

# Reconocimiento de Rostros Empleando Filtros Bidimensionales de Gabor y Redes Neuronales de Retropropagación

Juan Carlos Oropeza Ortega, Mariko Nakano Miyatake, Héctor M. Pérez Meana

Sección de Estudios de Posgrado e Investigación

Unidad Culhuacán

Instituto Politécnico Nacional

Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

04430 Coyoacán, Distrito Federal

Tel. (525) 56291686 Fax (525) 6121739 e-mail joropeza@telecomm.net.mx

## RESUMEN

En este trabajo se propone un modelo computacional para Reconocimiento de Rostros con amplia tolerancia a fallas y robusto a cambios de iluminación, vestuario, expresiones faciales, diferentes tamaños de la imagen del rostro (tamaño de imagen pequeña y tamaño de imagen grande), diferentes traslaciones del rostro dentro de la imagen, frecuencias espaciales, inclinación, inducción de ruido y pérdida de información por aplicación de filtros.

Este modelo permite la extracción de vectores característicos en cada una de las imágenes de rostros, por medio de Bancos de Filtros de Gabor, permitiendo demostrar que los vectores característicos obtenidos del Banco de Filtros de Gabor son únicos para cada sujeto ó persona y muy similares para el mismo sujeto con cambios ó variaciones.

Los vectores característicos obtenidos por medio del Banco de Filtros de Gabor, sirven como patrones de entrada a Redes Neuronales de Retropropagación, las cuales realizarán la clasificación y verificación de cada una de las personas ó sujetos para el Reconocimiento de Rostros.

### Palabras clave:

Filtros de Gabor, Reconocimiento de Rostros, Redes Neuronales.

## 1. INTRODUCCIÓN

El Reconocimiento de Rostros es un tema de gran actualidad y con un amplio campo de investigación. El interés en el Reconocimiento de Rostros se ha incrementado ya que este es de gran importancia en aplicaciones de vigilancia, seguridad, control de acceso a edificios, sitios de alta seguridad y muy recientemente para reconocimiento pasivo de criminales ó terroristas en lugares públicos (edificios, aeropuertos, estaciones de tren, estadios, etc.).

En años recientes ha habido un progreso considerable en los problemas de detección y reconocimiento de rostros, especialmente en el reconocimiento de rostros con diferentes expresiones faciales, control de iluminación y escala. Por lo que, el problema del reconocimiento de rostros humanos

desde un punto de vista general radica en resolver las transformaciones, posición, orientación, escala iluminación, las cuales causan una variación sustancial en la respuesta de los sistemas de reconocimiento de rostros.

Son numerosos los enfoques que hasta la fecha se han realizado en cuanto al reconocimiento de rostros. Las numerosas técnicas empleadas en reconocimiento de rostros incluyen en primer lugar correspondencia, y ello, por similitud respecto de un patrón [1] (Brunelli y Poggio, 1993), por Eigen vectors [2] (Kirby y Sirovich, 1990); o por métodos Bayesianos [3] (Moghaddam, Wahid y Pentland, 1998). Otro enfoque está relacionado con modelado de los rostros por regiones [4] (María José Escobar y Javier Ruiz del Solar, 2002). Es de especial interés el estudio de las curvaturas u otras características geométricas propias de los rostros [5] (Tanaka, Ikeda y Chiaki, 1998). Los modelos deformables también han sido aplicados reconocimiento de rostros [6] (Lanitis, Taylor Cootes, 1995). La literatura ofrece igualmente posibilidad de reconocimiento de rostros mediante combinación de diferentes características.

En este trabajo, nos proponemos como objetivo demostrar, mediante un modelo computacional robustez y confiabilidad para analizar imágenes por la población de células de campo simple en función de la variación de iluminación, cambio de vestuario, cambios de expresiones faciales, inducción de ruido en la imagen, imágenes borrosas, cambios en tamaño de la imagen, traslación del rostro en imagen e inclinación del rostro.

La importancia de esta etapa en el procesamiento la imagen del rostro radica en el hecho de que señales de salida de este tipo de células (vectores característicos) sirvan de señales de entrada a sistema de Redes Neuronales de Retropropagación, las cuales tienen la función de clasificar, identificar, verificar en forma automática y con gran tolerancia fallas a cada uno de los sujetos que conforman Base de Datos propuesta, siendo este un modelo

para el Reconocimiento de Rostros robusto a los cambios de iluminación, vestuario, expresiones faciales, diferentes tamaños de la imagen del rostro (tamaño de imagen pequeño y tamaño de imagen grande), diferentes traslaciones del rostro dentro de la imagen, frecuencias espaciales, inclinación, inducción de ruido y pérdida de información por aplicación de filtros.

## 2. FILTRO DE GABOR UTILIZADO

Las funciones de Gabor bidimensionales quedan determinadas por cuatro parámetros, dos que expresan su localización en el dominio espacial (x,y), y otros dos que expresan la frecuencia espacial de sintonía (F) y la orientación ( $\phi$ ), las funciones de Gabor bidimensionales pueden expresarse analíticamente mediante:

$$h(x, y) = g(x', y') \exp(2\pi j F x') \quad (1)$$

La Señal elemental de Gabor bidimensional espacial, esta en función de la respuesta Gaussiana bidimensional  $g(x,y)$ , la frecuencia espacial sintoniza (F) y la rotación aplicada ( $\phi$ ). La respuesta Gaussiana bidimensional  $g(x,y)$ , puede expresarse mediante la expresión:

$$g(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2} \right) \exp \left[ -\frac{(x/\lambda)^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2)$$

El ancho de banda radial ( $\sigma$ ) propuesto para el modelo es de  $\sigma^2_1=19$  y  $\sigma^2_2=28.5$ ; y el factor de forma de la envoltura Gaussiana propuesto es de  $\lambda=1$  (simetría circular).

Las fases de modulación sinusoidales ( $\phi$ ) propuestas son los siguientes:  $0, \pi/8, \pi/4, 3\pi/8, \pi/2, 5\pi/8, 3\pi/4$  y  $7\pi/8$ . En el modelo se cuenta con dos grupos de frecuencias espaciales, los cuales contienen cinco canales de frecuencia espacial  $F_1(3\pi/4, 3\pi/4\sqrt{2}, 3\pi/8, 3\pi/8\sqrt{2}, 3\pi/16)$  y  $F_2(\pi/2, \pi/4, \pi/8, \pi/16, \pi/32)$ .

Las funciones de Gabor son funciones que operan en el conjunto de los números complejos, y que la parte real es la función de Gabor simétrica (simetría par). La parte imaginaria es la función de Gabor asimétrica (simetría impar).

$$(x', y') = (x \cos \phi + y \sin \phi, -x \sin \phi + y \cos \phi) \quad (3)$$

$$h(x, y) = h_c(x, y) - j h_s(x, y) \quad (4)$$

$$h_c(x, y) = g(x', y') \cos(2\pi F x') \quad (5)$$

$$h_s(x, y) = g(x', y') \sin(2\pi F x') \quad (6)$$

Donde  $(x', y')$  es la rotación del ángulo ( $\phi$ ) en la parte real ( $x'$ ) e imaginaria ( $y'$ ) de la señal elemental de Gabor,  $h_c(x,y)$  es la señal elemental de Gabor con

componentes reales (simetría par) y  $h_s(x,y)$  es la señal elemental de Gabor con componentes imaginarios (simetría impar).

No obstante, podemos concebir la información aportada por este par de funciones en cuadratura de fase como un vector bidimensional cuya magnitud informa el contraste de energía en un punto dado y cuya dirección especifica la fase de la energía.

El contraste de energía es llamado también amplitud de la señal, al representarlo en niveles de gris, muestra la respuesta de la imagen al par en cuadratura en función de la posición espacial, que es independiente de la fase, este contraste de energía presenta una gran similitud con el comportamiento de las células complejas y proporciona una medida de la respuesta del canal, que es independiente del cambio de fase local. Al promediar cada uno de estos contrastes de energía resultantes de cada Banco de Filtros de Gabor, obtenemos los vectores característicos de la respuesta de la imagen en función de la posición y frecuencia espacial.

La información aportada por este par en cuadratura de fase informa el contraste de energía en un punto dado. El contraste de energía  $M(x,y)$  de un par en cuadratura se obtiene mediante la ecuación:

$$M(x, y) = \sqrt{h_c^2 + h_s^2} \quad (7)$$

La función  $M(x,y)$  presenta una gran similitud con el comportamiento de las células complejas y proporciona una medida de la respuesta del canal, que es independiente del cambio de fase local. Al promediar cada una de estas amplitudes de la señal resultante, obtenemos los vectores característicos de la respuesta de la imagen  $E_c(8)$ .

$$M = \frac{\sum_{p=1}^{40} M_p(x, y)}{40} \quad (8)$$

Donde 40 representa el número de Bancos de Filtros de Gabor.

En este modelo se realiza un filtrado por regiones, en el dominio espacial, mediante la operación de correlación de la imagen original con respecto a las mascararas obtenidas a partir de las funciones simétricas pares e impares de Gabor. La malla empleada es de  $7 \times 10$  puntos centrales de localización, por lo que, se encuadra a la imagen del rostro original de manera automática con la finalidad de tener una malla universal, que no sea afectada por el tamaño de la imagen del rostro o traslación de la posición del rostro dentro de la imagen, como se muestra en la Fig. 1.

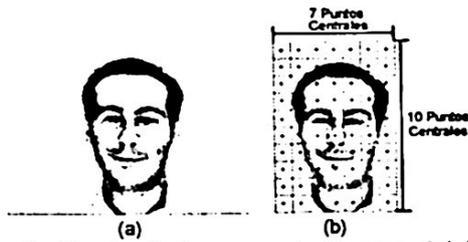


Figura 1. Ajuste de Imagen de Rostro. (a) Imagen de Rostro Original. (b) Imagen de Rostro Ajustada a 70 puntos centrales de localización (x,y).

A cada uno de los campos receptivos de los puntos de localización de la imagen ajustada, donde ya se calcularon las funciones Gaussianas se les aplican los dos censores de posición espacial, dando como resultado 40 Filtros de Gabor en cada una de las posiciones espaciales (2,800 Filtros de Gabor aplicados a toda la imagen del rostro), permitiendo obtener la magnitud de la señal analítica ó amplitud de la señal representada en niveles de gris. Estas amplitudes de señal permiten obtener los vectores característicos ya optimizados, reduciendo de esta manera el número de elementos de salida del filtro de 2,800 a 70 elementos.

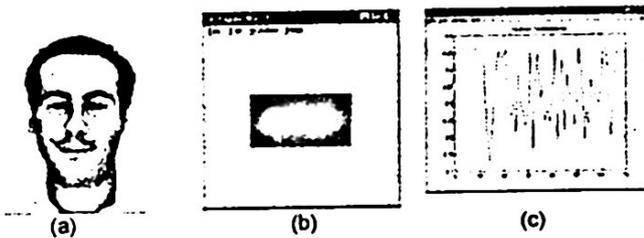


Figura 2. Amplitud de Señal en tonos de gris y Vectores Característicos. (a) Imagen Ajustada. (b) Contrastes de Energía representada en niveles de gris. (c) Vectores Característicos del Filtro de Gabor.

### 3. BASE DE DATOS

En este trabajo se muestra el resultado de implementar este tipo de análisis de la imagen, tanto en el dominio de la frecuencia como en el dominio espacial. En la sección 2 se describieron con más detalles los parámetros del esquema multiorientación que hemos adoptado y que permiten modelar el procesamiento de la imagen por un sistema que extrae los vectores característicos de los rostros de la base de datos "The AR Face Database", la cual cuenta con 5,670 imágenes de rostros, esta base de datos cuenta con las características necesarias para demostrar las ventajas de los Filtros de Gabor bidimensionales en la extracción de vectores característicos con variaciones de iluminación, cambios de vestuario (uso de lentes transparentes, lentes oscuros, bufanda) y diferentes expresiones faciales.

En la Fig. 3, se muestran los vectores característicos resultantes para un mismo individuo con variaciones de iluminación, no se presentan cambios abruptos en los vectores característicos permitiendo la identificación del individuo, demostrándose la robustez de los Filtros de Gabor propuestos.

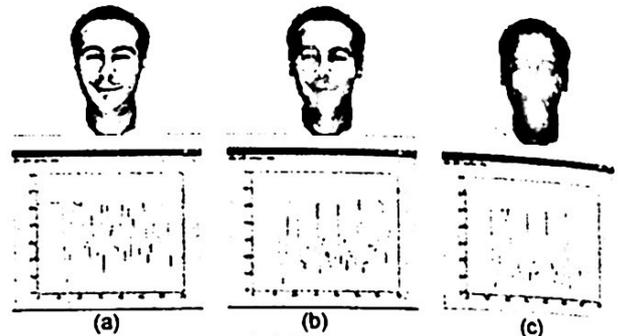


Figura 3. Resultados del Filtro de Gabor con cambios de Iluminación. (a) Iluminación grande. (b) Iluminación media. (c) Iluminación baja.

En la Fig. 4, se muestran los vectores característicos resultantes para diferentes individuos, teniendo el mismo nivel de iluminación, para este caso cada vector característico es completamente diferente sin ningún problema, así mismo se demuestra robustez y confiabilidad de los Filtros de Gabor propuestos para la extracción de las características individuales.

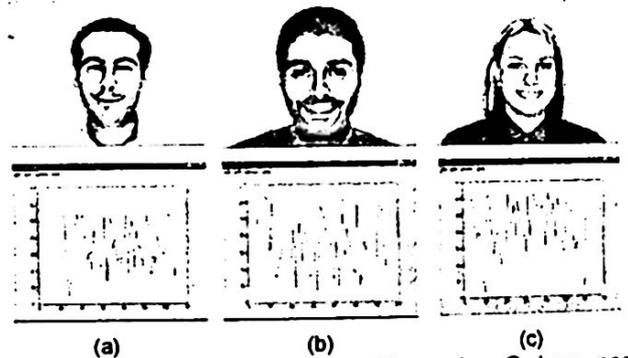


Figura 4. Resultados de Filtro de Gabor para diferentes individuos con el mismo nivel de Iluminación.

### 4. CLASIFICACION Y VERIFICACION

En este trabajo se hace uso de un sistema de Redes Neuronales de Retropropagación para Clasificación y Verificación de los vectores característicos obtenidos a partir de los Filtros Gabor para el Reconocimiento de Rostros, logrando evitar el sobre-aprendizaje asimilable memorización de los datos. Este problema eliminado debido a que los vectores característicos son pequeños y robustos a cambios. Este tipo de fue elegida para el modelo de Reconocimiento

Rostros por su alta tolerancia a fallos, confiabilidad y nivel de aprendizaje.

Para evaluar el funcionamiento del sistema propuesto desde el punto de vista de capacidad de absorción de la variación intra-personal y la capacidad de discriminación de la variación inter-personal, se realizaron varias pruebas alternando la imagen de rostro original. Las alteraciones principales a la imagen de rostro original son: filtraje de la imagen con filtros Gaussianos y Medianos, introducción de ruido Aleatorio y Multiplicativo a la imagen y la modificación geométrica de la imagen (escalamiento, inclinación y traslación).

En el caso de la clasificación, también se realizó una prueba, donde a la entrada de la red neuronal de retropropagación se introdujo una persona no registrada durante el entrenamiento, siendo esta persona no reconocida por el sistema, evaluando de esta manera, la capacidad de rechazo cuando una persona no autorizada trata de engañar al sistema.

#### 4.1 RED NEURONAL DE CLASIFICACION PROPUESTA

La Red Neuronal de Retropropagación propuesta, permite clasificar a cada uno de los vectores característicos obtenidos de los Filtros de Gabor, los cuales sirven como patrones de entrada a la Red Neuronal. A esta Red Neuronal, se le entreno con 125 Vectores Característicos o Patrones y comprobándose su nivel de reconocimiento con 185 Vectores Característicos o patrones.

Red Neuronal de Retropropagación para Clasificación

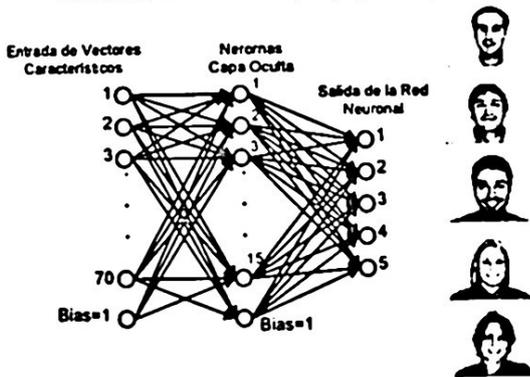


Figura 5. Red Neuronal de Retropropagación para Clasificación en el Reconocimiento de Rostros.

#### 4.2 RED NEURONAL DE VERIFICACION PROPUESTA

La Red Neuronal de Retropropagación propuesta, permite verificar e identificar a cada uno de los individuos, por medio de los Vectores Característicos obtenidos de los Filtros de Gabor. A este Red Neuronal se le entreno con 50 Vectores característicos o patrones, comprobándose su nivel

de reconocimiento con 72 Vectores Característicos o patrones.

Red Neuronal de Retropropagación para Verificación

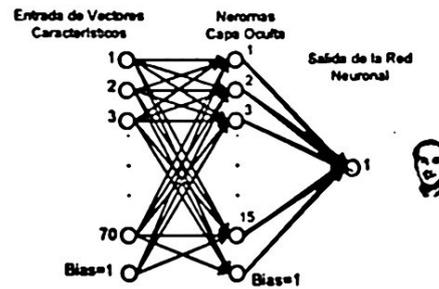


Figura 6. Red Neuronal de Retropropagación para Verificación en el Reconocimiento de Rostros.

#### 4.3 RESULTADOS EXPERIMENTALES

La Red Neuronal de Retropropagación para Clasificación de los Vectores Característicos, tiene un buen nivel de aprendizaje en un tiempo de entrenamiento pequeño (3 minutos), y el nivel de reconocimiento de los patrones de entrada también es alto, por lo que, esta Red Neuronal es altamente eficiente, confiable, no presenta problemas de fallas y es robusto para soportar gran cantidad de Vectores Característicos para el Reconocimiento de Rostros. Así mismo, esta red presenta un mediano nivel de reconocimiento para los casos de inclinación, no siendo esto significativo, ya que para la aplicación propuesta dentro de un Edificio en sistemas de seguridad y acceso, difícilmente la persona se inclinará más de 10° y en caso del no reconocimiento por la Red Neuronal de Clasificación, se tiene a la Red Neuronal de Verificación, la cual presenta no presenta problemas en el reconocimiento con inclinación del rostro, robusteciendo de esta manera al modelo propuesto. Los resultados obtenidos para la Red Neuronal de Retropropagación para Clasificación se muestran en la siguiente tabla.

Tipo de Imagen	Neuronas Entrada	Neuronas Capa Oculta	Neuronas de Salida	Porcentaje de Reconocimiento
Imagen sin proceso	71	4	5	100%
Imagen Desconocida	71	4	5	100%
Imagen Filtro Gaussiano	71	4	5	98 30%
Imagen Filtro Mediano	71	4	5	96 60%
Imagen con Ruido Aleatono	71	4	5	100%
Imagen con Ruido Multiplicativo	71	4	5	100%
Imagen Grande	71	4	5	98 80%
Imagen Pequeña	71	4	5	100%
Imagen Inclinada 5°	71	4	5	32 70%
Imagen Inclinada 10°	71	4	5	20 50%
Imagen Traslada	71	4	5	91 10%

Tabla 1. Resultados de las Redes Neuronales de Retropropagación para Clasificación.

También se realizaron pruebas con Vectores Característicos de un individuo con los que la Red Neuronal no había sido entrenada, obteniéndose el no reconocimiento de los Vectores Característicos del individuo, demostrando con esto la robustez del modelo en cuanto a identificación, haciendo el confiable el Reconocimiento de Rostros.

En la Red Neuronal de Retropropagación para Verificación de los Vectores Característicos, se obtuvieron excelentes porcentajes de aprendizaje en un tiempo promedio de entrenamiento pequeño (1.5 minutos), y el nivel de reconocimiento de los patrones de entrada también es alto, por lo que, esta Red Neuronal es altamente eficiente, confiable, no presenta problemas de fallas, es robusto para soportar gran cantidad de Vectores Característicos para el Reconocimiento de Rostros y en comparación con otros modelos de reconocimientos de rostros basados en redes neuronales u otros métodos no presenta problemas a los cambios de iluminación, vestuario, expresiones faciales, imágenes borrosas, imágenes con ruido, imágenes que se encuentran en posiciones diferentes dentro de la imagen, tamaño de la imagen e inclinación del rostro, así como este modelo realiza el reconocimiento con pocos elementos en los vectores característicos, lo que evita el sobre aprendizaje de la red. Los resultados obtenidos para la Red Neuronal de Retropropagación para Verificación se muestran en la siguiente tabla.

tipo de Imagen	Neuronas Entrada	Neuronas Capa Oculta	Neuronas de Salida	Porcentaje de Reconocimiento
Imagen sin proceso	71	4	1	100%
Imagen Filtro Gaussiano (Borroso)	71	4	1	100%
Imagen Filtro Mediano (Borroso)	71	4	1	100%
Imagen con Ruido Aleatorio	71	4	1	100%
Imagen con Ruido Multiplicativo	71	4	1	100%
Imagen Grande	71	4	1	100%
Imagen Pequeña	71	4	1	91.60%
Imagen Inclinada 5°	71	4	1	100.00%
Imagen Inclinada 10°	71	4	1	97.20%
Imagen Traslada	71	4	1	98.61%

Tabla 2. Red Neuronal de Retropropagación para Verificación.

#### 4. CONCLUSIONES

El modelo computacional propuesto con Filtros de Gabor y Redes Neuronales, permite la obtención de vectores característicos de salida de imágenes de rostros, los cuales son clasificados y verificados para el Reconocimiento de Rostros, donde el modelo propuesto es robusto a las variaciones de iluminación, cambios de vestuario y cambios de

expresiones faciales, imágenes con ruido, imágenes borrosas, imágenes de diferentes tamaños, invariante a la posición del rostro dentro de la imagen e imagen con inclinación; solucionando de esta manera el problema de reconocimiento con cambios expresiones faciales, control de iluminación, escala sobre aprendizaje, que se presenta con en otros métodos que actualmente son utilizados en el campo del Reconocimiento de Rostros.

La importancia de la etapa de extracción de vectores característicos radica en el hecho de que los patrones de salida de este método sirven como patrones de entrada a sistemas de Redes Neuronales de Retropropagación para Clasificación, Verificación e Identificación de los individuos de una manera eficiente, confiable robusta a variaciones en el rostro.

Finalmente, señalamos cuatro ventajas derivadas del uso del modelo propuesto: Optimo empaquetamiento de la información, fácil implementación computacional, robustez ante la pérdida de información y gran robustez en la extracción de vectores característicos, facilitando el procesamiento durante la verificación y clasificación para Reconocimiento de Rostros en las Redes Neuronales de Retropropagación, el cual cuenta con una gran eficiencia en tiempos de respuesta y reconocimiento de los individuos, no presenta sobre aprendizaje, por es capaz de reconocer una mayor cantidad de individuos en comparación con otros métodos de Reconocimiento de Rostros con Redes Neuronales.

#### REFERENCIAS

- [1] Brunelli R., Poggio T., "Face recognition: Features vs. Templates", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 10, 1993.
- [2] Kirby M. & Sirovich L., "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 1, 1990.
- [3] Moghaddam B., Wahid W. & Pentland A., "Beyond eigenfaces: Probabilistic matching for face recognition", *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Nara, 1998, pp. 30-35.
- [4] María José Escobar, Javier Ruiz del Solar. "Biologically-based Face Recognition using Gabor Filters and Log-Polar Images" Department of Electronics. Universidad Téc. Fed. Santa María. 7803-7278-6/02, 2002, pp 1143-1148.
- [5] Tanaka H.T., Ikeda M & Chiaki H., "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation - Principal directions for curved object recognition", *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Nara, 1998, pp. 372-377.
- [6] Lanitis A., Taylor C.J. & Cootes T.F., "A unified approach coding and interpreting face images", *Proceedings of the International Conference on Computer Vision ICCV'95*, Cambridge, 1995.
- [7] Chengjun Liu, Harry Wechsler. "Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Lineal Discriminant Model for face recognition". 1057-7149/02 IEE. Vol. 11, No. 4., 2002, pp.467-477.