

Memoria MDAM (rostro 3)

Base de datos.

La base de datos empleada es la que se ha proporcionada en el aula virtual. La etiqueta 0 ha sido asignada a todas aquellas imágenes cuyo rostro no es el tres. Las imágenes cuyo rostro es el 3 tiene asignada la etiqueta 1. De cada rostro se han utilizado 50 imágenes. Para diferenciar el rostro 3 de los otros cuatro rostros se utilizan las doscientas primeras imágenes. Para diferenciar el rostro 3 de los otros 10 rostros se utiliza toda la base de datos.

Clasificadores utilizados.

- Clasificador lineal
- Clasificador cuadrático
- Clasificador de los K-vecinos más próximos
- Clasificador de descenso de gradientes estocásticos (SGD)
- Perceptrón
- Red neuronal multicapa.

Precisión de los clasificadores.

Para obtener la precisión de los clasificadores se entrena al clasificador con diferentes porcentajes (20%, 30%... 90%). Para que los resultados sean representativos cada entrenamiento se repite 10 veces y se obtiene la media de la precisión del entrenamiento y del testeo. Se muestra una gráfica con los porcentajes utilizados y su respectiva *accuracy*. También se muestran dos gráficas con los resultados de todos los clasificadores. En la primera gráfica se muestran la precisión de las pruebas. En la segunda se muestran los resultados del entrenamiento.

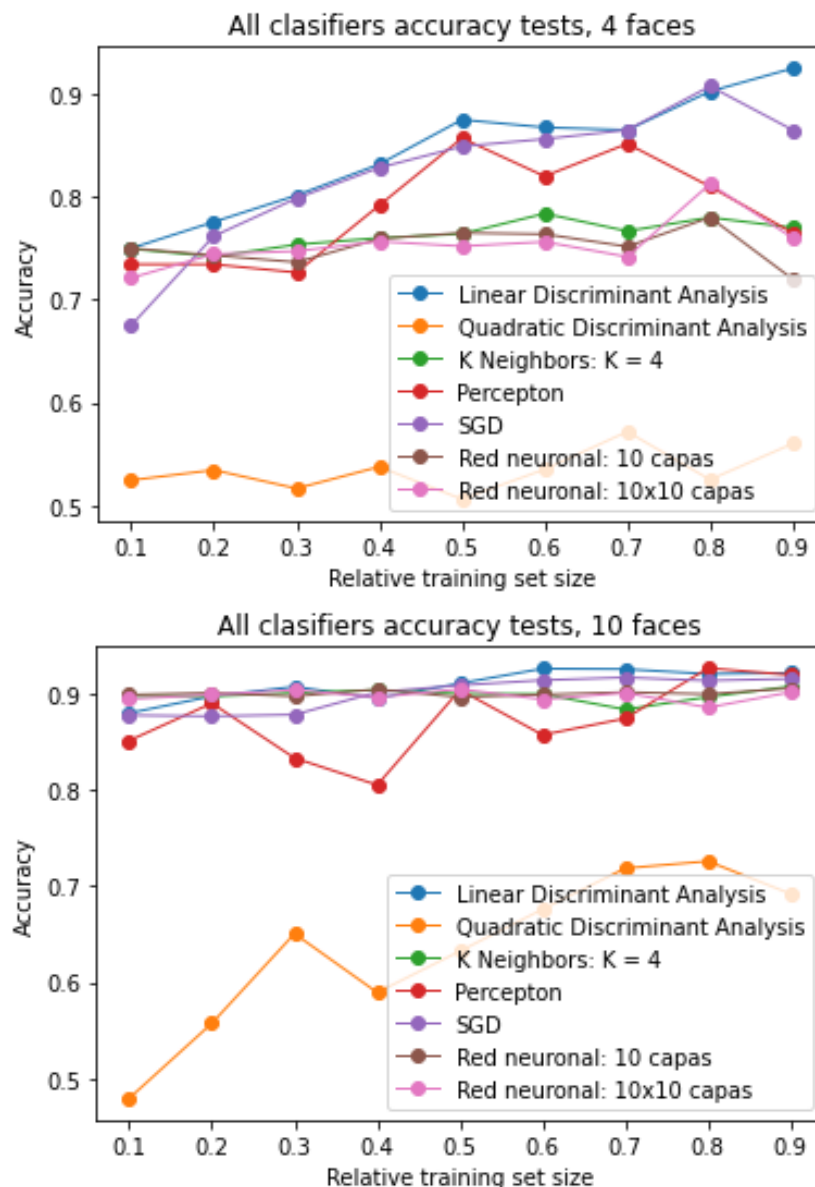
Curvas ROC.

Se obtiene la media de todas las puntuaciones para cada uno de los porcentajes usados para entrenar y testear y se dibujan dos curvas ROC. Una de las gráficas de la curva ROC corresponde al entrenamiento y la otra a la prueba.

Observaciones

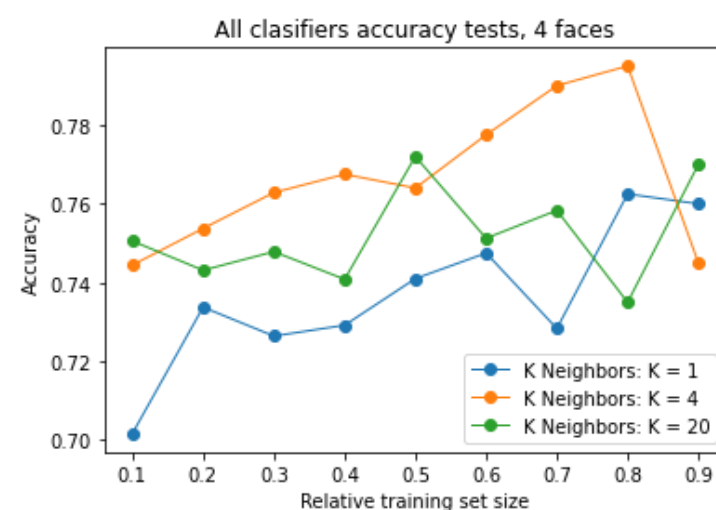
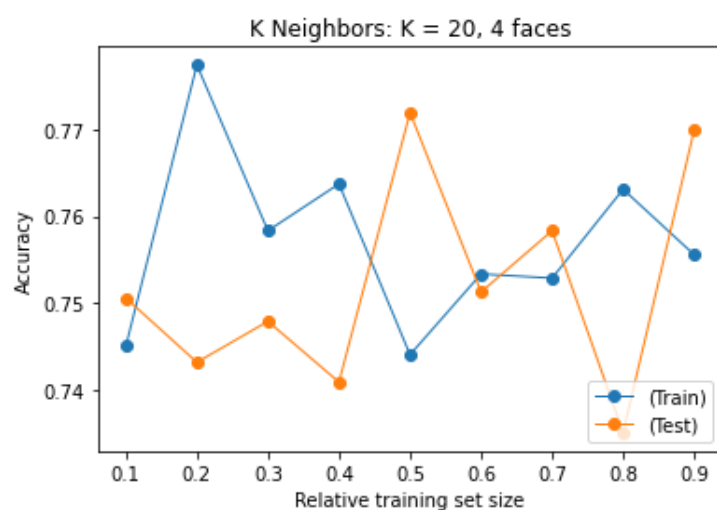
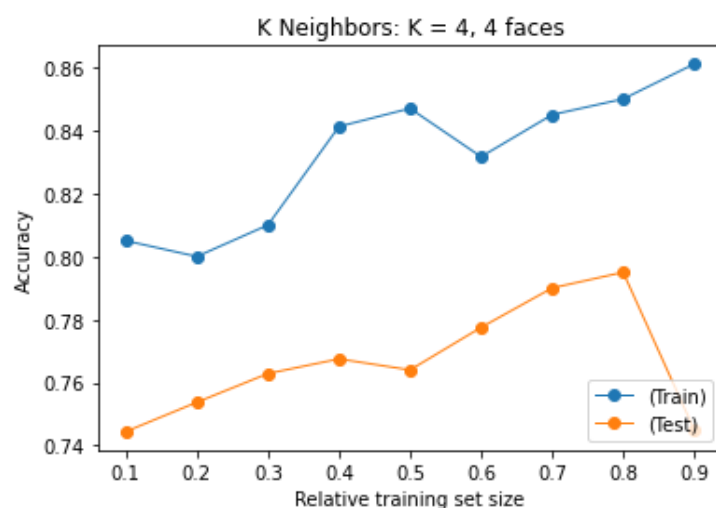
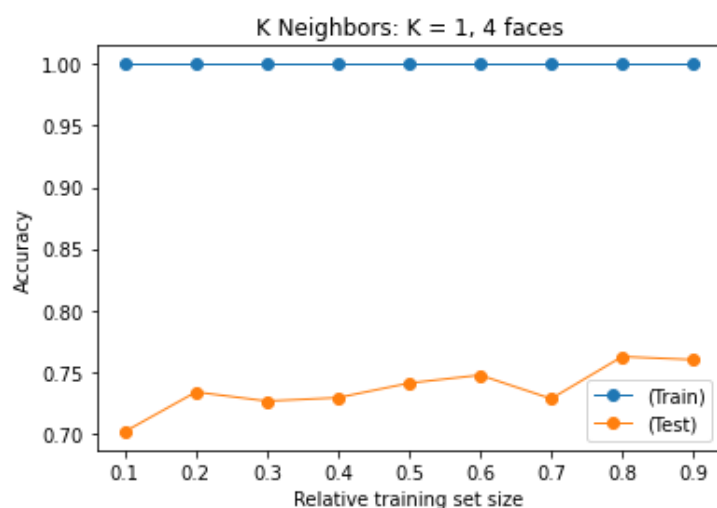
1. Clasificadores diferenciando entre 4 caras y 10 caras.

Nuestro objetivo es que el clasificador distinga nuestra cara de las otras. A nuestra cara le hemos asignado el valor 1 y a las otras 0. Cuando se entrena a los clasificadores con 4 caras, tres caras pertenecen a la clase 0 y una a la clase 1. La mayoría de los clasificadores obtienen una precisión entre el 70% y el 80%. Esto es debido a las posibles similitudes que pueden existir con la cara que se está buscando y las otras. Si la cara se parece mucho, el porcentaje de acierto será menor ya que los clasificadores interpretarán que se trata de la misma clase. Ocurre lo contrario si la cara es diferente a todas las demás, el porcentaje de acierto será elevado. Cuando se entrena a los clasificadores con diez caras el porcentaje de aciertos es más del 85% en casi todos los clasificadores. Dicho incremento no significa que se están obteniendo mejores resultados, sencillamente el error total es diluido entre caras que son más fácilmente diferenciables por los clasificadores.



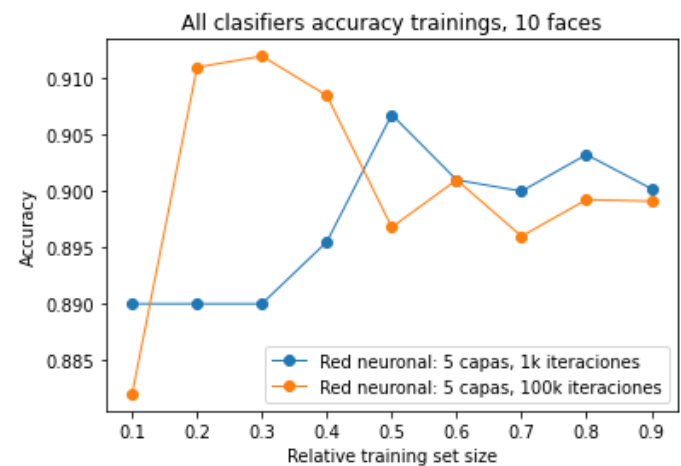
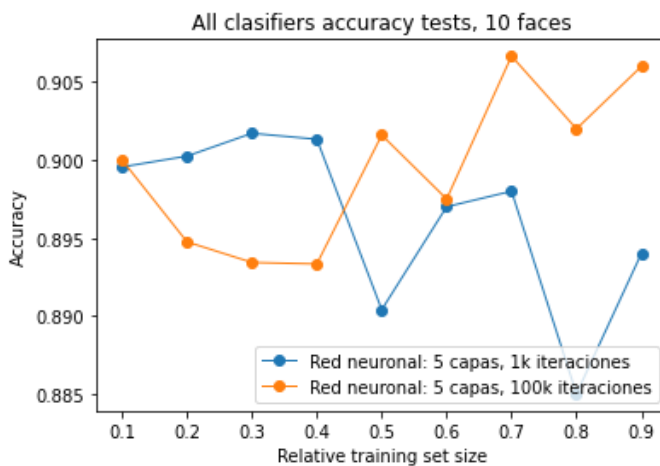
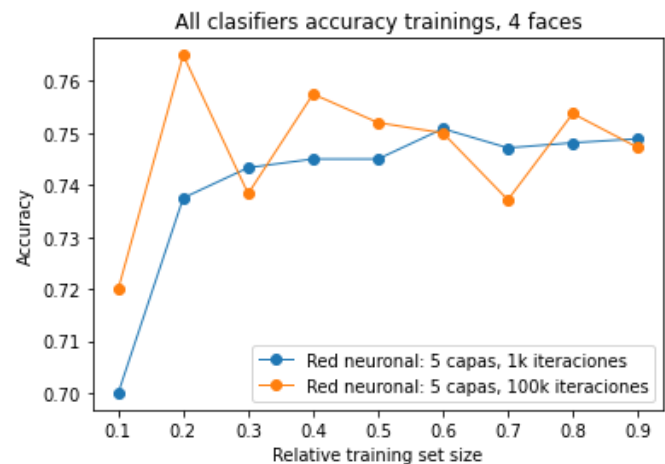
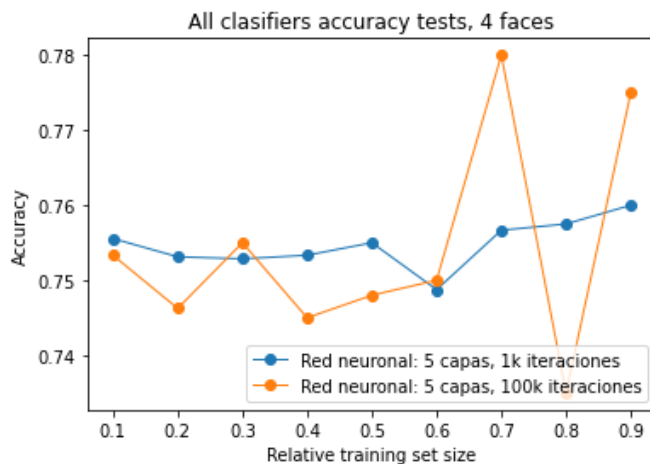
2. K-Vecinos y el parámetro K.

En este clasificador, lo más importante es la cantidad de vecinos (valor de K) que se toman. Puede suceder que al elegir una gran cantidad de vecinos, se cojan muestras de otra clase y la precisión disminuya. También puede suceder que al coger muy pocos vecinos el punto esté muy cerca de un punto de otra clase y decida que él también pertenece a esa clase. Por ello, hay que encontrar un valor de K que no sea ni muy grande ni muy pequeño. Un número entre 3 y 6 parece ser adecuado ya que es el que mejores resultados ofrece.

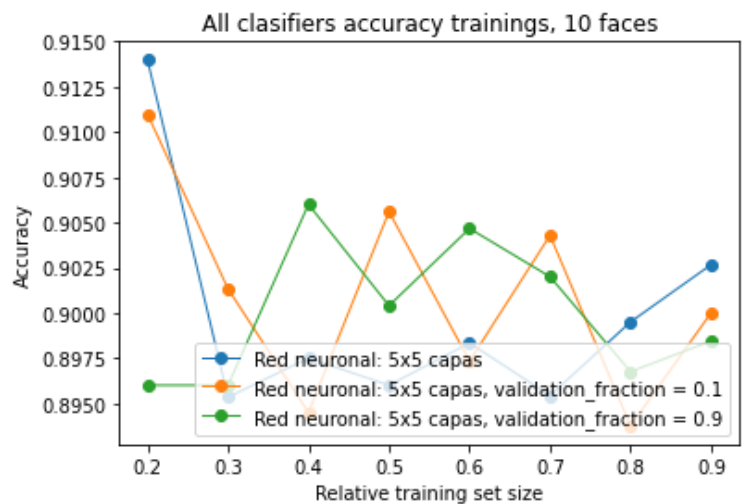
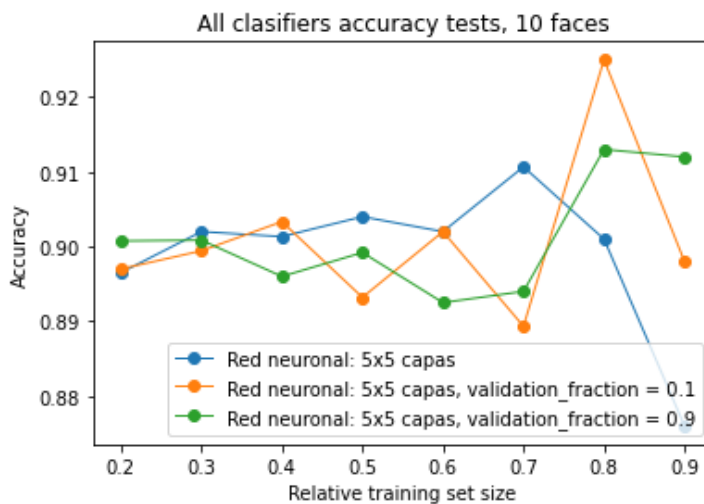
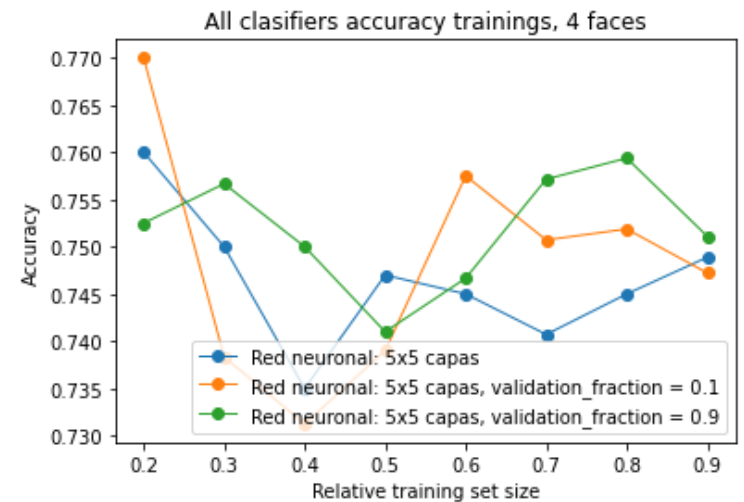
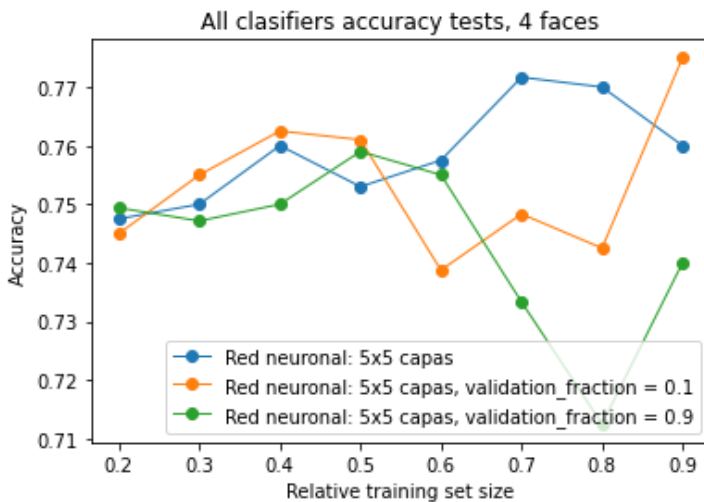


3. Sobre entrenamiento.

Tanto en el perceptrón como en las redes neuronales con capas ocultas existen dos parámetros muy importantes, el número de iteraciones máximas y en nivel de tolerancia permitida. El primero indica el número máximo de iteraciones que se van a ejecutar. Cuando llega a dicho número, el modelo deja de calcular a que clase pertenece la entrada. El segundo parámetro es la tolerancia, que indica la precisión mínima que debe tener la puntuación antes de dejar de calcular a que clase pertenece la entrada. Modificando dichos parámetros, los resultados tienden a mejorar con una menor tolerancia y un mayor de número de iteraciones. No obstante, también puede darse el caso en el que aumentar excesivamente el número de iteraciones suponga un sobre entrenamiento. Cuando una red neuronal o perceptrón son entrenados en exceso se corre el riesgo de que tan solo se pueda llegar a reconocer aquellas entradas que han sido utilizadas para entrenar. No sería un modelo lo suficientemente generalista ya que las entradas usadas para entrenar proporcionarían buenos resultados, pero las entradas que se diferencien mucho de las entradas usadas para entrenar producirán una alta tasa de error.



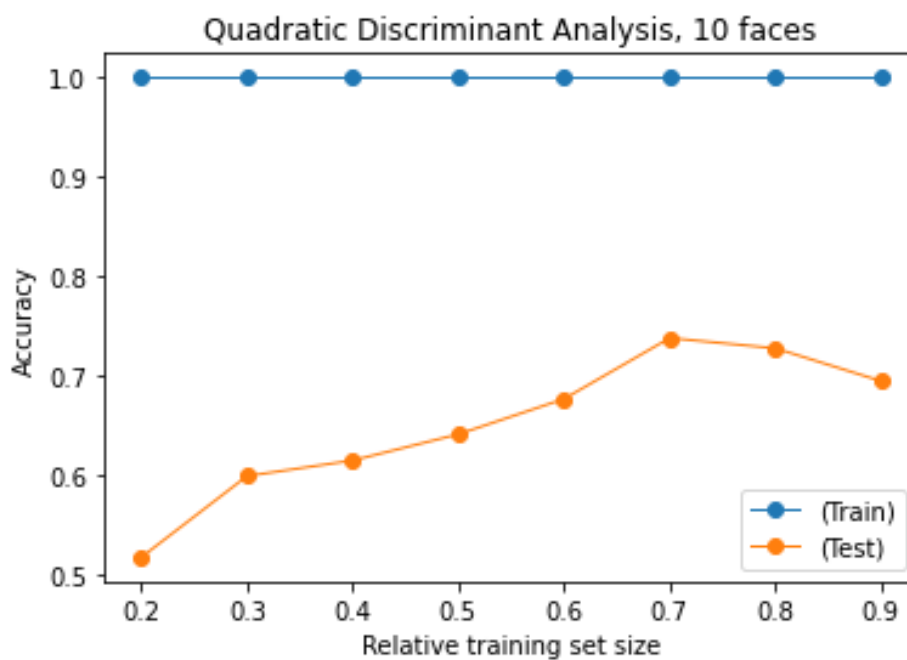
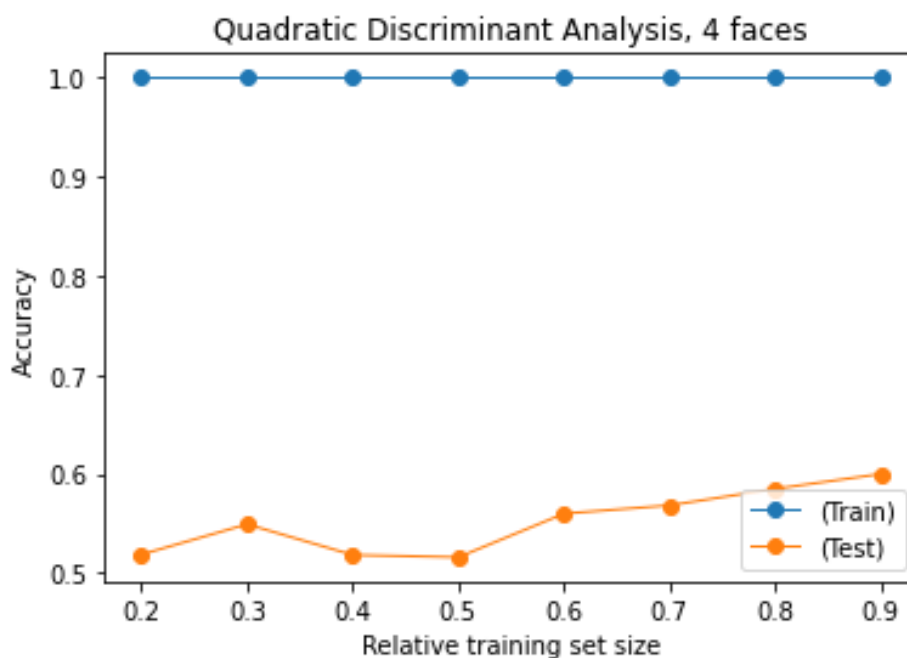
Para evitar el sobre entrenamiento se utiliza una parte de los datos para realizar una parada anticipada en el aprendizaje. En lugar de realizar todas las iteraciones, si los datos que habíamos almacenado y la n iteración no presentan una mejora, se detiene el aprendizaje.



En las pruebas realizadas, usando 4 caras, la red neuronal sin la parada anticipada puede llegar a funcionar relativamente bien. Si aprende a distinguir muy bien la cara que nos interesa y el número de caras totales no es muy grande, el sobre entrenamiento no presentaría un problema. En cambio, con 10 caras, la precisión empieza a reducirse. Si el número de caras incrementase, la precisión descendería aún más. Por tanto, lo más óptimo en nuestro caso es incrementar el número de iteraciones e incluir una parada anticipada.

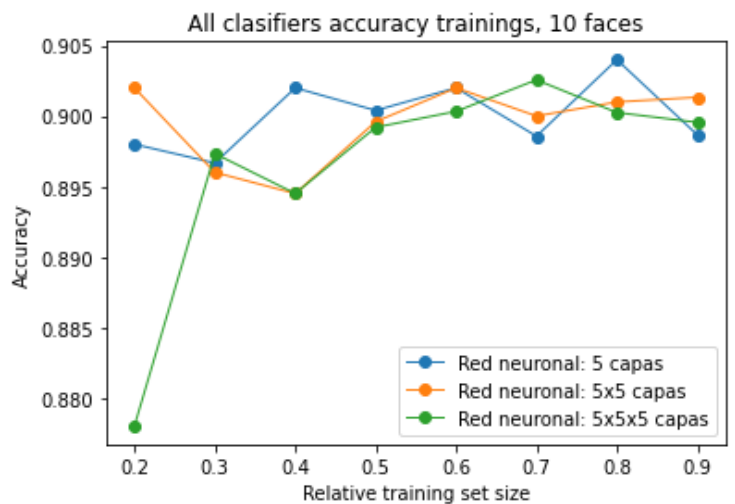
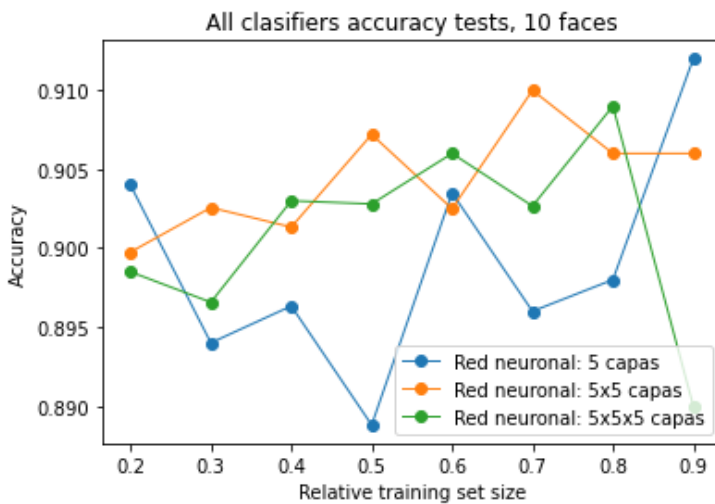
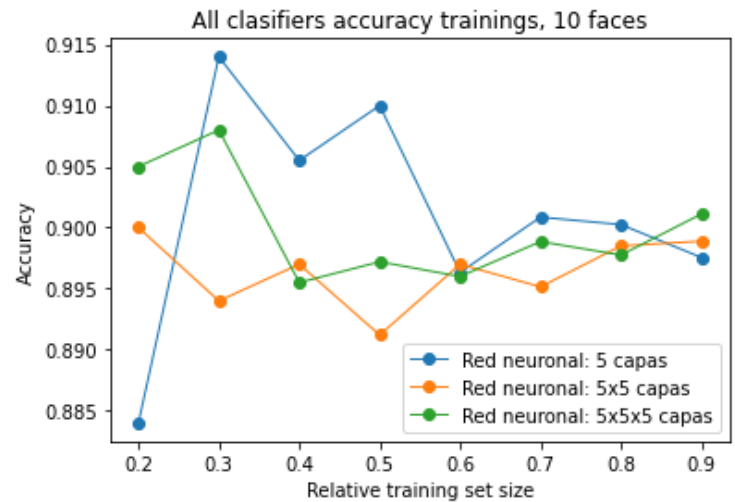
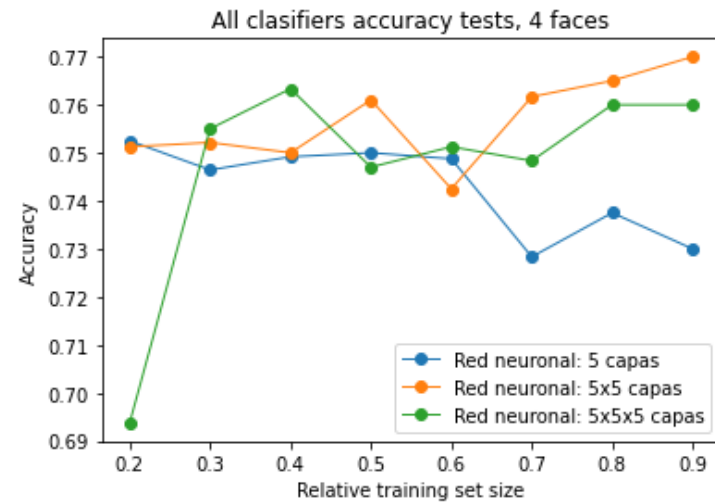
4. Clasificador cuadrático.

Con el clasificador cuadrático también se produce un sobre entrenamiento. Se memoriza muy bien los ejemplos usados en el test. Es indiferente si se procesan cuatro o diez caras. Como es razonable, la precisión es muy mala. Sabe distinguir ciertos datos de forma perfecta y al introducir nuevos datos no le es posible clasificar correctamente ya que el aprendizaje no es lo suficientemente generalista.

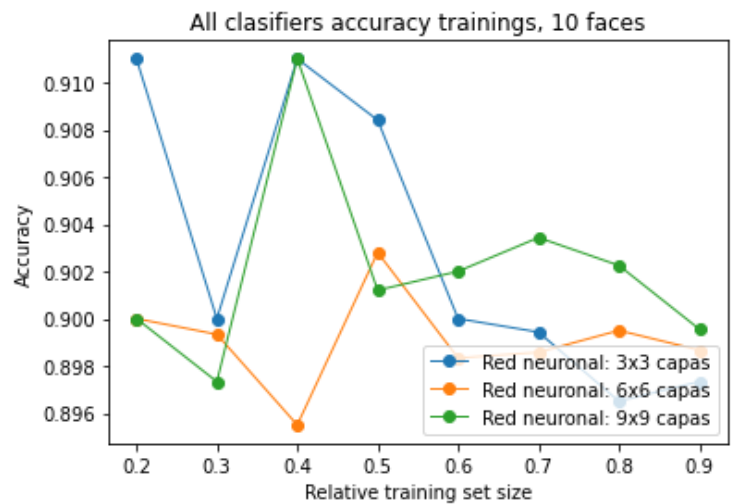
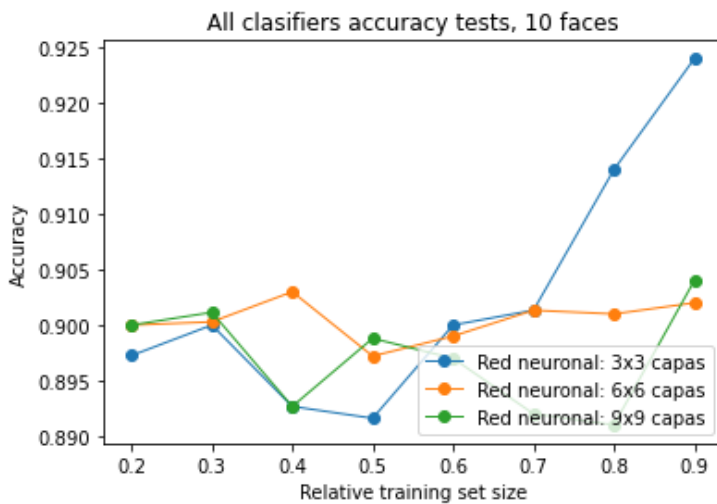
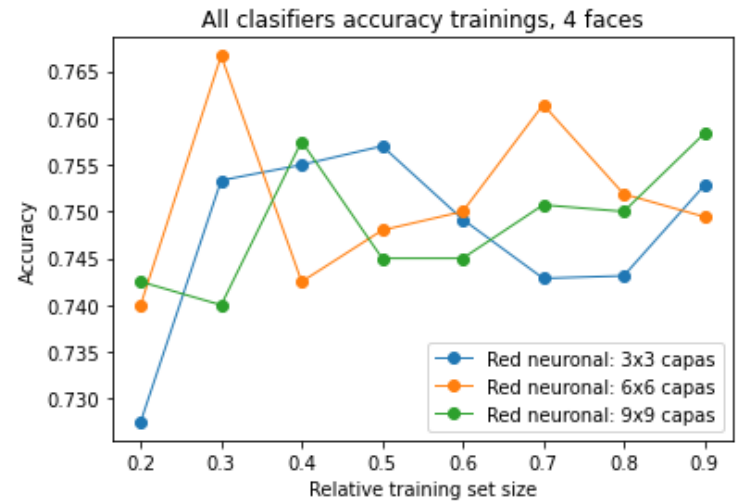
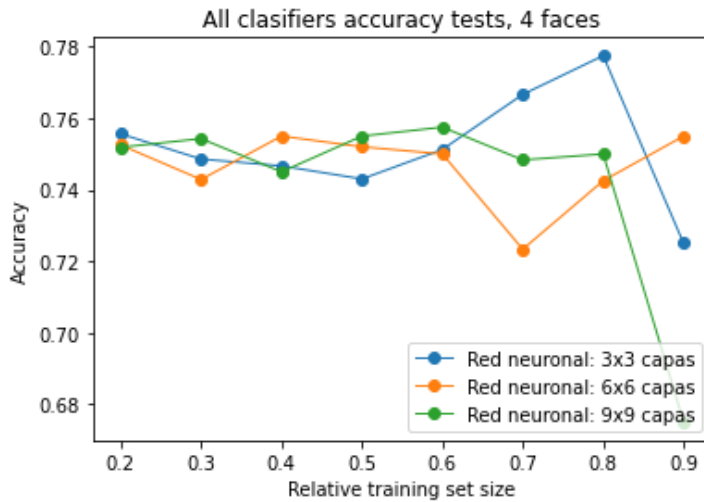


5. Capas ocultas de la red neuronal.

En este apartado se va a observar cual es la mejor configuración para la red neuronal. Primero se ha fijado la cantidad de nodos que hay por capa oculta a cinco y se ha ido incrementando el número de capas ocultas.



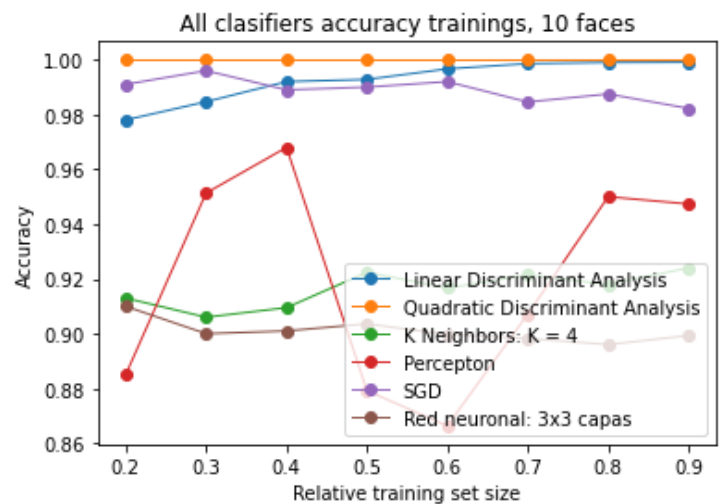
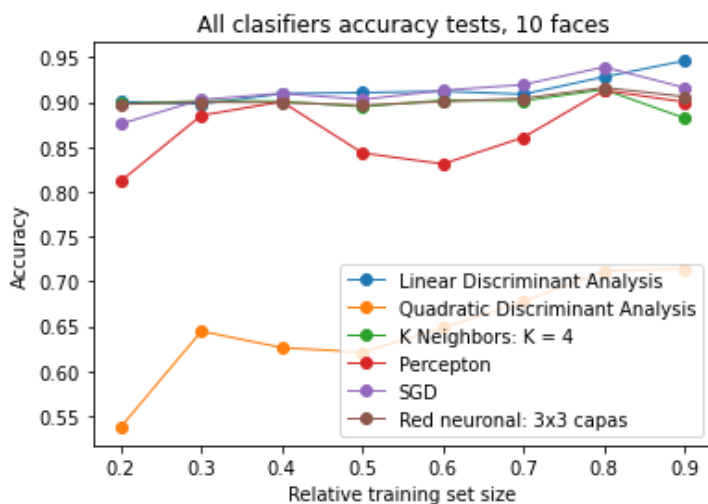
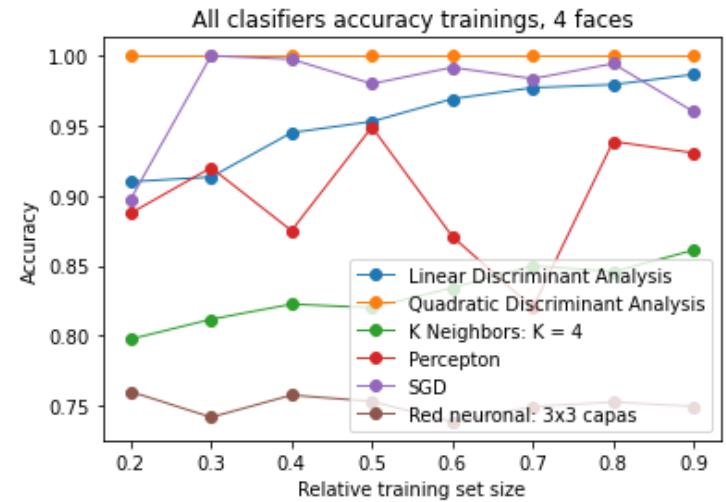
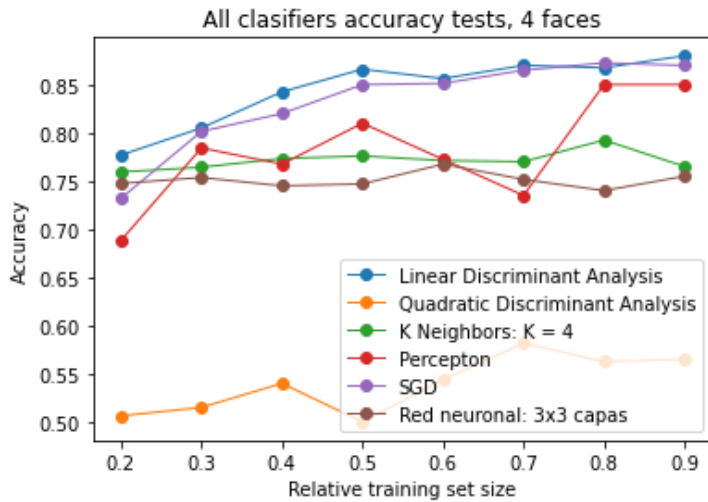
La mejor opción parece ser crear una red neuronal con dos capas. Ahora queda descubrir cual es el número óptimo de nodos por capa.



Aunque el resultado es un poco aleatorio, de momentos se usará una red neuronal con dos capas y tres nodos en cada capa.

6. El mejor clasificador

Según se ha definido como objetivo, ahora tenemos que seleccionar cual es el mejor clasificador. Ajustando los clasificadores que hemos decidido usar en función de las observaciones anteriormente comentadas los resultados son los siguientes.



4 faces												
LDA		QDA		KNN		Perceptron		SGD		MLP (3x3)		
Data	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
20%	0.91	0.77	1	0.5	0.79	0.75	0.88	0.68	0.89	0.73	0.76	0.74
30%	0.91	0.8	1	0.51	0.81	0.76	0.91	0.78	1	0.8	0.74	0.75
40%	0.94	0.84	1	0.54	0.82	0.77	0.87	0.76	0.99	0.82	0.75	0.74
50%	0.95	0.86	1	0.5	0.82	0.77	0.94	0.8	0.98	0.85	0.75	0.74
60%	0.96	0.85	1	0.54	0.83	0.77	0.87	0.77	0.99	0.85	0.73	0.76
70%	0.97	0.86	1	0.58	0.84	0.76	0.82	0.73	0.98	0.86	0.74	0.75
80%	0.97	0.86	1	0.56	0.84	0.79	0.82	0.735	0.99	0.87	0.75	0.74
90%	0.98	0.88	1	0.56	0.86	0.76	0.93	0.85	0.96	0.86	0.74	0.75

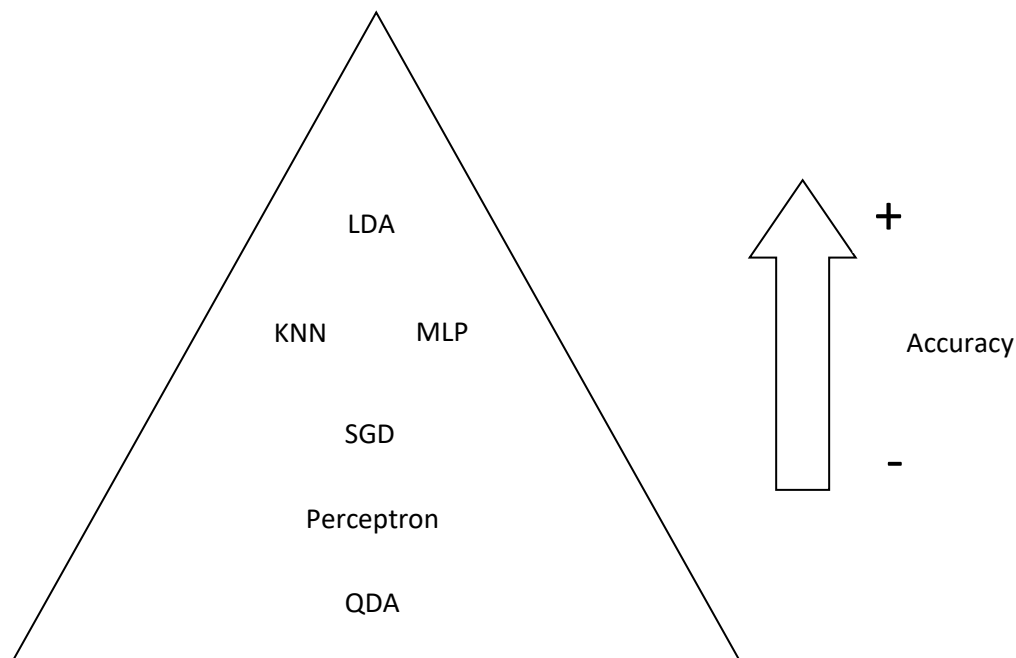
10 faces												
LDA		QDA		KNN		Perceptron		SGD		MLP (3x3)		
Data	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
20%	0.97	0.9	1	0.53	0.91	0.89	0.88	0.81	0.99	0.87	0.91	0.89
30%	0.98	0.89	1	0.64	0.9	0.9	0.95	0.88	0.99	0.9	0.9	0.9
40%	0.92	0.9	1	0.62	0.9	0.9	0.96	0.9	0.98	0.9	0.9	0.89
50%	0.99	0.91	1	0.62	0.92	0.89	0.87	0.84	0.99	0.9	0.9	0.89
60%	0.99	0.91	1	0.64	0.91	0.9	0.86	0.83	0.99	0.91	0.89	0.9
70%	0.99	0.9	1	0.67	0.92	0.9	0.9	0.86	0.98	0.91	0.89	0.9
80%	0.99	0.92	1	0.71	0.91	0.91	0.94	0.91	0.98	0.93	0.89	0.916
90%	0.99	0.94	1	0.71	0.92	0.88	0.94	0.9	0.98	0.91	0.89	0.9

Analizando los datos obtenidos, el clasificador cuadrático es el peor con diferencia. El perceptrón le seguiría, siendo el segundo peor clasificador.

Si se utilizan pocos datos, el clasificador SGD es el tercer peor clasificador. En cambio, si se posee un mínimo de información, es uno de los mejores clasificadores.

La red neuronal y los K vecinos más próximos son dos clasificadores cuya precisión es constante, no varía prácticamente independientemente del porcentaje usado para entrenar y testear. Con cuatro rostros ambos tienen aproximadamente una precisión del 75%. Con diez rostros su precisión ronda en torno al 90%.

Por último, se encuentra el clasificador lineal, que presenta los mejores resultados. Además, su precisión aumenta cuanto mayor es el porcentaje destinado a entrenar y testear. Con cuatro caras empieza con un 77% de precisión y puede llegar hasta el 88%. Con diez caras aumenta de 90% a 94%.



Por tanto, en nuestro problema en específico, la mejor opción es utilizar el clasificador lineal, aunque el clasificador de los vecinos más cercanos y la red neuronal también ofrecen buenos resultados. Como máximo es posible ofrecer un acierto que oscila entre el 90% y el 94%, con diez rostros.

7. Matrices de confusión, precision y recall.

Hasta ahora tan solo se ha considerado como valor relevante del clasificador el valor de la exactitud. No obstante, también ha de medirse el valor de la *precision* y de *recall*. El parámetro *accuracy* permite valorar al clasificador en conjunto, comparando los resultados obtenidos con los resultados reales. Si se añaden más caras, las cuales son diferentes respecto a la que queremos buscar, se podría estar falseando los resultados ya que no se tiene en cuenta la ni la precisión ni la métrica de exhaustividad del clasificador cuando las caras son parecidas.

Para saber si los datos están falseados o no, tomamos el clasificador lineal con las muestras del test para hallar las matrices de confusión con 4 y 10 caras. A partir de la matriz de confusión hallamos el valor de los campos *precision* y *recall*.

La precisión, o *precision*, nos permite saber la diferencia entre los datos que se han clasificado correctamente por parte de nuestro clasificador y los datos que realmente son verdaderos positivos. Una precisión alta indica que existen pocos falsos positivos.

Con el parámetro *recall*, o métrica de exhaustividad, podemos conocer qué cantidad de caras está realmente bien clasificada. Cuanto mayor sea el valor de *recall* menos falsos negativos se han generado.

- **Matriz de confusión para 4 caras, 10% de datos usados:**

Sin normalizada	
11	0
5	4
Normalizada	
1	0
0,55	0,44

Precisión: 0,68

Recall: 0,1

- **Matriz de confusión para 4 caras, 80% de datos usados:**

No normalizada	
107	15
23	15
Normalizada	
0,87	0,12
0,6	0,39

Precisión: 0,82

Recall: 0,87

Como se puede observar, al incrementar el número de datos empleados para el test, los valores de *precision* y *recall* incrementan considerablemente. El resultado obtenido usando un 10% es un tanto confuso ya que Scikit-Learn es quien decide de forma aleatoria qué porción de datos va a ser usada. Si dicha porción de datos se trata de imágenes fácilmente irreconocibles entre sí o viceversa la cantidad de falsos positivos y falsos negativos generados se incrementará. En el caso del 10% de datos usados, la cantidad de falsos negativos es muy grande. Eso significa que existen ciertas imágenes en las que nuestro rostro y alguno o varios de los otros rostros se parecen demasiado y éste considera que el rostro 3 corresponde a otro rostro. Cuando se incrementa el porcentaje de datos usados los resultados mejoran considerablemente. Dicha mejoría podría deberse a lo comentado anteriormente, al añadir más caras el error se diluye. No obstante, como se puede observar, los valores de *precision* y *recall* son bastante buenos, lo cual significa que el total de falsos positivos y falsos negativos es bajo. Por tanto, siempre y cuando se proporcione una cantidad mínima de datos el clasificador funcionará correctamente.

- **Matriz de confusión para 10 caras, 10% de datos usados:**

Sin normalizada	
46	1
2	1
Normalizada	
1	0
0,02	0,97

Precisión: 0,95

Recall: 0,97

- **Matriz de confusión para 10 caras, 80% de datos usados:**

Sin normalizada	
354	12
21	13
Normalizada	
0,96	0,03
0,61	0,38

Precisión: 0,94

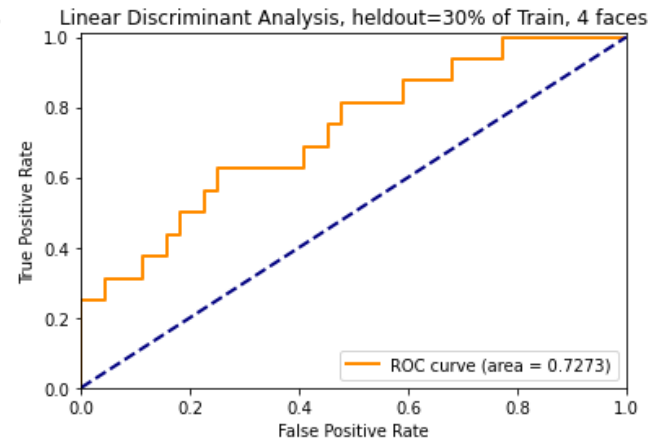
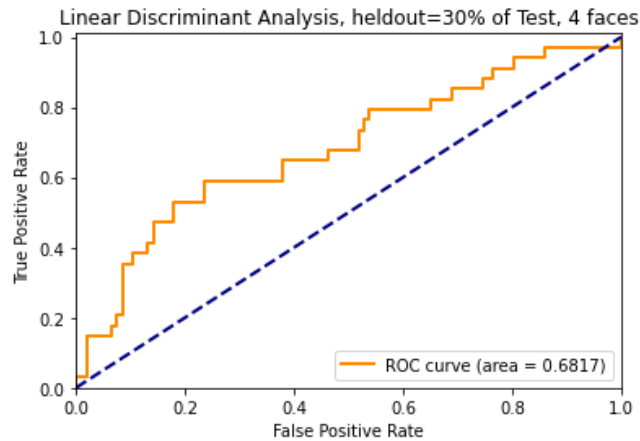
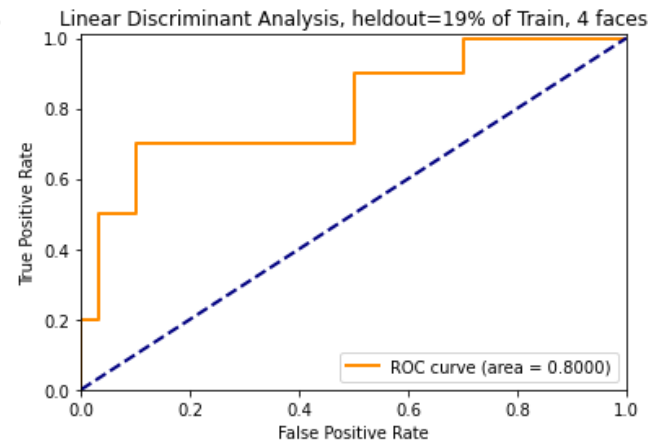
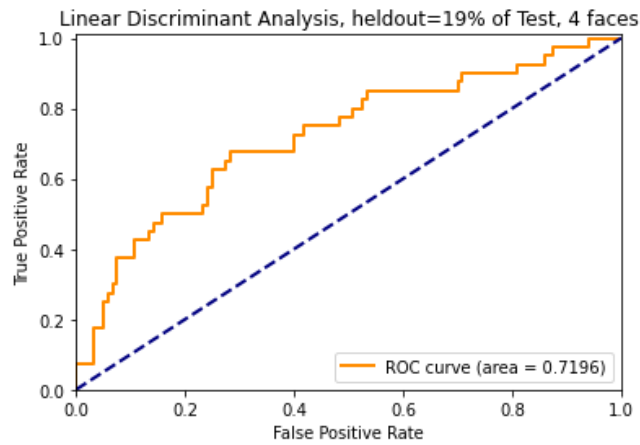
Recall: 0,96

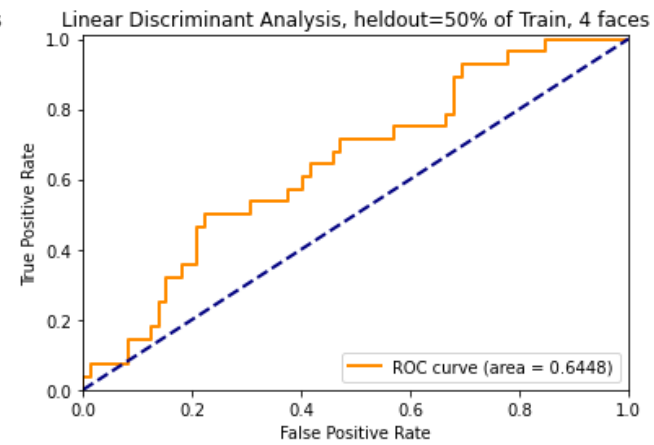
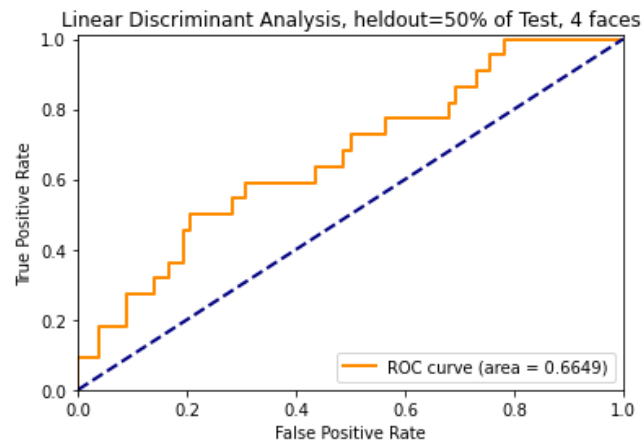
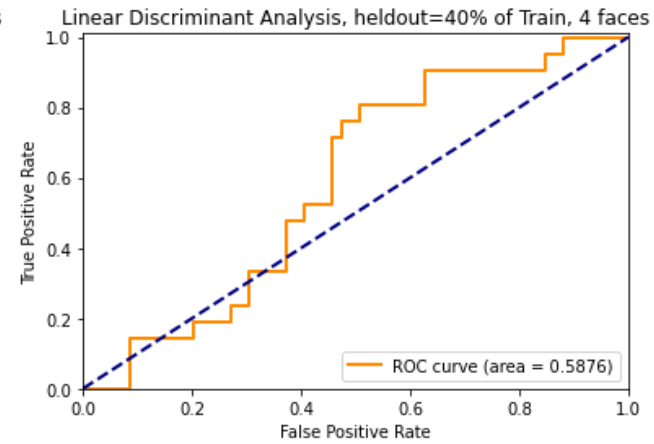
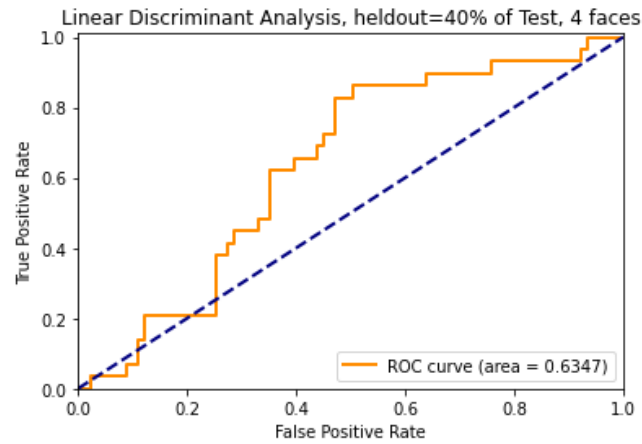
Para 10 caras, al haber más variedad, conseguimos que el modelo obtenga un *accuracy* mayor ya que es capaz de distinguir nuestro rostro de los otros aprendiendo más rasgos característicos de cada una de las caras. No obstante, es posible que el error se diluya debido a lo comentado anteriormente. Podemos comprobar como los valores de *precision* y *recall* han aumentado en comparación con los modelos entrenados con 4 rostros. Dichos resultados implican que nuestra base de datos no está falseando los resultados y que, por ende, el clasificador lineal es el mejor, tal y como se había supuesto anteriormente.

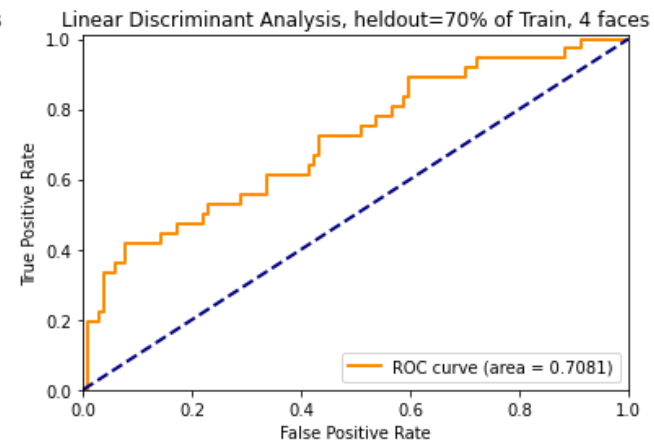
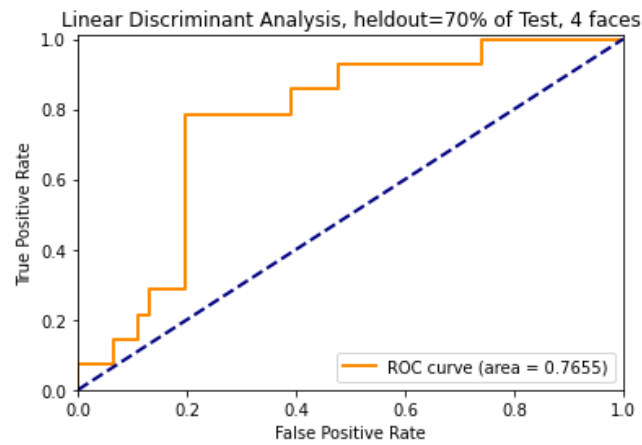
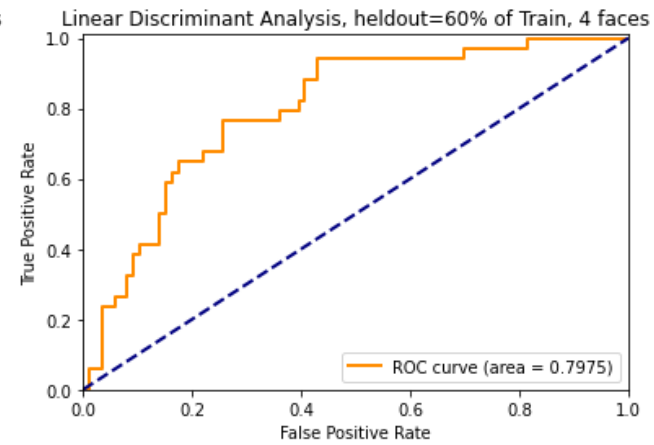
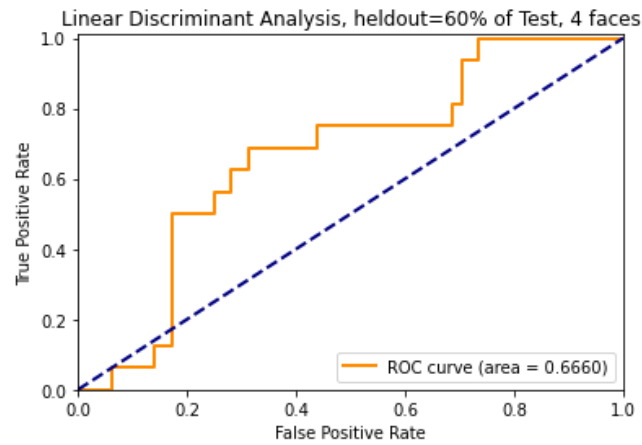
En resumen, el clasificador lineal con 10 rostros ofrece un *accuracy* que oscila entre el 90% y 94%, una precisión aproximadamente del 94% y un *recall* del 96%.

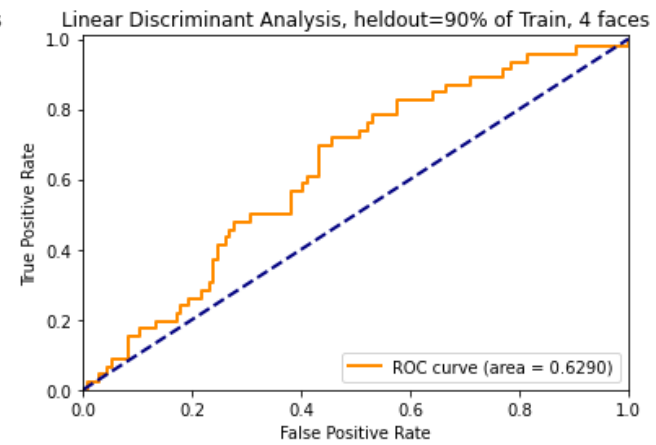
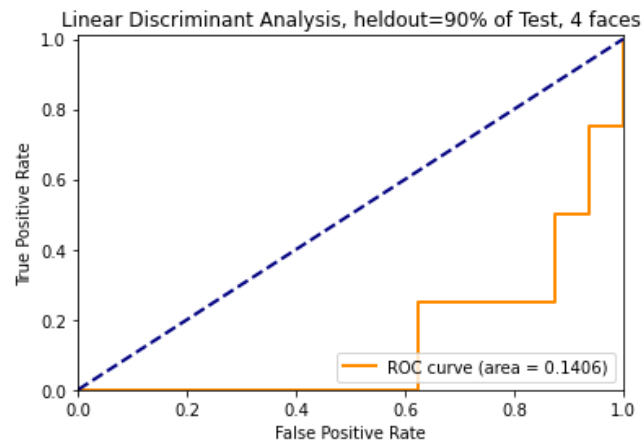
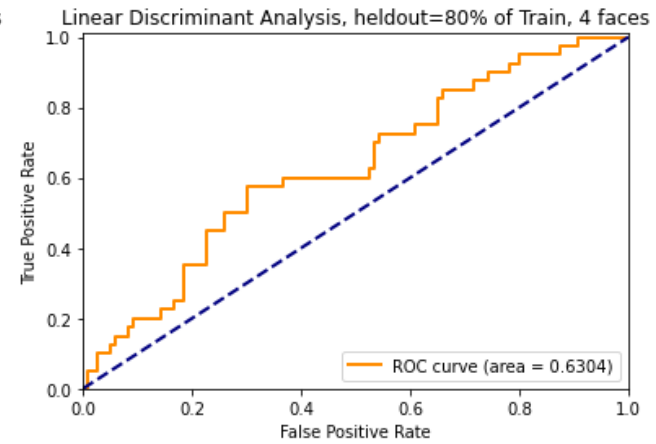
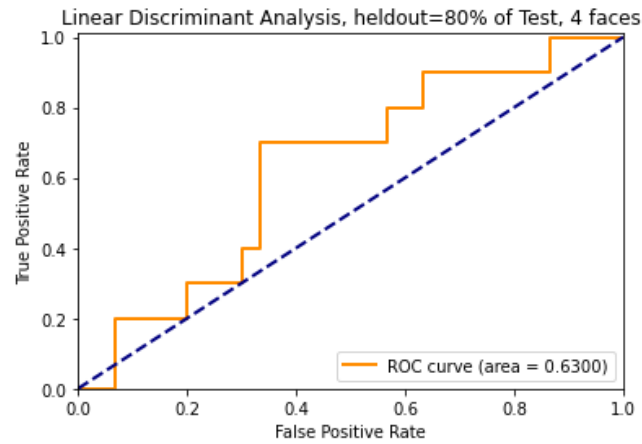
Anexo

- Curvas ROC de LDA con cuatro rostros.

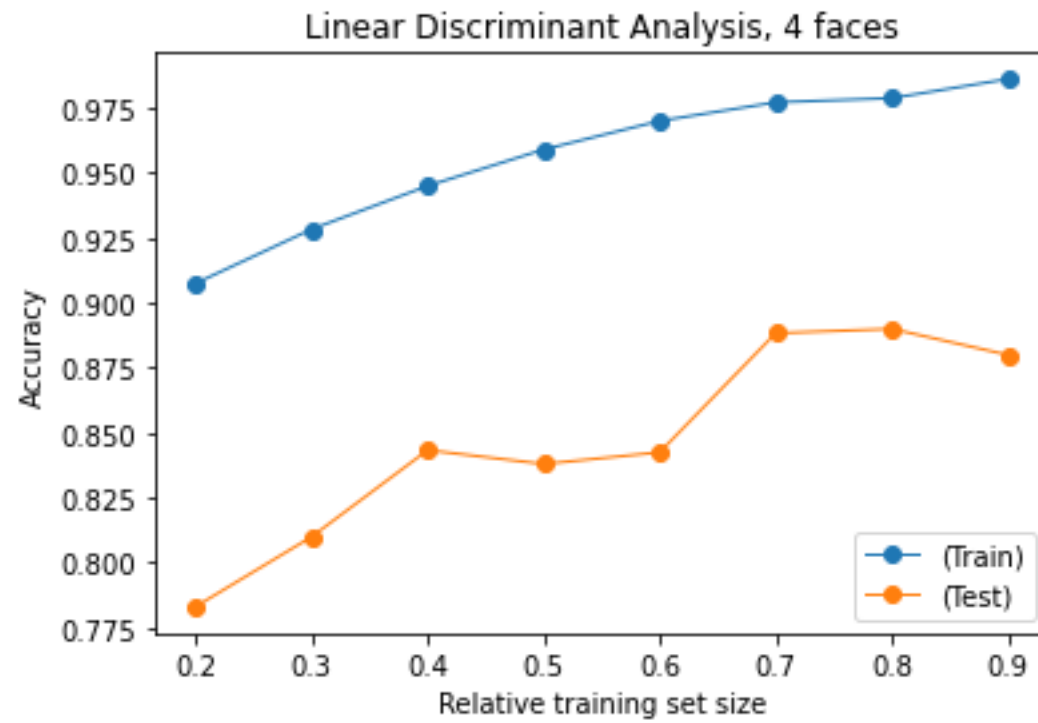




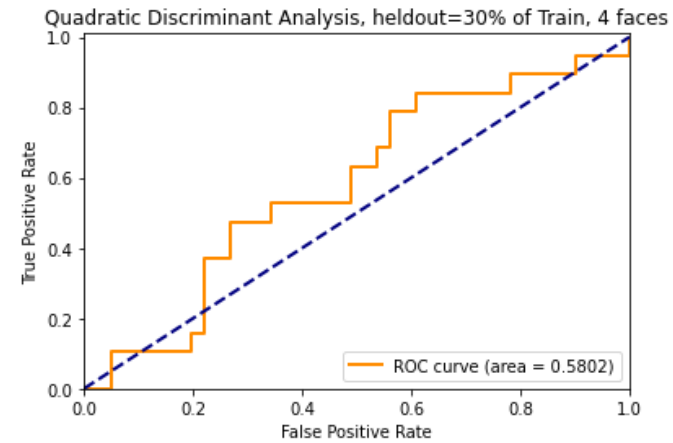
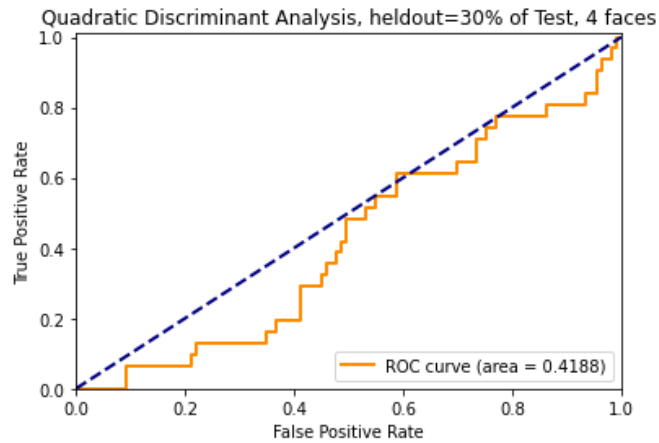
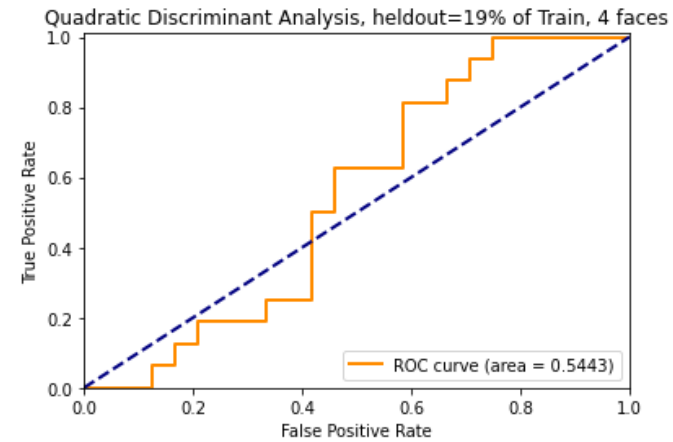
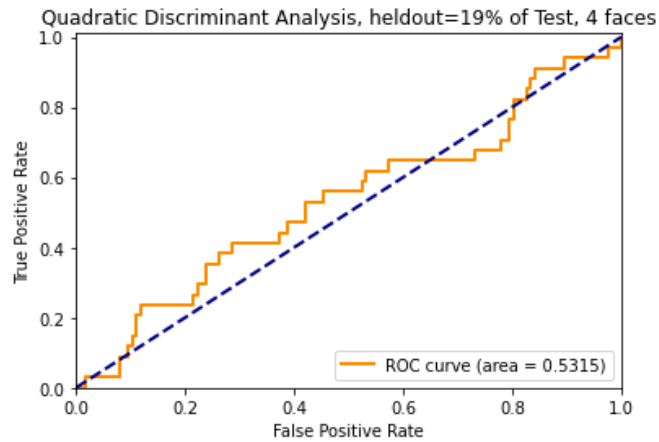


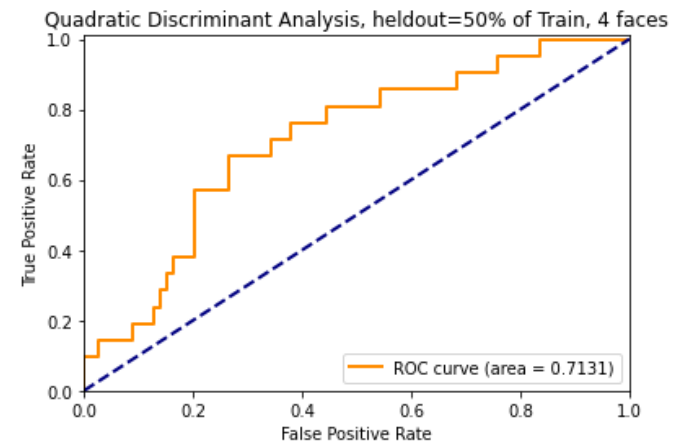
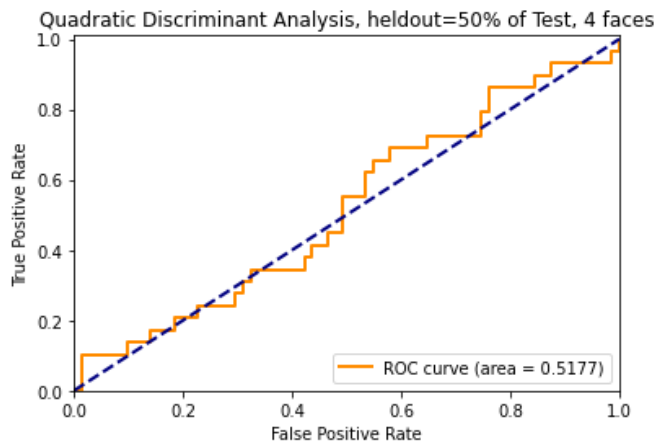
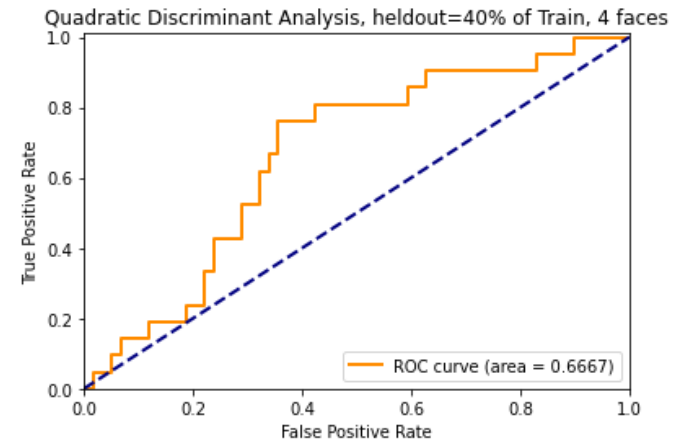
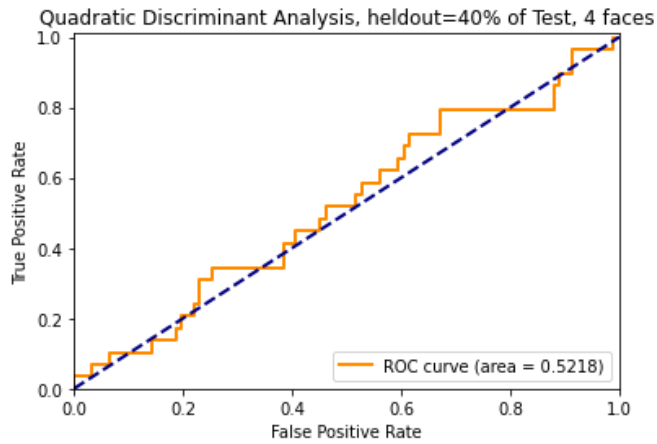


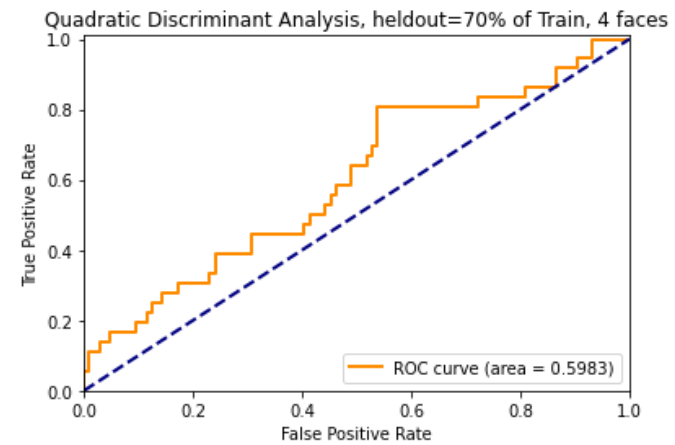
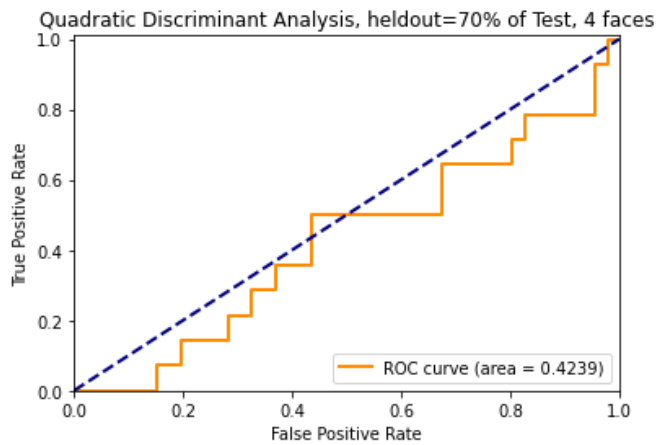
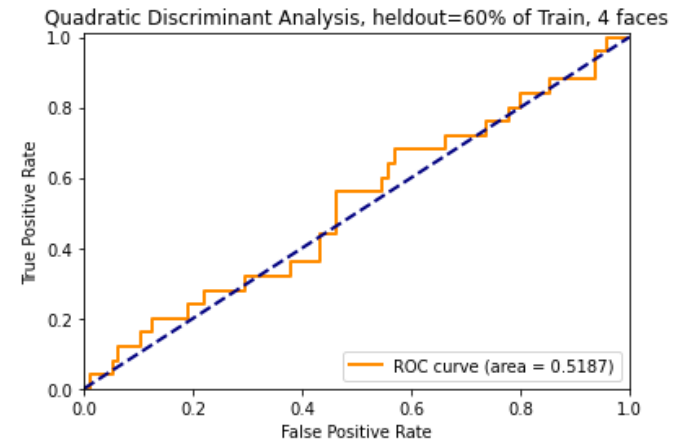
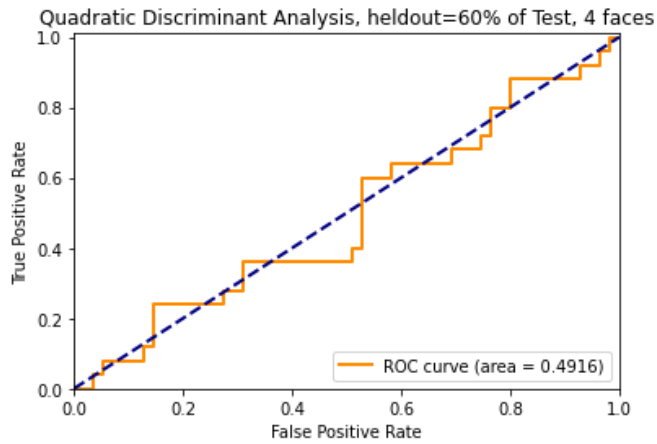
- Gráfica del test y entrene de LDA con cuatro rostros.

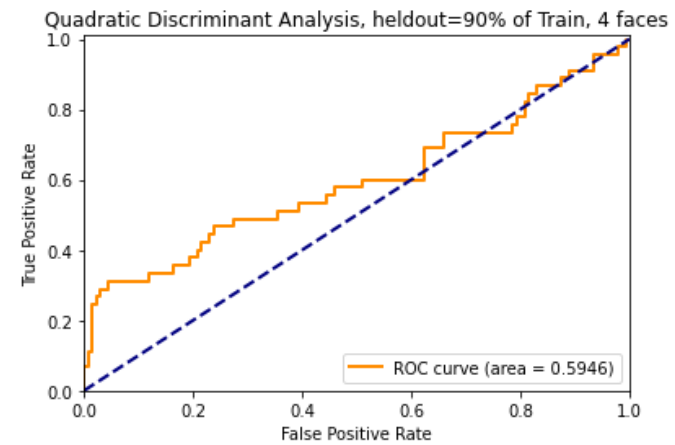
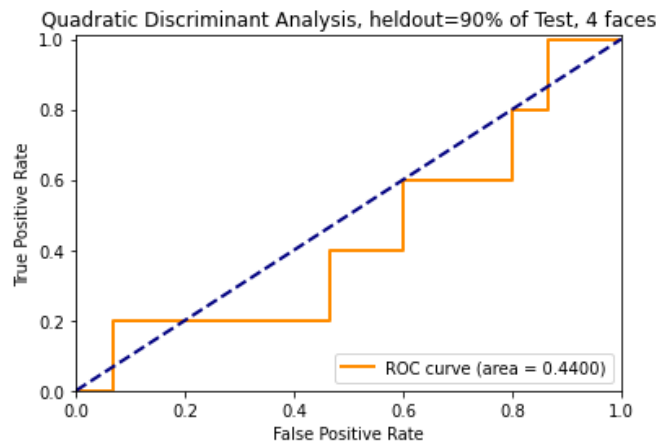
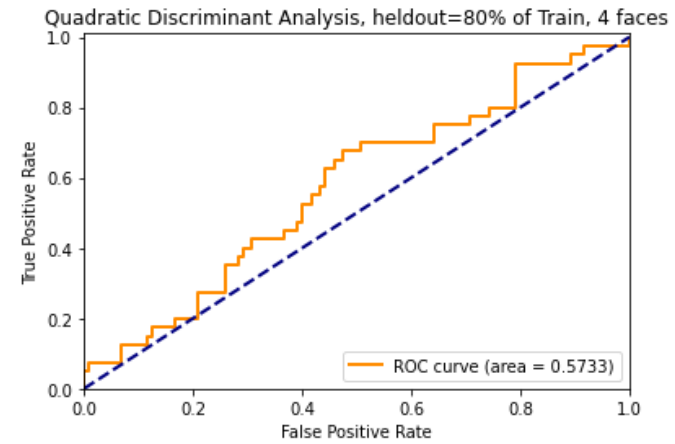
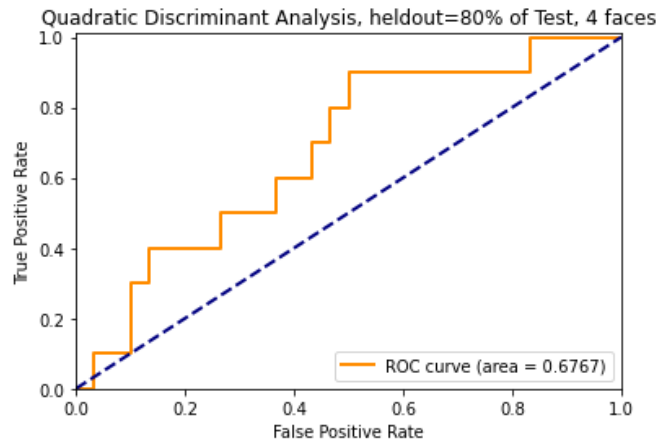


- Curvas ROC de QDA con cuatro rostros.

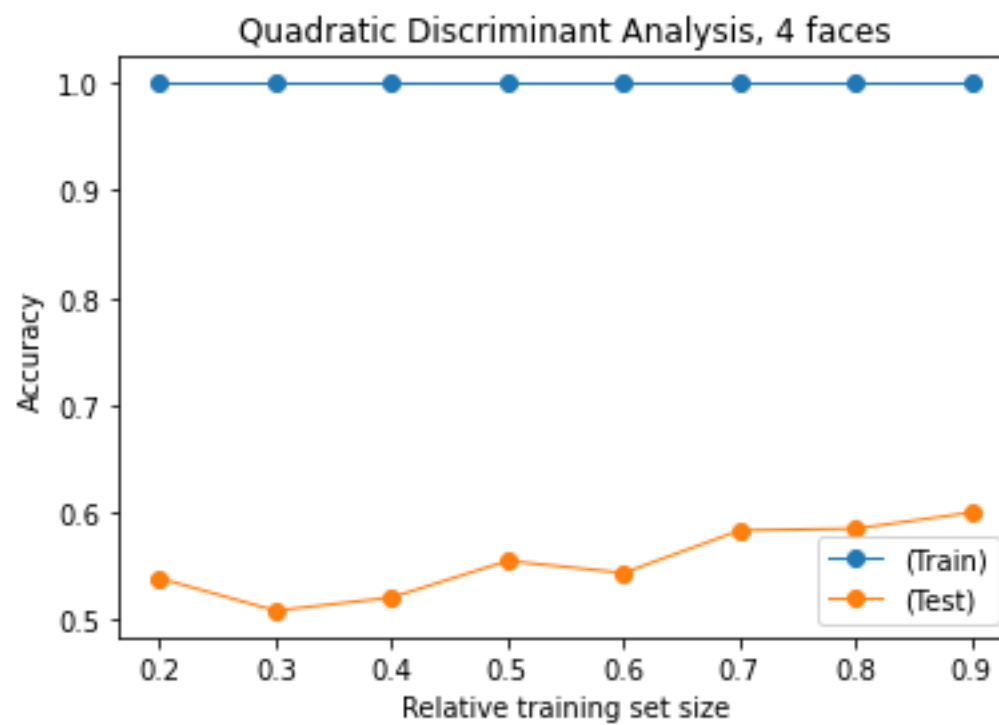




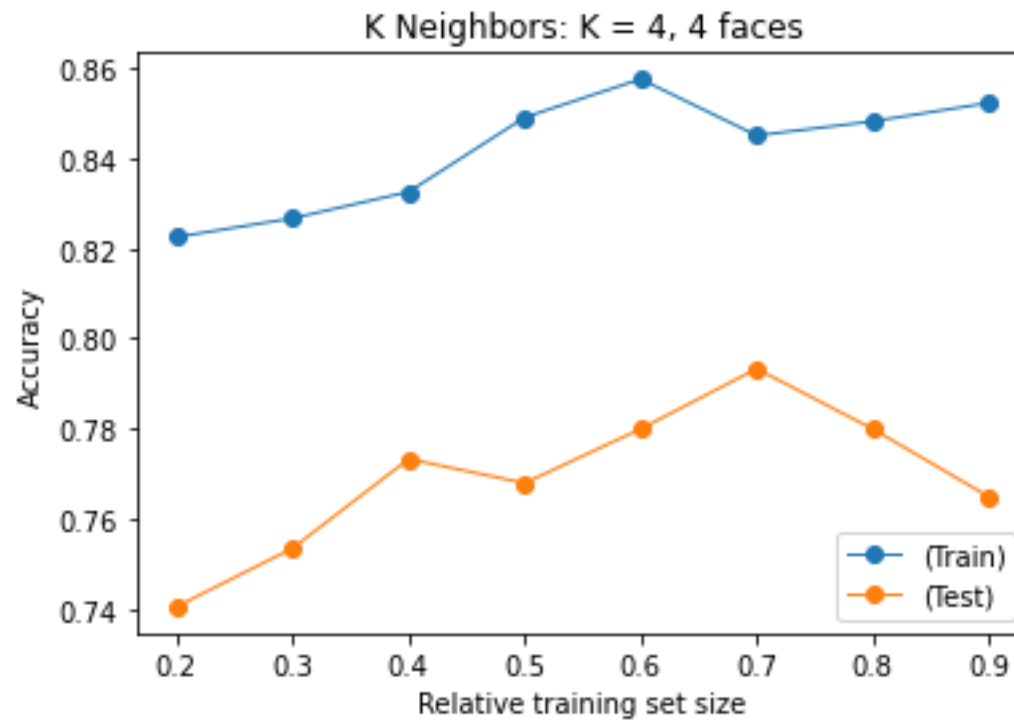




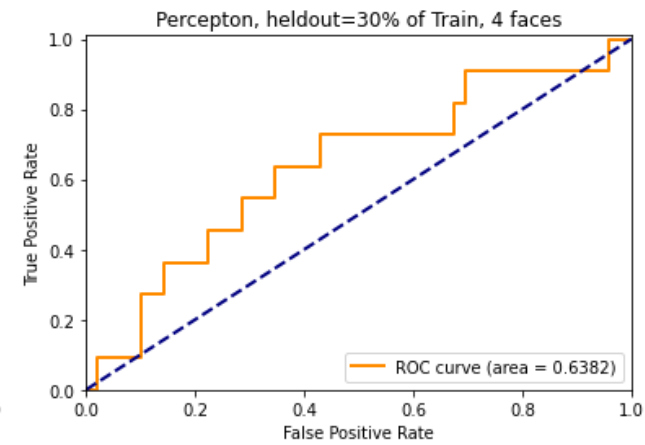
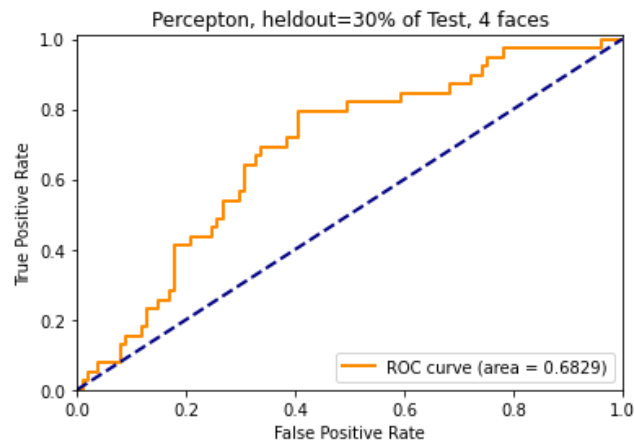
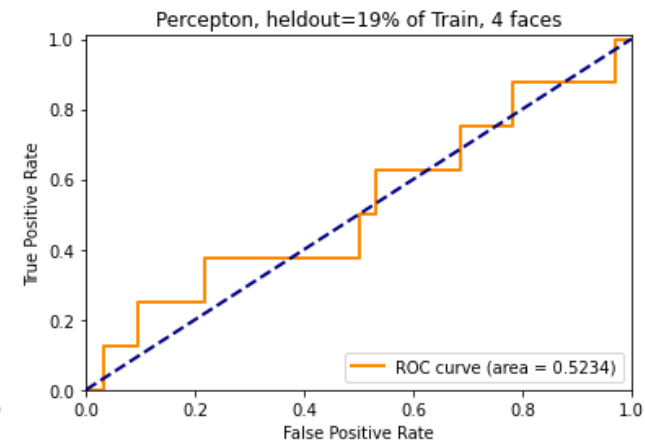
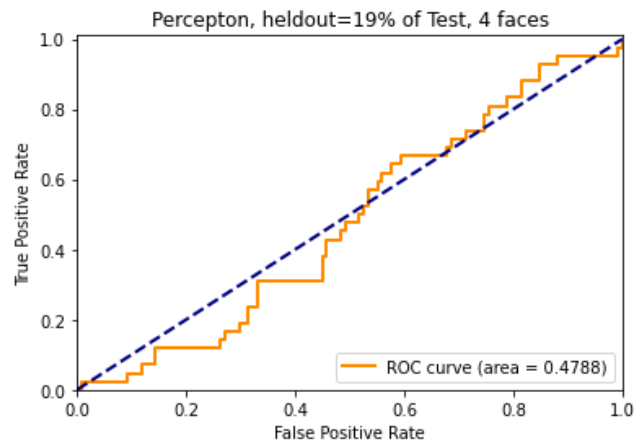
- Gráfica del test y entrene de QDA con cuatro rostros.

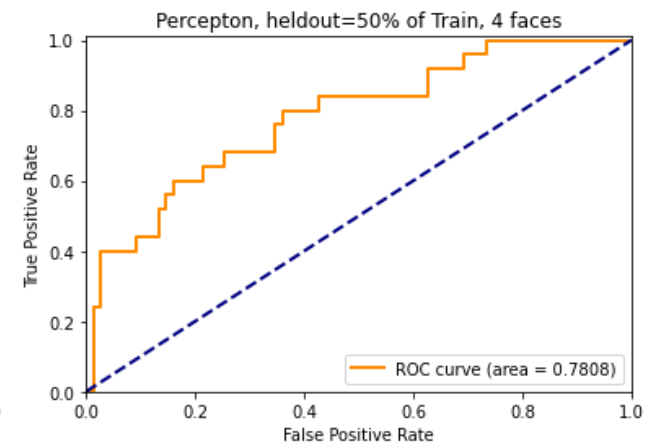
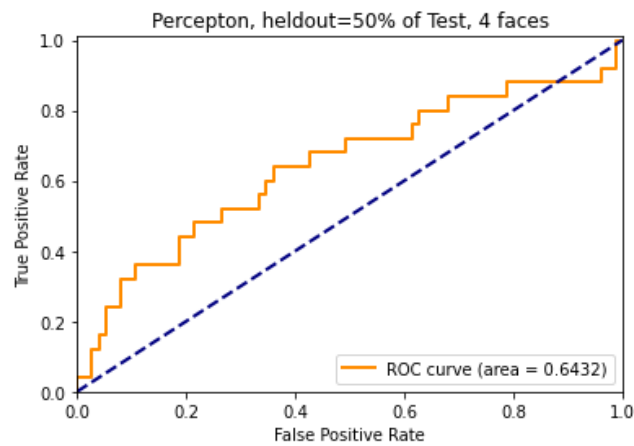
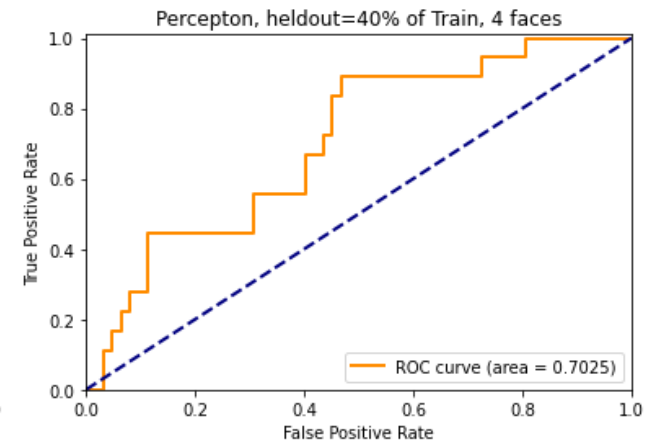
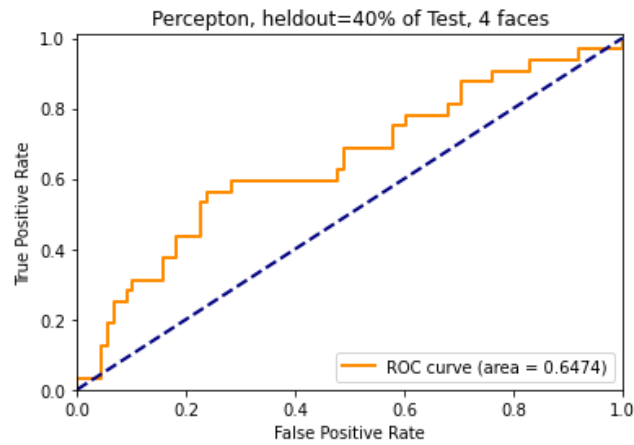


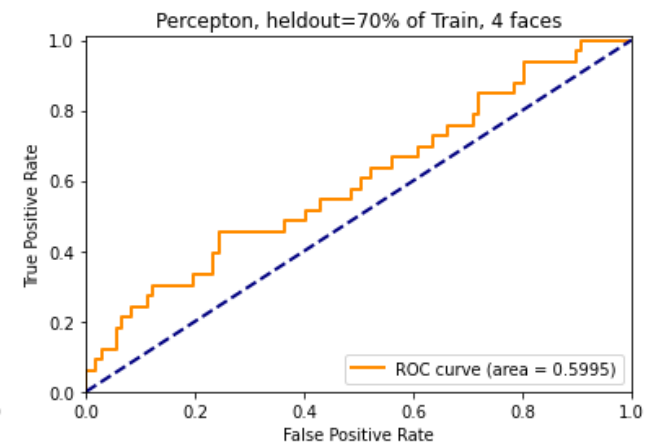
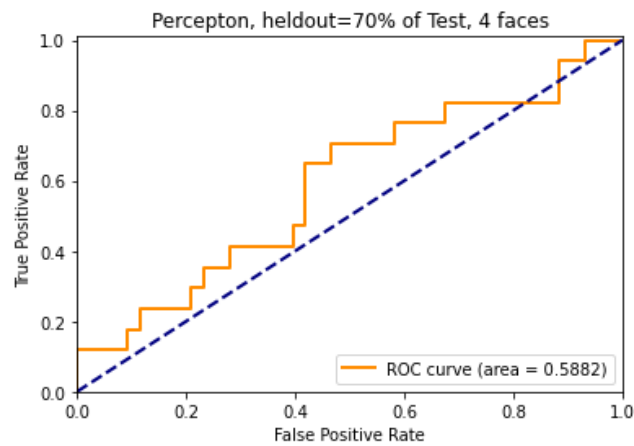
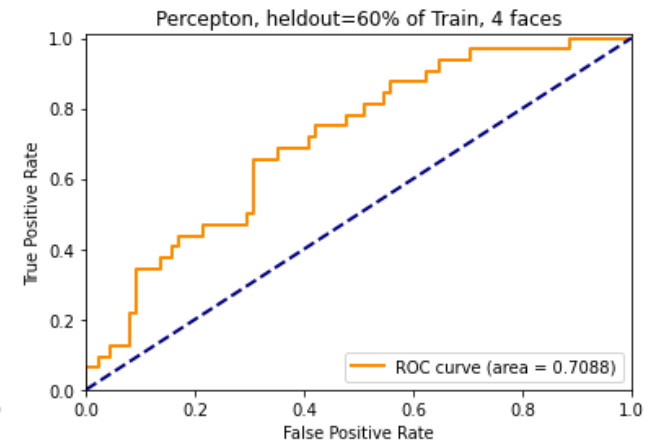
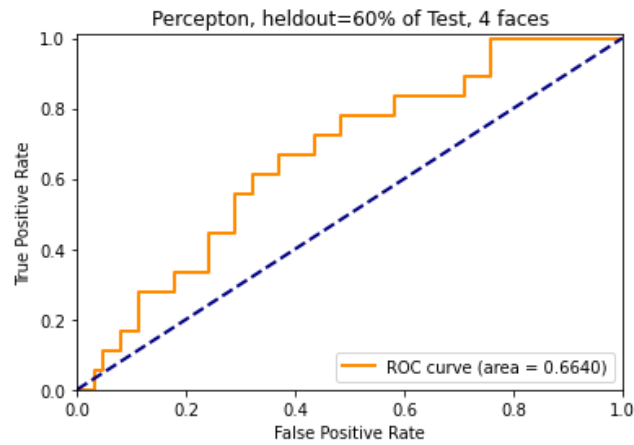
- Gráfica del test y entrene de KNN con cuatro rostros.

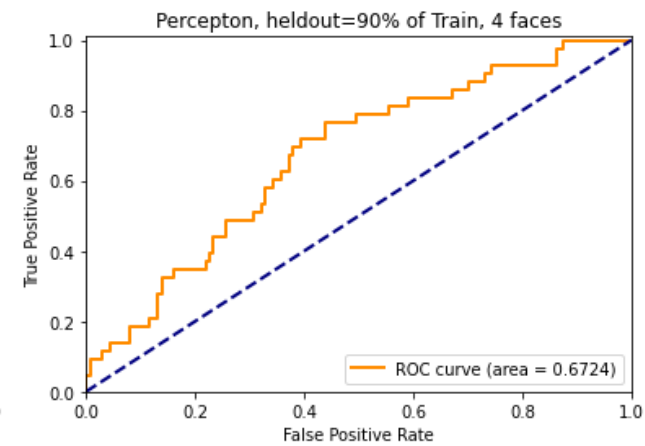
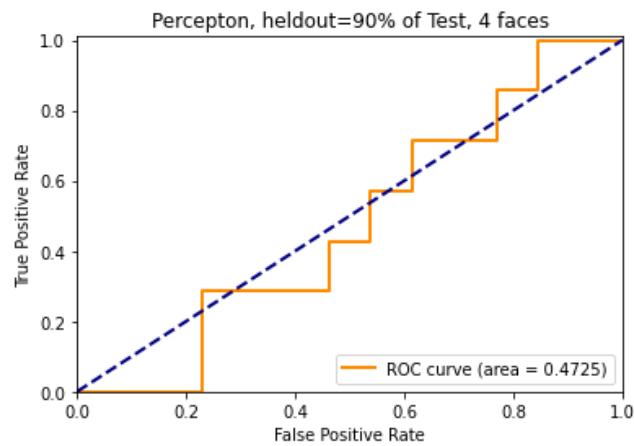
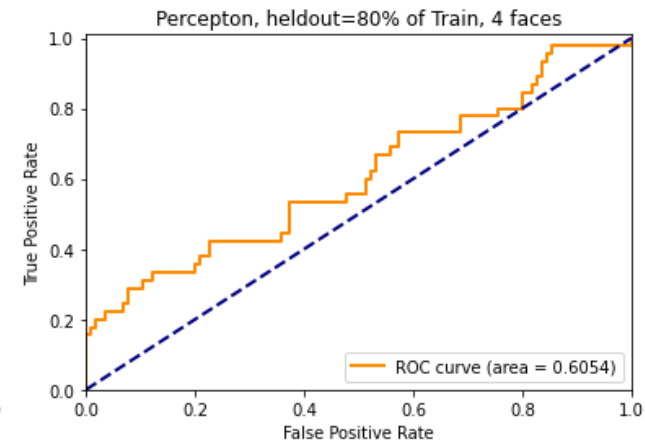
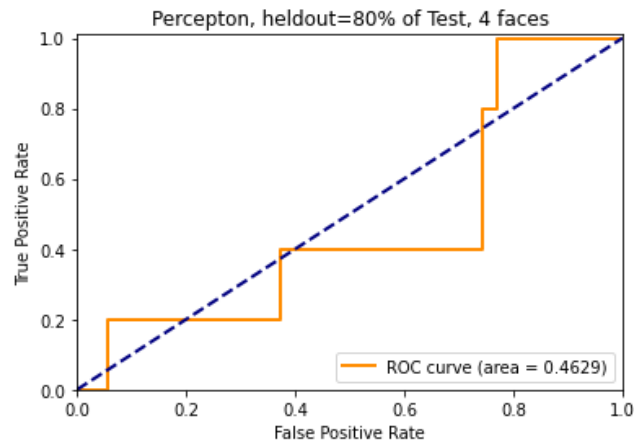


- Curvas ROC del perceptrón.

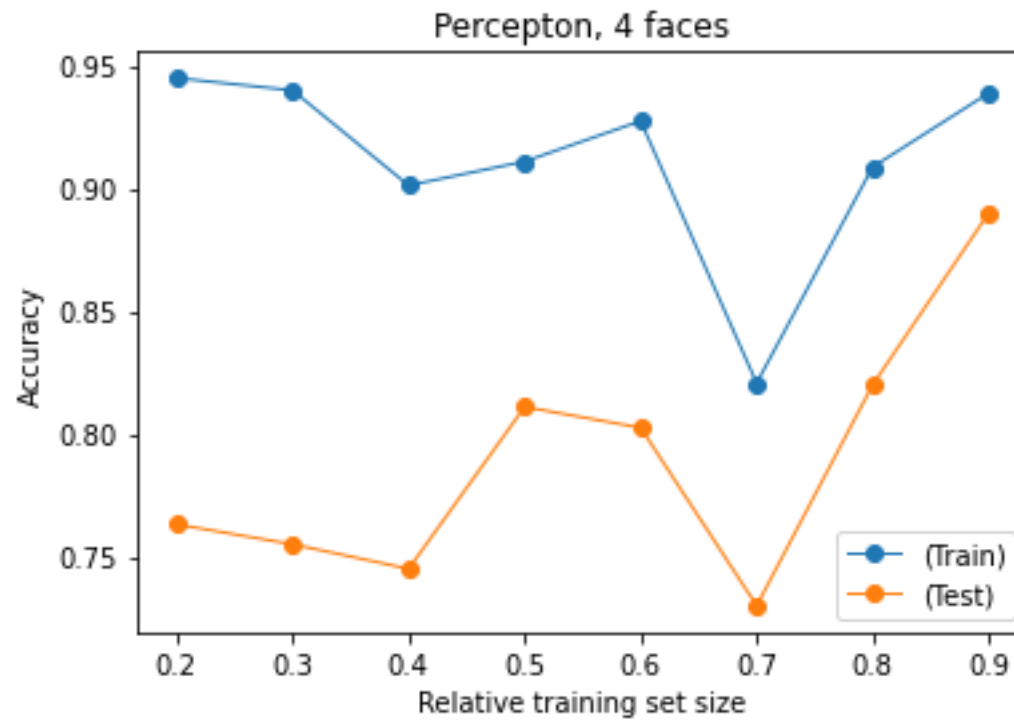




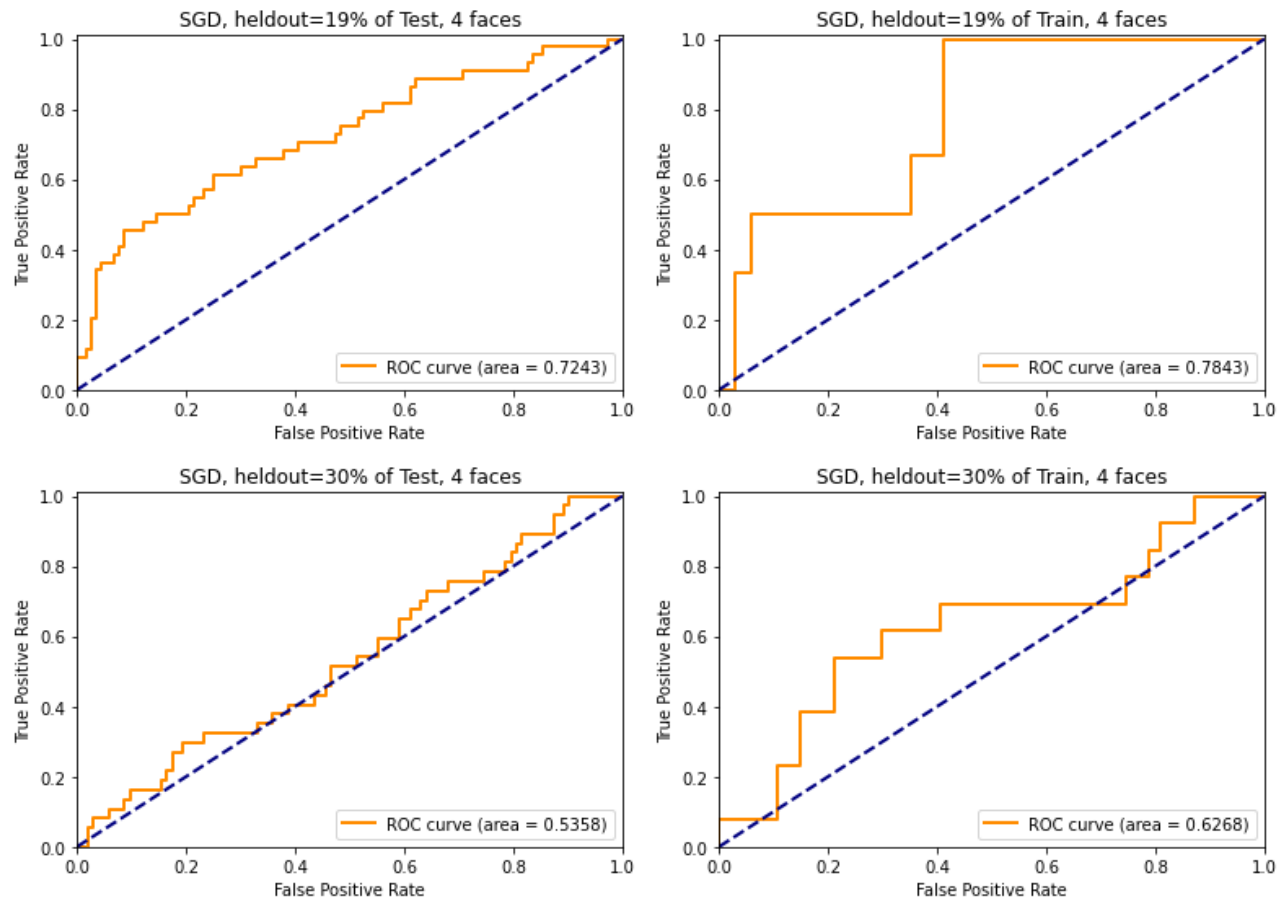


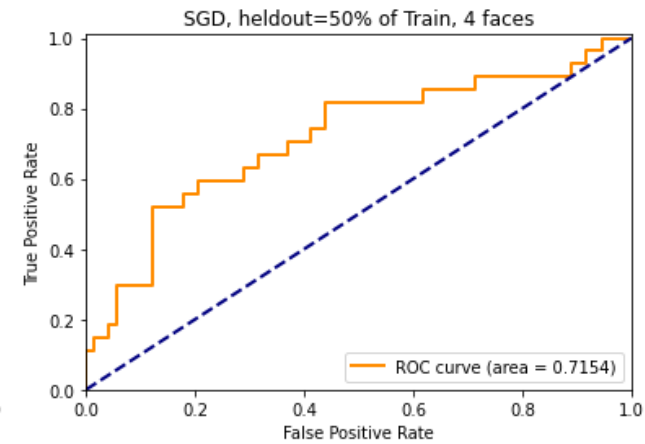
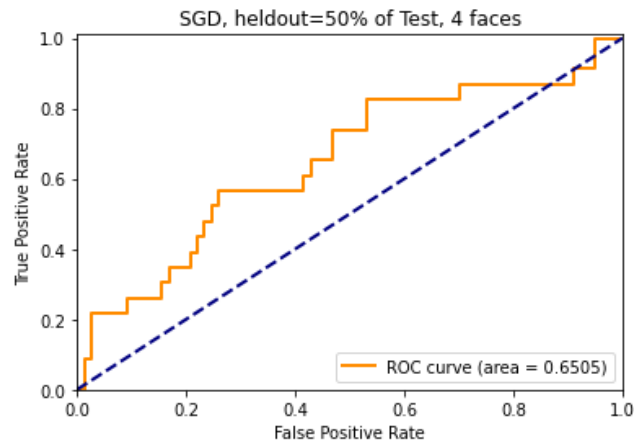
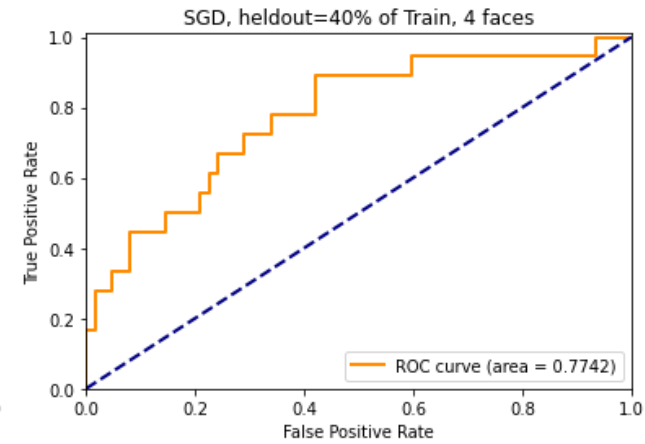
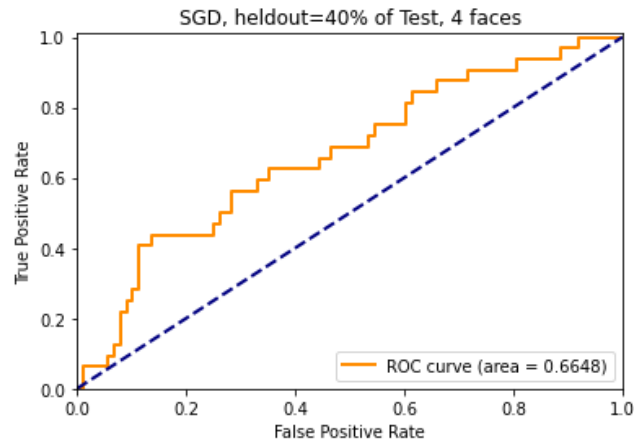


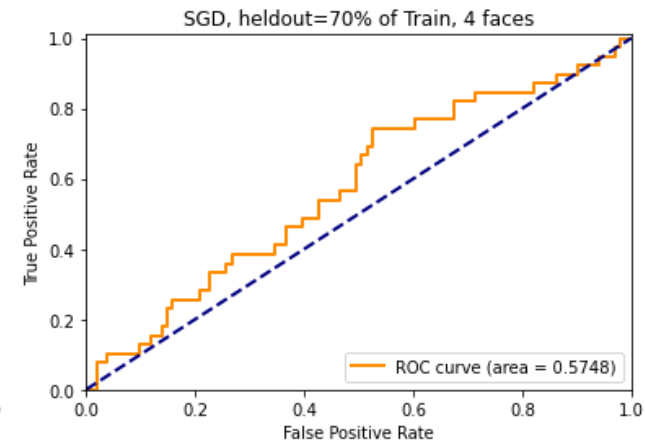
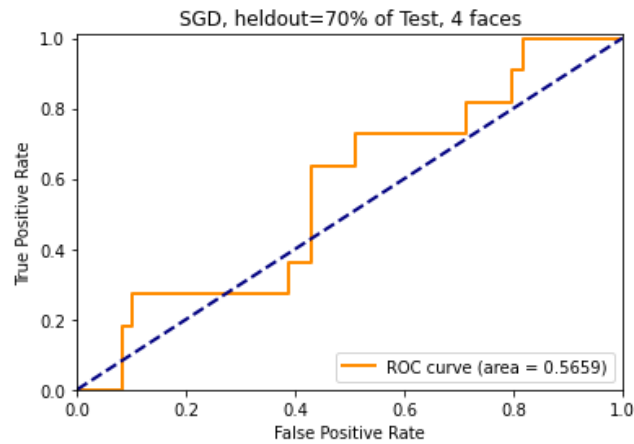
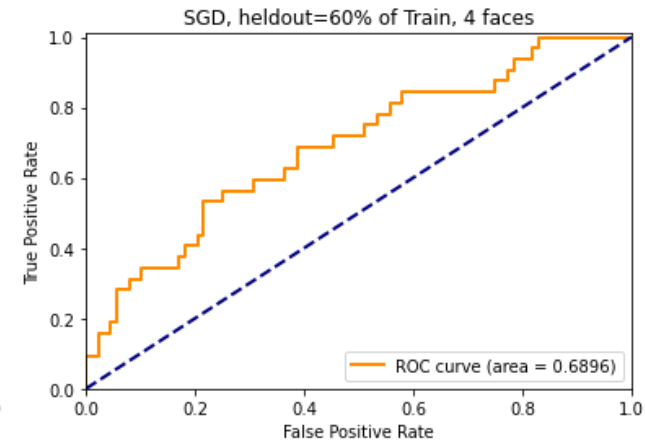
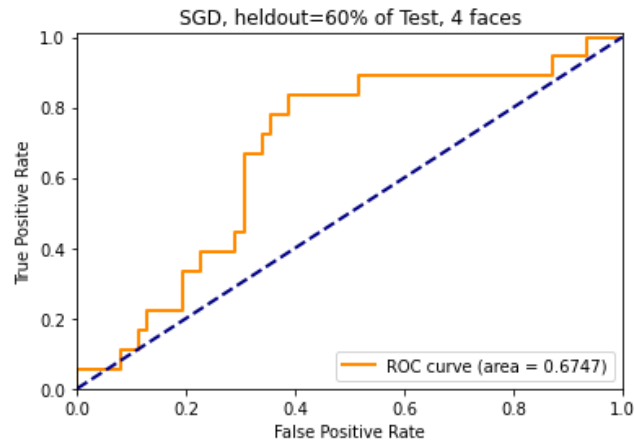
- Gráfica del test y entrene del perceptrón con cuatro rostros.

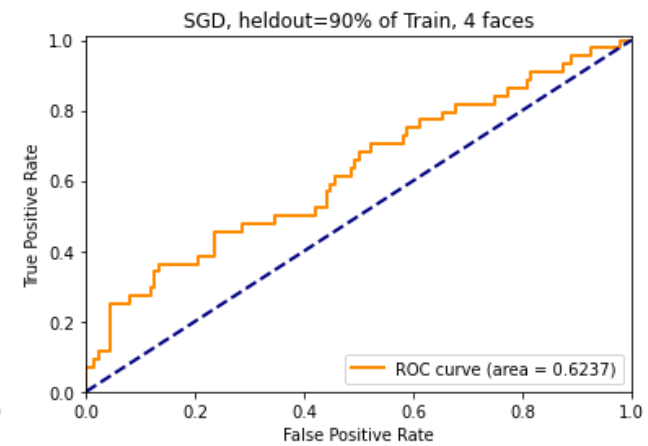
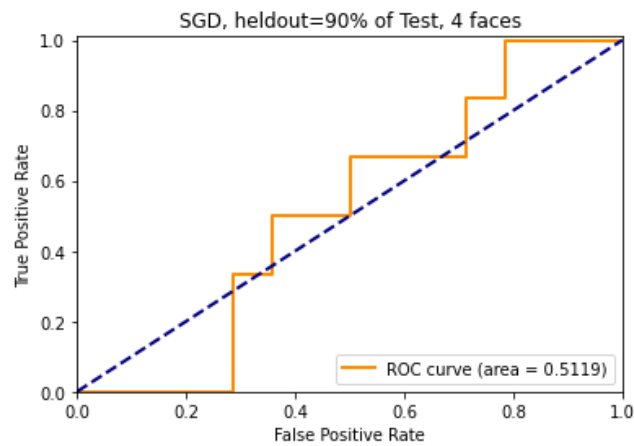
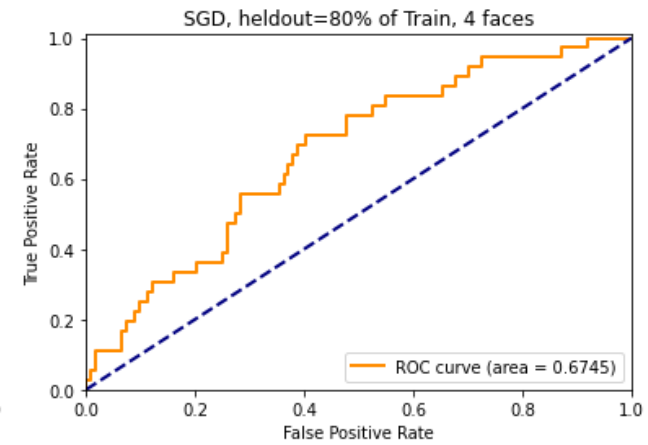
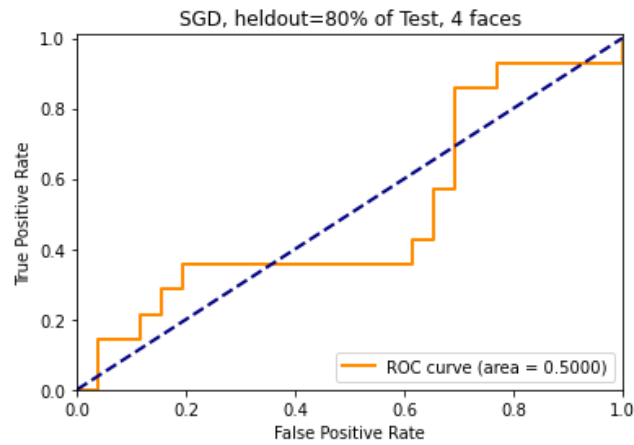


- Curvas ROC de SGD.

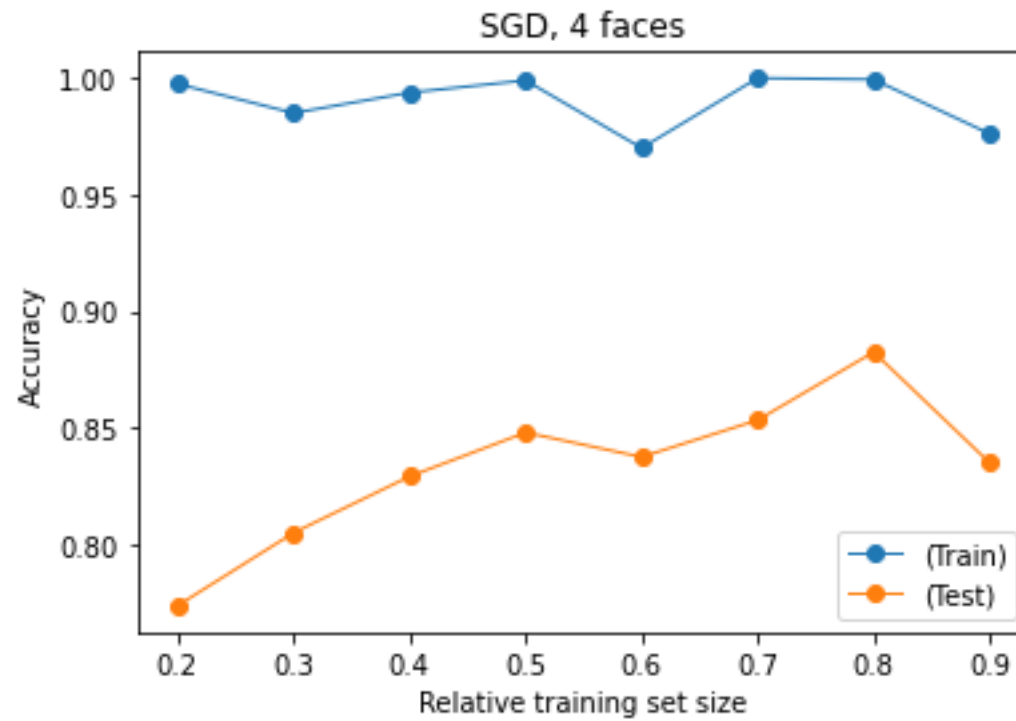




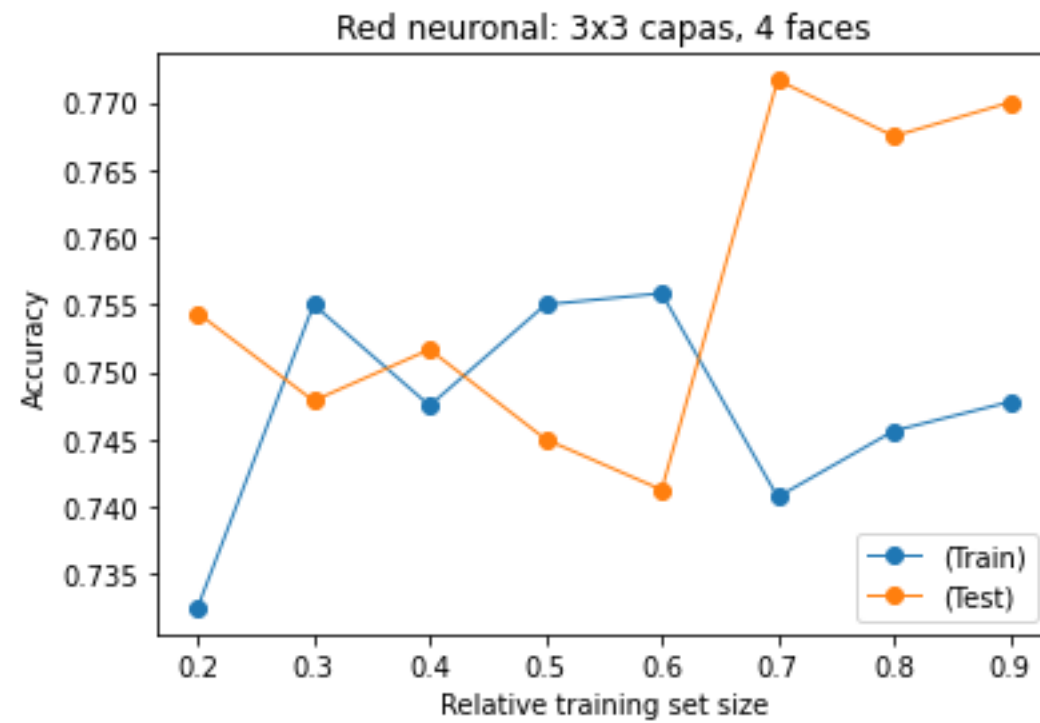




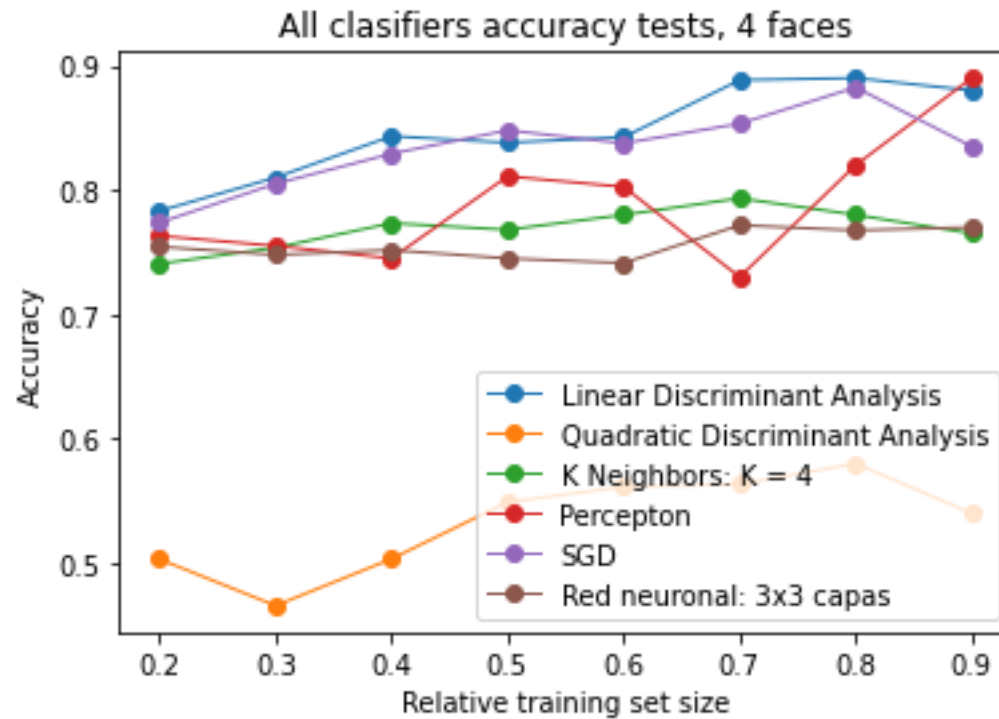
- Gráfica del test y entrene de SGD con cuatro rostros.



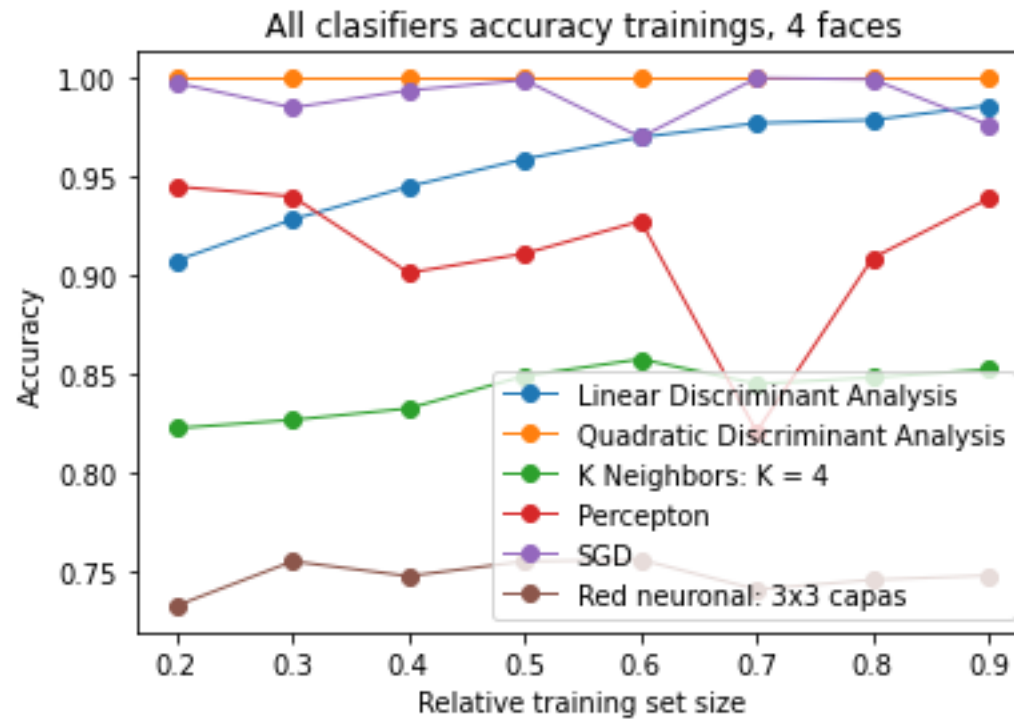
- Gráfica del test y entrene de MLP con cuatro rostros.



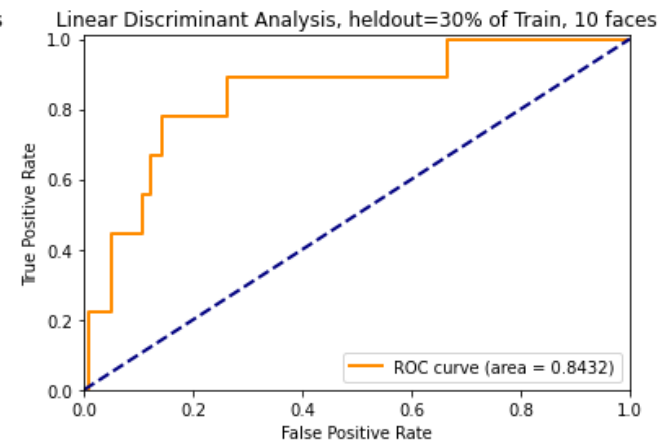
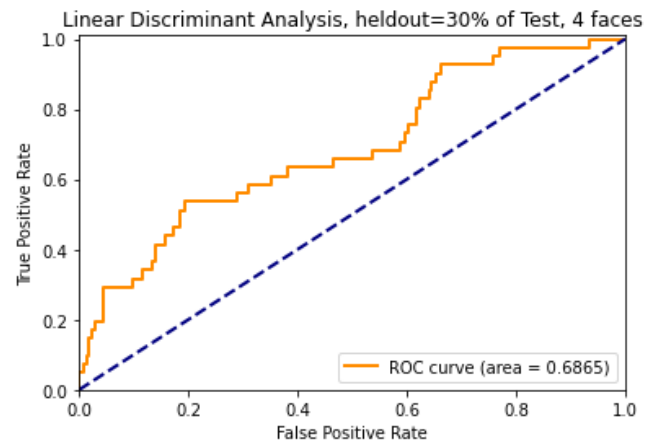
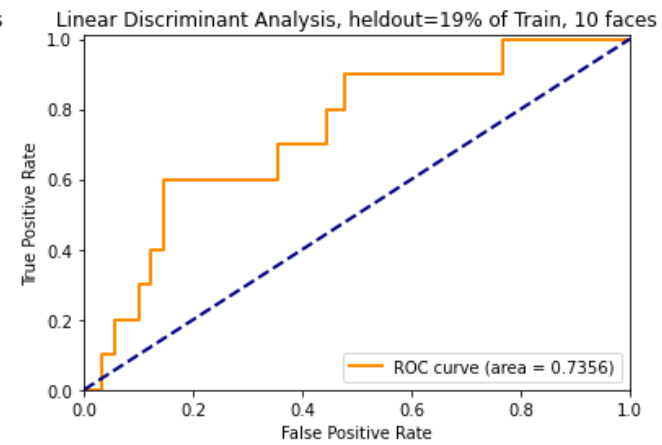
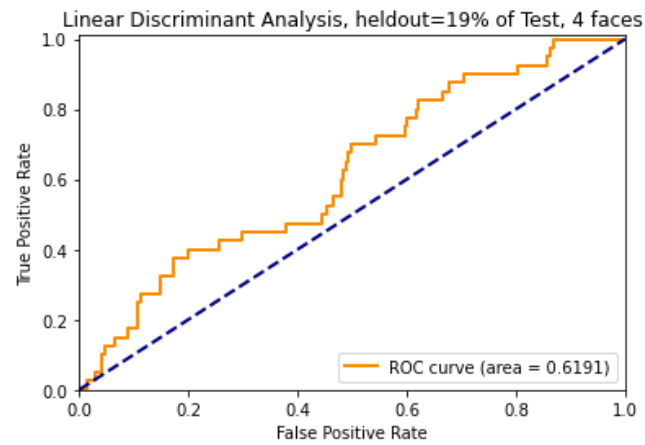
- Gráfica con la precisión de todos los test de todos los clasificadores con cuatro rostros.

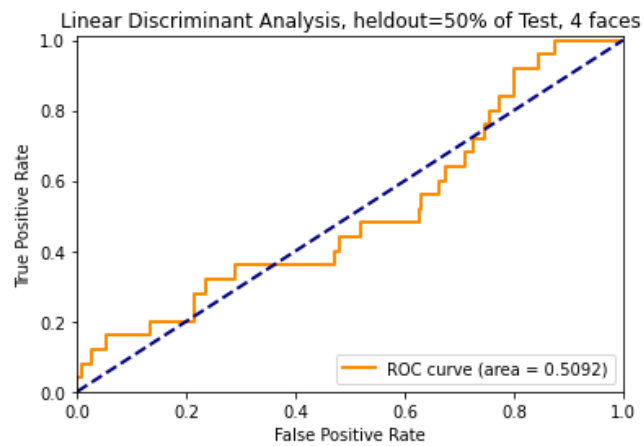
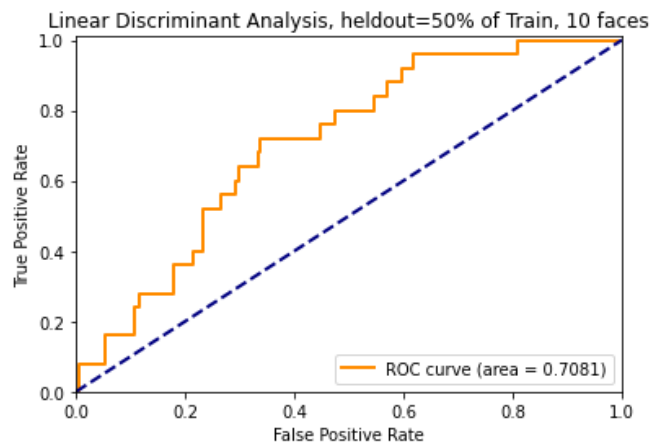
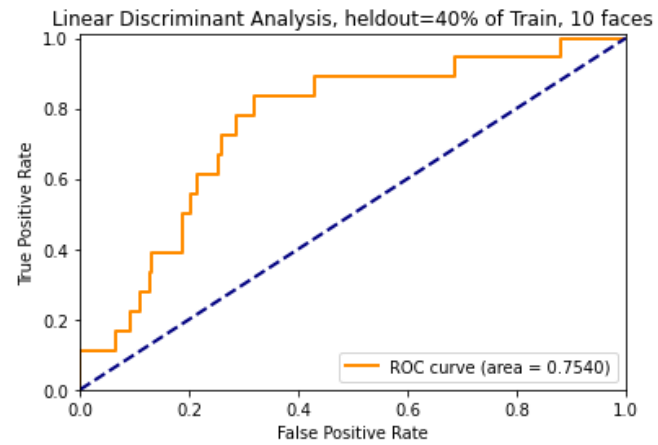
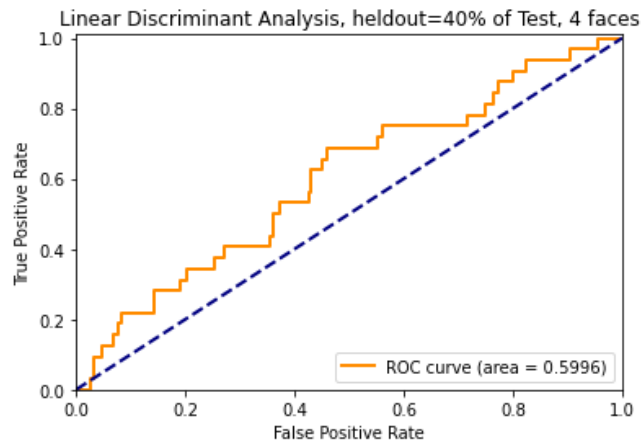


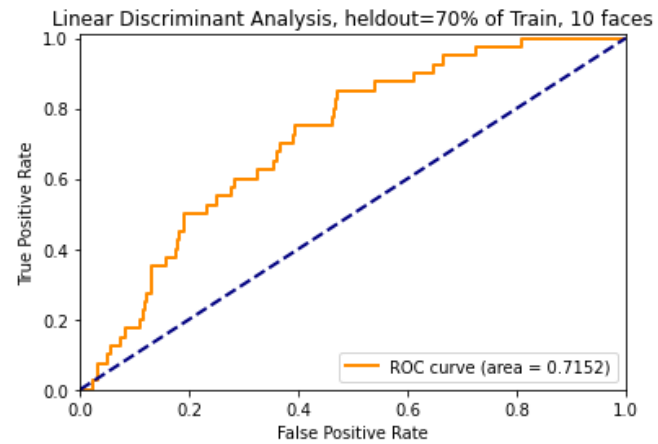
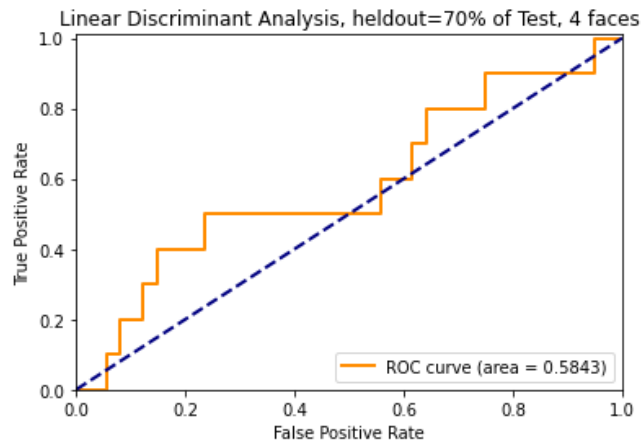
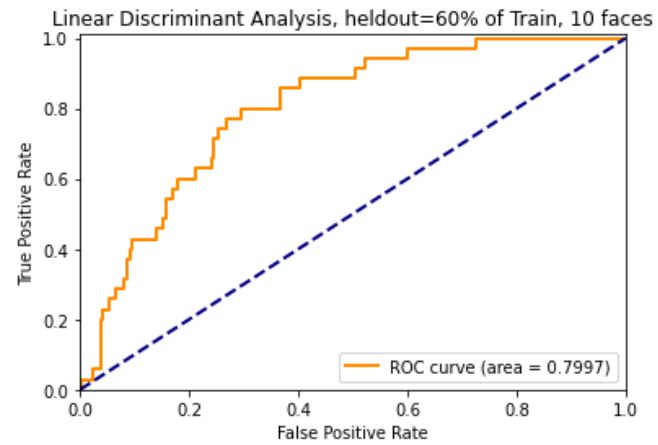
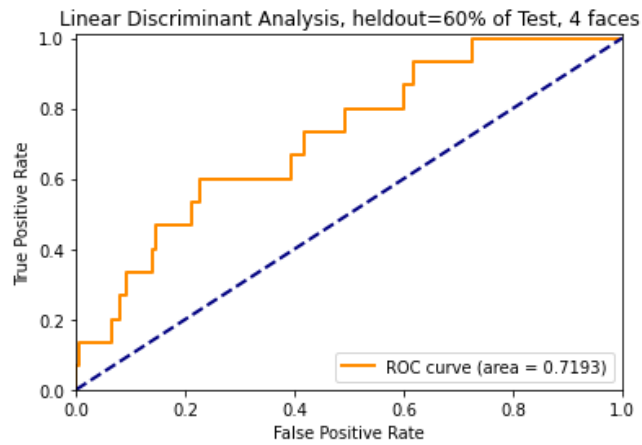
- Gráfica con la precisión de todos los entrenamientos de todos los clasificadores con cuatro rostros.

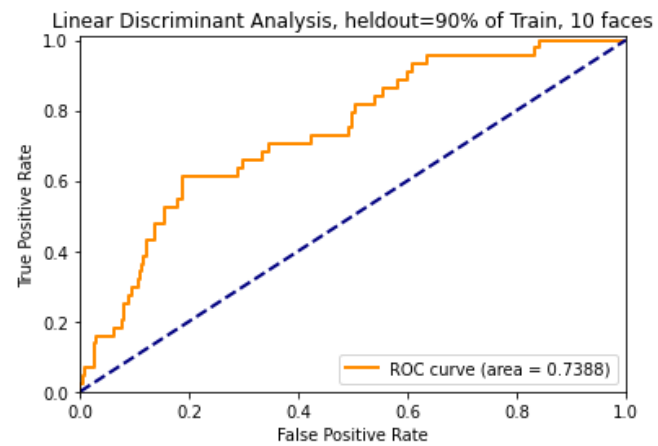
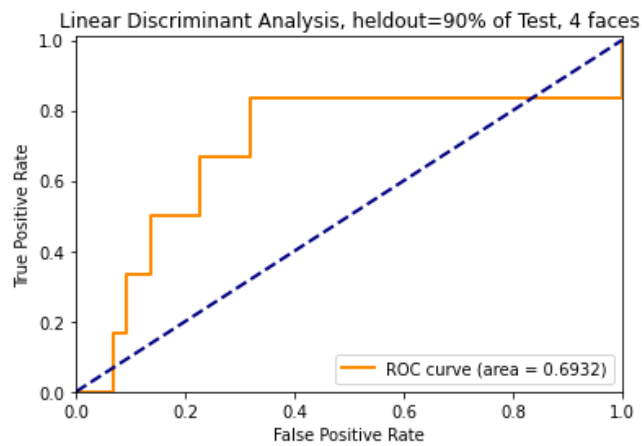
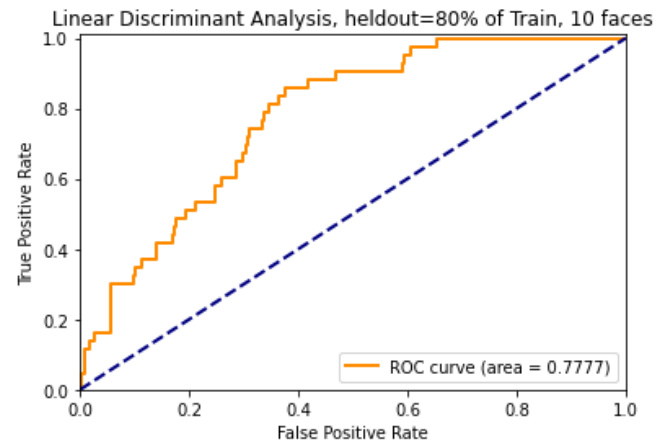
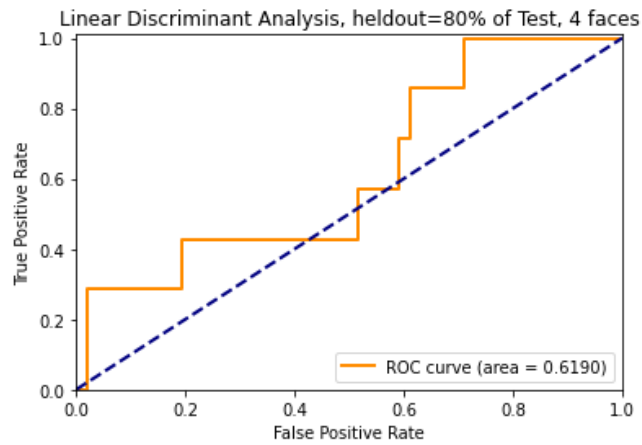


- Curvas ROC de LDA con diez rostros.

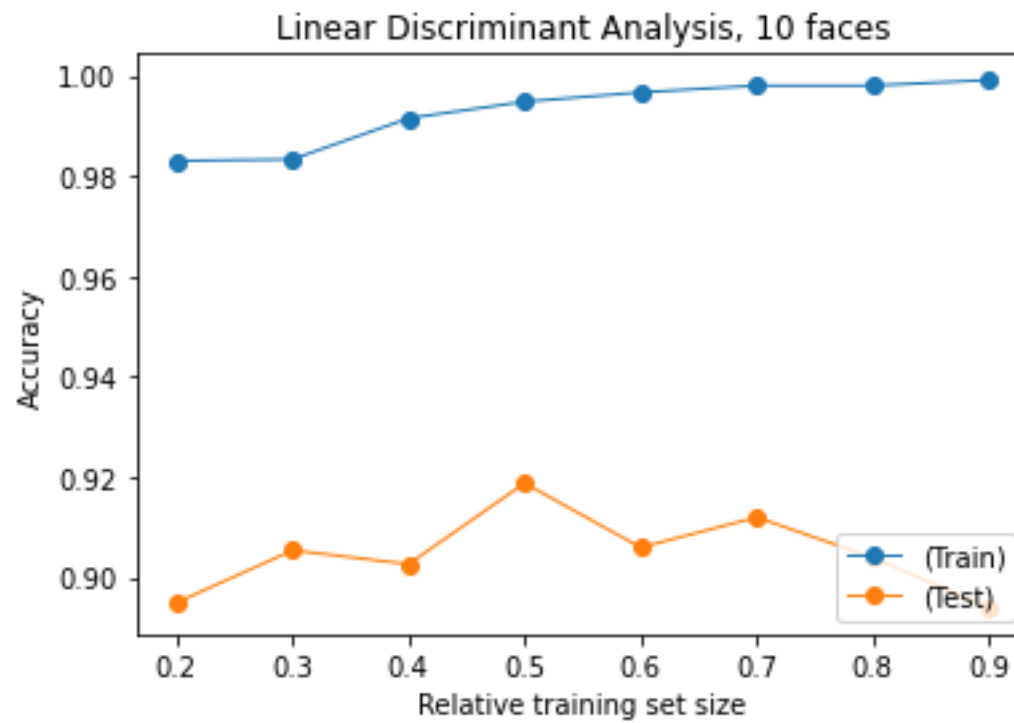




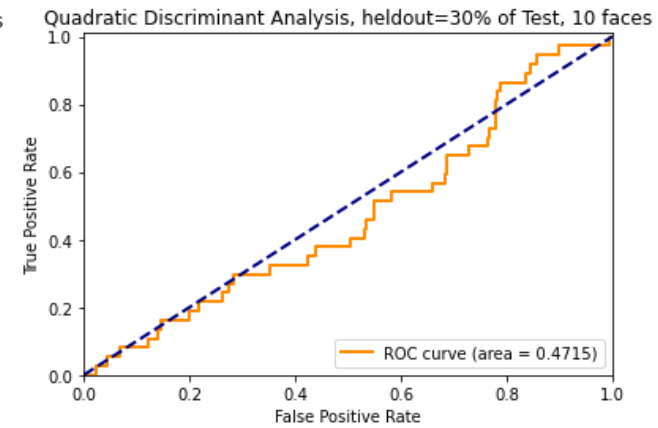
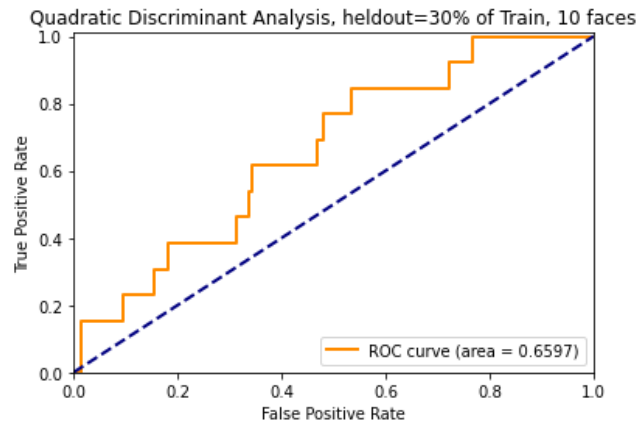
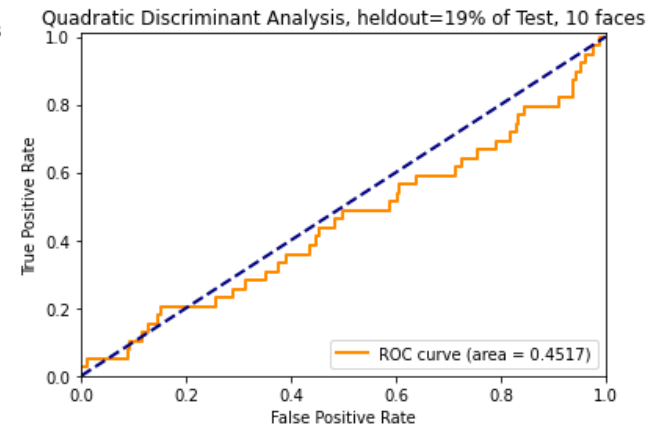
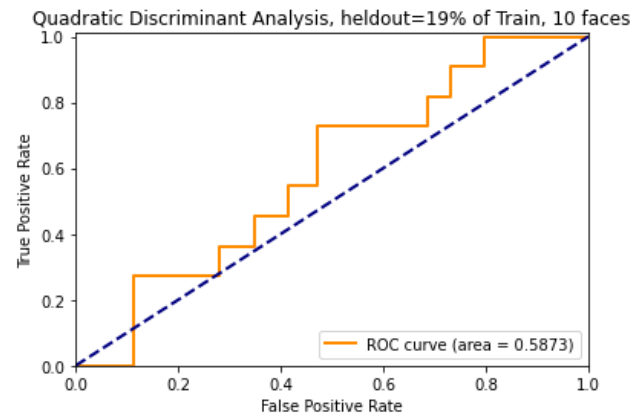


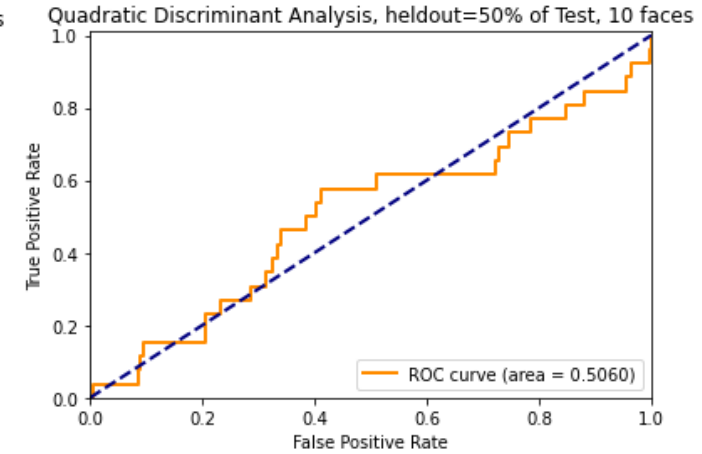
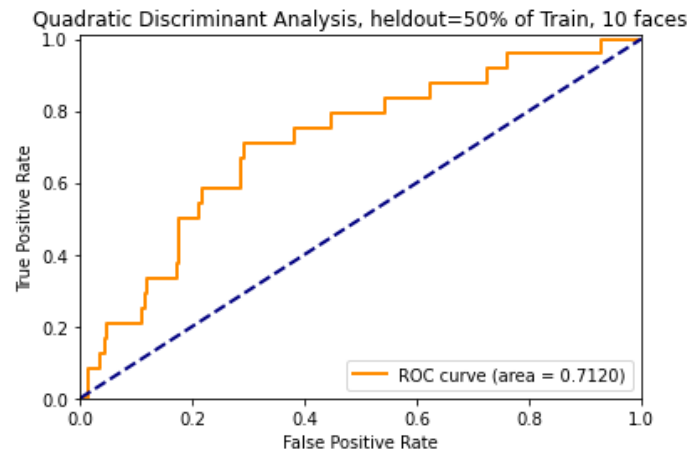
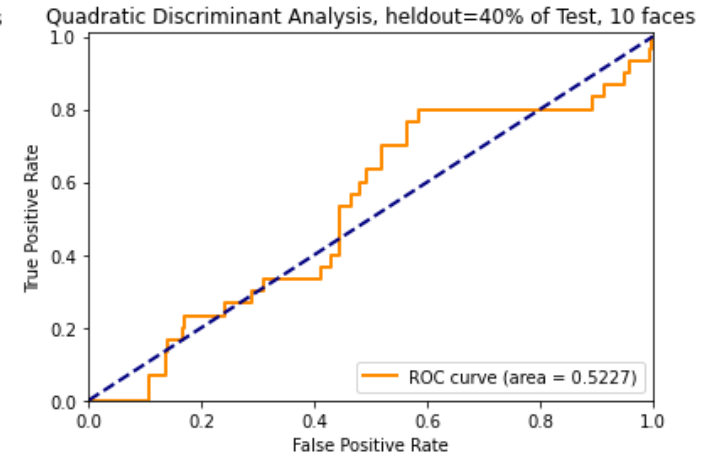
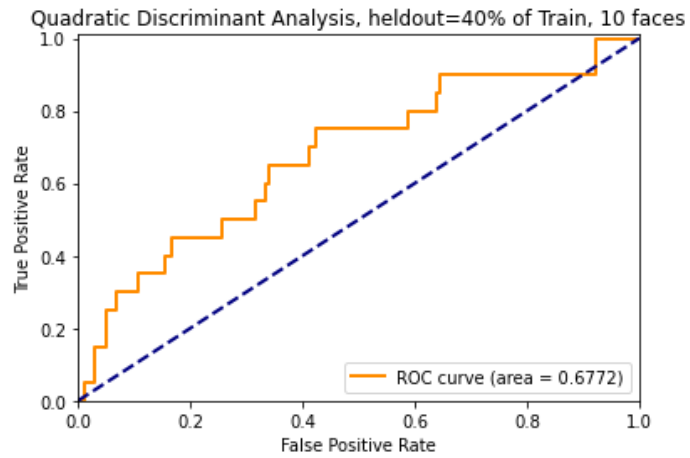


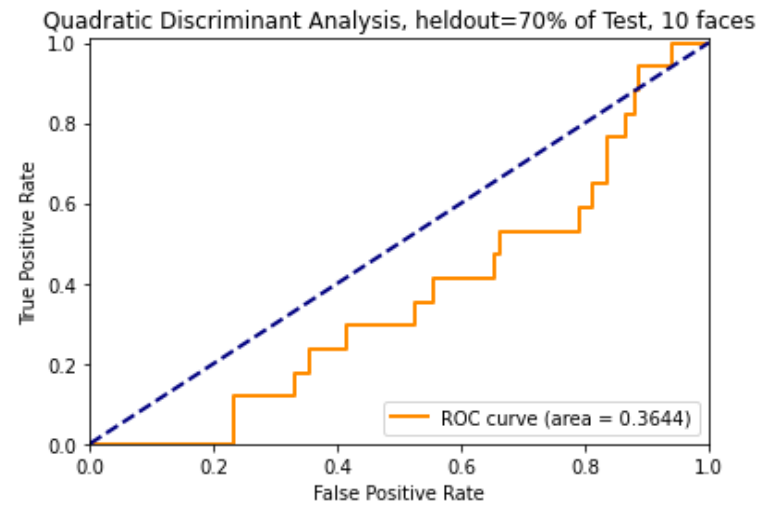
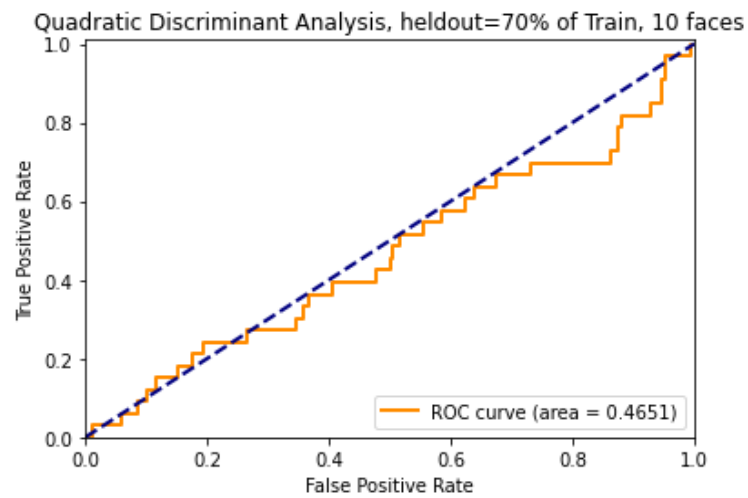
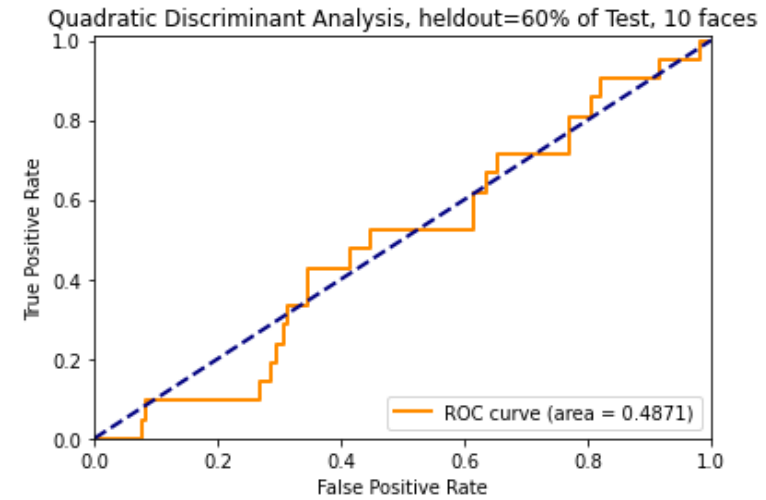
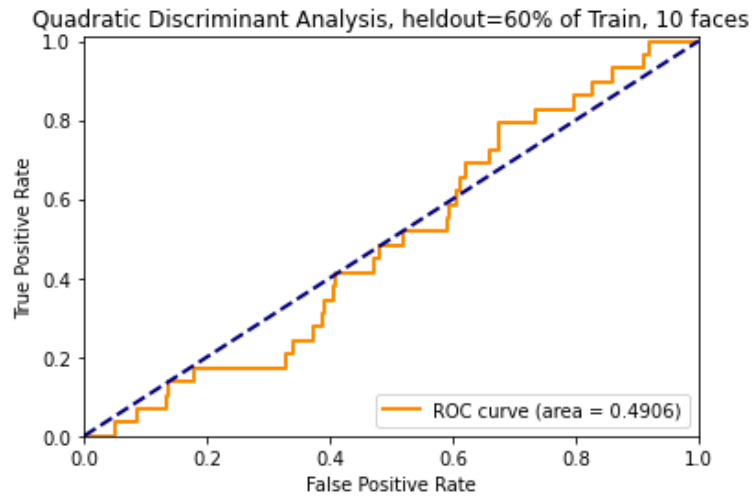
- Gráfica del test y entrene de LDA con cuatro rostros.

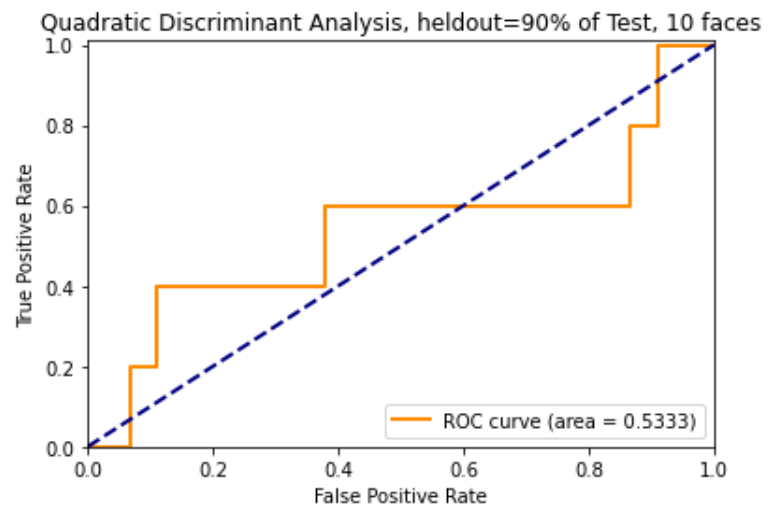
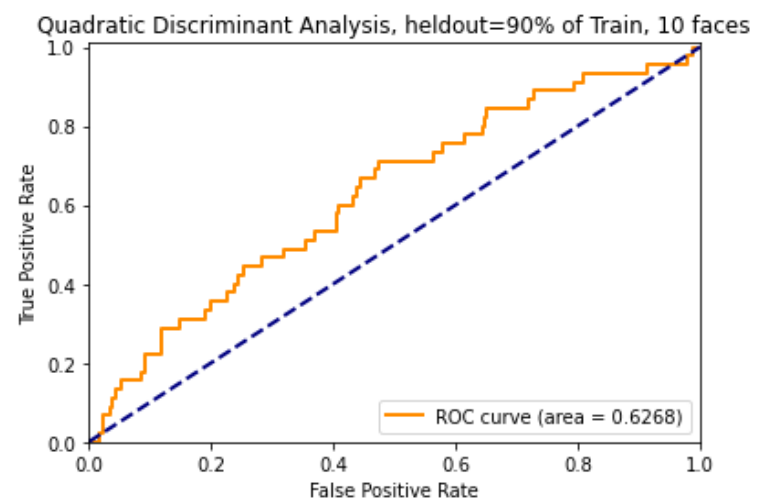
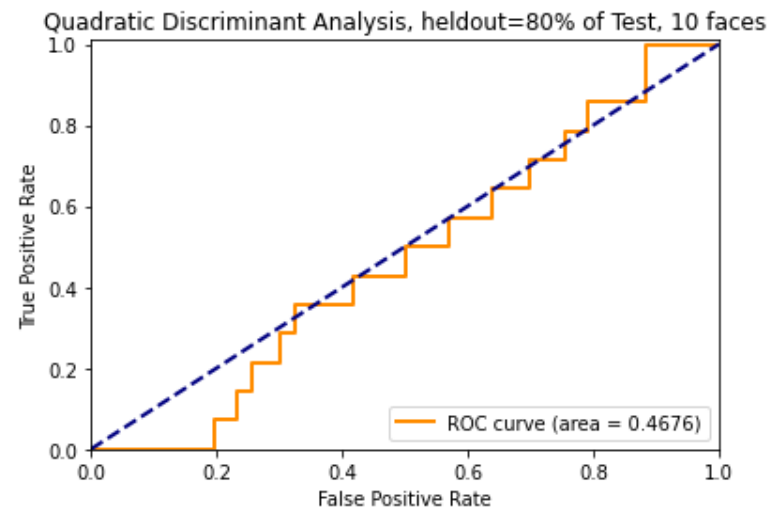
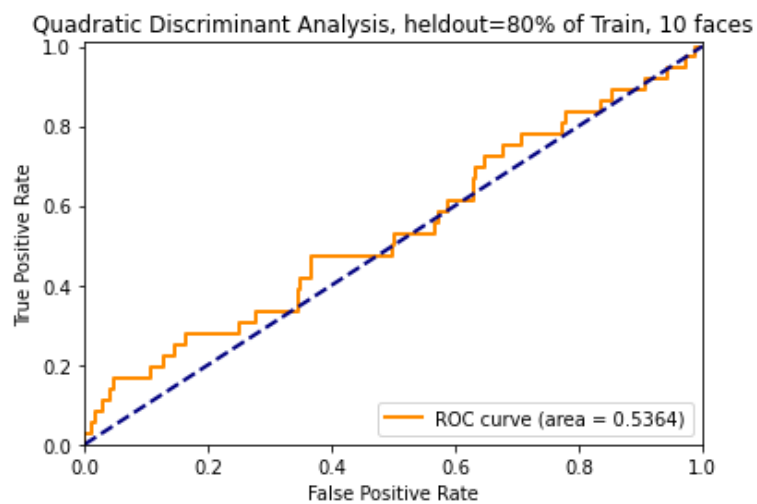


- Curvas ROC de QDA con diez rostros.

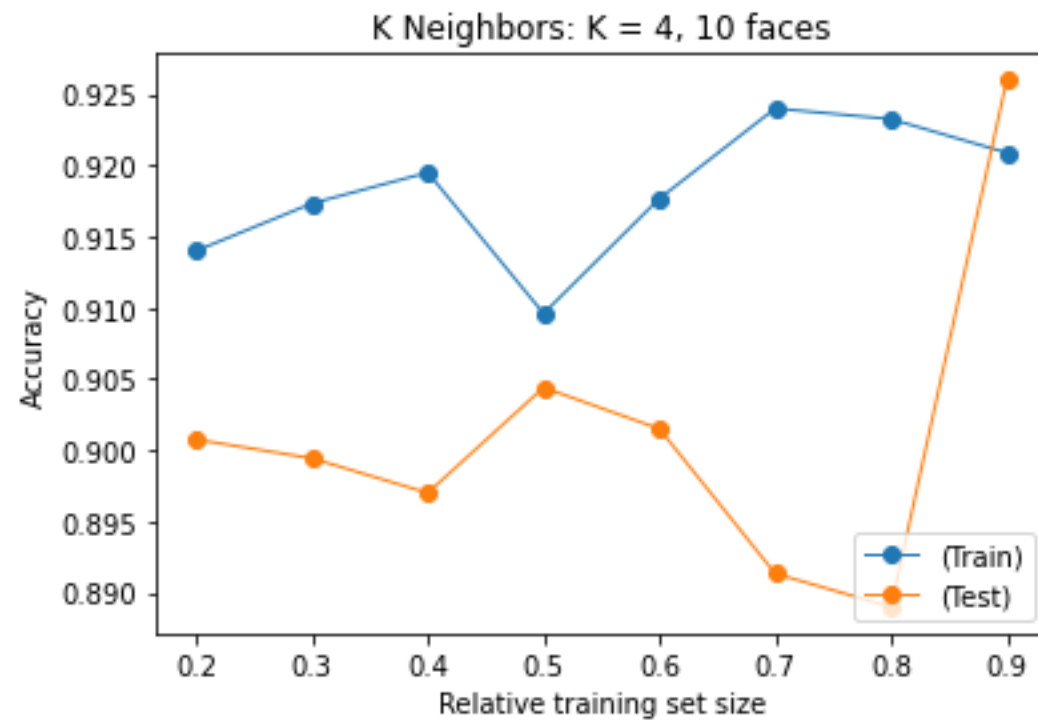




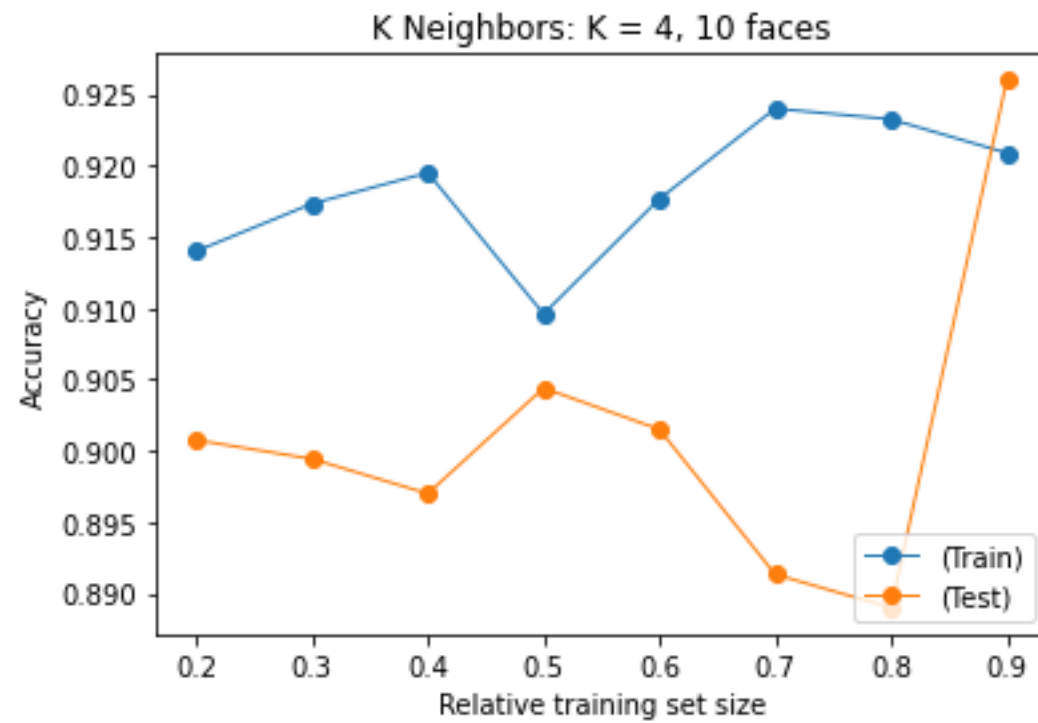




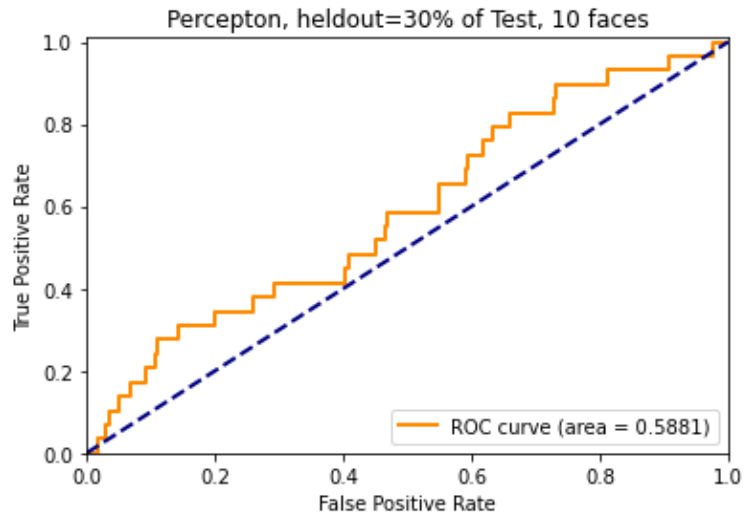
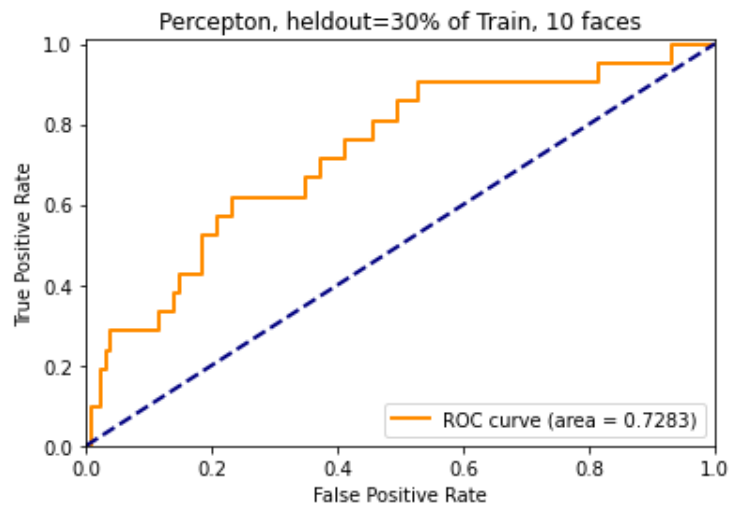
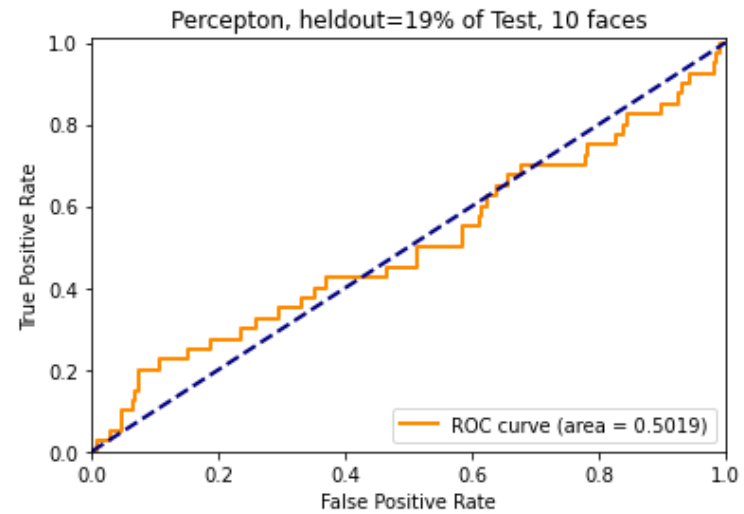
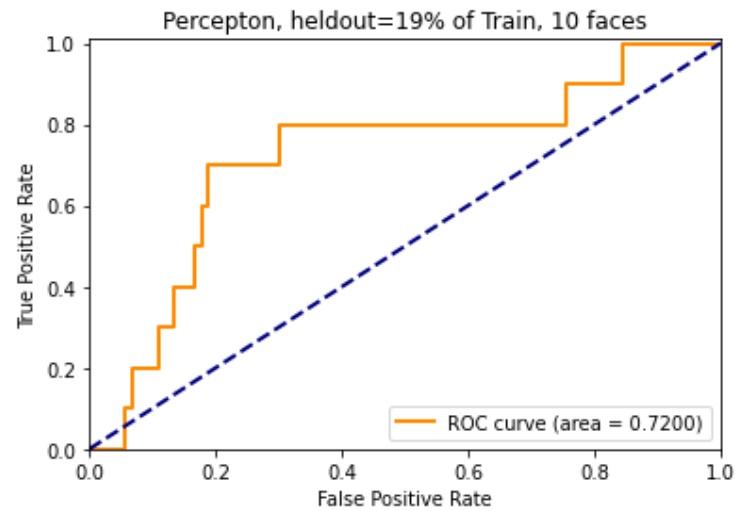
- Gráfica del test y entrene de QDA con diez rostros.

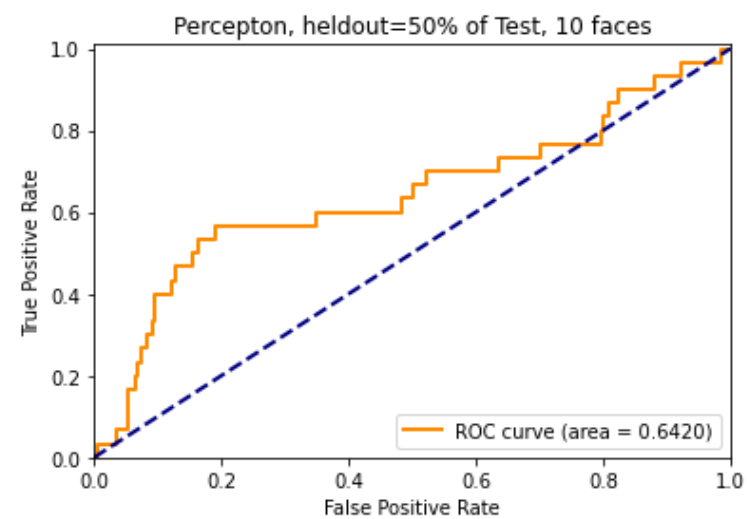
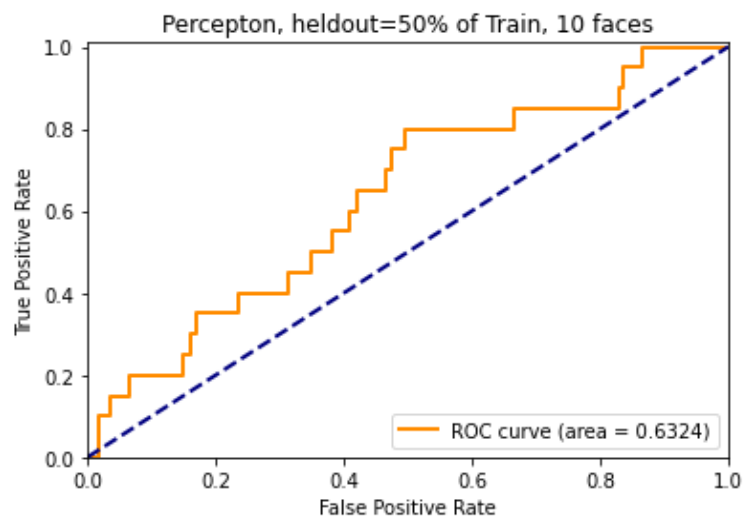
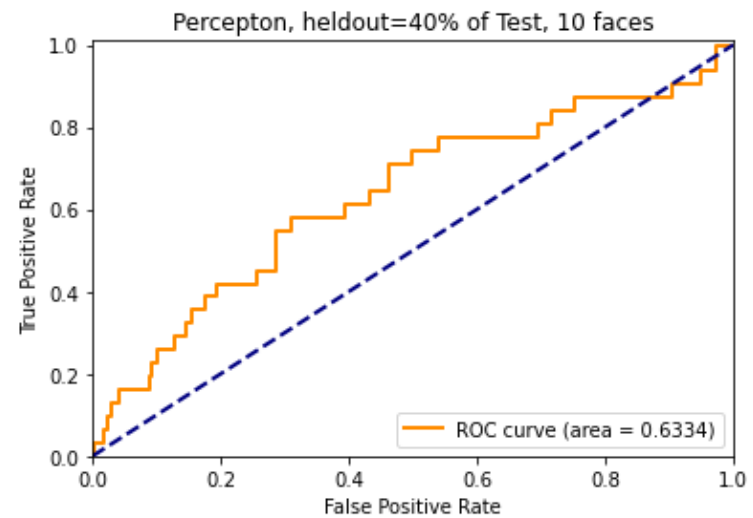
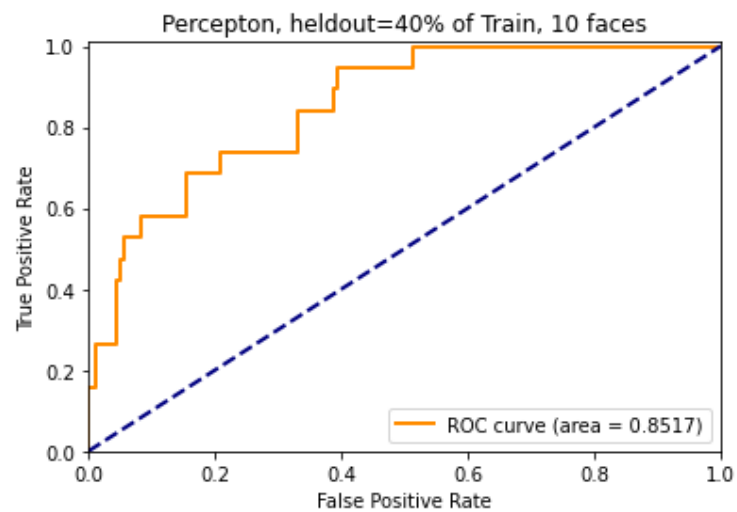


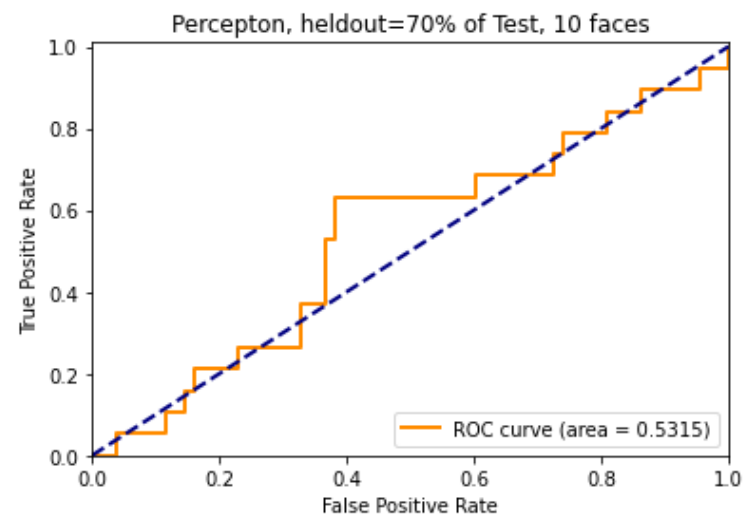
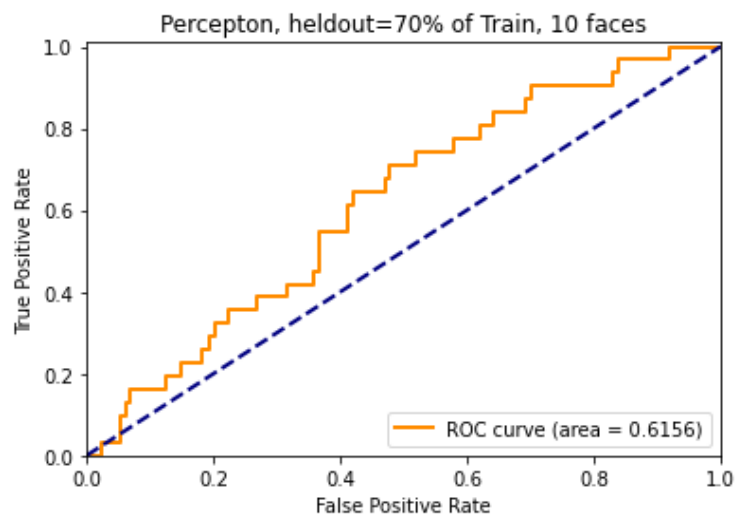
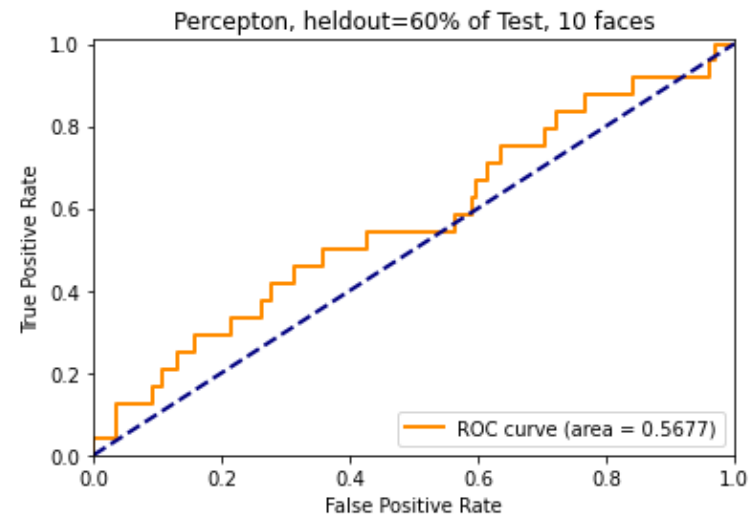
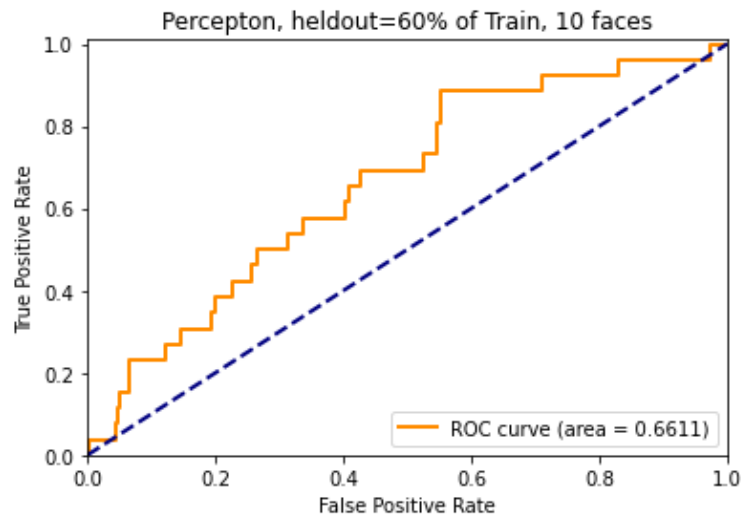
- Gráfica del test y entrene de KNN con diez rostros.

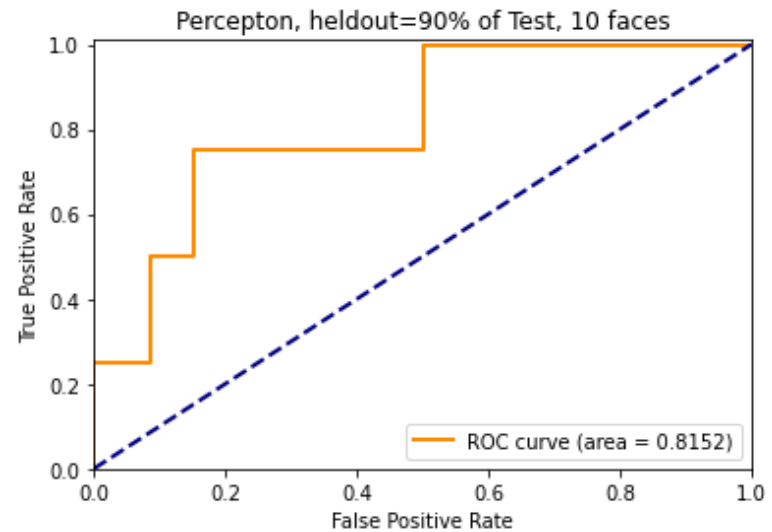
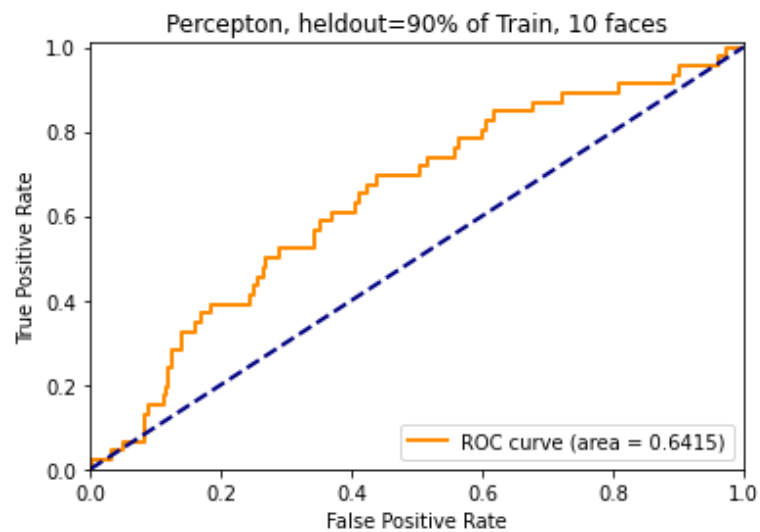
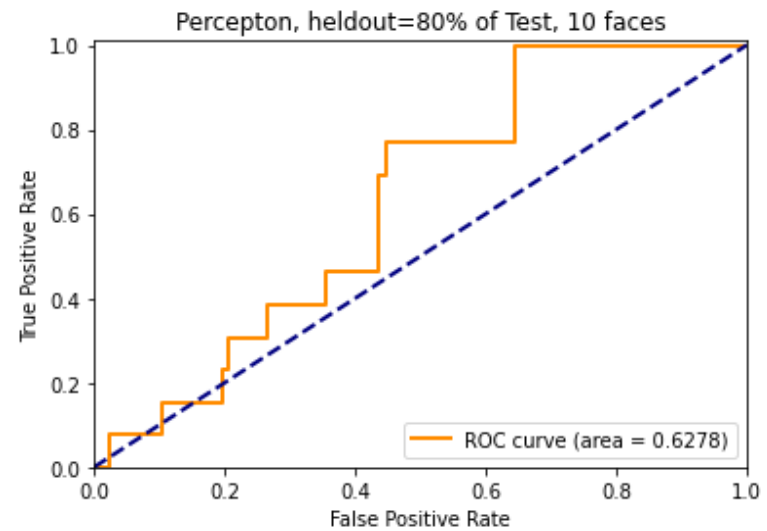
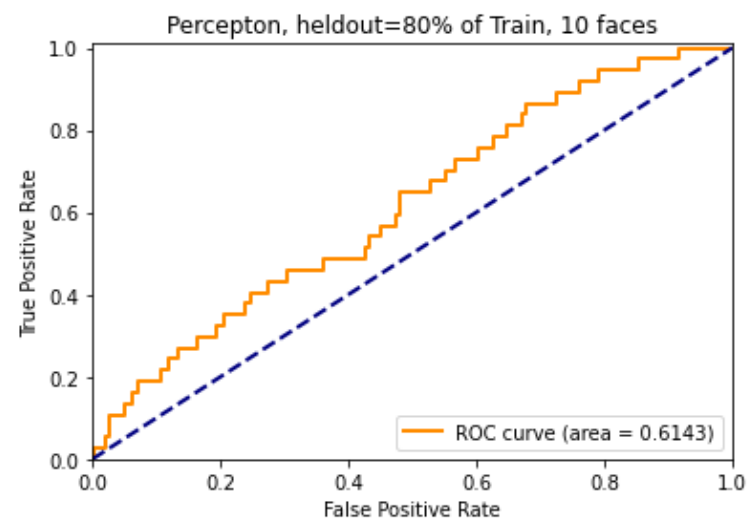


- **Curvas ROC de Perceptron con diez rostros.**

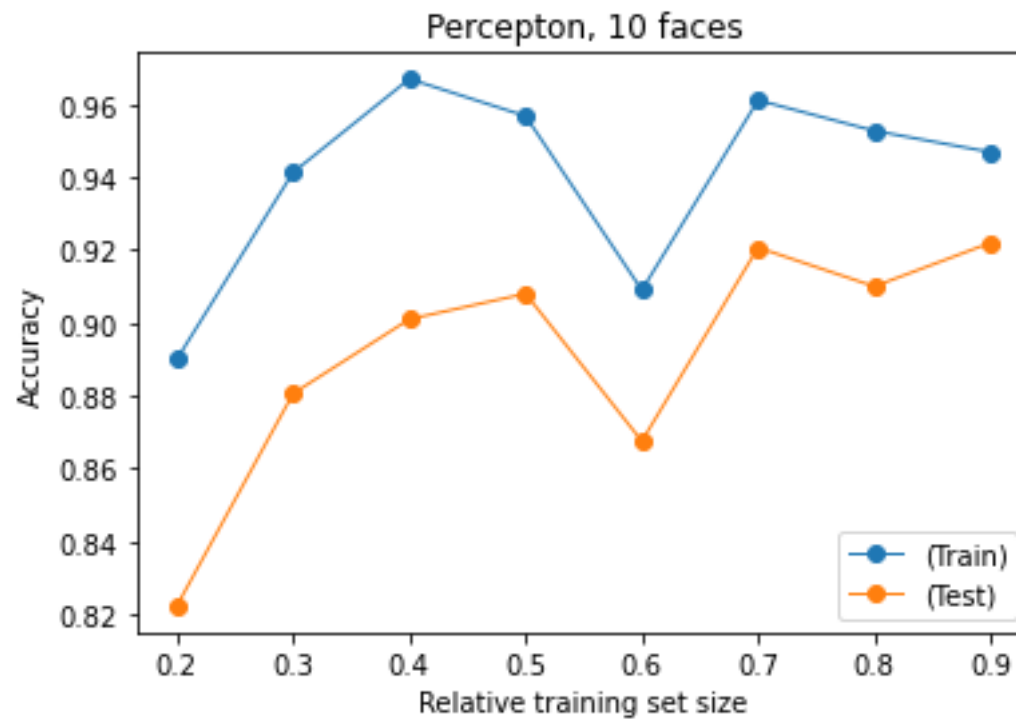




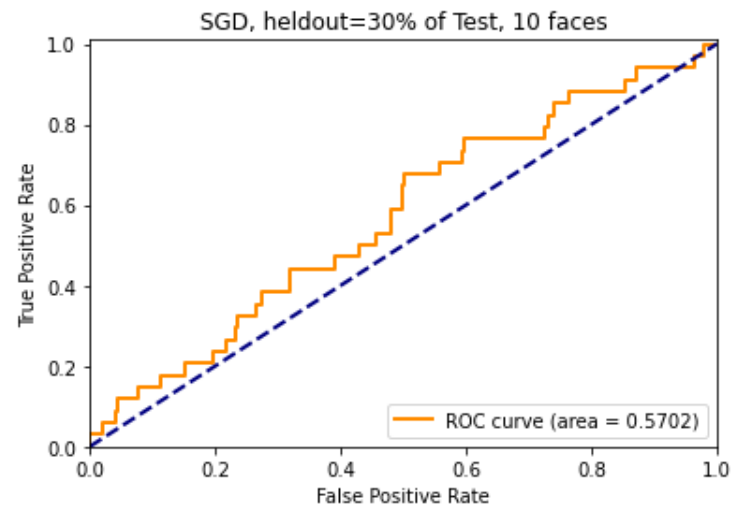
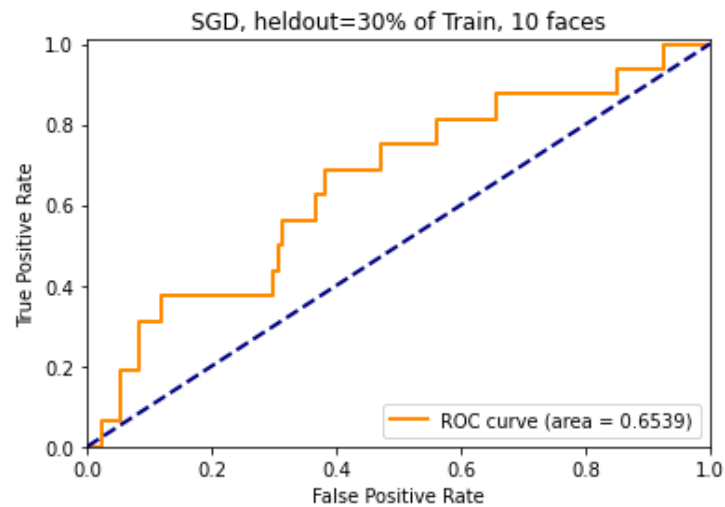
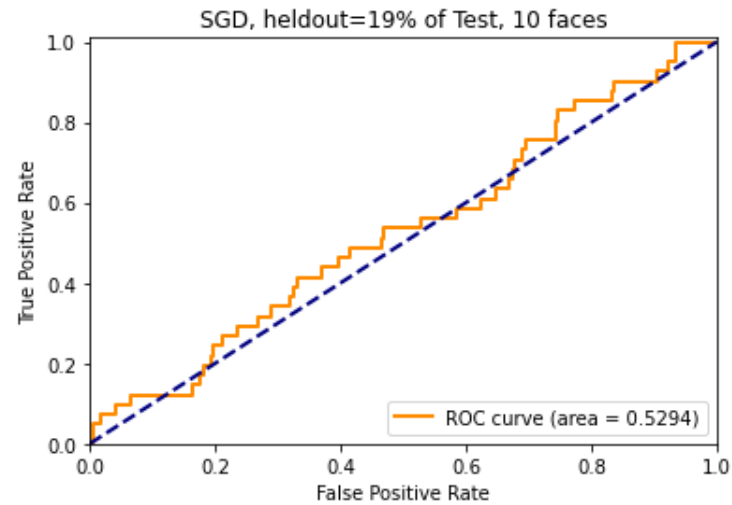
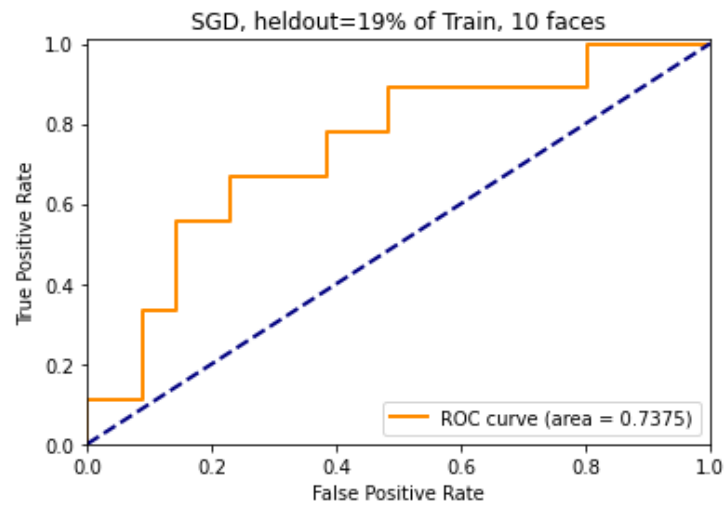


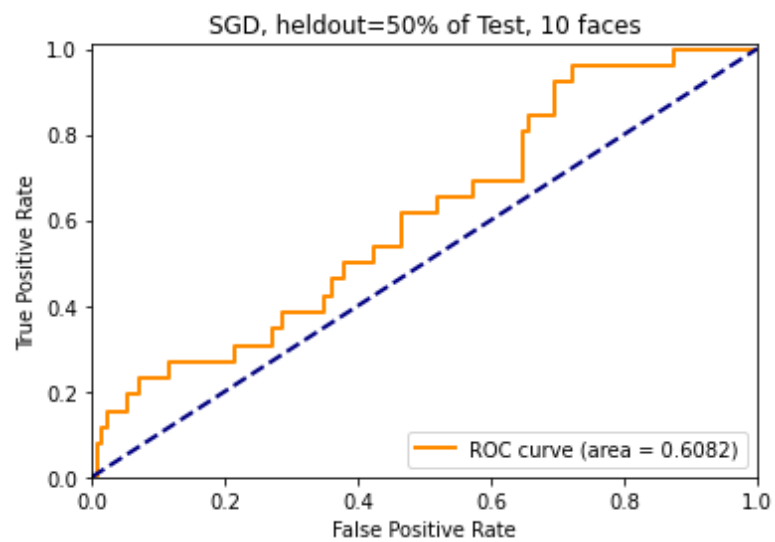
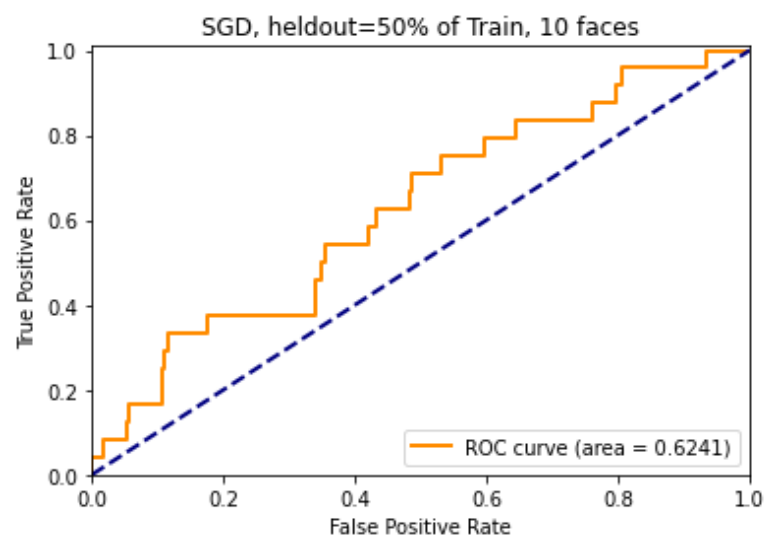
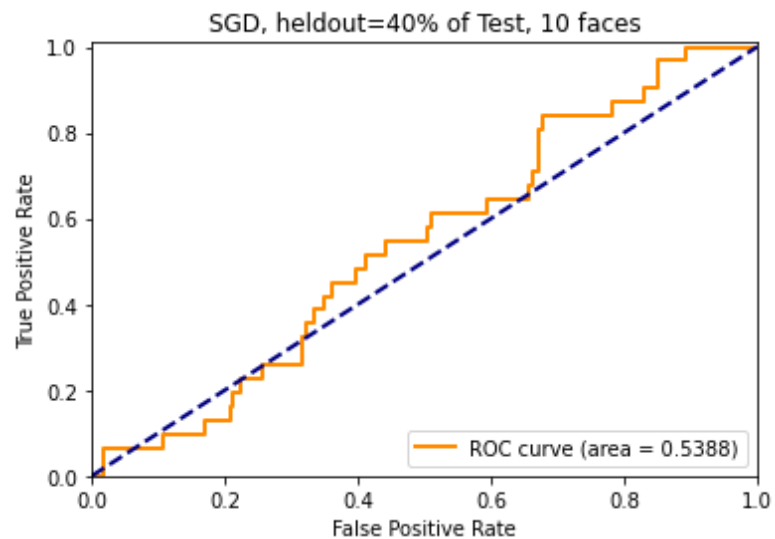
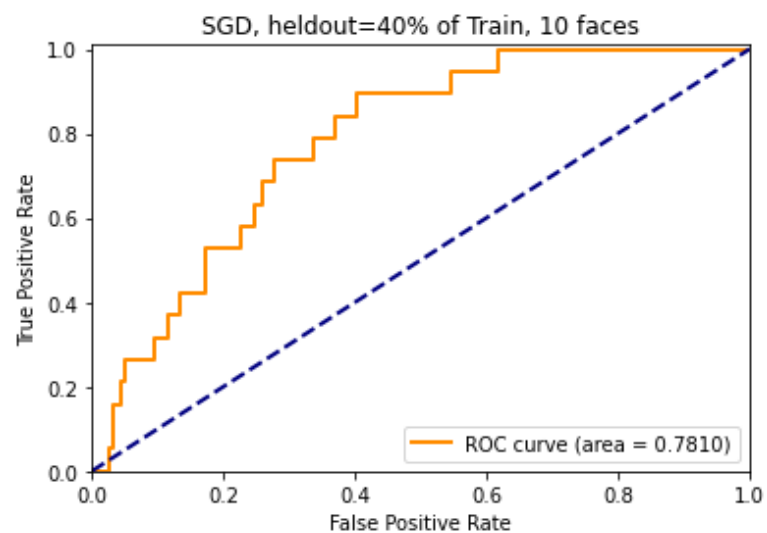


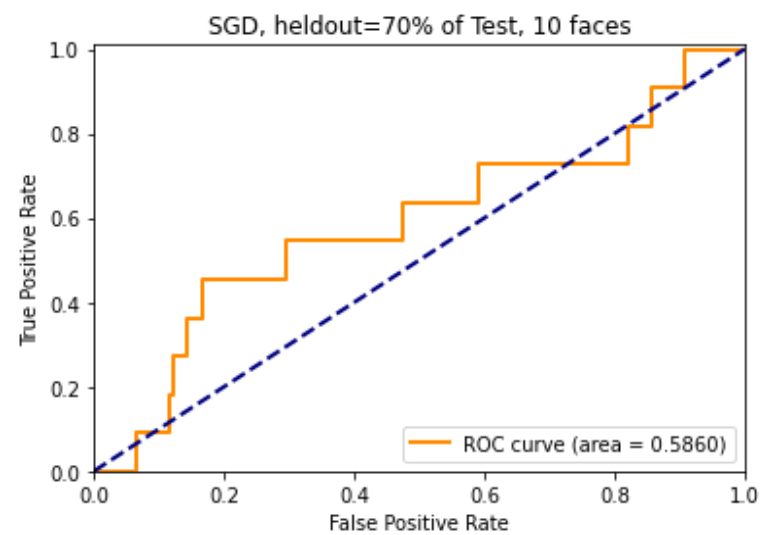
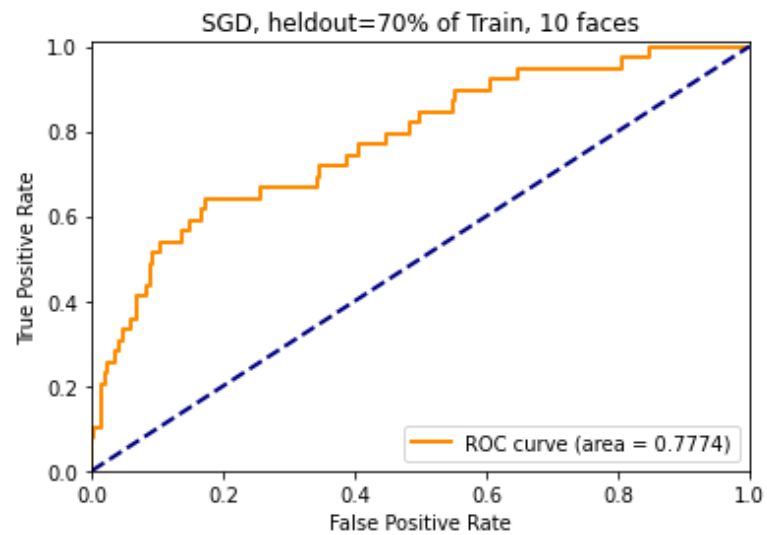
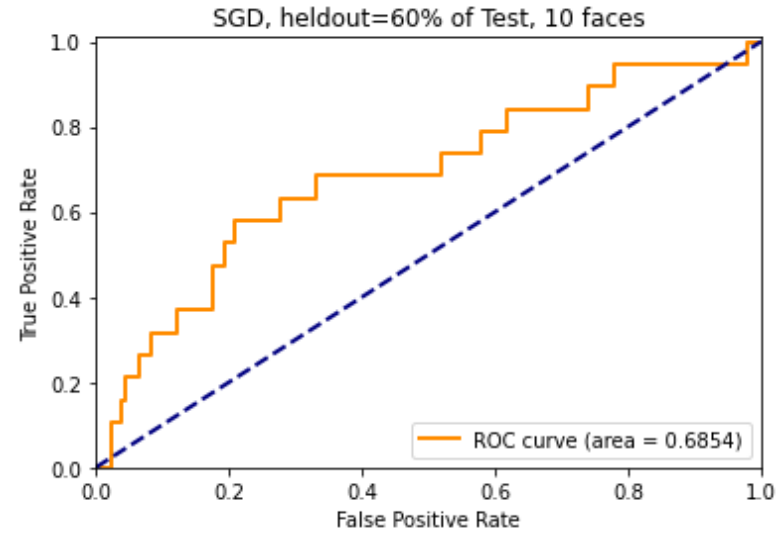
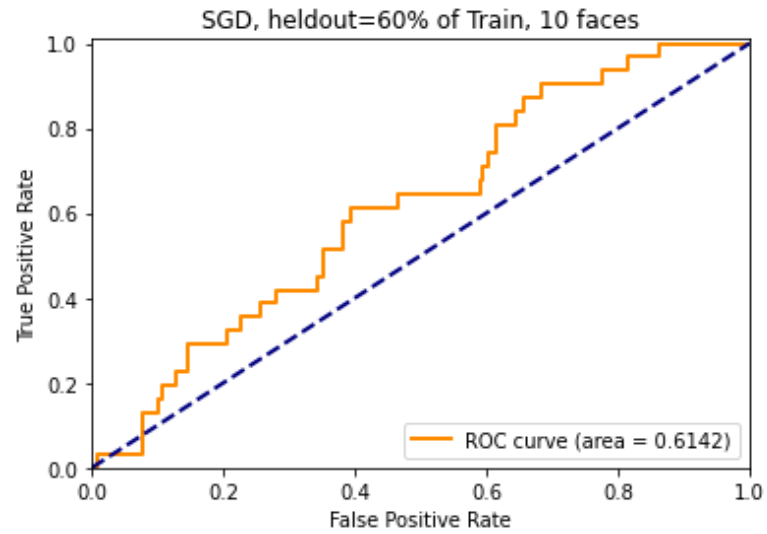
- Gráfica del test y entrene de Perceptrón con diez rostros.

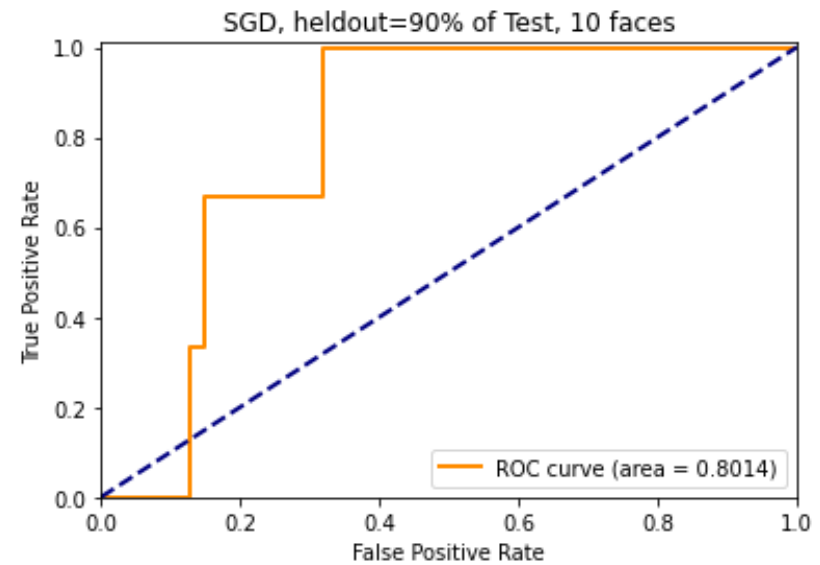
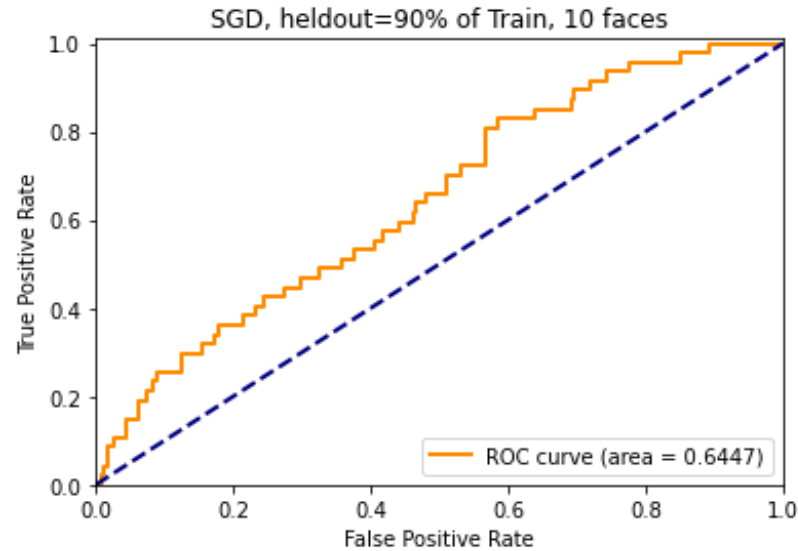
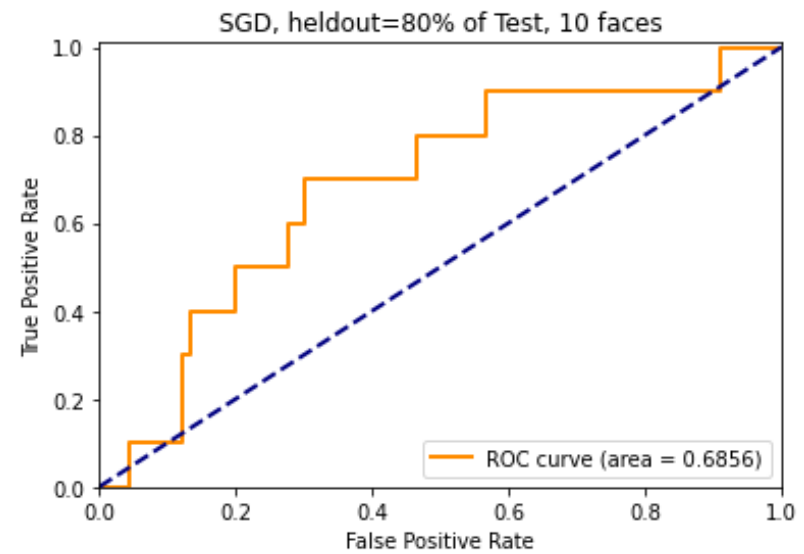
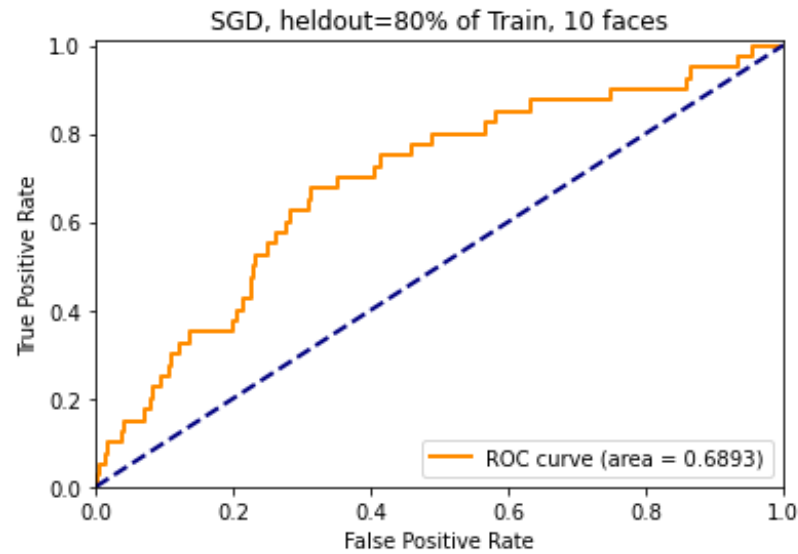


- **Curvas ROC de SGD con diez rostros.**

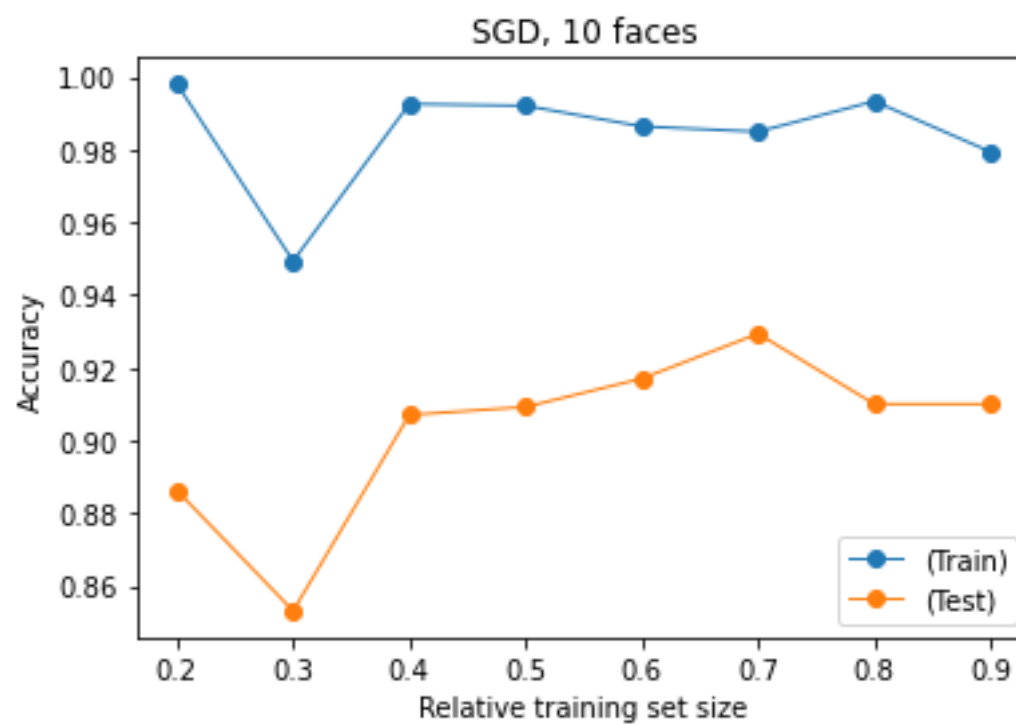




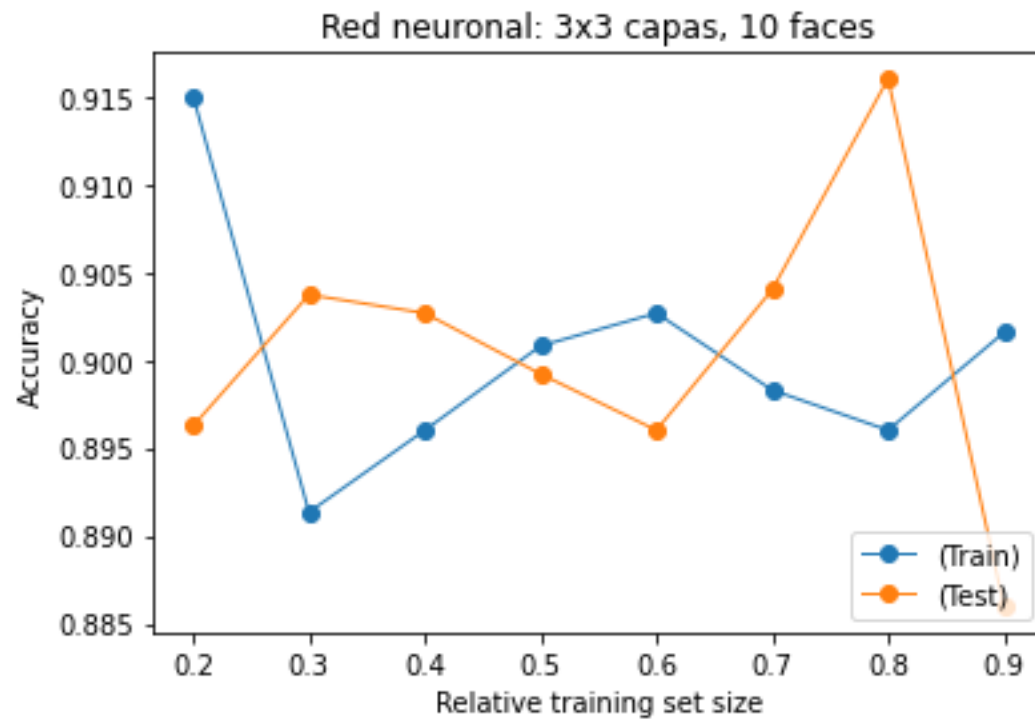




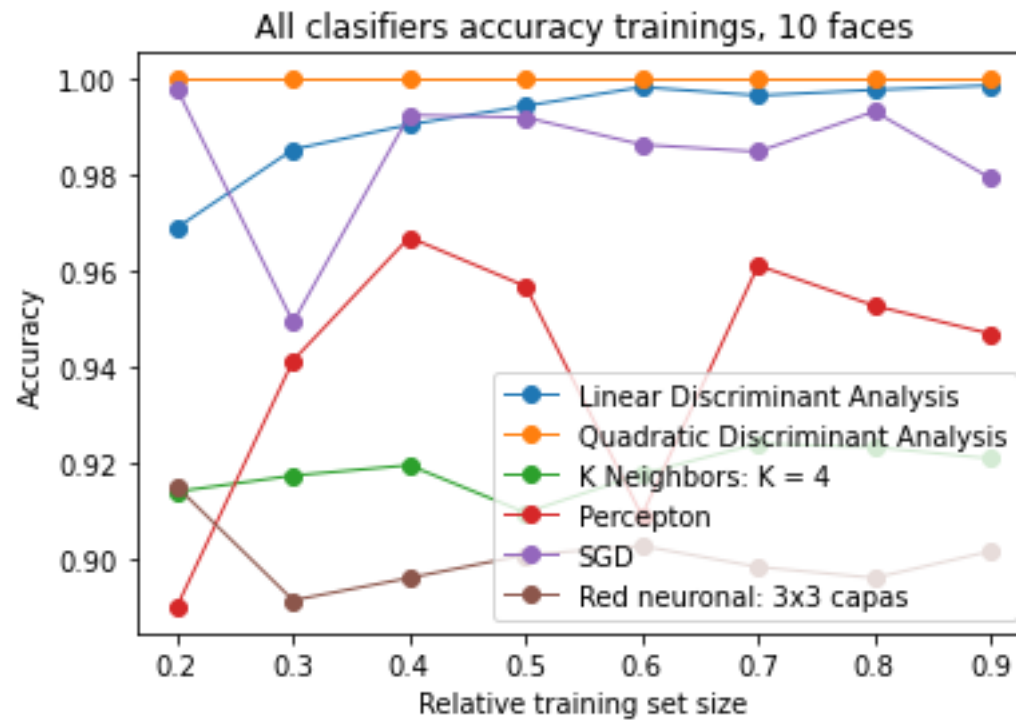
- Gráfica del test y entrene de SGD con diez rostros.



- Gráfica del test y entrene de Red Neuronal con diez rostros.



- Gráfica con la precisión de todos los entrenamientos de todos los clasificadores con diez rostros.



- Gráfica con la precisión de todos los test de todos los clasificadores con diez rostros.

