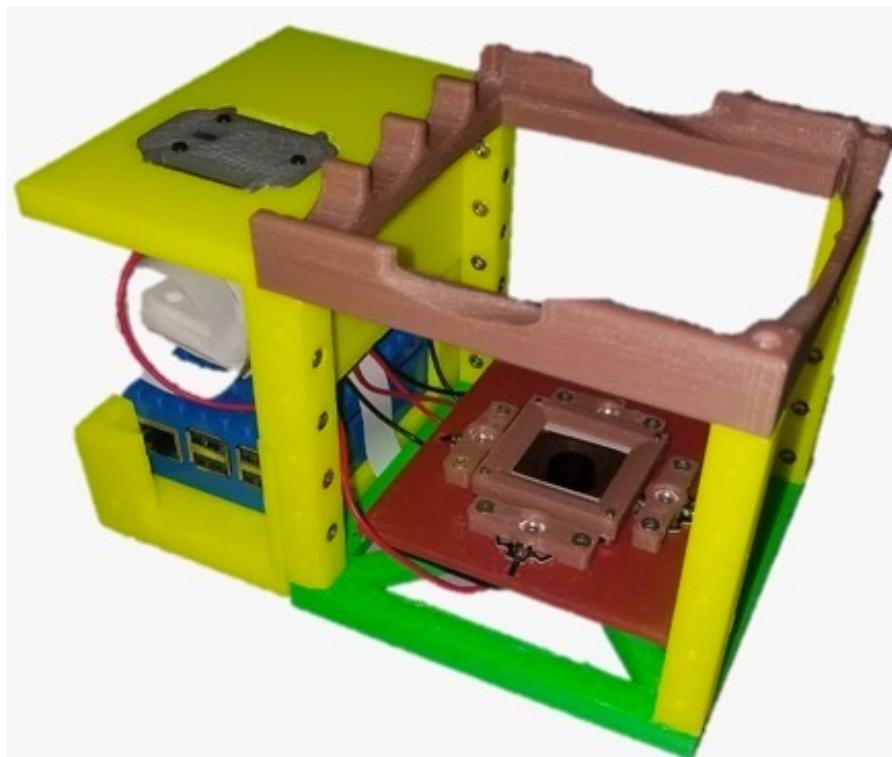
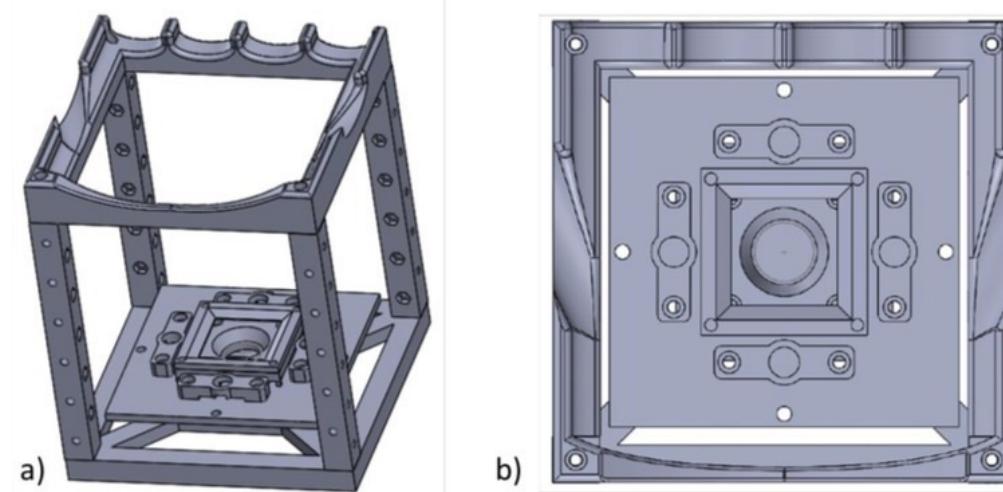
Fig.8: Lector de venas de palma.

Ventajas y desventajas

- Imagen privada y no accesible



- Prototipo



Muchas gracias por su atención