

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO FIN DE GRADO

USO DE ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN PARA LA DETECCIÓN DE LA ENFERMEDAD DE ALZHEIMER MEDIANTE MUESTRAS DE AUDIO

Titulación: Grado en Ingeniería en Tecnologías de la
Telecomunicación

Mención: Sonido e imagen

Autor: D. Gabriel Gil Bordón

Tutores: Dr. D. Jesús Bernardino Alonso Hernández
D^a. María Luisa Barragán Pulido

Fecha: Septiembre de 2021

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y
ELECTRÓNICA**



TRABAJO FIN DE GRADO

**USO DE ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN PARA LA
DETECCIÓN DE LA ENFERMEDAD DE ALZHEIMER MEDIANTE
MUESTRAS DE AUDIO**

HOJA DE EVALUACIÓN

Calificación: _____

Presidente

Vocal

Secretario/a

Fecha: Septiembre de 2021

ÍNDICE

Capítulo I.....	1
1. Introducción	1
1.1 <i>Introducción</i>	1
1.2 <i>Antecedentes</i>	3
1.3 <i>Objetivos</i>	6
1.4 <i>Metodología</i>	7
1.5 <i>Estructura de la Memoria</i>	8
Capítulo II	11
2. Enfermedad de Alzheimer	11
2.1 <i>Introducción</i>	11
2.2 <i>Demencia</i>	13
2.3 <i>Alzheimer</i>	16
2.3.1 <i>Antecedentes</i>	16
2.3.2 <i>Etapas o estadios</i>	20
2.3.3 <i>Métodos de diagnóstico</i>	21
2.3.4 <i>Tratamiento de la EA</i>	27
Capítulo III.....	29
3. Metodología	29
3.1 <i>Metodología usada en el TFG</i>	29
3.2 <i>Entrevistador humano</i>	34
3.3 <i>Entrevistador automático</i>	34
Capítulo IV.....	37
4. Base de Datos	37
4.1 <i>Base de datos (BD) Cross Sectional Alzheimer Prognosis R2019</i> 37	
Capítulo V.....	41
5. Extracción de Características	41
5.1 <i>Introducción</i>	41
5.2 <i>Parámetros Temporales</i>	41
5.3 <i>Temperatura Emocional</i>	43
Capítulo VI.....	47
6. Algoritmos de Clasificación	47

6.1	<i>Introducción</i>	47
6.2	<i>Software empleado: PRTools</i>	51
6.3	<i>Clasificador SVM (Máquinas de Soporte Vectorial) [SVC]</i>	53
6.4	<i>Clasificador Lineal Logístico [Loglc]</i>	55
6.5	<i>Clasificador Discriminante Lineal de Mínimos Cuadrados de Fisher [Fisherc]</i>	57
6.6	<i>Clasificador Escalado Medio Más Cercano [Nmsc]</i>	58
6.7	<i>Clasificador Lineal Medio Más Cercano [Nmc]</i>	60
6.8	<i>Clasificador Polinomial [Polyc]</i>	61
6.9	<i>Clasificador Normal Lineal de Bayes [Ldc]</i>	62
6.10	<i>Clasificador Normal Cuadrático de Bayes [Qdc]</i>	65
6.11	<i>Clasificador Cuadrático [Quadrc]</i>	67
6.12	<i>Clasificador de Bayes Cuadrático Basado en Normal No Correlada [Udc]</i>	68
6.13	<i>Clasificador Lineal Construido Sobre La Expansión KI De La Matriz De Covarianza Común [Klfdc]</i>	69
6.14	<i>Clasificador Lineal con Expansión De Componente Principal [Pclfdc]</i> 70	
6.15	<i>Clasificador Basado en la Estimación de Densidad de Parzen [Parzendc]</i>	72
6.16	<i>Clasificador K Vecinos Más Cercanos [Knncc]</i>	74
6.17	<i>Clasificador Basado en Mezcla de Gaussianas [Mogcc]</i>	76
6.18	<i>Clasificador Automático de Redes Neuronales con Una Capa Oculta [Neurcc]</i>	77
6.19	<i>Red Neuronal Retroalimentada Entrenada con el Método de Levenberg-Marquardt [Lmnc]</i>	80
6.20	<i>Medición de Prestaciones</i>	82
Capítulo VII		89
7.	Resultados	89
7.1	<i>Introducción</i>	89
7.2	<i>Resultados</i>	89
Capítulo VIII		193
8.	Discusión	193
8.1	<i>Introducción</i>	193
8.2	<i>Discusión de los Resultados</i>	193

Capítulo IX.....	227
9. Conclusiones y Líneas Futuras	227
9.1 Conclusiones	227
9.2 Líneas Futuras	228
BIBLIOGRAFÍA	231

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Porcentajes de prevalencia de la demencia con respecto a la edad (fuente [29]).....	13
Tabla 2: Criterios de diagnóstico DSM-IV	15
Tabla 3: Criterios de diagnóstico ICD-10.....	16
Tabla 4: Criterios de Dubois para el diagnóstico de la EA (fuente [53]).....	23
Tabla 5: Resumen farmacológico según el estadio de la EA (fuente [59])....	27
Tabla 6: Estudios realizados por cada clasificador	31
Tabla 7: Resultados de SVC para E0, G012	91
Tabla 8: Resultados de SVC para E1, G012	92
Tabla 9: Resultados de SVC para E0, G01	93
Tabla 10: Resultados de SVC para E1, G01	94
Tabla 11: Resultados de SVC para E0, G12	95
Tabla 12: Resultados de SVC para E1, G12	96
Tabla 13: Resultados de Loglc para E0, G012	97
Tabla 14: Resultados de Loglc para E1, G012	98
Tabla 15: Resultados de Loglc para E0, G01	99
Tabla 16: Resultados de Loglc para E1, G01	100
Tabla 17: Resultados de Loglc para E0, G12	101
Tabla 18: Resultados de Loglc para E0, G12	102
Tabla 19: Resultados de Fisherc para E0, G012	103
Tabla 20: Resultados de Fisherc para E1, G012	104
Tabla 21: Resultados de Fisherc para E0, G01	105
Tabla 22: Resultados de Fisherc para E1, G01	106
Tabla 23: Resultados de Fisherc para E0, G12	107
Tabla 24: Resultados de Fisherc para E1, G12	108
Tabla 25: Resultados de Nmssc para E0, G012	109
Tabla 26: Resultados de Nmssc para E1, G012	110
Tabla 27: Resultados de Nmssc para E0, G01	111
Tabla 28: Resultados de Nmssc para E1, G01	112
Tabla 29: Resultados de Nmssc para E0, G12	113
Tabla 30: Resultados de Nmssc para E1, G12	114
Tabla 31: Resultados de Polyc para E0, G012	115
Tabla 32: Resultados de Polyc para E1, G012	116
Tabla 33: Resultados de Polyc para E0, G01	117
Tabla 34: Resultados de Polyc para E1, G01	118
Tabla 35: Resultados de Polyc para E0, G12	119
Tabla 36: Resultados de Polyc para E1, G12	120
Tabla 37: Resultados de Ldc para E0, G012	121
Tabla 38: Resultados de Ldc para E1, G012	122
Tabla 39: Resultados de Ldc para E0, G01	123
Tabla 40: Resultados de Ldc para E1, G01	124

Tabla 41: Resultados de Ldc para E0, G12	125
Tabla 42: Resultados de Ldc para E1, G12	126
Tabla 43: Resultados de Qdc para E0, G012.....	127
Tabla 44: Resultados de Qdc para E1, G012.....	128
Tabla 45: Resultados de Qdc para E0, G01.....	129
Tabla 46: Resultados de Qdc para E1, G01.....	130
Tabla 47: Resultados de Qdc para E0, G12.....	131
Tabla 48: Resultados de Qdc para E1, G12.....	132
Tabla 49: Resultados de Nmc para E0, G012	133
Tabla 50: Resultados de Nmc para E1, G012	134
Tabla 51: Resultados de Nmc para E0, G01	135
Tabla 52: Resultados de Nmc para E1, G01	136
Tabla 53: Resultados de Nmc para E0, G12	137
Tabla 54: Resultados de Nmc para E1, G12	138
Tabla 55: Resultados de Quadrc para E0, G012	139
Tabla 56: Resultados de Quadrc para E1, G012	140
Tabla 57: Resultados de Quadrc para E0, G01	141
Tabla 58: Resultados de Quadrc para E1, G01	142
Tabla 59: Resultados de Quadrc para E0, G12	143
Tabla 60: Resultados de Quadrc para E1, G12	144
Tabla 61: Resultados de Udc para E0, G012	145
Tabla 62: Resultados de Udc para E1, G012	146
Tabla 63: Resultados de Udc para E0, G01	147
Tabla 64: Resultados de Udc para E1, G01	148
Tabla 65: Resultados de Udc para E0, G12	149
Tabla 66: Resultados de Udc para E1, G12	150
Tabla 67: Resultados de Klldc para E0, G012	151
Tabla 68: Resultados de Klldc para E1, G012	152
Tabla 69: Resultados de Klldc para E0, G01	153
Tabla 70: Resultados de Klldc para E1, G01	154
Tabla 71: Resultados de Klldc para E0, G12	155
Tabla 72: Resultados de Klldc para E1, G12	156
Tabla 73: Resultados de Pcldc para E0, G012	157
Tabla 74: Resultados de Pcldc para E1, G012	158
Tabla 75: Resultados de Pcldc para E0, G01	159
Tabla 76: Resultados de Pcldc para E1, G01	160
Tabla 77: Resultados de Pcldc para E0, G12	161
Tabla 78: Resultados de Pcldc para E1, G12	162
Tabla 79: Resultados de Parzendc para E0, G012.....	163
Tabla 80: Resultados de Parzendc para E1, G012.....	164
Tabla 81: Resultados de Parzendc para E0, G01.....	165
Tabla 82: Resultados de Parzendc para E1, G01.....	166
Tabla 83: Resultados de Parzendc para E0, G12.....	167
Tabla 84: Resultados de Parzendc para E1, G12.....	168

Tabla 85: Resultados de Knnc para E0, G012.....	169
Tabla 86: Resultados de Knnc para E1, G012.....	170
Tabla 87: Resultados de Knnc para E0, G01.....	171
Tabla 88: Resultados de Knnc para E1, G01.....	172
Tabla 89: Resultados de Knnc para E0, G12.....	173
Tabla 90: Resultados de Knnc para E1, G12.....	174
Tabla 91: Resultados de Mogc para E0, G012	175
Tabla 92: Resultados de Mogc para E1, G012	176
Tabla 93: Resultados de Mogc para E0, G01	177
Tabla 94: Resultados de Mogc para E1, G01	178
Tabla 95: Resultados de Mogc para E0, G12	179
Tabla 96: Resultados de Mogc para E1, G12	180
Tabla 97: Resultados de Neurc para E0, G012.....	181
Tabla 98: Resultados de Neurc para E1, G012.....	182
Tabla 99: Resultados de Neurc para E0, G01.....	183
Tabla 100: Resultados de Neurc para E1, G01.....	184
Tabla 101: Resultados de Neurc para E0, G12.....	185
Tabla 102: Resultados de Neurc para E1, G12.....	186
Tabla 103: Resultados de Lmnc para E0, G012	187
Tabla 104: Resultados de Lmnc para E1, G012	188
Tabla 105: Resultados de Lmnc para E0, G01	189
Tabla 106: Resultados de Lmnc para E1, G01	190
Tabla 107: Resultados de Lmnc para E0, G12	191
Tabla 108: Resultados de Lmnc para E1, G12	192
Tabla 109: Resumen clasificación grado 0 con 1 y 2	222
Tabla 110: Resumen clasificación grado 0 con grado 1	223
Tabla 111: Resumen clasificación grado 1 con grado 2	224

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Tabla Evaluación Test de Folstein (Fuente [13])	4
Figura 2: Lámina Evaluación Test de Las Fotos (Fuente [14])	5
Figura 3: Pirámide poblacional del 2021 en España (fuente [22])	12
Figura 4: Pirámide Poblacional del 2021 mundial (fuente [23])	12
Figura 5: Proyección de personas con demencia (millones) (fuente [30])	14
Figura 6: Notas clínicas de Alois Alzheimer (fuente [41])	17
Figura 7: Auguste Deter (fuente [42])	18
Figura 8: Diferencia entre cerebro sano y cerebro con Alzheimer (fuente [43])	18
Figura 9: Dibujo de los ovillos neurofibrilares, hecho por Alois Alzheimer (fuente [39])	19
Figura 10: Ovillos neurofibrilares (fuente [45])	19
Figura 11: Diferencias entre un cerebro con tejido normal y otro con EA (fuente [46])	20
Figura 12: Etapas de la EA (fuente [49])	21
Figura 13: Evaluación de personas con el test de Folstein en relación con factores de riesgo (fuente [52])	22
Figura 14: PET de paciente normal, deterioro cognitivo leve, fase inicial de demencia por EA y EA en fase avanzada (fuente [55])	26
Figura 15: Creación de las matrices y los datasets	32
Figura 16: Software Prognosis®, ventana de datos personales del sujeto ..	35
Figura 17: Ventana de grabación	36
Figura 18: Base de datos donde se observan muestras sanas	38
Figura 19: Base de datos donde se observan muestras patológicas leves y moderadas	39
Figura 20: Esquema de emociones básicas de Plutchik (fuente [62])	43
Figura 21: Planos de activación y valencia (fuente [64])	44
Figura 22: Esquema del aprendizaje supervisado (fuente [72])	49
Figura 23: Esquema del aprendizaje no supervisado (fuente [72])	49
Figura 24: Frontera de decisión en un problema biclase, enfoque discriminativo (fuente [73])	50
Figura 25: Diferencia entre modelos de aprendizaje generativos y discriminativos (fuente [76])	51
Figura 26: Documentación del software prtools (fuente [80])	52
Figura 27: Resultado de la ejecución del código anterior con PRTTools	53
Figura 28: Ejemplo gráfico de una clasificación con SVM (fuente [84])	54
Figura 29: Función sigmoide (fuente [87])	55
Figura 30: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal logístico	56
Figura 31: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador discriminante lineal de mínimos cuadrados de Fisher	58

Figura 32: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador escalado medio más cercano.....	59
Figura 33: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal medio más cercano	60
Figura 34: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador polinomial de grado 3 usando svm	62
Figura 35: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador normal lineal de Bayes	64
Figura 36: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador normal cuadrático de Bayes	66
Figura 37: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador cuadrático	67
Figura 38: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador de Bayes cuadrático basado en normal no correlada	68
Figura 39: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal construido sobre la expansión KL de la matriz de covarianza común.....	70
Figura 40: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal que emplea la expansión de componente principal en el conjunto de datos	72
Figura 41: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador basado en la estimación de densidad de Parzen.....	74
Figura 42: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador k vecinos más cercanos, k=2	75
Figura 43: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador basado en mezcla de do gaussianas	77
Figura 44: Estructura de una red neuronal (fuente [128]).....	78
Figura 45: Modelo de una neurona artificial (fuente [129]).....	79
Figura 46: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador automático de redes neuronales con una capa oculta	80
Figura 47: Ejemplo gráfico de una clasificación con red neuronal retroalimentada mediante el método de Levenberg-Marquardt.....	82
Figura 48: Matriz de confusión biclase	85
Figura 49: Valoración de curvas ROC (fuente [141]).....	86
Figura 50: Curva ROC SVC, PT, E0, G012	91
Figura 51: Curva ROC SVC, TE, E0, G012	91
Figura 52: Curva ROC SVC, PT, E1, G012	92
Figura 53: Curva ROC SVC, TE, E1, G012	92
Figura 54: Curva ROC SVC, PT, E0, G01	93
Figura 55: Curva ROC SVC, TE, E0, G01	93
Figura 56: Curva ROC SVC, PT, E1, G01	94
Figura 57: Curva ROC SVC, TE, E1, G01	94
Figura 58: Curva ROC SVC, PT, E0, G12	95
Figura 59: Curva ROC SVC, TE, E0, G12	95
Figura 60: Curva ROC Loglc, PT, E0, G012.....	97
Figura 61: Curva ROC Loglc, TE, E0, G012.....	97

Figura 62: Curva ROC Loglc, PT, E1, G012	98
Figura 63: Curva ROC Loglc, TE, E1, G012	98
Figura 64: Curva ROC Loglc, PT, E0, G01	99
Figura 65: Curva ROC Loglc, TE, E0, G01	99
Figura 66: Curva ROC Loglc, PT, E1, G01	100
Figura 67: Curva ROC Loglc, TE, E1, G01	100
Figura 68: Curva ROC Loglc, PT, E0, G12	101
Figura 69: Curva ROC Loglc, TE, E0, G12	101
Figura 70: Curva ROC Loglc, PT, E1, G12	102
Figura 71: Curva ROC Loglc, TE, E1, G12	102
Figura 72: Curva ROC Fisherc, PT, E0, G012	103
Figura 73: Curva ROC Fisherc, TE, E0, G012	103
Figura 74: Curva ROC Fisherc, PT, E1, G012	104
Figura 75: Curva ROC Fisherc, TE, E1, G012	104
Figura 76: Curva ROC Fisherc, PT, E0, G01	105
Figura 77: Curva ROC Fisherc, TE, E0, G01	105
Figura 78: Curva ROC Fisherc, PT, E1, G01	106
Figura 79: Curva ROC Fisherc, TE, E1, G01	106
Figura 80: Curva ROC Fisherc, PT, E0, G12	107
Figura 81: Curva ROC Fisherc, TE, E0, G12	107
Figura 82: Curva ROC Fisherc, PT, E1, G12	108
Figura 83: Curva ROC Fisherc, TE, E1, G12	108
Figura 84: Curva ROC Nmasc, PT, E0, G012	109
Figura 85: Curva ROC Nmasc, TE, E0, G012	109
Figura 86: Curva ROC Nmasc, PT, E1, G012	110
Figura 87: Curva ROC Nmasc, TE, E1, G012	110
Figura 88: Curva ROC Nmasc, PT, E0, G01	111
Figura 89: Curva ROC Nmasc, TE, E0, G01	111
Figura 90: Curva ROC Nmasc, PT, E1, G01	112
Figura 91: Curva ROC Nmasc, TE, E1, G01	112
Figura 92: Curva ROC Nmasc, PT, E0, G12	113
Figura 93: Curva ROC Nmasc, TE, E0, G12	113
Figura 94: Curva ROC Nmasc, PT, E1, G12	114
Figura 95: Curva ROC Nmasc, TE, E1, G12	114
Figura 96: Curva ROC Polyc, PT, E0, G012	115
Figura 97: Curva ROC Polyc, TE, E0, G012	115
Figura 98: Curva ROC Polyc, PT, E1, G012	116
Figura 99: Curva ROC Polyc, TE, E1, G012	116
Figura 100: Curva ROC Polyc, PT, E0, G01	117
Figura 101: Curva ROC Polyc, TE, E0, G01	117
Figura 102: Curva ROC Polyc, PT, E1, G01	118
Figura 103: Curva ROC Polyc, TE, E1, G01	118
Figura 104: Curva ROC Polyc, PT, E0, G12	119
Figura 105: Curva ROC Polyc, TE, E0, G12	119

Figura 106: Curva ROC Polyc, PT, E1, G12	120
Figura 107: Curva ROC Polyc, TE, E1, G12	120
Figura 108: Curva ROC Ldc, PT, E0, G012	121
Figura 109: Curva ROC Ldc, TE, E0, G012	121
Figura 110: Curva ROC Ldc, PT, E1, G012	122
Figura 111: Curva ROC Ldc, TE, E1, G012	122
Figura 112: Curva ROC Ldc, PT, E0, G01	123
Figura 113: Curva ROC Ldc, TE, E0, G01	123
Figura 114: Curva ROC Ldc, PT, E1, G01	124
Figura 115: Curva ROC Ldc, TE, E1, G01	124
Figura 116: Curva ROC Ldc, PT, E0, G12	125
Figura 117: Curva ROC Ldc, TE, E0, G12	125
Figura 118: Curva ROC Ldc, PT, E1, G12	126
Figura 119: Curva ROC Ldc, TE, E1, G12	126
Figura 120: Curva ROC Qdc, PT, E0, G012	127
Figura 121: Curva ROC Qdc, TE, E0, G012	127
Figura 122: Curva ROC Qdc, PT, E1, G012	128
Figura 123: Curva ROC Qdc, TE, E1, G012	128
Figura 124: Curva ROC Qdc, PT, E0, G01	129
Figura 125: Curva ROC Qdc, TE, E0, G01	129
Figura 126: Curva ROC Qdc, PT, E1, G01	130
Figura 127: Curva ROC Qdc, TE, E1, G01	130
Figura 128: Curva ROC Qdc, PT, E0, G12	131
Figura 129: Curva ROC Qdc, TE, E0, G12	131
Figura 130: Curva ROC Qdc, PT, E1, G12	132
Figura 131: Curva ROC Qdc, TE, E1, G12	132
Figura 132: Curva ROC Nmc, PT, E0, G012	133
Figura 133: Curva ROC Nmc, TE, E0, G012	133
Figura 134: Curva ROC Nmc, PT, E1, G012	134
Figura 135: Curva ROC Nmc, TE, E1, G012	134
Figura 136: Curva ROC Nmc, PT, E0, G01	135
Figura 137: Curva ROC Nmc, TE, E0, G01	135
Figura 138: Curva ROC Nmc, PT, E1, G01	136
Figura 139: Curva ROC Nmc, TE, E1, G01	136
Figura 140: Curva ROC Nmc, PT, E0, G12	137
Figura 141: Curva ROC Nmc, TE, E0, G12	137
Figura 142: Curva ROC Nmc, PT, E1, G12	138
Figura 143: Curva ROC Nmc, TE, E1, G12	138
Figura 144: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G012	139
Figura 145: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G012	139
Figura 146: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G012	140
Figura 147: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G012	140
Figura 148: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G01	141
Figura 149: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G01	141

Figura 150: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G01	142
Figura 151: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G01	142
Figura 152: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G12	143
Figura 153: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G12	143
Figura 154: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G12	144
Figura 155: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G12	144
Figura 156: Curva ROC Udc, PT, E0, G012	145
Figura 157: Curva ROC Udc, TE, E0, G012	145
Figura 158: Curva ROC Udc, PT, E1, G012	146
Figura 159: Curva ROC Udc, TE, E1, G012	146
Figura 160: Curva ROC Udc, PT, E0, G01	147
Figura 161: Curva ROC Udc, TE, E0, G01	147
Figura 162: Curva ROC Udc, PT, E1, G01	148
Figura 163: Curva ROC Udc, TE, E1, G01	148
Figura 164: Curva ROC Udc, PT, E0, G12	149
Figura 165: Curva ROC Udc, TE, E0, G12	149
Figura 166: Curva ROC Udc, PT, E1, G12	150
Figura 167: Curva ROC Udc, TE, E1, G12	150
Figura 168: Curva ROC Klldc, PT, E0, G012	151
Figura 169: Curva ROC Klldc, TE, E0, G012	151
Figura 170: Curva ROC Klldc, PT, E1, G012	152
Figura 171: Curva ROC Klldc, TE, E1, G012	152
Figura 172: Curva ROC Klldc, PT, E0, G01	153
Figura 173: Curva ROC Klldc, TE, E0, G01	153
Figura 174: Curva ROC Klldc, PT, E1, G01	154
Figura 175: Curva ROC Klldc, TE, E1, G01	154
Figura 176: Curva ROC Klldc, PT, E0, G12	155
Figura 177: Curva ROC Klldc, TE, E0, G12	155
Figura 178: Curva ROC Klldc, PT, E1, G12	156
Figura 179: Curva ROC Klldc, TE, E1, G12	156
Figura 180: Curva ROC Pcldc, PT, E0, G012	157
Figura 181: Curva ROC Pcldc, TE, E0, G012	157
Figura 182: Curva ROC Pcldc, PT, E1, G012	158
Figura 183: Curva ROC Pcldc, TE, E1, G012	158
Figura 184: Curva ROC Pcldc, PT, E0, G01	159
Figura 185: Curva ROC Pcldc, TE, E0, G01	159
Figura 186: Curva ROC Pcldc, PT, E1, G01	160
Figura 187: Curva ROC Pcldc, TE, E1, G01	160
Figura 188: Curva ROC Pcldc, PT, E0, G12	161
Figura 189: Curva ROC Pcldc, TE, E0, G12	161
Figura 190: Curva ROC Pcldc, PT, E1, G12	162
Figura 191: Curva ROC Pcldc, TE, E1, G12	162
Figura 192: Curva ROC Parzendc, PT, E0, G012	163
Figura 193: Curva ROC Parzendc, TE, E0, G012	163

Figura 194: Curva ROC Parzencd, PT, E1, G012.....	164
Figura 195: Curva ROC Parzencd, TE, E1, G012.....	164
Figura 196: Curva ROC Parzencd, PT, E0, G01.....	165
Figura 197: Curva ROC Parzencd, TE, E0, G01.....	165
Figura 198: Curva ROC Parzencd, PT, E1, G01.....	166
Figura 199: Curva ROC Parzencd, TE, E1, G01.....	166
Figura 200: Curva ROC Parzencd, PT, E0, G12.....	167
Figura 201: Curva ROC Parzencd, TE, E0, G12.....	167
Figura 202: Curva ROC Parzencd, PT, E1, G12.....	168
Figura 203: Curva ROC Parzencd, TE, E1, G12.....	168
Figura 204: Curva ROC Knnc, PT, E0, G012.....	169
Figura 205: Curva ROC Knnc, TE, E0, G012.....	169
Figura 206: Curva ROC Knnc, PT, E1, G012.....	170
Figura 207: Curva ROC Knnc, TE, E1, G012.....	170
Figura 208: Curva ROC Knnc, PT, E0, G01.....	171
Figura 209: Curva ROC Knnc, TE, E0, G01.....	171
Figura 210: Curva ROC Knnc, PT, E1, G01.....	172
Figura 211: Curva ROC Knnc, TE, E1, G01.....	172
Figura 212: Curva ROC Knnc, PT, E0, G12.....	173
Figura 213: Curva ROC Knnc, TE, E0, G12.....	173
Figura 214: Curva ROC Knnc, PT, E1, G12.....	174
Figura 215: Curva ROC Knnc, TE, E1, G12.....	174
Figura 216: Curva ROC Mogc, PT, E0, G012	175
Figura 217: Curva ROC Mogc, TE, E0, G012	175
Figura 218: Curva ROC Mogc, PT, E1, G012	176
Figura 219: Curva ROC Mogc, TE, E1, G012	176
Figura 220: Curva ROC Mogc, PT, E0, G01	177
Figura 221: Curva ROC Mogc, TE, E0, G01	177
Figura 222: Curva ROC Mogc, PT, E1, G01	178
Figura 223: Curva ROC Mogc, TE, E1, G01	178
Figura 224: Curva ROC Mogc, PT, E0, G12	179
Figura 225: Curva ROC Mogc, TE, E0, G12	179
Figura 226: Curva ROC Mogc, PT, E1, G12	180
Figura 227: Curva ROC Mogc, TE, E1, G12	180
Figura 228: Curva ROC Neurc, PT, E0, G012	181
Figura 229: Curva ROC Neurc, TE, E0, G012	181
Figura 230: Curva ROC Neurc, PT, E1, G012	182
Figura 231: Curva ROC Neurc, TE, E1, G012	182
Figura 232: Curva ROC Neurc, PT, E0, G01	183
Figura 233: Curva ROC Neurc, TE, E0, G01	183
Figura 234: Curva ROC Neurc, PT, E1, G01	184
Figura 235: Curva ROC Neurc, TE, E1, G01	184
Figura 236: Curva ROC Neurc, PT, E0, G12	185
Figura 237: Curva ROC Neurc, TE, E0, G12	185

Figura 238: Curva ROC Neurc, PT, E1, G12	186
Figura 239: Curva ROC Neurc, TE, E1, G12	186
Figura 240: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G012	187
Figura 241: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G012	187
Figura 242: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G012	188
Figura 243: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G012	188
Figura 244: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G01	189
Figura 245: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G01	189
Figura 246: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G01	190
Figura 247: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G01	190
Figura 248: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G12	191
Figura 249: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G12	191
Figura 250: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G12	192
Figura 251: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G12	192

1. INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

La demencia es una de las principales causas de la dependencia en personas de edad avanzada, dándose con mayor probabilidad en personas con edades superiores a 50 años. La demencia neurodegenerativa, por tanto, es una de las últimas etapas de distintas enfermedades neurodegenerativas debido a que algunas de estas como son la Enfermedad de Alzheimer (EA), Párkinson, Pick, etc, desencadenan en demencia [1]. Todas estas enfermedades provocan deterioro cognitivo y síntomas neuropsiquiátricos que se agravan hasta que la persona muere [2].

La EA es una enfermedad neurodegenerativa cuya probabilidad de aparición aumenta a medida que incrementa la edad, dándose sobre todo en personas de la tercera edad. Se trata de una enfermedad progresiva cuyos primeros síntomas se traducen en la pérdida de memoria (fase amnésica) y están seguidos por la pérdida de otras funciones mentales y cambios en la personalidad. Estos efectos tienen como consecuencia problemas perceptivos, del lenguaje y emocionales que van en aumento progresivo a medida que avanza la enfermedad.

La duración media aproximada de la enfermedad es de entre 10 y 12 años, aunque esta cifra puede variar dependiendo del paciente. Además, se da en mayor medida en personas de género femenino dada la mayor longevidad de las mujeres frente a los hombres. Fisiopatológicamente, se puede caracterizar entre otras por dos marcadores. Las placas neuríticas o placas amiloideas, las cuales son depósitos de proteína β -amiloide, y los ovillos neurofibrilares que se corresponden

a lesiones de la citoarquitectura intracelular por hiperfosforilación de la proteína Tau [3], [4].

Para el diagnóstico de la enfermedad se emplean diversos mecanismos. Inicialmente se descartan factores como infecciones, deficiencia vitamínica, problemas tiroideos, efectos secundarios producidos por diversos fármacos, depresión o tumores cerebrales. Posteriormente, para el diagnóstico de la EA, es común el análisis de la proteína beta-amiloide (β -amiloide) y de la proteína Tau, dado que un incremento en los niveles de estas proteínas es un indicador de que el sujeto podría padecer la enfermedad. Estos métodos son invasivos y por tanto no son cómodos para el sujeto al que se le realizan, por lo que se hace necesaria la búsqueda de métodos no invasivos y más cómodos para las personas que padecen esta enfermedad. Uno de los métodos no invasivos más comunes para la detección precoz es la PET-amiloide. Se trata de la Tomografía por Emisión de Positrones (Positron Emission Tomography, PET), empleada para analizar los niveles de las proteínas amiloides en el sujeto objeto de estudio. A pesar de que la Tomografía por Emisión de Positrones no es invasiva, algunos pacientes no se encuentran cómodos con la introducción de un isótopo radioactivo en su cuerpo para el posterior análisis de la reacción de este en cuanto a la proteína mencionada [5], [6].

En los últimos años se han conseguido grandes avances en la detección de la EA mediante el estudio de distintos componentes acústicos, pues se ha comprobado que las personas que padecen de Alzheimer sufren anomia, reducida fluidez verbal, errores parafásicos y dificultades a la hora de mantener una conversación, que se hacen más evidentes a medida que avanza la enfermedad. Se ha logrado la extracción de datos de la locución de personas con la EA y de sujetos de control, pero tras la toma de estas muestras se ha hecho necesaria la presencia de un investigador que posteriormente extraiga y analice los datos obtenidos [7], [8].

Los avances en sistemas computacionales han supuesto además grandes avances en el campo de la Inteligencia Artificial (IA). Dentro del campo de la IA, una de las tareas destacadas es la clasificación de datos. Para realizar esta clasificación

se han diseñado diversos algoritmos de clasificación. Dentro de estos algoritmos cabe destacar las máquinas de vectores de soporte [9], [10].

Los algoritmos de SVM (Support Vector Machines), máquinas de vectores de soporte o máquinas de soporte vectorial, son una clase de algoritmos de aprendizaje supervisado que cumplen la función de algoritmos clasificadores (AC). Este tipo de AC es una técnica de clasificación basada en la idea de minimizar los riesgos estructurales. Es por ello por lo que en este proyecto se hará un entrenamiento de los algoritmos SVM para posteriormente automatizar la extracción de los datos necesarios para realizar una clasificación entre muestras de audio pertenecientes a sujetos de control, es decir, sujetos sin la patología, y muestras de audio pertenecientes a sujetos con la EA [11].

1.2 ANTECEDENTES

La EA en la actualidad es una de las demencias neurodegenerativas que más afectan a la población mundial, por lo que además es una de las que se investigan en mayor medida. A pesar de ello, el descubrimiento de la enfermedad sucedió hace relativamente poco, ya que, en 1906, el doctor Alois Alzheimer, psiquiatra y neurólogo, descubrió la enfermedad que actualmente lleva su nombre. Los resultados de la investigación no estuvieron listos para poner en común en la sociedad científica hasta 5 años después de que comenzara su investigación con una paciente llamada Auguste Deter [12].

Dentro de los métodos no invasivos tradicionales, hay nuevas variantes que abordan la investigación de la enfermedad utilizando otro tipo de características de estudio, tales como aquellos métodos que se centran en el procesado de la señal vocal para obtener aspectos discriminantes de la enfermedad.

Muchos de los estudios actuales se centran en buscar métodos de reconocimiento de patrones que puedan indicar indicios de la enfermedad y que, a su vez, sean métodos no invasivos, una prueba de ello es el test de Folstein. Se trata de una prueba de cribado que facilita, en gran medida, el diagnóstico precoz

empleando distintas preguntas para evaluar el estado del paciente. Algunas de las preguntas del test de Folstein se pueden ver en la Figura 1:

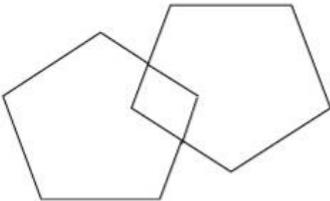
ORIENTACIÓN	PUNTOS
¿Qué año-estación-fecha-día-mes es?	(5)
¿Dónde estamos? (estado-país-ciudad-hospital-piso)	(5)
MEMORIA INMEDIATA	
Repetir 3 nombres ("mesa", "llave", "libro"). Repetirlos de nuevo hasta que aprenda los tres nombres y anotar el número de ensayos.	(3)
ATENCIÓN Y CÁLCULO	
Restar 7 a partir de 100, 5 veces consecutivas. Como alternativa, deletrear "mundo" al revés.	(5)
RECUERDO DIFERIDO	
Repetir los 3 nombres aprendidos antes.	(3)
LENGUAJE Y CONSTRUCCIÓN	
Nombrar un lápiz y un reloj mostrados	(2)
Repetir la frase "Ni si es, ni no es, ni peros"	(1)
Realizar correctamente las tres órdenes siguientes: "Tome este papel con la mano derecha, dóblelo por la mitad y póngalo en el suelo"	(3)
Leer y ejecutar la frase "Cierre los ojos"	(1)
Escribir una frase con sujeto y predicado	(1)
Copiar este dibujo: 	(1)
Puntuación total:	

Figura 1: Tabla Evaluación Test de Folstein (Fuente [13])

Sin embargo, este se ve limitado por factores culturales y educativos, además de los parámetros de sensibilidad y especificidad, los cuales se detallarán en profundidad posteriormente en la memoria.

Las limitaciones debidas a los elementos relacionados con el nivel educativo de los pacientes, puesto que existe una parte de la población de la edad susceptible de padecer esta enfermedad que es analfabeta, hacen necesaria la aparición de pruebas más sencillas y de fácil aplicación, y es ahí donde surgen diversos exámenes de memoria como es la prueba de las fotos. En esta prueba se muestran imágenes a los sujetos y se les pide que nombren varios objetos presentes en ellas

y los memoricen, tras esto pasan por una tarea distractoria, y posteriormente se les pide que vuelvan a mencionar dichos objetos. Una de las láminas que se muestra a los sujetos para evaluarlas es la que se muestra en la Figura 2:



Figura 2: Lámina Evaluación Test de Las Fotos (Fuente [14])

Estos estudios, se centran en la fluidez semántica que muestran los pacientes a la hora de proporcionar sus respuestas a las distintas pruebas.

Partiendo de la base de las distintas pruebas citadas, y teniendo en cuenta que muchas de ellas se basan en la fluidez verbal y semántica que poseen los pacientes, nacen otras investigaciones que se centran en el estudio de la voz tanto de sujetos con la EA como de sujetos de control para tratar de encontrar parámetros discriminantes mediante muestras acústicas. El estudio de algunos parámetros acústicos como los tiempos de silencio frente a los de habla, añadido a otros que se verán más adelante, pueden proporcionar información relevante que facilite la posible detección de la enfermedad en etapas tempranas [15].

Una muestra de los avances en este campo son los resultados obtenidos en el estudio “Using a Human Interviewer or an Automatic Interviewer in the Evaluation of Patients with AD from Speech”[16], en el que mediante la grabación de voces de sujetos con EA y sujetos de control se ha conseguido corroborar que existen diferencias entre el habla sana y el habla patológica, y que además esta diferencia es discriminatoria usando muestras obtenidas con el entrevistador humano, y muestras obtenidas con el entrevistador automático (Prognosis®). Empleando

distintos tipos de entrevistadores, como son los entrevistadores automáticos o los entrevistadores humanos, se obtienen muestras acústicas de los sujetos que, tras su postprocesado, dejan datos con los que se facilita el estudio de la detección de esta enfermedad, aunque se hace necesario el análisis y la clasificación de estos datos por parte de un agente humano para obtener resultados.

Tras los resultados obtenidos en el estudio mencionado, y la distinción en tres grupos de las diversas muestras presentes en la base de datos “Cross-Sectional Alzheimer Prognosis R2019” [17], añadiendo los avances en la IA mediante el uso de algoritmos de clasificación, abren una vía para el estudio de las muestras mediante diversos análisis biclase de los que poder extraer ciertas tasas de rendimiento, así como los resultados de la clasificación automática de muestras.

La descripción de la enfermedad, las distintas etapas o estadios, así como los métodos de diagnóstico actuales se desarrollarán en mayor profundidad en el Capítulo II. Por otra parte, las técnicas de extracción de características y los tipos de algoritmos de clasificación se definirán en los Capítulo V y Capítulo VI.

1.3 OBJETIVOS

El objetivo de este Trabajo de Fin de Grado, por tanto, se centrará en el estudio de las técnicas de extracción de características y en la clasificación automática de los datos obtenidos a partir de muestras de audio procedentes tanto de personas con la patología de la EA, como de sujetos de control. Todo esto, empleando algoritmos de clasificación que realicen una clasificación automática, y obteniendo las tasas de rendimiento correspondientes a los algoritmos utilizados. Este objetivo se conseguirá como combinación de los siguientes objetivos específicos:

Objetivo 1: Estudio de la extracción de características acústicas de voces patológicas, necesario para la comprensión de los distintos datos empleados para el análisis.

Objetivo 2: Estudio de los distintos algoritmos de clasificación existentes, haciendo un estudio en profundidad de los algoritmos más propicios para el tipo de muestras presentes en el análisis.

Objetivo 3: Diseño, experimentación y obtención de tasas de rendimiento en la clasificación automática de las muestras de entrada.

1.4 METODOLOGÍA

En la elaboración de este Trabajo Fin de Grado, se ha hecho necesario el estudio de los distintos parámetros extraídos a partir de las muestras de voz obtenidas de distintos sujetos, así como de las distintas librerías existentes para implementar los algoritmos de clasificación empleadas para la obtención de los resultados de la clasificación automática. Todo esto se desglosa en las siguientes fases:

Fase 1: Estudio y el análisis del estado del arte en cuanto a Alzheimer, la voz y los distintos algoritmos clasificadores, en el que se entrará en detalle en los métodos de detección de la EA más empleados en la actualidad.

Fase 2: Estudio de la base de datos obtenida sobre sujetos con la patología de la EA y sujetos de control. Concretamente, en la base de datos "*Cross-Sectional Alzheimer Prognosis R2019*".

Fase 3: Realización de un estudio acerca de la extracción de características. Se analizarán los distintos algoritmos de clasificación, de entre los que se seleccionarán los más efectivos para la clasificación automática.

Fase 4: Implementación del sistema de clasificación. Como entrada se tienen los datos obtenidos de la base de datos tras la extracción de características. A su salida, se tienen unas tasas de rendimiento a partir de la clasificación automática de las muestras por parte del algoritmo clasificador.

Fase 5: Realización de una serie de pruebas de la herramienta generada, con el correspondiente análisis de los resultados obtenidos.

Fase 6: Recopilación de los resultados y redacción de la memoria.

1.5 ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

La memoria del presente Trabajo Fin de Grado (TFG) se divide en 8 capítulos, estructurados de la siguiente forma:

En el Capítulo I se hace una introducción al proyecto, exponiendo los antecedentes de la EA, así como los distintos métodos de diagnóstico presentes en la actualidad. Al mismo tiempo, se desglosan las fases para llevar a cabo este proyecto y se precisan los objetivos del mismo.

En el Capítulo II se describirá la EA, partiendo del descubrimiento de la enfermedad, caracterizándola como demencia. Además, se distinguirán las distintas etapas o estadios y los distintos métodos de diagnóstico presentes en la actualidad.

En el Capítulo III se describe la metodología empleada en el presente TFG para la realización de los distintos estudios, la obtención de resultados y la interpretación de estos, así como la realización de una clasificación o diferenciación de los diferentes tipos de entrevistadores.

En el Capítulo IV se analizará la base de datos “Cross-Sectional Alzheimer Prognosis R2019”. Se definirá el tipo de muestras que se emplearán para el estudio y los datos presentes en la base de datos.

En el Capítulo V se detalla la extracción de características. Se desglosan conceptos relativos a los parámetros extraídos en la base de datos distinguiendo entre parámetros temporales y parámetros de temperatura emocional.

En el Capítulo VI se definirán los algoritmos clasificadores, analizando en profundidad los que se han empleado en el estudio realizado para este TFG, y se desarrollará la medición de las prestaciones de los mismos.

En el Capítulo VII se presentarán los resultados obtenidos a partir del uso de los algoritmos de clasificación.

En el Capítulo VIII se realizará la discusión de los resultados.

En el Capítulo IX se expondrán las conclusiones a las que se ha llegado tras los resultados obtenidos, así como se hablará de las líneas futuras del presente proyecto.

2. ENFERMEDAD DE ALZHEIMER

2.1 INTRODUCCIÓN

La demencia se define como el deterioro en las capacidades cognitivas, que entorpece la correcta realización de diversas actividades de la vida cotidiana [3]. La EA es una de las principales enfermedades que derivan en demencia, sobre todo, en la población de avanzada edad. Se trata de una enfermedad neurodegenerativa relacionada con la edad que se caracteriza, en sus etapas tempranas, por tener síntomas tales como la pérdida de memoria, que va en aumento a medida que la enfermedad va evolucionando, así como otros síntomas que aparecen con el transcurso de la enfermedad [18]. En los países desarrollados, se ha convertido en una de las principales causas de muerte tras algunas enfermedades como son las cardiovasculares y el cáncer, haciendo de esta enfermedad no sólo un problema social, sino también económico. Su duración varía dependiendo del paciente, aunque se estima que esta tiene una duración aproximada de entre 10 y 12 años [19].

Se estima que las muertes debidas a la EA aumentaron un 145% entre 2000 y 2019 [20], llegando a afectar a una de cada nueve personas de 65 años o más. Esta se da en mayor medida en personas afroamericanas e hispanas, de edad avanzada, siendo mucho más frecuente en sujetos del género femenino. Además, se prevé que para el 2040 afecte a un 13,1% de la población mundial (81,1 millones de personas) [20]. Entre las causas que más predisposición dan a padecer de Alzheimer se encuentran la edad, el género y el bajo nivel educativo [21].

CAPÍTULO II

La Enfermedad de Alzheimer está considerada como la cuarta causa de muerte y actualmente afecta a 20 millones de personas, cifra que va en aumento debido a la inversión de la pirámide poblacional, que en 2021 establece la población de entre 40 y 49 años como la mayoritaria en España. Suponiendo, además, que la tercera edad ocupa un 26,7% del porcentaje total de población. A su vez, la población de 65 años o más, es decir, la más propensa a padecer esta enfermedad, supone un 9,5% del total de la población mundial.

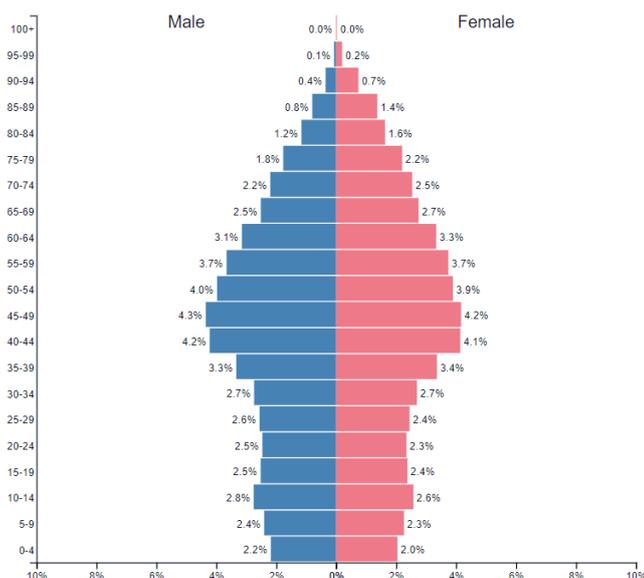


Figura 3: Pirámide poblacional del 2021 en España (fuente [22])

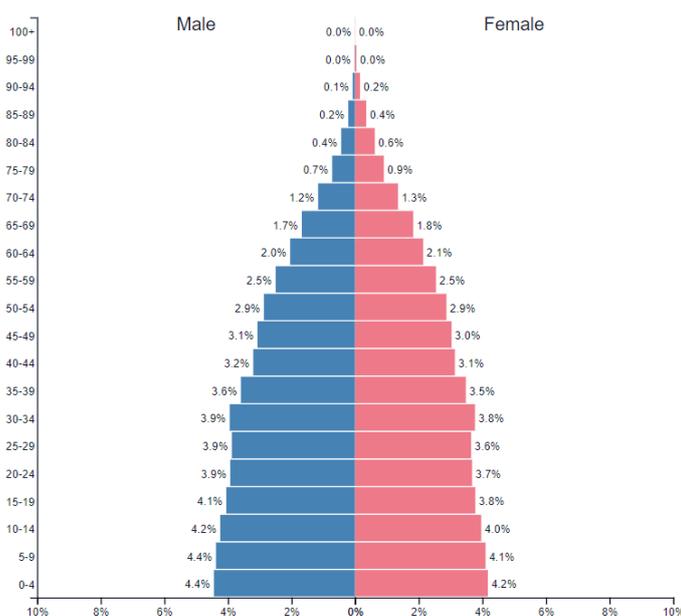


Figura 4: Pirámide Poblacional del 2021 mundial (fuente [23])

El significativo aumento de pacientes con la enfermedad, unido a la ausencia de una cura, así como a sus efectos irreversibles, va ligado a un importante impacto económico. Este efecto económico se puede analizar desde varias perspectivas, siendo una de ellas la centrada en los costes directos, que son los que implican un gasto en hospitales, servicios, médicos y medicación para la ralentización del avance de la EA [24]. Se estima que los costes socioeconómicos ascendieron a los 818.000 millones de dólares en el año 2015 [25], cifra que ha ido en aumento de manera proporcional al aumento de los casos.

Por consiguiente, y dada la magnitud del impacto económico que esta supone, se hace necesaria la investigación de métodos que faciliten la detección de la Enfermedad de Alzheimer en las etapas tempranas y el control evolutivo, así como el análisis de nuevos tratamientos y, finalmente, la cura.

2.2 DEMENCIA

La EA es una de las enfermedades neurodegenerativas que cursan con demencia. Concretamente, se trata de una de las causas más habituales de demencia en personas de la tercera edad [26].

El término demencia, según la Real Academia Española, significa “Deterioro progresivo de las facultades mentales que causa graves trastornos de conducta [27]. Etimológicamente, este término viene derivado de “de” y “mens”, que se puede traducir como privación de la inteligencia [28]. Este síndrome afecta en mayor medida a personas ancianas, pues su prevalencia aumenta exponencialmente de manera proporcional a la edad:

Tabla 1: Porcentajes de prevalencia de la demencia con respecto a la edad (fuente [29])

Edad [años]	Incremento de probabilidad de padecer demencia [%]
65-69	1,5-2
75-79	5,5-6,5

85-89	20-22
-------	-------

Este es un problema de gran impacto debido al incremento de la población adulta. Se estima que en el mundo cada 3 segundos una nueva persona desarrolla demencia llegando a ser 50 millones de personas con la patología en el año 2020, esta cifra casi será duplicada en 20 años, llegando a ser 82 millones para el año 2030 [30].

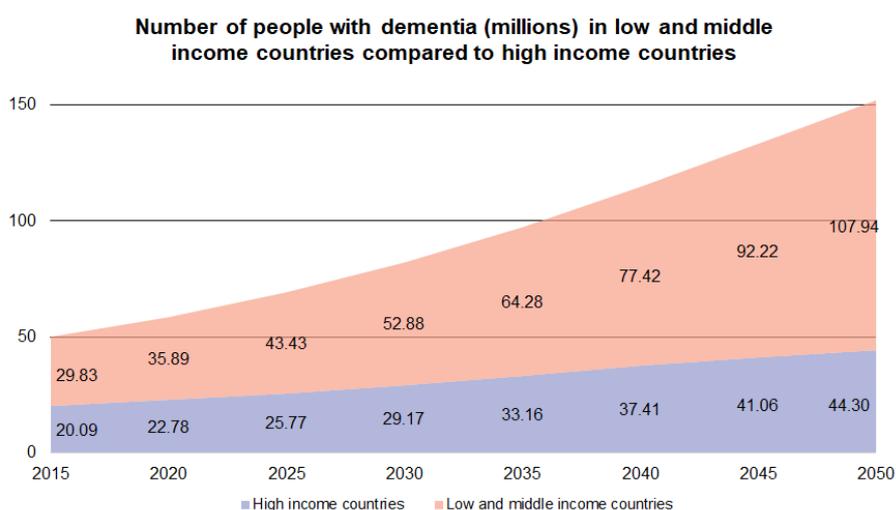


Figura 5: Proyección de personas con demencia (millones) (fuente [30])

La demencia es un síndrome que tiene como síntomas el deterioro intelectual persistente mediante alteraciones de memoria y diversos trastornos cognitivos y de personalidad. Estos trastornos pueden darse mediante perturbaciones del juicio, apraxias, alteraciones del lenguaje, agnosias o variaciones anormales de la personalidad de los pacientes que la padecen [31].

En el campo de la demencia, es importante la definición de varios términos como son la Reserva Cognitiva (RC) y el Deterioro Cognitivo (DC).

Primeramente, la RC distinguirá a los pacientes debido a su capacidad para realizar procesos cognitivos, es decir, las personas con una RC mayor realizarán más eficientemente los procesos cognitivos ante la aparición de una enfermedad o

de un accidente que produzca daños cerebrales. Esta, por tanto, está relacionada con el nivel de educación, pues los bajos niveles educativos pueden significar una mayor predisposición a padecer un proceso neurodegenerativo. Por otra parte, la RC se emplea para diferenciar entre el envejecimiento normal y unas capacidades cognitivas mermadas por un proceso neurodegenerativo. Además, una gran reserva cognitiva puede retrasar la aparición de los síntomas del DC [32], [33].

El DC se puede definir como un deterioro en las funciones cognitivas que supera los niveles normales debidos a la edad, pero que son tan leves que no llegan a cumplir con el síndrome de la demencia. Se puede considerar el DC leve como un indicio de demencia, normalmente más relacionado con la EA. El Deterioro Cognitivo Leve (DCL) distingue varios síntomas, como problemas de memoria, y se distingue de la demencia por la preservación de las funciones cognitivas generales y la conservación de la capacidad para realizar las actividades de la vida diaria. El DCL, puede significar un estadio precoz de la EA, y se hacen necesarios métodos de diagnóstico para diferenciar entre DCL, envejecimiento normal, EA y otro tipo de demencias [34]. Además, el diagnóstico es una parte fundamental dentro del campo del DC, puesto que, dentro de los distintos deterioros cognitivos, estos pueden ser reversibles (debidos a alguna infección o a algún medicamento) o irreversibles como es el caso de la demencia.

En la actualidad, los criterios de diagnóstico de la demencia más empleados son los del Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales (DSM-IV). Este establece diversos criterios clínicos para la diagnosis de la demencia como pueden ser:

Tabla 2: Criterios de diagnóstico DSM-IV

Alteración notoria de la memoria a corto y largo plazo
Alguna de las siguientes alteraciones cognitivas: apraxia, afasia, agnosia o alteraciones de las actividades constructivas o ejecutivas
Efectos significativos en actividades laborales o sociales

Otro de los criterios empleados para el diagnóstico de la demencia son los criterios ICD-10. En los que se estudian:

Tabla 3: Criterios de diagnóstico ICD-10

Alteraciones en la memoria
Deterioro de las capacidades de procesamiento y pensamiento
El trastorno interfiere en las actividades de la vida cotidiana
Nivel de conciencia normal con posibles alteraciones momentáneas
Alteraciones persistentes más de 6 meses

Estos métodos de diagnóstico son de gran importancia para la detección de la demencia, pues es importante no sólo el análisis de los elementos relacionados con la memoria, sino también algunos relacionados con trastornos de conducta u otros procesos cognitivos. Además, estos síntomas se presentarán de diferente forma en los distintos pacientes, dependiendo del nivel de DC que estos padezcan y de su RC [35]–[37].

2.3 ALZHEIMER

2.3.1 ANTECEDENTES

La Enfermedad de Alzheimer se ha convertido en una de las demencias de mayor impacto en la sociedad actual, suponiendo entre un 50% y un 70% de los casos de demencia. Es por ello por lo que se trata de uno de los trastornos neurodegenerativos más investigados actualmente debido a su impacto socioeconómico [38].

Esta enfermedad se diferencia del resto de demencias en el año 1906, cuando el doctor Alois Alzheimer presentó su estudio acerca de una “Seria

enfermedad peculiar del córtex cerebral” en la 37 asamblea de psiquiatras del suroeste de Alemania [39].

La investigación del neuropatólogo alemán se centraba en el análisis de una paciente llamada Auguste Deter, nacida el 16 de mayo del 1850. Auguste, sin razón aparente, comenzó a asegurar que su marido le era infiel con una vecina a la vez que le empezaron a surgir diversos problemas de memoria. Tiempo más tarde, comenzó a sufrir dificultades a la hora de cocinar debido a que no recordaba con claridad ciertas recetas, comenzó a pasear constantemente por su casa sin un fin concreto. En las noches pasaba horas gritando, asegurando que un hombre que había entrado en su casa tenía la intención de hacerle daño, y pensaba que todas las conversaciones que acontecían a su alrededor se centraban en ella. Tras esta sucesión de acontecimientos, el marido de Auguste la llevó al hospital psiquiátrico, donde falleció el 8 de abril de 1906 [12], [39].

Durante su estudio a la paciente, el doctor Alzheimer, le realizaba una serie de preguntas, las cuales le volvía a realizar más tarde en la entrevista y no era capaz de recordar. Algunas de estas preguntas eran tan simples como preguntar por su nombre y apellidos, el nombre de su marido o qué estaba comiendo. Además de estas preguntas, el doctor le mostró una serie de objetos para comprobar si la señora Deter era capaz de identificarlos correctamente. A pesar de identificar correctamente los objetos, pasados breves instantes se le preguntaba qué objetos acababan de mostrarle y no conseguía recordarlos [40].

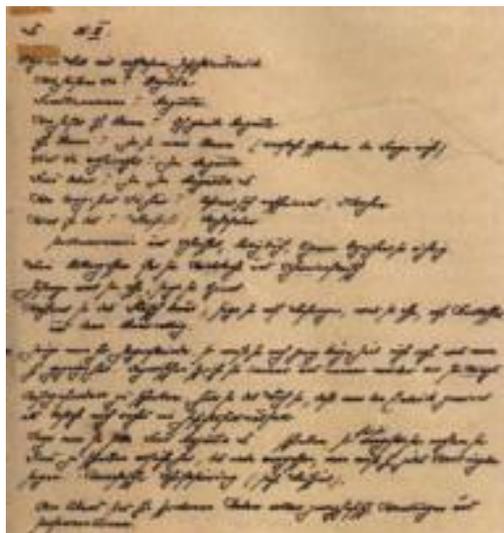


Figura 6: Notas clínicas de Alois Alzheimer (fuente [41])

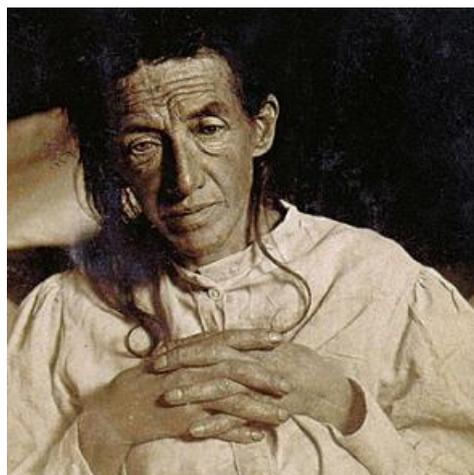


Figura 7: Auguste Deter (fuente [42])

Además del estudio longitudinal que realizó el doctor Alzheimer gracias a las preguntas que realizó a la paciente, Figura 7, también tuvo la oportunidad de hacer un estudio fisiológico del cerebro mediante la autopsia de este. Tras el análisis en profundidad del cerebro, descubrió varias diferencias entre el cerebro de la paciente con respecto a un cerebro sano.

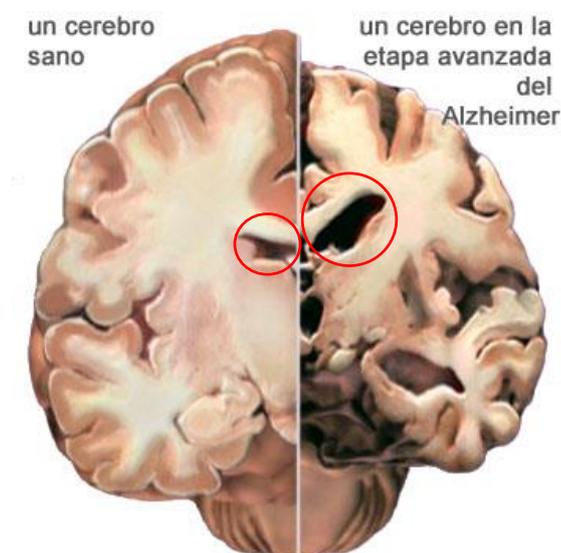


Figura 8: Diferencia entre cerebro sano y cerebro con Alzheimer (fuente [43])

Como se puede comprobar en la Figura 8, hay varias diferencias entre un cerebro sano y un cerebro afectado por la EA. Estas diferencias pueden ser notables, como la diferencia en cuanto al tamaño de la corteza cerebral, o el

incremento en tamaño de los ventrículos cerebrales (marcados en rojo). Todos estos cambios vienen dados por la muerte de las células nerviosas o neuronas [44].

Tras realizar la autopsia del cerebro de Auguste, Alois Alzheimer descubrió diversas características diferentes a las presentes en un cerebro sano:

- Placas neuríticas (debidas al péptido β -Amiloide)
- Ovillos neurofibrilares (Figura 9, Figura 10)
- Disminución de neuronas y sinapsis
- Atrofia y angiopatía amiloidea

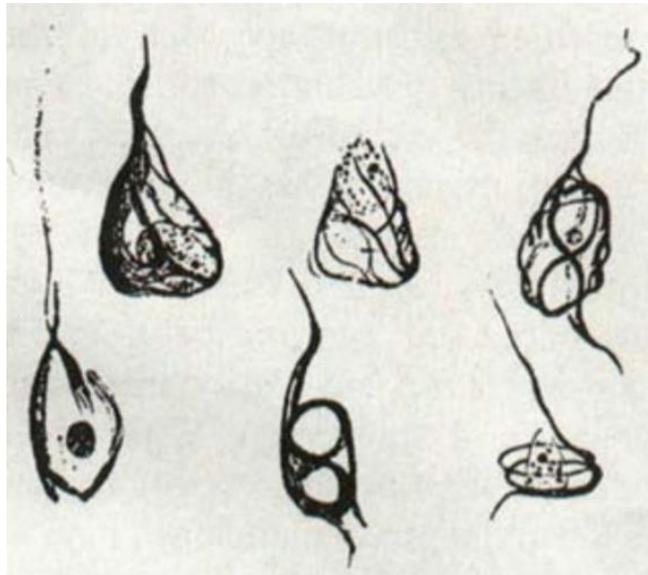


Figura 9: Dibujo de los ovillos neurofibrilares, hecho por Alois Alzheimer (fuente [39])

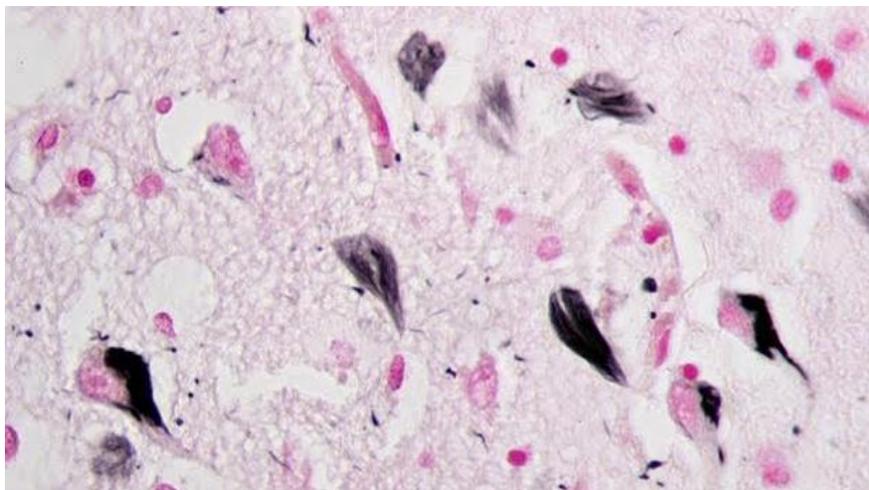


Figura 10: Ovillos neurofibrilares (fuente [45])

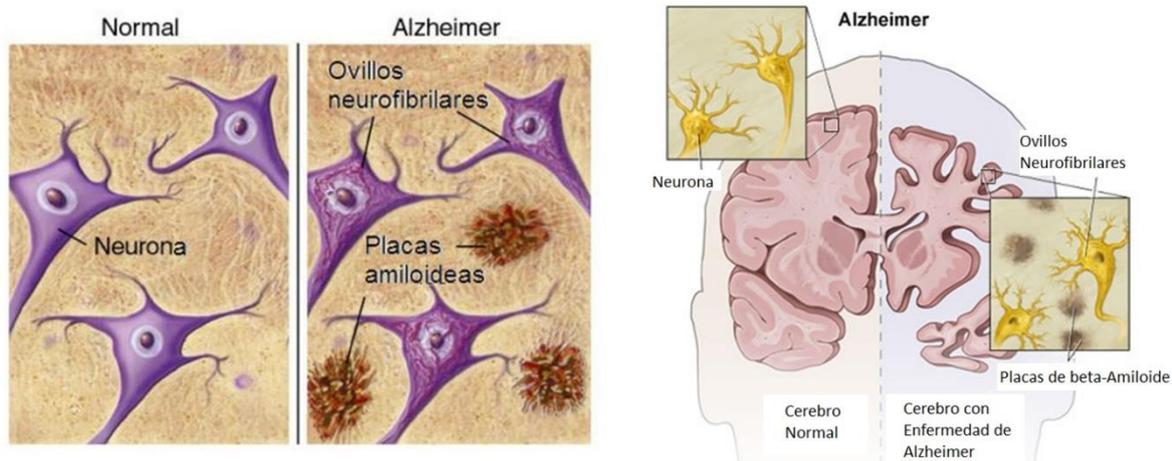


Figura 11: Diferencias entre un cerebro con tejido normal y otro con EA (fuente [46])

En la actualidad, la EA es la principal causa de demencia [47]. Concretamente, las muertes por Alzheimer aumentaron un 145% entre 2000 y 2019 [20]. Es por esto por lo que se trata una de las enfermedades que más sometidas a estudio se encuentran actualmente.

2.3.2 ETAPAS O ESTADIOS

La EA es una enfermedad de larga duración que supone grandes problemas a nivel social y económico. A lo largo del transcurso de esta enfermedad los síntomas se van agravando, haciendo que la enfermedad pase por diversas etapas o estadios. En las primeras etapas de la enfermedad se producen pérdidas de memoria que, con el avance de esta y llegada la enfermedad a las etapas leve y severa, se incrementarán y se añadirán problemas de memoria y problemas más graves tales como la pérdida de funciones básicas como alimentarse, pasando por cambios en su conducta.

Esta progresión en los síntomas hace necesario el estudio de la enfermedad para conocer en qué estadio se encuentra el paciente [48]. Las etapas se pueden ver en la Figura 12.



Figura 12: Etapas de la EA (fuente [49])

2.3.3 MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO

El incremento poblacional, ligado a la mayor esperanza de vida, han hecho que la EA sea una de las enfermedades neurodegenerativas que más impacto han tenido en la actualidad. Es por ello por lo que los métodos de diagnóstico temprano son tan importantes, puesto que es una enfermedad que genera un gran efecto social y económico que irá en aumento proporcional al paso de los años [50].

La edad, el género, la genética, la historia familiar o la educación pueden ser factores de riesgo de esta enfermedad. En el caso de la edad, esta aumenta sus probabilidades de aparición a medida que aumenta la edad del paciente. Por otra parte, en cuanto al sexo, el Alzheimer se presenta en mayor medida en sujetos del género femenino debido a su mayor esperanza de vida. La genética juega otro papel importante, así como la historia familiar del sujeto, pues antecedentes familiares de síndrome de Down o de demencia pueden aumentar las probabilidades de padecer esta enfermedad. Genéticamente, puede haber marcadores de dos tipos para esta enfermedad, estos pueden ser:

- *Determinantes:* hacen referencia a la mutación de determinados genes y son los responsables de la EA hereditaria y de inicio precoz (aparición entre los 35 y los 55 años). Estos marcadores son poco frecuentes y se dan en una minoría de casos.

— *Predisponentes*: aumentan el riesgo de padecer esta enfermedad y se dan con mayor frecuencia que los determinantes [50].

Por otra parte, el nivel de educación de los sujetos también juega un papel importante en la aparición de la EA, esto se debe a que cuanto mayor nivel educativo posea el paciente, mayor reserva cerebral tendrá y, por tanto, presentará menores posibilidades de padecer esta enfermedad. Además, el nivel educativo juega un papel de mayor importancia en personas del género femenino [51].

Además de los factores de riesgo, también se han encontrado algunos elementos protectores como el ejercicio de manera habitual, la dieta mediterránea, la diabetes o el uso de determinados fármacos como pueden ser los antiinflamatorios no esteroideos o los estrógenos en el caso de las mujeres [51].

La incidencia de algunos factores de riesgo se puede observar en la siguiente figura:

Factores de riesgo	Test Mini-Mental						Total	
	Normal		Moderado		Severo		No.	%
	No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Síndrome de Down	4	4,0	1	1,0	2	2,0	7	7,0
Antecedente familiar de demencia	16	16,0	9	9,0	6	6,0	31	31,0
Exposición a tóxicos	8	8,0	4	4,0	0	0	12	12,0
Terapia electroconvulsiva	3	3,0	0	0	0	0	3	3,0
Trauma craneal	15	15,0	2	2,0	2	2,0	19	19,0
Ingestión de alcohol	25	25,0	9	9,0	4	4,0	38	38,0

Figura 13: Evaluación de personas con el test de Folstein en relación con factores de riesgo (fuente [52])

En cuanto a los criterios de diagnóstico de la EA, este se basa en los criterios DSM-IV, Tabla 2, en los nuevos criterios de Dubois y en diversas pruebas clínicas como la tomografía por emisión de positrones, la neuroimagen, o el estudio de la historia familiar del paciente.

Tabla 4: Criterios de Dubois para el diagnóstico de la EA (fuente [53])

Criterio diagnóstico central	Rasgos que favorecen el diagnóstico
<p>A. Alteración de la memoria episódica con las siguientes características:</p> <ul style="list-style-type: none"> — Cambios graduales de la función amnésica con al menos 6 meses de evolución. — Alteraciones de la memoria episódica sin mejorías medidas de manera objetiva. — Las alteraciones de la memoria episódica pueden estar aisladas o ligadas a otros cambios cognitivos cuando la EA se encuentra en etapas iniciales o conforme esta va avanzando. 	<p>B. Presencia de atrofia del lóbulo temporal medial:</p> <ul style="list-style-type: none"> — Pérdidas de volumen hipocampal, córtex entorrinal y amígdala, probadas por cambios cualitativos observados mediante resonancia magnética. O cambios cuantitativos valorados mediante estudios de volumetría en las zonas de mayor relevancia.
	<p>C. Biomarcador irregular en líquido cefalorraquídeo:</p> <ul style="list-style-type: none"> — Acumulaciones bajas de β-amiloide, concentraciones aumentadas de proteína tau o de fosfo-tau o una combinación de las tres anteriores. — Otros biomarcadores bien validados de aparición futura.
	<p>D. Patrón cerebral específico funcional mediante PET:</p>

	<ul style="list-style-type: none"> — Disminución del metabolismo en áreas temporoparietales bilaterales. — Otros ligandos bien comprobados como el componente B de Pittsburgh o el FDDNP, que pueden surgir en un futuro inmediato. 	
	<p>E. Mutación autosómica dominante testada con un familiar de primer grado afecto.</p>	
Criterios de exclusión		
Historia	Rasgos clínicos	Otros trastornos médicos capaces de causar alteraciones de memoria o síntomas relacionados
<ul style="list-style-type: none"> — Inicio agudo. — Aparición temprana de cambios de conducta, crisis epilépticas o alteraciones de la marcha. 	<ul style="list-style-type: none"> — Signos neurológicos focales, en los que se incluyen el déficit en los campos visuales, la pérdida sensitiva y la hemiparepsia. — Signos extrapiramidales tempranos. 	<ul style="list-style-type: none"> — Demencia distinta a la EA. — Depresión mayor. — Enfermedades cerebrovasculares. — Alteración tóxica o metabólica, las cuales necesitarán un estudio específico. — Anomalías detectadas mediante resonancia magnética en el

		lóbulo temporal conciliables con procesos vasculares o infecciosos.
Criterios determinantes para la EA		
La EA se podrá considerar definitiva ante la aparición de los siguientes criterios:		
— Evidencia clínica e histopatológica de la enfermedad (mediante biopsia o autopsia cerebral), aplicando los criterios de la NIA-Reagan para el diagnóstico post mortem de EA. Ambos criterios han de estar presentes.		— Evidencia de criterios genéticos y clínicos de EA, como las mutaciones en los cromosomas 1, 14 o 21. Con ambos criterios presentes.

Contemplados en los métodos de estudio para el diagnóstico de la enfermedad, se encuentran las siguientes fases:

- Descartar causas médicas que puedan causar el deterioro, como el hipotiroidismo, puesto que algunas enfermedades pueden simular un deterioro similar al de la EA.
- La neuroimagen, mediante la cual se pueden descartar procesos expansivos. Además, la resonancia magnética también puede aportar información relativa a la demencia vascular y permite valorar el estado de la atrofia del hipocampo.
- Un estudio neuropsicológico, mediante pruebas normalizadas, para la observación del progreso de diversas funciones cognitivas. Una progresión de estos estudios puede ser empleada para analizar el avance de la enfermedad en el paciente.

- Determinación de Tau, pTau y β -amiloide, puesto que el incremento de las dos primeras ligado al descenso de la β -amiloide es un indicador de la posibilidad de la presencia de EA [54].

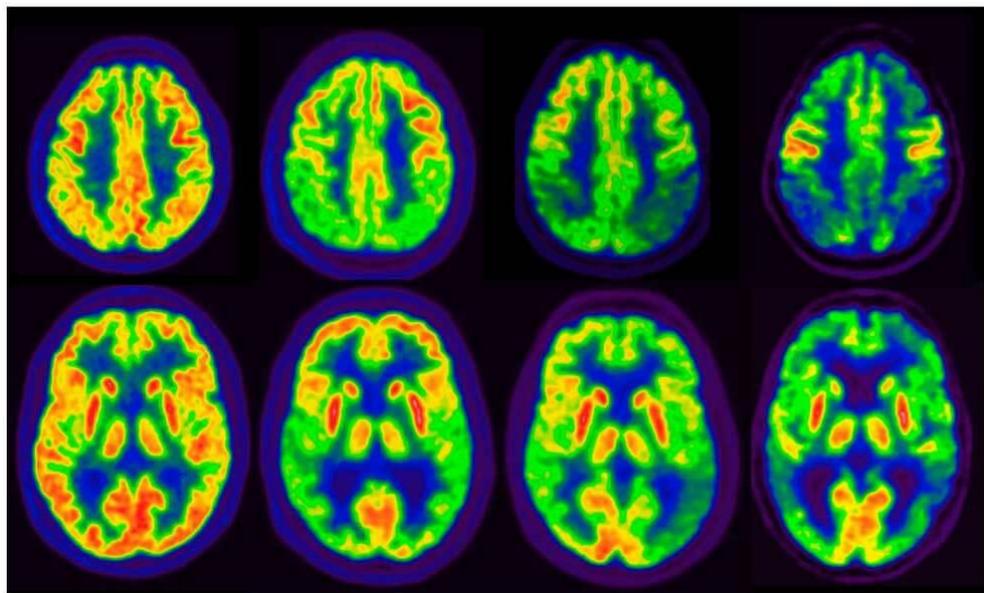


Figura 14: PET de paciente normal, deterioro cognitivo leve, fase inicial de demencia por EA y EA en fase avanzada (fuente [55])

Además de los citados métodos de diagnóstico de la enfermedad, surge la necesidad de encontrar métodos que no sean invasivos para la detección de la enfermedad, puesto que los procesos para el diagnóstico de esta son costosos e incómodos para los pacientes. Es por ello por lo que, en los últimos años, han surgido varios estudios acerca del uso de muestras de voz que, con el correspondiente postprocesado, puedan dar indicios que ayuden a la detección de la misma.

La comunicación verbal se ve afectada en las primeras fases de la enfermedad, pues los pacientes poseen dificultades a la hora de formar frases. Tardan más tiempo en recitar una frase y las generan con una menor riqueza de vocabulario. Por esto, muchos estudios se centran en el análisis de la voz de pacientes con la enfermedad para tratar de ofrecer una herramienta que ayude a la detección de características que puedan indicar la posibilidad de padecer Alzheimer [56], [57].

2.3.4 TRATAMIENTO DE LA EA

Tras ser diagnosticado de esta enfermedad, es necesaria la búsqueda de un tratamiento que ayude a mitigar los efectos de la misma. Sin embargo, la mayoría de los fármacos se centran en retrasar los efectos de la enfermedad y en ralentizar las afecciones de la EA. Dentro de los tipos de fármacos, hay dos grupos autorizados para esta enfermedad:

- Fármacos inhibidores de acetilcolinesterasa, que aumentan los niveles de acetilcolina en el cerebro y potencian la función colinérgica.
- Moduladores de la transmisión glutamatérgica, empleados para los pacientes con la enfermedad en etapas de moderadas a severas. Estas poseen un antagonista NMDA, la memantina, y se pueden combinar con los inhibidores de acetilcolinesterasa [58], [59].

Tabla 5: Resumen farmacológico según el estadio de la EA (fuente [59])

EA leve	EA moderada	EA severa
Donepecilo	Donepecilo	Donepecilo
Galantamina	Galantamina	Galantamina
Ravastigmina	Ravastigmina	+
	+	Memantina
	Memantina	

3.METODOLOGÍA

3.1 METODOLOGÍA USADA EN EL TFG

La metodología empleada para la realización de este proyecto viene motivada por el objetivo principal, es decir, por el estudio de las técnicas de extracción de características y la clasificación automática de muestras de audio pertenecientes a pacientes de EA y sujetos de control.

Se parte de una base de datos formada por un repositorio de grabaciones, las cuales han sido parametrizadas a partir de dos características, los parámetros temporales y la caracterización de las emociones (Temperatura Emocional)[16], [60]. Este repositorio de grabaciones se ha obtenido mediante muestras de audio realizadas por un entrevistador humano y uno automático. Concretamente se ha hecho uso de la base de datos Cross Sectional Alzheimer Prognosis R2019 [17].

El resultado de la extracción de características de las muestras de audio de la base de datos se almacena en una hoja Excel. Dentro de esta hoja Excel cada muestra de audio está caracterizada por diez características, siendo cinco de ellas relativas a Parámetros Temporales y las otras cinco relativas a la caracterización de las emociones (Temperatura Emocional), términos que se definirán más adelante en la memoria, concretamente en el Capítulo V. Además, las muestras tienen una distinción entre el tipo de entrevistador (Entrevistador humano y Entrevistador automático) puesto que para cada sujeto se realizan cuatro muestras, siendo tres obtenidas por el entrevistador automático. Análogamente, las muestras

se distinguen según el grado de la enfermedad que padece su locutor siendo el grado “0” el correspondiente a las muestras sanas y los grados “1” y “2” los relativos a las muestras patológicas leves y moderadas, respectivamente.

Previamente al estudio de los datos mediante Matlab, se ha dividido el conjunto de datos procedente de la extracción de características del repositorio de grabaciones en varias hojas Excel según el tipo de variables (variables o parámetros temporales, o temperatura emocional), entrevistadores (humano o automático) y grados (grados 0, 1 y 2) que serán posteriormente almacenados en varias matrices para la realización de los distintos estudios. Para cada estudio se almacenan los datos en una matriz y las etiquetas (grado de la enfermedad) en otra.

Además, se ha creado otra matriz con los datos, pero sin las etiquetas. Tras la lectura de los datos desde la hoja Excel, se hace un filtrado entre muestras, puesto que la base de datos posee muestras de tres tipos según el grado de la enfermedad.

En este estudio, se realizará un análisis biclase de las muestras para evaluar las tasas de rendimiento, por lo que el estudio se centrará en este filtrado según la etiqueta de cada muestra, el tipo de entrevistador y el tipo de variables. Para el análisis realizado en este TFG, se estudiarán las muestras de la siguiente forma (tanto para parámetros temporales como temperatura emocional y tanto para entrevistador humano como para entrevistador automático):

- Sanas – Todas las muestras patológicas.
- Sanas – Patológicas leves.
- Patológicas leves – Patológicas moderadas.

En total, se realizarán seis estudios por cada clasificador puesto que se realizarán los siguientes análisis:

Tabla 6: Estudios realizados por cada clasificador

Muestras sanas – muestras patológicas de grados 1 y 2 con entrevistador automático (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).
Muestras sanas – muestras patológicas de grados 1 y 2 con entrevistador humano (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).
Muestras sanas – muestras patológicas de grado 1 con entrevistador automático (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).
Muestras sanas – muestras patológicas de grado 1 con entrevistador humano (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).
Muestras patológicas de grado 1 – muestras patológicas de grado 2 con entrevistador automático (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).
Muestras patológicas de grado 1 – muestras patológicas de grado 2 con entrevistador humano (tanto para los parámetros temporales como temperatura emocional).

Tras haber seleccionado los grados a comparar y el tipo de entrevistador, se procesan los datos mediante el análisis de componentes principales de Matlab, y se genera un dataset con los datos y las etiquetas relativas a estos, así como se genera otro con los datos sin etiquetar.

a	139
A	322x5 prdataset
A2	322x5 prdataset
C	1
DATA	322x5 double
DATA_pr	322x5 double
i	322
LABS	322x1 double
LABS1	322x1 double
ps	1x1 struct

Figura 15: Creación de las matrices y los datasets

En la Figura 15, las variables “DATA”, “LABS1” representan las matrices correspondientes a los datos obtenidos de la base de datos, así como sus etiquetas agrupadas. Por otro lado, la variable “DATA_pr” se corresponde con la matriz “DATA” procesada, siendo “ps” la estructura de datos obtenida tras el procesamiento de los datos. La variable “A” es el dataset generado a partir de los datos y las etiquetas, mientras que “A2” se corresponde con el conjunto de datos creado mediante el uso de los datos sin etiquetar. Las variables restantes son empleadas para la agrupación automática de las muestras.

Se generan tres vectores en los que se almacenarán las tasas de éxito de los clasificadores, así como sus sensibilidades y especificidades.

Se divide el conjunto de datos generado previamente, empleando un 70% de los datos para el conjunto de entrenamiento, y dejando el 30% restante para realizar las pruebas del clasificador y obtener sus tasas de rendimiento, así como sus curvas ROC en el caso de la última iteración. En este proyecto se ha realizado este proceso 100 veces y se ha calculado la media y la mediana, así como la varianza, de los resultados tras las iteraciones. Las curvas ROC, por tanto, se generan a partir del último mapeo del clasificador, es decir, se generan a partir del mapeo del clasificador en la reiteración número cien.

En el software empleado, la división del dataset para la creación del conjunto de entrenamiento y el de testing se realiza mediante la siguiente línea de código [61]:

```

[B,C] = gendat(A,N);
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset a dividir
% N -> Fracción de objetos para el conjunto de entrenamiento
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% B -> Dataset de training
% C -> Dataset de testing

```

Una vez dividido el dataset principal en dos (uno para entrenamiento y el otro para pruebas), se procesan estos dos datasets haciendo uso de la estructura de procesado obtenida tras el análisis realizado al conjunto de datos principal.

Una vez se dispone del conjunto de datos de entrenamiento procesado, se hace uso de este para entrenar a los clasificadores presentes en el Capítulo VI.

Tras el entrenamiento de los clasificadores, se obtiene un mapeo de todos ellos que posteriormente será usado con el conjunto de datos respectivo al testing para obtener las tasas de error de cada clasificador con las cuales se obtienen las tasas de éxito. Estas tasas de éxito se van añadiendo al array destinado para almacenar las mismas.

Se etiquetan los datos presentes en el dataset generado sin etiquetas con cada uno de los algoritmos de clasificación y se generan las matrices de confusión.

A partir de las matrices de confusión generadas anteriormente, se obtiene la sensibilidad y la especificidad de cada algoritmo y se almacenan estas en sus respectivos vectores. Todo esto se realizará 100 veces para comprobar el comportamiento de los algoritmos de clasificación a medida que cambian los datos de los conjuntos de entrenamiento y de test.

Una vez finalizadas las 100 iteraciones se calculan las varianzas de las tasas de rendimiento, las sensibilidades y las especificidades de cada uno de los clasificadores y se generan tres vectores que almacenan las varianzas de estos valores siendo cada vector para cada una de las variables.

Una vez se tienen los parámetros anteriores, se generan las estructuras de datos que tienen información de las Curvas ROC con el último mapeo de los algoritmos de clasificación y se presentan las mismas.

Finalmente, se almacenan los resultados en varios ficheros Excel diferenciados por el tipo de estudio, se calcula la media y la mediana de los cien resultados de las tasas de éxito, las sensibilidades y las especificidades obtenidas tras las iteraciones. Tras esto, se realiza un estudio a partir de los parámetros de medición de las prestaciones de los algoritmos para la clasificación automática de las muestras de sujetos con EA y sujetos de control plasmando los resultados en la memoria a partir de los valores medios y de la mediana de los mismos.

En la recogida de muestras se han empleado dos tipos de entrevistadores, siendo estos el entrevistador humano y el entrevistador automático. La mayoría de las muestras presentes en la base de datos se han obtenido mediante el entrevistador automático, pues se ha generado una muestra de entrevistador humano por cada tres del automático.

3.2 ENTREVISTADOR HUMANO

En este tipo de muestras, el entrevistador humano realiza una pregunta de ámbito genérico al sujeto bajo estudio para que este genere habla espontánea. Estas preguntas se realizan en ambientes calmados y son de respuesta abierta como el preguntarles lo que han hecho ese día o el solicitarles que hablaran sobre una anécdota de su agrado, la duración de estas muestras es de dos minutos de media. Este habla espontánea se recoge por medio de grabaciones acústicas desde el mismo portátil y con el mismo micrófono empleado para las muestras obtenidas mediante el entrevistador automático [16].

3.3 ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO

La mayoría de las muestras fueron obtenidas desde un ordenador portátil y un entrevistador automático. Estas muestras se obtuvieron haciendo uso del software Prognosis®, una herramienta automática que centrada en el procesado digital de señales procedentes de habla espontánea para la detección temprana de la EA y el control gradual de los sujetos con la patología [16], [60]. La duración de cada una de estas muestras es de treinta segundos.

El funcionamiento de este software es sencillo, este se ha de ejecutar mediante Matlab. Para la ejecución de este se debe abrir Matlab y buscar la carpeta que contiene el software, una vez seleccionado el directorio se debe ejecutar el archivo Main. Tras su ejecución se muestra una ventana de selección de idioma, pudiendo escoger entre español e inglés.

Una vez escogido el idioma, se muestra una ventana en la que se solicitan datos relativos al sujeto.



The screenshot displays the 'Datos Personales' (Personal Data) section of the Prognosis® software. At the top, there are logos for ULPGC and IDeTIC. Below the logos, the form is divided into two main sections: 'Datos Personales' and 'Datos Clínicos'. In the 'Datos Personales' section, there are radio buttons for 'Sexo' (Male/Female) and a dropdown menu for 'Año de Nacimiento' (Year of Birth). The 'Datos Clínicos' section features a 'Fase' (Phase) dropdown menu and four radio buttons representing different stages of cognitive decline: 'Deterioro Cognitivo Leve', 'EA Leve', 'EA Moderada', and 'EA Severa'. At the bottom of the form, there are two buttons: 'Acerca de...' and 'Siguiente'.

Figura 16: Software Prognosis®, ventana de datos personales del sujeto

Tras haber completado los campos que aparecen en la Figura 16 se inicia la prueba, la cual está guiada mediante una serie de vídeos explicativos. Tras estos, se muestran tres videos seleccionados aleatoriamente de una lista almacenada en el software a los que el sujeto deberá reaccionar tras la finalización de cada uno cuando aparezca la ventana de grabación.



Figura 17: Ventana de grabación

Una vez se finalizado cada vídeo se inicia el proceso de grabación que una vez finalizado da lugar al siguiente de los vídeos. Tras las tres grabaciones se le indica al sujeto bajo estudio la finalización de la prueba.

4. BASE DE DATOS

4.1 BASE DE DATOS (BD) CROSS SECTIONAL ALZHEIMER PROGNOSIS R2019

Para la realización de este proyecto es necesario el uso de muestras tanto de sujetos con la patología de la EA como muestras sanas pertenecientes a sujetos sin la enfermedad. Las muestras empleadas son las obtenidas en la Base de Datos (BD) Coss Sectional Alzheimer Prognosis R2019 [17].

Esta BD cuenta con un repositorio de grabaciones de audio con 320 muestras, de las cuales 71 se han obtenido mediante un Entrevistador humano, siendo las 249 restantes relativas al Entrevistador automático. Estas muestras siguen dos metodologías distintas, puesto que se obtienen valores relativos a Parámetros Temporales y parámetros relativos a la Temperatura Emocional. Estas se distinguen en la propia base de datos, siendo las realizadas por el entrevistador humano diferenciadas con el término “*extra*”. En esta BD se muestra el nombre de cada muestra, se distingue si el paciente padece de la enfermedad, el grado de la misma y el tipo de entrevistador.

Además del entrevistador, esta BD cuenta con tres clases de sujetos dependiendo del grado de la enfermedad. En esta se distinguen tres grados distintos:

- Enfermedad 0, grado 0: muestras de sujetos sin EA (sujetos de control).

CAPÍTULO IV

- Enfermedad 1, grado 1: muestras de sujetos con la patología en etapas leves.
- Enfermedad 1, grado 2: muestras de pacientes con EA en etapas moderadas.

Se cuenta con 184 muestras de sujetos de control, 96 de sujetos con la patología leve y 40 muestras de sujetos con EA moderada.

Los datos se encuentran almacenados en formato Excel, donde además de la clasificación de las muestras según entrevistador, enfermedad y grado, hay Parámetros Temporales y parámetros relacionados con la Temperatura Emocional.

Con respecto a los valores obtenidos durante la creación de la BD, se cuenta con cinco valores relacionados a parámetros temporales, y otros cinco relativos a temperatura emocional. Estos se distinguen en que los parámetros temporales vienen definidos por una “T”, mientras que los referentes a los parámetros de temperatura emocional vienen definidos por el distintivo “TE”.

Nombre	Enfermedad	Grado	Entrevistador	meanThabla	varThabla	skewnessThabla	kurtosisThabla	IndThabla	Ted	meanTEc	varTEc	skewnessTEc	kurtosisTEc
2_00_10EA1.txt	0	0	0	2,02	2,44	1,28	3,52	0,77	39,54	39,30	889,93	-0,45	2,47
3_00_10EA2.txt	0	0	0	1,22	1,10	0,98	2,77	0,81	53,71	51,02	788,82	-0,19	2,28
4_00_10EA3.txt	0	0	0	1,68	0,42	-0,76	2,22	0,71	33,03	0,00	0,00	0,68	1,87
5_00_10extra.txt	0	0	1	1,56	1,05	0,83	3,14	0,68	36,77	40,87	1418,02	0,39	1,76
6_00_11EA1.txt	0	0	0	2,13	1,00	1,09	4,78	0,84	45,35	41,83	889,23	-0,09	1,88
7_00_11EA2.txt	0	0	0	2,01	0,73	0,09	1,72	0,88	54,54	0,00	0,00	0,03	2,19
8_00_11EA3.txt	0	0	0	1,74	1,01	1,15	4,25	0,83	55,51	0,00	0,00	-0,10	2,50
9_00_11extra.txt	0	0	1	1,84	0,68	0,45	2,44	0,74	55,46	53,17	969,24	-0,20	2,14
10_00_12EA1.txt	0	0	0	1,45	0,64	0,60	3,37	0,72	48,82	45,33	998,44	0,03	2,10
11_00_12EA2.txt	0	0	0	1,58	0,48	0,09	2,30	0,69	59,85	0,00	0,00	-0,22	2,17
12_00_12EA3.txt	0	0	0	1,23	1,10	1,26	3,63	0,54	56,36	0,00	0,00	1,07	2,67
13_00_12extra.txt	0	0	1	1,84	1,48	0,75	2,74	0,77	56,71	0,00	0,00	-0,33	1,86
14_00_13EA1.txt	0	0	0	1,29	1,95	1,46	4,47	0,74	58,13	0,00	0,00	-0,29	2,00
15_00_13EA2.txt	0	0	0	1,63	2,15	0,76	2,39	0,79	55,71	54,16	655,21	-0,45	2,74
16_00_13EA3.txt	0	0	0	1,38	1,89	1,98	6,23	0,70	60,86	0,00	0,00	-0,42	1,96
17_00_13extra.txt	0	0	1	1,40	1,59	1,46	3,85	0,71	57,79	57,81	1084,89	-0,30	2,06
18_00_14EA1.txt	0	0	0	1,23	1,29	1,64	4,42	0,65	37,53	49,19	1317,15	0,16	1,75
19_00_14EA2.txt	0	0	0	2,00	1,49	0,00	1,42	0,77	50,59	50,31	817,82	0,00	2,36
20_00_14EA3.txt	0	0	0	1,66	1,40	0,39	2,10	0,80	49,49	0,00	0,00	0,07	2,18
21_00_14extra.txt	0	0	1	1,94	2,54	0,76	2,23	0,71	58,47	51,79	1080,00	-0,14	1,97
22_00_15EA1.txt	0	0	0	1,99	1,24	0,81	2,53	0,72	29,24	0,00	0,00	0,67	2,81
23_00_15EA2.txt	0	0	0	2,71	1,97	-0,40	1,55	0,72	52,97	50,02	647,99	-0,48	2,52
24_00_15EA3.txt	0	0	0	2,65	0,31	0,71	1,50	0,67	61,72	0,00	0,00	-0,55	3,36
25_00_15extra.txt	0	0	1	1,83	1,16	0,77	2,29	0,70	52,56	50,13	673,04	-0,33	2,68
26_00_16EA1.txt	0	0	0	1,68	2,80	1,57	4,47	0,72	79,66	0,00	0,00	-1,42	5,07
27_00_16EA2.txt	0	0	0	1,61	1,07	0,94	3,34	0,75	66,50	65,61	787,39	-0,56	2,54

Figura 18: Base de datos donde se observan muestras sanas

1	Nombre	Enfermedad	Grado	Entrevistador	meanThabla	varThabla	skewnessTha	kurtosisThabi	IndThabla	Ted	meanTEc	varTEc	skewnessTEc	kurtosisTEc	
265	01_5extra.txt		1	1	1,45	0,93	0,85	3,10	0,48	65,25	66,07	919,50	-0,59	2,51	
266	01_6EA1.txt		1	1	0	2,14	5,38	1,48	3,94	0,78	36,03	36,90	892,86	0,49	2,51
267	01_6EA2.txt		1	1	0	1,30	0,85	0,31	1,56	0,56	57,69	57,33	690,22	-0,13	2,58
268	01_6EA3.txt		1	1	0	1,25	0,36	-0,13	1,90	0,45	53,55	0,00	0,00	-0,15	2,11
269	01_6extra.txt		1	1	1	1,24	0,60	0,97	3,77	0,50	43,02	0,00	0,00	0,22	1,88
270	01_7EA1.txt		1	1	0	1,28	0,51	0,10	1,70	0,49	45,08	0,00	0,00	0,31	1,86
271	01_7EA2.txt		1	1	0	1,06	0,43	0,99	3,14	0,31	63,63	60,94	1287,21	-0,49	1,91
272	01_7EA3.txt		1	1	0	0,81	0,02	-0,62	1,50	0,22	63,63	63,80	1012,34	-0,60	2,30
273	01_7extra.txt		1	1	1	1,09	1,20	1,35	3,36	0,35	55,57	59,79	722,99	-0,10	2,48
274	01_8EA1.txt		1	1	0	0,82	0,57	1,10	3,95	0,41	55,92	51,01	1257,00	0,00	1,73
275	01_8EA2.txt		1	1	0	1,34	1,27	-0,15	1,24	0,66	32,32	31,37	1171,57	0,70	2,21
276	01_8EA3.txt		1	1	0	0,83	0,76	1,47	3,90	0,50	42,51	41,93	681,44	-0,21	2,28
277	01_8extra.txt		1	1	1	1,11	0,67	0,78	2,53	0,47	46,37	37,61	1061,45	0,00	1,60
278	01_9EA1.txt		1	1	0	1,27	2,28	1,31	3,53	0,59	57,96	54,00	998,50	-0,35	2,13
279	01_9EA2.txt		1	1	0	2,87	4,99	0,39	1,77	0,58	48,35	47,98	770,35	0,06	2,40
280	01_9EA3.txt		1	1	0	0,99	0,48	0,13	1,76	0,42	50,82	49,66	834,64	0,31	2,45
281	01_9extra.txt		1	1	1	2,12	1,46	0,91	3,17	0,73	62,73	61,99	693,30	-0,41	2,67
282	02_10EA1.txt		1	2	0	1,93	1,97	0,41	2,11	0,75	53,38	53,29	1044,03	-0,15	2,04
283	02_10EA2.txt		1	2	0	1,87	0,89	0,86	2,86	0,77	59,59	58,33	758,33	-0,33	2,34
284	02_10EA3.txt		1	2	0	1,62	0,60	0,12	2,24	0,76	44,06	42,59	932,46	0,11	2,02
285	02_11EA1.txt		1	2	0	0,83	0,15	-0,06	1,59	0,30	59,09	58,06	952,51	0,09	1,77
286	02_11EA2.txt		1	2	0	1,05	0,36	0,23	1,91	0,37	45,75	0,00	0,00	1,11	2,37
287	02_11EA3.txt		1	2	0	1,09	0,45	0,61	1,50	0,22	72,55	69,72	1037,39	-0,85	2,64
288	02_12EA1.txt		1	2	0	1,13	0,58	0,09	1,64	0,48	49,04	47,17	1308,09	0,03	1,70
289	02_12EA2.txt		1	2	0	1,17	0,52	0,01	1,47	0,45	43,26	42,66	1131,77	0,17	1,88
290	02_12EA3.txt		1	2	0	1,62	0,44	0,82	2,70	0,45	49,04	47,77	1059,51	0,16	2,05

Figura 19: Base de datos donde se observan muestras patológicas leves y moderadas

En la Figura 18, se han marcado en rojo las variables o parámetros temporales, en azul los parámetros de temperatura emocional y en verde los parámetros relativos a la información del paciente, así como el nombre de cada muestra.

5. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

5.1 INTRODUCCIÓN

En la EA, el habla es uno de los factores que primero se ven afectados, por lo que es necesario un análisis de las muestras de voz para la correcta clasificación de las mismas, así como para tratar de identificar una muestra patológica entre sanas mediante una grabación de audio.

Las muestras de audio han sido analizadas mediante dos tipos de metodología. Estos son los parámetros temporales y la temperatura emocional.

5.2 PARÁMETROS TEMPORALES

Dentro del análisis de las componentes, los parámetros temporales aportan información de vital importancia a la hora de estudiar las muestras obtenidas mediante los dos tipos de entrevistadores [16].

A partir de la duración de las muestras de voz se puede definir el tiempo medio de habla \bar{t}_S como:

$$\bar{t}_S = \frac{\sum_{i=1}^N t_{S_i}}{N} \quad \text{Ec. 1}$$

Donde t_{S_i} es la duración de cada fragmento de sonido, siendo estos fragmentos los denotados por S_i .

La varianza del tiempo de habla $\sigma_{t_S}^2$ describe la variación de los diversos fragmentos acústicos de cada muestra, esta se puede estimar de la siguiente manera:

$$\sigma_{t_S}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (t_{S_i} - \bar{t}_S)^2}{N-1} \quad \text{Ec. 2}$$

Por otra parte, la asimetría del tiempo de habla (skewness) $\widetilde{\mu}_{t_{S3}}$ permite la caracterización de la función de distribución de probabilidad de la duración de los diversos fragmentos sonoros. Esta cuantifica la asimetría de la duración media de los fragmentos de voz, por lo que cuando las muestras sigan una distribución normal el valor de esta será cero. Este parámetro se puede calcular mediante el siguiente estimador:

$$\widetilde{\mu}_{t_{S3}} = \frac{\sum_{i=1}^N (t_{S_i} - \bar{t}_S)^3}{N \cdot (\sqrt{\sigma_{t_S}^2})^3} \quad \text{Ec. 3}$$

Donde t_{S_i} es la duración de cada fragmento, \bar{t}_S el tiempo de habla promedio, $\sigma_{t_S}^2$ la varianza del tiempo de habla y N el número de fragmentos de sonido presentes en la muestra de habla.

La curtosis del tiempo de habla permite caracterizar otros aspectos relativos al comportamiento de la función de distribución de probabilidad de la duración de los diversos fragmentos sonoros. Esta medida indica la cantidad de fragmentos sonoros en una grabación con una duración próxima a la duración media h . Cuanto mayor sea este valor, más inclinada será su curva de distribución. La curtosis se puede calcular mediante el siguiente estimador:

$$Kurt_{t_S} = \frac{\sum_{i=1}^N (t_{S_i} - \bar{t}_S)^4}{N \cdot (\sqrt{\sigma_{t_S}^2})^4} - 3 \quad \text{Ec. 4}$$

El índice del tiempo de habla describe la relación entre el tiempo total de habla con respecto a la duración total de la grabación. Este parámetro se calcula

como la división entre el tiempo total de las secuencias de voz por el tiempo total de grabación de la muestra:

$$Ind_{tS} = \frac{\sum_{i=1}^N t_{S_i}}{T_{TOTAL}} \quad \text{Ec. 5}$$

5.3 TEMPERATURA EMOCIONAL

Además de los parámetros temporales, también se han calculado parámetros relativos a la Temperatura Emocional (TE). Concretamente, se ha calculado la TE discreta, la media de la TE continua, así como su varianza, curtosis y asimetría (skewness).

La EA, además de producir dificultades a la hora de generar un discurso, también merma las capacidades emocionales, llegando a producir problemas de cambios en el comportamiento en los pacientes. Estos cambios emocionales pueden producir que los pacientes afronten con agresividad situaciones normales debido al deterioro cognitivo producido por la enfermedad.

Ampliamente, el estudio de la TE se centra en el análisis de las distintas emociones que, a pesar de no existir un acuerdo, se dividen en emociones primarias o primitivas y secundarias (el resto), siendo las secundarias una combinación de las primarias.

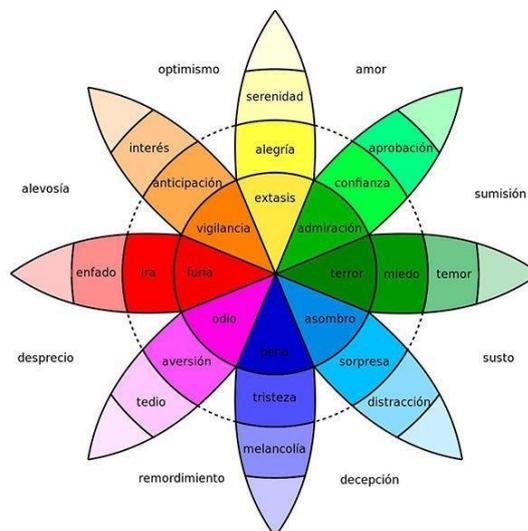


Figura 20: Esquema de emociones básicas de Plutchik (fuente [62])

El estudio de las emociones se ha centrado, por tanto, en la caracterización de las emociones mediante un sistema de reconocimiento que permita modelar las emociones como una agrupación de categorías o tipos discretos independientes (TE discreta). Por otra parte, también se centra en representar las emociones en un plano de evaluación en términos de dos o más dimensiones continuas que representen diversos aspectos relacionados con la emoción. Los más empleados son la excitación (intensidad del estímulo que se percibe) y valencia (cuantización del agrado) [17], [63].



Figura 21: Planos de activación y valencia (fuente [64])

La temperatura emocional caracteriza distintos aspectos del habla emocional, centrándose en diversas características prosódicas y paralingüísticas de la voz [65], [66]. Los rasgos prosódicos son aquellos que se superponen a la articulación haciendo que un cambio de estos tenga como efecto una interpretación distinta del discurso, varios rasgos prosódicos son el tiempo de duración del discurso, la entonación del habla (contorno de tono), el acento, el contorno de la energía o la frecuencia fundamental. Estos rasgos están relacionados con la forma en que el sujeto genera estructuras gramaticales y transmite su estrés léxico.

Por otra parte, los rasgos paralingüísticos están ligados a manifestaciones emocionales del sistema fonador, por lo que no pueden ser alterados por el sujeto. Estos rasgos están relacionados con el primer formante, la concentración de la

energía en diversas bandas de frecuencia, los coeficientes cepstrales de predicción lineal, etc [65], [67], [68].

Para la caracterización de las muestras de audio se ha obtenido la temperatura emocional discreta de cada muestra, dando como resultado un valor de temperatura emocional para cada fragmento de audio. A partir de este valor se obtienen varias muestras de temperatura emocional continua, a las cuales se les calculan la media, la varianza, el skewness y la kurtosis.

6.ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN

6.1 INTRODUCCIÓN

Una vez se conocen los tipos de muestras y datos de los que se disponen, la siguiente etapa es el uso de algoritmos de aprendizaje para la clasificación de las muestras. Dentro de los algoritmos de aprendizaje hay dos vertientes, los algoritmos de aprendizaje supervisado y los de aprendizaje no supervisado.

Los algoritmos de Aprendizaje Supervisado (AS) se basan en el entrenamiento de uno o varios algoritmos mediante un dataset, conjunto de datos [69] previamente clasificado. Estos también pueden ser llamados algoritmos de retropropagación de errores, pues se autoajustan mediante señales de error que son calculadas en base a los datos de entrada y salida del sistema. La señal de error es la diferencia entre la entrada y la salida esperada, y ajustará los pesos sinápticos de cada una de las neuronas de la red neuronal. El AS se produce en dos pasos:

1. Propagación hacia adelante (Forward Pass): se pasa el dataset de datos previamente clasificados a la entrada de la red neuronal. Esta señal se va transmitiendo hacia las siguientes neuronas hasta llegar a las últimas, donde llegará al extremo de salida haciendo que el sistema muestre una salida $y(n)$:

$$y(n) = \varphi(v(n))$$

Ec. 6

Donde $v(n)$ es el resultado tras el procesamiento de una neurona, este viene definido por

$$v(n) = \sum w(n) \cdot y(n) \quad \text{Ec. 7}$$

La salida, $o(n)$, se compara con la salida esperada, $d(n)$. El resultado de esta comparación determinará el error, $e(n)$, para cada neurona.

2. Propagación hacia atrás (Backward Pass): el error calculado para cada neurona se propaga hacia atrás a través de la red. Esto permite regular los pesos sinápticos mediante el cálculo del gradiente de cada una de las neuronas por medio de la siguiente regla:

$$\Delta w(n) = \eta * \delta(n) * y(n) \quad \text{Ec. 8}$$

Este cálculo es recursivo y se va propagando hacia atrás en la red [70], [71].

En cambio, los algoritmos de aprendizaje no supervisado no emplean una señal de error para autoajustarse, pues estos se ajustan automáticamente sin supervisión encontrando diversos patrones ocultos que relacionen los datos de entrada. Estos algoritmos tienen como ventaja principal la posibilidad de encontrar algunos patrones que relacionen los datos de maneras que podrían no haber sido consideradas ante el estudio. Este algoritmo funciona en tres fases:

1. Fase competitiva: en esta, las neuronas para cada entrada $x(n)$, calculan el producto interno con peso sináptico $w(n)$, encontrando una función discriminante y el vector $\vec{w}(n)$. La función discriminante de cada neurona es la que induce la competición entre las unidades de la red. La neurona que posea el vector peso sináptico que esté más cerca del vector de entrada en distancia euclidiana es la neurona de mejor coincidencia.

$$x = \arg \min \|x - w\| \quad \text{Ec. 9}$$

2. Fase cooperativa: la neurona de mejor coincidencia en la fase competitiva será el centro de una vecindad de neuronas cooperantes, las cuales interactuarán de manera lateral. Esta vecindad irá en decremento a medida que avance el tiempo.
3. Fase adaptativa: permite a la neurona de mejor coincidencia y sus unidades vecinas aumentar sus valores iniciales de la función discriminante en relación con el patrón de entrada mediante el ajuste de sus pesos sinápticos.

$$\Delta w = \eta \cdot h_{(x)}(x - w) \quad \text{Ec. 10}$$

Mediante la reiteración de las tres fases anteriores, los vectores de peso sináptico se van autoajustando, tendiendo a seguir la distribución de los patrones presentes a la entrada debido a las modificaciones en las funciones discriminantes del vecindario y haciendo que estos algoritmos aprendan sin supervisor [71].



Figura 22: Esquema del aprendizaje supervisado (fuente [72])

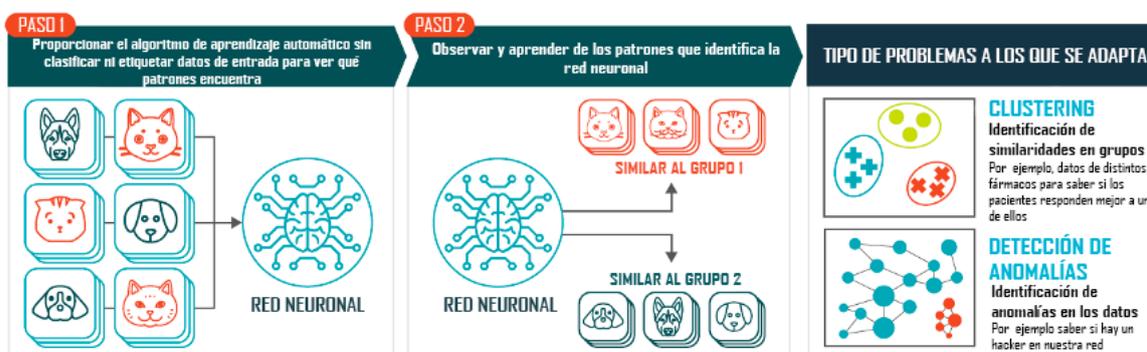


Figura 23: Esquema del aprendizaje no supervisado (fuente [72])

Además de la distinción de los algoritmos en base al tipo de aprendizaje (supervisado o no supervisado), estos también se pueden diferenciar dependiendo de si son generativos o discriminativos.

El objetivo de los problemas de clasificación se basa en predecir un vector \vec{y} a partir de un vector de características de entrada $\vec{x}(n)$. Desde el punto de vista probabilístico, el fin es encontrar la distribución $p(y)$ condicionada por el vector de características de entrada. Es decir, el fin es encontrar la distribución condicional $P(y|x)$, y existen diversas formas de calcular esta distribución.

Una manera de enfocar el problema es representar esta mediante un modelo paramétrico, y luego, encontrar los parámetros mediante un conjunto de entrenamiento $\{\vec{x}_n, \vec{y}_n\}$ de vectores de entrada con sus respectivos vectores de salida. Este es el modelo discriminativo, puesto que la distribución condicional discrimina entre los distintos valores de y . Para la distinción entre las clases objeto de estudio en el problema de clasificación, se traza una frontera de decisión que separe las muestras tal y como se ve en la Figura 24.

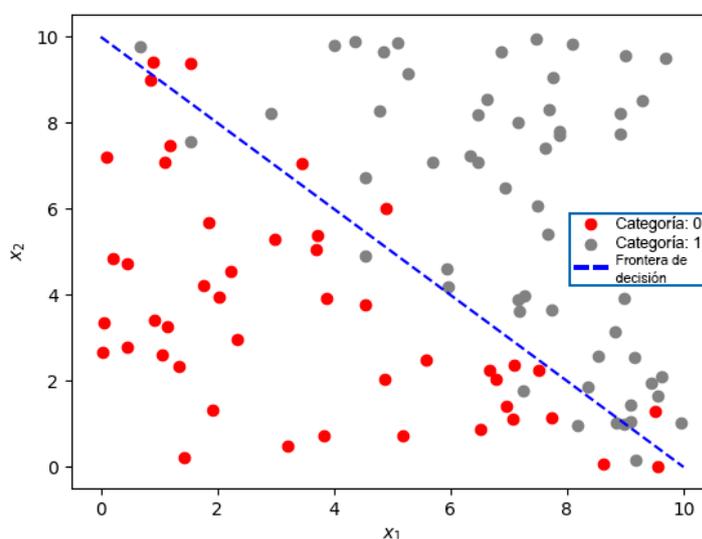


Figura 24: Frontera de decisión en un problema biclase, enfoque discriminativo (fuente [73])

Por otra parte, el enfoque generativo consiste en encontrar la distribución conjunta $P(x, y)$ expresada como un modelo paramétrico, y luego emplear esta

para evaluar la distribución condicional $P(x|y)$. Esto se denomina enfoque generativo debido a que es posible generar ejemplos sintéticos del vector de características $\vec{x}(n)$ gracias al muestreo de la distribución conjunta. Estos suelen obtener peores resultados que los anteriores dadas las diferencias en los modelos y la distribución real de los datos [74], [75].

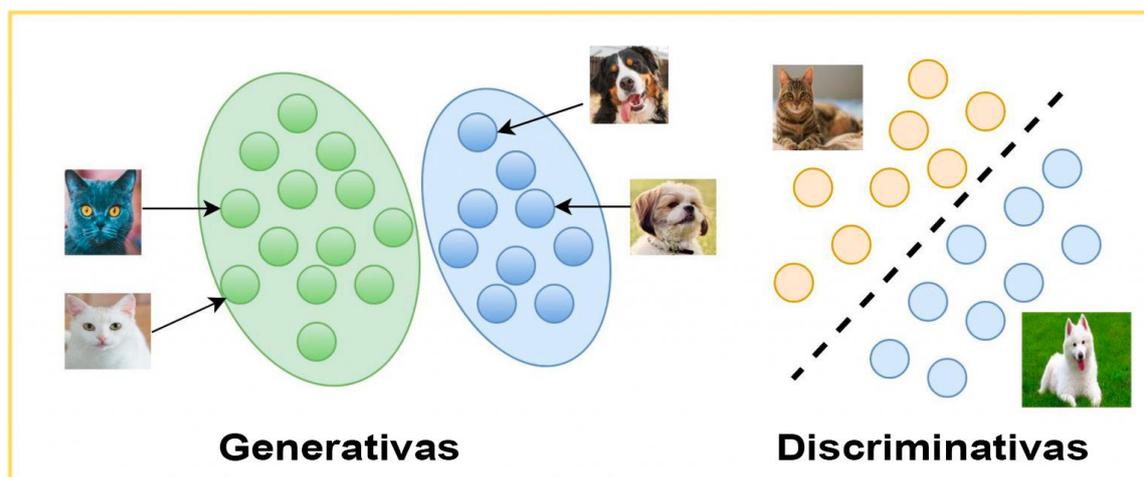


Figura 25: Diferencia entre modelos de aprendizaje generativos y discriminativos (fuente [76])

Con el objetivo de evaluar las distintas tasas de rendimiento que ofrecen los distintos algoritmos de clasificación, se ha empleado el software PRTools. Con este software, se ha realizado la clasificación de las distintas muestras y se han obtenido los resultados de las tasas de éxito, sensibilidad, especificidad y curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) [77] que permitan evaluar la efectividad de los diversos algoritmos para la clasificación entre muestras sanas y patológicas.

6.2 SOFTWARE EMPLEADO: PRTOOLS

El software utilizado para la realización de los diferentes análisis de las muestras mediante algoritmos de clasificación es el PRTools [78], creado por 37 Steps y cuya iniciativa viene motivada por Ela Pekalska y Bob (Robert P.W.) Duin. Este software se ha generado con Matlab y funciona a modo de librería, fue creado con la finalidad de crear una herramienta que facilite el uso de diversos algoritmos de clasificación para realizar análisis de datos que lleven al reconocimiento de patrones, facilitando así las técnicas de clasificación [79].

El PRTools funciona mediante comandos y tiene una extensa variedad de métodos para la creación de datos, conjuntos de datos, conjuntos de archivos, diversos algoritmos de clasificación y métodos para la selección de características.

Además, permite obtener los distintos mapeados y los errores que se dan a la hora de hacer uso de uno o varios algoritmos de clasificación.

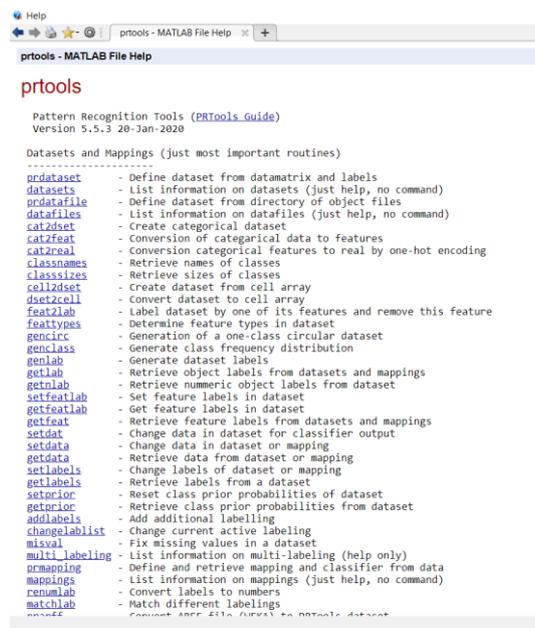


Figura 26: Documentación del software prtools (fuente [80])

EJEMPLO BÁSICO DE PRTTOOLS

```
A = gendatb([50 50]); % Genera datos aleatorios de dos clases de tipo
banana
[C,D] = gendat(A,0.2); % Divide la base de datos, 20% para training
w = qdc(C); % Entrenamos el clasificador cuadrático
mappedD = D*w1; % Obtenemos el mapeado usando el clasificador y
el conjunto de datos de testing
err = D*w1*testc % Obtiene el error de la clasificación anterior
figure(1); clf;
scatterd(D); % Scatterplot del conjunto de testing
plotc(w); % Representa la frontera de decisión generada
por w
```

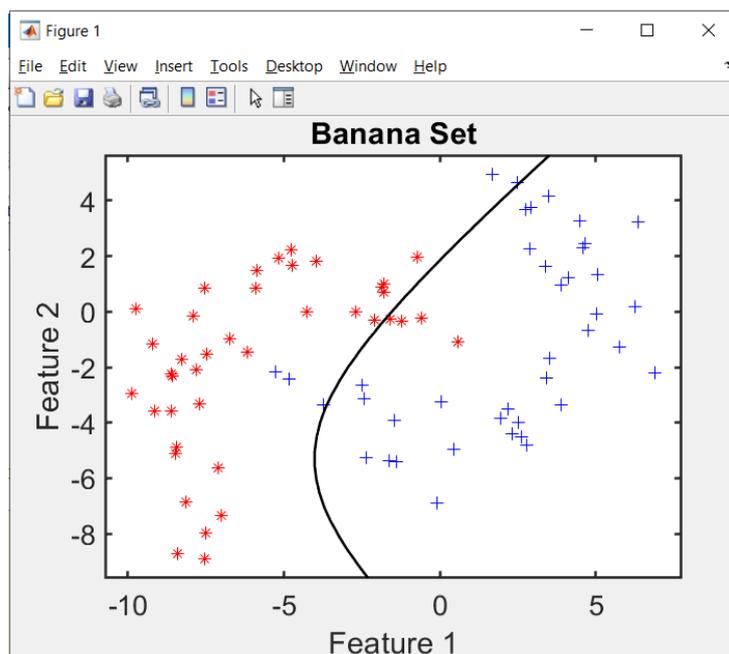


Figura 27: Resultado de la ejecución del código anterior con PRTools

Para la realización de este proyecto se han empleado distintos tipos de algoritmos de clasificación. Estos algoritmos se verán en detalle en los siguientes apartados de este capítulo.

6.3 CLASIFICADOR SVM (MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL) [SVC]

Las máquinas de soporte vectorial o de vectores soporte, son una agrupación de algoritmos pertenecientes al conjunto de la inteligencia artificial de aprendizaje supervisado, creados por Vapnik y Cortés y su equipo AT&T. Estos han surgido como métodos ligados a problemas de regresión y clasificación, y su uso es de gran importancia debido a su buen desempeño en las diversas áreas de la informática y la IA.

Los algoritmos de SVM están basados en la teoría del aprendizaje estadístico, estas se centran en la idea de proyectar o transformar un conjunto de datos de una dimensión enésima a un espacio de dimensión superior mediante el uso de una función kernel. En este nuevo espacio, los datos se operarán como si

se tratase de un problema lineal, es decir, sin tener en cuenta la dimensión de los datos.

Su uso se puede emplear para problemas de clasificación como puede ser el obtener las características o la clase de un dato de entrada. Este tipo de algoritmos se emplean en bastantes campos debido a que pueden resolver problemas de clasificación y de regresión relacionados con las series temporales. Además, son de gran importancia debido a que destacan por ser una herramienta robusta para campos complejos, con muestra ruidosas, datasets de escasos datos o datasets con grandes cantidades de datos [81]–[83].

El clasificador de SVM crea un hiperplano que separa las dos clases, la idea se basa en maximizar ese margen, puesto que cuanto mayor sea este margen más separación habrá entre las dos clases a clasificar.

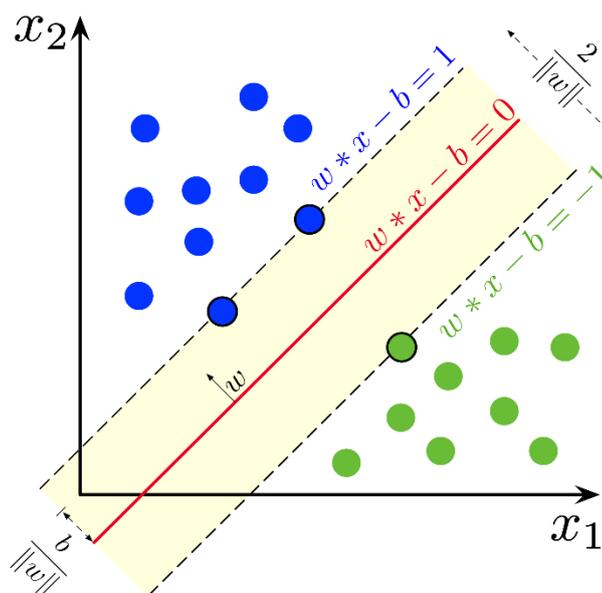


Figura 28: Ejemplo gráfico de una clasificación con SVM (fuente [84])

Como se puede comprobar en la Figura 28, para el resultado de esa clasificación, todos los elementos que estén por encima de la frontera de decisión (elementos $> w * x - b = 0$) serán clasificados como datos de la clase de color azul, y los que estén por debajo se clasificarán como elementos de la clase de color verde. El margen, en la figura, viene dado por la siguiente expresión:

$$M = \frac{2}{\|w\|} \quad \text{Ec. 11}$$

Para la utilización de los algoritmos de SVM en el PRTools se podrán emplear los siguientes comandos [85]:

```
[W, J] = svc(A, KERNEL, C)
[W, J] = A*svc([], KERNEL, C)
[W, J] = A*svc(KERNEL, C)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% KERNEL -> mapeado sin entrenar, el por defecto es el lineal
% [proxm('p',1)]
% C -> Parámetro opcional de regularización
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% W -> Mapeo del clasificador SVM
% J -> Índices de objetos de objetos soporte
```

6.4 CLASIFICADOR LINEAL LOGÍSTICO [LOGLC]

Este algoritmo emplea el clasificador lineal, haciendo uso a su vez de la función sigmoide para maximizar el criterio de probabilidad [86]. La función sigmoide viene dada por la siguiente ecuación:

$$\sigma(y) = \frac{1}{1+e^{-y}} \quad \text{Ec. 12}$$

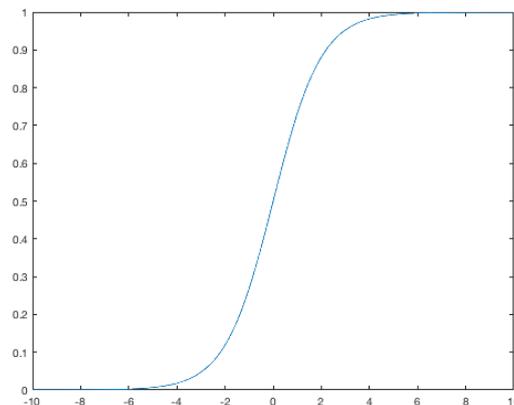


Figura 29: Función sigmoide (fuente [87])

Este clasificador realiza una regresión lineal conjuntamente con la función sigmoide. La regresión lineal es un método de modelado estadístico empleado para definir una variable de respuesta continua como función de una o varias variables denominadas predictoras. Estas técnicas de regresión permiten generar un modelo lineal que describe la conexión entre una variable independiente (respuesta al sistema) en función de varias variables independientes (variables predictoras), es decir:

$$Y = \beta_0 + \sum \beta_i X_i + \epsilon_i \quad \text{Ec. 13}$$

Siendo β las estimaciones de parámetros a calcular, y ϵ los valores de error.

Existen varios tipos de regresión lineal en base al número de predictores que estas usen. Estas pueden ser simples (un único predictor), múltiples (varios predictores) o multivariante (varios predictores y varias respuestas dependientes de los mismos datos) [88].

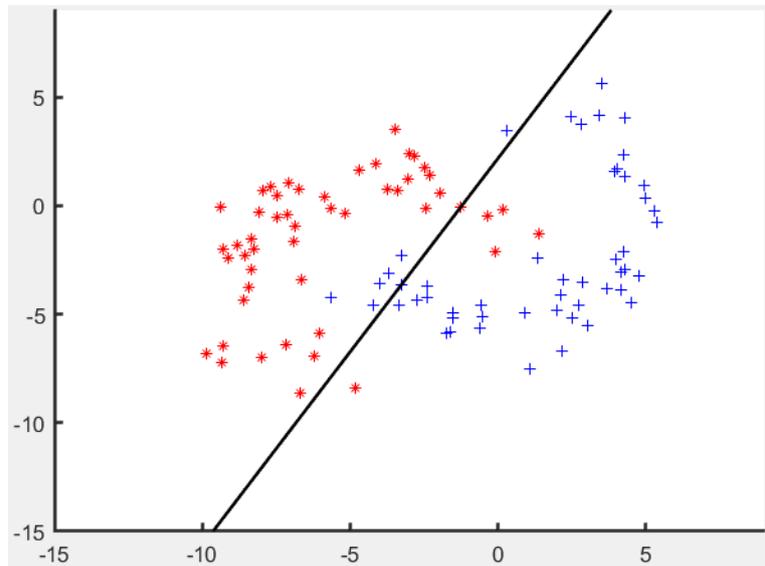


Figura 30: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal logístico

Este clasificador se puede ejecutar de diversas formas en PRTools [86]:

```
W = loglc(A)
W = A*loglc
%
//////////////////////////////////////INPUTS\//////////////////////////////////////
```

```

% A -> Dataset
%
////////////////////////////////////OUTPUTS////////////////////////////////////
% W -> Clasificador Lineal Logístico

```

6.5 CLASIFICADOR DISCRIMINANTE LINEAL DE MÍNIMOS CUADRADOS DE FISHER [FISHERC]

El clasificador discriminante lineal de mínimos cuadrados de Fisher emplea la función discriminante lineal de Fisher en las clases presentes en el dataset mediante la minimización de los errores en el sentido de mínimos cuadrados [89].

Esta función trata de solventar el problema del análisis discriminante, es decir, trata de describir los rasgos diferenciadores de dos clases mediante unas variables denotadas como X_i . Esta trata de hallar reglas de decisión o funciones discriminantes b en las que sus valores sean lo más distantes posibles entre los dos grupos.

$$b = b(x_1, \dots, x_n)$$

El análisis discriminante busca funciones b sencillas que permitan la clasificación de cada una de las muestras a una clase concreta, maximizando la tasa de éxito. La función discriminante de mínimos cuadrados de Fisher es la más popular, pues en ella b es una función lineal de X [90]. En un caso en que las muestras solamente se puedan clasificar en dos grupos con n variables discriminatorias, la función discriminante de Fisher sería la siguiente:

$$D = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_nX_n \quad \text{Ec. 14}$$

En la Ec. 9, las puntuaciones discriminantes serán los valores obtenidos al ir dando valores a X_1, X_2, \dots, X_n . En esta función, el clasificador tratará de obtener los coeficientes de ponderación w_i [91].

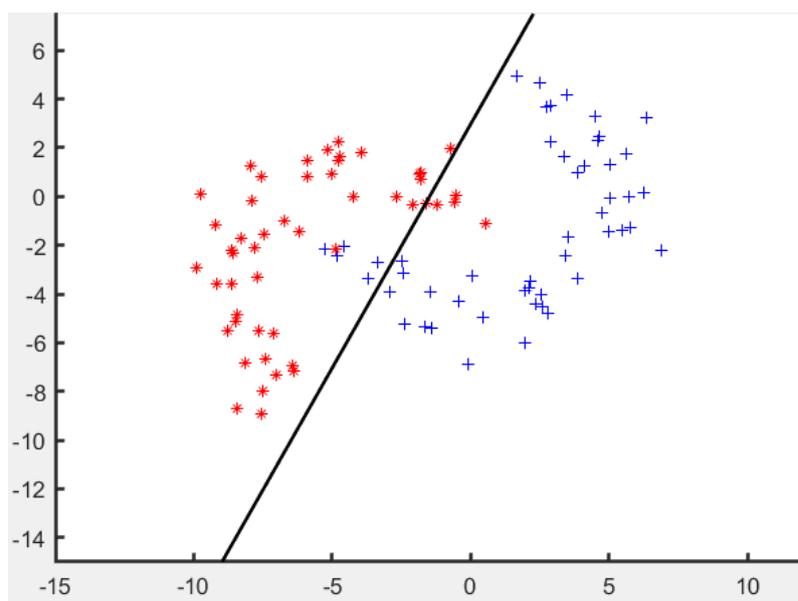


Figura 31: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador discriminante lineal de mínimos cuadrados de Fisher

En el software empleado, se puede hacer uso de este clasificador mediante alguna de las siguientes líneas de código [89]:

```

W = fisherc(A)
W = A*fisherc
%
////////////////////////////////////INPUTS////////////////////////////////////
% A -> Dataset
%
////////////////////////////////////OUTPUTS////////////////////////////////////
% W -> Clasificador Lineal de Fisher
    
```

6.6 CLASIFICADOR ESCALADO MEDIO MÁS CERCANO [NMSC]

Este algoritmo, realiza la clasificación mediante el uso del cálculo del discriminante lineal para las clases en el dataset asumiendo varianzas de clases iguales y distribuciones normales con covarianzas cero. Al basarse en una suposición de distribuciones normales, este escala automáticamente las características de las

clases y es sensible a las clases previas debido a que emplea probabilidades previas para trazar la frontera de decisión [92], [93].

El clasificador de medias más cercanas escalado destaca por su robustez, a pesar de tener unas altas tasas de error en el conjunto de datos de entrenamiento y en los de prueba, el error generado en los datos de entrenamiento es un buen predictor del error que se generará en los datos de prueba. Además, el hecho de ser sensible a las clases previas hace que este error disminuya [94].

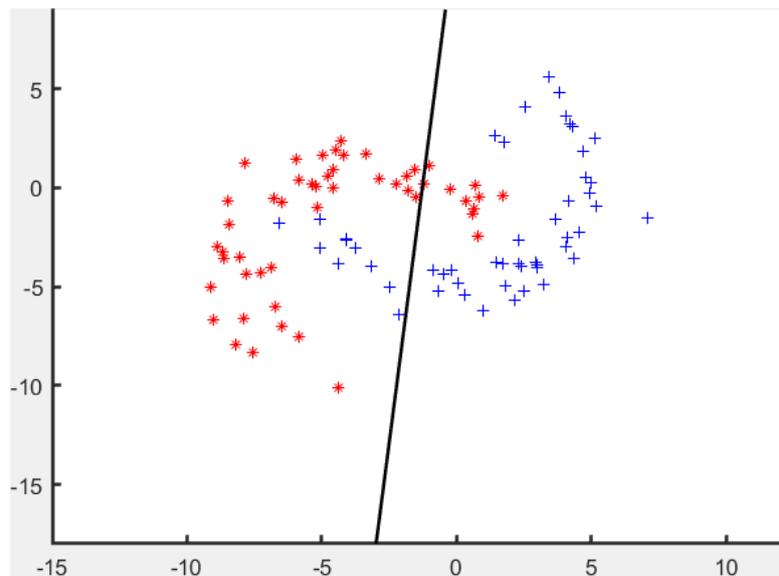


Figura 32: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador escalado medio más cercano

Este clasificador se puede ejecutar en PRTools mediante los siguientes comandos [92]:

```
W = nmsc(A)
W = A*nmsc
%
//////////////////////////////////////INPUTS\//////////////////////////////////////
% A -> Dataset
%
//////////////////////////////////////OUTPUTS\//////////////////////////////////////
% W -> Mapeo de clasificador escalado medio más cercano
```

6.7 CLASIFICADOR LINEAL MEDIO MÁS CERCANO [NMC]

Este algoritmo de clasificación es similar al anterior, con la diferencia de que el anterior está basado en la suposición de distribuciones normales, por lo que escala de manera automática las características de las muestras y es sensible a las clases previas, mientras que este algoritmo es un clasificador de media simple, para el que las clases asignadas son sensibles al escalado de las características, pero no es sensible a las clases anteriores [93].

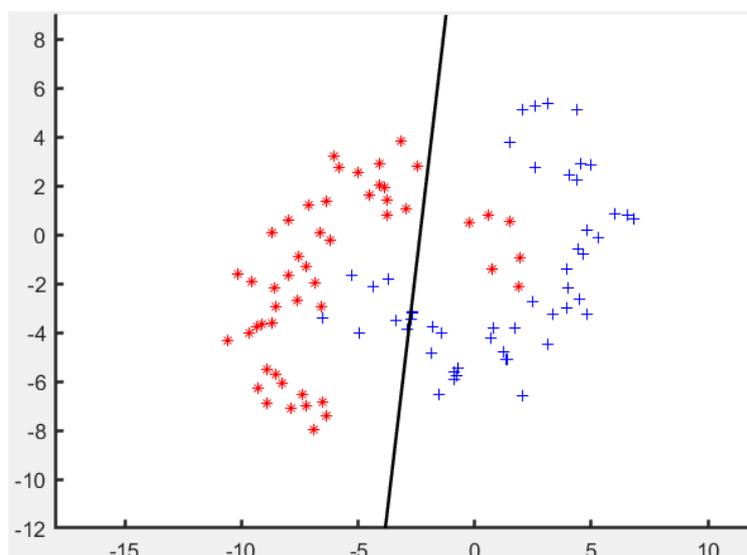


Figura 33: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal medio más cercano

En Matlab, este se puede ejecutar mediante la librería del software PRTools mediante alguna de las siguientes líneas de comandos:

```
W = nmc(A)
W = A*nmc
%
//////////////////////////////////////INPUTS\\////////////////////////////////////
% A -> Dataset
%
//////////////////////////////////////OUTPUTS\\////////////////////////////////////
% W -> Clasificador de media más cercana
```

6.8 CLASIFICADOR POLINOMIAL [POLYC]

En PRTools, este algoritmo de clasificación añade características polinomiales al dataset y ejecuta un clasificador no entrenado [95].

Los clasificadores polinomiales no emplean un modelo estadístico de la distribución de características dentro del propio espacio de características, pues su objetivo es el de estimar una aproximación a la función de decisión ideal mediante el uso de una función polinómica. El grado de esta función puede determinarlo el diseñador del clasificador y al derivar este clasificador se obtienen los coeficientes de los polinomios a partir de un conjunto de entrenamiento etiquetado [96], [97].

$$f(x) = w_{11}x_1^2 + w_{12}x_1x_2 + \dots + w_{1d}x_1x_d + w_{21}x_2x_1 + \dots + w_{dd}x_d^2 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_dx_d + w_0 \quad \text{Ec. 15}$$

En la $f(x) = w_{11}x_1^2 + w_{12}x_1x_2 + \dots + w_{1d}x_1x_d + w_{21}x_2x_1 + \dots + w_{dd}x_d^2 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_dx_d + w_0$ Ec. 15 10, se muestra la forma del clasificador polinomial como una función cuadrática de grado 2. Por tanto, las funciones discriminantes polinomiales se pueden expresar de la siguiente manera:

$$f(x) = w_1\phi_1(x) + w_2\phi_2(x) + \dots + w_d\phi_d(x) + w_0 \quad \text{Ec. 16}$$

Teniendo:

$$\phi_1(x) = x_1^2, \phi_2(x) = x_1x_2, \phi_3(x) = x_2x_1, \phi_4(x) = x_2^2, \dots, \phi_d(x) = x_d^2$$

Ec. 17

Por tanto, el clasificador polinomial, agregará características polinómicas al conjunto de datos y empleará un clasificador para trazar la frontera de decisión. Esta frontera de decisión, también tendrá características polinómicas del grado deseado [97].

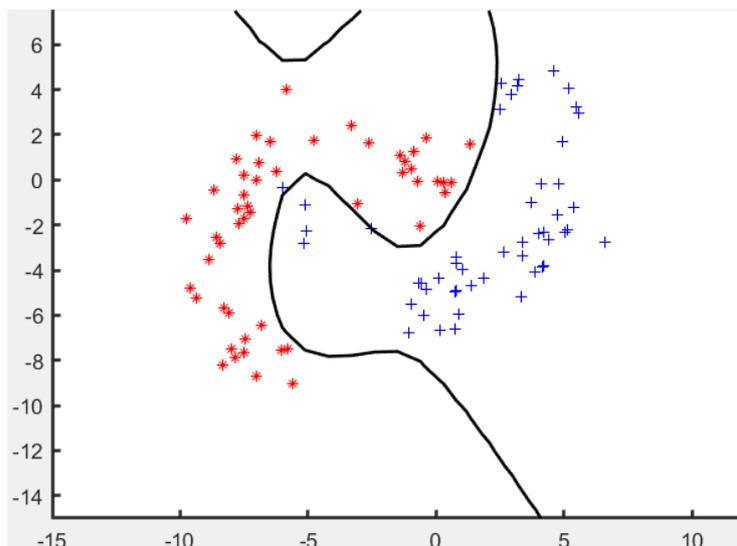


Figura 34: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador polinomial de grado 3 usando svm

En PRTools, este clasificador puede ser ejecutado mediante la llamada a la siguiente función [95]:

```

W = polyc(A,CLASSF,N,S)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% CLASSF -> Clasificador sin entrenar
% N -> Grado del polinomio
% S -> 1/θ, Si es 1 indica que se deben utilizar términos de
% combinación de segundo orden
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% W -> Clasificador entrenado
    
```

6.9 CLASIFICADOR NORMAL LINEAL DE BAYES [LDC]

El clasificador normal lineal de Bayes calcula el clasificador lineal que separará las dos clases del conjunto de datos asumiendo densidades normales mediante matrices de covarianza iguales.

Este clasificador se basa en el teorema de Bayes y emplea las matrices de covarianza conjunta, es decir, el promedio ponderado conjunto de las matrices de

covarianza de las clases. Siendo $0 \leq R, S \leq 1$ parámetros de regularización, la matriz de covarianza G se obtendría en matlab como:

$$G = (1 - R - S) * G + R * \text{diag}(\text{diag}(G)) + S * \text{mean}(\text{diag}(G)) * \text{eye}(\text{size}(G, 1)) \quad \text{Ec. 18}$$

Siendo $\text{diag}(x)$ una función que crea una matriz diagonal u obtiene los elementos diagonales de una matriz. El algoritmo $\text{mean}(x)$ calcula el valor promedio de la matriz, y la función $\text{eye}(x)$ genera la matriz identidad [98]–[101].

El clasificador normal lineal de Bayes, además, hace uso del teorema de Bayes:

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y) P(Y)}{P(X)} \quad \text{Ec. 19}$$

Siendo:

$$P(X) = \text{probabilidad de } X$$

$$P(Y) = \text{probabilidad de } Y$$

$$P(X|Y) = \text{probabilidad de } X \text{ habiéndose dado } Y$$

$$P(Y|X) = \text{distribución de probabilidad final de que se dé } Y \text{ habiéndose dado } X$$

Este clasificador sigue una serie de pasos a la hora de realizar la clasificación de una muestra:

1. Disponer de un conjunto de datos de entrenamiento que determine a qué grupo pertenece cada muestra.
2. Genera una tabla de probabilidades, calculando las probabilidades de que ocurran diversos eventos.

3. Precisa si la varianza o la matriz de covarianzas es homogénea en todas las clases. Esto implicará el uso de este clasificador o el uso del clasificador lineal cuadrático.
4. Estima los parámetros para las funciones de probabilidad condicional, comprobando que se cumplen las condiciones para hacerlo.
5. Calcula el resultado de la función discriminante, este resultado determinará la clasificación.
6. La clase con mayor probabilidad será el resultado de la clasificación [102]–[105].

Este clasificador tiene una serie de ventajas e inconvenientes. Sus ventajas son que posee unos bajos tiempos a la hora de realizar una clasificación, no precisa de grandes requerimientos a nivel computacional, requiere escasos periodos de tiempo de aprendizaje y obtiene buenos resultados en diversos campos.

Al igual que este clasificador posee algunas ventajas, este también presenta una serie de limitaciones como el problema de la discretización de variables continuas o que la errónea suposición de independencia condicional. Otra de sus desventajas es que para el caso de características binarias, este sólo puede aprender funciones discriminantes lineales, por lo que no sería el más óptimo para conceptos separables de manera no lineal [106], [107].

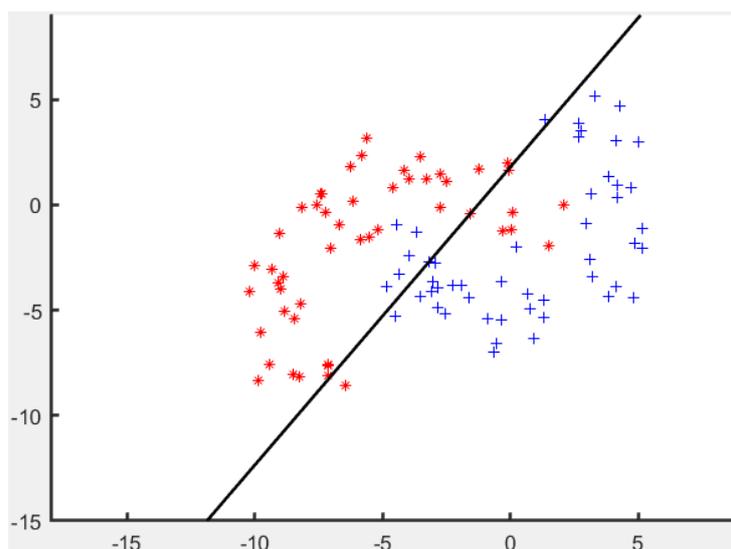


Figura 35: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador normal lineal de Bayes

Este algoritmo se puede ejecutar de diversas maneras en PRTools [101]:

```
[W,R,S,M] = ldc(A,R,S,M)
[W,R,S,M] = A*ldc([],R,S,M);
[W,R,S,M] = A*ldc(R,S,M);
W = ldc(A)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% R,S -> Parámetros de regularización (por defecto R=S=0)
% M -> Dimensión de la estructura del subespacio en la matriz
de covarianza (por defecto k, todas las dimensiones)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% W -> Mapeo del clasificador normal lineal de Bayes
% R -> Valor del parámetro de regularización R empleado
% S -> Valor del parámetro de regularización S empleado
% M -> Valor del parámetro de regularización M empleado
```

6.10 CLASIFICADOR NORMAL CUADRÁTICO DE BAYES [QDC]

El clasificador normal cuadrático de Bayes es similar al lineal de Bayes. Su diferencia reside en que este clasificador se adapta mejor a los casos en que la separación entre las dos clases objeto de estudio no es lineal debido a que este considera que cada clase k tiene su propia matriz de covarianza (Σ_k) y, la función discriminante toma forma cuadrática:

$$\log(P(Y = k|X = x)) = -\frac{1}{2} \log|\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k) + \log(\pi_k) \quad \text{Ec. 20}$$

Para poder calcular la estimación a partir de la Ec. 15, es necesario estimar π_k , μ_k y Σ_k para cada clase a partir de la muestra. La clasificación se realizará a partir de la probabilidad posterior mayor, es decir, la muestra se clasificará con la clase para la que $P(Y = k|X = x)$ sea mayor [105], [108].

Siendo:

$$\pi_k = \frac{n_k}{N} = \frac{\text{número de observaciones de esa clase}}{\text{número total de observaciones}} \quad \text{Ec. 21}$$

$$\mu_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i:y_1} x_i \tag{Ec. 22}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_1) & \text{Cov}(X_1, X_2) \\ \text{Cov}(X_2, X_1) & \text{Var}(X_2) \end{bmatrix} \tag{Ec. 23}$$

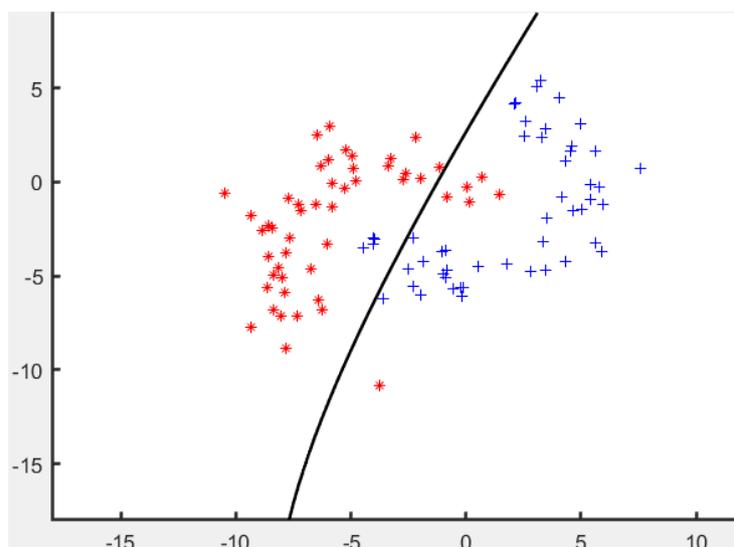


Figura 36: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador normal cuadrático de Bayes

Este algoritmo se puede ejecutar en el software mediante uno de los siguientes comandos [109]:

```
[W,R,S,M] = qdc(A,R,S,M)
[W,R,S,M] = A*qdc([],R,S,M)
[W,R,S,M] = A*qdc(R,S,M)
W = qdc(A)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% R,S -> Parámetros de regularización (por defecto R=S=0)
% M -> Dimensión de la estructura del subespacio en la matriz
de covarianza o fracción de varianza que se conservará (por
defecto k, todas las dimensiones)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% W -> Mapeo del clasificador normal cuadrático de Bayes
% R -> Valor del parámetro de regularización R empleado
% S -> Valor del parámetro de regularización S empleado
% M -> Valor del parámetro de regularización M empleado
```

6.11 CLASIFICADOR CUADRÁTICO [QUADRC]

El clasificador cuadrático es idéntico al clasificador normal cuadrático de Bayes salvo por una diferencia, esta diferencia es que el cuadrático está basado en las covarianzas de clase y no hace uso de las prioridades de clase.

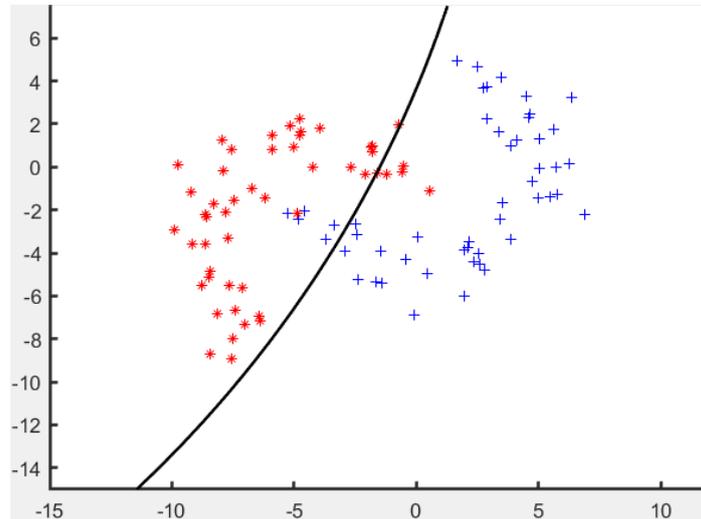


Figura 37: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador cuadrático

En PRTools, se puede ejecutar este algoritmo mediante una de las siguientes líneas de código [109]:

```

W = quadrc(A,R,S)
W = A*quadrc([],R,S)
W = A*quadrc(R,S)
W = quadrc(A)
%
////////////////////////////////////INPUTS////////////////////////////////////
% A -> Dataset
% R,S -> Parámetros de regularización (por defecto R=S=0)
%
////////////////////////////////////OUTPUTS////////////////////////////////////
% W -> Mapeo del clasificador discriminante cuadrático

```

6.12 CLASIFICADOR DE BAYES CUADRÁTICO BASADO EN NORMAL NO CORRELADA [UDC]

Este algoritmo se distingue de los algoritmos lineales y cuadráticos de Bayes debido a que en este caso la matriz de covarianza se vuelve diagonal puesto que las entradas de covarianza serán nulas:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_1) & 0 \\ 0 & \text{Var}(X_2) \end{bmatrix} \quad \text{Ec. 24}$$

Según la Ec. 19, cada característica sólo puede variar a lo largo de su propio eje de forma independiente. Esta clasificación se producirá de manera cuadrática, pero variando la frontera de decisión mediante el estiramiento y la contracción de la curva, pero no mediante una rotación.

La frontera de decisión será de forma cuadrática debido a que las dos distribuciones tienen covarianzas distintas. En caso de que las dos covarianzas fuesen similares esta frontera de decisión se mantendría de forma lineal [110].

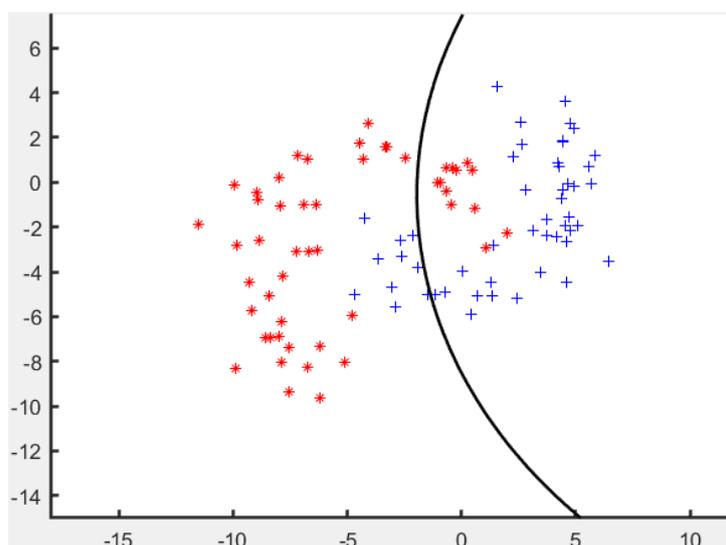


Figura 38: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador de Bayes cuadrático basado en normal no correlada

Este algoritmo de clasificación puede ejecutarse mediante los siguientes comandos en el software [111]:

```

W = udc(A)
W = A*udc
%
//////////////////////////////////INPUTS\//////////////////////////////////
% A -> Dataset
%
//////////////////////////////////OUTPUTS\//////////////////////////////////
% W -> Mapeo del clasificador

```

6.13 CLASIFICADOR LINEAL CONSTRUIDO SOBRE LA EXPANSIÓN KL DE LA MATRIZ DE COVARIANZA COMÚN [KLLDC]

Este clasificador calcula la función discriminante lineal para el conjunto de datos mediante la resolución del clasificador normal lineal de Bayes en los datos proyectados en los primeros autovectores de la matriz de covarianza promediada de las clases. Se emplean los primeros n autovectores o se halla el número de estos para que dé el mismo resultado del porcentaje de la varianza total explicada. Este algoritmo hace uso del teorema de Karhunen–Loève [112].

El teorema de Karhunen-Loève se emplea para representar una función de muestra de un proceso aleatorio. Este teorema tiene una gran eficiencia debido a que su error cuadrático medio al aproximar una serie infinita a un número finito de términos se minimiza. La expansión que se genera con este teorema extrae un conjunto de características óptimo con respecto a la representación de una clase modelo cuyo observable es un proceso aleatorio [113].

En la Figura 39 se puede observar un ejemplo gráfico de una clasificación de dos clases de tipo banana con el clasificador lineal construido sobre la expansión KL de la matriz de covarianza común.

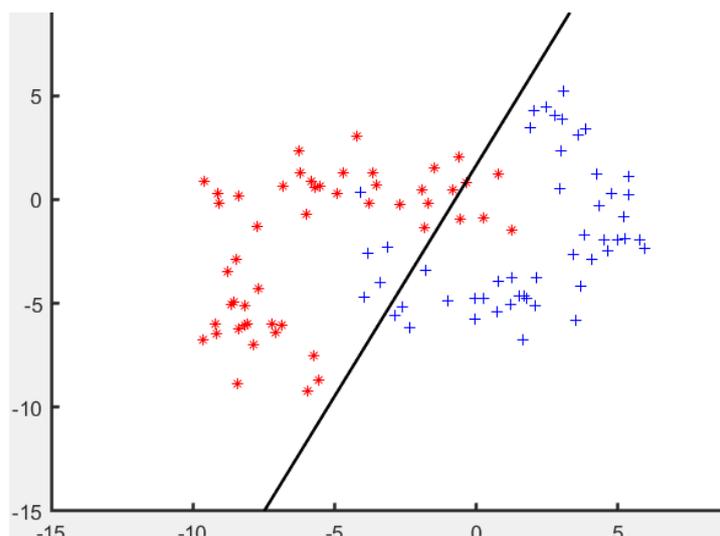


Figura 39: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal construido sobre la expansión KL de la matriz de covarianza común

PRTools permite la ejecución de este algoritmo mediante uno de los comandos que se muestran a continuación [112]:

```

W = klldc(A,N)
W = klldc(A,ALF)
%
//////////////////////////////////INPUTS//////////////////////////////////
% A -> Dataset
% N -> Número de autovectores significativos
% ALF -> Porcentaje de la varianza total explicada (0<ALF<=1)
%
//////////////////////////////////OUTPUTS//////////////////////////////////
% W -> Clasificador lineal
    
```

6.14 CLASIFICADOR LINEAL CON EXPANSIÓN DE COMPONENTE PRINCIPAL [PCLDC]

El presente algoritmo halla la función discriminante lineal para el conjunto de datos computando el algoritmo de clasificación normal lineal de Bayes en una proyección de los datos en los primeros n autovectores del conjunto de datos total. Esto lo hace mediante el uso del análisis de componentes principales [114].

El análisis de componentes principales es una técnica de reducción de dimensionalidad empleada para reducir las dimensiones de grandes conjuntos de datos, transformando un conjunto grande de datos en uno más pequeño, pero con la misma información que antes de haber sido reducido. La idea principal de este análisis es la de reducir la cantidad de variables, pero manteniendo la mayor cantidad de información posible [115].

El cálculo de las componentes principales Z_i se obtiene mediante la combinación lineal de las variables originales del conjunto de datos. Estas componentes principales se obtienen a partir de la combinación de una forma determinada las variables originales. La primera Z_i se obtendrá mediante la combinación lineal normalizada de las variables X_i que tiene mayor varianza, es decir:

$$Z_1 = \phi_{11}X_1 + \phi_{21}X_2 + \dots + \phi_{n1}X_n \quad \text{Ec. 25}$$

Para que esta combinación lineal sea normalizada, debe darse que:

$$\sum_{i=1}^n \phi_{i1}^2 = 1 \quad \text{Ec. 26}$$

Los términos $\phi_{11}, \dots, \phi_{n1}$ son los que definen a las distintas componentes. El término ϕ_{11} define a la variable X_1 , por lo que estos términos se pueden definir como los pesos de las distintas componentes, y ayudarán a comprender qué tipo de información almacena cada componente [116].

La Figura 40 muestra un ejemplo gráfico de la clasificación de dos clases esféricas mediante este algoritmo clasificador.

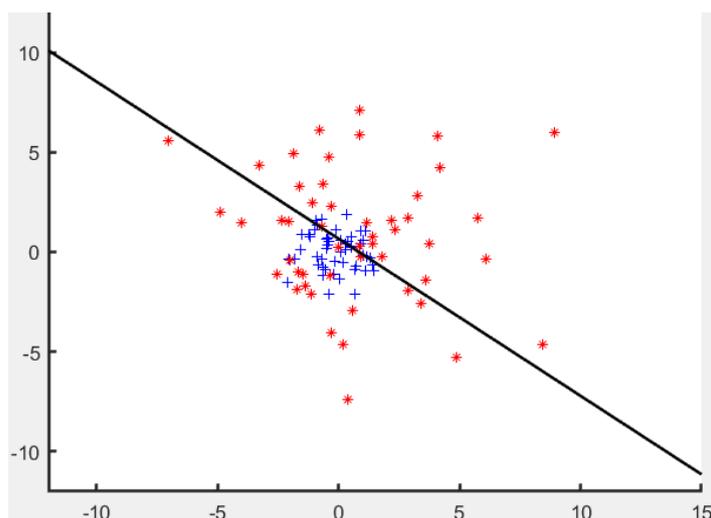


Figura 40: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador lineal que emplea la expansión de componente principal en el conjunto de datos

En el software utilizado, se puede ejecutar este algoritmo mediante las siguientes líneas de código:

```

W = p1dc(A,N)
W = p1dc(A,ALF)
%
//////////////////////INPUTS\\////////////////////////////////////
% A -> Dataset
% N -> Número de autovectores significativos
% ALF -> Varianza total explicada
%
//////////////////////OUTPUTS\\////////////////////////////////////
% W -> Mapeo del clasificador
    
```

6.15 CLASIFICADOR BASADO EN LA ESTIMACIÓN DE DENSIDAD DE PARZEN [PARZENDC]

Este algoritmo de clasificación se engloba dentro del conjunto de algoritmos que usan técnicas generativas. Este estima la densidad de Parzen para cada una de las clases del conjunto de datos, incluyendo una normalización de características sobre la varianza. Además, esta estimación de la densidad emplea diversos métodos para el suavizado de cada clase y de cada característica [117].

Para el cálculo de la densidad de probabilidad se pueden seguir dos métodos, uno de ellos es mediante ventanas de Parzen. Esta es una de las técnicas no paramétricas más empleadas en el área del reconocimiento de patrones.

$$p(x) = \frac{K}{NV} \quad \text{Ec. 27}$$

La Ec. 22 se corresponde con la función densidad de probabilidad, en el caso del enfoque mediante ventanas de Parzen se tiene que el volumen $V = h^d$ siendo d el número de dimensiones del conjunto de datos y h el lado del cubo d -dimensional. Este planteamiento se basa, por tanto, en la búsqueda del parámetro K .

Sea R un hipercubo de lado h_n y $\varphi(u)$ la ventana, cumpliendo con:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1, & u_j \leq \frac{1}{2} \quad \forall j = 1, \dots, d \\ 0, & \text{resto de casos} \end{cases} \quad \text{Ec. 28}$$

Se puede calcular la cantidad de muestras presentes en el hipercubo R de la siguiente forma:

$$k_n = \sum_{i=1}^n \varphi\left(\frac{x-x_i}{h_n}\right) \quad \text{Ec. 29}$$

A partir de la Ec. 24, se puede estimar la densidad de probabilidad mediante ventana de Parzen de manera general como:

$$p_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{V_n} \varphi\left(\frac{x-x_i}{h_n}\right) \quad \text{Ec. 30}$$

El lado del hipercubo h_n se corresponde con el ancho de la ventana y su mala elección puede llevar a un estimador ruidoso o uno sobre-regularizado [118], [119].

La Figura 41 muestra de manera gráfica la frontera de decisión trazada por este algoritmo clasificador que separa las muestras de dos clases esféricas.

este número de datos o vecinos cercanos se escoge haciendo uso del parámetro k .

Este algoritmo trata de encontrar datos lo más próximos posibles dentro del conjunto de entrenamiento al dato que está tratando de clasificar o predecir y genera la frontera de decisión basándose en la mayoría de los datos que la rodean. Se trata de un algoritmo supervisado y basado en instancia, esto quiere decir que el clasificador obtiene a la entrada un conjunto de datos de entrenamiento a partir de los cuales etiquetará los datos del conjunto de testing. Al ser basado en instancia este no aprende de un modelo, sino que memoriza las instancias de entrenamiento, que son las que luego empleará para la fase de predicción a modo de base de conocimiento [121], [122].

Gráficamente, se puede observar la frontera de decisión trazada por el algoritmo k vecinos más cercanos con $k = 2$ en la Figura 42.

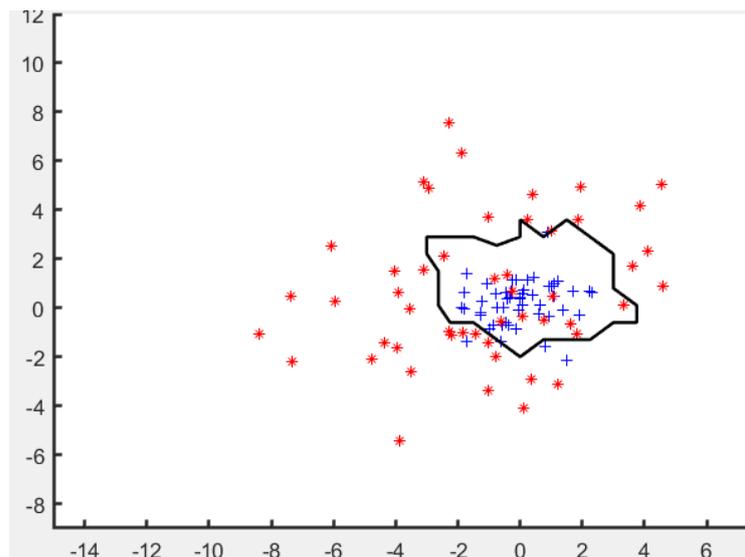


Figura 42: Ejemplo gráfico de una clasificación con clasificador k vecinos más cercanos, $k=2$

En PRTools se puede ejecutar este clasificador mediante alguna de las siguientes líneas de código [120]:

```
[W,K,E] = knnc(A,K)
[W,K,E] = knnc(A)
%
//////////////////////////////////////INPUTS\//////////////////////////////////////
% A -> Dataset
```


Este clasificador emplea redes neuronales prealimentadas (feed-forward) que se entrenan automáticamente. Este algoritmo calcula todos los parámetros de manera automática teniendo como número de unidades ocultas $n_{ocultas} = \frac{\text{número de objetos}}{\text{número de clases} + \text{tamaño de la entidad}}$ y se ha de cumplir la condición de que $2 \leq n_{ocultas} \leq 100$. La red neuronal se va entrenando hasta que sus tasas de éxito no mejoran pasado un tiempo determinado [127].

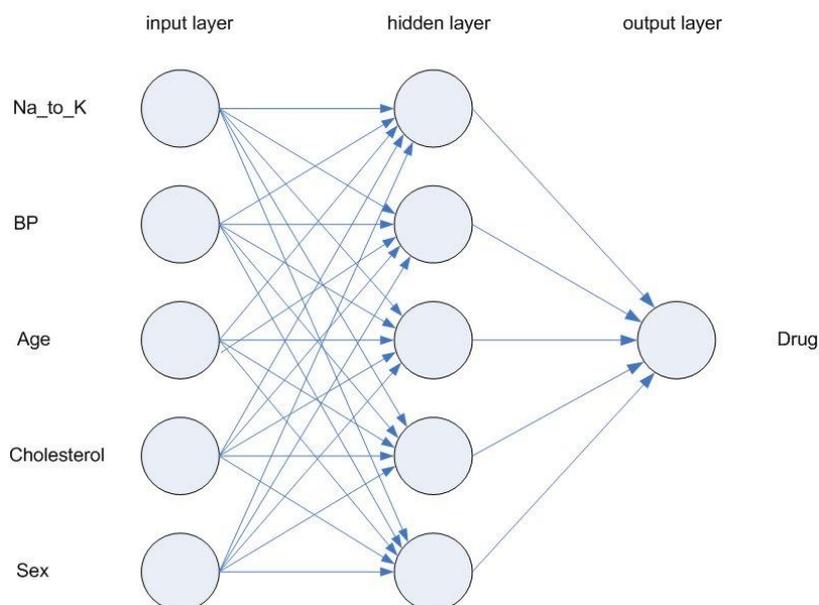


Figura 44: Estructura de una red neuronal (fuente [128])

Las redes neuronales artificiales son unidades de procesamiento que tratan de simular el funcionamiento del cerebro humano mediante sistemas computacionales. Estas redes están formadas por tres capas, estas son:

1. Capa de entrada: se reciben los datos que posteriormente serán procesados.
2. Capa oculta o intermedia: se realiza el procesamiento de los datos de entrada.
3. Capa de salida: se obtiene la salida del sistema formado por las neuronas artificiales.

En este caso, se emplea una red neuronal que propaga la información en una sola dirección, pues esta pasa solamente de las capas anteriores a las posteriores, donde será modificada por las distintas neuronas de la red neuronal.

Uno de los conceptos más importantes en las redes neuronales es el término de la entropía, que define la incertidumbre del valor de una variable aleatoria:

$$H(X) = \sum_x p(x) \log(p(x)) = E \left[\log \left(\frac{1}{p(x)} \right) \right] \quad \text{Ec. 33:}$$

Siendo $p(x)$ la distribución de probabilidad de la variable aleatoria y $E(x)$ la esperanza.

En este modelo la red neuronal se compone de n unidades ocultas, que son las neuronas que conforman esta red. Cada unidad oculta se irá ajustando automáticamente, modificando sus pesos y realizará una determinada función, tal y como se muestra en la Figura 45 [129], [130].

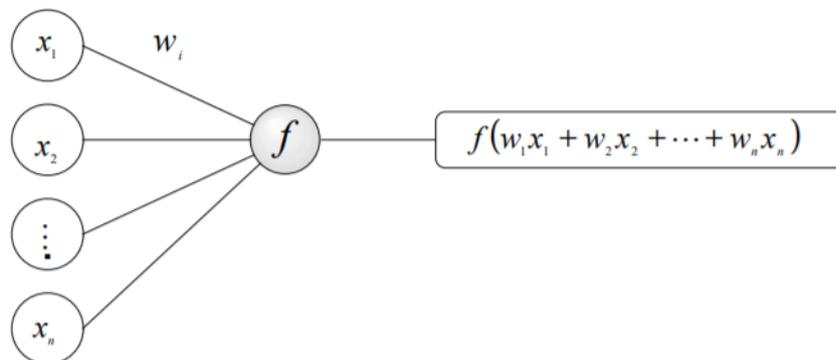


Figura 45: Modelo de una neurona artificial (fuente [129])

Cada neurona recibe un valor de entrada que, multiplicado por su peso asociado determina el valor que se procesará dentro de la unidad mediante una función de activación. El valor resultante del procesamiento dentro de cada neurona será el que se obtenga a la salida de esta. Algunas funciones de activación pueden ser la función sigmoide o la función tangente hiperbólica, $\tanh(x)$ [131].

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad \text{Ec. 34}$$

con $n(i)$ unidades por capa para el conjunto de datos dado [132]. El entrenamiento de este clasificador se detiene una vez el número de iteraciones excede el doble de la iteración que mejor tasa de rendimiento generó.

El algoritmo de Levenberg-Marquardt se emplea para la búsqueda de la solución de un sistema de ecuaciones no lineales mediante el método de mínimos cuadrados. El problema de los mínimos cuadrados se puede escribir de manera matemática como:

$$\text{minimizar } f(x) = \frac{1}{2} R(x)^T R(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n r_i(x)^2 \quad \text{Ec. 35}$$

Donde r_i es la componente i -ésima de la función residual $R(x)$.

Uno de los problemas que deriva el método de mínimos cuadrados viene dado por la derivada segunda, puesto que existen varios métodos como el método de Newton, pero obtener la derivada segunda de la función normalmente no es sencillo y resulta computacionalmente costoso. Es por ello, que el algoritmo de Levenberg-Marquardt es más efectivo dado que evita el problema de la derivada segunda.

Sea $J(x)_{ij} = \frac{\partial r_i}{\partial x_j}$, I la matriz identidad y x_c una aproximación de $R(x)$ en un punto. Se puede definir este método mediante la siguiente ecuación:

$$x_+ = x_c - (J(x_c)^T J(x_c) + \mu_c I)^{-1} J(x_c)^T R(x_c) \quad \text{Ec. 36}$$

Existen muchas versiones de este algoritmo debido a que estas variarán dependiendo de la elección del parámetro μ_c [133], [134].

Este clasificador puede trazar una frontera de decisión similar a la que se muestra en la Figura 47:

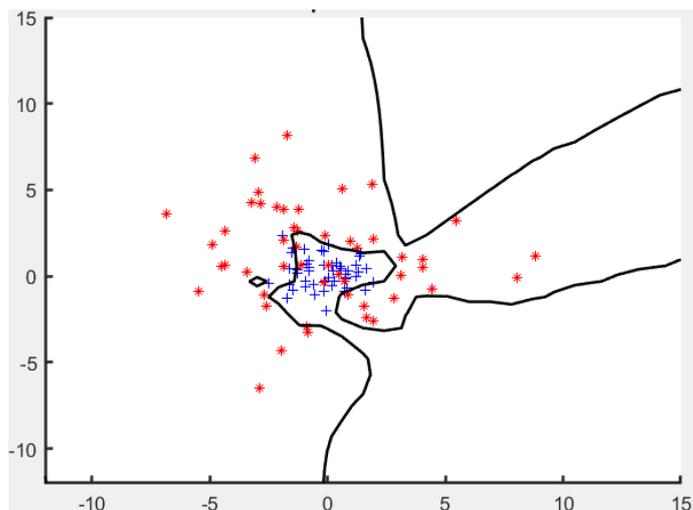


Figura 47: Ejemplo gráfico de una clasificación con red neuronal retroalimentada mediante el método de Levenberg-Marquardt

PRTTools permite la ejecución de este algoritmo mediante la siguiente línea de código [132]:

```
[W,HIST,UNITS] = lmnc (A,UNITS,ITER,W_INI,T)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% UNITS -> Matriz de las unidades que hay en cada capa oculta
(por defecto sólo una capa oculta)
% ITER -> Número de iteraciones para entrenar (por defecto =
infinito)
% W_INI -> Mapeo de la red neuronal (por defecto usa la
inicialización del paquete de herramientas de redes neuronales de
matlab
% T -> Ajuste (por defecto usa el dataset)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% W -> Mapeo entrenado del clasificador lmnc
% HIST -> Informe de progreso
% UNITS -> Número de unidades ocultas usadas
```

6.20 MEDICIÓN DE PRESTACIONES

Una vez se han programado y se ha hecho uso de los algoritmos anteriores obtendremos los mapeos de los clasificadores mediante el uso del conjunto de

entrenamiento. Para realizar una valoración empírica, es necesaria la obtención de varios elementos que ayuden a determinar qué clasificador funciona mejor para la clasificación de las muestras.

La medición de las prestaciones se realizará en base a la valoración de cinco factores por cada clasificador. Estos factores serán la tasa de éxito, las matrices de confusión, sensibilidad y especificidad y las curvas características de funcionamiento del receptor, Receiver Operating Characteristic Curve (ROC).

Previamente, se han de definir algunos términos debido a que estos se emplearán para el cálculo de las tasas de rendimiento. Sean dos clases en el conjunto de datos, A : *sujetos de control, muestras sanas* y B : *pacientes de EA, muestras patológicas*, se definen los términos:

- Falso positivo (F_P): el clasificador etiqueta datos de la clase A como una muestra de la clase B . Es decir, etiqueta una muestra sana como una patológica.
- Verdadero positivo (T_P): el algoritmo etiqueta correctamente una muestra patológica (de la clase B).
- Falso negativo (F_N): una muestra patológica de la clase B es etiquetada como de clase A .
- Verdadero negativo (T_N): una muestra sana (clase A) es etiquetada correctamente [135].

ESTIMACIÓN DE LAS TASAS DE ERROR O DE RENDIMIENTO

La tasa de rendimiento se define como la relación entre las muestras clasificadas erróneamente entre el total de muestras totales, es decir:

$$tasa\ de\ error = \frac{F_P + F_N}{F_P + T_P + F_N + F_P} \quad Ec. 37$$

Para calcular la tasa de error en un conjunto de datos es necesario haber dividido previamente el dataset aleatoriamente en dos conjuntos, para el entrenamiento y la prueba del clasificador. En la Ec. 34 se deben insertar los valores obtenidos a partir de la clasificación automática del conjunto de testing.

A partir de la tasa de error, podemos obtener la tasa de éxito mediante la siguiente ecuación:

$$\text{tasa de éxito} = 1 - \text{tasa de error} \quad \text{Ec. 38}$$

En PRTools al se puede calcular la tasa de error mediante uno de los siguientes comandos [136]:

```
[E,C] = testc(A*W,TYPE)
[E,C] = testc(A,W,TYPE)
E      = A*W*testc([],TYPE)
[E,F] = testc(A*W,TYPE,LABEL)
[E,F] = testc(A,W,TYPE,LABEL)
E      = A*W*testc([],TYPE,LABEL)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% W -> Mapeo del clasificador entrenado
% TYPE -> Tipo de estimación del rendimiento (por defecto =
probabilidad de error)
% LABEL -> Clase objetivo (por defecto = ninguna)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% E -> Estimación del error / rendimiento
% C -> Número de muestras clasificadas erróneamente por cada
clase
% F -> Estimación del error / rendimiento en las clases no
objetivo
```

MATRIZ DE CONFUSIÓN

La matriz de confusión es uno de los elementos más importantes a la hora de la valoración de un algoritmo de clasificación, puesto que ayuda a evaluar el desempeño del mismo en base al número de predicciones acertadas y predicciones erróneas [137]. Por tanto, para el caso de un problema de clasificación biclase la matriz de confusión sería similar a la siguiente:

		Valores Actuales	
		Positivos	Negativos
Valores Predecidos	Positivos	TP	FP
	Negativos	FN	TN

Figura 48: Matriz de confusión biclase

PRTools también tiene implementadas funciones que permiten calcular la matriz de confusión, esta se ejecutaría de la siguiente manera [138]:

```
[C,NE,LABLIST1,LABLIST2] = confmat(LAB1,LAB2,METHOD,FID)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% LAB1 -> Conjunto de etiquetas
% LAB2 -> Conjunto de etiquetas
% METHOD -> cuenta número de ocurrencias o de no ocurrencias
(por defecto = 'count' cuenta el número de ocurrencias)
% FID -> Escribe el resultado en un archivo
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% C -> Matriz de confusión
% NE -> Número de errores
% LABLIST1 -> Lista de etiquetas para LAB1
% LABLIST2 -> Lista de etiquetas para LAB2
```

SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD

Estos términos también proporcionan información que permite valorar el desempeño de los algoritmos de clasificación tras la obtención de la matriz de confusión.

La sensibilidad hace referencia a la proporción de muestras que fueron correctamente clasificadas como positivas. Por ejemplo, las muestras patológicas que fueron correctamente etiquetadas como patológicas.

$$\text{sensibilidad} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad \text{Ec. 39}$$

Por otra parte, la especificidad hace referencia a la proporción de muestras clasificadas como verdaderas negativas. Por ejemplo, las muestras sanas que fueron identificadas como tal correctamente.

$$\text{especificidad} = \frac{T_N}{T_N + F_P} \quad \text{Ec. 40}$$

Estas medidas se emplearán para comprar la eficiencia de los algoritmos de clasificación usados [135], [139].

CURVAS ROC

Estas curvas se construyen en base a la unión de diversos puntos de corte, mostrando la sensibilidad (eje y) con respecto a 1-especificidad (eje x), y dependiendo de cómo sea la curva el clasificador será más o menos adecuado para resolver ese problema de clasificación [140].

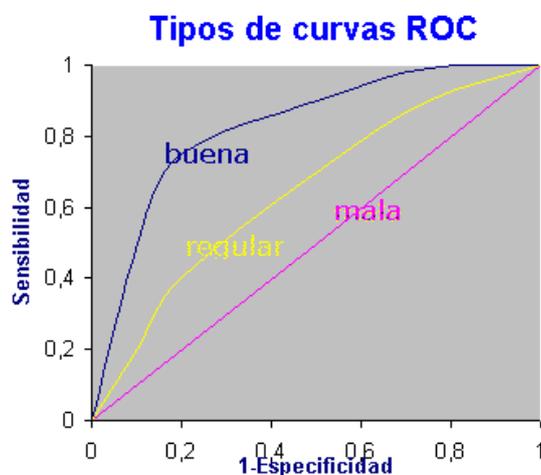


Figura 49: Valoración de curvas ROC (fuente [141])

Como se puede observar en la Figura 49, cuanto menor sea el área por encima de la curva, mejor desempeño tendrá el algoritmo de clasificación.

En Matlab, también se pueden calcular estas curvas con los softwares empleados mediante las siguientes palabras de código [142]:

```
E = prroc(A,W,C,N)
E = prroc(B,C,N)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% A -> Dataset
% W -> Clasificador o
% B -> Resultado de la clasificación B=A*W*CLASSC
% C -> Índice de la clase deseada (por defecto = 1)
% N -> Número de puntos en la curva ROC (por defecto = 100)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% E -> Estructura que contiene el error de las dos clases
```

El código anterior se corresponde con el cálculo de la estructura que contiene el error de las dos clases y que luego se empleará para la representación de la curva en PRTools.

Estas curvas se pueden representar en Matlab mediante una función de la librería del PRTools [142]:

```
%Función de PRTools
H = plote(E,LINWIDTH,S,fontsize,OPTIONS,'Location',LOCATION,)
H = E*plote(LINWIDTH,S,fontsize,OPTIONS,'Location',LOCATION,)
H = plote(E)
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%INPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% E -> Estructura que contiene las curvas de error
% LINWIDTH -> Ancho de línea, <5 (por defecto = 2)
% FONTSIZE -> Tamaño de fuente, >=5 (por defecto = 15)
% OPTIONS -> Cadenas de caracteres, 'nolegend' elimina las
Legendas, 'errorbar' agrega barras de error al gráfico,
'noapperror' suprime el gráfico de error aparente
% LOCATION -> Ubicación de la leyenda (por defecto = "mejor")
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%OUTPUTS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% H -> Matriz de controles gráficos
```


7.RESULTADOS

7.1 INTRODUCCIÓN

Una vez se han realizado las pruebas descritas en el Capítulo III se obtienen una serie de resultados que se plasmarán en el siguiente apartado, estos serán discutidos en el Capítulo VIII.

En este capítulo se expondrán los valores obtenidos tras las simulaciones, en los que se han obtenido doce resultados distintos para cada clasificador, en base al tipo de entrevistador, el grado de la enfermedad y con distinción entre parámetros temporales y temperatura emocional. Estos se muestran en el apartado siguiente.

7.2 RESULTADOS

Los resultados se dividirán en base a los algoritmos clasificadores mostrando la media y la mediana para cada uno de los resultados obtenidos, así como obteniendo la varianza de cada uno de los elementos.

En las tablas en que se plasman los resultados se mostrarán la media y la mediana de los resultados obtenidas a partir de las 100 iteraciones realizadas en este estudio. La media y la mediana se mostrará tanto para los parámetros de tasas de éxito (TE), como los relativos a la sensibilidad (S) y la especificidad (E), así como se mostrarán las curvas ROC de cada uno de los clasificadores tanto para los parámetros temporales como para la temperatura emocional. Estas curvas ROC son las obtenidas a partir del último mapeo de cada uno de los algoritmos de clasificación.

En los rótulos de las figuras de las curvas ROC se seguirá una notación específica que identifique que se trata de una curva ROC, el tipo de clasificador empleado, si se trata del caso de parámetros temporales o de temperatura emocional, el tipo de entrevistador y los grados que se han clasificado en cada estudio. Esta notación por tanto será de la siguiente manera:

Curva ROC Polyc, PT, E0, G01

Los rótulos de las figuras indicarán que se trata de una curva ROC, seguido del clasificador empleado. Los siguientes caracteres se corresponderán con el tipo de datos, siendo “PT” los relativos a Parámetros temporales y “TE” los relativos a la Temperatura Emocional. Tras esto se especifica el tipo de entrevistador, siendo “E0” el entrevistador automático y “E1” el humano. Por último, los números que aparecen a la derecha de la “G” se corresponden con los grados que se han clasificado en dicho estudio.

Los resultados obtenidos en el estudio se muestran en la siguiente página.

7.2.1 SVC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 7: Resultados de SVC para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	90,99	0,78	0,77	Media	86,07	0,66	0,58
Mediana	90,54	0,78	0,76	Mediana	86,49	0,65	0,58
Varianza	9,69	0,001	0,002	Varianza	19,35	0,001	0,001

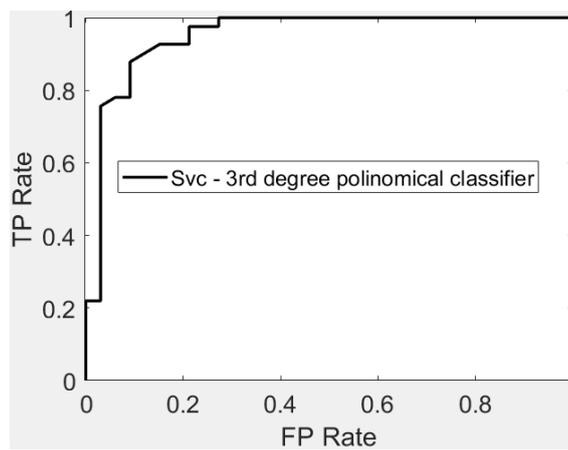


Figura 50: Curva ROC SVC, PT, E0, G012

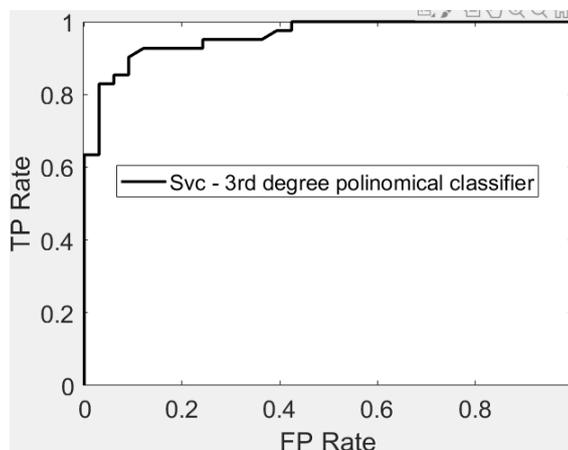


Figura 51: Curva ROC SVC, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 8: Resultados de SVC para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	95,35	0,82	0,62	Media	71,75	0,69	0,44
Mediana	95,00	0,82	0,61	Mediana	70,00	0,67	0,40
Varianza	18,82	0,002	0,006	Varianza	689,58	0,006	0,014

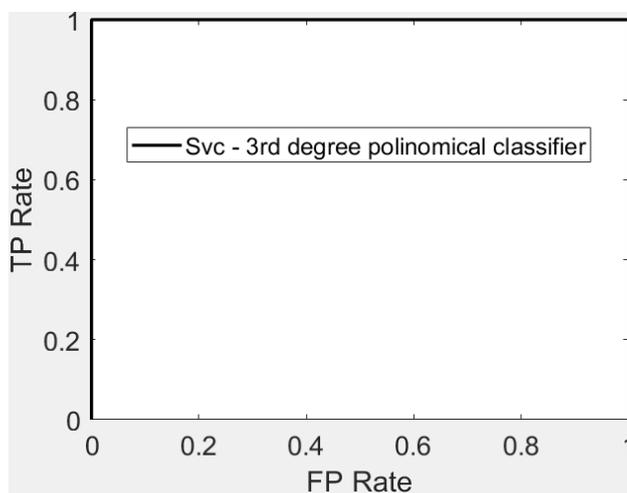


Figura 52: Curva ROC SVC, PT, E1, G012

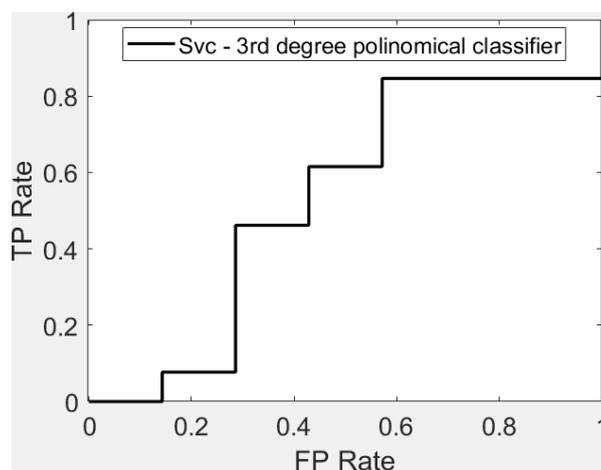


Figura 53: Curva ROC SVC, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 9: Resultados de SVC para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	92,38	0,81	0,72	Media	90,67	0,74	0,53
Mediana	92,06	0,81	0,72	Mediana	90,48	0,74	0,53
Varianza	9,57	0,0004	0,002	Varianza	13,50	0,001	0,003

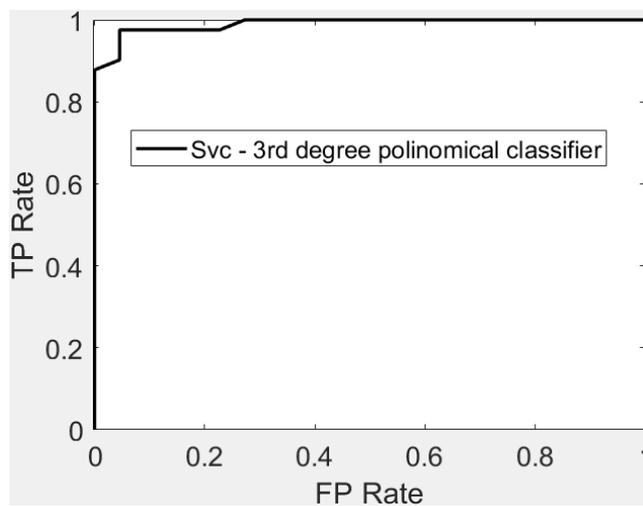


Figura 54: Curva ROC SVC, PT, E0, G01

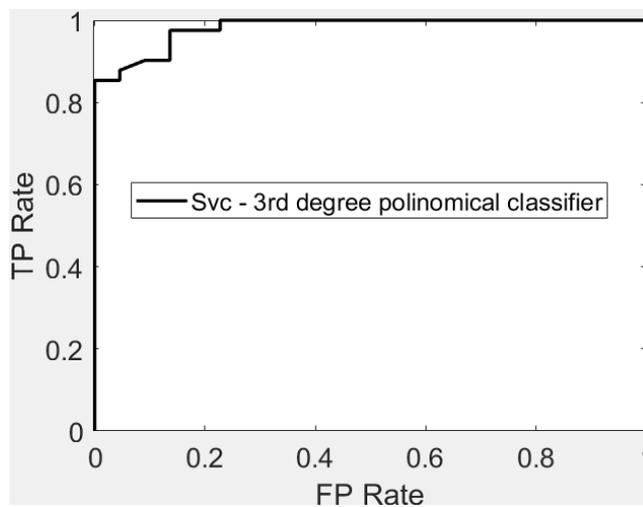


Figura 55: Curva ROC SVC, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 10: Resultados de SVC para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	94,89	0,82	0,57	Media	62,00	0,71	0,35
Mediana	94,79	0,82	0,57	Mediana	57,89	0,69	0,32
Varianza	22,64	0,002	0,008	Varianza	504,54	0,005	0,011

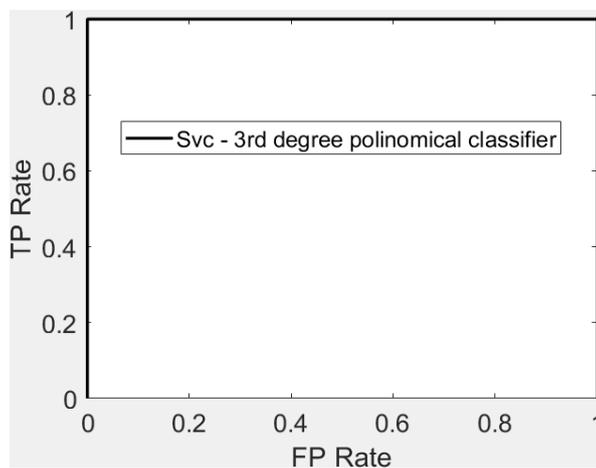


Figura 56: Curva ROC SVC, PT, E1, G01

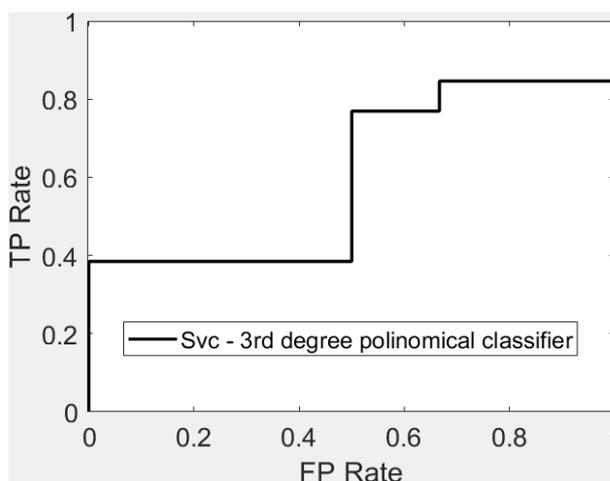


Figura 57: Curva ROC SVC, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 11: Resultados de SVC para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	88,28	0,74	0,53	Media	84,91	0,74	0,47
Mediana	87,50	0,74	0,52	Mediana	100,00	0,76	0,49
Varianza	24,34	0,0004	0,006	Varianza	607,06	0,005	0,010

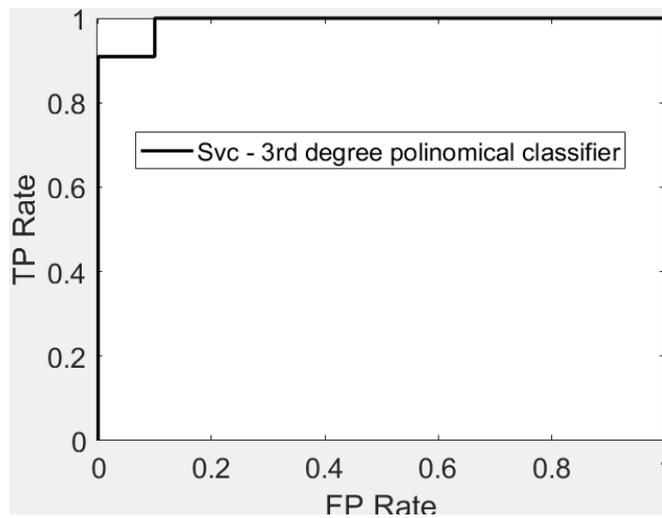


Figura 58: Curva ROC SVC, PT, E0, G12

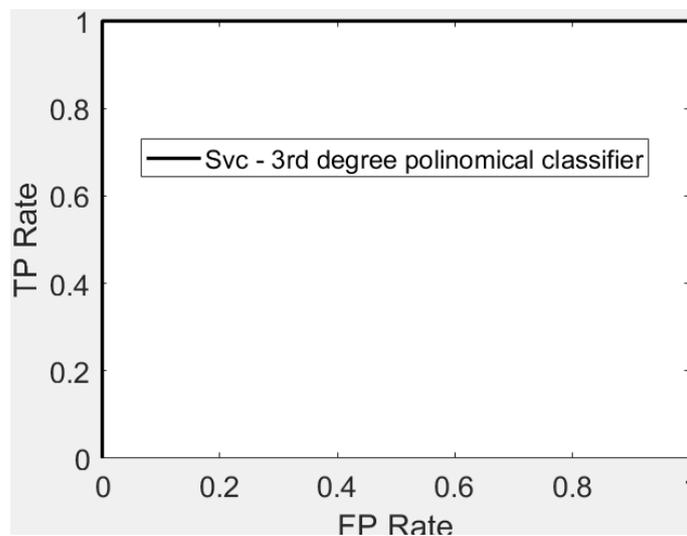
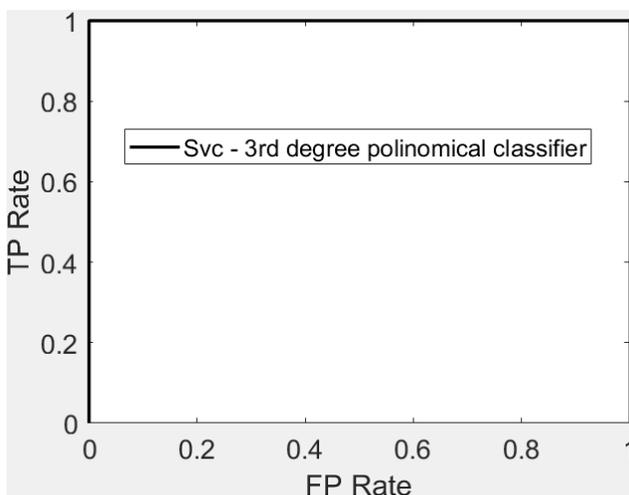


Figura 59: Curva ROC SVC, TE, E0, G12

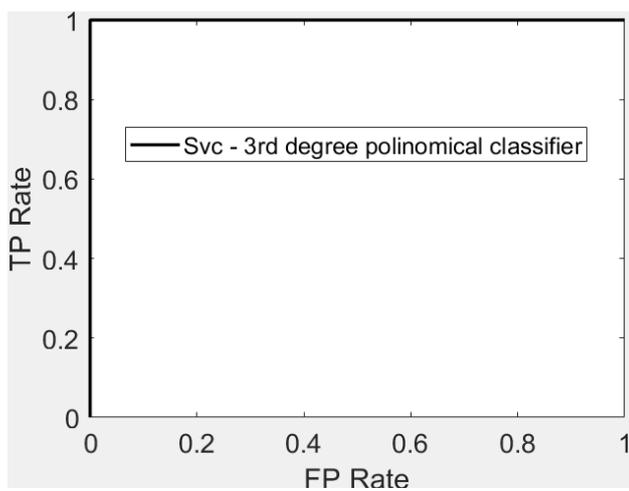
VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 12: Resultados de SVC para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	94,29	0,86	0,35	Media	100,00	0,91	0,38
Mediana	100,00	0,85	0,25	Mediana	100,00	0,92	0,40
Varianza	49,48	0,0007	0,058	Varianza	0,00	0,003	0,019



Curva ROC 1: SVC, PT, E1, G12



Curva ROC 2: SVC, TE, E1, G12

7.2.2 LOGLC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 13: Resultados de Loglc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	82,41	0,80	0,80	Media	63,00	0,61	0,54
Mediana	82,43	0,80	0,81	Mediana	63,51	0,61	0,55
Varianza	16,67	0,001	0,002	Varianza	18,70	0,0005	0,001

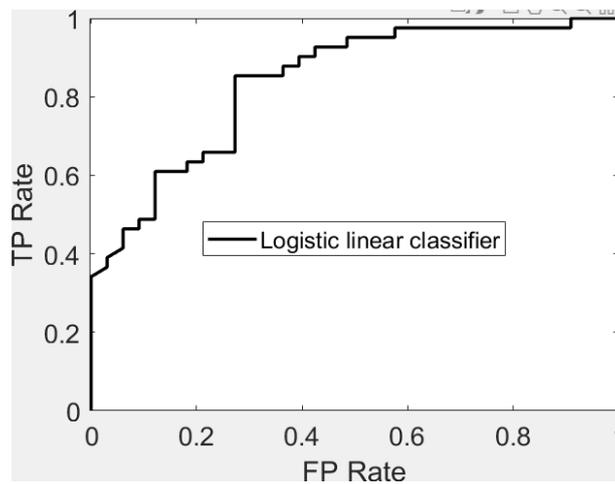


Figura 60: Curva ROC Loglc, PT, E0, G012

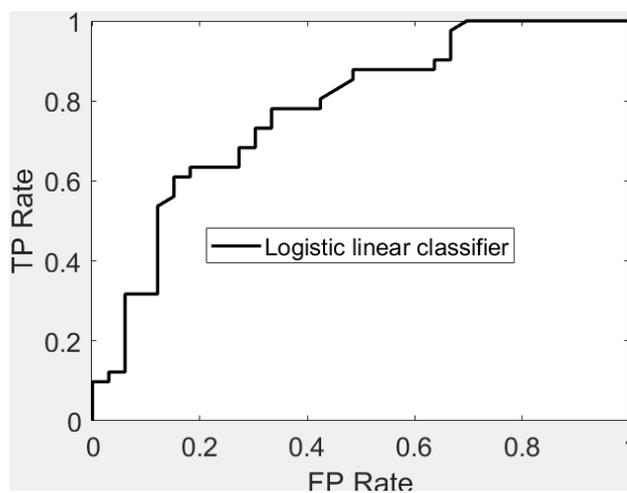


Figura 61: Curva ROC Loglc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 14: Resultados de Loglc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	96,70	0,90	0,77	Media	77,90	0,70	0,47
Mediana	100,00	0,90	0,77	Mediana	75,00	0,70	0,48
Varianza	24,86	0,002	0,011	Varianza	97,57	0,0012	0,009

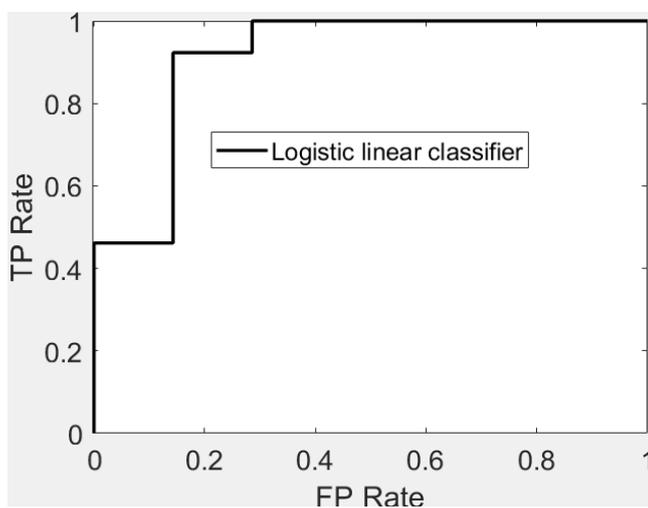


Figura 62: Curva ROC Loglc, PT, E1, G012

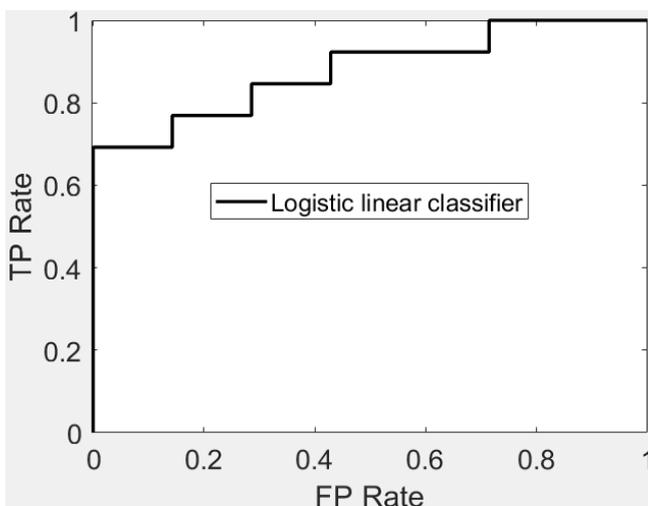


Figura 63: Curva ROC Loglc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 15: Resultados de Loglc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,66	0,70	0,43	Media	69,38	0,67	0,49
Mediana	71,88	0,70	0,43	Mediana	69,84	0,67	0,48
Varianza	33,36	0,0008	0,014	Varianza	15,85	0,0004	0,011

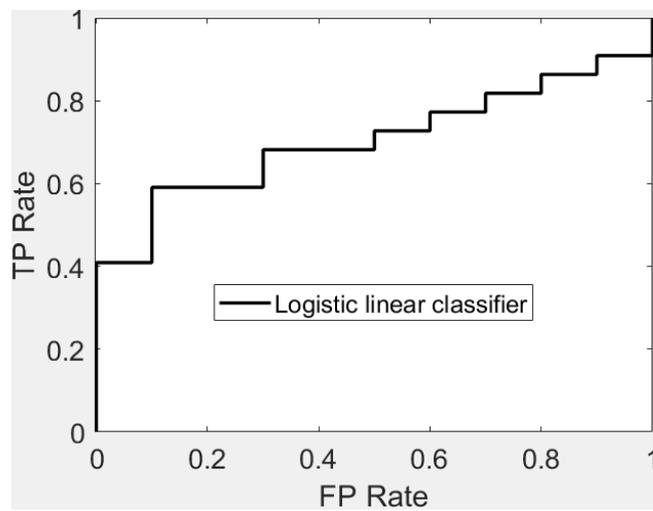


Figura 64: Curva ROC Loglc, PT, E0, G01

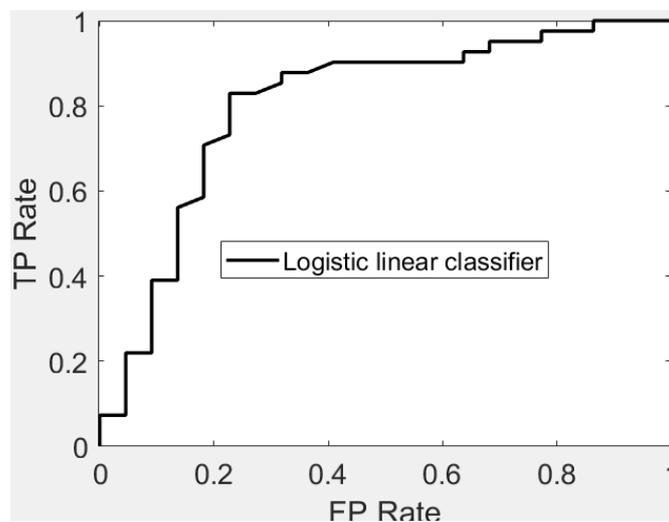


Figura 65: Curva ROC Loglc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 16: Resultados de Loglc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	98,00	0,92	0,74	Media	80,00	0,74	0,47
Mediana	100,00	0,93	0,75	Mediana	78,95	0,73	0,46
Varianza	23,94	0,002	0,008	Varianza	119,20	0,0008	0,008

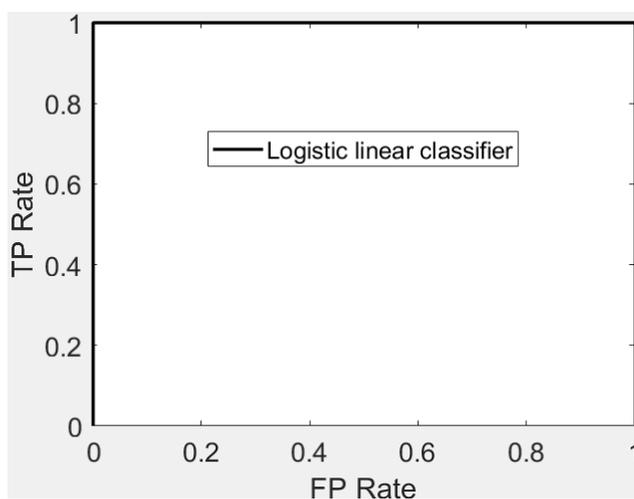


Figura 66: Curva ROC Loglc, PT, E1, G01

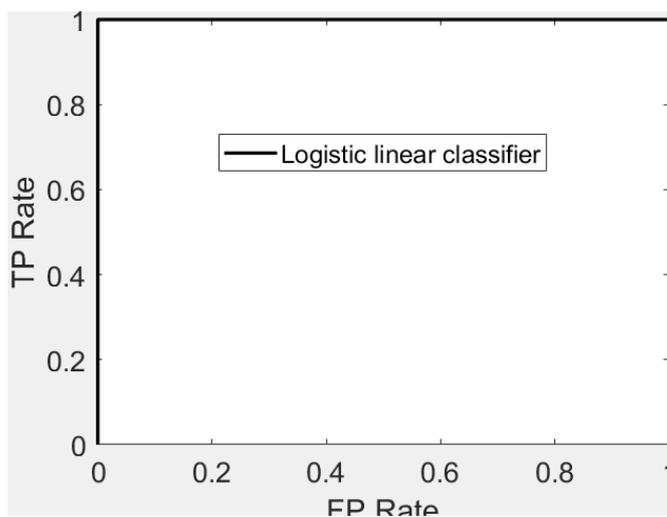


Figura 67: Curva ROC Loglc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 17: Resultados de Loglc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,66	0,70	0,43	Media	72,63	0,69	0,44
Mediana	71,88	0,70	0,43	Mediana	71,88	0,69	0,43
Varianza	33,59	0,0008	0,014	Varianza	28,63	0,0004	0,02

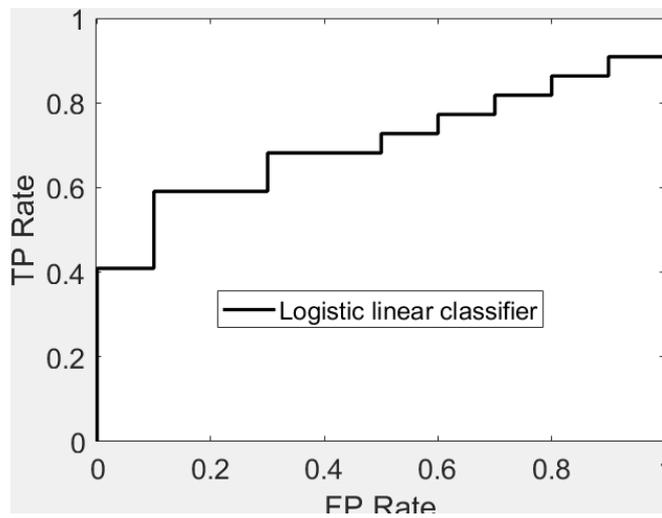


Figura 68: Curva ROC Loglc, PT, E0, G12

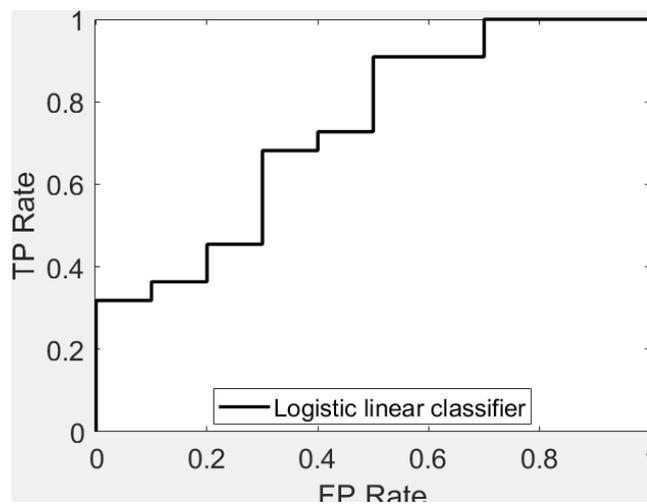


Figura 69: Curva ROC Loglc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 18: Resultados de Loglc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	100,00	0,89	0,35	Media	100,00	0,91	0,32
Mediana	100,00	0,89	0,32	Mediana	100,00	0,90	0,33
Varianza	0,000	0,0012	0,035	Varianza	0,000	0,003	0,017

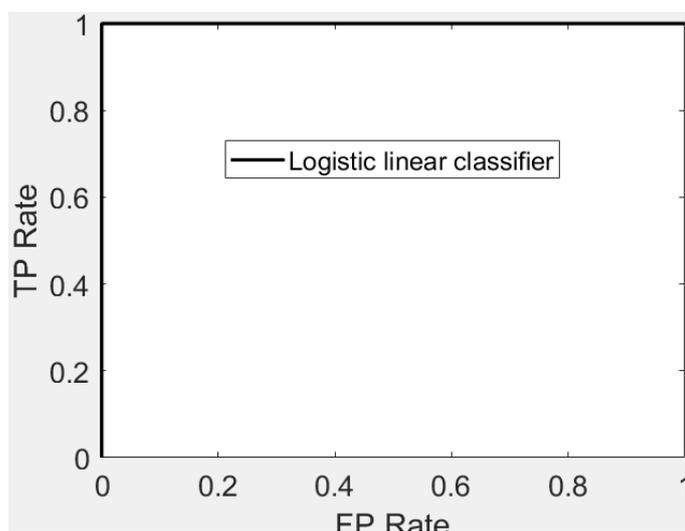


Figura 70: Curva ROC Loglc, PT, E1, G12

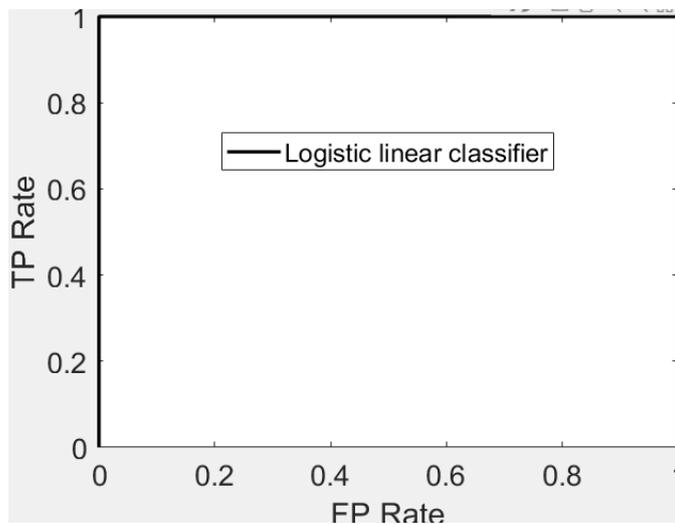


Figura 71: Curva ROC Loglc, TE, E1, G12

7.2.3 FISHERC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 19: Resultados de FisherC para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	82,22	0,79	0,83	Media	63,00	0,61	0,54
Mediana	82,43	0,79	0,84	Mediana	63,51	0,61	0,54
Varianza	16,26	0,0002	0,001	Varianza	18,19	0,0004	0,001

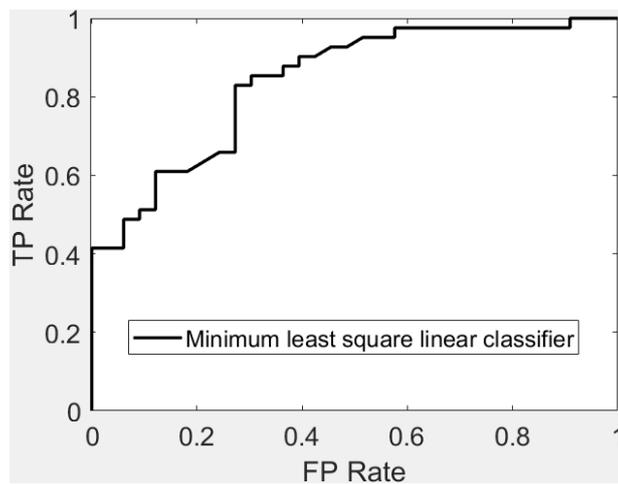


Figura 72: Curva ROC FisherC, PT, E0, G012

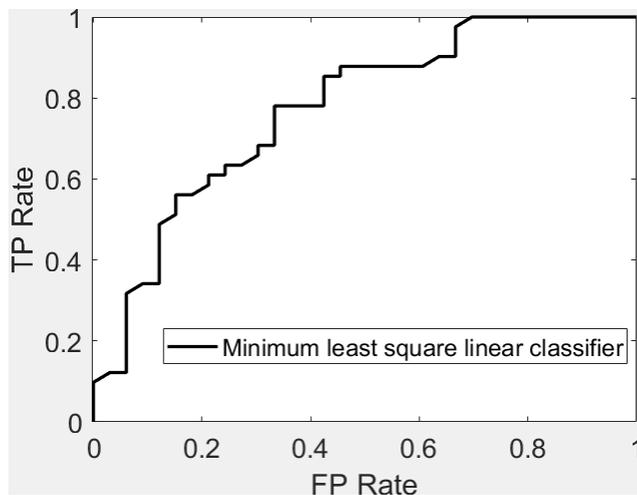


Figura 73: Curva ROC FisherC, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 20: Resultados de Fisher para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	92,95	0,89	0,82	Media	75,90	0,69	0,46
Mediana	95,00	0,90	0,83	Mediana	75,00	0,69	0,46
Varianza	23,28	0,001	0,009	Varianza	57,77	0,0007	0,010

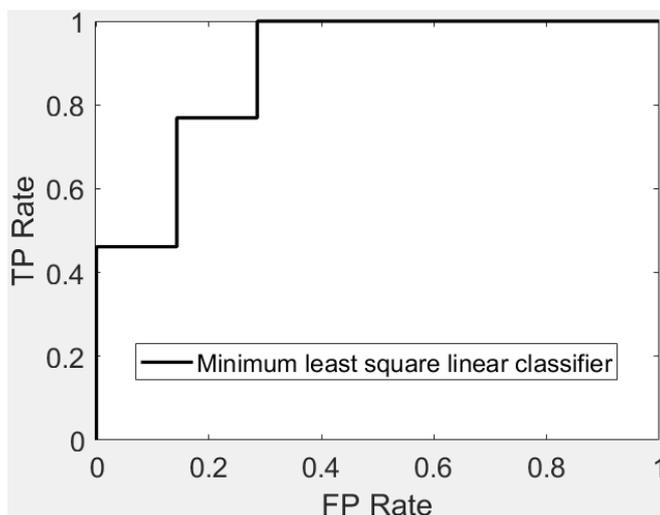


Figura 74: Curva ROC Fisher, PT, E1, G012

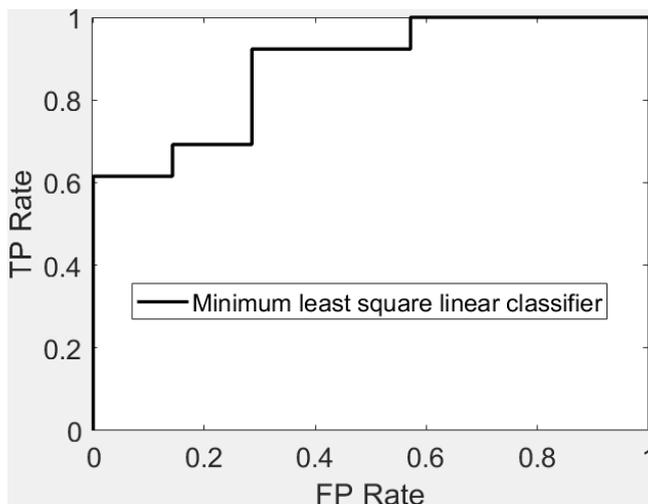


Figura 75: Curva ROC Fisher, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 21: Resultados de Fisher para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	82,65	0,82	0,79	Media	68,83	0,67	0,48
Mediana	82,54	0,82	0,79	Mediana	68,25	0,67	0,47
Varianza	15,95	0,0003	0,001	Varianza	13,16	0,0003	0,013

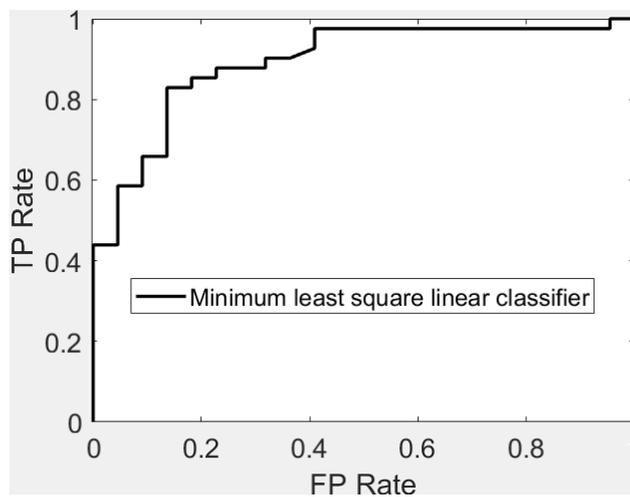


Figura 76: Curva ROC Fisher, PT, E0, G01

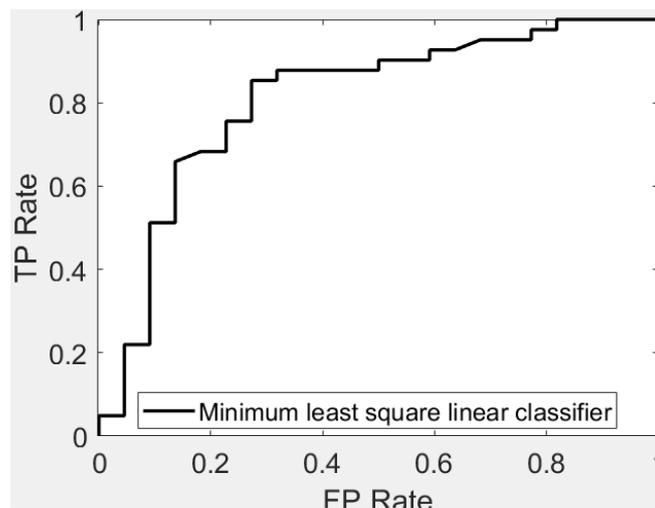


Figura 77: Curva ROC Fisher, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 22: Resultados de Fisher para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	93,11	0,92	0,80	Media	78,32	0,72	0,48
Mediana	94,74	0,92	0,79	Mediana	78,95	0,72	0,45
Varianza	30,61	0,0006	0,008	Varianza	58,92	0,0004	0,019

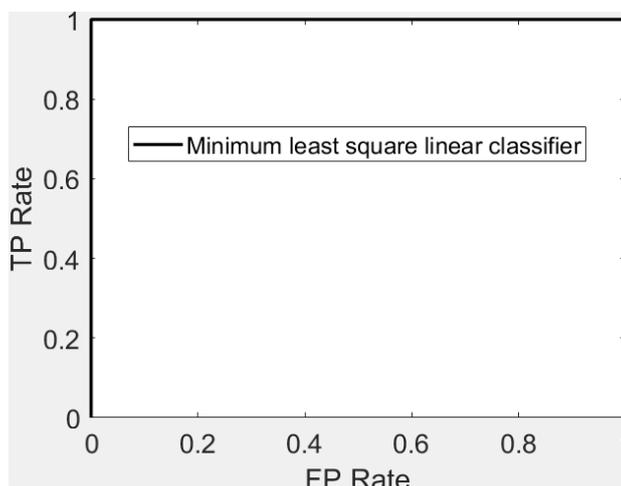


Figura 78: Curva ROC Fisher, PT, E1, G01

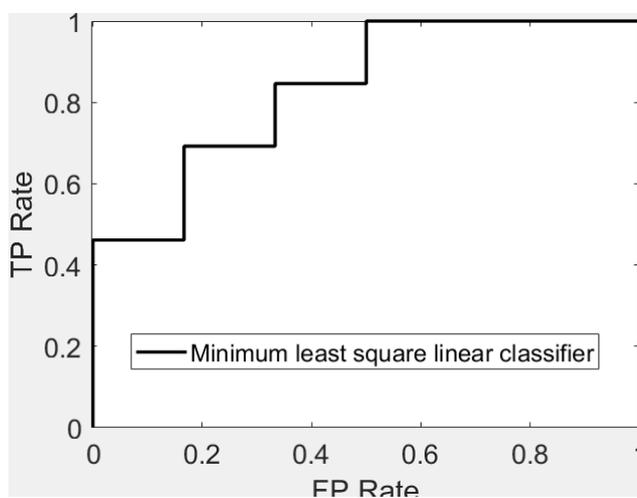


Figura 79: Curva ROC Fisher, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 23: Resultados de Fisher para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional			
	TE	S	E		TE	S	E	
Media	73,03	0,70	0,42		Media	72,72	0,69	0,43
Mediana	71,88	0,69	0,44		Mediana	71,88	0,69	0,43
Varianza	26,96	0,0006	0,022		Varianza	25,03	0,0003	0,02

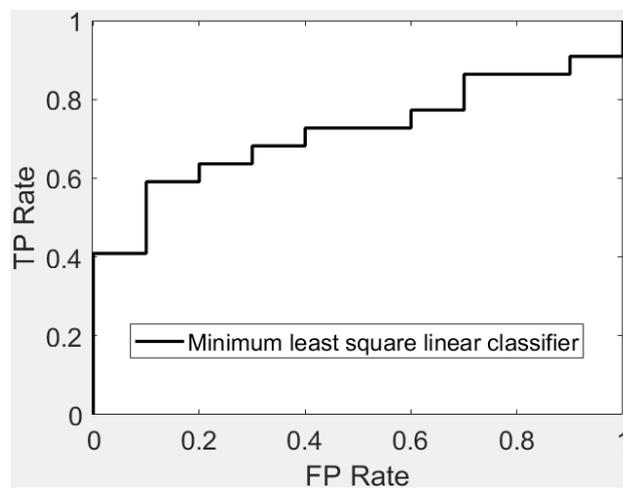


Figura 80: Curva ROC Fisher, PT, E0, G12

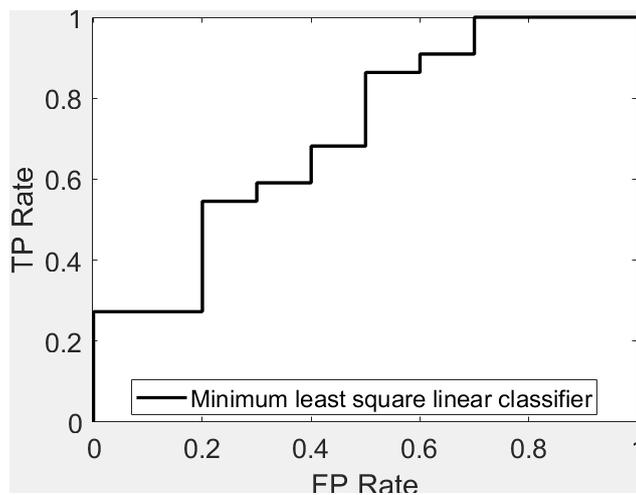


Figura 81: Curva ROC Fisher, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 24: Resultados de Fisher para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	99,86	0,89	0,33	Media	99,29	0,90	0,33
Mediana	100,00	0,88	0,29	Mediana	100,00	0,89	0,33
Varianza	2,04	0,0012	0,026	Varianza	9,79	0,003	0,024

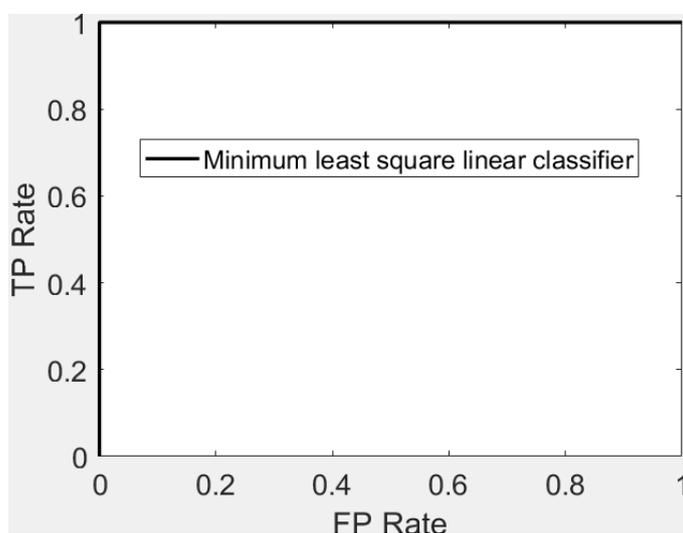


Figura 82: Curva ROC Fisher, PT, E1, G12

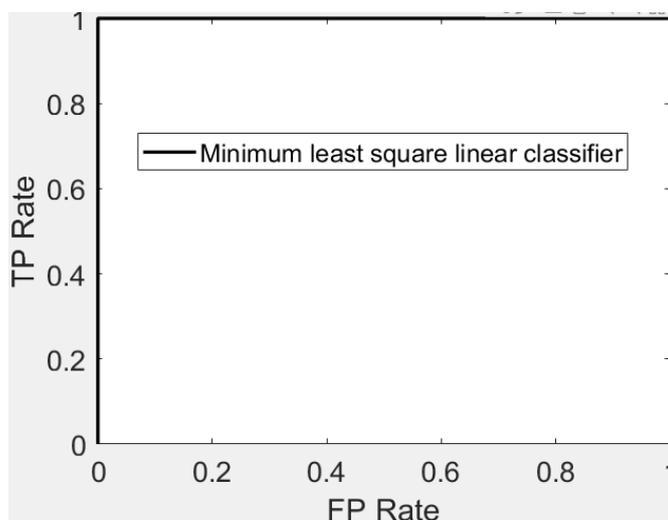


Figura 83: Curva ROC Fisher, TE, E1, G12

7.2.4 NMSC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 25: Resultados de Nmsc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,14	0,77	0,79	Media	58,81	0,59	0,50
Mediana	78,38	0,77	0,79	Mediana	58,11	0,59	0,50
Varianza	16,36	0,0002	0,001	Varianza	14,45	0,0002	0,001

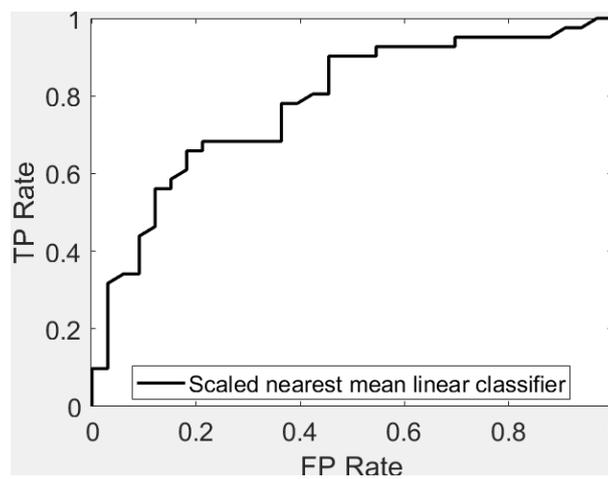


Figura 84: Curva ROC Nmsc, PT, E0, G012

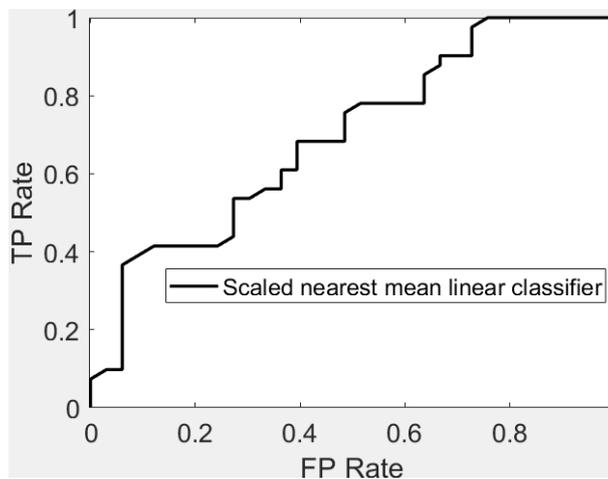


Figura 85: Curva ROC Nmsc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 26: Resultados de Nmsc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	84,50	0,87	0,71	Media	68,70	0,67	0,43
Mediana	85,00	0,87	0,70	Mediana	67,50	0,67	0,39
Varianza	50,85	0,0009	0,004	Varianza	40,21	0,0005	0,030

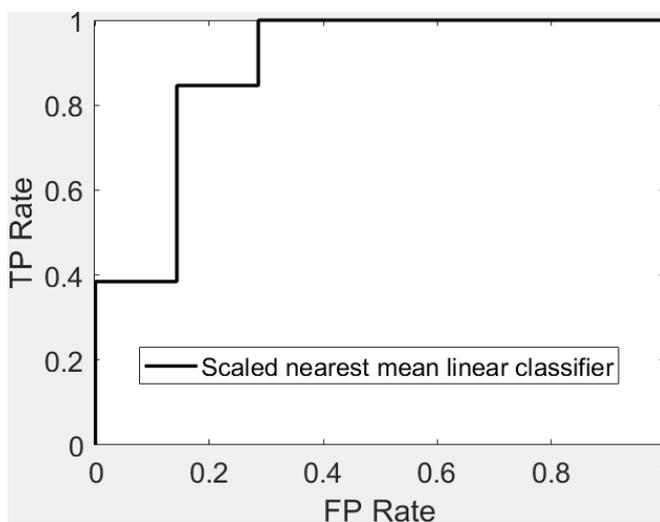


Figura 86: Curva ROC Nmsc, PT, E1, G012

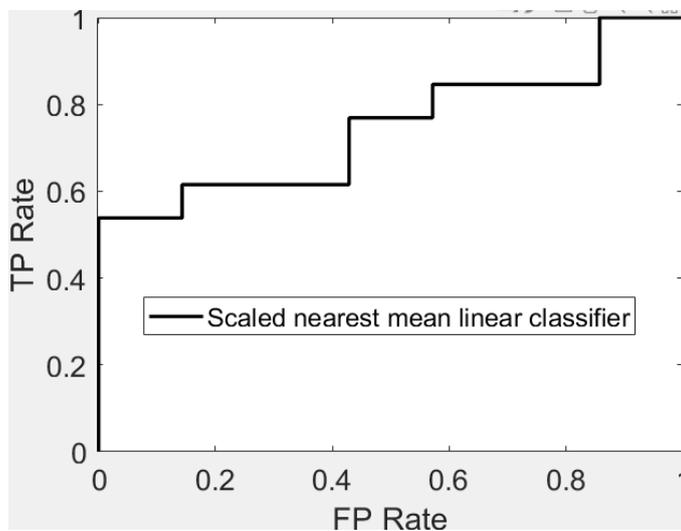


Figura 87: Curva ROC Nmsc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 27: Resultados de Nmsc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	80,08	0,81	0,76	Media	65,30	0,67	0,42
Mediana	80,95	0,82	0,76	Mediana	65,08	0,67	0,42
Varianza	15,75	0,0005	0,001	Varianza	9,83	0,0002	0,014

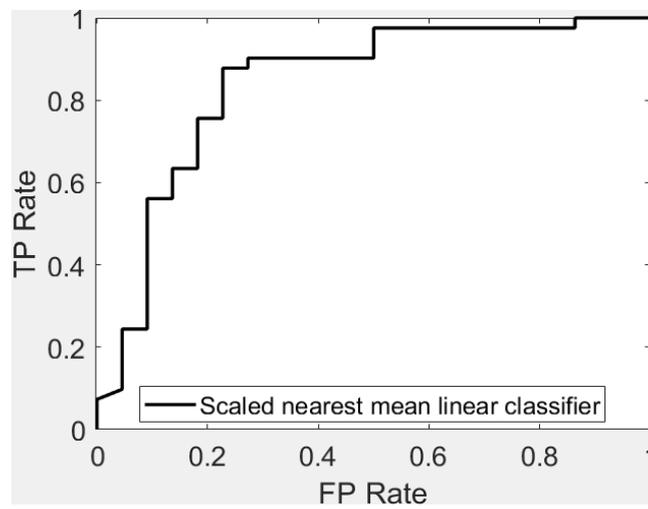


Figura 88: Curva ROC Nmsc, PT, E0, G01

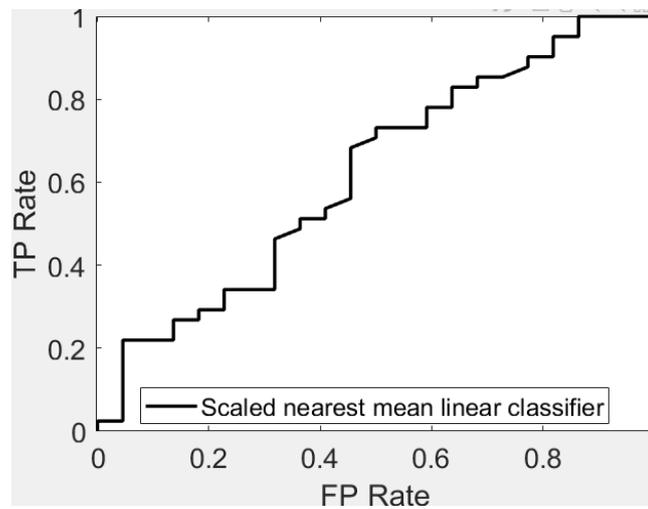


Figura 89: Curva ROC Nmsc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 28: Resultados de Nmsc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	83,89	0,89	0,70	Media	72,16	0,71	0,39
Mediana	84,21	0,89	0,69	Mediana	73,68	0,70	0,38
Varianza	42,43	0,0007	0,005	Varianza	47,18	0,0008	0,031

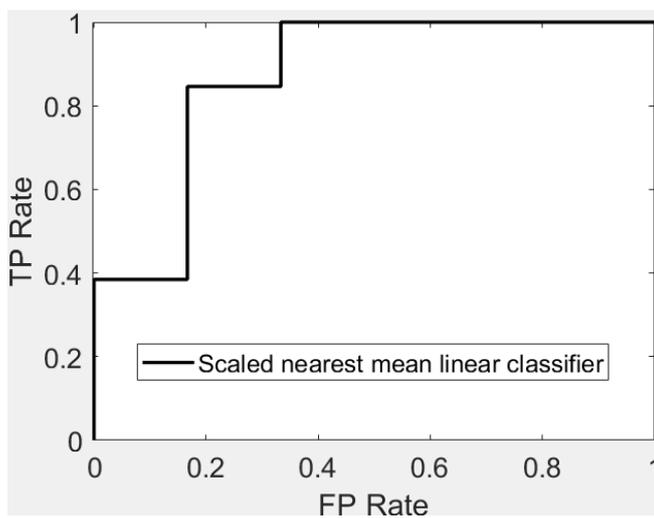


Figura 90: Curva ROC Nmsc, PT, E1, G01

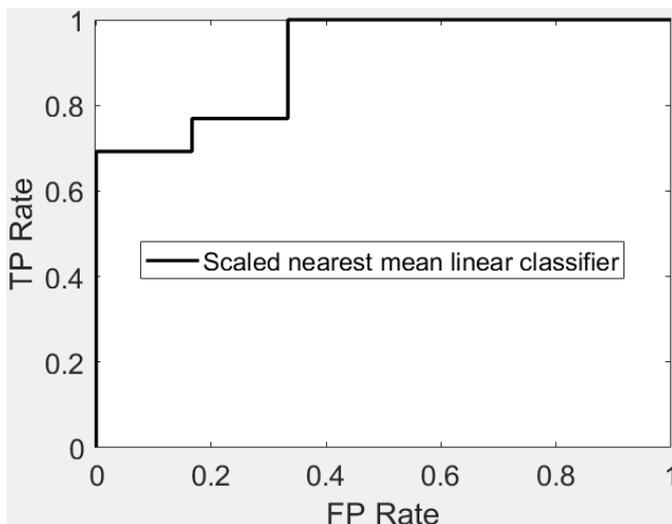


Figura 91: Curva ROC Nmsc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 29: Resultados de Nmsc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	71,47	0,71	0,45	Media	71,28	0,69	0,43
Mediana	71,88	0,72	0,48	Mediana	71,88	0,69	0,41
Varianza	16,90	0,0011	0,020	Varianza	22,63	0,0004	0,03

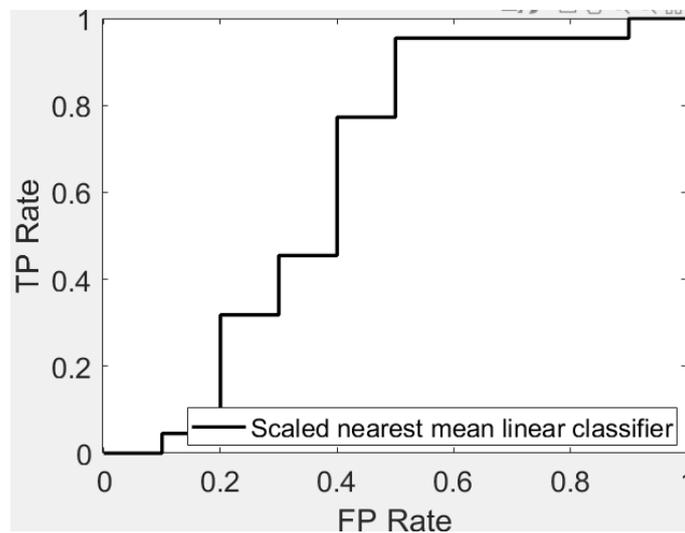


Figura 92: Curva ROC Nmsc, PT, E0, G12

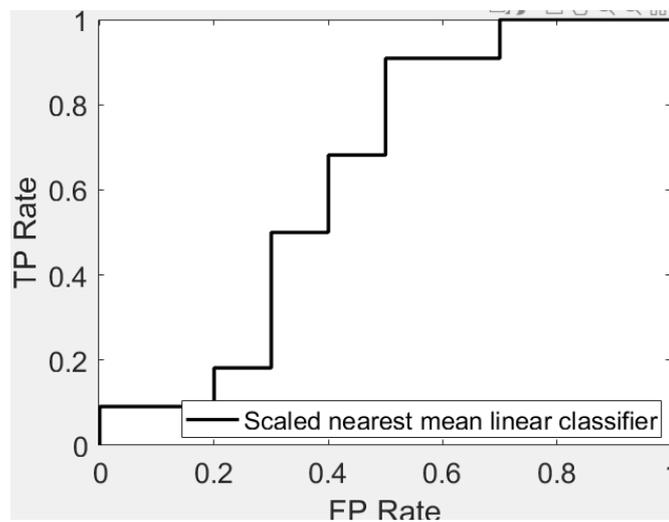


Figura 93: Curva ROC Nmsc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 30: Resultados de Nmsc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	93,57	0,87	0,35	Media	92,14	0,88	0,42
Mediana	100,00	0,87	0,29	Mediana	85,71	0,88	0,40
Varianza	75,76	0,0007	0,063	Varianza	63,39	0,0015	0,051

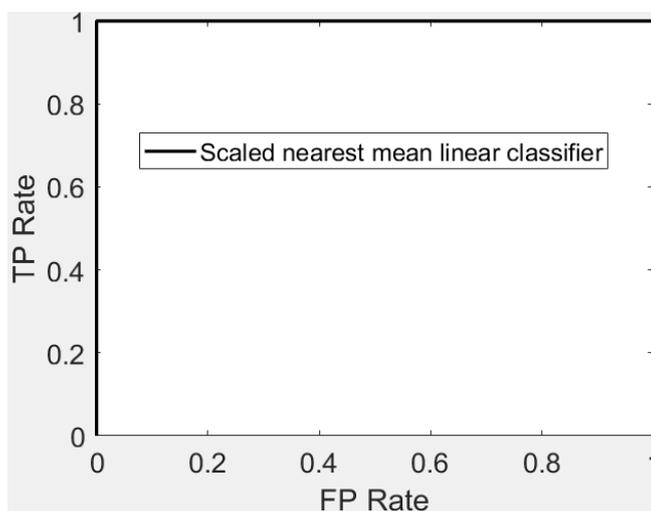


Figura 94: Curva ROC Nmsc, PT, E1, G12

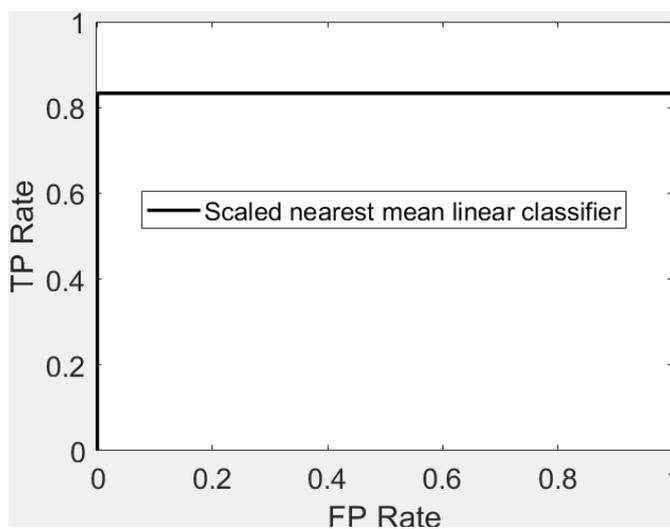


Figura 95: Curva ROC Nmsc, TE, E1, G12

7.2.5 POLYC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 31: Resultados de Polyc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,20	0,81	0,85	Media	59,02	0,62	0,63
Mediana	78,38	0,81	0,85	Mediana	59,46	0,62	0,63
Varianza	17,51	0,0001	0,001	Varianza	20,38	0,0001	0,001

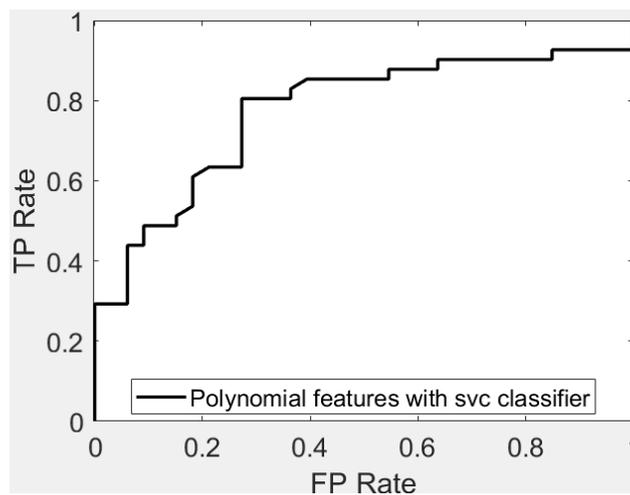


Figura 96: Curva ROC Polyc, PT, E0, G012

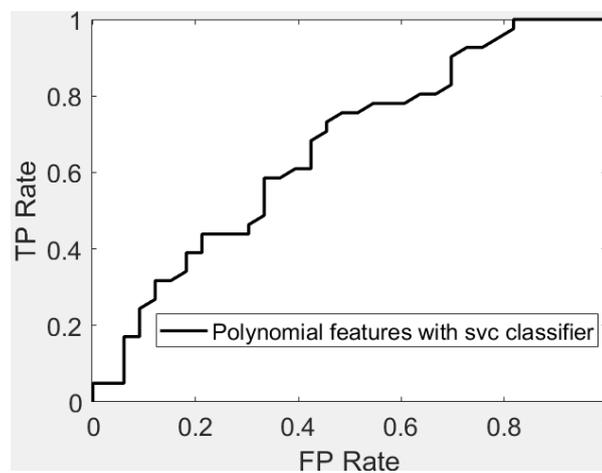


Figura 97: Curva ROC Polyc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 32: Resultados de Polyc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	88,05	0,92	0,93	Media	58,95	0,72	0,61
Mediana	87,50	0,92	0,95	Mediana	60,00	0,72	0,60
Varianza	33,22	0,0004	0,001	Varianza	59,24	0,0006	0,010

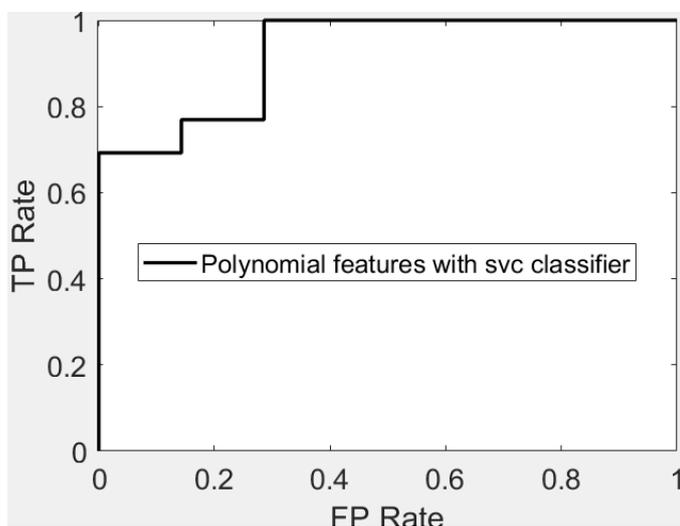


Figura 98: Curva ROC Polyc, PT, E1, G012

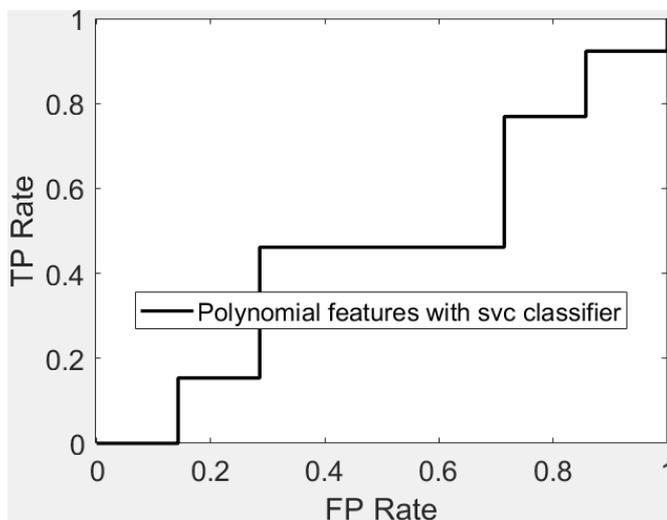


Figura 99: Curva ROC Polyc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 33: Resultados de Polyc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,30	0,85	0,82	Media	67,17	0,69	0,72
Mediana	79,37	0,85	0,82	Mediana	68,25	0,69	0,72
Varianza	16,64	0,0001	0,001	Varianza	18,42	0,0001	0,005

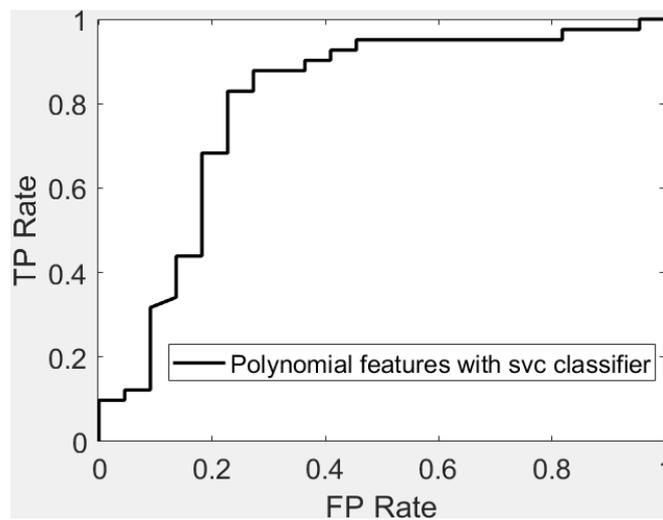


Figura 100: Curva ROC Polyc, PT, E0, G01

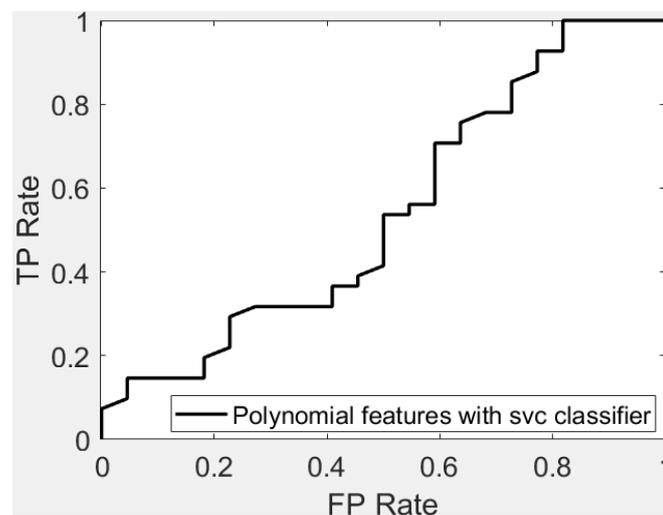


Figura 101: Curva ROC Polyc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 34: Resultados de Polyc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	86,16	0,93	0,92	Media	63,26	0,75	0,67
Mediana	89,47	0,94	0,94	Mediana	63,16	0,75	0,68
Varianza	75,91	0,0004	0,003	Varianza	76,10	0,0007	0,015

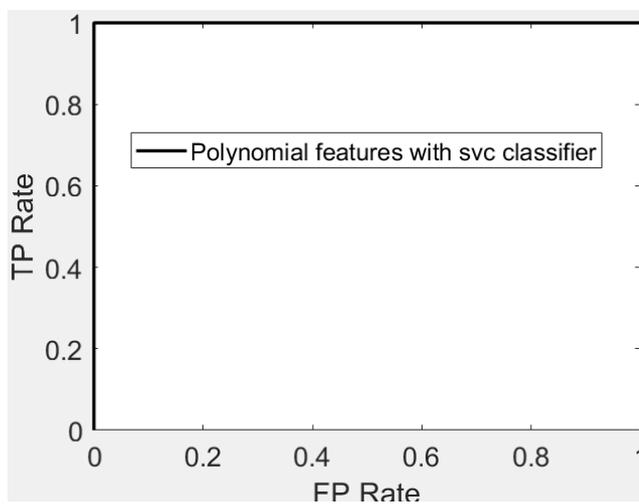


Figura 102: Curva ROC Polyc, PT, E1, G01

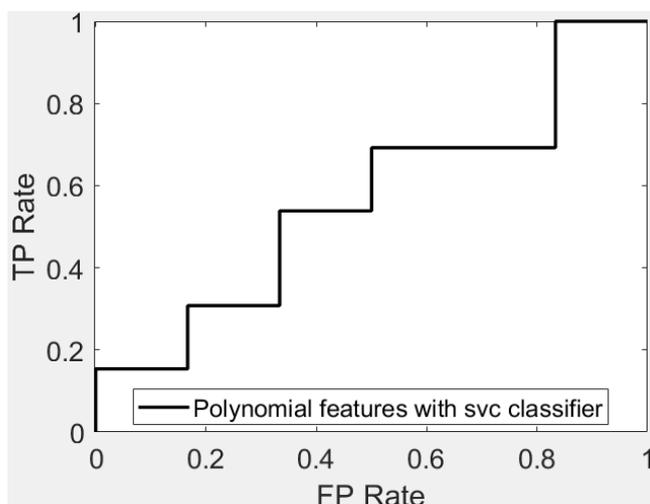


Figura 103: Curva ROC Polyc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 35: Resultados de Polyc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	63,41	0,71	0,64	Media	64,78	0,72	0,66
Mediana	65,63	0,70	0,62	Mediana	65,63	0,73	0,67
Varianza	24,32	0,0006	0,016	Varianza	34,47	0,0005	0,014

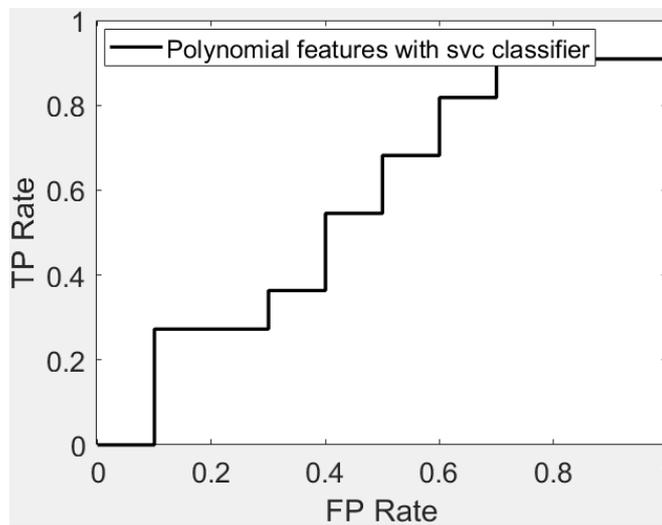


Figura 104: Curva ROC Polyc, PT, E0, G12

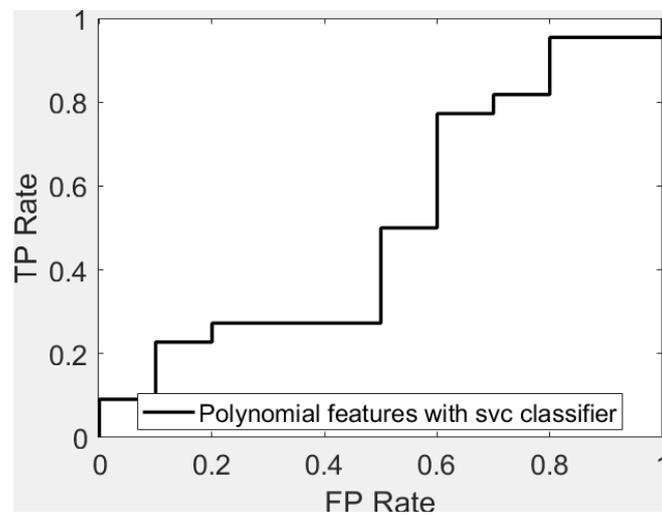


Figura 105: Curva ROC Polyc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 36: Resultados de Polyc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,29	0,90	0,74	Media	68,86	0,89	0,62
Mediana	85,71	0,91	0,67	Mediana	71,43	0,95	0,75
Varianza	111,71	0,001	0,049	Varianza	669,47	0,023	0,108

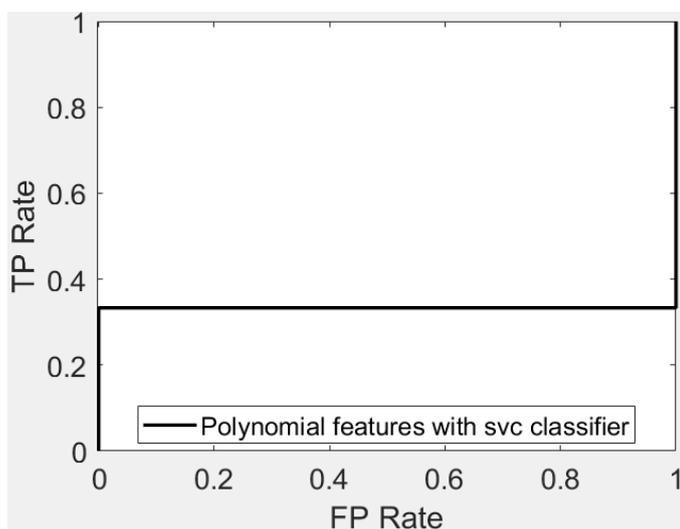


Figura 106: Curva ROC Polyc, PT, E1, G12

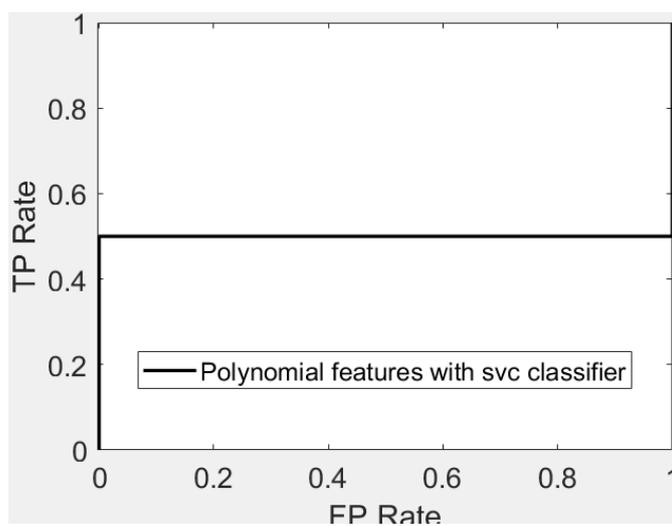


Figura 107: Curva ROC Polyc, TE, E1, G12

7.2.6 LDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 37: Resultados de Ldc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,97	0,74	0,79	Media	57,87	0,62	0,56
Mediana	74,32	0,74	0,79	Mediana	58,11	0,62	0,57
Varianza	24,15	0,0002	0,001	Varianza	28,29	0,0001	0,0005

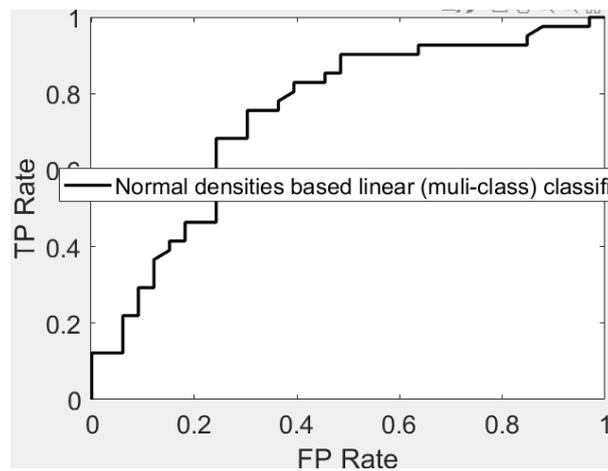


Figura 108: Curva ROC Ldc, PT, E0, G012

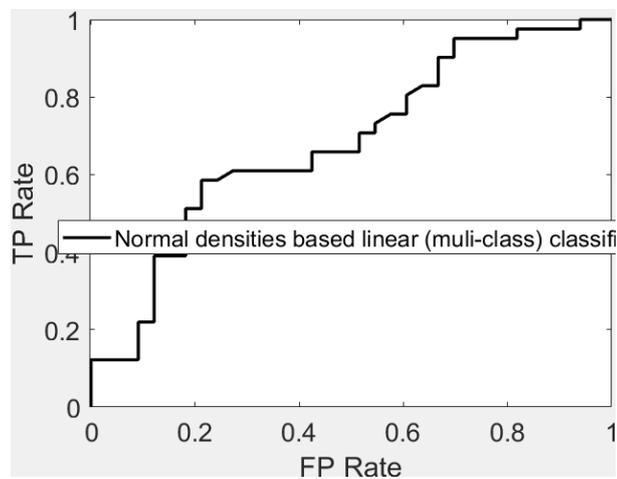


Figura 109: Curva ROC Ldc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 38: Resultados de Ldc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	84,05	0,86	0,90	Media	60,05	0,70	0,56
Mediana	85,00	0,87	0,90	Mediana	60,00	0,69	0,54
Varianza	47,62	0,0005	0,003	Varianza	85,58	0,0003	0,010

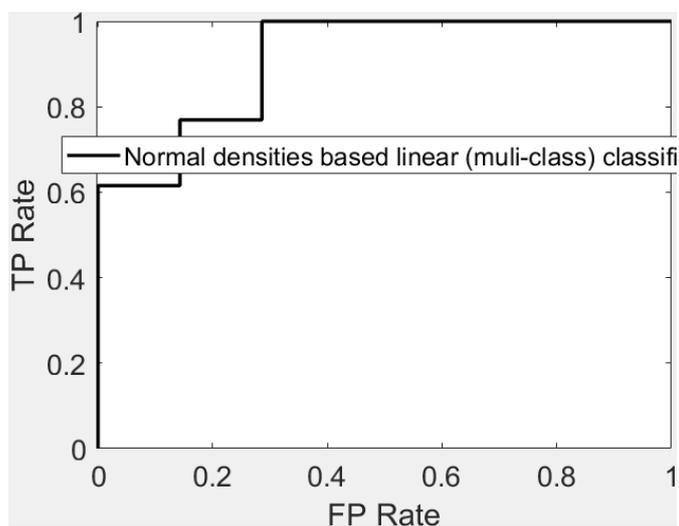


Figura 110: Curva ROC Ldc, PT, E1, G012

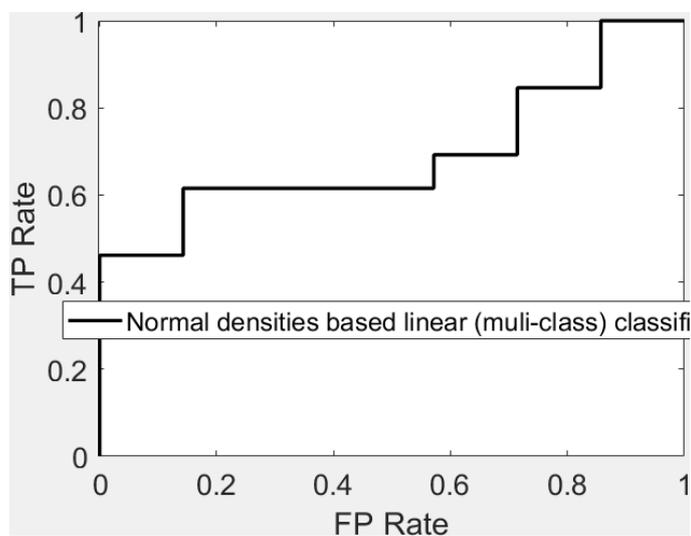


Figura 111: Curva ROC Ldc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 39: Resultados de Ldc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,86	0,74	0,78	Media	64,19	0,67	0,57
Mediana	74,60	0,75	0,80	Mediana	65,08	0,66	0,58
Varianza	15,75	0,0002	0,003	Varianza	11,27	0,0001	0,013

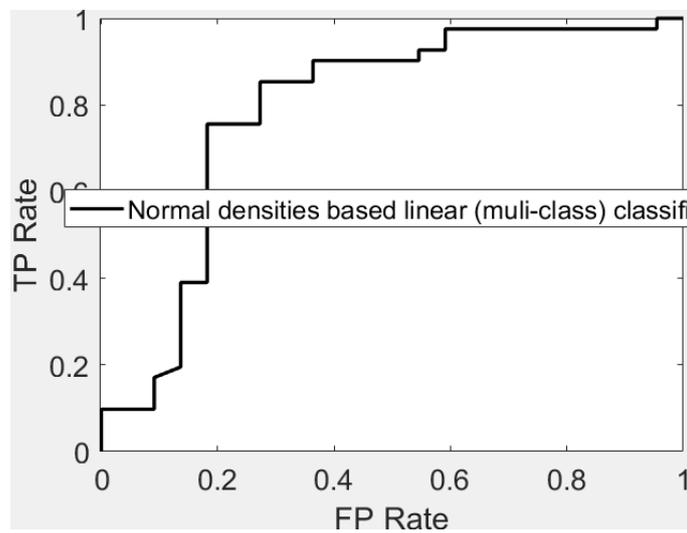


Figura 112: Curva ROC Ldc, PT, E0, G01

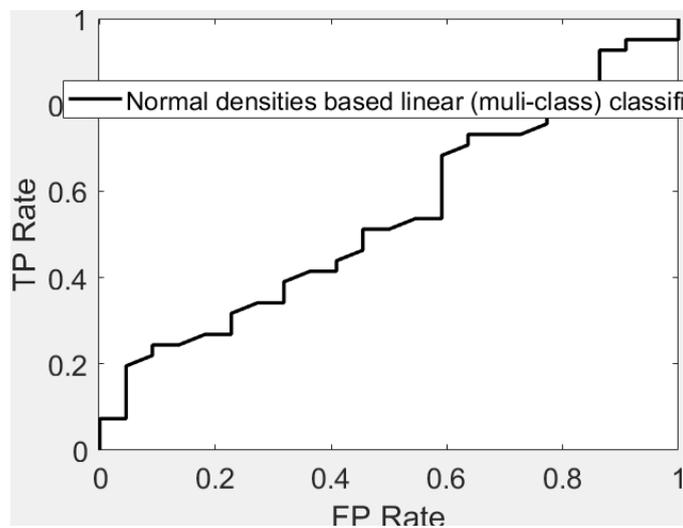


Figura 113: Curva ROC Ldc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 40: Resultados de Ldc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	82,42	0,86	0,88	Media	64,79	0,73	0,63
Mediana	84,21	0,87	0,92	Mediana	68,42	0,72	0,67
Varianza	57,20	0,0007	0,003	Varianza	92,73	0,0003	0,029

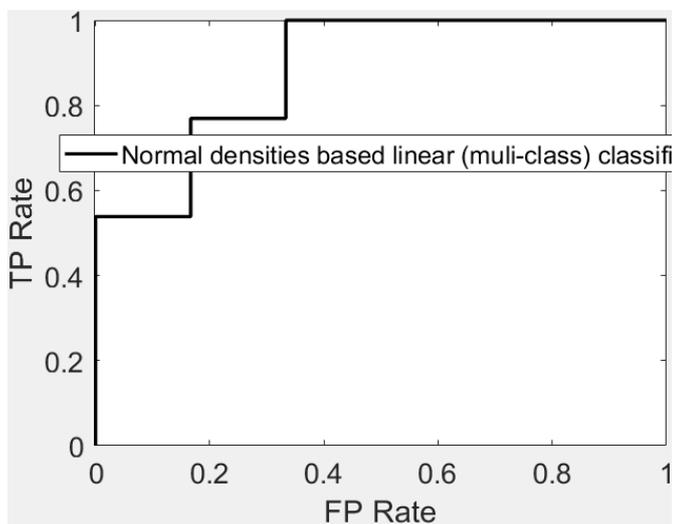


Figura 114: Curva ROC Ldc, PT, E1, G01

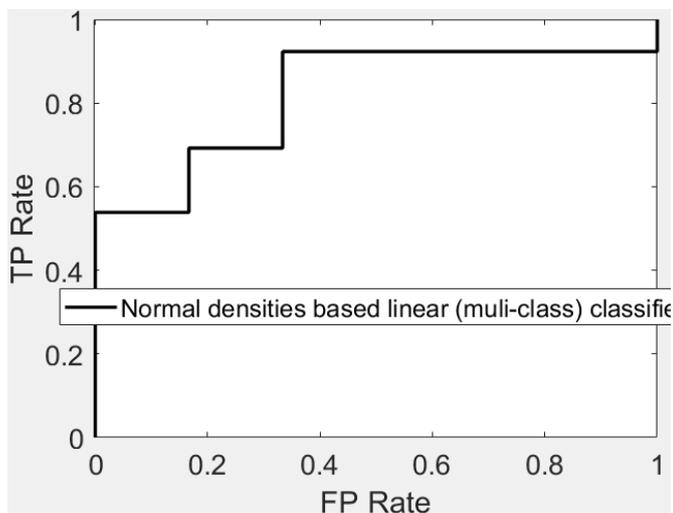


Figura 115: Curva ROC Ldc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 41: Resultados de Ldc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	65,81	0,68	0,38	Media	65,44	0,68	0,47
Mediana	68,75	0,68	0,43	Mediana	65,63	0,68	0,43
Varianza	17,53	0,0001	0,075	Varianza	13,38	0,0001	0,059

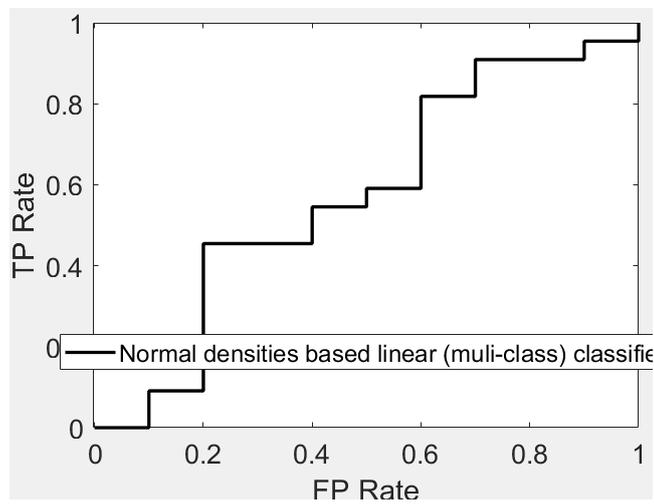


Figura 116: Curva ROC Ldc, PT, E0, G12

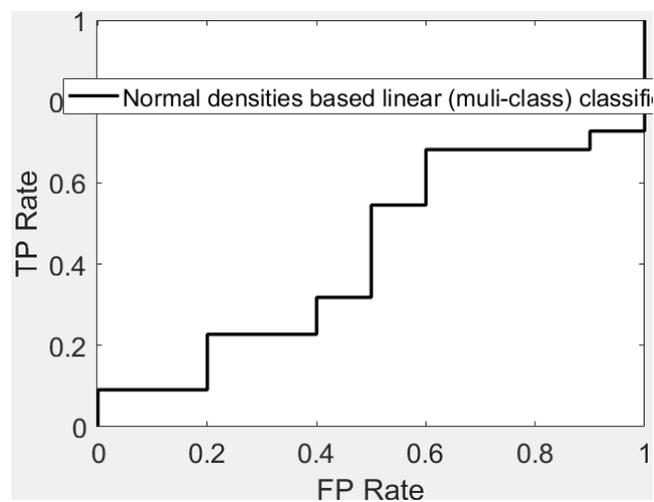


Figura 117: Curva ROC Ldc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 42: Resultados de Ldc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	74,00	0,75	0,25	Media	78,71	0,88	0,50
Mediana	71,43	0,84	0,25	Mediana	85,71	0,87	0,50
Varianza	178,85	0,0008	0,064	Varianza	125,73	0,0009	0,033

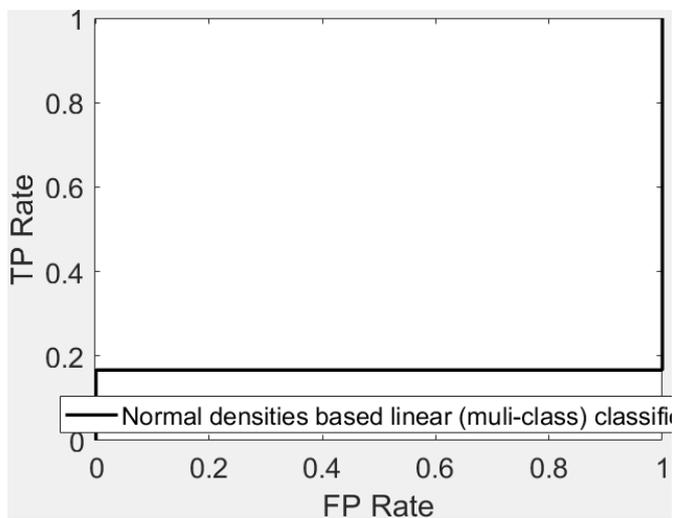


Figura 118: Curva ROC Ldc, PT, E1, G12

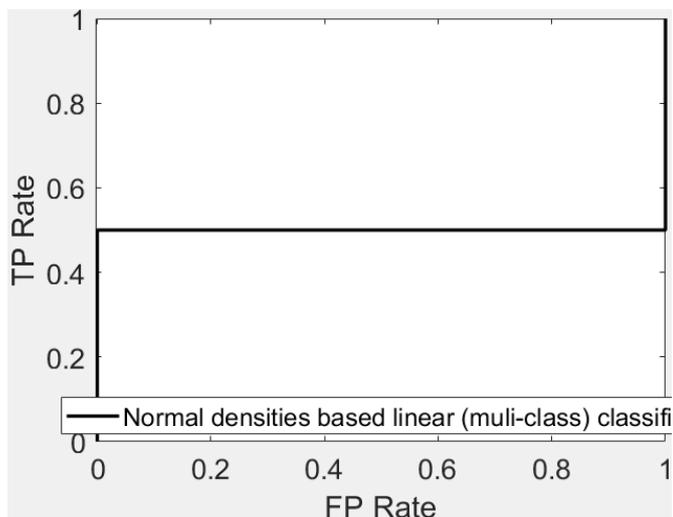


Figura 119: Curva ROC Ldc, TE, E1, G12

7.2.7 QDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 43: Resultados de Qdc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	76,76	0,80	0,77	Media	54,10	0,63	0,54
Mediana	77,03	0,80	0,77	Mediana	54,05	0,63	0,54
Varianza	20,36	0,0001	0,001	Varianza	30,60	0,0002	0,001

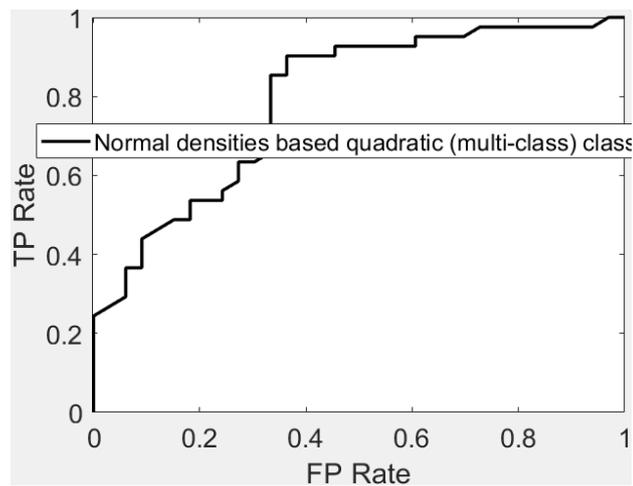


Figura 120: Curva ROC Qdc, PT, E0, G012

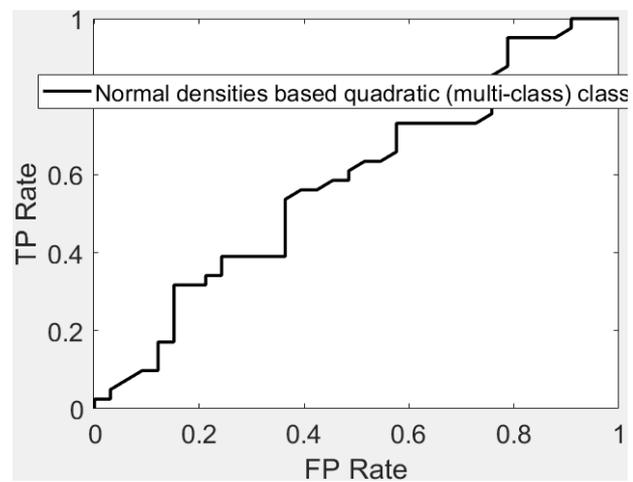


Figura 121: Curva ROC Qdc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 44: Resultados de Qdc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	85,55	0,92	0,88	Media	52,20	0,71	0,49
Mediana	85,00	0,93	0,88	Mediana	50,00	0,70	0,47
Varianza	60,05	0,0004	0,003	Varianza	92,59	0,0008	0,006

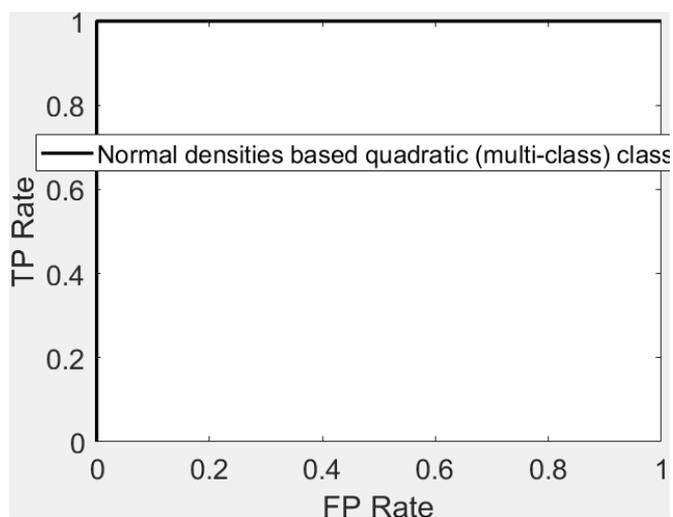


Figura 122: Curva ROC Qdc, PT, E1, G012

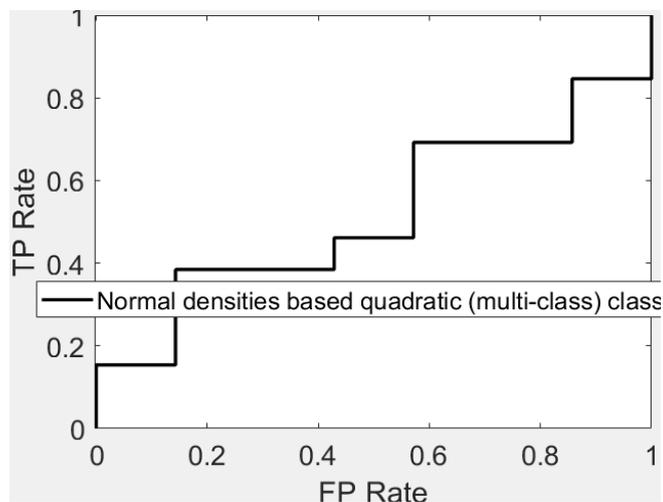


Figura 123: Curva ROC Qdc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 45: Resultados de Qdc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,13	0,84	0,74	Media	58,54	0,69	0,48
Mediana	77,78	0,84	0,74	Mediana	58,73	0,69	0,46
Varianza	18,20	0,0001	0,001	Varianza	30,30	0,0003	0,004

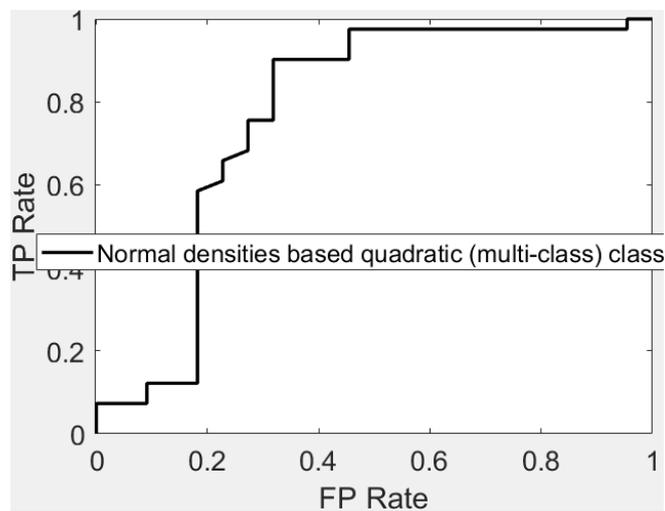


Figura 124: Curva ROC Qdc, PT, E0, G01

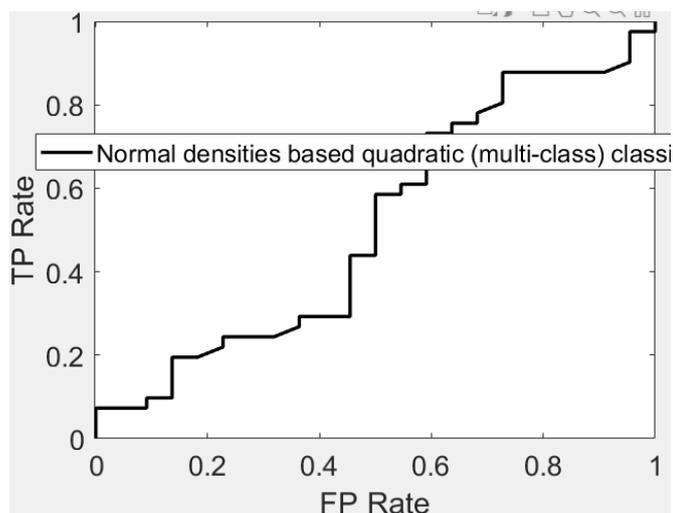


Figura 125: Curva ROC Qdc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 46: Resultados de Qdc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	85,11	0,94	0,88	Media	58,68	0,75	0,52
Mediana	84,21	0,94	0,89	Mediana	57,89	0,75	0,50
Varianza	48,72	0,0005	0,003	Varianza	136,76	0,0008	0,010

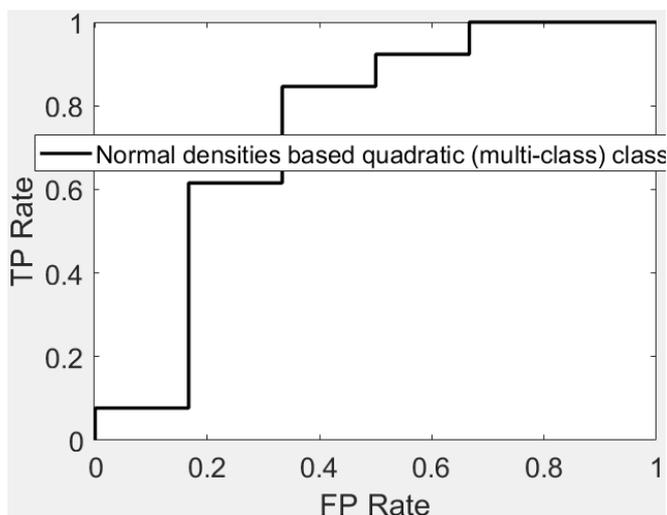


Figura 126: Curva ROC Qdc, PT, E1, G01

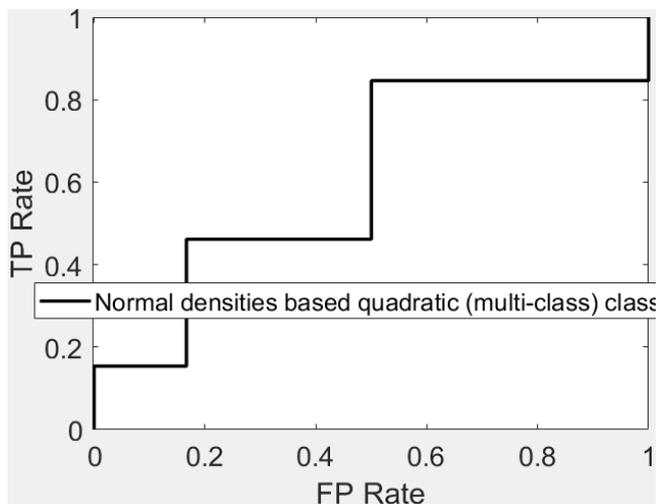


Figura 127: Curva ROC Qdc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 47: Resultados de Qdc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	60,69	0,74	0,53	Media	59,38	0,72	0,51
Mediana	62,50	0,74	0,54	Mediana	59,38	0,71	0,50
Varianza	62,58	0,0009	0,005	Varianza	36,30	0,0006	0,005

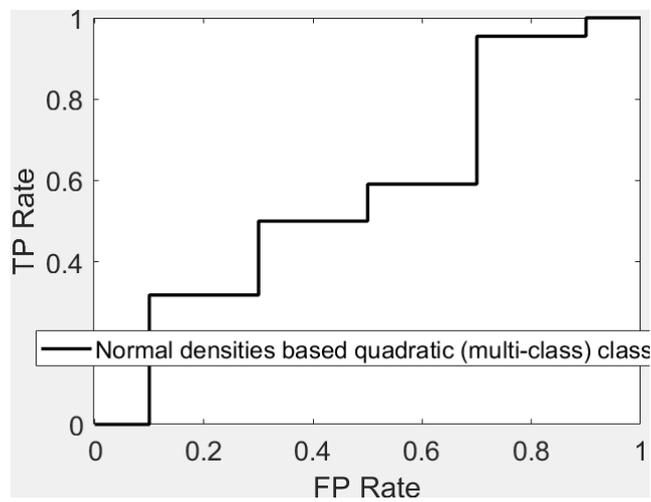


Figura 128: Curva ROC Qdc, PT, E0, G12

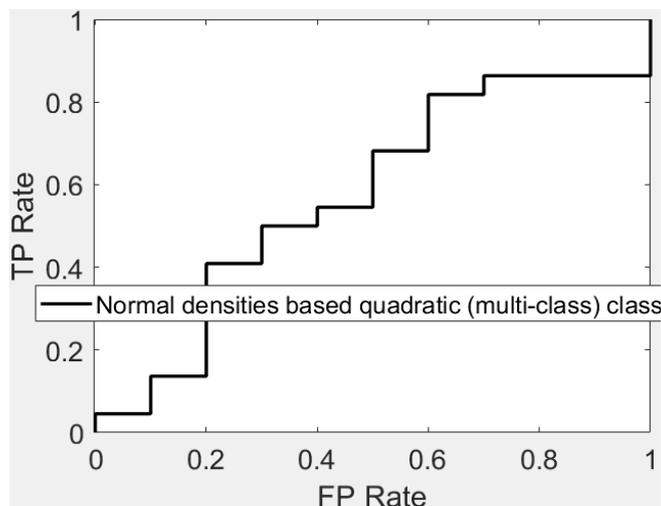


Figura 129: Curva ROC Qdc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 48: Resultados de Qdc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,14	0,92	0,83	Media	76,86	0,85	0,41
Mediana	85,71	0,91	1,00	Mediana	85,71	0,84	0,50
Varianza	154,42	0,0005	0,039	Varianza	114,53	0,0003	0,069

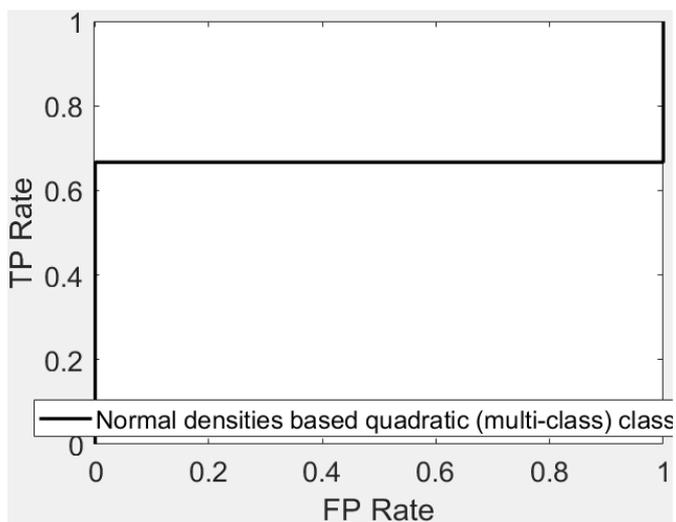


Figura 130: Curva ROC Qdc, PT, E1, G12

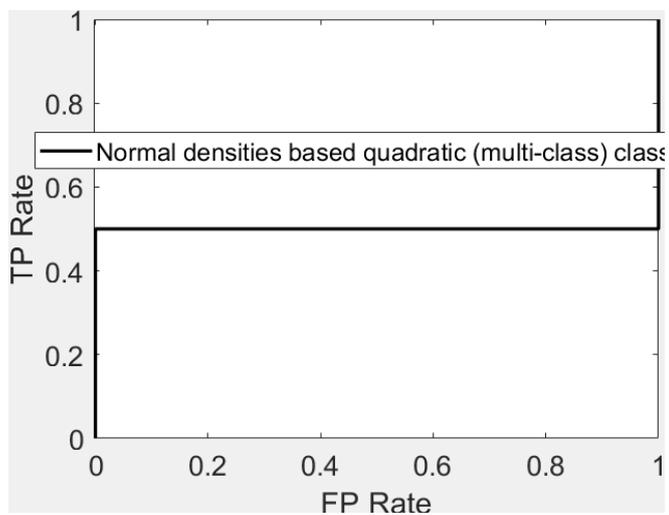


Figura 131: Curva ROC Qdc, TE, E1, G12

7.2.8 Nmc

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 49: Resultados de Nmc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	62,59	0,74	0,57	Media	53,54	0,60	0,48
Mediana	62,16	0,74	0,57	Mediana	54,05	0,59	0,48
Varianza	20,69	0,0001	0,0002	Varianza	23,86	0,00001	0,00001

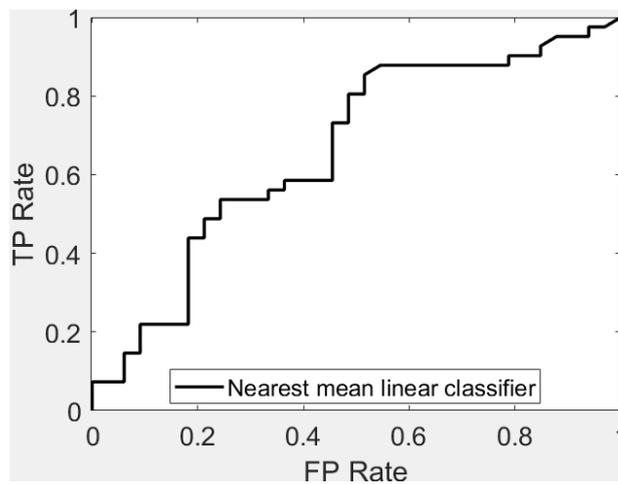


Figura 132: Curva ROC Nmc, PT, E0, G012

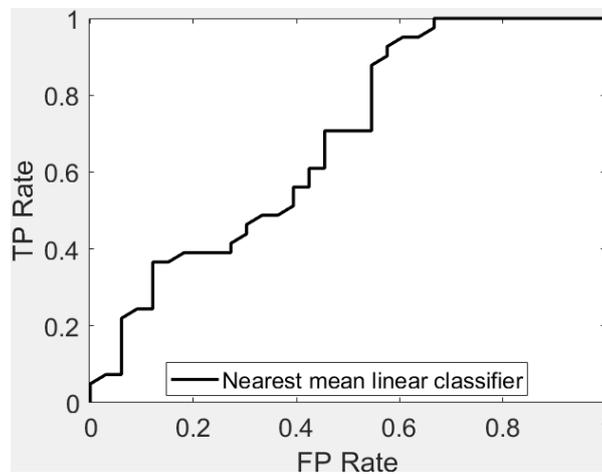


Figura 133: Curva ROC Nmc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 50: Resultados de Nmc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	62,30	0,82	0,52	Media	41,05	0,64	0,35
Mediana	60,00	0,82	0,51	Mediana	40,00	0,62	0,32
Varianza	103,08	0,0017	0,0009	Varianza	65,81	0,0008	0,0008

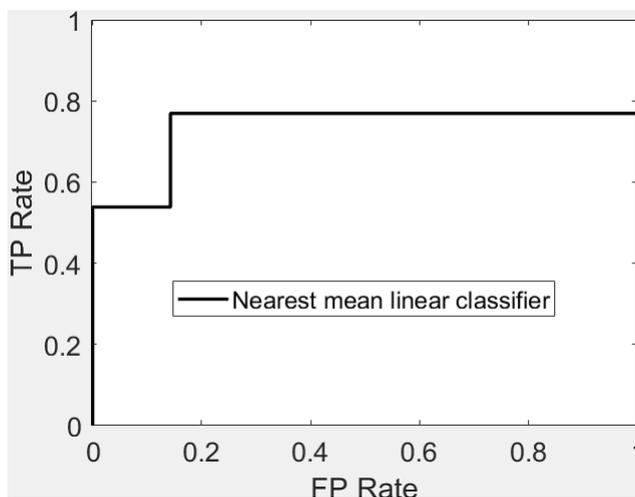


Figura 134: Curva ROC Nmc, PT, E1, G012

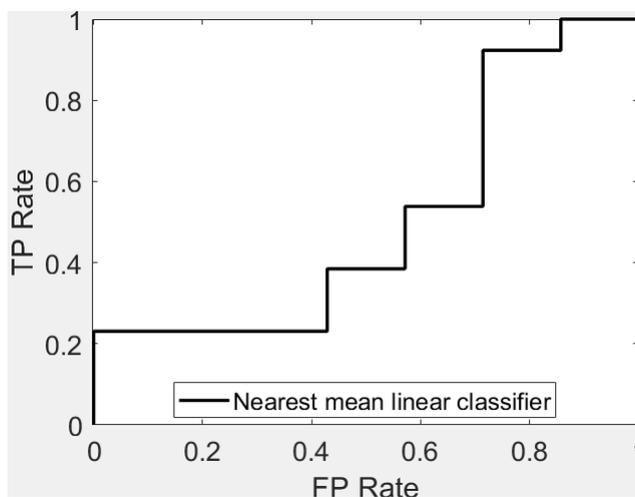


Figura 135: Curva ROC Nmc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 51: Resultados de Nmc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	57,79	0,79	0,46	Media	51,87	0,68	0,38
Mediana	57,14	0,79	0,46	Mediana	52,38	0,68	0,38
Varianza	25,86	0,0001	0,0001	Varianza	32,11	0,0001	0,0001

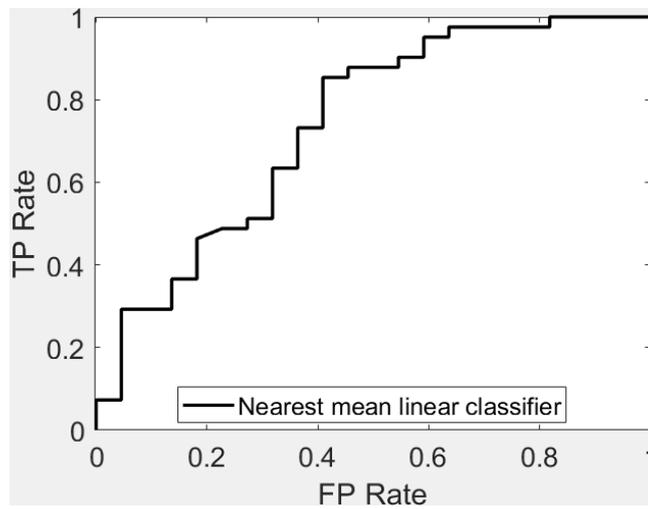


Figura 136: Curva ROC Nmc, PT, E0, G01

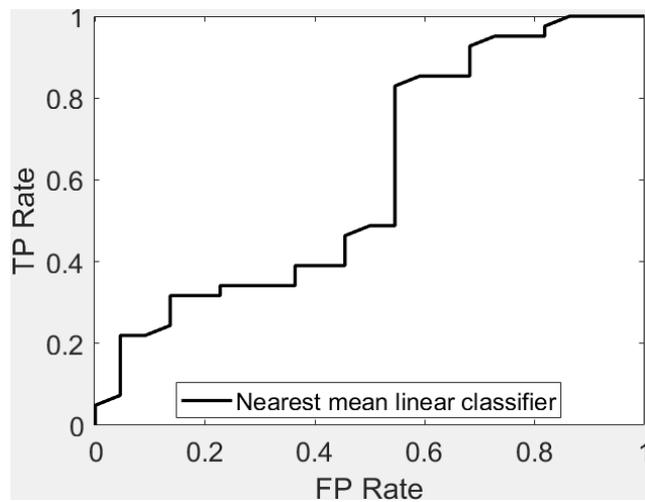


Figura 137: Curva ROC Nmc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 52: Resultados de Nmc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	61,89	0,85	0,48	Media	48,32	0,72	0,35
Mediana	63,16	0,85	0,47	Mediana	47,47	0,74	0,36
Varianza	101,92	0,0014	0,0008	Varianza	109,90	0,0015	0,0015

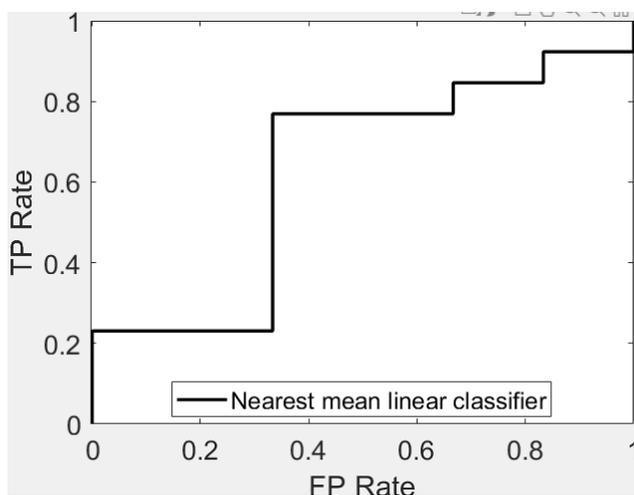


Figura 138: Curva ROC Nmc, PT, E1, G01

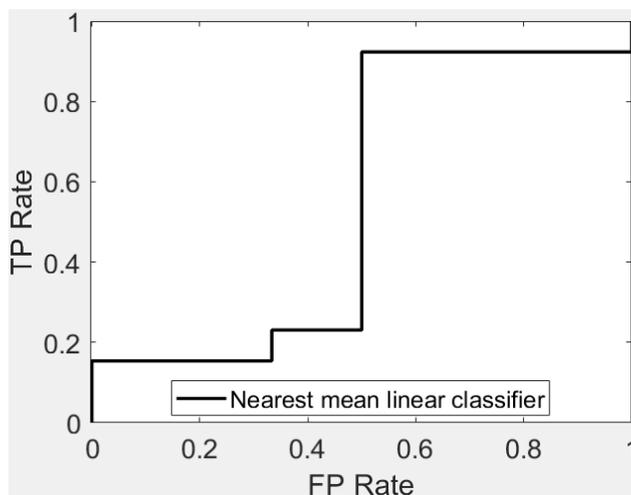


Figura 139: Curva ROC Nmc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 53: Resultados de Nmc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	49,81	0,72	0,36	Media	46,38	0,68	0,33
Mediana	50,00	0,72	0,36	Mediana	46,88	0,68	0,33
Varianza	63,69	0,0007	0,0003	Varianza	37,43	0,00005	0,00004

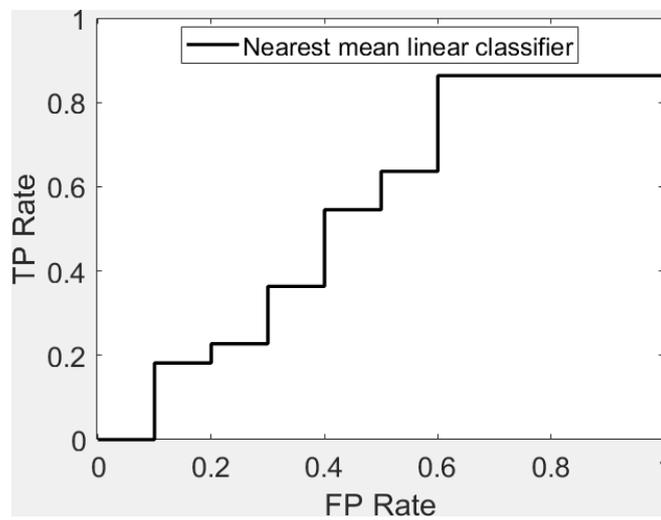


Figura 140: Curva ROC Nmc, PT, E0, G12

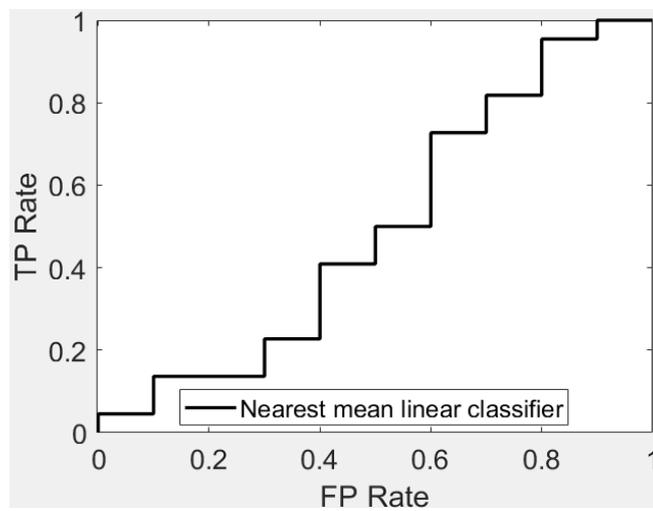


Figura 141: Curva ROC Nmc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 54: Resultados de Nmc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	40,57	0,85	0,19	Media	62,00	0,92	0,26
Mediana	42,86	0,87	0,20	Mediana	57,14	0,92	0,25
Varianza	349,30	0,002	0,003	Varianza	260,65	0,00001	0,0002

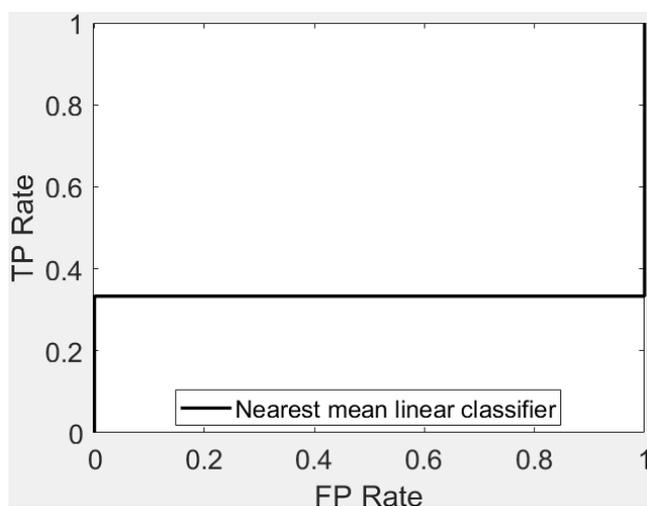


Figura 142: Curva ROC Nmc, PT, E1, G12

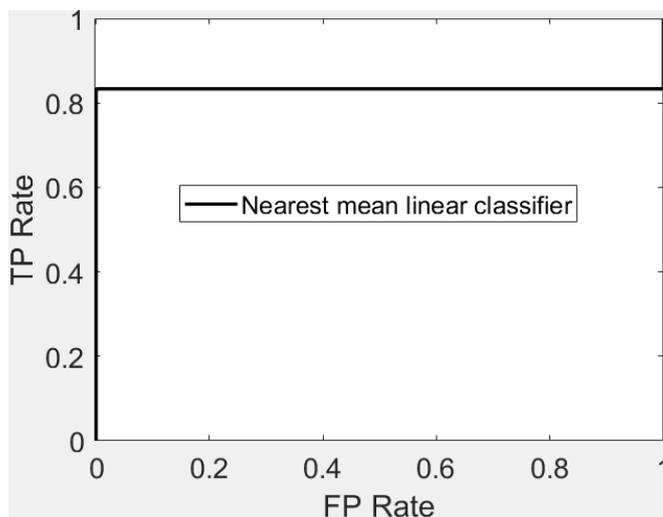


Figura 143: Curva ROC Nmc, TE, E1, G12

7.2.9 QUADRC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 55: Resultados de Quadrc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	75,28	0,81	0,74	Media	52,38	0,65	0,52
Mediana	75,68	0,81	0,73	Mediana	52,70	0,65	0,51
Varianza	21,56	0,0001	0,002	Varianza	28,24	0,0006	0,0004

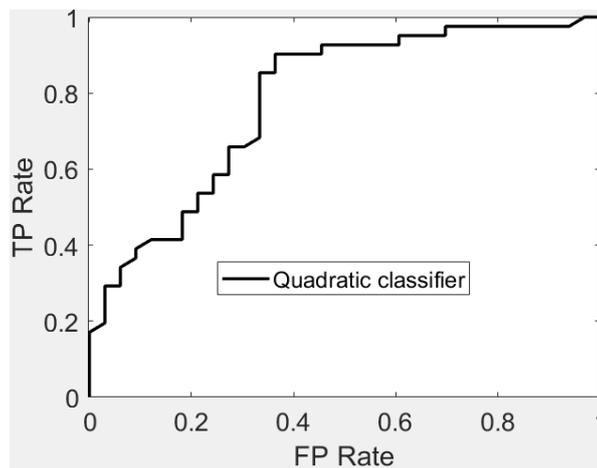


Figura 144: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G012

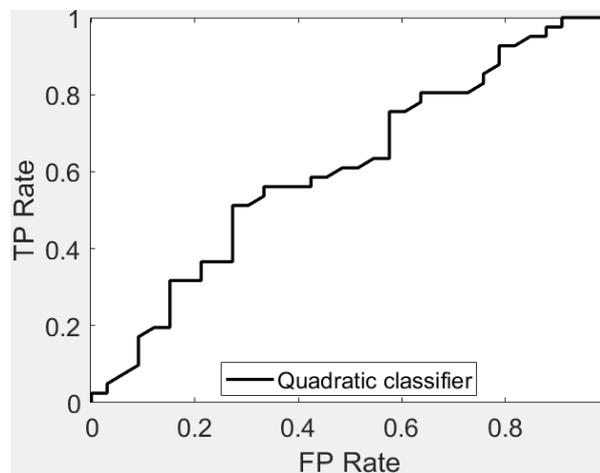


Figura 145: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 56: Resultados de Quadrc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	83,15	0,94	0,82	Media	47,55	0,74	0,43
Mediana	85,00	0,93	0,82	Mediana	50,00	0,73	0,43
Varianza	62,45	0,0005	0,005	Varianza	71,46	0,003	0,001

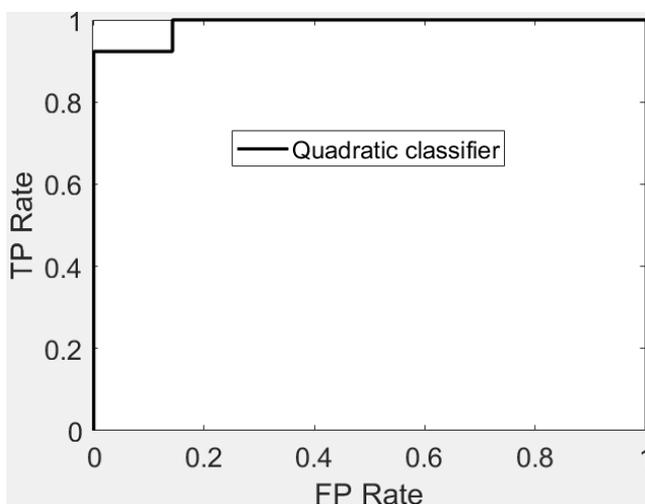


Figura 146: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G012

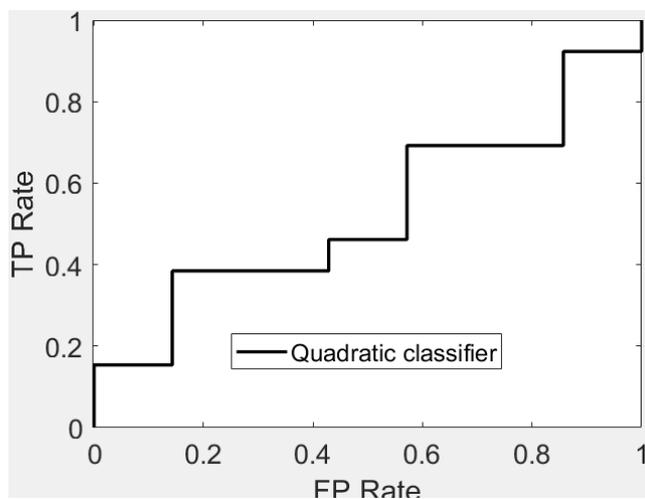


Figura 147: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 57: Resultados de Quadrc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	74,02	0,87	0,65	Media	48,19	0,73	0,41
Mediana	74,60	0,87	0,64	Mediana	47,62	0,73	0,40
Varianza	24,09	0,0002	0,001	Varianza	27,97	0,0006	0,0003

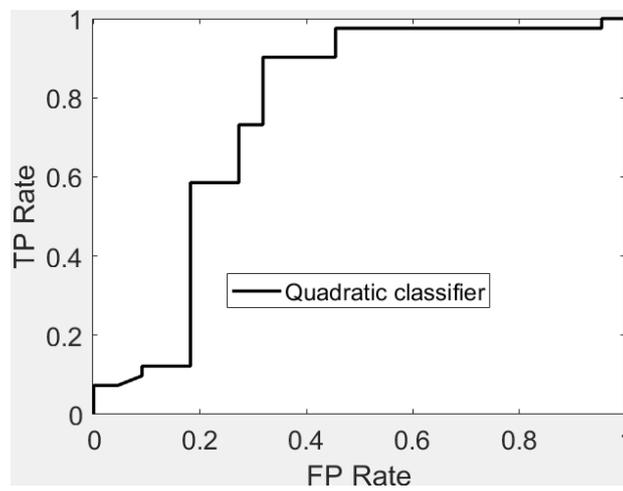


Figura 148: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G01

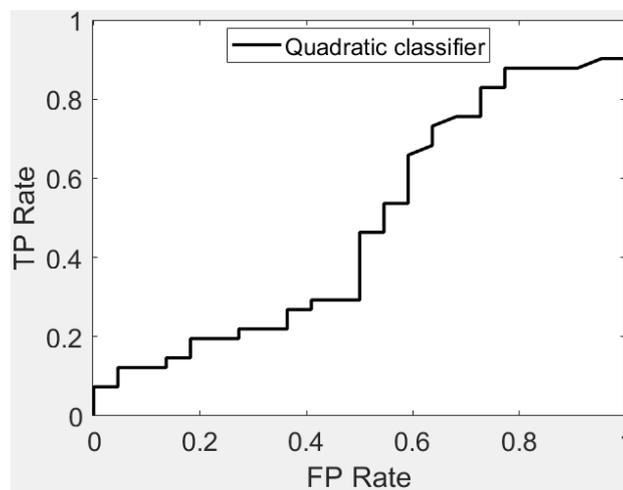


Figura 149: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 58: Resultados de Quadrc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	83,89	0,95	0,83	Media	48,68	0,78	0,42
Mediana	84,21	0,95	0,83	Mediana	50,00	0,78	0,42
Varianza	48,03	0,0004	0,004	Varianza	114,93	0,002	0,002

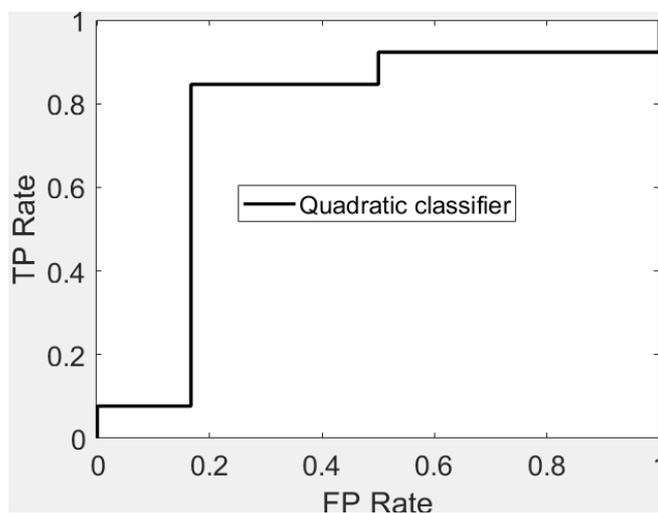


Figura 150: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G01

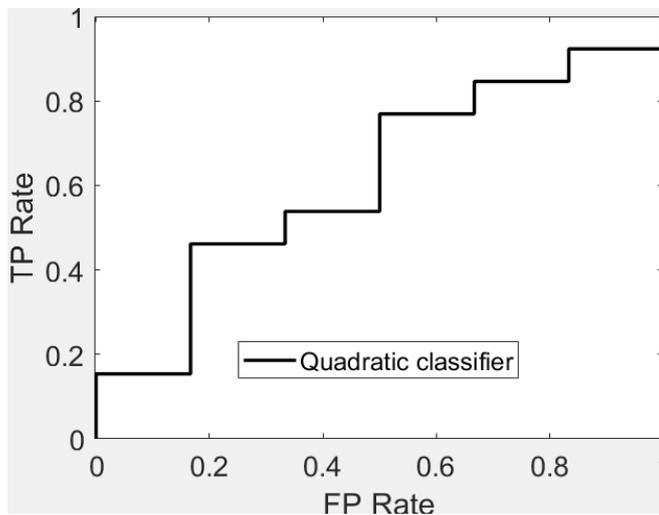


Figura 151: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 59: Resultados de Quadrc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	50,66	0,79	0,43	Media	51,78	0,76	0,45
Mediana	50,00	0,79	0,43	Mediana	53,13	0,75	0,44
Varianza	76,61	0,0009	0,002	Varianza	71,27	0,001	0,003

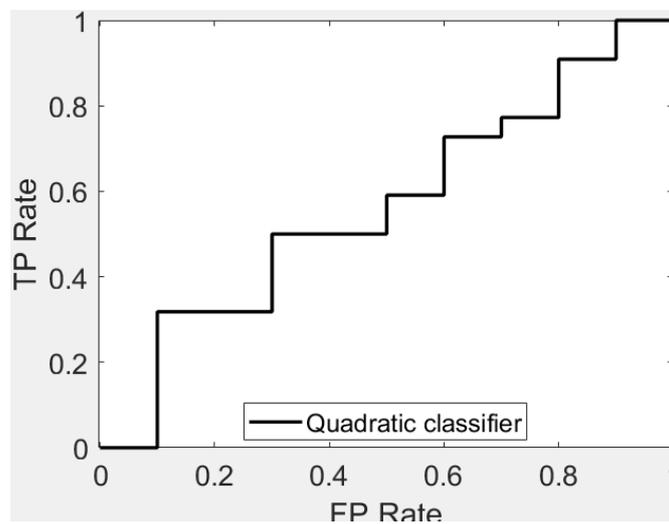


Figura 152: Curva ROC Quadrc, PT, E0, G12

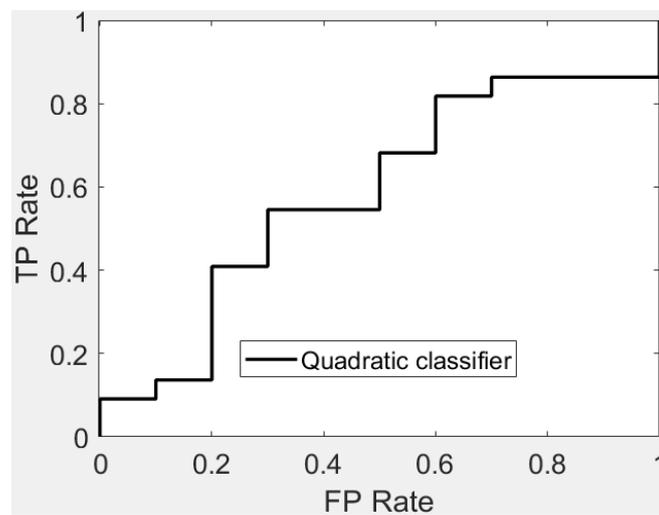


Figura 153: Curva ROC Quadrc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 60: Resultados de Quadrc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	50,43	0,85	0,26	Media	59,14	0,88	0,55
Mediana	57,14	0,84	0,20	Mediana	71,43	0,87	0,50
Varianza	995,49	0,0006	0,101	Varianza	812,29	0,002	0,079

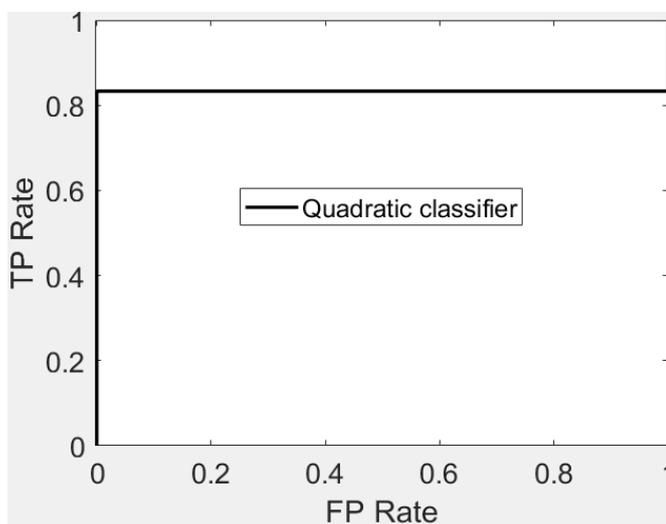


Figura 154: Curva ROC Quadrc, PT, E1, G12

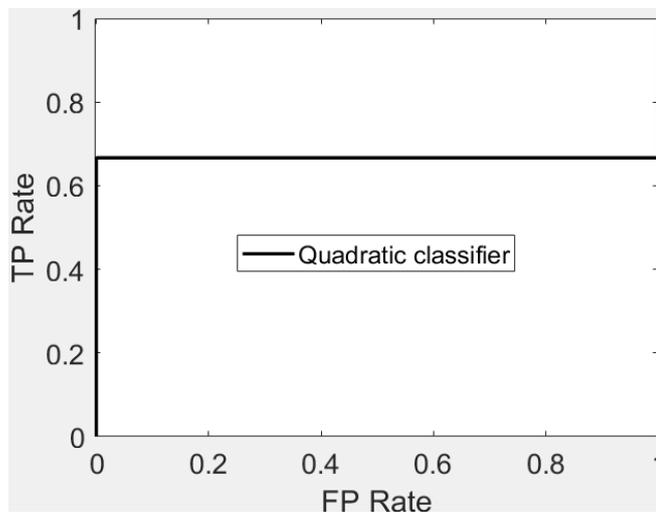


Figura 155: Curva ROC Quadrc, TE, E1, G12

7.2.10 UDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 61: Resultados de Udc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,27	0,78	0,72	Media	53,51	0,60	0,51
Mediana	72,97	0,78	0,71	Mediana	54,05	0,60	0,50
Varianza	20,61	0,0002	0,001	Varianza	31,06	0,0001	0,0004

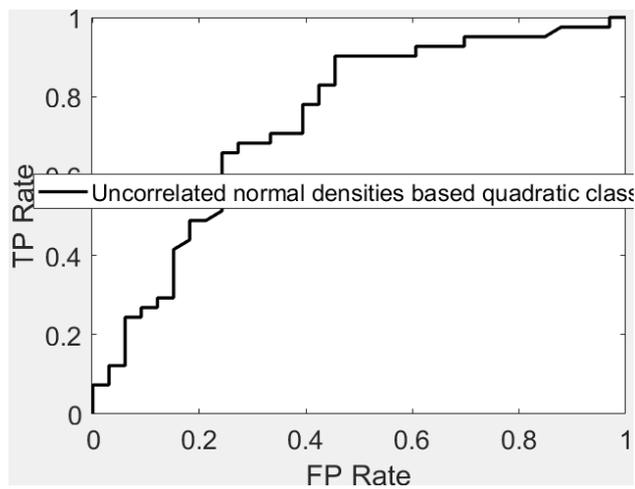


Figura 156: Curva ROC Udc, PT, E0, G012

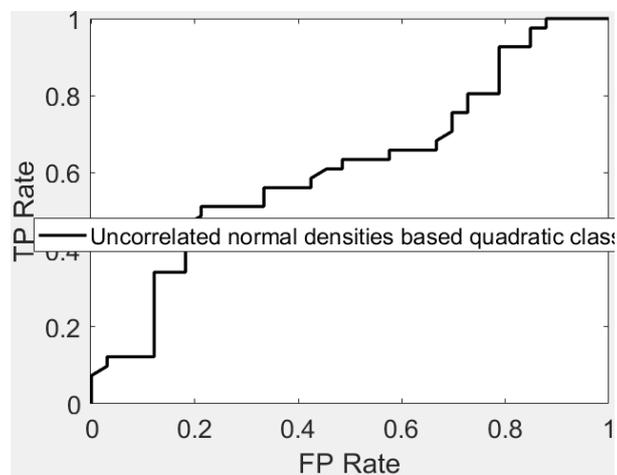


Figura 157: Curva ROC Udc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 62: Resultados de Udc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	75,45	0,88	0,65	Media	49,90	0,70	0,42
Mediana	75,00	0,88	0,65	Mediana	50,00	0,70	0,42
Varianza	70,39	0,0003	0,001	Varianza	84,84	0,0008	0,001

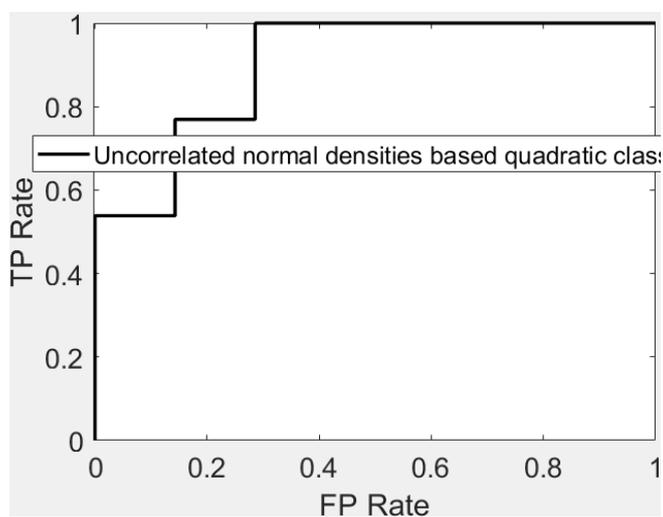


Figura 158: Curva ROC Udc, PT, E1, G012

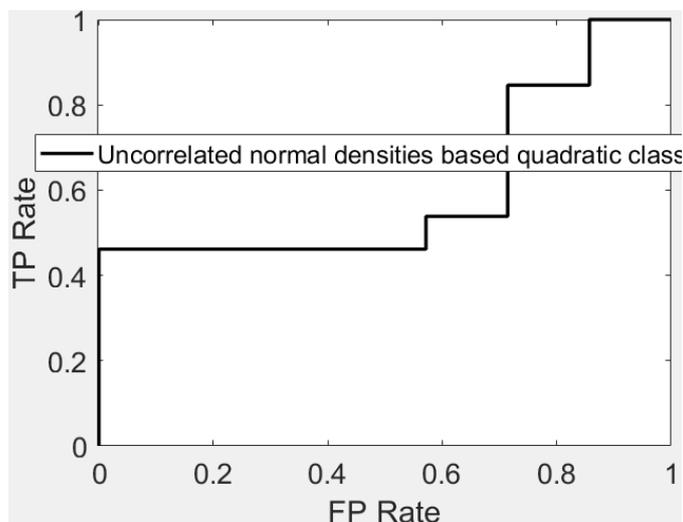


Figura 159: Curva ROC Udc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 63: Resultados de Udc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	76,90	0,84	0,69	Media	57,98	0,67	0,44
Mediana	77,78	0,84	0,70	Mediana	58,73	0,67	0,42
Varianza	23,69	0,0001	0,002	Varianza	34,74	0,0001	0,005

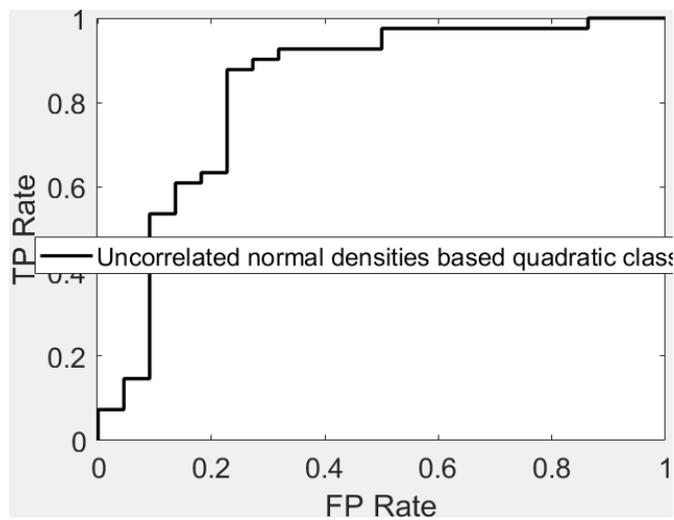


Figura 160: Curva ROC Udc, PT, E0, G01

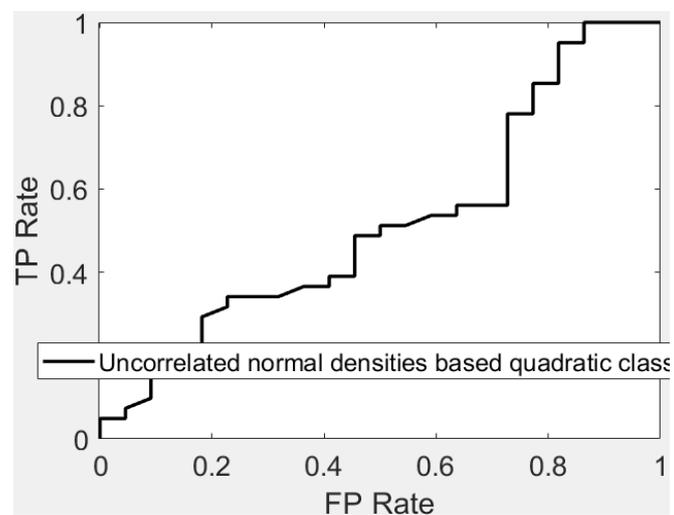


Figura 161: Curva ROC Udc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 64: Resultados de Udc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	75,37	0,90	0,64	Media	55,21	0,73	0,39
Mediana	73,68	0,90	0,64	Mediana	55,26	0,73	0,40
Varianza	79,40	0,0003	0,002	Varianza	112,20	0,0007	0,002

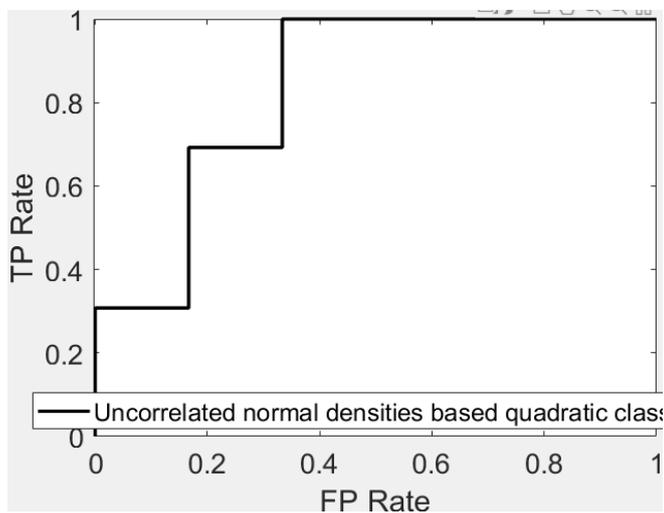


Figura 162: Curva ROC Udc, PT, E1, G01

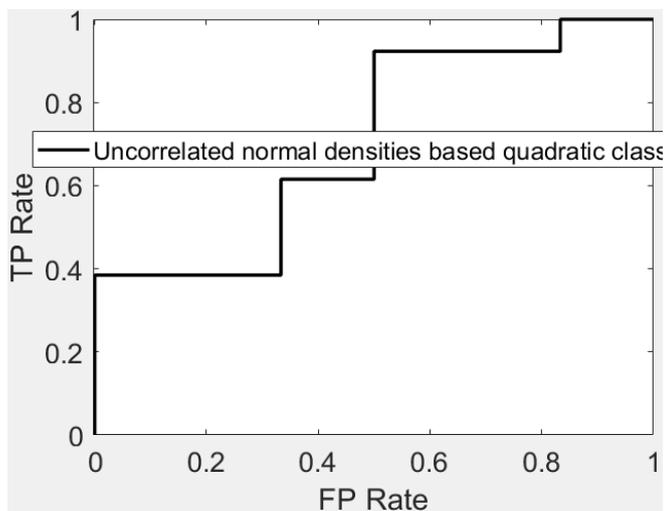


Figura 163: Curva ROC Udc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 65: Resultados de Udc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	64,19	0,73	0,52	Media	62,16	0,69	0,44
Mediana	65,63	0,74	0,53	Mediana	62,50	0,69	0,43
Varianza	65,98	0,0005	0,007	Varianza	25,04	0,0003	0,007

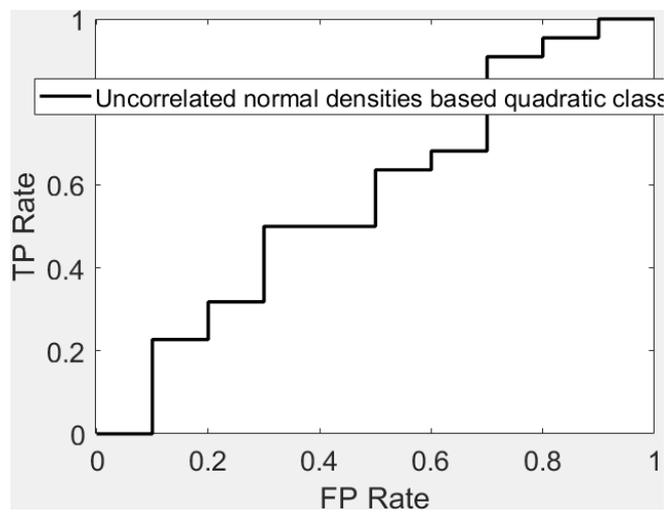


Figura 164: Curva ROC Udc, PT, E0, G12

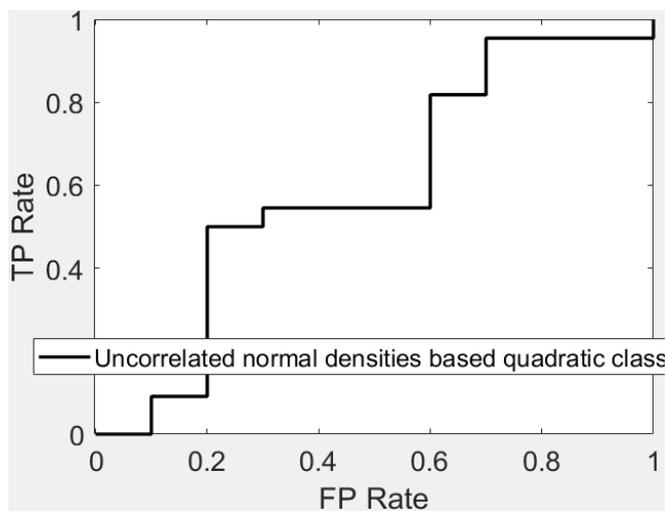


Figura 165: Curva ROC Udc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 66: Resultados de Udc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,57	0,93	0,74	Media	80,00	0,92	0,52
Mediana	85,71	0,91	0,67	Mediana	85,71	0,90	0,50
Varianza	95,89	0,0007	0,040	Varianza	107,19	0,0008	0,012

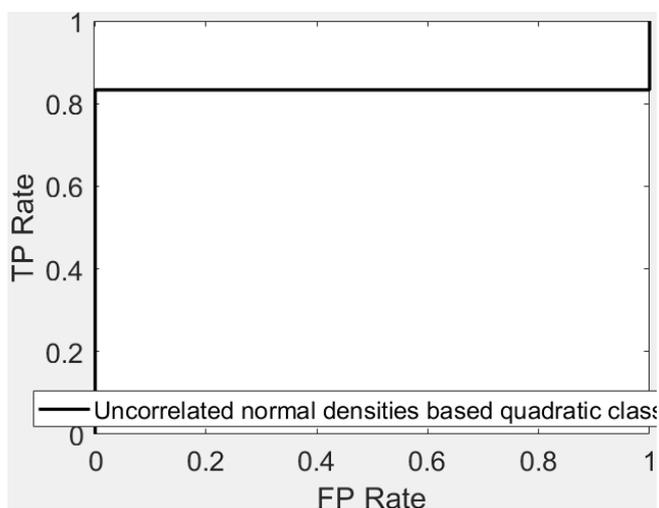


Figura 166: Curva ROC Udc, PT, E1, G12

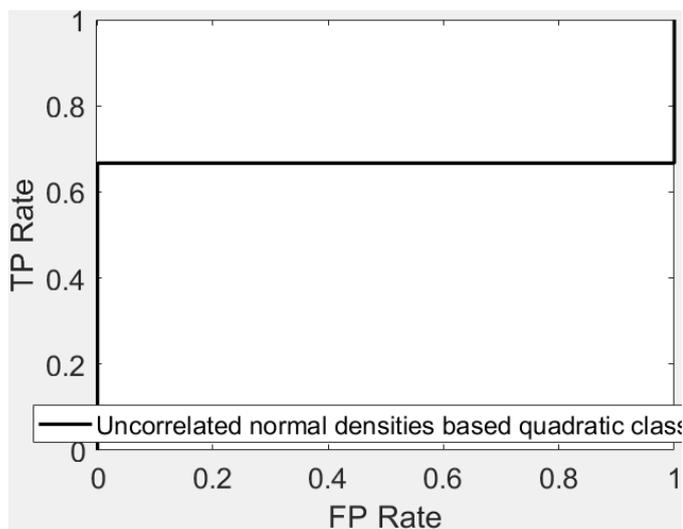


Figura 167: Curva ROC Udc, TE, E1, G12

7.2.11 KLLDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 67: Resultados de Klldc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	65,16	0,68	0,62	Media	57,07	0,60	0,57
Mediana	64,86	0,68	0,62	Mediana	56,76	0,60	0,56
Varianza	28,43	0,0004	0,001	Varianza	24,69	0,0002	0,003

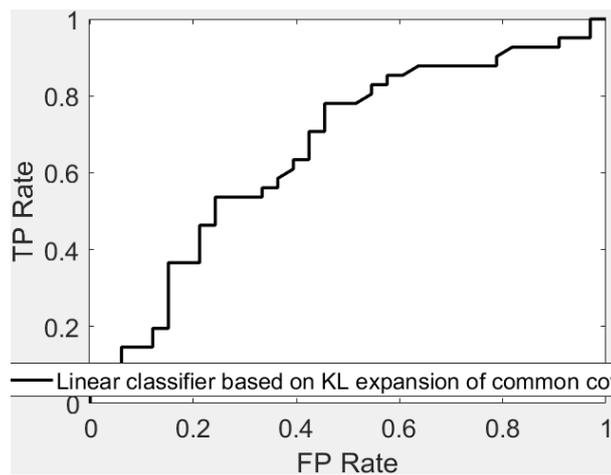


Figura 168: Curva ROC Klldc, PT, E0, G012

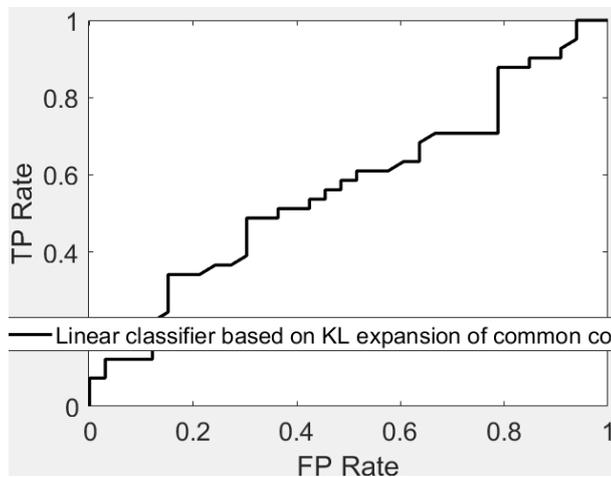


Figura 169: Curva ROC Klldc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 68: Resultados de Kldc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	61,95	0,72	0,49	Media	62,00	0,65	0,48
Mediana	60,00	0,72	0,52	Mediana	65,00	0,65	0,50
Varianza	73,23	0,001	0,010	Varianza	28,28	0,0001	0,074

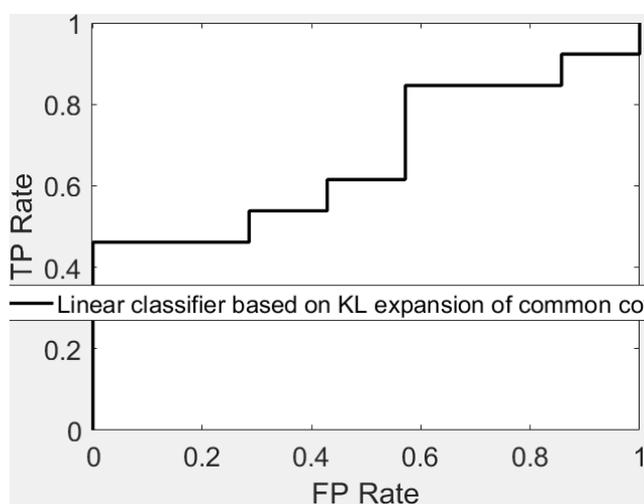


Figura 170: Curva ROC Kldc, PT, E1, G012

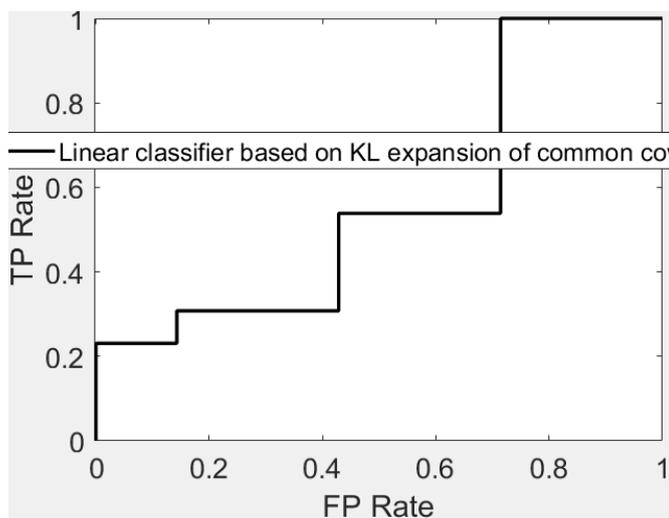


Figura 171: Curva ROC Kldc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 69: Resultados de Klldc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	65,87	0,68	0,60	Media	64,52	0,66	0,70
Mediana	66,67	0,67	0,59	Mediana	65,08	0,66	0,67
Varianza	17,33	0,0003	0,013	Varianza	11,68	0,0001	0,049

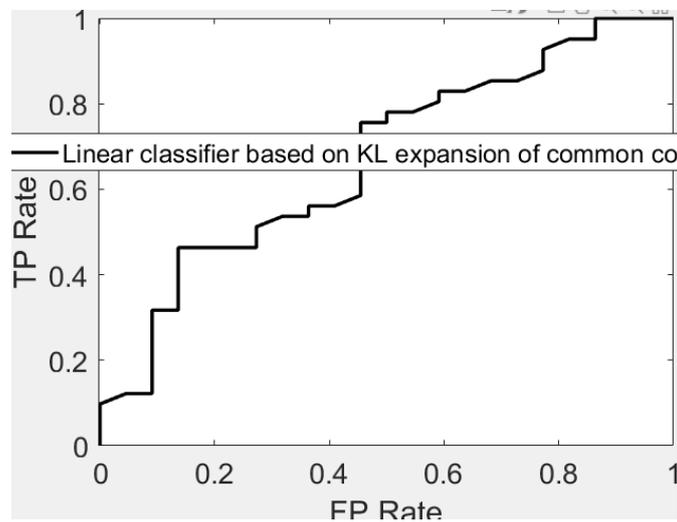


Figura 172: Curva ROC Klldc, PT, E0, G01

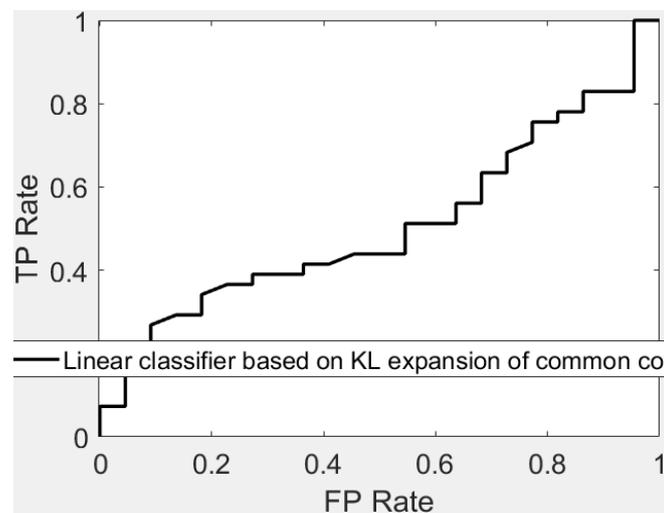


Figura 173: Curva ROC Klldc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 70: Resultados de Klldc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	63,68	0,72	0,42	Media	67,21	0,69	0,63
Mediana	63,16	0,72	0,46	Mediana	68,42	0,69	0,69
Varianza	47,85	0,0013	0,020	Varianza	22,86	0,0001	0,028

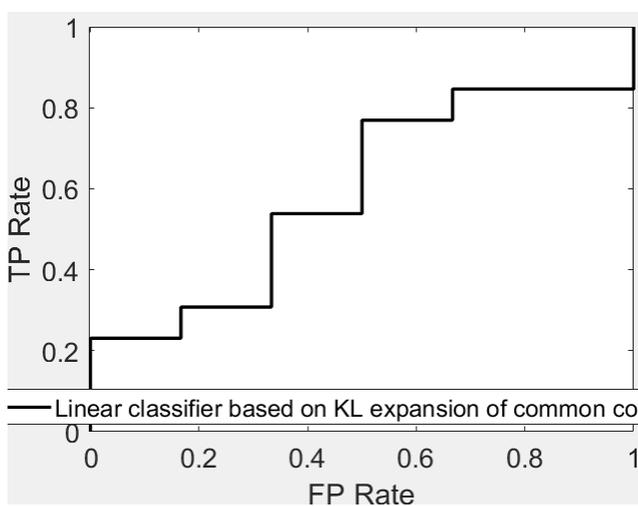


Figura 174: Curva ROC Klldc, PT, E1, G01

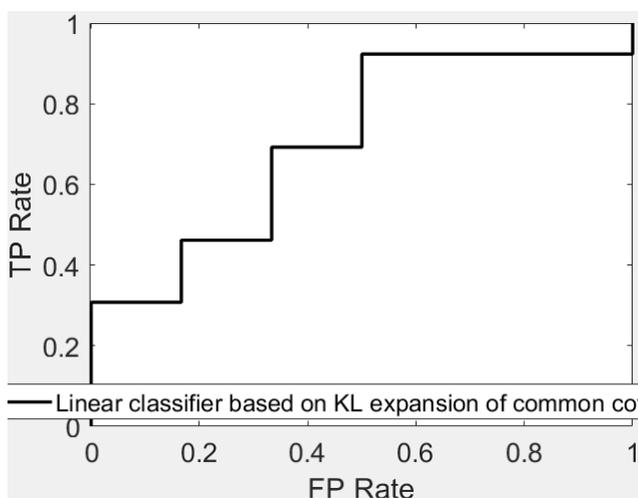


Figura 175: Curva ROC Klldc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 71: Resultados de Kldc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	68,31	0,68	0,62	Media	66,63	0,68	0,42
Mediana	68,75	0,68	0,67	Mediana	68,75	0,68	0,43
Varianza	5,53	0,000002	0,030	Varianza	11,02	0,00007	0,065

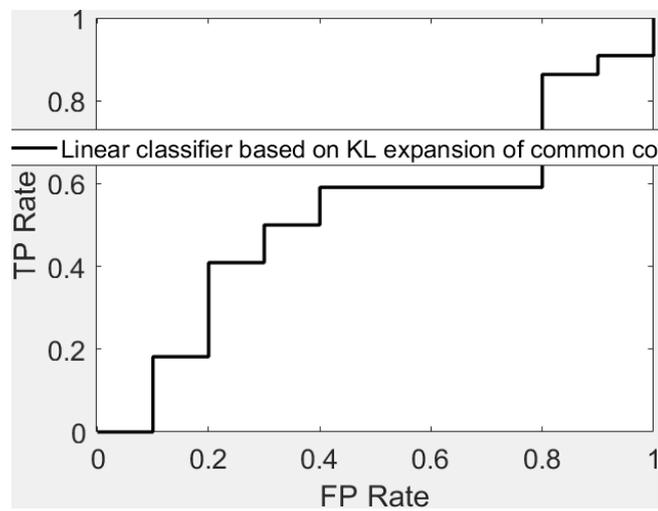


Figura 176: Curva ROC Kldc, PT, E0, G12

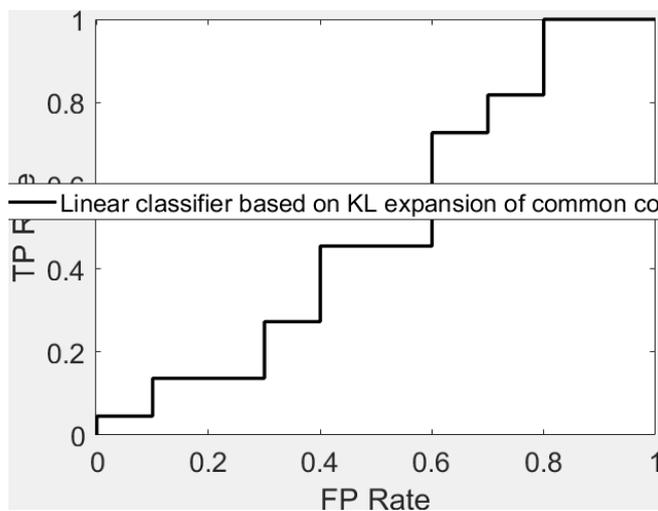


Figura 177: Curva ROC Kldc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 72: Resultados de Klldc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,57	0,84	0,49	Media	79,71	0,87	0,40
Mediana	85,71	0,84	0,84	Mediana	85,71	0,86	0,33
Varianza	120,61	0,00007	0,164	Varianza	87,32	0,0004	0,028

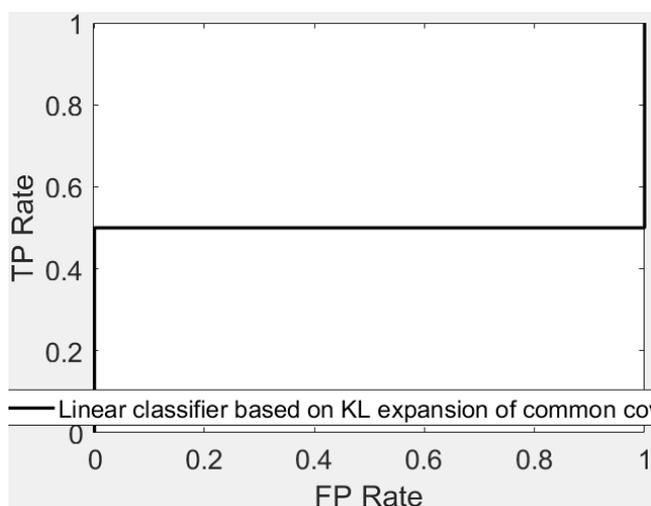


Figura 178: Curva ROC Klldc, PT, E1, G12

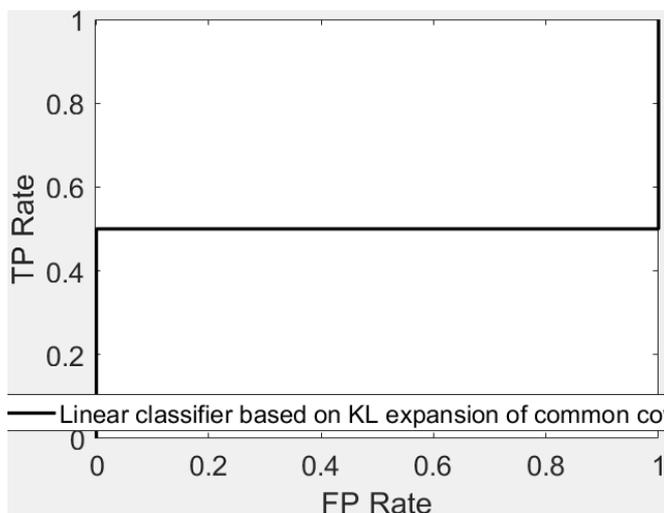


Figura 179: Curva ROC Klldc, TE, E1, G12

7.2.12 PCLDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 73: Resultados de Pcldc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	65,35	0,68	0,63	Media	57,07	0,60	0,57
Mediana	64,86	0,68	0,62	Mediana	56,76	0,60	0,56
Varianza	29,79	0,0004	0,001	Varianza	24,69	0,0002	0,003

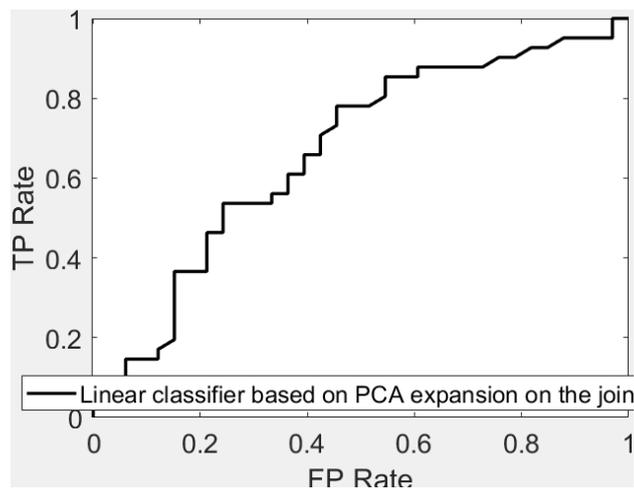


Figura 180: Curva ROC Pcldc, PT, E0, G012

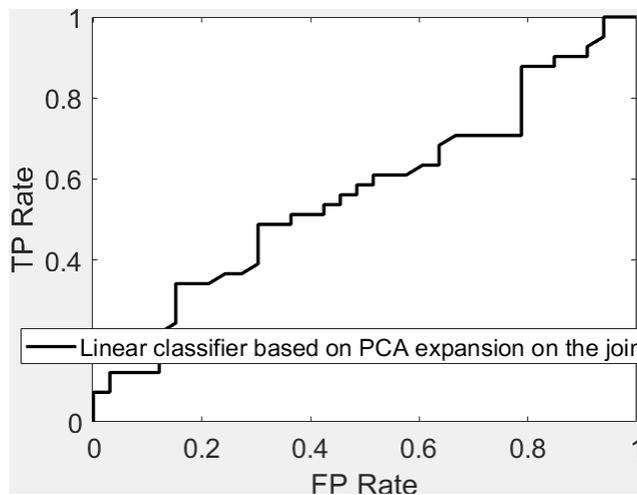


Figura 181: Curva ROC Pcldc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 74: Resultados de Pcldc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	62,25	0,72	0,49	Media	62,00	0,65	0,48
Mediana	65,00	0,72	0,52	Mediana	65,00	0,65	0,50
Varianza	74,46	0,001	0,010	Varianza	28,28	0,0001	0,074

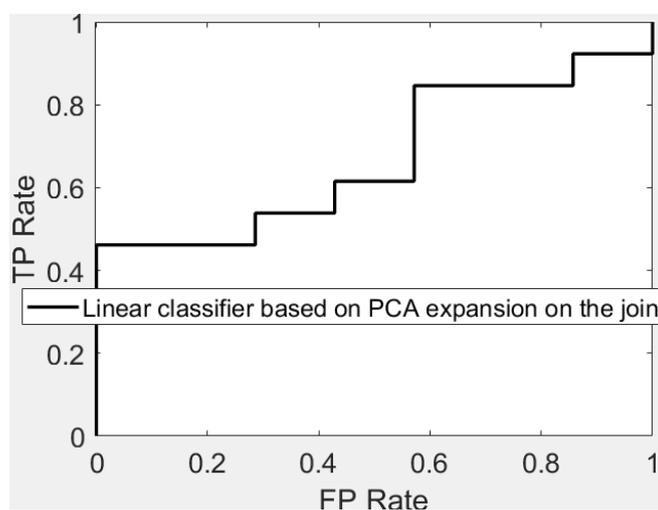


Figura 182: Curva ROC Pcldc, PT, E1, G012

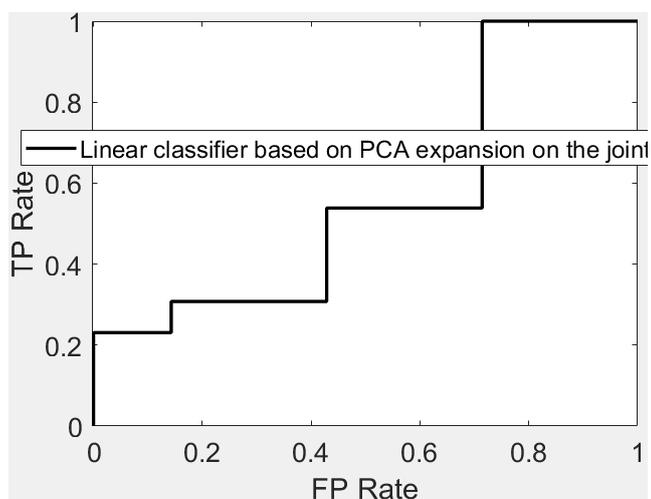


Figura 183: Curva ROC Pcldc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 75: Resultados de Pldc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	66,03	0,68	0,60	Media	64,52	0,66	0,70
Mediana	66,67	0,67	0,58	Mediana	65,08	0,66	0,67
Varianza	17,36	0,0004	0,013	Varianza	11,68	0,0001	0,049

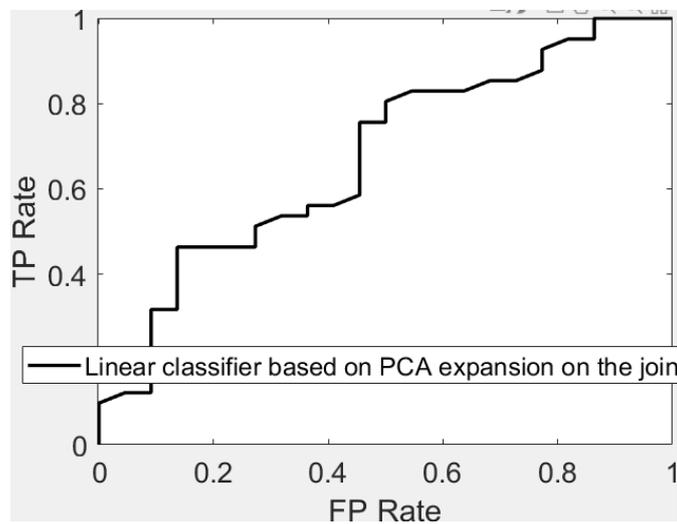


Figura 184: Curva ROC Pldc, PT, E0, G01

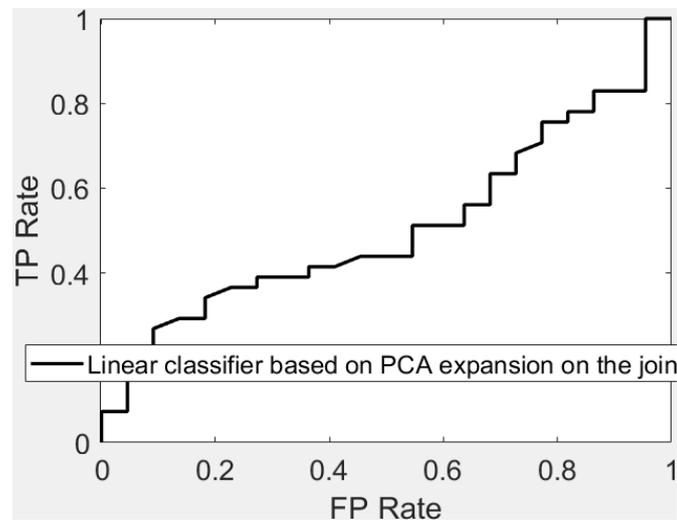


Figura 185: Curva ROC Pldc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 76: Resultados de Pldc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	63,68	0,72	0,41	Media	67,21	0,69	0,63
Mediana	63,16	0,72	0,46	Mediana	68,42	0,69	0,69
Varianza	48,41	0,0013	0,021	Varianza	22,86	0,0001	0,028

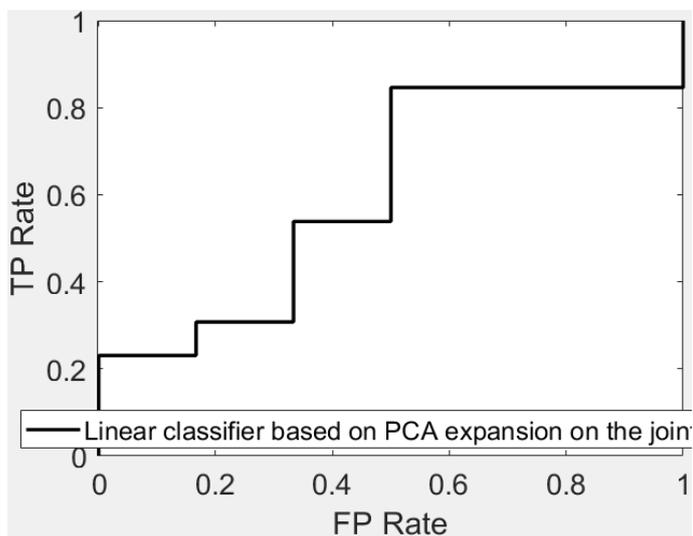


Figura 186: Curva ROC Pldc, PT, E1, G01

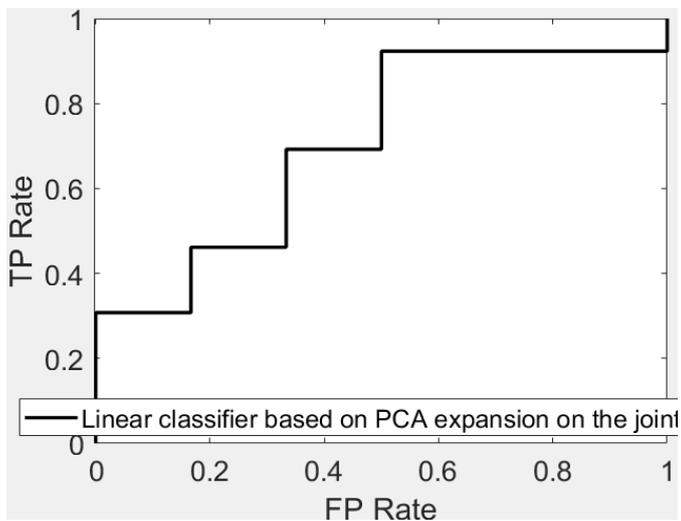


Figura 187: Curva ROC Pldc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 77: Resultados de Pldc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	68,28	0,68	0,62	Media	66,63	0,68	0,42
Mediana	68,75	0,68	0,67	Mediana	68,75	0,68	0,43
Varianza	5,53	0,000003	0,035	Varianza	11,02	0,00007	0,065

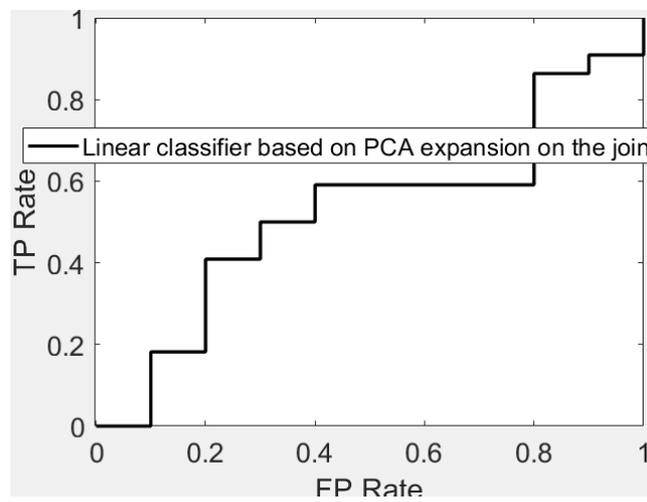


Figura 188: Curva ROC Pldc, PT, E0, G12

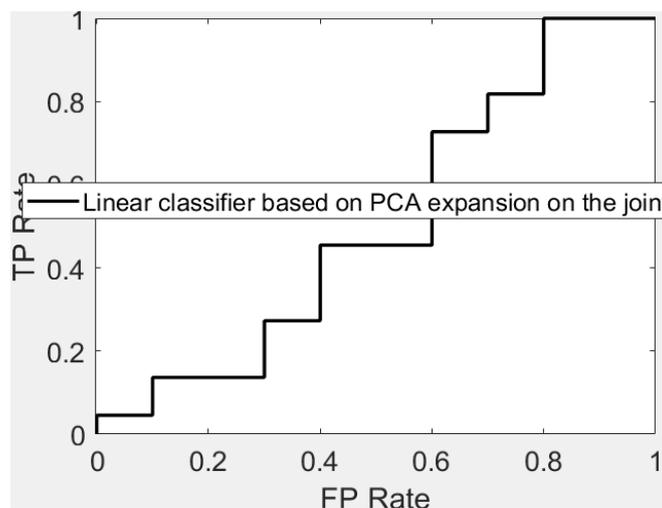


Figura 189: Curva ROC Pldc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 78: Resultados de Pldc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,71	0,84	0,49	Media	79,71	0,87	0,40
Mediana	85,71	0,84	0,84	Mediana	85,71	0,86	0,33
Varianza	116,18	0,00007	0,164	Varianza	87,32	0,0004	0,028

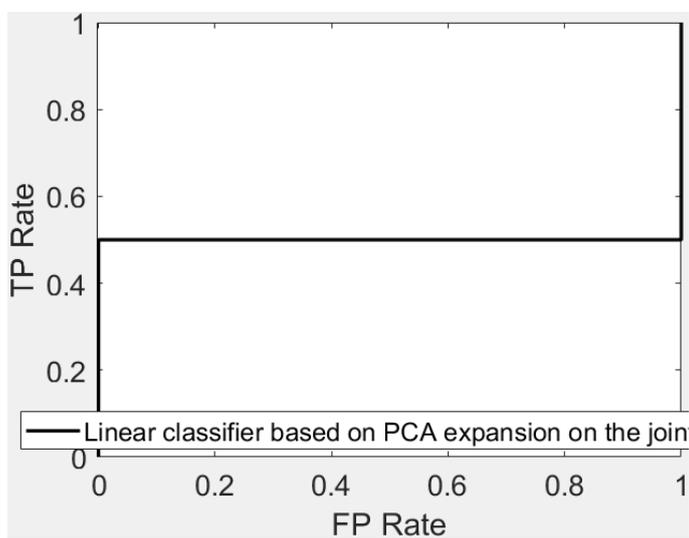


Figura 190: Curva ROC Pldc, PT, E1, G12

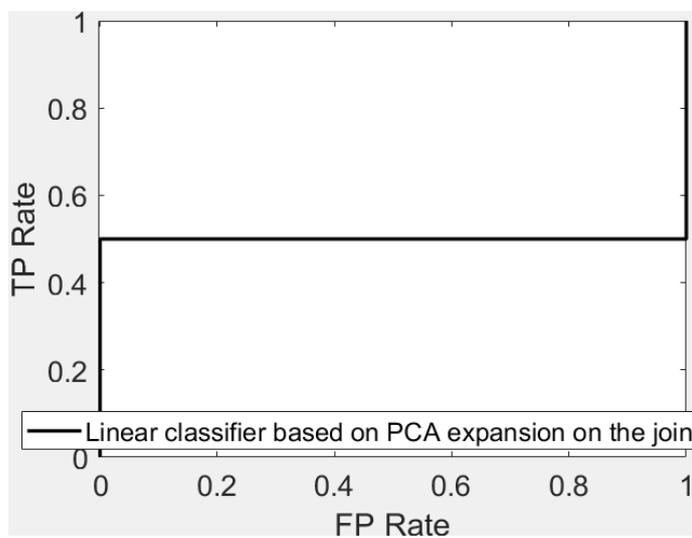


Figura 191: Curva ROC Pldc, TE, E1, G12

7.2.13 PARZENDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 79: Resultados de Parzendc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	75,12	0,85	0,84	Media	57,37	0,70	0,76
Mediana	74,32	0,85	0,86	Mediana	54,05	0,67	0,78
Varianza	28,00	0,001	0,004	Varianza	20,63	0,0002	0,006

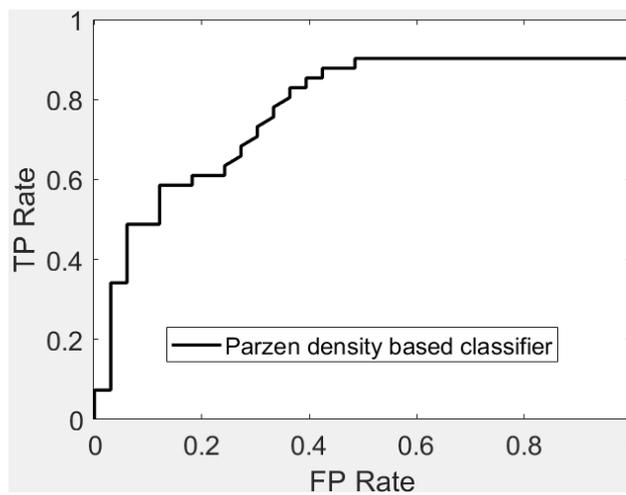


Figura 192: Curva ROC Parzendc, PT, E0, G012

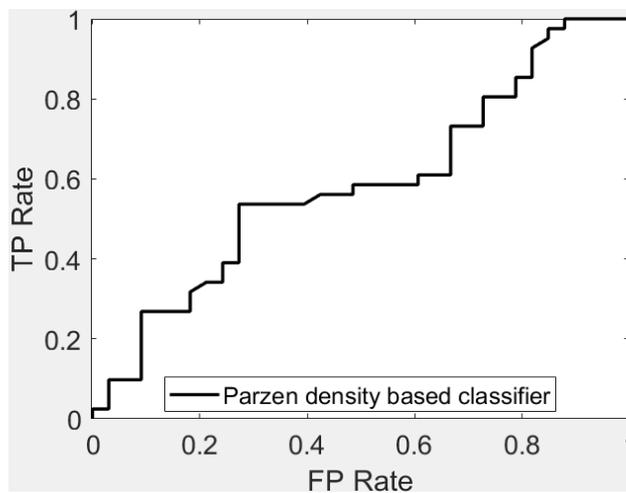


Figura 193: Curva ROC Parzendc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 80: Resultados de Parzendc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,45	0,95	0,80	Media	57,15	0,75	0,74
Mediana	75,00	0,95	0,79	Mediana	60,00	0,73	0,76
Varianza	58,53	0,001	0,005	Varianza	101,14	0,004	0,028

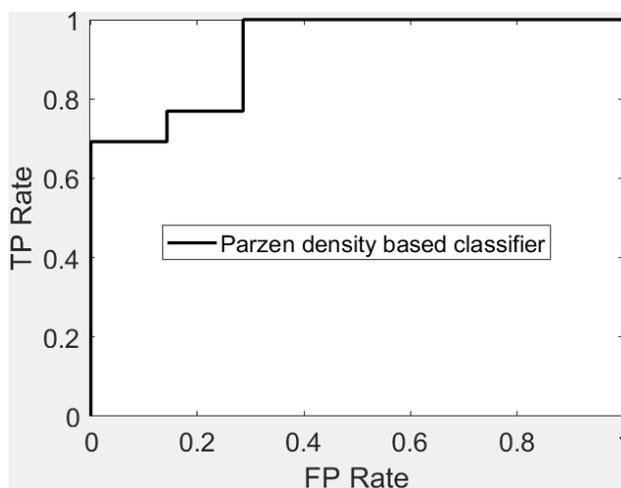


Figura 194: Curva ROC Parzendc, PT, E1, G012

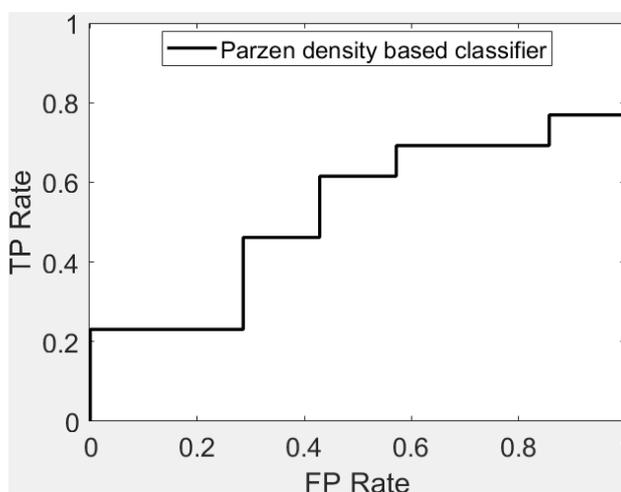


Figura 195: Curva ROC Parzendc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 81: Resultados de Parzendc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,13	0,85	0,87	Media	63,63	0,73	0,80
Mediana	77,78	0,84	0,87	Mediana	63,49	0,71	0,79
Varianza	16,95	0,001	0,004	Varianza	16,60	0,002	0,006

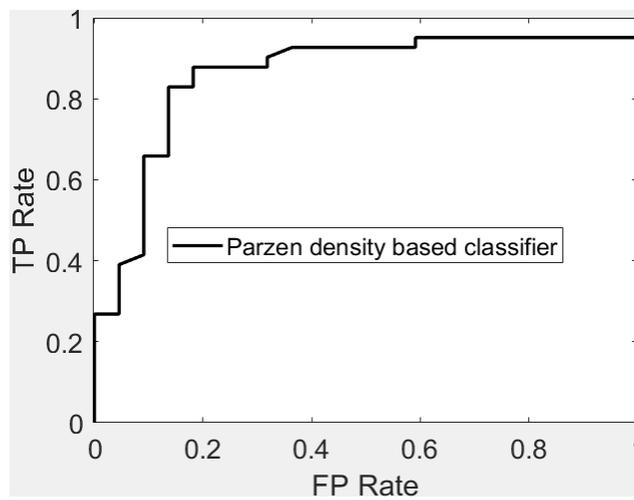


Figura 196: Curva ROC Parzendc, PT, E0, G01

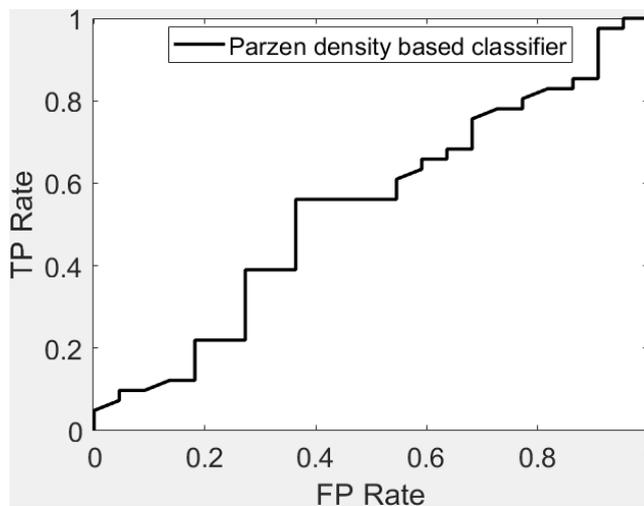


Figura 197: Curva ROC Parzendc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 82: Resultados de Parzendc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,95	0,96	0,79	Media	63,53	0,74	0,81
Mediana	78,95	0,96	0,79	Mediana	68,42	0,73	0,80
Varianza	89,37	0,0005	0,007	Varianza	81,29	0,002	0,031

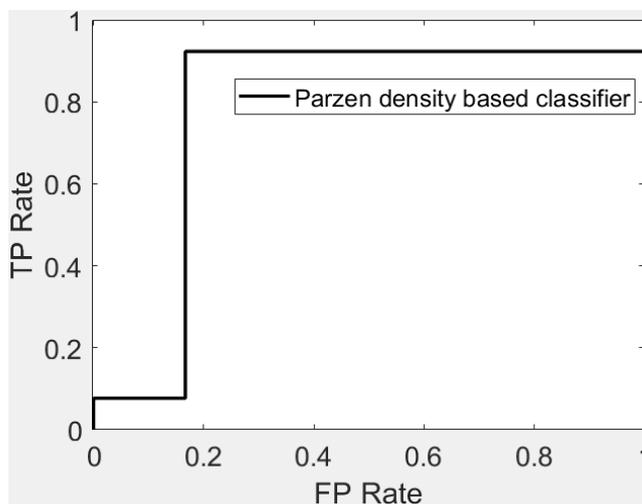


Figura 198: Curva ROC Parzendc, PT, E1, G01

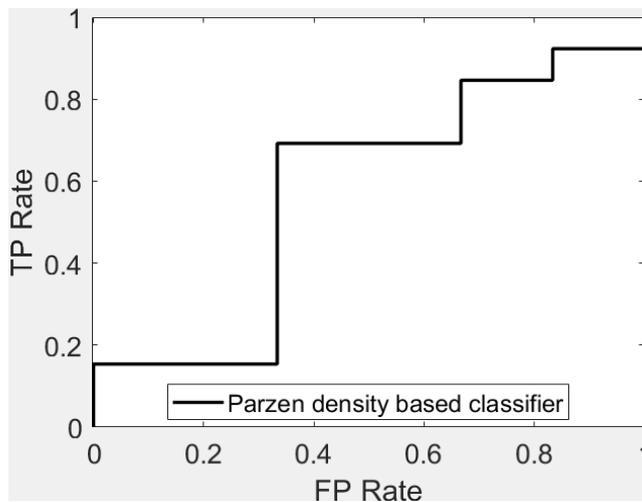


Figura 199: Curva ROC Parzendc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 83: Resultados de Parzendc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	62,75	0,74	0,72	Media	65,59	0,73	0,79
Mediana	62,50	0,71	0,71	Mediana	65,63	0,72	0,78
Varianza	33,28	0,004	0,018	Varianza	22,98	0,001	0,013

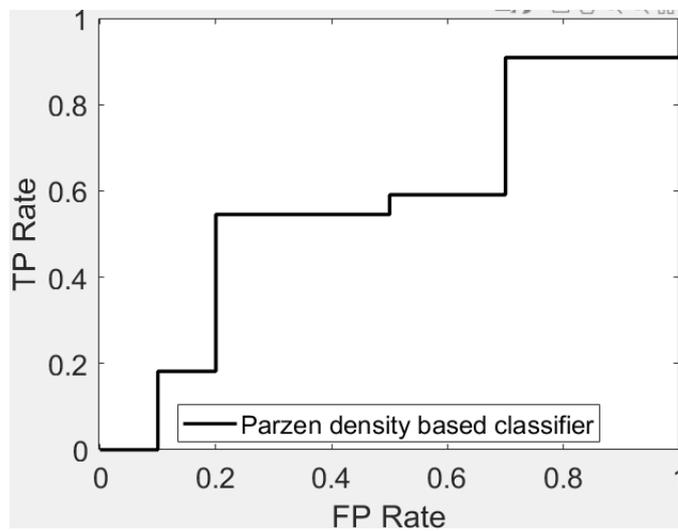


Figura 200: Curva ROC Parzendc, PT, E0, G12

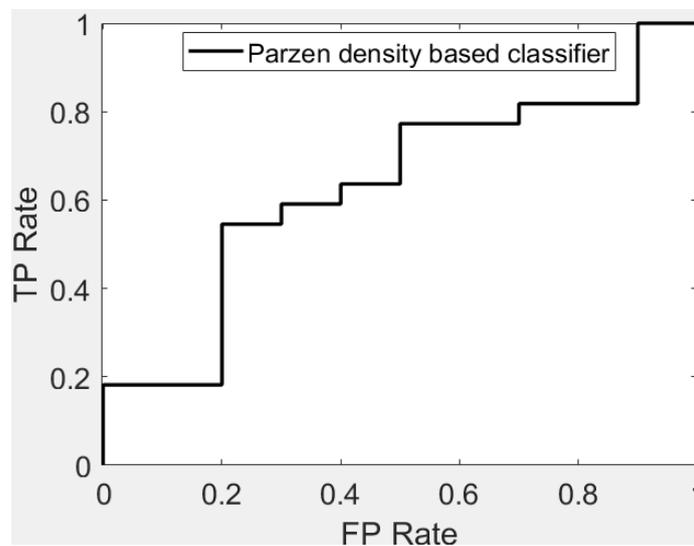


Figura 201: Curva ROC Parzendc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 84: Resultados de Parzendc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,57	0,85	0,63	Media	76,14	0,87	0,58
Mediana	85,71	0,84	0,84	Mediana	85,71	0,84	0,67
Varianza	79,39	0,0003	0,114	Varianza	123,91	0,002	0,092

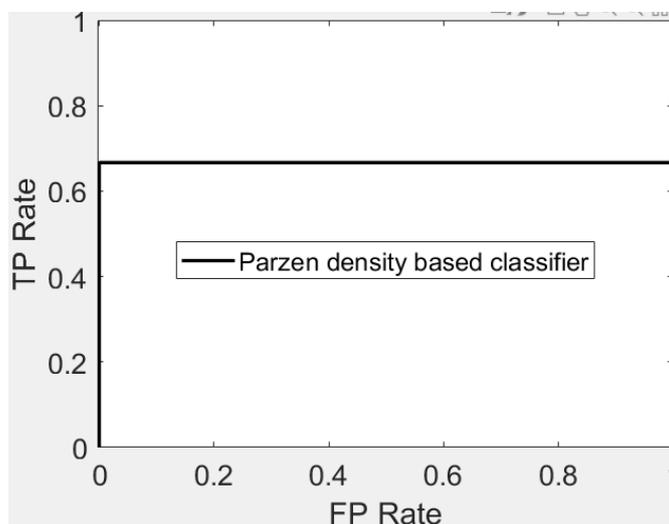


Figura 202: Curva ROC Parzendc, PT, E1, G12

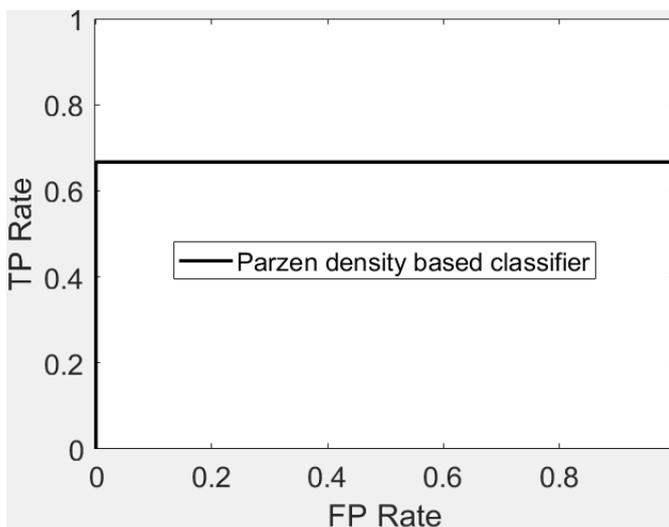


Figura 203: Curva ROC Parzendc, TE, E1, G12

7.2.14 KNNC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 85: Resultados de KnnC para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	70,68	0,75	0,86	Media	56,61	0,62	0,63
Mediana	70,27	0,74	0,86	Mediana	56,76	0,60	0,63
Varianza	20,01	0,001	0,004	Varianza	22,13	0,001	0,002

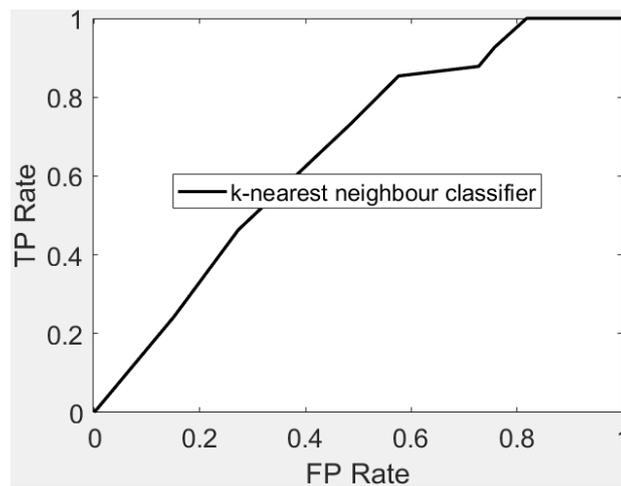


Figura 204: Curva ROC KnnC, PT, E0, G012

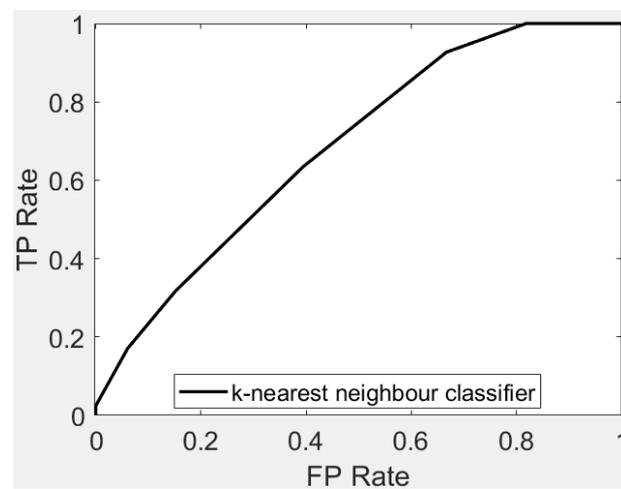


Figura 205: Curva ROC KnnC, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 86: Resultados de Knc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	69,25	0,77	0,78	Media	59,55	0,68	0,64
Mediana	70,00	0,76	0,77	Mediana	65,00	0,67	0,65
Varianza	62,65	0,001	0,007	Varianza	58,13	0,001	0,014

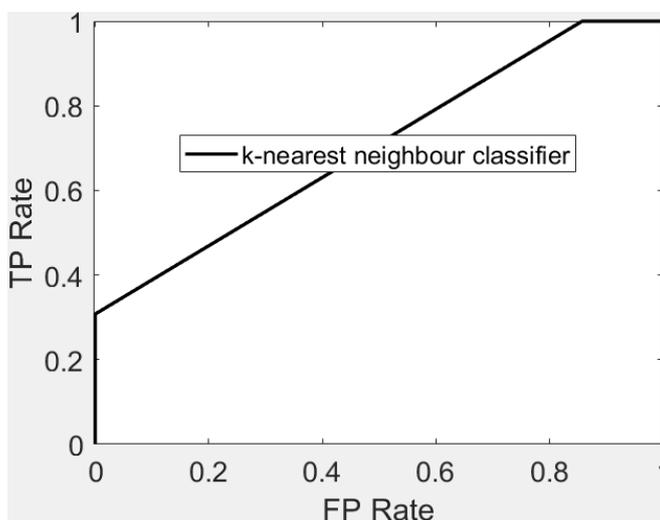


Figura 206: Curva ROC Knc, PT, E1, G012

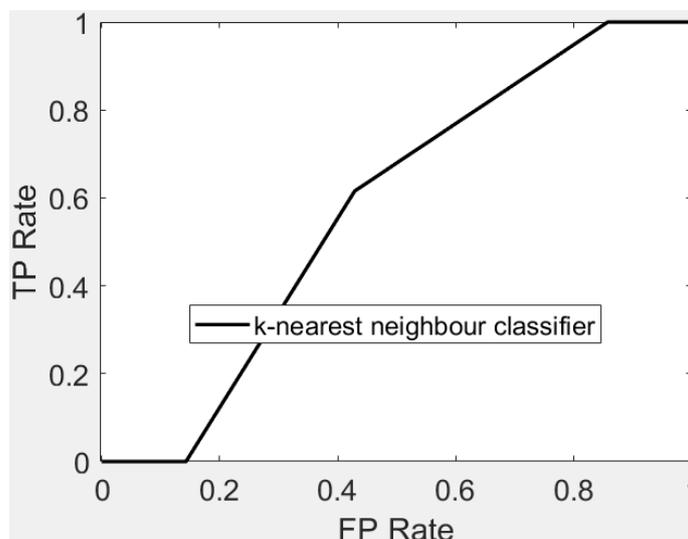


Figura 207: Curva ROC Knc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 87: Resultados de Knc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	71,76	0,79	0,85	Media	63,48	0,67	0,63
Mediana	71,43	0,78	0,84	Mediana	65,08	0,66	0,63
Varianza	18,19	0,001	0,006	Varianza	11,58	0,001	0,007

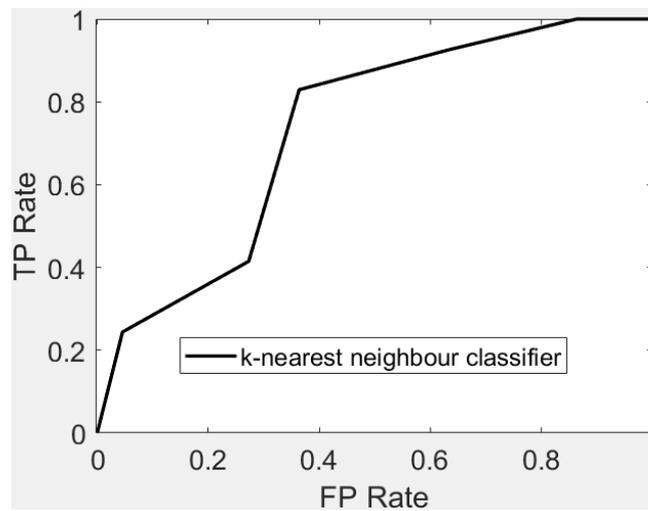


Figura 208: Curva ROC Knc, PT, E0, G01

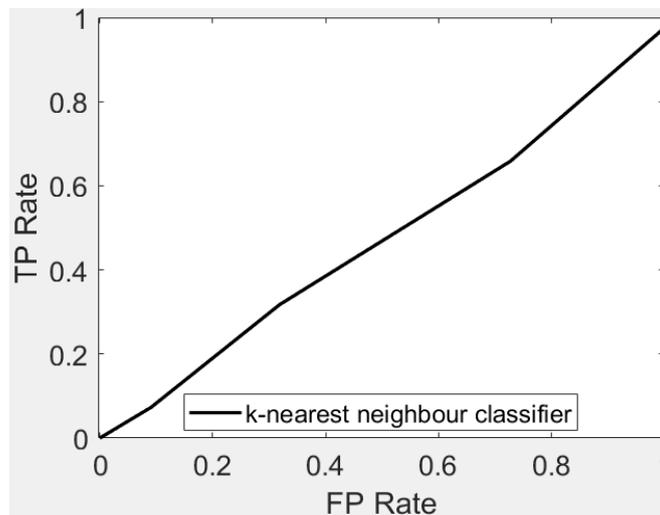


Figura 209: Curva ROC Knc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 88: Resultados de Knc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	68,53	0,79	0,74	Media	65,89	0,71	0,68
Mediana	68,42	0,78	0,75	Mediana	68,42	0,69	0,69
Varianza	80,01	0,002	0,007	Varianza	45,16	0,001	0,007

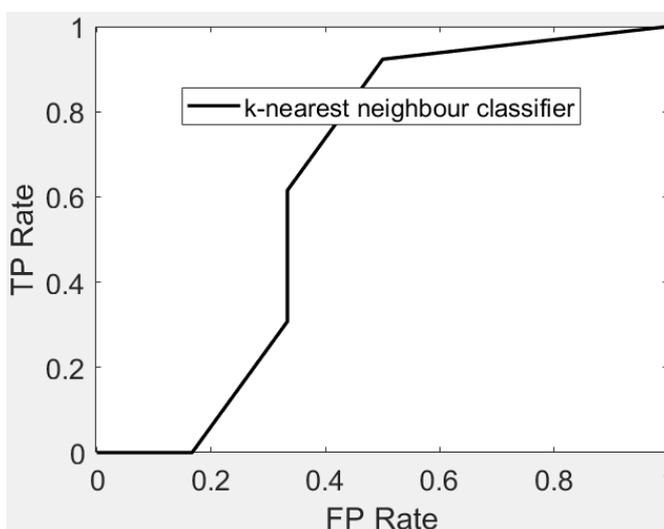


Figura 210: Curva ROC Knc, PT, E1, G01

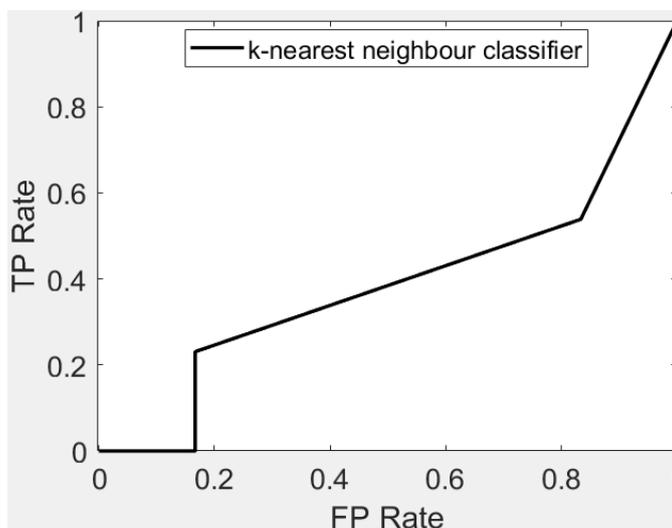


Figura 211: Curva ROC Knc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 89: Resultados de Knc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	68,63	0,75	0,82	Media	68,66	0,74	0,74
Mediana	68,75	0,77	0,86	Mediana	68,75	0,74	0,75
Varianza	23,07	0,002	0,029	Varianza	30,67	0,001	0,008

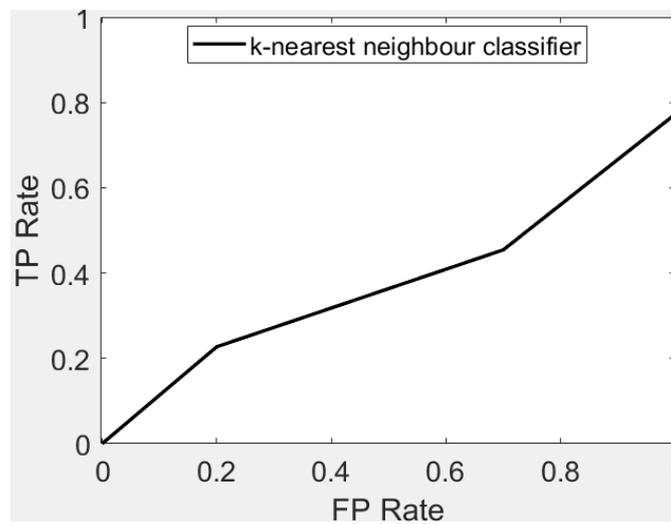


Figura 212: Curva ROC Knc, PT, E0, G12

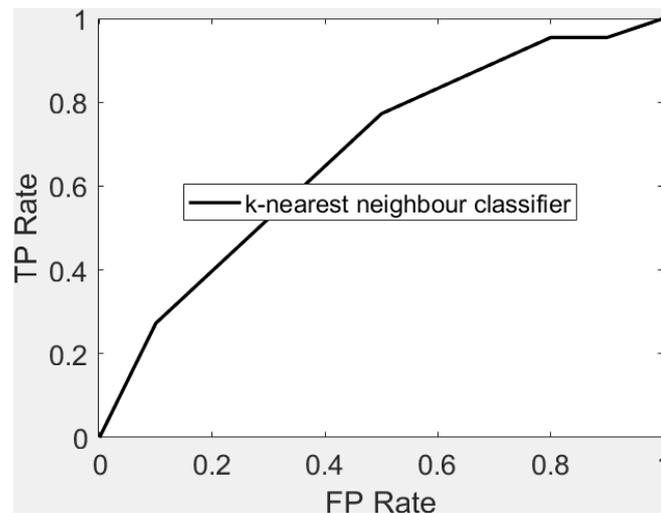


Figura 213: Curva ROC Knc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 90: Resultados de Knnc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	85,29	0,84	0,83	Media	81,71	0,85	0,76
Mediana	85,71	0,84	0,84	Mediana	85,71	0,84	0,84
Varianza	10,12	0,0001	0,008	Varianza	128,14	0,001	0,049

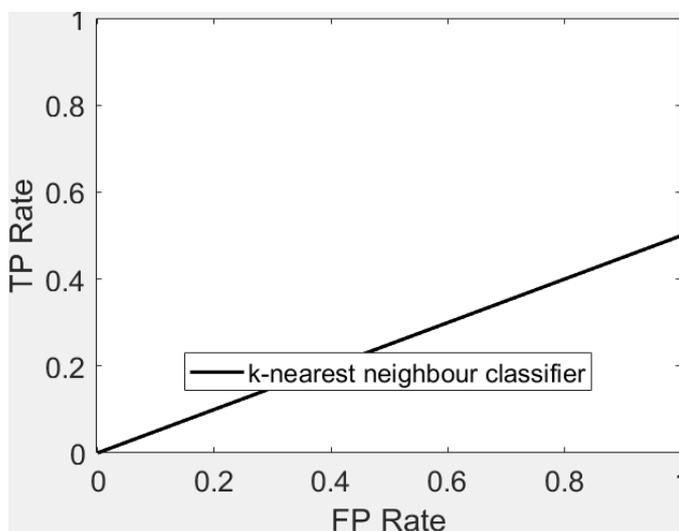


Figura 214: Curva ROC Knnc, PT, E1, G12

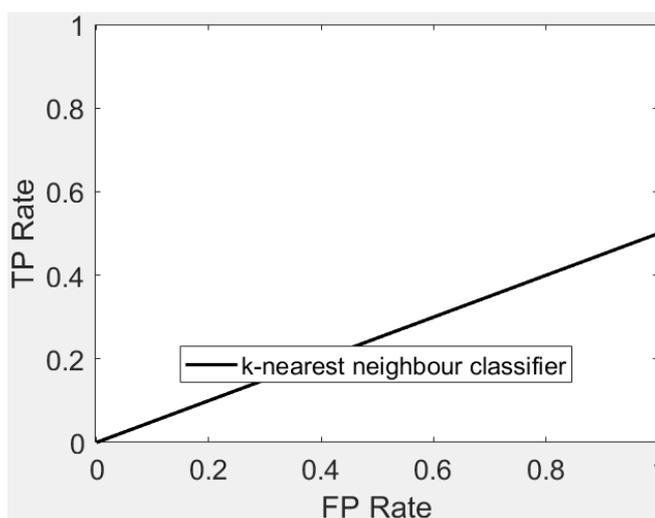


Figura 215: Curva ROC Knnc, TE, E1, G12

7.2.15 Mogc

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 91: Resultados de Mogc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	72,30	0,74	0,79	Media	51,83	0,63	0,52
Mediana	75,00	0,73	0,78	Mediana	52,70	0,63	0,51
Varianza	80,23	0,004	0,010	Varianza	37,57	0,0004	0,001

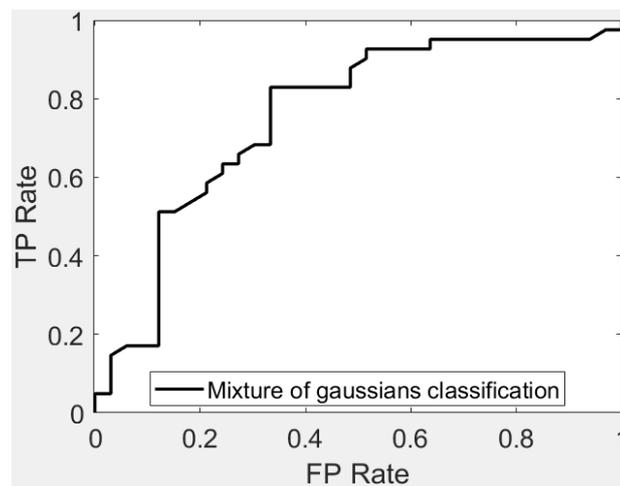


Figura 216: Curva ROC Mogc, PT, E0, G012

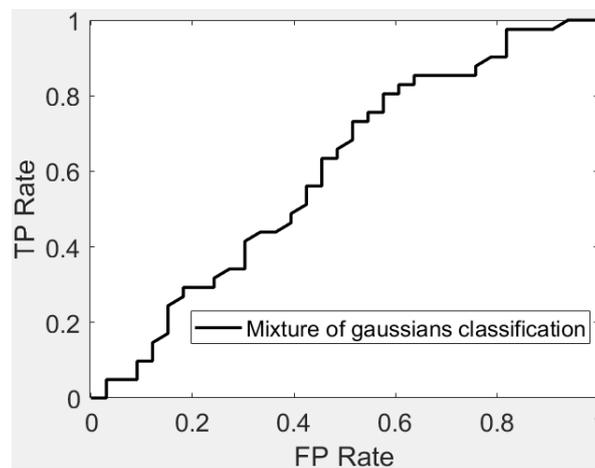


Figura 217: Curva ROC Mogc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 92: Resultados de Mogc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,80	0,87	0,86	Media	55,30	0,74	0,55
Mediana	80,00	0,92	0,91	Mediana	55,00	0,73	0,53
Varianza	215,28	0,014	0,024	Varianza	65,57	0,001	0,004

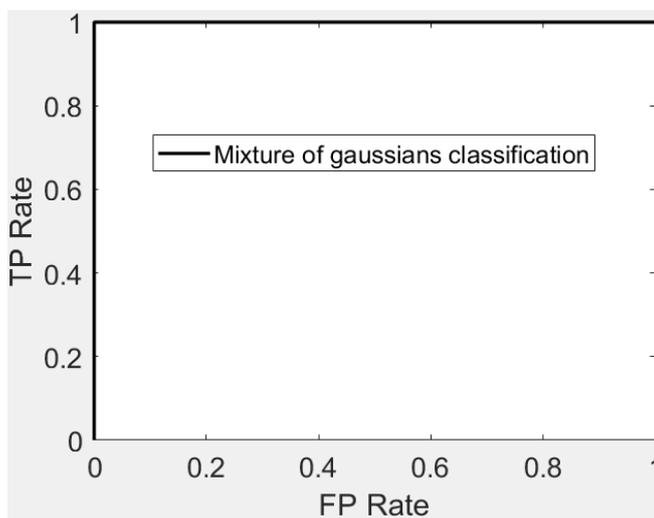


Figura 218: Curva ROC Mogc, PT, E1, G012

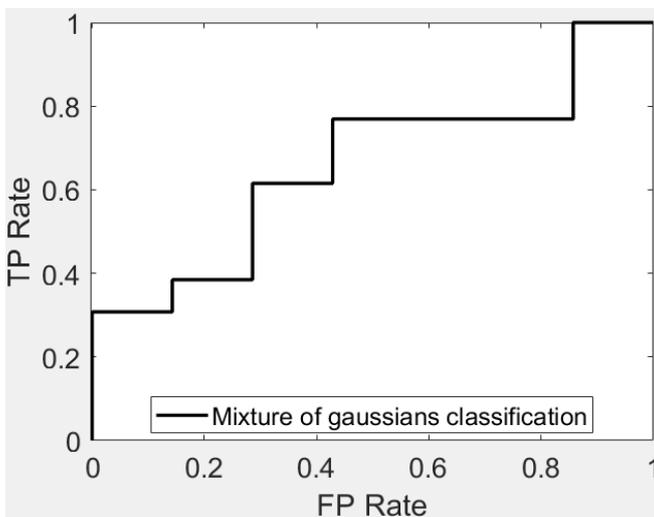


Figura 219: Curva ROC Mogc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 93: Resultados de Mogc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	74,68	0,81	0,73	Media	58,35	0,70	0,48
Mediana	76,19	0,85	0,75	Mediana	60,32	0,70	0,49
Varianza	38,55	0,006	0,007	Varianza	45,21	0,0004	0,003

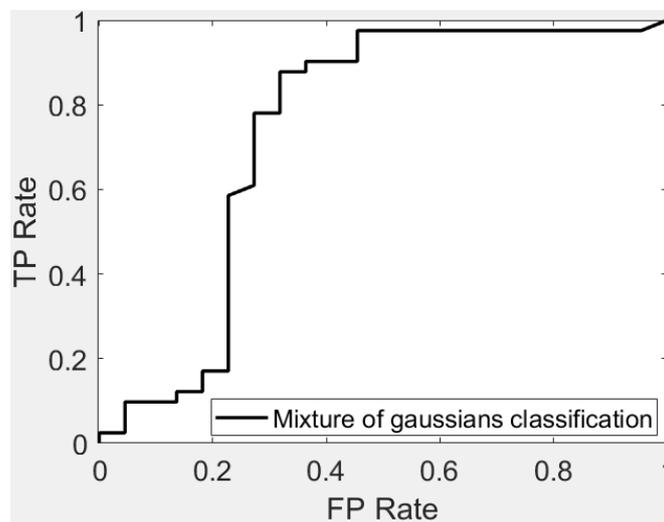


Figura 220: Curva ROC Mogc, PT, E0, G01

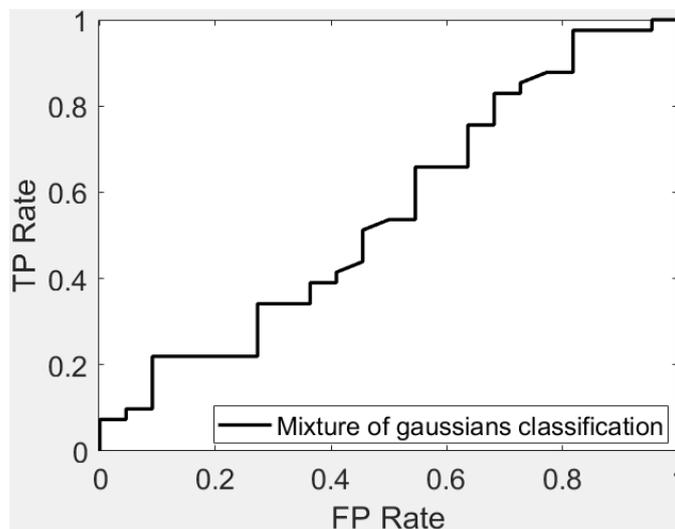


Figura 221: Curva ROC Mogc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 94: Resultados de Mogc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,21	0,90	0,83	Media	61,53	0,78	0,62
Mediana	78,95	0,93	0,89	Mediana	63,16	0,78	0,61
Varianza	150,57	0,008	0,045	Varianza	48,52	0,001	0,006

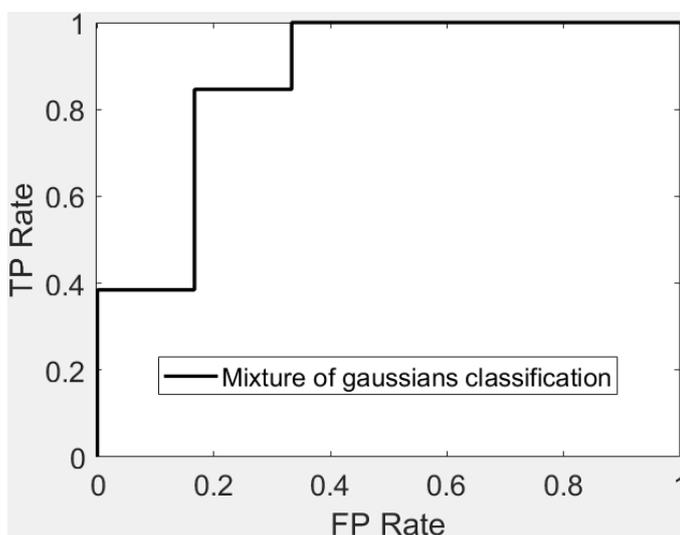


Figura 222: Curva ROC Mogc, PT, E1, G01

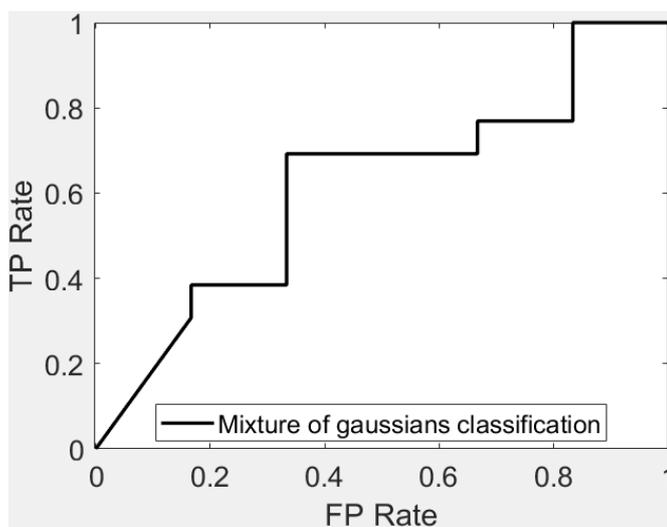


Figura 223: Curva ROC Mogc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 95: Resultados de Mogc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	43,88	0,73	0,43	Media	46,78	0,72	0,40
Mediana	32,81	0,68	0,47	Mediana	46,88	0,71	0,37
Varianza	214,43	0,007	0,021	Varianza	104,45	0,003	0,007

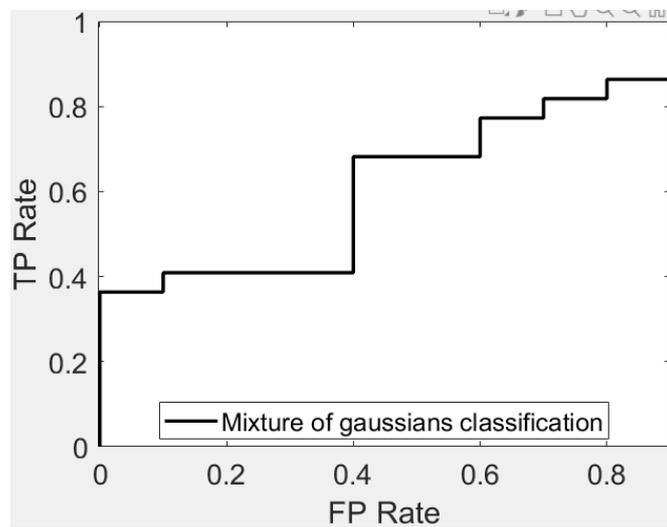


Figura 224: Curva ROC Mogc, PT, E0, G12

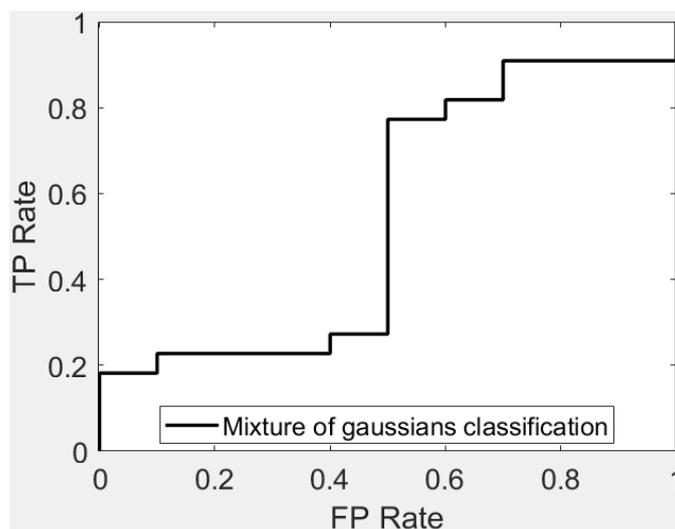


Figura 225: Curva ROC Mogc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 96: Resultados de Mogc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,14	0,92	0,83	Media	76,86	0,85	0,41
Mediana	85,71	0,91	1,00	Mediana	85,71	0,84	0,50
Varianza	154,22	0,001	0,039	Varianza	114,53	0,0003	0,069

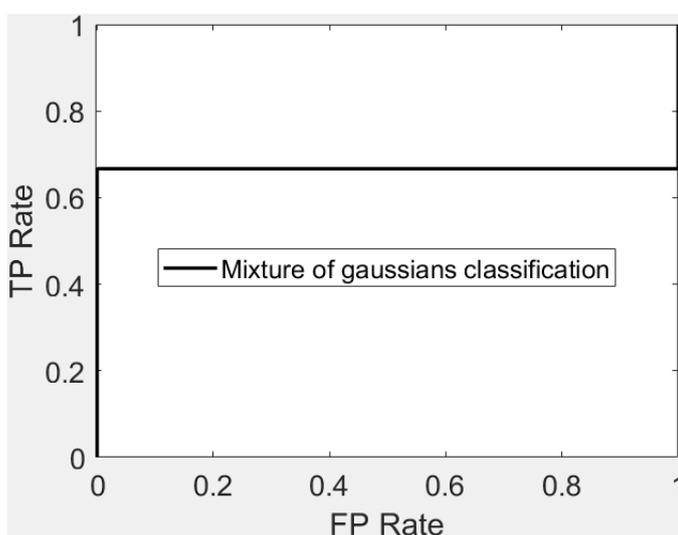


Figura 226: Curva ROC Mogc, PT, E1, G12

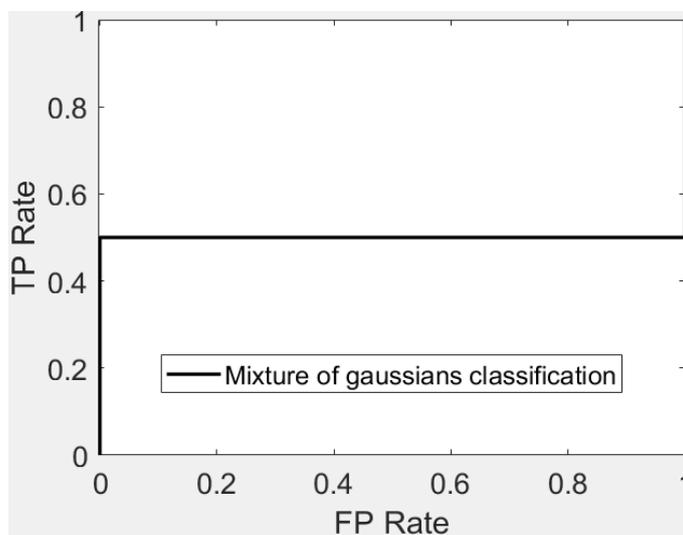


Figura 227: Curva ROC Mogc, TE, E1, G12

7.2.16 NEURC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 97: Resultados de Neurc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,70	0,93	0,91	Media	53,23	0,70	0,67
Mediana	72,97	0,93	0,91	Mediana	54,05	0,70	0,66
Varianza	24,95	0,0004	0,001	Varianza	26,09	0,0005	0,001

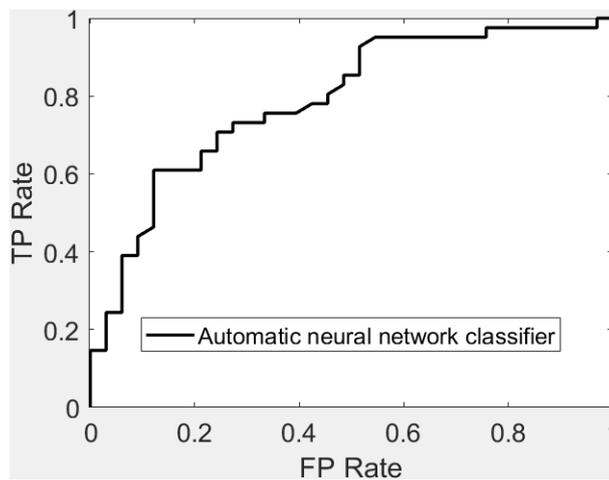


Figura 228: Curva ROC Neurc, PT, E0, G012

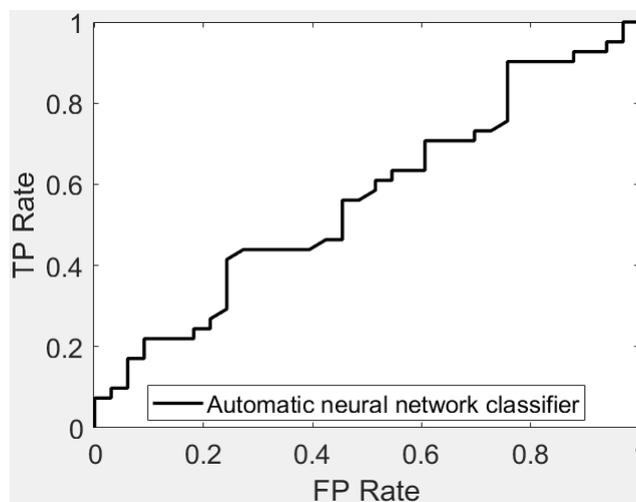


Figura 229: Curva ROC Neurc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 98: Resultados de Neurc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,45	0,96	0,90	Media	56,20	0,74	0,66
Mediana	80,00	0,96	0,90	Mediana	55,00	0,74	0,65
Varianza	71,96	0,0007	0,003	Varianza	100,57	0,0008	0,010

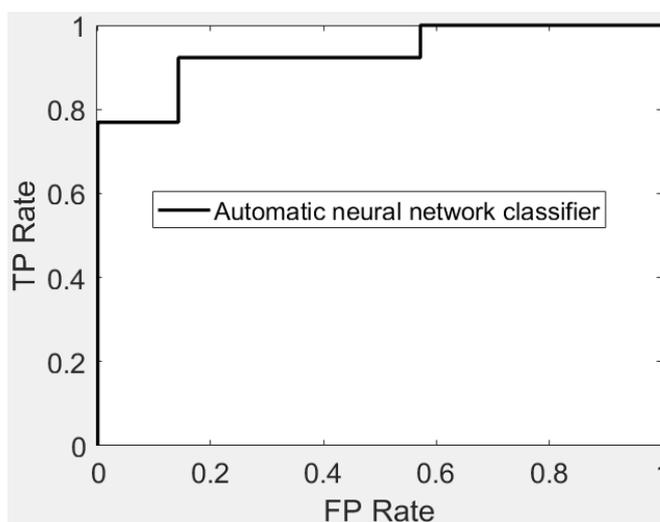


Figura 230: Curva ROC Neurc, PT, E1, G012

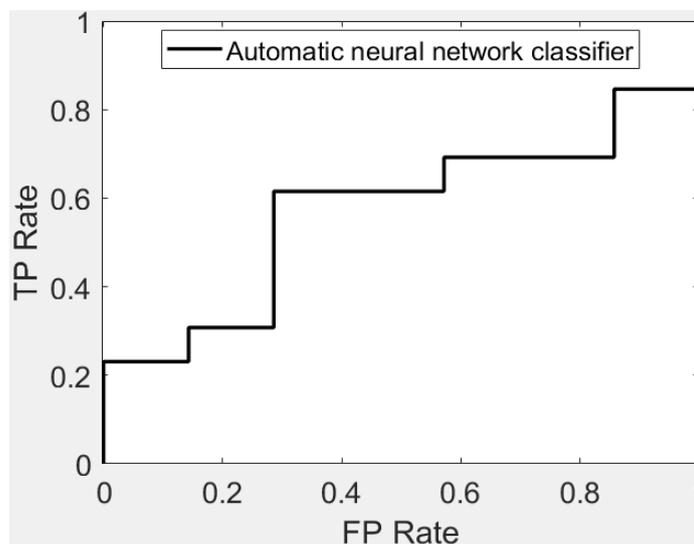


Figura 231: Curva ROC Neurc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 99: Resultados de Neurc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,76	0,94	0,88	Media	60,94	0,75	0,65
Mediana	73,02	0,94	0,88	Mediana	61,11	0,75	0,64
Varianza	25,17	0,0002	0,001	Varianza	26,72	0,0003	0,002

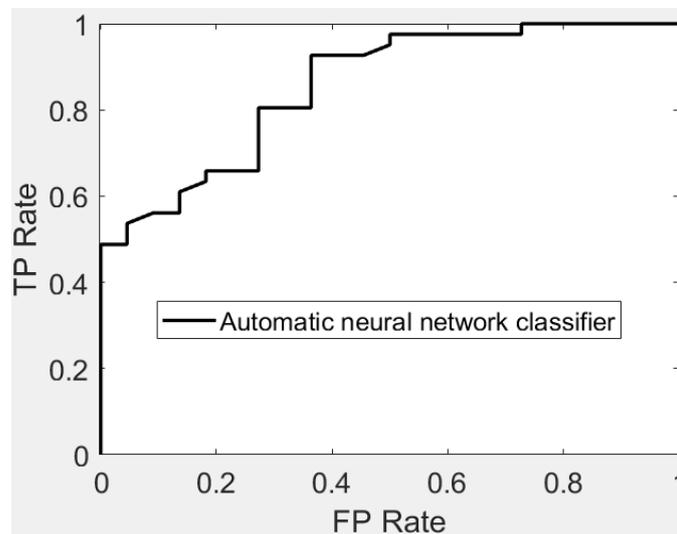


Figura 232: Curva ROC Neurc, PT, E0, G01

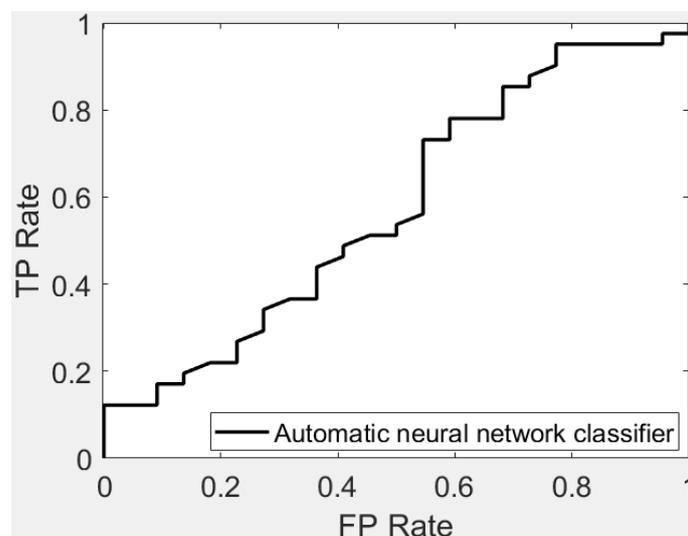


Figura 233: Curva ROC Neurc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 100: Resultados de Neurc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,47	0,96	0,89	Media	64,16	0,78	0,69
Mediana	78,95	0,96	0,90	Mediana	63,16	0,78	0,70
Varianza	93,51	0,0005	0,004	Varianza	93,29	0,001	0,011

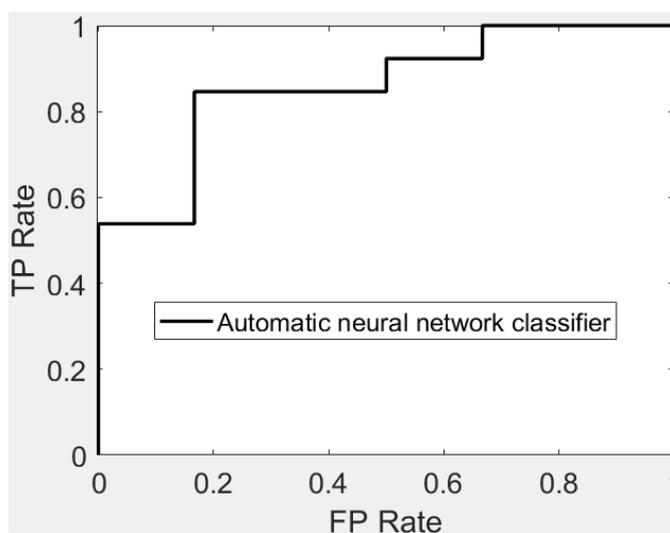


Figura 234: Curva ROC Neurc, PT, E1, G01

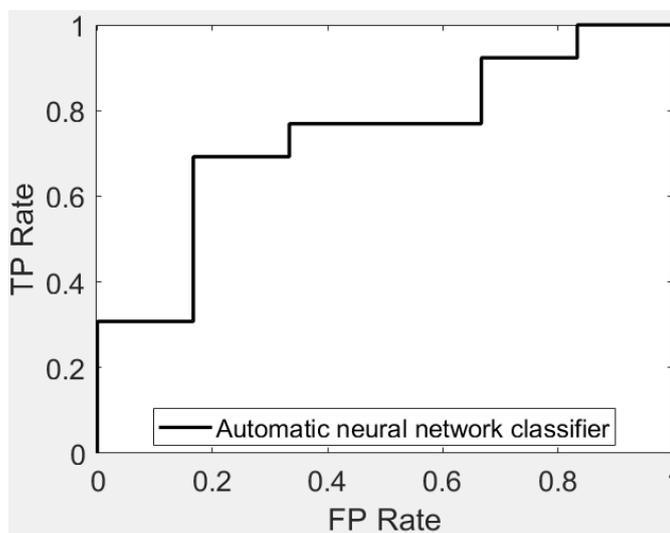


Figura 235: Curva ROC Neurc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 101: Resultados de Neurc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	53,25	0,90	0,77	Media	62,06	0,78	0,65
Mediana	53,13	0,90	0,76	Mediana	62,50	0,78	0,65
Varianza	64,50	0,0005	0,002	Varianza	47,16	0,0007	0,003

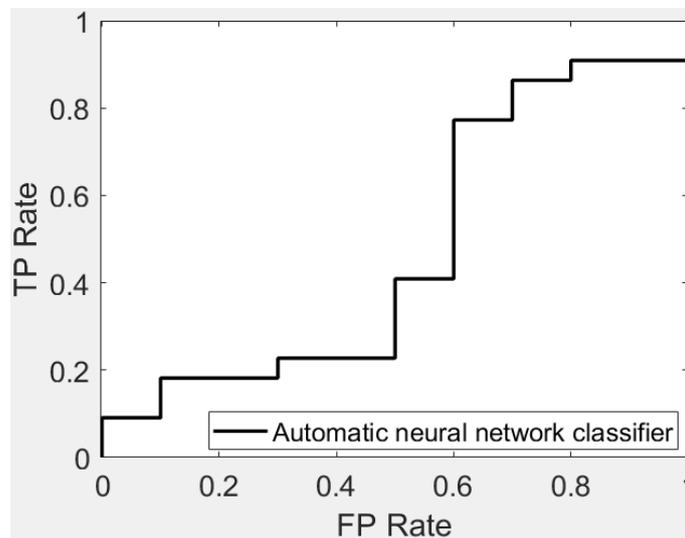


Figura 236: Curva ROC Neurc, PT, E0, G12

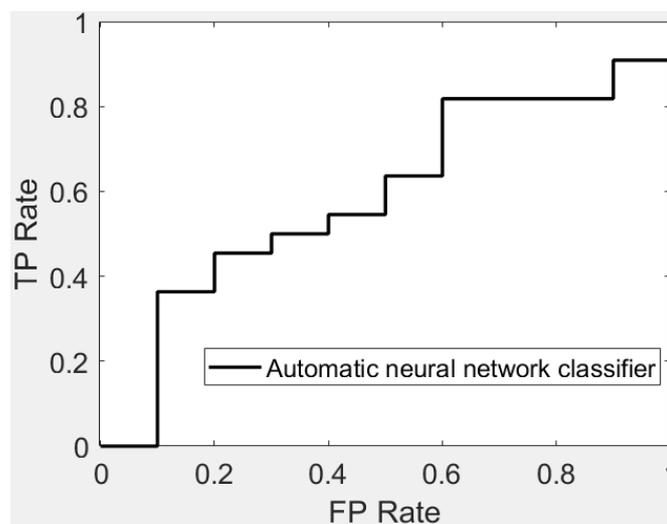


Figura 237: Curva ROC Neurc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 102: Resultados de Neurc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	73,57	0,94	0,77	Media	78,71	0,94	0,83
Mediana	71,43	0,95	0,75	Mediana	85,71	0,95	0,75
Varianza	195,32	0,001	0,038	Varianza	117,48	0,001	0,027

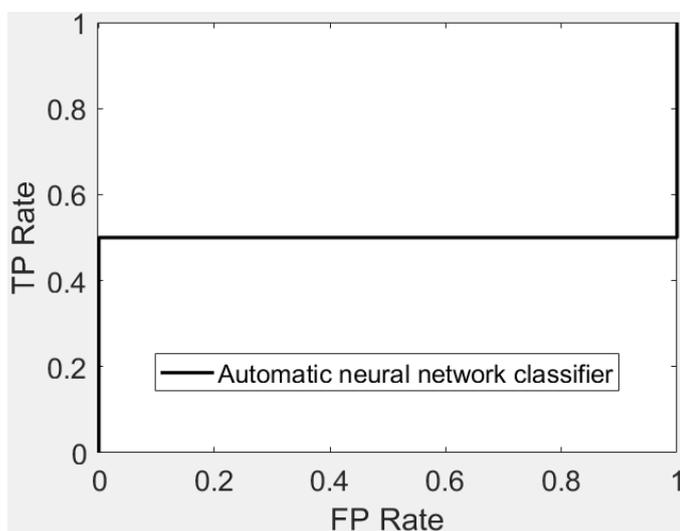


Figura 238: Curva ROC Neurc, PT, E1, G12

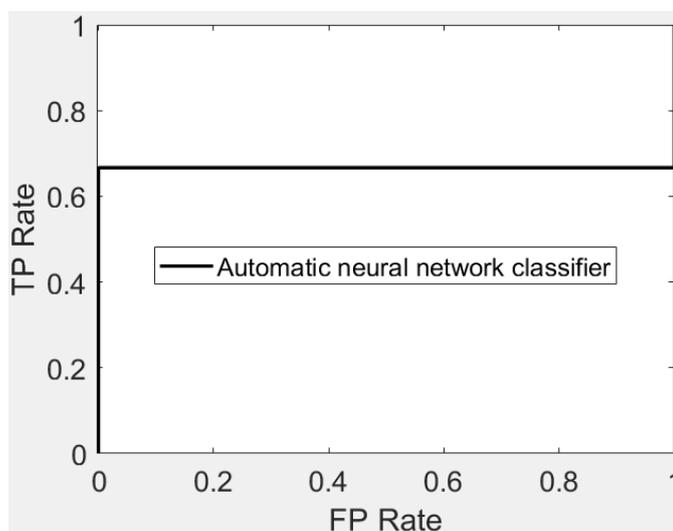


Figura 239: Curva ROC Neurc, TE, E1, G12

7.2.17 LMNC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 103: Resultados de Lmnc para E0, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	77,55	0,83	0,87	Media	55,38	0,66	0,70
Mediana	78,38	0,83	0,87	Mediana	55,41	0,66	0,69
Varianza	21,62	0,0004	0,002	Varianza	23,78	0,002	0,008

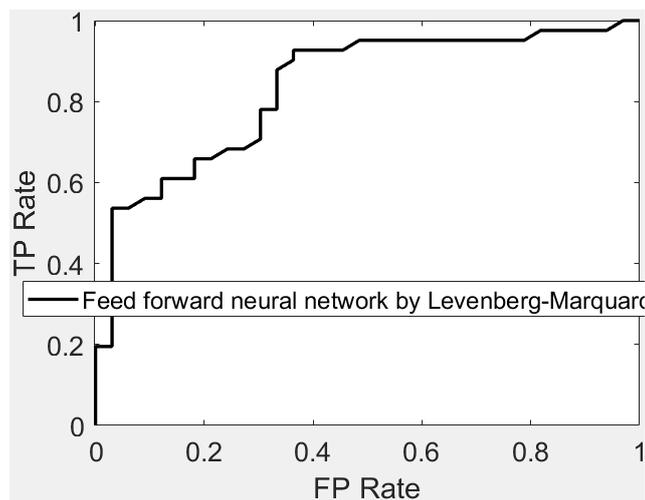


Figura 240: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G012

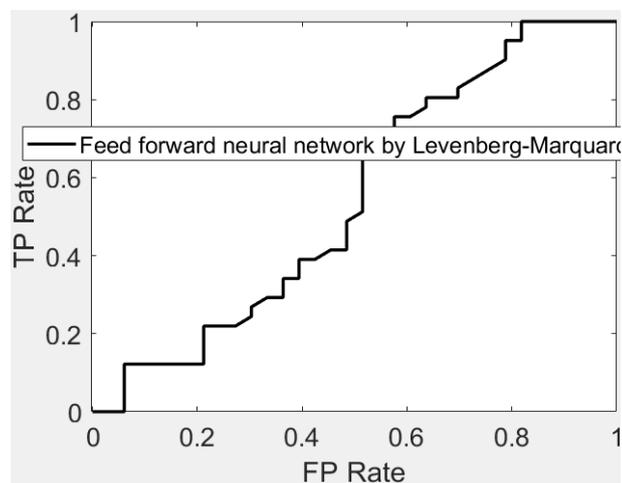


Figura 241: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G012

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Tabla 104: Resultados de Lmnc para E1, G012

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	80,10	0,95	0,89	Media	56,35	0,82	0,75
Mediana	80,00	0,96	0,89	Mediana	55,00	0,82	0,76
Varianza	71,77	0,0006	0,003	Varianza	74,67	0,002	0,010

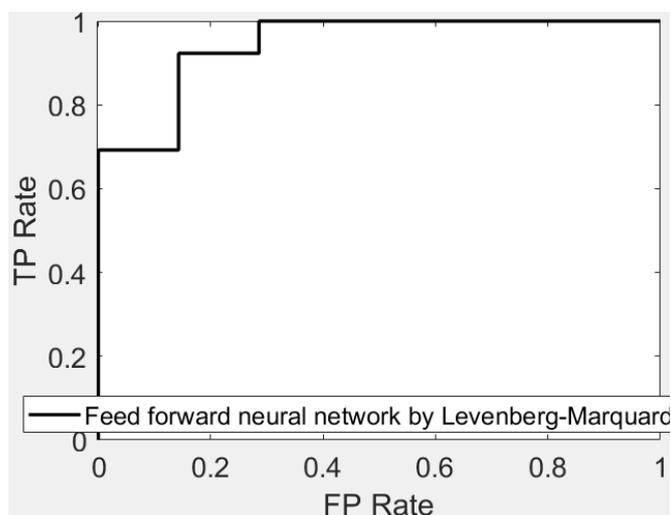


Figura 242: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G012

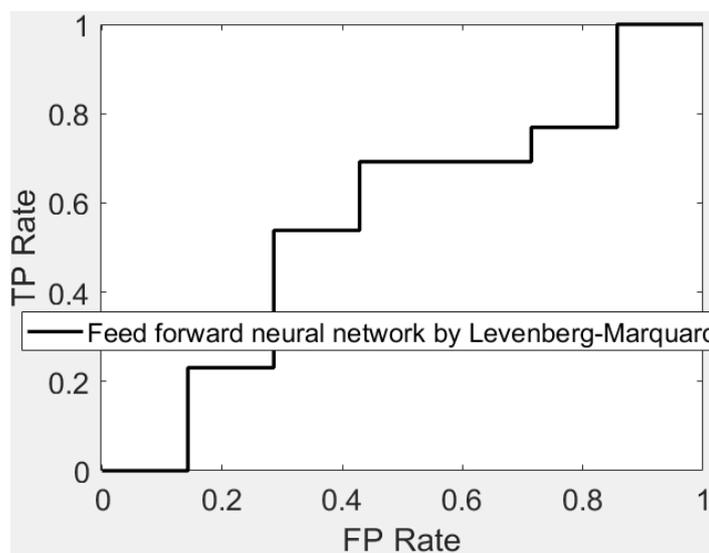


Figura 243: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G012

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 105: Resultados de Lmnc para E0, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	78,71	0,88	0,86	Media	62,14	0,72	0,72
Mediana	78,57	0,88	0,87	Mediana	63,49	0,71	0,73
Varianza	18,02	0,0004	0,002	Varianza	30,36	0,001	0,011

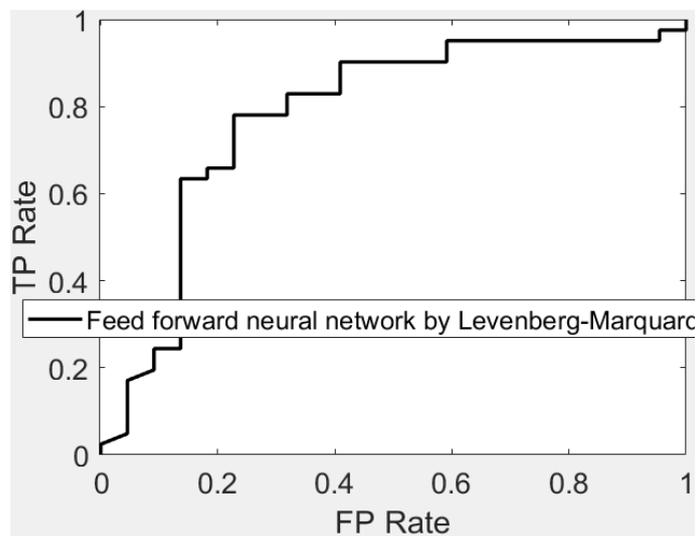


Figura 244: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G01

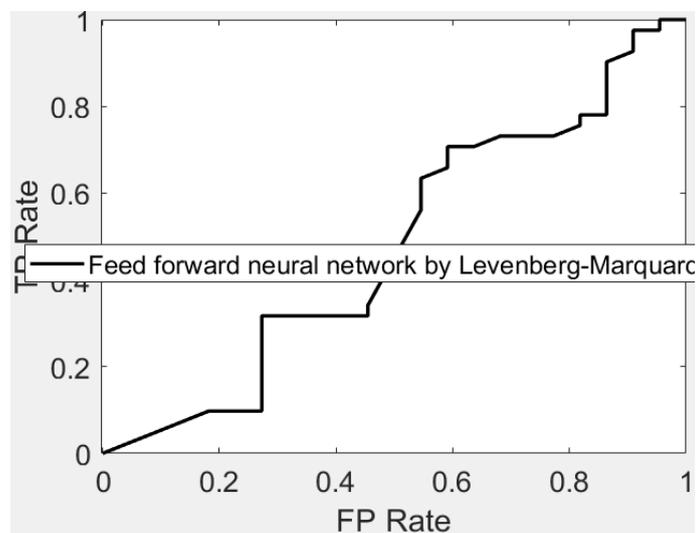


Figura 245: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G01

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tabla 106: Resultados de Lmnc para E1, G01

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	79,89	0,96	0,89	Media	59,16	0,83	0,78
Mediana	78,95	0,96	0,90	Mediana	57,89	0,83	0,78
Varianza	114,93	0,0006	0,004	Varianza	112,55	0,003	0,013

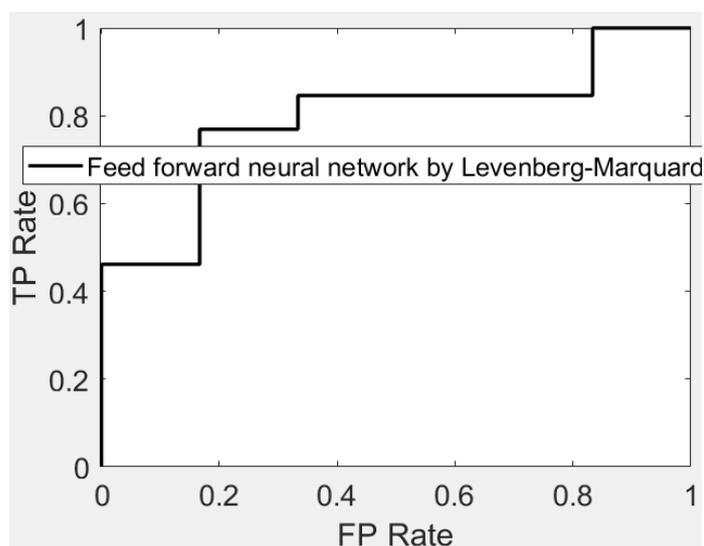


Figura 246: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G01

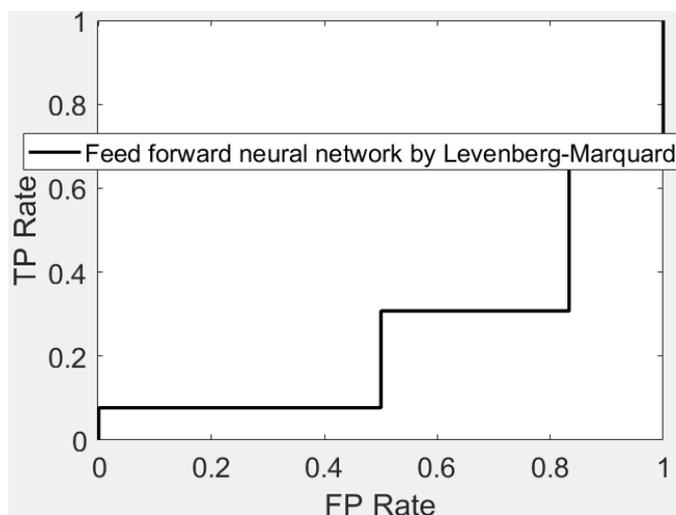


Figura 247: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G01

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 107: Resultados de Lmnc para E0, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	61,06	0,80	0,74	Media	61,91	0,79	0,73
Mediana	62,50	0,80	0,73	Mediana	62,50	0,80	0,73
Varianza	61,04	0,002	0,010	Varianza	45,71	0,002	0,007

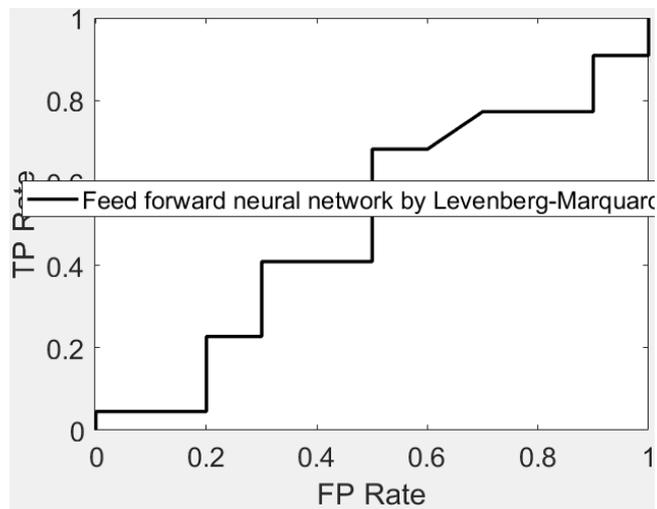


Figura 248: Curva ROC Lmnc, PT, E0, G12

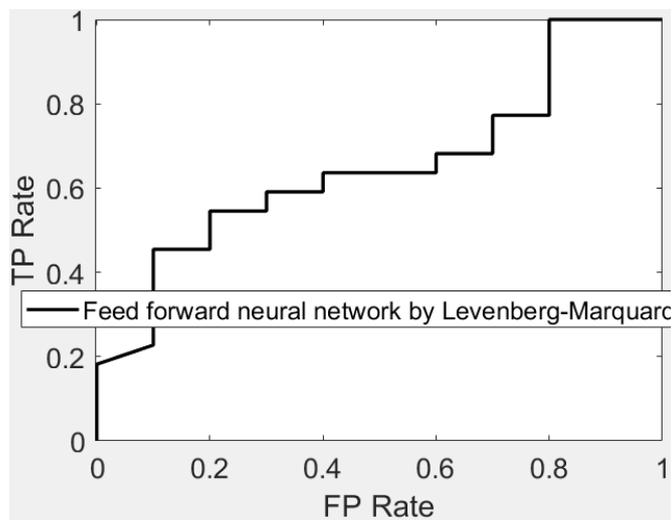


Figura 249: Curva ROC Lmnc, TE, E0, G12

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Tabla 108: Resultados de Lmnc para E1, G12

	Parámetros temporales				Temperatura Emocional		
	TE	S	E		TE	S	E
Media	69,57	0,96	0,75	Media	73,57	0,96	0,77
Mediana	71,43	0,95	0,75	Mediana	71,43	0,95	0,75
Varianza	241,83	0,0005	0,031	Varianza	170,58	0,0007	0,026

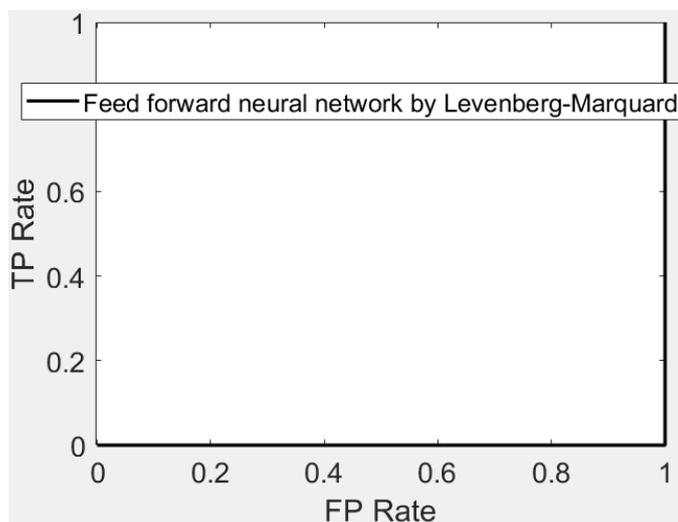


Figura 250: Curva ROC Lmnc, PT, E1, G12

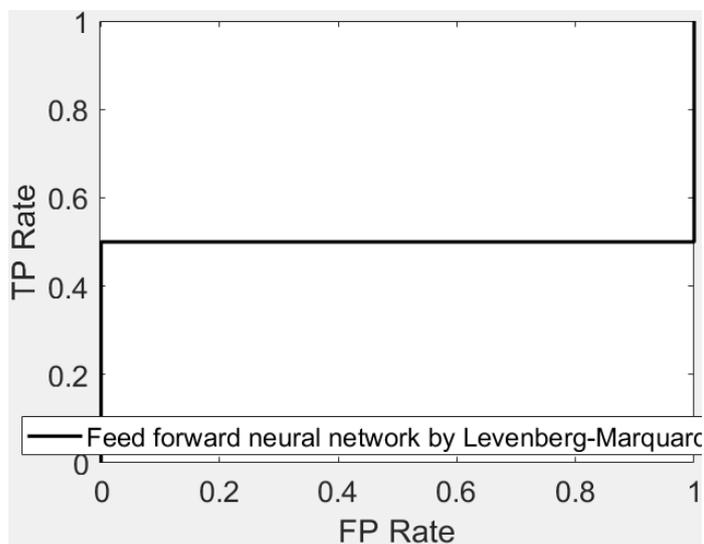


Figura 251: Curva ROC Lmnc, TE, E1, G12

8.DISCUSIÓN

8.1 INTRODUCCIÓN

Una vez se han obtenido los resultados se hace necesaria la discusión de estos para poder llegar a las conclusiones.

Dado el elevado número de resultados se hará una discusión por cada clasificador mencionando los distintos valores obtenidos tras la clasificación automática.

Una vez analizados los resultados, se mencionarán las conclusiones extraídas a partir de estos en el Capítulo IX.

8.2 DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

8.2.1 SVC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso se obtienen altas tasas de rendimiento para los estudios tanto de temperatura emocional (86,07% de media) como para el caso de los parámetros temporales (90,99%), con unas varianzas relativamente bajas en ambos casos. Los resultados para los parámetros temporales han sido ligeramente superiores a los de la temperatura emocional, teniendo en el caso de los parámetros temporales unas sensibilidades de 0,78 y unas especificidades de 0,77.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Para los parámetros temporales las tasas de rendimiento son superiores a las obtenidas en el caso anterior con entrevistador automático (4,66% superiores), pero teniendo unas varianzas que doblan las obtenidas en el caso anterior. En cuanto a la temperatura emocional, se obtienen valores inferiores al caso anterior (tasas de éxito un 14,32% menores) con unas varianzas muy superiores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los valores obtenidos en este caso han sido superiores a los generados en el caso de entrevistador automático y grados 0 con 1 y 2 exceptuando la especificidad (tasas de éxito un 1,39% mayores, una sensibilidad un 0,03 mayor y una especificidad un 0,05 menor). Las varianzas en este caso son relativamente bajas, obteniendo unos resultados elevados tanto en tasas de éxito como en sensibilidades y especificidades tanto para temperatura emocional como para parámetros temporales.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio la curva ROC de los parámetros temporales da similar a la curva ideal, estas variables tienen altas tasas de éxito (94,89%) y altas sensibilidades (0,82), pero con unas especificidades aceptables (0,57). Esto se debe al reducido tamaño del conjunto de datos, pues se cuentan con 67 muestras de las cuales 46 son de muestras de grado 0 y las restantes de grado 1. Para la temperatura emocional, se obtienen muy bajos valores de especificidad (0,35) y valores ligeramente superiores al 50% de tasa de éxito (62%) con unas sensibilidades de 0,71.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En este caso, los resultados de los parámetros temporales muestran una varianza de 24,34 para unas tasas de rendimiento elevadas (88,28%). La curva ROC de los parámetros temporales **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** muestra que este clasificador es casi ideal, lo cual se debe al menor número de muestras y a la similaridad de los valores de estas. En el caso de la temperatura emocional, se obtiene una mediana del 100% con una curva ROC ideal, lo cual se

debe también al número de muestras y a que la varianza entre las tasas de éxito es muy grande (607,06). En cuanto a sensibilidad y especificidad, se obtienen resultados similares entre temperatura emocional y parámetros temporales (0,74 en valor medio para ambas sensibilidades, 0,53 de especificidad para parámetros temporales y 0,47 para la temperatura emocional).

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Para este estudio se obtienen tasas de éxito muy buenas en cuanto a parámetros temporales (94,29%) y del 100% en el caso de temperatura emocional. Esto se debe a que el conjunto de datos es muy reducido, pues se cuenta con 25 muestras que se usan para el entrenamiento y el test. En cuanto a sensibilidad y especificidad, en ambas variables se tienen unos altos valores de sensibilidad (superiores a 0,8) acompañados de unos bajos valores de especificidad (inferiores a 0,38).

8.2.2 LOGLC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso se obtienen altas tasas de éxito para los parámetros temporales (82,41%), aunque tanto en temperatura emocional como en parámetros temporales los valores han sido inferiores a los obtenidas con el clasificador anterior, con unas varianzas inferiores al 19% en ambos casos. La sensibilidad y especificidad han sido altas en el caso de los parámetros temporales (0,8 de media ambas), pero no tanto en cuanto a la temperatura emocional (0,61 y 0,54 respectivamente).

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Para este tipo de entrevistador se obtienen tasas de éxito superiores a las obtenidas en el caso anterior (14,29% mayores en caso de parámetros temporales y 14,9% mayores en caso de temperatura emocional), con unas sensibilidades y especificidades superiores en el caso de los parámetros temporales en comparación con la temperatura emocional (0,9 y 0,77 respectivamente). En cuanto a la temperatura emocional, se obtienen altas sensibilidades (0,7) y tasas de

rendimiento (77,90%), pero con unas varianzas superiores en todos los valores excepto en las especificidades, siendo estas menores que en el caso de los parámetros temporales.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio, los valores han sido inferiores a los obtenidos en el de entrevistador automático y grados 0, 1 y 2 (73,66% de tasas de éxito, 0,7 de sensibilidad y 0,43 de especificidad media) exceptuando los valores obtenidos para la temperatura emocional (69,38% de tasas de rendimiento, 0,67 de sensibilidad y 0,49 de especificidad), que han sido todos superiores exceptuando la especificidad. Además, en cuanto a parámetros temporales, se ha obtenido una mayor varianza tanto para la tasa de éxito como para la especificidad.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio la curva ROC de ambas variables es similar a la curva ideal. Los parámetros temporales tienen altas tasas de éxito, altas sensibilidades, y altas especificidades (98%, 0,92 y 0,74 respectivamente). En el caso de la temperatura emocional se tienen unas especificidades ligeramente por debajo de la media (por debajo de 0,5) y una muy alta varianza para la tasa de éxito. Esto se debe al reducido tamaño del conjunto de datos.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Tanto para los parámetros temporales como para la temperatura emocional se obtienen unos valores similares, unas tasas de éxito superiores al 70% con buena sensibilidad (próxima a 0,7 en ambos tipos de variables), aunque con una especificidad por debajo de la media (de aproximadamente 0,43 en ambos casos).

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Debido al reducido número de datos presentes en el dataset, se obtienen valores de tasas de éxito perfectos (100%) con sensibilidades elevadas (superiores a 0,89) y con especificidades muy bajas (inferiores a 0,35).

8.2.3 FISHERC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Se obtienen buenos resultados en cuanto a los parámetros temporales (tasas de rendimiento superiores al 80%, con sensibilidad media de 0,79 y especificidad media de 0,83), con una varianza relativamente baja. Para la temperatura emocional se obtienen resultados por encima de la media, siendo estos similares a los obtenidos con el clasificador anterior (63% de tasa de éxito, sensibilidad media de 0,61 y 0,54 de especificidad media).

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En el caso de los parámetros temporales las tasas de éxito son un 10,73% superiores a las del estudio anterior, con unas sensibilidades un 0,1 superiores y con unas especificidades similares. Todo esto viene acompañado de unas varianzas superiores en tasas de éxito y especificidades. En cuanto a los valores de especificidad, estos son menores que para el caso del entrevistador automático. Para la temperatura emocional, se obtienen unas tasas de éxito un 12,9% superiores al estudio anterior, con unas sensibilidades un 0,08 superiores y unas especificidades un 0,08 inferiores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Las tasas de éxito son ligeramente superiores al caso del entrevistador automático grados 0,1 y 2, (siendo estas un 82,65% en este estudio), pero con unas especificidades inferiores en ambos estudios (tanto en parámetros temporales como temperatura emocional) (un 0,04 para los parámetros temporales y un 0,06 en la temperatura emocional). En cuanto a la sensibilidad de la temperatura emocional, esta es superior a la obtenida en el caso anterior (0,67).

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio la curva ROC de ambas variables es similar a la curva ideal. Los parámetros temporales tienen altas tasas de éxito (93,11%), altas sensibilidades (0,92), y altas especificidades (0,8). En el caso de la temperatura emocional se

tienen unas especificidades ligeramente por debajo de la media (0,48) y una alta varianza (58,92) para la tasa de éxito debido al tamaño del dataset.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen valores similares para los dos tipos de variables. Estos valores son elevados tanto para las tasas de éxito (entre el 72% y el 73%) como las sensibilidades (0,7 y 0,69 respectivamente), teniendo unas especificidades por debajo de la media (0,42 y 0,43 de media respectivamente). En cuanto a las varianzas, para las tasas de éxito se obtienen unas varianzas ligeramente elevadas.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Al igual que con los clasificadores anteriores, se obtienen valores muy elevados en cuanto a la tasa de éxito (99,86% de media para los parámetros temporales y 99,29% para la temperatura emocional) debidos al tamaño del conjunto de datos.

8.2.4 NMSC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En cuanto a los parámetros temporales, se obtienen mejores resultados que en el caso de la temperatura emocional (un 19,33% superiores en caso de las tasas de éxito, un 0,18 mayores en caso de la sensibilidad y un 0,29 mayores en cuanto a especificidad media), aunque con una varianza ligeramente superior en el caso de la tasa de éxito. En el caso de la temperatura emocional se obtienen valores ligeramente por encima de la media o en el umbral (58,81% de tasas de éxito medias, 0,59 de sensibilidad y 0,5 de especificidad medias).

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Se obtienen mejores resultados que en el caso anterior con unas varianzas superiores en todos los valores. En cuanto a los parámetros temporales, se obtienen unas tasas de éxito un 6,36% superiores de media, unas sensibilidades un 0,1 mayores con unas especificidades un 0,08 inferiores de media. Para la temperatura emocional, se obtienen unas tasas de éxito un 9,89% superiores al

caso del estudio anterior, con unas sensibilidades un 0,08 superiores acompañadas de unas especificidades medias un 0,07 inferiores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los valores obtenidos en este caso son elevados para los parámetros temporales (80,08% de tasas de éxito, 0,81 y 0,76 para sensibilidades y especificidades medias respectivamente) con unas varianzas relativamente bajas y unas curvas ROC regular. En el caso de la temperatura emocional, se obtienen unos valores por encima de la media para tasas de éxito y sensibilidad (65,30% y 0,67 respectivamente) y ligeramente inferiores para la especificidad (0,42). En cuanto a la curva ROC de la temperatura emocional, esta se encuentra ligeramente por debajo de la media.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este caso, se obtienen unas tasas de rendimiento elevadas con unas elevadas sensibilidades (83,89% y 0,89 respectivamente), acompañadas de unas buenas especificidades (0,70) en el caso de los parámetros temporales, aunque no tanto para el caso de la temperatura emocional (72,16% en cuanto a tasas de éxito, 0,71 para las sensibilidades medias y 0,39 de especificidades medias). En cuanto a las varianzas, estas son mayores para las variables de temperatura emocional.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Las tasas de éxito están por debajo de las obtenidas en los estudios anteriores de este clasificador (un 12,42% inferiores a las obtenidas en el estudio anterior), con unas sensibilidades altas (0,71 para los parámetros temporales y 0,69 para la temperatura emocional) y unas especificidades por debajo de la media (inferiores a 0,5 en ambos casos). Las varianzas en este caso no son muy elevadas para ninguno de los valores.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen altas tasas de éxito en ambos casos (93,57% para los parámetros temporales y 92,14% para la temperatura emocional), pero con unas altas varianzas y unas bajas especificidades debidas al reducido tamaño del conjunto de datos.

8.2.5 POLYC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Para el caso de los parámetros temporales, se han obtenido unos muy buenos resultados, siendo las sensibilidades y especificidades superiores a 0,80 y con unas tasas de éxito superiores al 78% y con unas varianzas medias. En cuanto a la temperatura emocional, se obtienen valores superiores a la media con una curva ROC regular y con unas varianzas ligeramente superiores al caso de los parámetros temporales.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Se obtienen mejores resultados que en el caso anterior (tasas de éxito un 9,85% superiores al caso anterior, sensibilidades 0,11 mayores y especificidades 0,08 mayores) con unas varianzas superiores en todos los valores. En cuanto a los valores de tasas de éxito y especificidad, estos son menores que para el caso del entrevistador automático en el estudio de la temperatura emocional (con unas tasas de éxito un 0,07% inferiores y unas especificidades medias un 0,02 inferiores, acompañadas de unas sensibilidades un 0,1 mayores).

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En cuanto a los valores relativos a parámetros temporales, se obtienen unos valores elevados (79,30% en cuanto a tasas de éxito, con unas sensibilidades de 0,85 y unas especificidades de 0,82 de media). Sin embargo, en el caso de la temperatura emocional se obtienen valores superiores a la media, con una buena especificidad, pero con una curva ROC regular (tasas de éxito de 67,17%, 0,69 de sensibilidad media y 0,72 de especificidad media).

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio la curva ROC de los parámetros temporales es similar a la curva ideal. Los parámetros temporales tienen altas tasas de éxito (86,17%), altas sensibilidades (0,93), y altas especificidades (0,92). En el caso de la temperatura emocional se tienen unas especificidades por encima de la media (0,67), unas altas

sensibilidades (0,75) y unas tasas de éxito superiores a la media (62,26%) acompañadas de una alta varianza (76,1) debido al tamaño del dataset en ambos tipos de variables. En cuanto a la curva ROC de la temperatura emocional, esta está ligeramente por debajo de la media aun teniendo unas sensibilidades y especificidades por encima de la media.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Las tasas de éxito están por debajo de las obtenidas en los estudios anteriores de este clasificador, siendo en el caso de los parámetros temporales de un 22,75% inferior para las tasas de éxito, unas sensibilidades un 0,22 inferiores y unas especificidades medias un 0,28 inferiores. En cuanto a la temperatura emocional, esta presenta una mejora del 1,52% con respecto al estudio anterior, así como unas sensibilidades un 0,03 inferiores de media y unas especificidades un 0,01 menores de media. Las varianzas en este caso no son muy elevadas para ninguno de los valores.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen unas altas tasas de éxito en caso de los parámetros temporales (77,29%), con unas buenas sensibilidades (0,9) y unas especificidades por encima de la media (0,74), con una varianza elevada para el caso de la tasa de éxito (111,71) y unas varianzas grandes para el resto de los valores. En cuanto a temperatura emocional, se obtienen unas tasas de éxito y unas especificidades por encima de la media (68,86% y 0,62 respectivamente), y unas sensibilidades elevadas (0,89).

8.2.6 LDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso, las tasas de éxito para los parámetros temporales tienen una media del 73,97% y una mediana de 74,32%, estando por encima de la media, pero por debajo de las obtenidas en otros clasificadores. Además, se obtienen unas buenas sensibilidades con unas especificidades ligeramente por encima de estas. En el

caso de la temperatura emocional, se obtienen valores por encima de la media, aunque no muy elevados.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Se obtienen mejores resultados que en el caso anterior con unas varianzas superiores. Para los parámetros temporales, se obtienen unas tasas de éxito un 10,08% superiores, así como unas sensibilidades un 0,12 mayores con unas especificidades un 0,11 mayores a las del estudio anterior. En cuanto a la temperatura emocional, las tasas de éxito han sido 2,18% mayores a las presentes en el estudio anterior, acompañadas de unas sensibilidades un 0,8 mayores de media pero con unas especificidades un 0,03 inferiores de mediana.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En cuanto a los valores relativos a parámetros temporales, se obtienen unos valores elevados (73,86% de tasas de éxito, 0,74 de sensibilidad media y 0,78 de especificidad media). Sin embargo, en el caso de la temperatura emocional se obtienen valores superiores a la media, con una buena especificidad, pero con una curva ROC ligeramente inferior a la media (64,19% de tasa de éxito media, 0,67 de sensibilidad y 0,57 de especificidad medias).

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Las tasas de éxito de los parámetros temporales son mayores a las presentes en el estudio anterior. Concretamente en el caso de las tasas de éxito, estas son un 8,56% mayores a las presentes en el estudio con el entrevistador automático, teniendo en el presente estudio unas sensibilidades un 0,12 mayores de y unas especificidades un 0,1 mayores de media. Para la temperatura emocional, las tasas de éxito son un 0,6% mayores en cuanto al valor medio, con unas sensibilidades y especificidades medias un 0,06 mayores.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen unas tasas de éxito por encima de la media (65,81% para los parámetros temporales y 65,44% para temperatura emocional), pero inferiores a las obtenidas anteriormente con este clasificador en el caso de los parámetros

temporales, con unas especificidades por debajo de la media (0,38 en cuanto a parámetros temporales y 0,47 para la temperatura emocional). En cuanto a las sensibilidades, estas son de 0,68 tanto para los parámetros temporales como para la temperatura emocional.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen tasas de éxito superiores al 70% en ambos casos, con unas sensibilidades altas (0,75 para los parámetros temporales y 0,88 para la temperatura emocional). En el caso de los parámetros temporales la especificidad es muy baja, siendo esta de 0,25. En el caso de la temperatura emocional, la especificidad es el doble que la obtenida para los parámetros temporales (0,5).

8.2.7 QDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Los valores de los parámetros temporales son elevados (76.76% de tasas de éxito, 0,8 de sensibilidad media y 0,77 de especificidad media), con una varianza de 20,36 para el caso de la tasa de éxito, presentando una curva ROC muy buena. En el caso de la temperatura emocional, la tasa de éxito es ligeramente superior a la media (54,10%), al igual que ocurre con la especificidad (0,54), con unas sensibilidades de 0,63, y con unas varianzas superiores en tasa de éxito y sensibilidad a las presentes en los parámetros temporales.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En cuanto a parámetros temporales, se obtienen mejores resultados que en el caso anterior con unas varianzas superiores (un 8,79% superiores en cuanto a tasas de éxito, un 0,12 mayores para las sensibilidades medias y un 0,11 mayores para los valores de especificidad). Para la temperatura emocional, se obtienen tasas de rendimiento y especificidades inferiores a las obtenidas con entrevistador automático (unas tasas de éxito un 1,9% inferiores y unas especificidades un 0,05 inferiores), pero con mayores varianzas y con una mayor sensibilidad (un 0,08 mayor).

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En cuanto a los valores relativos a parámetros temporales, se obtienen unos valores elevados (78,13% de tasas de éxito, 0,84 de sensibilidades y 0,74 de especificidades medias). Sin embargo, en el caso de la temperatura emocional se obtienen valores superiores a la media (58,54% de tasas de éxito), con una buena sensibilidad (0,69) y una especificidad por debajo de la media (0,48), pero con una curva ROC ligeramente inferior a la media.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Para los parámetros temporales se obtienen buenos resultados con una varianza media en la tasa de éxito y una buena curva ROC. En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales obtienen unas tasas de éxito un 6,98% superiores, unas sensibilidades un 0,1 mayores y unas especificidades un 0,14 mayores de media. En cuanto a la temperatura emocional, se obtienen valores superiores a la media tanto en las tasas de éxito como en las especificidades y una sensibilidad de 0,75. Estos valores son, en comparación con el estudio anterior, un 0,14% mayores en cuanto a tasas de éxito, un 0,06 mayores para las sensibilidades y un 0,04 superiores para las especificidades.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Se obtienen tasas de éxito inferiores a en los casos anteriores en cuanto a los parámetros temporales (60,69%), con unas especificidades ligeramente superiores a la media (0,53), unas sensibilidades de 0,74 y unas varianzas medias. En cuanto a temperatura emocional, se obtienen tasas de éxito y especificidades ligeramente por encima de la media (59,38% y 0,51 respectivamente) y unas sensibilidades de 0,72.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

En este caso, para los parámetros temporales se obtiene una mediana de 1,00. Esto se debe al reducido tamaño del dataset puesto que al dividir el mismo en training y test se hace necesaria la aparición de muestras de ambas clases.

Además, en los parámetros temporales hay unas sensibilidades muy elevadas (0,92) y unas tasas de éxito superiores al 78%. En cuanto a la temperatura emocional, se presencian unas buenas tasas de éxito (78,86%) y unas buenas sensibilidades (0,85), con unas especificidades con un valor medio inferior a 0,5.

8.2.8 NMC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Para este clasificador, en cuanto a los parámetros temporales, se obtienen unas tasas de éxito por encima de la media (62,59%), con unas especificidades ligeramente por encima de la media (0,57), unas buenas sensibilidades (0,74) y una varianza para la tasa de éxito de 20,69%. En el caso de la temperatura emocional se observan unas tasas de éxito ligeramente superiores a la media (53,54%) con una varianza de 23,86%, unas especificidades de 0,48 y unas sensibilidades de 0,6.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso se obtienen valores inferiores a los del estudio anterior en ambos casos, y con unas varianzas superiores para todos los valores. En el caso de los parámetros temporales se obtienen unas sensibilidades un 0,08 mayores a las obtenidas en el caso anterior, con unas especificidades medias un 0,05 inferiores, y con unas tasas de éxito un 0,29% inferiores. Por otra parte, en cuanto a la temperatura emocional, se obtienen unas tasas de éxito un 12,49% inferiores, unas especificidades un 0,13 menores y unas sensibilidades medias un 0,04 mayores al estudio anterior.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En ambos tipos de variables se obtienen unas tasas de éxito superiores al 50%, siendo del 57,79% en el caso de los parámetros temporales y de 51,87% para la temperatura emocional, con unas especificidades de 0,46 y 0,38 respectivamente. En cuanto a las sensibilidades, para los parámetros temporales estas son de 0,79,

siendo de 0,68 para el caso de la temperatura emocional. En ambos casos se cuenta con unas varianzas no muy elevadas.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En cuanto a los parámetros temporales, los resultados son un 4,1% mayores en cuanto a la media de las tasas de éxito, un 0,06 superiores para las sensibilidades y un 0,02 mayores en cuanto a la especificidad media. Para la temperatura emocional, los resultados han sido 3,55% peores que en el estudio anterior para las tasas de éxito medias, la sensibilidad media es un 0,04 mayor y la especificidad media un 0,03 inferior.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Las tasas de éxito de los parámetros temporales son del 49,81% de media, con unas sensibilidades de 0,72 y unas especificidades medias de 0,36. Para la temperatura emocional estos valores son del 46,38%, 0,68 y 0,33 respectivamente.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Los parámetros temporales en este estudio presentan unas tasas de éxito un 9,24% menores que en el estudio anterior, con unas sensibilidades medias un 0,13 mayores y unas especificidades muy bajas, siendo estas un 0,17 menores que en el estudio anterior. Para la temperatura emocional, estos valores son un 15,62% mayores para las tasas de éxito, con una sensibilidad media un 0,24 mayor y una especificidad media un 0,07 inferior.

8.2.9 QUADRC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Las tasas de rendimiento para los parámetros temporales son de un 75,28% de media, con unas buenas sensibilidades (0,81) y especificidades (0,74) y con una varianza no muy elevada. En cuanto a los parámetros relativos a la temperatura

emocional, se obtienen tasas de éxito del 52,38%, con unas especificidades de 0,52 y unas sensibilidades de 0,65.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Para los parámetros temporales, se obtienen unos resultados superiores a los obtenidos mediante el entrevistador automático acompañados de unas varianzas mayores. Concretamente, se obtienen unas tasas de éxito un 7,38% mayores, una sensibilidad media un 0,13 superior al estudio anterior y una especificidad media un 0,08 mayor. Para la temperatura emocional, se obtienen menores tasas de éxito (4,83% menores de media) y menores especificidades (0,09 menores) con unas sensibilidades un 0,09 mayores a las del caso anterior. Estas también están acompañadas de unas varianzas superiores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio se obtienen unas buenas tasas de éxito (74,02%), unas buenas sensibilidades (0,87) y unas especificidades de 0,65 con unas varianzas no muy altas en el caso de los parámetros temporales. En el caso de la temperatura emocional se obtienen unas sensibilidades de 0,73 ligadas a unas tasas de éxito del 48,19% y unas especificidades de 0,41, con una curva ROC regular.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Tanto los parámetros temporales como la temperatura emocional obtienen mejores resultados que en el estudio anterior. En cuanto a los parámetros temporales, se obtiene una tasa de éxito media un 9,87% superior al estudio anterior, con una sensibilidad media un 0,08 mayor y una especificidad media un 0,18 mayor.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Se muestran en ambos casos tasas de éxito y especificidades próximas a la media (50,66% y 0,43 para los parámetros temporales y 51,78% y 0,45 para la temperatura emocional), siendo las tasas de éxito ligeramente superiores y las

especificidades ligeramente inferiores. Por otra parte, las sensibilidades son de 0,79 para los parámetros temporales y de 0,76 en el caso de la temperatura emocional.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Los parámetros temporales obtienen mejores sensibilidades (0,06 mayores) ligadas a unas peores tasas de rendimiento (0,23% menores) y unas peores especificidades (0,17 inferiores) con respecto al estudio anterior. Por otra parte, la temperatura emocional obtiene unas tasas de éxito medias un 7,36% mayores, con unas especificidades un 0,1 mayores, así como unas sensibilidades que superan las del estudio anterior en 0,12. Todos estos resultados vienen ligados a unas altas varianzas.

8.2.10 UDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Para los parámetros temporales se obtienen unas buenas tasas de éxito (73,27%), así como unas buenas sensibilidades (0,78) y especificidades (0,72) con unas varianzas inferiores a las del caso de la temperatura emocional exceptuando la varianza en la sensibilidad. En cuanto a temperatura emocional, las tasas de éxito medias son del 53,51%, teniendo unas especificidades nimiamente superiores a la media (0,51) y unas sensibilidades de 0,6.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En cuanto a los parámetros temporales, se obtienen resultados ligeramente superiores a los del estudio anterior (2,18% mayores en el caso de las tasas de éxito, un 0,1 superiores en cuanto a sensibilidad y un 0,07 inferiores en el caso de la especificidad), en los que cabe destacar la mejoría de la curva ROC que deja menor área bajo la misma. En cuanto a la temperatura emocional se obtienen mejores sensibilidades (0,1 mayores al estudio anterior) y unas peores tasas de éxito y especificidades (3,61% menores en el caso de las tasas de éxito y unas especificidades un 0,09 inferiores) con unas varianzas elevadas.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito medias del 76,90%, unas sensibilidades medias de 0,84 y unas especificidades medias de 0,69. La temperatura emocional, por otra parte, obtiene tasas de rendimiento del 57,98%, una sensibilidad media de 0,67 y una especificidad media de 0,44.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

Con las muestras obtenidas por un entrevistador humano se obtienen mejores sensibilidades tanto para parámetros temporales como para temperatura emocional (0,06 mayores en cuanto a parámetros temporales y 0,06 superiores para la temperatura emocional), acompañadas de una disminución en las tasas de éxito y las especificidades y con unas mayores varianzas, siendo estas para la temperatura emocional de 112,20 en el caso de los parámetros temporales. La reducción de los valores de las tasas de éxito ha sido de un 1,53% para los parámetros temporales y de un 2,77% para la temperatura emocional, acompañadas de una disminución en las especificidades de un 0,05 en ambos casos.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En el caso de las muestras de grados leves y severos, los parámetros temporales obtienen unas tasas de éxito del 64,19%, con unas especificidades medias de 0,52 y unas sensibilidades medias de 0,73. En el caso de la temperatura emocional, las tasas de éxito son de un 62,16%, con unas sensibilidades medias de 0,69 y unas especificidades medias de 0,44.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito un 15,38% superiores a las obtenidas en el estudio anterior, con unas sensibilidades y especificidades medias un 0,2 y 0,22 superiores, respectivamente. En cuanto a temperatura emocional, las tasas de éxito son un 17,84% superiores, ligadas a unas sensibilidades y especificidades un 0,23 y un 0,08 mayores a las del estudio anterior.

8.2.11 KLLDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Los resultados en este caso se encuentran por encima de los valores medios, teniendo unas tasas de éxito en el caso de los parámetros temporales de 65,16% con unas sensibilidades de 0,68 y unas especificidades de 0,62. Por otra parte, para las variables relativas a la temperatura emocional, estos valores están más próximos a los valores medios, teniendo unas tasas de éxito de entre 57,07%, unas sensibilidades de 0,6 y unas especificidades de 0,57.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En este estudio, se obtienen peores tasas de rendimiento y peores especificidades en el caso de los parámetros temporales (3,21% y 0,13 menores en sus valores medios con respecto al estudio anterior), acompañadas de una mejoría en las sensibilidades (presenta un incremento de 0,04) y ligadas a un aumento en la varianza de los resultados. En el caso de la temperatura emocional se presencian mejores resultados tanto en las tasas de rendimiento como en las sensibilidades (superiores en un 4,93% y un 0,05 respectivamente), aunque se muestra una disminución en las especificidades (0,09 menores) con un incremento notable en la varianza en todos los valores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los parámetros temporales y la temperatura emocional presentan valores similares en este caso, teniendo unas tasas de éxito del 65,87% para los parámetros temporales y de 64,52% para la temperatura emocional, con unas sensibilidades de 0,66 y 0,68 y unas especificidades de 0,6 y 0,7 respectivamente. En cuanto a curvas ROC, se presencia que la curva para los parámetros temporales es mejor que la de la temperatura emocional.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este caso los parámetros temporales muestran un incremento de un 0,04 en cuanto a las sensibilidades, un decremento del 2,19% en las tasas de rendimiento y unas especificidades un 0,18 menores a las presentes en el estudio anterior,

acompañadas de un incremento en la varianza de las muestras. En cuanto a temperatura emocional, se produce un incremento de un 2,69% para la tasa de éxito media y de un 0,03 en cuanto a la sensibilidad. Por otra parte, se presenta un decremento de un 0,07 en cuanto a la especificidad media. En este caso las curvas ROC de ambos se asemejan.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En este estudio, los parámetros temporales poseen unas tasas de éxito del 68,31% con unas sensibilidades y especificidades medias de 0,68 y 0,62 respectivamente. En cuanto a la temperatura emocional, la tasa de éxito es de un 66,63% y la sensibilidad media es de 0,68, con una especificidad de 0,42.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

En este caso se observa que las curvas ROC son similares en ambos estudios, con valores muy similares tanto en los parámetros temporales como la temperatura emocional. En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito un 11,26% superiores acompañadas de unas sensibilidades un 0,16 superiores y unas especificidades medias un 0,13 menores. La temperatura emocional, con respecto al entrevistador automático, muestra valores de tasas de éxito medias un 13,08% mayores, unas sensibilidades medias un 0,19 superiores y unas especificidades medias un 0,02 inferiores.

8.2.12 PCLDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En cuanto a los parámetros temporales, estas presentan unas tasas de éxito medias de 65,35% con unas sensibilidades de 0,68 y unas especificidades de 0,63. Para la temperatura emocional, estos valores son ligeramente inferiores, siendo las tasas de éxito medias del 57,07%, las sensibilidades de 0,6 y especificidades de 0,57. En cuanto a varianzas, ambos muestran varianzas similares, aunque esta es mayor en la temperatura emocional.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Los parámetros temporales presentan una mayor sensibilidad (un 0,04 mayor) a la vez que unas menores tasas de éxito y especificidades (3,1% y 0,14 menores respectivamente) ligadas a un incremento de la varianza en las mismas con respecto al estudio anterior. Por otra parte, la temperatura emocional presenta mayores tasas de éxito y mayores sensibilidades (4,93% y 0,05 mayores en sus valores medios, respectivamente), a la par que una peor especificidad (0,09 menor) donde es notable el incremento de la varianza.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito de un 66,03%, unas sensibilidades medias de 0,68 y unas especificidades medias de 0,6. La temperatura emocional muestra unas tasas de éxito del 64,52% y unas sensibilidades y especificidades medias de 0,66 y 0,7 respectivamente. La curva ROC de la temperatura emocional está ligeramente por debajo de la media.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En el presente estudio, se ha mostrado un incremento de un 0,04 en cuanto a la sensibilidad para los parámetros temporales y un decremento de un 2,35% y de un 0,19 en cuanto a las tasas de rendimiento y especificidades medias. En cuanto a temperatura emocional, las tasas de éxito y la sensibilidad han obtenido resultados mayores (2,59% y 0,03 mayores, respectivamente) en comparación con el estudio anterior, así como un decremento de un 0,07 para la especificidad media ligado a un incremento de la varianza.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En los parámetros temporales se observan unas tasas de éxito superiores a la media (68,28%) con unas sensibilidades y especificidades medias de 0,68 y 0,62 respectivamente, y con una varianza muy baja. Las tasas de éxito de la temperatura emocional, así como las sensibilidades presentan valores similares a los de los parámetros temporales (66,63% y 0,68, respectivamente), con una distinción en la especificidad media que en este caso es de 0,42.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Las curvas ROC son idénticas en ambos casos. Las tasas de éxito de los parámetros temporales son un 11,43% superiores a las del estudio anterior, acompañadas de unas sensibilidades un 0,16 mayores y unas especificidades inferiores en un 0,13. La temperatura emocional obtiene unas tasas de éxito un 13,08% mayores al estudio anterior, ligadas a unas sensibilidades medias un 0,19 mayores y unas especificidades medias un 0,02 inferiores.

8.2.13 PARZENDC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

Este clasificador presenta unas buenas tasas de éxito en los parámetros temporales, así como unas buenas sensibilidades y especificidades, siendo las tasas de éxito medias de 75,12%, las sensibilidades de 0,85 y las especificidades de 0,84. En cuanto a temperatura emocional, las tasas de éxito están ligeramente por encima de la media (57,37%), teniendo unas buenas sensibilidades (0,7) y especificidades (0,76). En ambos casos la varianza no es elevada.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso, se cuentan con mejores resultados para los parámetros temporales tanto en tasas de éxito como en sensibilidades (3,33% y 0,1 superiores respectivamente), pero con unos resultados un 0,04 inferiores en las especificidades medias en relación con el estudio anterior. Estos vienen acompañados de un incremento en las varianzas de las muestras. En cuanto a la temperatura emocional, las tasas de éxito y las especificidades presentan unos valores inferiores a los del estudio anterior siendo estos un 0,22% y un 0,02 inferiores. En cuanto a la sensibilidad media de la temperatura emocional, esta es un 0,05 superior a la obtenida en el estudio anterior.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Este clasificador para las muestras de grados 0 y 1 tiene unas altas tasas de rendimiento (77,13%) y unas altas sensibilidades y especificidades (0,85 y 0,87)

con una varianza relativamente baja. La temperatura emocional tiene una tasa de éxito media de 63,63% con unas sensibilidades y especificidades medias de 0,73 y 0,8 respectivamente.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este caso, en cuanto a parámetros temporales se presencia un incremento en las tasas de éxito y de las sensibilidades (aumento de un 2,82% y de un 0,11 respectivamente), con un decremento de un 0,08 para las especificidades medias. Todos estos valores vienen acompañados de una mayor varianza que en el estudio anterior. La temperatura emocional cuenta con una tasa de éxito ligeramente inferior que en el estudio anterior (0,1 menor), pero con un ligero incremento de las sensibilidades y especificidades medias (incremento de 0,01 en ambos casos).

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En este caso los valores de la temperatura emocional muestran una tasa de éxito media de 62,75% y unas sensibilidades y especificidades medias de 0,74 y 0,72. La temperatura emocional presenta unas sensibilidades y especificidades medias de 0,73 y 0,79 y una tasa de éxito media del 65,59%. En cuanto a las curvas ROC, en este caso la curva relativa a la temperatura emocional es mejor a la de los parámetros temporales.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Las curvas ROC son idénticas en ambos casos, mostrando resultados similares en los tres valores estudiados. Los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito un 16,82% mayores a las presentes en el estudio anterior, unas sensibilidades mayores en un 0,11 y unas especificidades un 0,09 menores. La temperatura emocional presenta unas tasas de éxito un 10,55 mayores, así como unas sensibilidades medias un 0,14 superiores, ligados a unas especificidades inferiores en un 0,21. En cuanto a la varianza, esta es mayor en los valores de temperatura emocional para todos los valores excepto para la especificidad.

8.2.14 KNNC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En este estudio los parámetros temporales muestran unas altas tasas de éxito (70,68% de media) con unas elevadas especificidades (0,86) y unas buenas sensibilidades (0,75). Por otra parte, en el caso de la temperatura emocional, las tasas de éxito son del 56,61% y presentan unas inferiores sensibilidades (0,62) y especificidades (0,63) medias.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Los valores de las tasas de éxito para los parámetros temporales son ligeramente inferiores a los obtenidos en el estudio anterior (1,43% inferiores), mostrando un decremento en las especificidades (de un 0,08) y un ligero incremento en las sensibilidades medias (de 0,02). En cuanto a las variables de temperatura emocional, se muestra un ligero incremento en todos los valores (2,94% para las tasas de éxito medias, 0,06 para las sensibilidades y 0,01 para las especificidades medias). Todo esto acompañado en ambos casos de un incremento de la varianza de los valores.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio los parámetros temporales poseen unas tasas de rendimiento del 71,76%, unas sensibilidades medias de 0,79 y unas especificidades medias de 0,85. En cuanto a la temperatura emocional, esta muestra unas sensibilidades y especificidades medias de 0,67 y 0,63 y unas tasas de éxito del 63,48%.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales presentan unas sensibilidades iguales, pero con unas tasas de éxito y unas especificidades medias inferiores al caso anterior (3,23% y 0,11 respectivamente). La temperatura emocional presenta unas tasas de éxito 2,41% superiores con respecto al estudio anterior, con unas sensibilidades y unas especificidades mayores en un 0,04 y un 0,05 respectivamente.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En cuanto a los parámetros temporales, estas tienen una tasa de éxito de 68,63%, con una sensibilidad media de 0,72 y una especificidad media de 0,82 y con unas varianzas relativamente bajas. La temperatura emocional posee unas tasas de éxito del 68,66% y unas sensibilidades y especificidades medias de 0,74.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Con respecto al estudio anterior y atendiendo a los parámetros temporales, las tasas de éxito presentan un incremento del 16,66% ligadas a un incremento de las sensibilidades y especificidades medias de un 0,09 y un 0,01 respectivamente. En lo relativo a temperatura emocional, las tasas de éxito son un 13,05% mayores con respecto al estudio con entrevistador automático acompañadas de unos incrementos en los valores de las sensibilidades y especificidades medias de un 0,11 y un 0,02 respectivamente.

8.2.15 MOC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

En lo relativo a los parámetros temporales, las tasas de éxito son de un 72,30%, aunque con una varianza ligeramente elevada acompañada de unas buenas sensibilidades (0,74) y especificidades (0,79) en las que también está presente una alta varianza. En cuanto a temperatura emocional, las tasas de éxito son del 51,83%, con unas sensibilidades y especificidades similares entre sí (0,63 y 0,62 de media respectivamente) aunque con menor varianza que en el caso de los parámetros temporales.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En este caso, la curva ROC de los parámetros temporales es similar a la curva ideal, siendo esto debido a las tasas de sensibilidad y especificidad, pues estas, aunque altas, presentan una alta varianza debida a la disparidad de los resultados, al igual que ocurre con la varianza de las tasas de éxito. En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito un 5,5%

mayores, así como unas sensibilidades medias un 0,13 superiores, además de presentar unas especificidades medias un 0,07 mayores. La temperatura emocional muestra unas tasas de éxito un 3,47% superiores, con unas sensibilidades medias y especificidades medias mayores en un 0,09 y 0,03 respectivamente.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito medias del 74,68%, con unas sensibilidades y especificidades medias de 0,81 y 0,73 respectivamente, acompañados de unas varianzas medias, con una curva ROC buena. La temperatura emocional presenta unas tasas de éxito ligeramente superiores a la media (58,35%) y unas especificidades ligeramente inferiores a la media (0,48) con unas buenas sensibilidades (0,7) y con unas varianzas menores tanto en especificidades como en sensibilidades a las presentes en los parámetros temporales.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En este estudio, los parámetros temporales con respecto al estudio anterior obtienen unas tasas de éxito un 2,53% mayores, así como unas sensibilidades y especificidades un 0,09 y un 0,1 mayores. La temperatura emocional presenta unas tasas de rendimiento medias mayores que en el estudio anterior con un incremento del 3,18% además de presentar unas sensibilidades y especificidades medias mayores en un 0,08 y 0,14 respectivamente.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

Los resultados para los parámetros temporales en este caso muestran unas bajas tasas de éxito (43,88%) ligadas a unas bajas especificidades medias (0,43), pero con unas sensibilidades medias buenas (0,73) y una varianza elevada para los tres resultados. En cuanto a la temperatura emocional y atendiendo a la media, se presentan tasas de éxito del 46,78% y sensibilidades de 0,72, con unas especificidades medias de 0,4.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

En este estudio las curvas ROC son similares, aunque en el caso de los parámetros temporales la recta horizontal empieza desde más arriba debido a que esta tiene una mayor sensibilidad. En cuanto a los resultados, en los parámetros temporales la especificidad muestra 1,00 de mediana y unas altas tasas tanto de sensibilidad como tasas de éxito debidos al reducido número de datos de la base de datos. En la temperatura emocional se presentan unas buenas tasas de éxito con unas buenas sensibilidades, pero con unas especificidades que están por debajo de la media en cuanto a sus valores medios. En ambos casos, las varianzas son elevadas.

8.2.16 NEURC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

La curva ROC de los parámetros temporales es bastante buena y viene acompañada de unas sensibilidades y especificidades medias con valores muy elevados (0,91 y 0,93 respectivamente) y unas tasas de éxito buenas (72,97% de mediana). Para la temperatura emocional se presenta una peor curva ROC, con unas tasas de éxito del 53,23%, así como unas sensibilidades y especificidades medias de 0,7 y 0,67 respectivamente.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

Los parámetros temporales en este caso presentan un incremento del 3,75% con respecto al estudio anterior, así como un incremento de 0,03 en el caso de las sensibilidades medias ligado a un decremento de 0,01 en el caso de las especificidades medias. Los valores de temperatura emocional presentan un incremento del 2,97% en el caso de las tasas de éxito, acompañado de un incremento en la sensibilidad del 0,04 además de con un ligero decremento en las especificidades medias del 0,01.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

En cuanto a las muestras obtenidas con un entrevistador automático procedentes de pacientes sanos y con la patología de grado leve, este clasificador obtiene unas

buenas tasas de éxito (73,76 de media) ligadas a unas muy buenas sensibilidades (0,94) y unas buenas especificidades (0,88) para los parámetros temporales. En el caso de la temperatura emocional, esta presenta unas tasas de éxito del 60,94%, así como unas sensibilidades y especificidades medias de 0,75 y 0,65 respectivamente.

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito un 4,71% mayores así como unas sensibilidades y especificidades medias mayores en un 0,02 y 0,01 respectivamente. La temperatura emocional presenta unos mayores valores con respecto al estudio anterior, siendo el incremento en las tasas de éxito del 3,22%, de 0,03 en las sensibilidades medias y de 0,04 en el caso de las especificidades medias.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En este caso, los parámetros temporales muestran unas tasas de éxito ligeramente superiores a la media (53,25%) con unas sensibilidades elevadas (0,9) y unas buenas especificidades (0,77 de media) y con unas varianzas medias. La temperatura emocional presenta unas tasas de éxito del 62,06% de media, así como unas sensibilidades y especificidades medias de 0,78 y 0,65.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

Las curvas ROC son similares, aunque en el caso de la temperatura emocional la recta se encuentra más arriba debido al valor de sensibilidad. En cuanto a los valores, en comparación con el estudio anterior los parámetros temporales presentan un incremento en cuanto a las tasas de éxito del 20,32% y un aumento de las sensibilidades medias de un 0,04 además de presentar el mismo valor de especificidad media que el estudio anterior. La temperatura emocional muestra un incremento tanto en tasas de éxito (aumento del 16,65%) como en sensibilidades (incremento en un 0,16) y especificidades medias (aumento en un 0,18).

8.2.17 LMNC

I. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0,1 Y 2

La sensibilidad y la especificidad en los parámetros temporales tienen valores similares y elevados (0,83 y 0,87 respectivamente) acompañados de unas tasas de éxito buenas (77,55% de media). La temperatura emocional presenta unas tasas de éxito medias del 55,38%, así como unas sensibilidades y especificidades medias de 0,66 y 0,7 respectivamente. En cuanto a las curvas ROC, la curva de los parámetros temporales es bastante buena, siendo la de la temperatura emocional regular.

II. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0,1 Y 2

En comparación con el estudio anterior, los parámetros temporales muestran un incremento en cuanto a todos los valores, siendo este de un 2,55% para las tasas de éxito, de 0,12 para las sensibilidades medias y de 0,02 para las especificidades medias. En lo relativo a la temperatura emocional ocurre algo similar, pues se presentan unos incrementos de un 0,95% en las tasas de rendimiento, un aumento de un 0,16 para las sensibilidades medias así como un incremento de un 0,05 en las especificidades medias.

III. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 0 Y 1

Los parámetros temporales presentan unas buenas tasas de éxito medias (78,71%) con unas sensibilidades y especificidades altas (0,88 y 0,86 de media respectivamente). En cuanto a la temperatura emocional, esta muestra unas tasas de éxito superiores a la media (62,14% de media) acompañadas con unas buenas sensibilidades y especificidades (0,72 de media).

IV. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 0 Y 1

En comparación con el estudio anterior, los resultados para los parámetros temporales han sido un 1,18% superiores en cuanto a tasas de éxito, un 0,08 mayores para las sensibilidades medias y un 0,03 superiores para las especificidades medias. Para la temperatura emocional se ha producido un decremento de un 2,98% en cuanto a las tasas de éxito medias, acompañado de

unos incrementos tanto en las sensibilidades como especificidades medias de un 0,11 y un 0,06 respectivamente.

V. ENTREVISTADOR AUTOMÁTICO, GRADOS 1 Y 2

En este estudio los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito del 61,06%, así como unas sensibilidades y especificidades medias de 0,8 y 0,74. La temperatura emocional muestra valores de 61,91% para las tasas de éxito medias, así como unos valores de 0,79 y 0,73 para las sensibilidades y especificidades medias.

VI. ENTREVISTADOR HUMANO, GRADOS 1 Y 2

En el caso de la curva ROC de los parámetros temporales, esta es similar a la ideal pero a la inversa, esto puede darse debido al reducido tamaño del conjunto de datos al igual que las altas sensibilidades. Con respecto al estudio anterior, los parámetros temporales presentan unas tasas de éxito superiores en un 8,51% con respecto a su valor medio, ligadas a un incremento tanto en sensibilidades como especificidades medias de un 0,16 y un 0,01 respectivamente. Para la temperatura emocional se presenta un incremento de un 11,66% en cuanto a tasas de éxito medias, de un 0,17 para las sensibilidades medias y de un 0,04 en cuanto a las especificidades medias.

En las tablas que aparecen en las siguientes páginas se muestra un resumen de los resultados procedentes del uso de los algoritmos de clasificación atendiendo a la media de los resultados obtenidos.

Tabla 109: Resumen clasificación grado 0 con 1 y 2

Clasificador	Entrevistador automático						Entrevistador humano					
	Parámetros temporales			Temperatura Emocional			Parámetros temporales			Temperatura Emocional		
	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E
SVC	90,99	0,78	0,77	86,07	0,66	0,58	95,35	0,82	0,62	71,75	0,69	0,44
Loglc	82,41	0,80	0,80	63,00	0,61	0,54	96,70	0,90	0,77	77,90	0,70	0,47
Fisher	82,22	0,79	0,83	63,00	0,61	0,54	92,95	0,89	0,82	75,90	0,69	0,46
Nmsc	78,14	0,77	0,79	58,81	0,59	0,50	84,50	0,87	0,71	68,70	0,67	0,43
Polyc	78,20	0,81	0,85	59,02	0,62	0,63	88,05	0,92	0,93	58,95	0,72	0,61
Ldc	73,97	0,74	0,79	57,87	0,62	0,56	84,05	0,86	0,90	60,05	0,70	0,56
Qdc	76,76	0,80	0,77	54,10	0,63	0,54	85,55	0,92	0,88	52,20	0,71	0,49
Nmc	62,59	0,74	0,57	53,54	0,60	0,48	62,30	0,82	0,52	41,05	0,64	0,35
Quadrc	75,28	0,81	0,74	52,38	0,65	0,52	83,15	0,94	0,82	47,55	0,74	0,43
Udc	73,27	0,78	0,72	53,51	0,60	0,51	75,45	0,88	0,65	49,90	0,70	0,42
Klldc	65,16	0,68	0,62	57,07	0,60	0,57	61,95	0,72	0,49	62,00	0,65	0,48
Pcldc	65,35	0,68	0,63	57,07	0,60	0,57	62,25	0,72	0,49	62,00	0,65	0,48
Parzendc	75,12	0,85	0,84	57,37	0,70	0,76	78,45	0,95	0,80	57,15	0,75	0,74
Knnc	70,68	0,75	0,86	56,61	0,62	0,63	69,25	0,77	0,78	59,55	0,68	0,64
Mogc	72,30	0,74	0,79	51,83	0,63	0,52	77,80	0,87	0,86	55,30	0,74	0,55
Neurc	73,70	0,93	0,91	53,23	0,70	0,67	77,45	0,96	0,90	56,20	0,74	0,66
Lmnc	77,55	0,83	0,87	55,38	0,66	0,70	80,10	0,95	0,89	56,35	0,82	0,75

Tabla 110: Resumen clasificación grado 0 con grado 1

Clasificador	Entrevistador automático						Entrevistador humano					
	Parámetros temporales			Temperatura Emocional			Parámetros temporales			Temperatura Emocional		
	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E
SVC	92,38	0,81	0,72	90,67	0,74	0,53	94,89	0,82	0,57	62,00	0,71	0,35
Loglc	73,66	0,70	0,43	69,38	0,67	0,49	98,00	0,92	0,74	80,00	0,74	0,47
FisherC	82,65	0,82	0,79	68,83	0,67	0,48	93,11	0,92	0,80	78,32	0,72	0,48
Nmsc	80,08	0,81	0,76	65,30	0,67	0,42	83,89	0,89	0,70	72,16	0,71	0,39
Polyc	79,30	0,85	0,82	67,17	0,69	0,72	86,16	0,93	0,92	63,26	0,75	0,67
Ldc	73,86	0,74	0,78	64,19	0,67	0,57	82,42	0,86	0,88	64,79	0,73	0,63
Qdc	78,13	0,84	0,74	58,54	0,69	0,48	85,11	0,94	0,88	58,68	0,75	0,52
Nmc	57,79	0,79	0,46	51,87	0,68	0,38	61,89	0,85	0,48	48,32	0,72	0,35
Quadrc	74,02	0,87	0,65	48,19	0,73	0,41	83,89	0,95	0,83	48,68	0,78	0,42
Udc	76,90	0,84	0,69	57,98	0,67	0,44	75,37	0,90	0,64	55,21	0,73	0,39
Klldc	65,87	0,68	0,60	64,52	0,66	0,70	63,68	0,72	0,42	67,21	0,69	0,63
Pcldc	66,03	0,68	0,60	64,52	0,66	0,70	63,68	0,72	0,41	67,21	0,69	0,63
Parzendc	77,13	0,85	0,87	63,63	0,73	0,80	79,95	0,96	0,79	63,53	0,74	0,81
Knnc	71,76	0,79	0,85	63,48	0,67	0,63	68,53	0,79	0,74	65,89	0,71	0,68
Mogc	74,68	0,81	0,73	58,35	0,70	0,48	77,21	0,90	0,83	61,53	0,78	0,62
Neurc	73,76	0,94	0,88	60,94	0,75	0,65	78,47	0,96	0,89	64,16	0,78	0,69
Lmnc	78,71	0,88	0,86	62,14	0,72	0,72	79,89	0,96	0,89	59,16	0,83	0,78

Tabla 111: Resumen clasificación grado 1 con grado 2

Clasificador	Entrevistador automático						Entrevistador humano					
	Parámetros temporales			Temperatura Emocional			Parámetros temporales			Temperatura Emocional		
	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E	TE	S	E
SVC	88,28	0,74	0,53	84,91	0,74	0,47	94,29	0,86	0,35	100,0	0,91	0,38
Loglc	73,66	0,70	0,43	72,63	0,69	0,44	100,00	0,89	0,35	100,0	0,91	0,32
Fisher	73,03	0,70	0,42	72,72	0,69	0,43	99,86	0,89	0,33	99,29	0,90	0,33
Nmsc	71,47	0,71	0,45	71,28	0,69	0,43	93,57	0,87	0,35	92,14	0,88	0,42
Polyc	63,41	0,71	0,64	64,78	0,72	0,66	77,29	0,90	0,74	68,86	0,89	0,62
Ldc	65,81	0,68	0,38	65,44	0,68	0,47	74,00	0,75	0,25	78,71	0,88	0,50
Qdc	60,69	0,74	0,53	59,38	0,72	0,51	78,14	0,92	0,83	76,86	0,85	0,41
Nmc	49,81	0,72	0,36	46,38	0,68	0,33	40,57	0,85	0,19	62,00	0,92	0,26
Quadrc	50,66	0,79	0,43	51,78	0,76	0,45	50,43	0,85	0,26	59,14	0,88	0,55
Udc	64,19	0,73	0,52	62,16	0,69	0,44	79,57	0,93	0,74	80,00	0,92	0,52
Klldc	68,31	0,68	0,62	66,63	0,68	0,42	79,57	0,84	0,49	79,71	0,87	0,40
Pcldc	68,28	0,68	0,62	66,63	0,68	0,42	79,71	0,84	0,49	79,71	0,87	0,40
Parzendc	62,75	0,74	0,72	65,59	0,73	0,79	79,57	0,85	0,63	76,14	0,87	0,58
Knnc	68,63	0,75	0,82	68,66	0,74	0,74	85,29	0,84	0,83	81,71	0,85	0,76
Mogc	43,88	0,73	0,43	46,78	0,72	0,40	78,14	0,92	0,83	76,86	0,85	0,41
Neurc	53,25	0,90	0,77	62,06	0,78	0,65	73,57	0,94	0,77	78,71	0,94	0,83
Lmnc	61,06	0,80	0,74	61,91	0,79	0,73	69,57	0,96	0,75	73,57	0,96	0,77

Atendiendo a las tres tablas resumen anteriores, los parámetros relativos a parámetros temporales dan mejores resultados en la mayoría de los casos, siendo mejores los valores obtenidos por el entrevistador automático. En cuanto al estudio que mejores resultados presenta en general se puede observar que los resultados en la mayoría de los casos son mejores en el caso de la comparación de las muestras sanas con las patológicas leves (comparación entre grado 0 y grado 1).

En cuanto a los algoritmos de clasificación, se observa que en la mayoría de los estudios estos obtienen tasas de éxito superiores al 50%, con unas sensibilidades y especificidades superiores a 0,5.

9. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

9.1 CONCLUSIONES

A lo largo de la realización de este Trabajo Fin de Grado, y tras el análisis de los resultados se ha llegado a una serie de conclusiones.

Se ha demostrado que los algoritmos clasificadores son capaces de discriminar las muestras sanas de las patológicas, aunque con distintas tasas de efectividad dependiendo del tipo de estudio, entrevistador y clasificador empleados.

En cuanto a los entrevistadores, se ha comprobado que, en la mayoría de los casos de estudio, en cuanto a las tasas de éxito, así como las sensibilidades son mejores en el caso de las muestras procedentes del entrevistador humano. Aunque los resultados para las muestras de este entrevistador son mejores, los valores obtenidos a partir de las simulaciones presentan una mayor varianza, con lo cual a la hora de realizar una clasificación automática sería necesario clasificar varias veces para obtener un resultado concluyente. Esto es debido a que, a la hora de entrenar los algoritmos de clasificación, el mapeo que obtienen estos será distinto debido al tamaño del conjunto de datos de entrenamiento que se genera aleatoriamente antes de ajustar los valores que definen dicho mapeo.

Por otra parte, en cuanto a la temperatura emocional, en la mayoría de los casos de estudio, se han obtenido peores resultados que para los parámetros temporales y en general, las clasificaciones para las muestras de sujetos de control y sujetos con la patología leve han sido las que mejores tasas de rendimiento y

sensibilidades han presentado, aunque en el caso de las especificidades se ha traducido en un ligero decremento de las mismas.

Atendiendo a las clasificaciones de las muestras de sujetos con EA leve y sujetos con EA moderada obtenidas por el entrevistador humano, se han obtenido unos valores altos en general y algunas curvas ROC similares a la curva ideal. Esto se ha debido a que el conjunto de datos es demasiado pequeño como para poder realizar el correcto ajuste del mapeo de cada algoritmo de clasificación.

En base a los diversos estudios, tras el análisis tanto de las tasas de éxito para los parámetros temporales como para la temperatura emocional, así como a sus sensibilidades, especificidades y sus curvas ROC se puede determinar que uno de los algoritmos de clasificación que mejor han funcionado ha sido el de las máquinas de soporte vectorial.

En la realización del presente TFG se ha cumplido con el objetivo principal, el de realizar la clasificación automática de distintas muestras de parámetros extraídos de muestras de audio procedentes de voces sanas y voces de sujetos con la enfermedad de Alzheimer.

9.2 LÍNEAS FUTURAS

Tras los resultados obtenidos a partir de los distintos algoritmos, se hace necesario un futuro estudio en el que la base de datos cuente con un mayor número de muestras, sobre todo de muestras de entrevistador humano para poder realizar un estudio más equitativo entre las diversas muestras. Además de incluir más muestras de entrevistador humano, sería propicio incluir más muestras de pacientes con la enfermedad en etapas moderadas, puesto que este tipo de muestras son minoría en el conjunto de datos empleado para la realización del presente TFG.

Por otra parte, para realizar un estudio más profundo de los datos habría que añadir una transformación del espacio de características de los datos previo a la clasificación automática, así como el uso de más algoritmos de clasificación.

Añadido a esto, se propone hacer un estudio en profundidad de los datos mediante las redes neuronales a partir de la variación del número de unidades ocultas además del uso de algoritmos de clasificación de aprendizaje no supervisado para analizar en qué caso la clasificación automática es más precisa y eficiente.

Por último, se plantea la extracción de más características a partir las muestras de voz para su posterior postprocesado y su clasificación automática mediante los sistemas de clasificación empleados en este Trabajo Fin de Grado, así como para el análisis de los datos mediante los algoritmos y técnicas de clasificación citados en las actuales líneas futuras.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] E. Navarrete, O. Prospéro, R. Hudson, and R. Guevara, “Enfermedades neurodegenerativas que cursan con demencia,” 2000.
- [2] L. F. Ahunca Velásquez, “Beyond Cognitive Impairment: Neuropsychiatric Symptoms in Neurodegenerative Dementias,” *Revista Colombiana de Psiquiatría*, vol. 46. Elsevier Doyma, pp. 51–58, Oct. 01, 2017, doi: 10.1016/j.rcp.2017.05.006.
- [3] E. Franco Macías, A. Suárez González, A. Bustamante Rangel, and E. Gil Néciga, “Enfermedad de Alzheimer,” *Medicine (Baltimore)*, vol. 10, no. 76, pp. 5129–5137, 2011, doi: 10.1016/S0304-5412(11)70068-3.
- [4] “Población: España 2021 - PopulationPyramid.net.” <https://www.populationpyramid.net/es/españa/2021/> (accessed Jul. 26, 2021).
- [5] M. Herrera-Rivero and M. E. Hernandez, “Activation of the cerebellum by olfactory stimulation in sexually male rats View project environment effect enriched in zebrafish exposed to VPA View project,” *Neurol. (English Ed. 2015, vol. 30, no 5, p. 264-269.*, 2015, Accessed: Jul. 26, 2021. [Online]. Available: www.neurologia.com.
- [6] G. García-Ribas, J. Arbizu, I. Carrió, P. Garrastachu, and P. Martínez-Lage, “PET biomarkers: Use of imaging techniques in Alzheimer disease and neurodegeneration clinical diagnosis,” *Neurología*, vol. 32, no. 5, pp. 275–277, Jun. 2017, doi: 10.1016/J.NRL.2016.03.002.
- [7] “Vista de Correlatos neuroanatómicos y el déficit lingüístico en la enfermedad de alzheimer: diagnóstico temprano.” <https://revistas.ucp.edu.co/index.php/grafias/article/view/1308/1317> (accessed Jul. 26, 2021).
- [8] Á. G. L. Pérez-Díaz, M. D. Calero, and E. Navarro-González, “Prediction of

- cognitive impairment in the elderly by analysing their performance in verbal fluency and in sustained attention,” *Rev. Neurol.*, vol. 56, no. 1, pp. 1–7, Jan. 2013, doi: 10.33588/rn.5601.2012281.
- [9] Ivan Figueroa, “Inteligencia Artificial / Inteligencia Artificial Múltiple,” *Estrategia*, 2008, Accessed: Jul. 26, 2021. [Online]. Available: <http://revistas.pucp.edu.pe/index.php/strategia/article/view/17975/18226>.
- [10] S. K. Fernández Estrella, L. M. Olivares Gutiérrez, and F. J. Zamora Rasgado, “Inteligencia Artificial,” *XIKUA Boletín Científico la Esc. Super. Tlahuelilpan*, vol. 3, no. 5, 2015, doi: 10.29057/xikua.v3i5.1271.
- [11] G. A. Betancourt, “Las maquinas de soporte vectorial (SVMs),” *Sci. Tech.*, vol. XI, no. 27, pp. 67–72, Apr. 2005, doi: 10.22517/23447214.6895.
- [12] H. Hippus and G. Neundörfer, “The discovery of Alzheimer’s disease,” *Dialogues Clin. Neurosci.*, vol. 5, no. 1, pp. 101–108, 2003, doi: 10.31887/dcns.2003.5.1/hhippus.
- [13] “Mini Mental State Examination de Folstein | PDF | Ciencia cognitiva | Cognición.” <https://es.scribd.com/document/55396510/Mini-Mental-State-Examination-de-Folstein> (accessed Jul. 26, 2021).
- [14] “Fototest online.” <https://www.hipocampo.org/FototestOnline/Fototest-onlinea.asp> (accessed Jul. 26, 2021).
- [15] F. Cuetos Vega, M. Menéndez González, and T. Calatayud Noguera, “Descripción de un nuevo test para la detección precoz de la enfermedad de Alzheimer,” *Rev. Neurol.*, vol. 44, no. 08, p. 469, 2007, doi: 10.33588/rn.4408.2006403.
- [16] J. B. Alonso-Hernández, M. L. Barragán-Pulido, J. M. Gil-Bordón, M. Á. Ferrer-Ballester, and C. M. Travieso-González, “Using a human interviewer or an automatic interviewer in the evaluation of patients with AD from speech,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 7, p. 3228, Apr. 2021, doi: 10.3390/app11073228.
- [17] J. Manuel Gil Bordón, J. B. Alonso Hernández, C. M. Travieso González, and J. Jacob Cabrera Cruz, “Estudio del habla emocional en pacientes con

- alzheimer. Trabajo Fin de Grado, ULPGC,” 2017. Accessed: Jul. 26, 2021. [Online]. Available: https://accedacris.ulpgc.es/bitstream/10553/25769/4/0743154_00000_0000.pdf.
- [18] P. Kettl, “Helping Families With End-of-Life Care in Alzheimer’s Disease,” *J. Clin. Psychiatry*, vol. 68, no. 3, pp. 0–0, Mar. 2007, Accessed: Jul. 26, 2021. [Online]. Available: <https://www.psychiatrist.com/jcp/neurologic/dementia/helping-families-end-life-care-alzheimers-disease>.
- [19] M. F. Romano, M. D. Nissen, N. M. Del, H. Paredes, and A. Carlos, “ENFERMEDAD DE ALZHEIMER,” 2007, Accessed: Jul. 26, 2021. [Online]. Available: <http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article>.
- [20] Alzheimer’s Association, “Datos y cifras | Español | Alzheimer’s Association,” *Datos y cifras*, 2020. <https://www.alz.org/alzheimer-demencia/datos-y-cifras> (accessed Jul. 26, 2021).
- [21] E. Grünblatt *et al.*, “Genetic risk factors and markers for Alzheimer’s disease and/or depression in the VITA study,” *J. Psychiatr. Res.*, vol. 43, no. 3, pp. 298–308, Jan. 2009, doi: 10.1016/j.jpsychires.2008.05.008.
- [22] Population pyramid, “Population of Spain 2019 - PopulationPyramid.net,” *Population pyramid*, 2021. <https://www.populationpyramid.net/spain/2021/> (accessed Jul. 26, 2021).
- [23] M. D. Wulf, “Population of WORLD 2019 - PopulationPyramid.net,” 2019. <https://www.populationpyramid.net/world/2021/#> (accessed Jul. 26, 2021).
- [24] M. Aranda and A. Calabria, “Impacto económico-social de la enfermedad de Alzheimer,” *Neurol. Argentina*, vol. 11, no. 1, pp. 19–26, 2019, doi: 10.1016/j.neuarg.2018.11.001.
- [25] A. Wimo *et al.*, “The worldwide costs of dementia 2015 and comparisons with 2010,” *Alzheimer’s Dement.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–7, Jan. 2017, doi: 10.1016/J.JALZ.2016.07.150.

- [26] M. Prince *et al.*, “Dementia incidence and mortality in middle-income countries, and associations with indicators of cognitive reserve: A 10/66 Dementia Research Group population-based cohort study,” *Lancet*, vol. 380, no. 9836, pp. 50–58, 2012, doi: 10.1016/S0140-6736(12)60399-7.
- [27] “demencia | Definición | Diccionario de la lengua española | RAE - ASALE.” <https://dle.rae.es/demencia> (accessed Jul. 26, 2021).
- [28] A. Milagros and E. Pérez, “La demencia: diagnóstico y evaluación,” *Rev. Espec. médico-quirúrgicas*, 2005, vol. 10, no 3, p. 6-13.
- [29] D. F. J. Amarista, “Demencia.” http://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S0367-47622002000300003&script=sci_arttext&tlng=pt (accessed Jul. 27, 2021).
- [30] A. D. International, “Dementia statistics | Alzheimer’s Disease International (ADI),” 2020. <https://www.alzint.org/about/dementia-facts-figures/dementia-statistics/> (accessed Jul. 27, 2021).
- [31] H. Sentíes-Madrid, “Reversible dementias and treatable dementias Autonomic Nervous System View project Semiology of signs in Clinical Neurology View project,” 2006, Accessed: Jul. 27, 2021. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/6947864>.
- [32] I. León-Estrada, J. García-García, and L. Roldán-Tapia, “Cognitive reserve scale: Testing the theoretical model and norms,” *Rev. Neurol.*, vol. 64, no. 1, pp. 7–16, 2017, doi: 10.33588/rn.6401.2016295.
- [33] M. Rodríguez Álvarez and J. L. Sánchez Rodríguez, “Reserva cognitiva y demencia,” *An. Psicol.*, vol. 20, no. 2, pp. 175–186, 2004, Accessed: Jul. 27, 2021. [Online]. Available: www.um.es/analesps.
- [34] N. Custodio, E. Herrera, D. Lira, R. Montesinos, J. Linares, and L. Bendezú, “Deterioro cognitivo leve: ¿dónde termina el envejecimiento normal y empieza la demencia?,” *An. la Fac. Med.*, vol. 73, no. 4, p. 321, 2013, doi: 10.15381/anales.v73i4.1032.
- [35] V. Pérez Martínez, “Demencias: su enfoque diagnóstico,” *Rev. Cuba. Med. Gen. Integr.*, vol. 22, no. 4, pp. 0–0, 2006, Accessed: Jul. 28, 2021. [Online].

- Available: http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21252006000400010&script=sci_arttext&tlng=pt.
- [36] P. Pichot, J. J. López-Ibor Aliño, and M. Valdés Miyar, “DSM-IV Manual diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales,” *Am. Psychiatr. Pub*, 2008.
- [37] A. Robles *et al.*, “Propuesta de criterios para el diagnóstico clínico del deterioro cognitivo ligero, la demencia y la enfermedad de Alzheimer,” *Neurología*, vol. 17, no. 1, pp. 17–32, 2002.
- [38] M. Garcés, “Estudio sobre las enfermedades neurodegenerativas en España y su impacto económico y social. Universidad Complutense. Madrid.,” in *Alianza de Enfermedades Neurodegenerativas*, 2016, p. 180.
- [39] S. García, R. M. Coral Vázquez, E. M. Dávalos, J. L. Castillo, B. M. Silva, and A. de J. V. Ortiz, “Enfermedad de Alzheimer: Una panorámica desde su primera descripción hacia una perspectiva molecular,” *Medicina Interna de Mexico*, vol. 25, no. 4, pp. 300–312, 2009, Accessed: Jul. 28, 2021. [Online]. Available: www.nietoeditores.com.mx.
- [40] S. Peruana De Epidemiología, P. Córdor, P.; Enríquez, J.; Ronceros, G.; Tello, and M.; Gutiérrez, “Revista Peruana de Epidemiología,” 2013. Accessed: Aug. 03, 2021. [Online]. Available: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=203131355014>.
- [41] A. Alzheimer, “Alois Alzheimer,” vol. 6, no. 2, pp. 2–7, 2015, Accessed: Aug. 03, 2021. [Online]. Available: <https://maltasaludmental.es/alois-alzheimer/>.
- [42] “Descubrimiento de la enfermedad de Alzheimer | Mente y Cerebro | Investigación y Ciencia.” <https://www.investigacionyciencia.es/revistas/mente-y-cerebro/neurodidctica-512/descubrimiento-de-la-enfermedad-de-alzheimer-8352> (accessed Aug. 03, 2021).
- [43] “Su Cerebro.” <https://www.alz.org/espanol/about/cerebro/09.asp> (accessed Aug. 03, 2021).

- [44] R. J. Moreno, A. P. Aké, A. Sarro Ramírez, and E. Murillo Rodríguez, "22 ciencia • abril-junio de 2016." Accessed: Aug. 03, 2021. [Online]. Available: http://www.alz.org/braintour/healthy_vs_.
- [45] MICOE, "Hallada la razón por la que la proteína tau origina el alzhéimer," 2018. https://www.abc.es/salud/enfermedades/abci-hallada-razon-proteina-origina-alzheimer-201806071645_noticia.html?ref=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F (accessed Aug. 03, 2021).
- [46] "amiloide | El Lanzallamas." <https://ellanzallamas.com/tag/amiloide/> (accessed Aug. 03, 2021).
- [47] J. M. Marín-carmona, "Demencia de inicio en edades avanzadas : aspectos clínicos y fisiopatológicos diferenciales Late onset dementia : Specific clinical and pathophysiological features," *Rev Esp Geriatr Gerontol.*, vol. 50, no. 6, pp. 261–263, 2015.
- [48] E. Franco Macías, A. Suárez González, A. Bustamante Rangel, and E. Gil Néciga, "Enfermedad de Alzheimer," *Medicine (Baltimore)*., vol. 10, no. 76, pp. 5129–5137, 2011, doi: 10.1016/S0304-5412(11)70068-3.
- [49] R. Brescané, "Fases del Alzheimer," *Know Alzheimer*, 2018. <https://knowalzheimer.com/todo-sobre-el-alzheimer/fases-del-alzheimer/> (accessed Jul. 28, 2021).
- [50] A. Villarejo Galende, M. Eimil Ortiz, S. Llamas Velasco, M. Llanero Luque, C. López de Silanes de Miguel, and C. Prieto Jurczynska, "Report by the Spanish Foundation of the Brain on the social impact of Alzheimer disease and other types of dementia," *Neurologia*, vol. 36, no. 1. Elsevier Doyma, pp. 39–49, Jan. 01, 2021, doi: 10.1016/j.nrl.2017.10.005.
- [51] L. Letenneur *et al.*, "Education and the risk for Alzheimer's disease: Sex makes a difference. EURODEM pooled analyses," *Am. J. Epidemiol.*, vol. 151, no. 11, pp. 1064–1071, Jun. 2000, doi: 10.1093/oxfordjournals.aje.a010149.
- [52] M. Juana *et al.*, "Evaluación psicológica en adultos mayores con factores de riesgo para la enfermedad de Alzheimer Psychological assessment in older

- adults with risk factors for Alzheimer disease,” *MEDISAN*, vol. 17, no. 12, p. 9118, 2013.
- [53] C. Valls Pedret, J. L. Molinuevo Guix, and L. Rami González, “Diagnóstico precoz de la enfermedad de Alzheimer: fase prodrómica y preclínica,” *Rev. Neurol.*, vol. 51, no. 08, p. 471, 2010, doi: 10.33588/rn.5108.2010501.
- [54] A. Rubinstein and S. Terrasa, “La Enfermedad de Alzheimer: elementos para el diagnóstico y manejo clínico en el consultorio. | Luis Fontán La Enfermedad de Alzheimer: elementos para el diagnóstico y manejo clínico en el consultorio,” *Med. Fam. y Comunitaria*, pp. 241–246, 2006.
- [55] “Diagnóstico alzhéimer PET cerebral.” <https://www.alzheimeruniversal.eu/2015/10/15/diagnostico-alzheimer-recomendaciones-para-el-uso-del-estudio-pet-cerebral/> (accessed Aug. 04, 2021).
- [56] I. Hoffmann, D. Nemeth, C. D. Dye, M. Pákáski, T. Irinyi, and J. Kálmán, “Temporal parameters of spontaneous speech in Alzheimer’s disease,” *Int. J. Speech. Lang. Pathol.*, vol. 12, no. 1, pp. 29–34, 2010, doi: 10.3109/17549500903137256.
- [57] A. : Yunier, V. Medina, M. Del Carmen, and H. Carús, “Universidad Central ‘Marta Abreu’ de Las Villas Trabajo de Diploma. Análisis teórico del método de Ziegler-Nichols ‘Año del 50 Aniversario del Triunfo de la Revolución,” 2009.
- [58] B. T. Winslow, M. K. Onysko, and K. A. Hazlewood, “Treatment of Alzheimer Disease A,” vol. 83, p. 12, 2011, Accessed: Aug. 04, 2021. [Online]. Available: www.aafp.org/afpAmericanFamilyPhysician1403.
- [59] Ó. López Locanto, “Tratamiento farmacológico de la enfermedad de Alzheimer y otras demencias,” *Arch. Med. Interna*, vol. 37, no. 2, pp. 61–67, 2015, Accessed: Aug. 04, 2021. [Online]. Available: http://www.scielo.edu.uy/scielo.php?pid=S1688-423X2015000200003&script=sci_arttext&tlng=pt.
- [60] P. Científico and T. Fundación, “Software Prognosis,” Accessed: Aug. 12,

2021. [Online]. Available: www.fpct.ulpgc.es.

- [61] “gendat. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/gendat.html> (accessed Aug. 12, 2021).
- [62] El Perruco, “Emociones básicas: Qué y cuáles son las emociones primarias y secundarias - el perruco,” 2020. <https://www.elperruco.com/emociones-basicas-que-cuales-son-emociones-primarias-secundarias/> (accessed Aug. 17, 2021).
- [63] J. B. Alonso, J. Cabrera, and C. M. Travieso, “Emotional temperature,” *2014 Int. Work Conf. Bio-Inspired Intell. Intell. Syst. Biodivers. Conserv. IWOB/ 2014 - Proc.*, pp. 25–29, Sep. 2014, doi: 10.1109/IWOB/2014.6913933.
- [64] “¿Cómo podemos medir las emociones para evaluar la experiencia de cliente? | Imotion Analytics - The best biometric person counter system with gender, age, ethnicity and customer experience analytics.” <https://www.imotionanalytics.com/como-podemos-medir-las-emociones-para-evaluar-la-experiencia-de-cliente/> (accessed Aug. 17, 2021).
- [65] J. M. Gil Bordón, “Estudio longitudinal del habla en pacientes con alzheimer. Trabajo Fin de Máster, ULPGC.,” 2019.
- [66] S. Alcoba (Coord.), “Lengua, comunicación y libros de estilo,” *Lengua, comunicación y libros de estilo*, 2009. <http://dfe.uab.es/dfeblog/salcoba/files/2009/07/libro-estilo.pdf> (accessed Sep. 02, 2021).
- [67] M. Rabiei and A. Gasparetto, “A system for feature classification of emotions based on speech analysis; Applications to human-robot interaction,” in *2014 2nd RSI/ISM International Conference on Robotics and Mechatronics, ICRoM 2014*, Dec. 2014, pp. 795–800, doi: 10.1109/ICRoM.2014.6991001.
- [68] H. Altun and G. Polat, “Boosting selection of speech related features to improve performance of multi-class SVMs in emotion detection,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 4, pp. 8197–8203, May 2009, doi: 10.1016/j.eswa.2008.10.005.

- [69] I. Jorge and A. Rivera Guerra, "Nota de Divulgación," *Concienc. Tecnológica No*, vol. 41, 2011.
- [70] P. Cunningham, M. Cord, and S. J. Delany, "Supervised learning," in *Cognitive Technologies*, 2008, pp. 21–49, doi: 10.1007/978-3-540-75171-7_2.
- [71] A. A. R.Sathya, "the Science and Information Organization International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence," 2013. Accessed: Aug. 06, 2021. [Online]. Available: www.ijarai.thesai.org.
- [72] "Machine Learning for Dummies | by Hussnain Fareed | Towards Data Science." <https://towardsdatascience.com/wtf-is-machine-learning-a-quick-guide-39457e49c65b> (accessed Aug. 06, 2021).
- [73] "La Neurona Artificial y la Regresión Logística | Codificando Bits." <https://www.codificandobits.com/blog/regresion-logistica-y-neurona-artificial/> (accessed Aug. 06, 2021).
- [74] T. M. Hospedales, S. Gong, and T. Xiang, "Finding rare classes: Active learning with generative and discriminative models," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 25, no. 2, pp. 374–386, 2013, doi: 10.1109/TKDE.2011.231.
- [75] C. M. Bishop and J. Lasserre, "Generative or discriminative? getting the best of both worlds," *Bayesian Stat.*, vol. 8, pp. 3–24, 2007, Accessed: Aug. 06, 2021. [Online]. Available: <http://research.microsoft.com/en-us/um/people/cmbishop/abstracts/GD2007.htm>.
- [76] N. H. Ghassemi, "Generative and Discriminative Models," 2016, Accessed: Aug. 06, 2021. [Online]. Available: <https://learnopencv.com/generative-and-discriminative-models/#GenerativeModelling>.
- [77] S. Ma and J. Huang, "Regularized ROC method for disease classification and biomarker selection with microarray data," *Bioinformatics*, vol. 21, no. 24, pp. 4356–4362, Dec. 2005, doi: 10.1093/bioinformatics/bti724.
- [78] "Datasets - Pattern Recognition Tools - Pattern Recognition Tools." <https://37steps.com/software/> (accessed Aug. 07, 2021).

- [79] “About 37 Steps, Ela and Bob - Pattern Recognition Tools.” <http://37steps.com/about/> (accessed Aug. 06, 2021).
- [80] “PRTools Guide - Pattern Recognition Tools - Pattern Recognition Tools.” <https://37steps.com/> (accessed Aug. 07, 2021).
- [81] N. Sánchez Anzola, “Máquinas de soporte vectorial y redes neuronales artificiales en la predicción del movimiento USD/COP spot intradiario,” *ODEON*, no. 9, p. 113, 2016, doi: 10.18601/17941113.n9.04.
- [82] L. Jiménez Moscovitz and P. R. Rengifo, “Al interior de una máquina de soporte vectorial.” <https://bibliotecadigital.univalle.edu.co/xmlui/handle/10893/3418?locale-attribute=en> (accessed Aug. 07, 2021).
- [83] P. Pavlidis, I. Wapinski, and W. S. Noble, “Support vector machine classification on the web,” *Bioinformatics*, vol. 20, no. 4, pp. 586–587, 2004, doi: 10.1093/bioinformatics/btg461.
- [84] A. T. Barrán, “Curso de aprendizaje automático para el INE,” *Curso Aprendiz. automático para el INE*, pp. 1221–1224, 2005, Accessed: Aug. 07, 2021. [Online]. Available: <http://albertotb.com/curso-ml-R/Rmd/07-svm/07-svm.html#16>.
- [85] “svc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/svc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [86] “loglc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/loglc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [87] “sigmoid - File Exchange - MATLAB Central.” https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/51007-sigmoid?focused=3876707&s_tid=gn_loc_drop&tab=example (accessed Aug. 07, 2021).
- [88] I. MathWorks, “¿Qué es la regresión lineal? - MATLAB & Simulink,” 2021. <https://es.mathworks.com/discovery/linear-regression.html> (accessed Aug. 07, 2021).

- [89] “fisherc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/fisherc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [90] A. Grané, “Diplomatura en Estadística Análisis Discriminante y Clasificación.” http://www.est.uc3m.es/agrane/ficheros_docencia/MULTIVARIANT/tema8.pdf (accessed Aug. 08, 2021).
- [91] A. M. Lara Porras, “Capítulo 8 Análisis Discriminante,” pp. 106–111, 2004, Accessed: Aug. 08, 2021. [Online]. Available: http://www.ugr.es/~bioestad/_private/cpfund8.pdf.
- [92] “nmsc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/nmsc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [93] “nmc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/nmc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [94] C. J. Veenman and M. J. T. Reinders, “The nearest subclass classifier: A compromise between the nearest mean and nearest neighbor classifier,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 9, pp. 1417–1429, 2005, doi: 10.1109/TPAMI.2005.187.
- [95] “polyc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/polyc.html> (accessed Aug. 08, 2021).
- [96] E. Angelopoulou, “Polynomial Classifiers.” http://www5.cs.fau.de/fileadmin/lectures/2012w/Lecture.2012w.IntroPR/polynomial_classification.pdf (accessed Aug. 08, 2021).
- [97] F. P. Nava, “Reconocimiento de Patrones Tema 5: Clasificadores no Lineales.”
- [98] “Crear matriz diagonal o obtener elementos diagonales de Matrix - MATLAB diag - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/diag.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [99] “Valor medio o promedio de un array - MATLAB mean - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/mean.html> (accessed Aug. 09,

- 2021).
- [100] “Identity matrix - MATLAB eye.” <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/eye.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [101] “Idc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/ldc.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [102] D. Berrar, “Bayes’ theorem and naive bayes classifier,” in *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*, vol. 1–3, 2018, pp. 403–412.
- [103] J. Camacho, “Clasificador Naive Bayes | JacobSoft,” *JacobSoft Consultoría y Capacitación*, 2021. https://www.jacobsoft.com.mx/es_mx/clasificador-naive-bayes/ (accessed Aug. 09, 2021).
- [104] V. Roman, “Algoritmos Naive Bayes: Fundamentos e Implementación | by Victor Roman | Ciencia y Datos | Medium,” *25 de abril de 20192*, 19AD. <https://medium.com/datos-y-ciencia/algoritmos-naive-bayes-fudamentos-e-implementación-4bcb24b307f> (accessed Aug. 09, 2021).
- [105] J. A. Rodrigo, “Análisis discriminante lineal (LDA) y Análisis discriminante cuadrático (QDA),” p. 50, 2016, Accessed: Aug. 09, 2021. [Online]. Available: https://www.cienciadedatos.net/documentos/28_linear_discriminant_analysis_lda_y_quadratic_discriminant_analysis_qda#Análisis_Discriminante_Cuadrático.
- [106] I. Rish, “An Empirical Study of the Naïve Bayes Classifier An empirical study of the naive Bayes classifier,” *Cc.Gatech.Edu*, no. January 2001, pp. 41–46, 2014, Accessed: Aug. 09, 2021. [Online]. Available: <https://www.cc.gatech.edu/~isbell/reading/papers/Rish.pdf>.
- [107] L. E. Sucar, “Sesión 6 : Clasificadores Bayesianos Clasificadores,” 1819. <https://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-mgp/pgm06-clasif-2012.pdf> (accessed Aug. 09, 2021).
- [108] Scikit-learn.org, “1.2. Linear and Quadratic Discriminant Analysis — scikit-

- learn 0.20.1 documentation,” 2018. https://scikit-learn.org/stable/modules/lda_qda.html (accessed Aug. 09, 2021).
- [109] “qdc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/qdc.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [110] “Six Varieties of Gaussian Discriminant Analysis.” <https://mathformachines.com/posts/discriminant-analysis/#correlated-vs-uncorrelated> (accessed Aug. 09, 2021).
- [111] “udc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/udc.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [112] “klldc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/klldc.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [113] Y. T. Chien and K. S. Fu, “On the Generalized Karhunen-Loeve Expansion,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 3, pp. 518–520, 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1054021.
- [114] “pcldc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/pcldc.html> (accessed Aug. 09, 2021).
- [115] “Principal Component Analysis (PCA) In 5 Steps | Built In.” <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis> (accessed Aug. 09, 2021).
- [116] A. R. Joaquín, “Análisis de Componentes Principales (Principal Component Analysis, PCA) y t-SNE,” *RStudio Pubs*, 2017, Accessed: Aug. 09, 2021. [Online]. Available: https://www.cienciadedatos.net/documentos/35_principal_component_analysis.
- [117] “parzendc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/parzendc.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [118] P. J. García Laencina, J. Luis, and S. Gómez, “Estimación de densidad de probabilidad mediante ventanas de Parzen,” *Jornadas Introd. a la Investig. la UPCT*, 2010.

- [119] “Técnicas Supervisadas Aproximación no paramétrica.” <http://docplayer.es/92464845-Tecnicas-supervisadas-aproximacion-no-parametrica.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [120] “knn. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/knnc.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [121] E. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A. , Michel, V., Thirion, B. , Grisel, O. , Blondel, M. , Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D. , Brucher, M. , Perrot, M. , Duchesnay, “1.6. Nearest Neighbors — scikit-learn 0.24.2 documentation,” *Journal of Machine Learning Research*, 2011. <https://scikit-learn.org/stable/modules/neighbors.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [122] J. I. Bagnato, “Algoritmo k-Nearest Neighbor | Aprende Machine Learning,” *July, 10th*, 2018. <https://www.aprendemachinelearning.com/clasificar-con-k-nearest-neighbor-ejemplo-en-python/> (accessed Aug. 10, 2021).
- [123] “mogc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/mogc.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [124] Scikit_learn-authors, “2.1. Gaussian mixture models — scikit-learn 0.24.2 documentation,” 2021. <https://scikit-learn.org/stable/modules/mixture.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [125] J. McGonagle, G. Pilling, and A. Dobre, “Gaussian Mixture Model | Brilliant Math & Science Wiki,” *Air Pollution Modeling*, 2016. <https://brilliant.org/wiki/gaussian-mixture-model/> (accessed Aug. 10, 2021).
- [126] A. Ng, “Mixtures of Gaussians,” *Course CS229 Mach. Learn.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–3, 2016, Accessed: Aug. 10, 2021. [Online]. Available: <http://www.stanford.edu/class/cs229/>.
- [127] “neurc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/neurc.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [128] IBM Corporation, “El modelo de redes neuronales - Documentación de IBM,” *IBM Corporation*, 2019. <https://www.ibm.com/docs/es/spss->

- modeler/SaaS?topic=networks-neural-model (accessed Aug. 10, 2021).
- [129] P. Torra, “Capítulo 2. Herramientas De Extracción De Información : Redes Neuronales,” 2014. https://www.tesisenred.net/bitstream/handle/10803/1455/3.CAPITULO_2.pdf?sequence=5&isAllowed=y (accessed Aug. 10, 2021).
- [130] I. A. Industria 4.0, “Qué son las redes neuronales y sus funciones | ATRIA Innovation.” 2019, Accessed: Aug. 10, 2021. [Online]. Available: <https://www.atriainnovation.com/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-funciones/>.
- [131] O. Olalla, “Redes Neuronales artificiales: Qué son y cómo se entrenan,” *Xeridia*. 2019, Accessed: Aug. 10, 2021. [Online]. Available: <https://www.xeridia.com/blog/redes-neuronales-artificiales-que-son-y-como-se-entrenan-parte-i>.
- [132] “lmnc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/lmnc.html> (accessed Aug. 10, 2021).
- [133] J. J. Moré, “The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory,” in *En Numerical analysis.*, 1978, pp. 105–116.
- [134] H. Liu, “On the Levenberg-Marquardt training method for feed-forward neural networks,” in *Proceedings - 2010 6th International Conference on Natural Computation, ICNC 2010*, 2010, vol. 1, pp. 456–460, doi: 10.1109/ICNC.2010.5583151.
- [135] S. Bravo-Grau and J. P. Cruz Q., “Estudios de exactitud diagnóstica: Herramientas para su Interpretación,” *Rev. Chil. Radiol.*, vol. 21, no. 4, pp. 158–164, 2015, doi: 10.4067/S0717-93082015000400007.
- [136] “testc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/testc.html> (accessed Aug. 11, 2021).
- [137] N. Acevedo, “Matriz de confusión en Machine Learning. Explicado paso a paso,” *Machine Learning*, 2020. <https://nataliaacevedo.com/matriz-de-confusion-en-machine-learning-explicado-paso-a-paso/> (accessed Aug. 11,

2021).

- [138] “confmat. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/confmat.html> (accessed Aug. 11, 2021).
- [139] “Métricas de rendimiento de clasificación: curva ROC, valor AUC, tasa correcta, tasa de recuperación, sensibilidad, especificidad - programador clic.” <https://programmerclick.com/article/87771519832/> (accessed Aug. 11, 2021).
- [140] D. C. Grandi and J. E. Dipierri, “Artículo original,” *Arch Argent Pediatr*, vol. 106, no. 3, pp. 219–225, 2008, Accessed: Aug. 11, 2021. [Online]. Available: <http://www.scielo.org.ar/pdf/aap/v106n3/v106n3a06.pdf>.
- [141] I. López de Ullibarri Galparsoro and S. Pita Fernández, “Curvas ROC,” *Cad Aten Primaria*, vol. 5, no. 4, pp. 229–235, 1998, Accessed: Aug. 11, 2021. [Online]. Available: http://www.hrc.es/bioest/roc_1.html.
- [142] “prroc. 37Steps.” <http://www.37steps.com/prhtml/prtools/prroc.html> (accessed Aug. 11, 2021).

PLIEGO DE CONDICIONES

ÍNDICE

Pliego de Condiciones	1
PC.1 Introducción	1
PC.2 Pliego de Condiciones Técnicas.....	1
PC.2.1 Requisitos mínimos del sistema.....	1
PC.2.2 Instalación y ejecución del software	2
PC.3 Pliego de condiciones legales	2
PC.3.1 Concesión de licencia.....	2
PC.3.2 Derechos de autor	2
PC.3.3 Restricciones.....	3
PC.3.4 Garantía.....	3
PC.3.5 Limitación de responsabilidad.....	3
PC.3.6 Varios	4

PLIEGO DE CONDICIONES

PC.1 INTRODUCCIÓN

Esta sección del documento está dividida en dos partes. La primera, denominada Pliego de Condiciones Técnicas, describe cómo instalar y ejecutar el software necesario para la realización del Trabajo Fin de Grado. En segundo lugar, en el Pliego de Condiciones Legales se encuentran los acuerdos de licencia del software.

PC.2 PLIEGO DE CONDICIONES TÉCNICAS

PC.2.1 REQUISITOS MÍNIMOS DEL SISTEMA

- **Ordenador portátil:**
 - Ordenador personal con conexión a Internet (Procesador Intel Core i7-8565U, 2.2 GHz – 4.6 GHz, 8 MB), memoria RAM 32 GB 2666MHz DDR4, controlador gráfico NVIDIA GTX 1650 GDDR5 4GB
- **Software:**
 - Software de procesado matemático (Matlab).
 - Ofimática: Microsoft Office Word, Microsoft Office, PowerPoint.
 - Navegadores: Google Chrome o similar.
 - Software de reconocimiento de patrones (Prtools o similar).

PC.2.2 INSTALACIÓN Y EJECUCIÓN DEL SOFTWARE

Todos los archivos del software deben de copiarse en la carpeta en la que se va a ejecutar el software o se deben añadir en Matlab como librerías con el botón Seth Path. En el caso de Matlab se pueden ubicar en el Current Directory, que es el directorio por defecto. Se puede cambiar el directorio de dos formas diferentes:

- Usando el botón directorio ubicado en la barra de Matlab, que permite escoger el directorio de trabajo.
- Usando el Command Window de Matlab con el comando: `cd(nombre del directorio)`.

Si existe duda al respecto se debe usar la herramienta Help de Matlab.

Una vez elegido el directorio de trabajo se debe ejecutar el software usando el nombre de la función deseada y pulsando en el botón run.

PC.3 PLIEGO DE CONDICIONES LEGALES

PC.3.1 CONCESIÓN DE LICENCIA

Esta aplicación es propiedad de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria y todos los usuarios deben estar de acuerdo en leer y en seguir los términos y condiciones establecidos en esta licencia, aceptando todas sus cláusulas. El uso de este programa o de una copia será bajo la autorización expresa del autor, tutores del proyecto y de la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

PC.3.2 DERECHOS DE AUTOR

Este programa y la documentación adjunta están protegidos por las leyes de la propiedad intelectual que les sean aplicables, así como las disposiciones de los tratados internacionales. En consecuencia, el programa debe ser utilizado como

cualquier producto protegido por derechos de autor. Sin embargo, el usuario podrá usar una copia y utilizar los códigos fuente de la programación y la documentación siempre bajo la autorización del autor, los tutores y de la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

PC.3.3 RESTRICCIONES

El usuario no podrá realizar ingeniería inversa, de compilación o desensamblado del programa. El usuario no podrá transferir el programa a un tercero, ya que los datos no son de pública distribución.

PC.3.4 GARANTÍA

El autor garantiza que la aplicación funcionará correctamente siempre que la instalación se realice de acuerdo con lo especificado en los requisitos informáticos. Asimismo, se garantiza que el soporte en el cual está grabado el programa no contendrá defectos en el momento de la adquisición de este.

En referencia al párrafo anterior, hay que destacar que el programa creado, no tiene garantías. El autor no asegura, garantiza o realiza ninguna declaración con respecto al uso o a los resultados obtenidos, fruto de la utilización de dicho programa o de la documentación adjunta.

PC.3.5 LIMITACIÓN DE RESPONSABILIDAD

En ningún caso serán el autor, los tutores, ni la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de las Palmas de Gran Canaria responsables de los perjuicios directos, indirectos incidentales o consiguientes, gastos, lucro cesante, pérdida de ahorros, interrupción de negocios, pérdida de información comercial o de negocio, o cualquier otra pérdida que resulte del uso o de la incapacidad de usar el programa o la documentación. El usuario conoce y

acepta que los derechos de licencia reflejan esta asignación de riesgo como el resto de las cláusulas y restricciones. El autor rechaza cualquier otra garantía que no haya sido indicada anteriormente.

PC.3.6 VARIOS

El autor del software rechaza expresamente cualquier garantía explícita o implícita de adecuación para actividades que no tengan relación con el estudio de patologías y la investigación.

PRESUPUESTO

ÍNDICE

Presupuesto.....	2
Presupuesto.....	1
<i>P.1. Presupuesto de ejecución material.....</i>	1
<i>P.2 Recursos humanos.....</i>	1
<i>P.3 Recursos hardware.....</i>	2
<i>P.4 Recursos Software</i>	4
<i>P.5 Honorarios.....</i>	5
<i>P.6 Redacción del Trabajo Fin de Grado.....</i>	5
<i>P.7 Gastos.....</i>	6
<i>P.8 Derechos de visado del COIT</i>	6
<i>P.9 Presupuesto total.....</i>	7

PRESUPUESTO

P.1. PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIAL

Tabla 1: Presupuestos de ejecución material

Concepto	Coste [€]
Recursos Humanos	12.000
Recursos Hardware	197,71
Recursos Software	307,25
Presupuesto de Ejecución Material	12.504,96

El presupuesto de ejecución material asciende a la cantidad de doce mil quinientos cuatro euros con noventa y seis céntimos.

P.2 RECURSOS HUMANOS

Los honorarios son libres y responden al libre acuerdo entre el empresario y el cliente. No obstante, para la realización de este presupuesto se seguirá la pauta del C.O.I.T.T. y la asociación de Ingenieros Técnicos de Telecomunicaciones.

Tabla 2: Presupuesto relativo a recursos humanos

Concepto	Precio unitario por hora	Número de horas	Coste [€]
Horas de estudio de la base de datos	40€/hora	50	2.000
Horas de división de los datos para los diversos estudios	40€/hora	50	2.000
Horas de extracción de resultados	40€/hora	100	4.000
Horas de extracción de tasas de rendimiento	40€/hora	50	2.000
Horas de análisis de los resultados obtenidos	40€/hora	50	2.000
Coste total de recursos humanos [€]		300 horas	12.000

El coste de los recursos humanos de la realización del presente proyecto, para las 300 horas asciende a una cantidad de doce mil euros.

P.3 RECURSOS HARDWARE

El coste de amortización se define como:

$$\text{Coste de amortización} = \frac{\text{Valor de adquisición} - \text{Valor residual}}{\text{Número de años de vida útil}}$$

Ec. 1

Donde el Valor residual es el valor del inmovilizado material tras su vida útil (4 años).

Teniendo los 6 meses que ha durado la realización de este Trabajo Fin de Grado, y suponiendo que el inmovilizado material se deprecia de forma constante a lo largo de su vida útil, el coste de amortización se calculará para los 6 primeros meses del año.

Tabla 3: Presupuesto de recursos hardware

Concepto	Valor de adquisición [€]	Valor residual [€]	Coste de amortización [€]
Ordenador personal con conexión a Internet (Procesador Intel Core i7-8565U, 2.2 GHz – 4.6 GHz, 8 MB), memoria RAM 32 GB 2666MHz DDR4, controlador gráfico NVIDIA GTX 1650 GDDR5 4GB. para la ejecución de los clasificadores	1.590,85	800	197,71
Coste total de recursos hardware			197,71

El coste de amortización de los recursos hardware asciende a la cantidad de ciento noventa y siete euros con setenta y un céntimos.

P.4 RECURSOS SOFTWARE

El coste de amortización se define como:

$$\text{Coste de amortización} = \frac{\text{Valor de adquisición} - \text{Valor residual}}{\text{Número de años de vida útil}} \quad \text{Ec. 2}$$

Donde el Valor residual es el valor del inmovilizado material tras su vida útil (4 años).

Teniendo en cuenta que la duración de este Trabajo Fin de Grado ha sido de 6 meses, y suponiendo que el inmovilizado material se deprecia de forma constante a lo largo de su vida útil, el coste de amortización se calcula para los 6 primeros meses del año.

Tabla 4: Presupuesto de los recursos software

Concepto	Valor de adquisición [€]	Valor residual [€]	Coste de amortización [€]
MATLAB R2019a	2000	1000	250
Microsoft Windows 10 Pro	279	50	57,25
Coste total de recursos software [€]			307,25

El coste de amortización de los recursos software asciende a la cantidad de trescientos siete euros con veinticinco céntimos.

P.5 HONORARIOS

Tabla 5: Presupuesto de los honorarios

Concepto	Coste [€]
Redacción del Trabajo Fin de Grado	712,63
Honorarios	712,63

El coste de los honorarios asciende a la cantidad de setecientos doce euros con sesenta y tres céntimos.

P.6 REDACCIÓN DEL TRABAJO FIN DE GRADO

Los honorarios de la redacción del Trabajo Fin de Grado se definen como:

$$R = 0,07 * P * C_r \quad \text{Ec. 3}$$

Donde P es el presupuesto del Trabajo Fin de Grado y Cr es un coeficiente reductor que depende del presupuesto.

En este caso Cr será igual a 1, por lo que:

$$R = 712,63€$$

El coste de la redacción del Trabajo Fin de Grado asciende a la cantidad de setecientos doce euros con sesenta y tres céntimos.

P.7 GASTOS

Tabla 6: Gastos

Concepto	Coste [€]
Derechos de visado del Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT)	292,36
Gastos	292,36

Los gastos ascienden a la cantidad de doscientos noventa y dos euros con treinta y seis céntimos.

P.8 DERECHOS DE VISADO DEL COIT

La tarificación de los derechos de visado del Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT) se define como:

$$V = 0,006 * P * C_v \quad \text{Ec. 4}$$

Donde P es el presupuesto del Proyecto Fin de Grado y Cv es un coeficiente reductor que depende del presupuesto.

$$V = 292,36€$$

El coste de los derechos de visado del Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT) asciende a la cantidad de doscientos noventa y dos euros con treinta y seis céntimos.

P.9 PRESUPUESTO TOTAL

Tabla 7: Presupuesto total

Concepto	Coste [€]
Presupuesto de ejecución material	12.504,96
Honorarios	712,63
Gastos	292,36
Presupuesto previo	13.509,95
Impuestos: IGIC (7%)	945,70
Presupuesto total	14.455,65

El presupuesto total asciende a la cantidad de catorce mil cuatrocientos cincuenta y cinco euros con sesenta y cinco céntimos.

Gabriel Gil Bordón

Autor del Trabajo Fin de Grado

Las Palmas de Gran Canaria, a 06 de septiembre de 2021