



Universidad Simón Bolívar
Decanato de Estudios Profesionales
Coordinación de Ingeniería de la Computación

Selección de prototipos: un estudio experimental

Por:
Antonio Álvarez

Realizado con la asesoría de:
Emely Arráiz B.

PROYECTO DE GRADO
Presentado ante la Ilustre Universidad Simón Bolívar
como requisito parcial para optar al título de
Ingeniero de Computación

Sartenejas, diciembre de 2018

Resumen

El continuo crecimiento en la cantidad de información almacenada en bases de datos, producto de los avances en la academia y en la industria, ha traído problemas de escalamiento en la aplicación de algoritmos de minería de datos. Es por eso que se necesita adoptar un método de reducción de datos que sea eficaz y eficiente, es aquí donde tiene relevancia el problema de Selección de Prototipos (PS por sus siglas en inglés), el cual consiste en seleccionar el subconjunto de instancias de menor cardinalidad apartir de un conjunto base, que mantenga o mejore la precisión de clasificación al ser usado como conjunto de entrenamiento [GLH16]. Como las metaheurísticas (algoritmos de proposito general enfocados a conseguir “buenas” soluciones a un problema determinado) son las candidatas para resolver PS, en este trabajo se busca evaluar si al darles información procesada y filtrada previamente por otros métodos, se puede mejorar el desempeño de las mismas. Para lograr este cometido, se combinan tres metodos de filtrado previsto (CNN, ENN y RSS) con cuatro metaheurísticas (GGA, SSGA, MA y CHC) y se evalúan con respecto a la precisión en la clasificación y la tasa de reducción de instancias. La evaluación experimental indica que GGA y SSGA fueron beneficiadas por el uso de un filtro previo (en este caso, el uso de CNN y RSS), mientras que MA y CHC no. Por otra parte, la versión original de CHC obtiene los mejores resultados, entre las 4 metaheurísticas estudiadas, bajo las métricas utilizadas.

Palabras clave: reducción de datos, selección de prototipos, heurísticas, metaheurísticas.

Índice general

Resumen	I
Índice de Figuras	IV
Lista de Tablas	V
Índice de algoritmos	IX
Acrónimos y Símbolos	X
Introducción	1
1. Marco teórico	4
1.1. Descubrimiento de Conocimiento y preprocesamiento de datos	4
1.2. Selección de Instancias y Selección de Prototipos	8
1.2.1. Regla de K vecinos más cercanos	9
1.2.2. Taxonomía del problema de selección de prototipos	10
1.2.2.1. Dirección de búsqueda	10
1.2.2.2. Tipo de selección	11
1.2.2.3. Evaluación de la búsqueda	11
1.2.3. Heurísticas	12
1.2.3.1. Condensed Nearest Neighbor (CNN)	12
1.2.3.2. Edited Nearest Neighbor (ENN)	13
1.2.3.3. Relaxed Selective Subset (RSS)	14
1.2.3.4. Selección de prototipos realizados por CNN, ENN y RSS	14
1.3. Metaheurísticas	15
1.3.1. Metaheurísticas basadas en una única solución	16
1.3.2. Metaheurísticas basadas en una población	17
1.3.2.1. Algoritmos evolutivos	17
1.3.2.1.1. Algoritmo Genético Generacional (GGA) . . .	18
1.3.2.1.2. Algoritmo Genético Estacionario (SSGA) . . .	18
1.3.2.1.3. Algoritmo Memético (MA)	20
1.3.2.1.4. CHC Adaptative Search Algorithm	20

2. Marco metodológico	23
2.1. Representación del cromosoma	23
2.2. Función objetivo	24
2.3. Adaptaciones de los algoritmos evolutivos	25
2.4. Criterios para comparar los algoritmos de selección de prototipos	28
2.5. Conjunto de datos	29
2.6. Validación cruzada y estratificación	30
2.6.1. Validación cruzada	30
2.6.2. Estratificación	31
2.7. Entonación de las metaheurísticas	32
3. Evaluación experimental	35
3.1. Diseño experimental	35
3.2. Resultados	38
3.2.1. Heurísticas	38
3.2.2. Metaheurísticas	39
3.2.3. Combinaciones de las metaheurísticas	42
3.2.3.1. Conjuntos pequeños	42
3.2.3.2. Conjuntos medianos	45
3.2.3.3. Conjuntos Grandes	49
3.2.4. Comentarios finales	52
Conclusiones y Recomendaciones	53
Bibliografía	55
A. Pruebas por pares <i>Wilcoxon</i>	62
B. Resultados de todos los conjuntos	68

Índice de figuras

1.1. Taxonomía para los métodos de selección de prototipos	12
1.2. Selección de instancias de las heurísticas	15
2.1. Representación de un cromosoma y su respectivo conjunto reducido . .	24
2.2. Cruce de un punto	25
2.3. Validación cruzada	31
2.4. Estratificación	32

Índice de Tablas

2.1. Conjuntos de datos pequeños	30
2.2. Conjuntos de datos medianos	30
2.3. Conjuntos de datos grandes	30
3.1. Parámetros usados para <i>irace</i>	35
3.2. Rangos usados para los parámetros en la entonación	36
3.3. Parámetros de la entonación para los conjuntos pequeños	36
3.4. Parámetros de la entonación para los conjuntos medianos	36
3.5. Parámetros de la entonación para los conjuntos grandes	36
3.6. Promedios de las distintas métricas para cada heurística	38
3.7. Promedios de las métricas para cada metaheurística	40
3.8. Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos pequeños	43
3.9. Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos pequeños	44
3.10. Rangos de las metaheurísticas en <i>accuracy + reducción</i> para los conjuntos pequeños	45
3.11. Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos pequeños	46
3.12. Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos medianos	47
3.13. Rangos de las metaheurísticas en <i>accuracy + reducción</i> para los conjuntos medianos	48
3.14. Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos grandes	49
3.15. Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos grandes	50
3.16. Rangos de las metaheurísticas en <i>accuracy + reducción</i> para los conjuntos grandes	51
A.1. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre las metaheurísticas para conjuntos pequeños	62
A.2. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre las metaheurísticas para conjuntos pequeños	62
A.3. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre GGA y variaciones para conjuntos pequeños	63
A.4. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre SSGA y variaciones para conjuntos pequeños	63
A.5. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre MA y variaciones para conjuntos pequeños .	64

A.6. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre CHC y variaciones para conjuntos pequeños	64
A.7. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre las mejores variaciones de cada metaheurística para conjuntos pequeños	65
A.8. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre GGA y variaciones para conjuntos medianos	65
A.9. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre SSGA y variaciones para conjuntos medianos	66
A.10. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre MA y variaciones para conjuntos medianos	66
A.11. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre CHC y variaciones para conjuntos medianos	67
A.12. Pruebas de <i>Wilcoxon</i> entre las mejores variaciones de cada metaheurística para conjuntos medianos	67
B.1. Resultados de CNN para conjuntos pequeños	68
B.2. Resultados de CNN para conjuntos medianos	69
B.3. Resultados de CNN para conjuntos grandes	69
B.4. Resultados de ENN para conjuntos pequeños	70
B.5. Resultados de ENN para conjuntos medianos	71
B.6. Resultados de ENN para conjuntos grandes	71
B.7. Resultados de RSS para conjuntos pequeños	72
B.8. Resultados de RSS para conjuntos medianos	73
B.9. Resultados de RSS para conjuntos grandes	73
B.10. Resultados de GGA para conjuntos pequeños	74
B.11. Resultados de GGA para conjuntos medianos	75
B.12. Resultados de GGA para conjuntos grandes	75
B.13. Resultados de CNN-GGA para conjuntos pequeños	76
B.14. Resultados de CNN-GGA para conjuntos medianos	77
B.15. Resultados de CNN-GGA para conjuntos grandes	77
B.16. Resultados de ENN-GGA para conjuntos pequeños	78
B.17. Resultados de ENN-GGA para conjuntos medianos	79
B.18. Resultados de ENN-GGA para conjuntos grandes	79
B.19. Resultados de RSS-GGA para conjuntos pequeños	80
B.20. Resultados de RSS-GGA para conjuntos medianos	81
B.21. Resultados de RSS-GGA para conjuntos grandes	81
B.22. Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos pequeños	82
B.23. Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos medianos	83
B.24. Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos grandes	83
B.25. Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos pequeños	84
B.26. Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos medianos	85
B.27. Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos grandes	85
B.28. Resultados de SSGA para conjuntos pequeños	86
B.29. Resultados de SSGA para conjuntos medianos	87
B.30. Resultados de SSGA para conjuntos grandes	87
B.31. Resultados de CNN-SSGA para conjuntos pequeños	88
B.32. Resultados de CNN-SSGA para conjuntos medianos	89
B.33. Resultados de CNN-SSGA para conjuntos grandes	89

B.34.Resultados de ENN-SSGA para conjuntos pequeños	90
B.35.Resultados de ENN-SSGA para conjuntos medianos	91
B.36.Resultados de ENN-SSGA para conjuntos grandes	91
B.37.Resultados de RSS-SSGA para conjuntos pequeños	92
B.38.Resultados de RSS-SSGA para conjuntos medianos	93
B.39.Resultados de RSS-SSGA para conjuntos grandes	93
B.40.Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos pequeños	94
B.41.Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos medianos	95
B.42.Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos grandes	95
B.43.Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos pequeños	96
B.44.Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos medianos	97
B.45.Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos grandes	97
B.46.Resultados de MA para conjuntos pequeños	98
B.47.Resultados de MA para conjuntos medianos	99
B.48.Resultados de MA para conjuntos grandes	99
B.49.Resultados de CNN-MA para conjuntos pequeños	100
B.50.Resultados de CNN-MA para conjuntos medianos	101
B.51.Resultados de CNN-MA para conjuntos grandes	101
B.52.Resultados de ENN-MA para conjuntos pequeños	102
B.53.Resultados de ENN-MA para conjuntos medianos	103
B.54.Resultados de ENN-MA para conjuntos grandes	103
B.55.Resultados de RSS-MA para conjuntos pequeños	104
B.56.Resultados de RSS-MA para conjuntos medianos	105
B.57.Resultados de RSS-MA para conjuntos grandes	105
B.58.Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos pequeños	106
B.59.Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos medianos	107
B.60.Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos grandes	107
B.61.Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos pequeños	108
B.62.Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos medianos	109
B.63.Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos grandes	109
B.64.Resultados de CHC para conjuntos pequeños	110
B.65.Resultados de CHC para conjuntos medianos	111
B.66.Resultados de CHC para conjuntos grandes	111
B.67.Resultados de CNN-CHC para conjuntos pequeños	112
B.68.Resultados de CNN-CHC para conjuntos medianos	113
B.69.Resultados de CNN-CHC para conjuntos grandes	113
B.70.Resultados de ENN-CHC para conjuntos pequeños	114
B.71.Resultados de ENN-CHC para conjuntos medianos	115
B.72.Resultados de ENN-CHC para conjuntos grandes	115
B.73.Resultados de RSS-CHC para conjuntos pequeños	116
B.74.Resultados de RSS-CHC para conjuntos medianos	117
B.75.Resultados de RSS-CHC para conjuntos grandes	117
B.76.Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos pequeños	118

B.77.Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos medianos	119
B.78.Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos grandes	119
B.79.Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos pequeños	120
B.80.Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos medianos	121
B.81.Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos grandes	121

Índice de algoritmos

1.1. CNN	13
1.2. ENN	13
1.3. RSS	14
1.4. Algoritmo Genético Generacional	19
1.5. Algoritmo Genético Estacionario	19
1.6. Algoritmo Memético Estacionario	20
1.7. Reinicializar	21
1.8. CHC	22
1.9. Recombinar	22
2.1. Meme	28
2.2. IRACE	33

Acrónimos y Símbolos

KDD	Knowledge Discovery in Databases
DM	Data Mining
IS	Instance Selection
PS	Prototype Selection
NN	Nearest Neighbor
NE	Nearest Enemy
CNN	Condensed Nearest Neighbor
ENN	Edited Nearest Neighbor
RSS	Relaxed Selective Subset
GGA	Generational Genetic Algorithm
SSGA	Steady-State Genetic Algorithm
CHC	CHC Adaptive Search Algorithm
MA	Memetic Algorithm
HUX	Half Uniform Crossover

\in	Relación de pertenencia, « <i>es un elemento de</i> »
\subseteq	Subconjunto
\setminus	Diferencia de conjuntos

Introducción

En los últimos años ha crecido la cantidad de información generada con las computadoras, producto de procesos industriales, administrativos, científicos y sociales. Con la gran cantidad de información que se procesa en la actualidad, nace la disciplina conocida como *Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos* (KDD por sus siglas en inglés) que busca transformar esa información en conocimiento útil para distintas áreas de aplicación [HPK11]. Entre las tareas de KDD se encuentra el preprocesamiento de datos, el cual busca preparar la información para ser usada por algoritmos de minería de datos.

Entre los métodos de preprocesamiento de datos se encuentra la selección de prototipos, proceso que consta en elegir un subconjunto de las instancias originales que mantenga la capacidad de representación del conjunto original [GLH16]. Esta tarea se puede ver como un proceso de optimización, para lo cual se han planteado una serie de heurísticas como *Condensed Nearest Neighbor* (CNN) [Har68], *Edited Nearest Neighbor* (ENN) [Wil72] y *Relaxed Selective Subset* (RSS) [FM17]; en la que cada heurística plantea un esquema de reducción acorde a una idea sobre cuáles son los puntos más importantes a preservar. Por otra parte, se pueden usar metaheurísticas de propósito general para conseguir una solución aproximada al óptimo del problema.

En este trabajo se implementaron algunas metaheurísticas que entran dentro de la clasificación de algoritmos evolutivos: *Generational Genetic Algorithm* (GGA) [Hol75], *Steady State Genetic Algorithm* (SSGA) [Tal09], *Memetic Algorithm* (MA) [NC12] y *Adaptative Search Algorithm* (CHC) [Esh91].

El uso de metaheurísticas para resolver el problema de selección de prototipos no es nuevo, ya que existen trabajos como los realizados por *Czarnowski, I. & Jędrzejowicz, P* en [CJ11], donde usan *Simulated Annealing*; *Cerverón, V. & Ferri, F.* en [CF01], los

cuales usan una variación de Búsqueda Tabú; *Anwar, I. et al.* en [ASA15b, ASA15a] quienes utilizan colonia de hormigas; *Ahmad, S. & Pedrycz, W* en [AP11], quienes adaptan *Particle Swarm Optimization*; *Sierra, B. et al.* en [SLI⁺01] por su parte, optan por utilizar algoritmos de estimación de distribución o *Wang, J. et al.* en [WXGZ16] que usan *Differential Evolution*.

El objetivo general de este trabajo es evaluar si el uso de las heurísticas CNN, ENN, RSS y sus combinaciones para construir la población inicial de los algoritmos evolutivos GGA, SSGA, MA y CHC mejoran el desempeño de estos últimos. Los objetivos específicos son determinar cuál es la mejor combinación entre heurísticas y metaheurísticas para los conjuntos de datos pequeños, medianos y grandes.

Para lograr el objetivo principal y los objetivos específicos se procede a combinar cada una de las tres heurísticas con cada una de las cuatro metaheurísticas y se comparan a través de parámetros seleccionados para medir su mejoría sobre varios conjuntos de datos.

El presente trabajo cobra importancia porque el tiempo de cómputo de los algoritmos de minería de datos ha incrementado, producto del crecimiento de la información almacenada en las bases de datos; por lo que, se necesita reducir la cantidad de datos, manteniendo o mejorando la calidad de representación de los mismos, con el fin de mejorar el desempeño de los algoritmos.

Este trabajo es novedoso al combinar heurísticas para el problema de selección de prototipos con metaheurísticas de propósito general, intentando mejorar el desempeño de estas últimas. Se eligen GGA, SSGA, MA y CHC por pertenecer a la familia de algoritmos evolutivos, los cuales han mostrado ser exitosos en la resolución de problemas de distintas índoles [HPK11]. Al usar CNN, ENN y RSS junto a estas metaheurísticas se espera obtener la mejor combinación que permita solucionar el problema de selección de prototipos.

Este trabajo está organizado en cuatro capítulos, donde el primero es el marco teórico e introduce toda la información referente a KDD, preprocesamiento de datos, el problema de selección de prototipos, las heurísticas y las metaheurísticas utilizadas; el segundo capítulo es el marco metodológico donde se explican las adaptaciones

particulares hechas a cada metaheurística, el proceso de validación cruzada, la estratificación, las métricas con las que se evalúan las metaheurísticas, la aplicación usada para entonar los distintos métodos, la representación del problema y la función objetivo utilizada; el tercer capítulo presenta los detalles del experimento realizado y muestra los resultados obtenidos; finalmente se cierra el trabajo con las conclusiones y recomendaciones.

Capítulo 1

Marco teórico

1.1. Descubrimiento de Conocimiento y preprocesamiento de datos

Hoy en día existe una creciente necesidad de procesar grandes volúmenes de datos, estos datos son producto de la recolección de información de procesos y actividades de distintas índoles y se vuelven un material valioso para extraer información sobre posibles tendencias que puedan existir en dichos procesos [HPK11]. Es aquí donde entra el *Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos* (KDD por su siglas en inglés) como disciplina encargada del procesamiento de datos para la extracción de información.

KDD es definida por *Smyth, P. et al.* [FSS96] como “el proceso no trivial de identificar patrones en los datos que sean válidos, novedosos, potencialmente útiles y finalmente entendibles”. Para este fin, KDD se subdivide en distintas etapas a llevar a cabo para lograr el fin último de identificar patrones, éstas son [GLH16]: especificación del problema, entendimiento del problema, preprocesamiento de los datos, minería de datos, evaluación de los resultados y explotación de los resultados. En el presente trabajo de investigación es de especial interés la etapa de preprocesamiento de datos.

La Minería de Datos (DM por sus siglas en inglés) [Han07] es el proceso en el cual se usan métodos de *machine learning*, estadística y sistemas de bases de datos para descubrir patrones en los datos. Un modelo de minería de datos es el compendio de

los patrones identificados con el propósito de caracterizar información nueva con la mayor precisión posible.

El preprocesamiento de datos [GLH16] consiste en el conjunto métodos destinados a preparar los datos para ser usado por un algoritmo de Minería de Datos . Los métodos realizados en el preprocesamiento pueden ser clasificados como: métodos para la preparación de los datos y métodos para la reducción de los datos.

La preparación de datos es un paso obligatorio en el preprocesamiento, ya que transforma los datos, que inicialmente no se pueden utilizar con el algoritmo de DM por problemas tales como la presencia de atributos faltantes en instancias, datos erróneos y atributos con formatos no aceptables para el algoritmo a utilizar [GLH16]. Los distintos métodos de preparación de los datos son:

- **Limpieza de datos [GLH16, KCH⁺03]:** incluye el tratamiento de los atributos faltantes y los datos erróneos, que si se dejan sin tratar resultan en un modelo de minería de datos poco confiable. Un atributo faltante en una instancia ocurre como consecuencia de no haberse introducido al momento del registro o bien por la pérdida en el proceso de almacenamiento. Los datos con atributos faltantes pueden tratarse de tres maneras [FKP07]: la eliminación de las instancias que presentan el problema, utilizar métodos de estimación de máxima verosimilitud (un método de estimación estadística) para calcular promedios y varianzas, y utilizar algoritmos del repertorio de *machine learning* como *k-nn*, *k-means* o *Support Vector Machine* para estimar el valor de los atributos faltantes.

Por su parte, los datos erróneos (también conocidos como “datos ruidosos”) pueden venir de dos formas [CAB11]: se llama “ruido de clase” cuando la instancia está mal clasificada y “ruido de atributo” cuando uno o más valores de los atributos en una instancia están distorsionados y no representan la realidad. Para tratar los datos ruidosos se pueden usar tres métodos: construir algoritmos de DM que no se vean afectados en cierta medida ante el ruido (sean robustos), pulir los datos [Ten99] de tal manera que se corrijan los errores y por último, se puede identificar los datos ruidosos para eliminarlos del conjunto y así quedarse sólo con datos correctos [BF99].

- **Transformación de datos [GLH16]:** se centra en aplicar fórmulas matemáticas a los valores de los atributos para así obtener valores sintéticos que puedan proporcionar más información respecto a la instancia y al conjunto que pertenecen, las transformaciones más comunes son la lineal y la cuadrática.
- **Integración de los datos [GLH16, BLN86]:** consiste en la unión de los conjuntos de datos provenientes de distintas fuentes en un único conjunto. La integración tiene que tomar en cuenta algunos aspectos que se pueden presentar durante el proceso, entre ellos están la redundancia de atributos, la cual sucede cuando dos atributos están fuertemente correlacionados. La redundancia de atributos puede traer consigo un “sobre ajuste” (*overfitting* en inglés) de los modelos predictivos, además de aumentar el tiempo de cómputo de los mismos, es por eso que se debe eliminar la redundancia y para ello se utiliza una prueba χ^2 (una prueba χ^2 es una prueba estadística que se usa para determinar si hay una correlación significativa entre dos variables [TM87]) con el fin de identificar los atributos redundantes y así decidir cuál eliminar.

Al continuar con los problemas que se pueden presentar al momento de la integración, se tiene también la duplicación de instancias, problema que normalmente trae consigo la inconsistencia en los valores de los atributos, debido a las diferencias con las que se registran los valores. Para solucionar este asunto, primero se tiene que identificar las instancias duplicadas al usar técnicas que midan la similitud entre ellas, como la propuesta de *Fellegi, I. & Sunter, A.* [FS69] que lo modela como un problema de inferencia bayesiana (la inferencia bayesiana es un método estadístico con el cual se busca hacer estimaciones de la probabilidad de que una hipótesis sea cierta [BT11] al usar el teorema de Bayes) o como en [CKLS01] donde se usan árboles de clasificación y regresión (CART por sus siglas en inglés, son modelos predictivos del repertorio de DM que consisten en la partición sucesiva de los datos en base a sus atributos hasta formar un grafo que represente el flujo de decisiones necesarias para hacer una clasificación [SL91]).

- **Normalización de datos [GLH16]:** busca cambiar la distribución de los datos originales de tal manera que se acoplen a las necesidades de los algoritmos predictivos. Dos de los tipos de normalización más usadas son la normalización “min-max” y la normalización “*z-score*”.

Por otra parte, las técnicas de reducción de datos son [GLH16]:

- **Discretización de datos [GLH16, GLS⁺13]:** es el proceso de transformar datos numéricos en datos categóricos, para esto, se define un número finito de intervalos que representen rangos entre distintos valores consecutivos con el fin de poder tratarlos como valores nominales. Es de especial importancia conseguir el número correcto de intervalos que mantengan la información original de los datos, ya que muy pocos intervalos puede llegar a ocultar la relación existente entre un rango en específico y una clase, mientras que muchos intervalos puede llevar a un sobre ajuste [CPSK07]. El principal atractivo de la discretización es que permite utilizar un algoritmo de DM que trabaje principalmente con datos nominales como *Naïve Bayes* [YW09], con datos numéricos. Para un estudio más completo de la discretización se referencia a [GLS⁺13].
- **Selección de características [GLH16, LM12]:** busca eliminar atributos que sean redundantes o irrelevantes de tal manera que el subconjunto de características restantes mantenga la distribución original de las clases. El proceso de selección de características tiene ventajas, como mantener e incluso mejorar la precisión de los modelos predictivos, reducir los tiempos de cómputo y reducir la complejidad de los modelos resultantes. La búsqueda de un subconjunto de atributos puede realizarse de tres maneras: búsqueda exhaustiva, búsqueda heurística y métodos no determinísticos. La búsqueda exhaustiva cubre todo el espacio de soluciones, normalmente prueban todas las combinaciones posibles de atributos para conseguir el que mejor se acople a la métrica a optimizar, entre los métodos exhaustivos están *Focus* [AD91], *Automatic Branch & Bound* [LMD98], *Best First Search* [XYC88], entre otros. Por su parte, la búsqueda heurística encuentra una solución aproximada a la óptima en poco tiempo, entre sus métodos están los propuestos en [DL97, KS96, Bat94]. Por último, están los métodos no determinísticos, de entre los que destacan las metaheurísticas evolutivas, recocido simulado y *Las Vegas Filter* [LS⁺96].
- **Selección de instancias [GLH16]:** consiste en elegir un subconjunto de las instancias totales que mantengan las características del conjunto original. Este es el problema desarrollado en esta investigación y se elabora más sobre el mismo en la siguiente sección.

1.2. Selección de Instancias y Selección de Prototipos

La Selección de Instancias [GLH16] (IS por sus siglas en inglés) consiste en reducir un conjunto original de datos a un nuevo conjunto con menos instancias que el original que conserve las capacidades de representación. Esto, con el fin de ser utilizado con un algoritmo de clasificación o regresión, con el que se mantenga el desempeño del algoritmo como si se usara el conjunto original.

Un algoritmo de clasificación [Han07] es aquel que etiqueta las instancias de un conjunto de datos según un número finito y discreto de clases; por ejemplo, etiquetar flores del *genus* Iris según su especie. Por otra parte, un algoritmo de regresión [Han07] es aquel que asigna un valor continuo a las instancias de un conjunto de datos; por ejemplo, asignar el precio de venta de unas acciones en la bolsa de valores. En este trabajo, se trabaja únicamente con algoritmos de clasificación.

Definición 1. Dado un conjunto de datos X , se tiene que una instancia $X_i = (X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^p)$ donde X_i^j es el atributo j para la instancia X_i con $X_i \in X$ y p es el número de atributos. La instancia X_i es de clase Y_j donde $Y_j \in Y$, donde Y es el conjunto de todas las clases $j \in (1 \dots q)$ y q es el número de clases totales. El problema de **Selección de Instancias** consiste en conseguir un conjunto reducido $S \subseteq X$ con el cual se mantenga o mejore la capacidad de representación del conjunto original [GLH16].

Definición 2. Un conjunto R es **consistente** con T , si y solo si toda instancia $t \in T$ es clasificada correctamente mediante el uso de un clasificador Z y las instancias en R como conjunto de entrenamiento. [Ale14]

La respuesta óptima de un método de selección de instancias es un conjunto *consistente* de cardinalidad mínima. Sin embargo, conseguir la respuesta óptima es un problema NP-Duro (*NP-Hard*) como lo demuestra Zuhba, A. en [Zuk10]. Por lo tanto, la mayoría de los métodos propuestos hasta la fecha se enfocan en obtener una solución aproximada.

El problema de selección de instancias se puede enfocar como un problema de selección de prototipos (PS por sus siglas en inglés). PS es en esencia IS con el detalle de que el clasificador usado es 1-NN [GLH16].

1.2.1. Regla de K vecinos más cercanos

Inicialmente propuesta por *Fix, E. & Hodges, J.* en [FHJ51]. La regla KNN clasifica instancias a partir de los datos adyacentes; esto viene dado bajo el razonamiento de que una instancia probablemente comparta la misma clase que sus vecinos. Formalmente, el algoritmo de clasificación al usar KNN se puede definir como:

Definición 3. Sea X un conjunto de datos con $X_i \in X$ una instancia del conjunto, con clase $Y_{X_i} \in Y$ la clase a la cual pertenece, donde Y es el conjunto de las clases presentes en los datos. Sea $\pi_1(X_i) \dots \pi_n(X_i)$ un reordenamiento de las n instancias que conforman el conjunto X de acuerdo a la distancia a la que se encuentren de la instancia X_i , donde se usa una métrica de distancia $\rho : \chi \times \chi \rightarrow \mathbb{R}$, donde χ es el dominio de las instancias en X , tal que $\rho(X_i, \pi_k(X_i)) \leq \rho(X_i, \pi_{k+1}(X_i))$. Para clasificar una instancia X_j se usa la clase de la mayoría perteneciente al conjunto $\{Y_{\pi_i(X_j)} \mid i \leq k\}$, donde k es el número de vecinos que se toma en consideración. [SSBD14]

De KNN se han realizado numerosos estudios sobre el comportamiento de convergencia y acotaciones sobre el error en la clasificación. Entre dichos trabajos se encuentra el de *Cover, T. & Hart, P.* [CH67] donde muestran que la probabilidad de error R del clasificador NN está acotada por debajo con la probabilidad de error de Bayes R^* y acotada por arriba por $R^*(\frac{2-MR^*}{M-1})$, cuando el número de instancias tiende al infinito y además, la regla NN es admisible en la clase de reglas KNN, esto quiere decir que no hay $k \neq 1$ para el cual la probabilidad de error R sea menor que para $k = 1$. Para un estudio más formal de las propiedades de convergencia se refiere a [DGL13].

1.2.2. Taxonomía del problema de selección de prototipos

En la presente investigación se toman las propuestas taxonómicas de *García, S. et al.* en [GDCH12]. Este procedimiento de clasificación permite agrupar los métodos según distintos criterios: si el método de selección parte de un conjunto vacío o del conjunto original; si usan un esquema de validación cruzada o no, o si las instancias preservadas son las más cercanas a los límites entre clases o son las instancias centrales. Esta taxonomía se utiliza para hacer la elección de las heurísticas, de tal manera que sean distintas entre sí y presenten los tiempos más cortos de cómputo, para así poder estudiar los diferentes comportamientos al combinarlas con metaheurísticas.

1.2.2.1. Dirección de búsqueda

- **Incremental:** se empieza con un conjunto vacío S y se añaden instancias del conjunto de entrenamiento TR si cumple con cierto criterio. El orden de presentación de las instancias puede llegar a afectar el resultado final para muchos algoritmos, por eso se acostumbra a presentar los datos de manera aleatoria. Una búsqueda incremental tiene la ventaja de que se pueden agregar instancias una vez finalizado un proceso de selección inicial, aspecto característico que lo hace bastante atractivo para el aprendizaje continuo
- **Decremental:** la búsqueda empieza con $S = TR$ y se seleccionan instancias para remover de S . El orden de presentación todavía es importante, pero a diferencia de los métodos incrementales, se tiene todo el conjunto desde el inicio. Los algoritmos decrementales tienden a presentar un mayor costo computacional que los incrementales.
- **Por lote:** se elige un grupo y se evalúan todos los elementos del mismo para su eliminación, los que no pasen la prueba seleccionada son desechados. El proceso se repite con distintos lotes hasta terminar.
- **Mixto:** S empieza como un subconjunto preseleccionado (puede ser de manera aleatoria o con el uso de un proceso incremental/decremental) e iterativamente puede añadir o remover instancias que cumplan con criterios en específico.

- **Fijo:** el número final de instancias en S se fija al principio de la fase de aprendizaje y se aplica una búsqueda mixta hasta cumplir con dicha cuota.

1.2.2.2. Tipo de selección

- **Condensación:** se busca mantener los puntos bordes (aquellos que están cerca de las fronteras entre las clases). El razonamiento es que son los puntos bordes los que realmente determinan las fronteras, ya que son más útiles al momento de clasificar una nueva instancia. Estos métodos tienden a reducir bastante el conjunto original ya que hay menos puntos bordes que interiores.
- **Edición:** los métodos de edición en cambio buscan remover los puntos bordes, con lo que se suavizan las fronteras bajo la idea de que es el lugar donde se concentran la mayor cantidad de puntos ruidosos. Tienden a disminuir en menor medida el conjunto de entrenamiento TR en comparación a los métodos de condensación.
- **Híbridos:** su principal objetivo es mantener la precisión del clasificador al usar un conjunto lo más reducido posible. Para esto eliminan tanto puntos internos como los ruidosos en el borde, por lo que toman las ideas principales de los métodos de condensación y edición.

1.2.2.3. Evaluación de la búsqueda

- **Filtro:** son los métodos que no usan esquema de validación cruzada (se explica este esquema en la sección 2.6.1). Se caracterizan por conseguir resultados rápidamente.
- **Envolventes:** usan todo el conjunto de entrenamiento TR en un proceso de validación cruzada. Son métodos más costosos que los filtros, pero tienden a obtener una precisión mayor al momento de generalizar cuando se usa un algoritmo de DM.

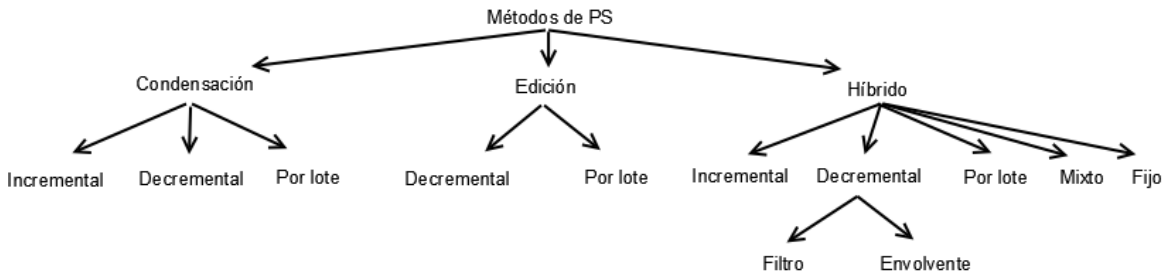


FIGURA 1.1: Taxonomía para los métodos de selección de prototipos

A continuación se presenta en la la figura 1.1 la clasificación que se le puede dar a los algoritmos. Para un estudio más extenso sobre los distintos algoritmos se recomienda leer [GLH16]

1.2.3. Heurísticas

En esta sección se exponen las heurísticas utilizadas en este trabajo. De acuerdo con *Pearl, J.* en [Pea84]: “Una heurística es un criterio, método o principio para decidir cuál, de entre varias alternativas de acciones a seguir, promete ser la más efectiva para alcanzar un objetivo”. Para el caso de PS, dicho objetivo es alcanzar un buen aproximado al conjunto de cardinalidad mínima y máxima precisión en la clasificación.

1.2.3.1. Condensed Nearest Neighbor (CNN)

Propuesto inicialmente por *Hart, P.* en [Har68], CNN es un método de condensación incremental. El conjunto S se construye de tal manera que cada elemento del conjunto de entrenamiento TR está más cerca de un miembro de S de la misma clase que un miembro de S de clase distinta. El algoritmo empieza con la selección de una instancia aleatoria s y se coloca en S (inicialmente vacío), acto seguido, se clasifican las instancias de TR usando sólo las instancias pertenecientes S ; si una instancia es clasificada incorrectamente, se agrega a S , lo que asegura así que en la siguiente vuelta sea clasificada correctamente. Una vez incrementado la cardinalidad de S se vuelve a probar cada instancia de TR y se agregan las que sean mal clasificadas. El proceso se repite hasta que no existan instancias en TR que se encuentren mal clasificadas.

CNN consigue un conjunto consistente que no es mínimo, ya que depende del orden en que son revisadas las instancias, sin embargo, este algoritmo tiene un bajo costo de tiempo de cómputo: en promedio $O(n * \log(n))$. CNN se presenta en el algoritmo 1.1.

Algoritmo 1.1 CNN

Input: TR conjunto de entrenamiento

Output: Conjunto reducido S , $S \subseteq TR$

```

1:  $S \leftarrow \{\text{Una instancia cualquiera } t \in TR\}$ 
2: repeat
3:    $S' \leftarrow S$ 
4:   for all  $t \in TR$  do
5:     if  $t$  es mal clasificada al usar  $S$  con un clasificador 1-NN then
6:        $S \leftarrow S \cup \{t\}$ 
7: until  $S = S'$ 
8: return  $S$ 

```

1.2.3.2. Edited Nearest Neighbor (ENN)

Propuesto por *Wilson, D.* en [Wil72], ENN es un método de edición decremental. Empieza con $S = TR$ y se itera sobre las instancias de S , de modo que se remueven aquellas que no están bien clasificadas. ENN tiende a eliminar instancias ruidosas o cercanas a los bordes de decisión, sin embargo, presenta baja tasa de reducción ya que mantiene las instancias internas (que conforman la mayoría de las instancias), además, tiene un bajo costo en tiempo ($O(n * \log(n))$). ENN se presenta en el algoritmo 1.2.

Algoritmo 1.2 ENN

Input: TR conjunto de entrenamiento

Output: S conjunto reducido

```

1:  $S \leftarrow TR$ 
2: for  $s \in S$  do
3:   if la clase de  $s$  es distinta a la clase de su vecino más cercano then
4:     Se elimina  $s$  de  $S$ 
5: return  $S$ 

```

1.2.3.3. Relaxed Selective Subset (RSS)

Al observar la propuesta de *Flores, A. & Mount, D.* en [FM17] que se tiene de RSS, se comprende que es un algoritmo híbrido incremental con la particularidad de que no es sensible al orden de presentación de las instancias, porque realiza un ordenamiento inicial de las mismas. El método al principio ordena las instancias según la distancia que tengan a su enemigo más cercano (el enemigo más cercano es la instancia más próxima con clase distinta) de manera incremental (de la distancia más corta a la más larga). Luego, al empezar con un conjunto S vacío, se presentan las instancias y se agrega a S aquellas para las cuales no exista una instancia $s \in S$ que esté a una distancia menor que la distancia que tiene s a su enemigo más cercano. Sea $d_{NE}(p)$ la distancia de la instancia p a su enemigo más cercano y sea $d(p_i, s)$ la distancia de una instancia p_i a un punto s . RSS tiene complejidad $O(n * \log(n) + n)$ y se presenta en el algoritmo 1.3.

Algoritmo 1.3 RSS

Input: TR conjunto de entrenamiento

Output: S conjunto reducido

```

1:  $S \leftarrow \emptyset$ 
2: Sea  $\{p_i\}_{i=1}^n$  los puntos en TR ordenados de manera ascendente respecto a  $d_{NE}(p_i)$ 
3: for all  $p_i \in TR$  do
4:   if  $\neg \exists s \in S$  tal que  $d(p_i, s) < d_{NE}(p_i)$  then
5:      $S \leftarrow S \cup \{p_i\}$ 
6: return S

```

1.2.3.4. Selección de prototipos realizados por CNN, ENN y RSS

La selección de CNN, ENN, y RSS se debe a que son de las heurísticas que emplean los tiempos más cortos en su selección según el trabajo de *Salvador, G. et al.* en [GDCH12] y por el tipo de instancias que eligen: CNN elige las instancias bordes mientras que descarta las instancias internas bajo la idea de que las instancias bordes son las que realmente establecen los límites de decisión entre clases; ENN por su parte, elige las instancias internas y se deshace de las instancias bordes con la premisa de que las instancias bordes sólo agregan ruido al conjunto y por lo tanto hay que eliminarlas; por último RSS es un híbrido que preserva algunas instancias bordes y

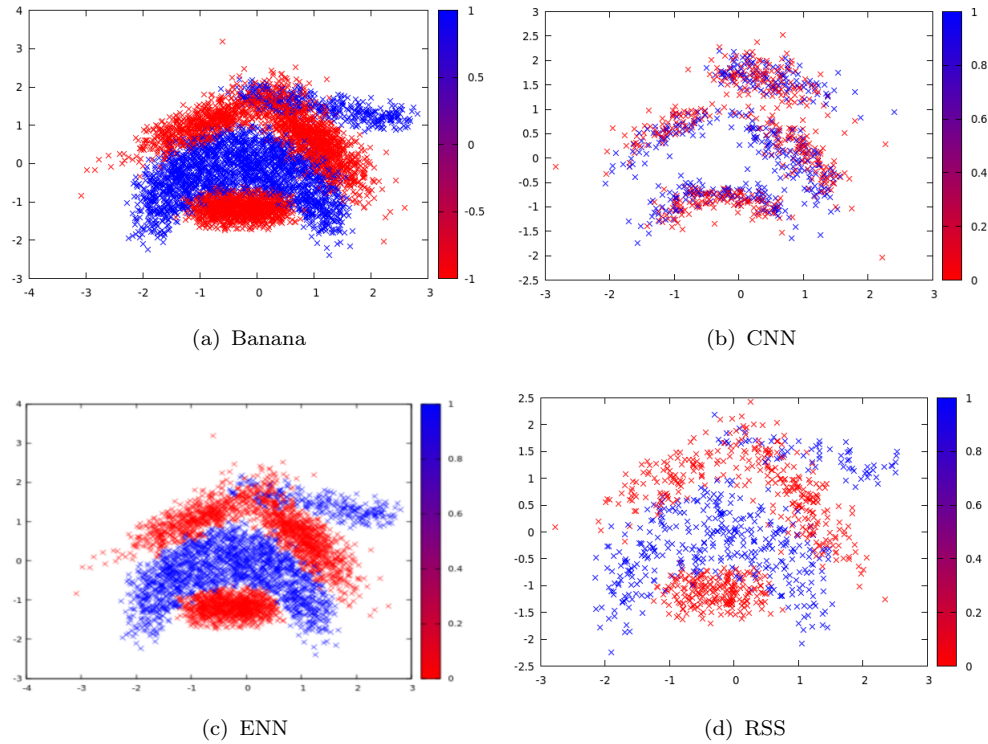


FIGURA 1.2: Selección de instancias de las heurísticas

algunas instancias internas, con lo que mantiene una distancia uniforme entre las mismas. En la figura 1.2 se puede apreciar la selección de instancias realizadas por cada heurística sobre el conjunto banana, la cual refleja lo explicado anteriormente.

1.3. Metaheurísticas

Las metaheurísticas son una familia de algoritmos aproximados de propósito general y no determinístico; consistentes en procedimientos iterativos que guían una heurística subordinada. Al momento de diseñar una metaheurística se debe tomar en cuenta dos conceptos: intensificación y diversificación [Tal09]. En un proceso de intensificación, las regiones prometedoras del espacio de soluciones son revisadas profundamente con la esperanza de conseguir mejores soluciones. En un proceso de diversificación, las regiones no exploradas son visitadas para poder abarcar diferentes regiones en el espacio de soluciones y así evitar que la exploración se estanque en una región específica. Las metaheurísticas se pueden clasificar como metaheurísticas

basadas en una única solución o metaheurísticas basadas en una población [Tal09]. Para estudiar los distintos métodos, primero se necesita definir una serie de conceptos que son comunes para todos:

Definición 4. La **representación del problema** [Tal09] es la manera de codificar las soluciones pertenecientes al espacio de soluciones. Entonces, debe estar acorde con el problema de manera que cumpla con las siguientes características: debe ser completo, es decir, todas las soluciones deben poder ser codificadas; debe ser conexo, lo que se traduce a que debe haber un camino entre dos cualesquiera soluciones y por último, debe ser eficiente, de tal manera que la manipulación por los operadores de búsqueda tenga un costo en tiempo y espacio razonable.

Definición 5. La **función objetivo** [Tal09] (también conocida como *función de adaptabilidad o de utilidad*) \mathcal{F} asocia a cada solución un valor real que mide la calidad de la solución: $\mathcal{F} : S \rightarrow \mathbb{R}$. Con la función objetivo se guía la búsqueda hacia “buenas” soluciones.

Definición 6. La **vecindad** [Tal09] es el conjunto de soluciones cercanas a s . Se obtienen al realizar un pequeño cambio a s a través de un operador de perturbación. La vecindad $N(s)$ se define como $N : S \rightarrow 2^S$.

1.3.1. Metaheurísticas basadas en una única solución

También conocidas como “metaheurísticas de trayectoria”, se centran en mejorar una solución que cambia a lo largo del curso del algoritmo; se puede ver como trayectorias de búsqueda en el espacio de soluciones. Estas trayectorias son trazadas por procesos iterativos que se mueven de una solución a otra según el criterio de aceptación particular de la metaheurística utilizada. Esta clase de metaheurísticas se enfocan principalmente en la explotación del espacio de soluciones. Entre ellas se encuentra la *Búsqueda Local* [Tal09, AL03], el *Recocido Simulado* [Tal09, KGV83], la *Búsqueda Tabú* [Tal09, Glo89], *Búsqueda Local Iterada* (ILS) [LMS03], *Búsqueda de Vecindad Variable* (VNS) [MH97], *Búsqueda Local Guiada* (GLS) [Vou98], *GRASP* [FR95], entre otros. De especial importancia está la *Búsqueda Local*, la cual juega un

papel importante en la mayoría de las metaheurísticas de trayectoria y en algunas metaheurísticas poblacionales.

1.3.2. Metaheurísticas basadas en una población

Estas metaheurísticas empiezan con una población inicial de soluciones, que puede ser elegida de manera aleatoria o con heurísticas, e iterativamente generan nuevas soluciones que pueden llegar a suplantarse a las de la población actual según un criterio de selección. El proceso de generación y selección se repite hasta que se cumpla un criterio de parada, el cual puede ser un número de iteraciones fijas o hasta que la población converja a una región sin mejoras. Dichos procesos de generación y selección pueden ser sin memoria, es decir, sólo dependen de la población actual, como el caso de los algoritmos genéticos tradicionales o pueden ser con memoria y usar información adquirida durante el proceso de búsqueda para dirigir la generación y selección a mejores resultados.[Tal09].

Entre las metaheurísticas basadas en una población se encuentran: *Scatter Search* [Tal09, Glo77], *Colonia de Hormigas* [Tal09, Dor92], *Optimización de Enjambre de Partículas* [Tal09, ESK01], *Algoritmos de Estimación de Distribución* [Tal09, LLIB06], *Evolución Diferencial* [Tal09, PSL06], *Algoritmos evolutivos* [Tal09], entre otros.

1.3.2.1. Algoritmos evolutivos

Los algoritmos evolutivos [Tal09] están basados en los postulados de la evolución biológica. En ellos se mantiene un conjunto de entidades que representan posibles soluciones, las cuales se mezclan y compiten entre sí, de tal manera que las más aptas son capaces de prevalecer a lo largo del tiempo y evolucionan hacia mejores soluciones cada vez.

El diseño de un algoritmo evolutivo viene dado con la toma de decisiones respecto a algunos componentes. Algunos comunes a todas las metaheurísticas como la representación del problema, el cual puede ser un vector de valores binarios, enteros, reales,

una permutación, entre otros; la elección de una función objetivo que evalúe cuán buena es un cromosoma y el criterio de parada. Por otro lado, hay unos componentes que son propios de los algoritmos evolutivos como: el criterio de selección de cromosomas para reproducirse, el operador de cruce, el operador de mutación y la estrategia de reemplazo.

Entonces, los algoritmos evolutivos elegidos en esta investigación son: el *Algoritmo Genético Generacional* (GGA), el *Algoritmo Genético Estacionario* (SSGA), el *Algoritmo Memético* MA y *CHC Adaptive Search Algorithm*. MA y CHC se eligieron porque han presentado buenos resultados para el problema de Selección de Prototipos en los trabajos de *Cano, J. et al.* [GDCH12, GCH08] y se eligieron GGA y SSGA por ser las primeras metaheurísticas que se desarrollaron dentro de la clasificación de algoritmos evolutivos; además de ser las metaheurísticas más simples dentro de toda la familia.

1.3.2.1.1 Algoritmo Genético Generacional (GGA)

El Algoritmo Genético Generacional (*Generational Genetic Algorithm* en inglés), es el esquema tradicional de algoritmos genéticos; los algoritmos genéticos fueron desarrollados por *Holland, H.* en [Hol75]. La versión generacional usa una estrategia de reemplazo en la que se construye una generación nueva de hijos en cada ciclo del algoritmo que suplanta a la generación anterior. El algoritmo comienza con una población inicial aleatoria y crea progresivamente poblaciones nuevas en cada generación hasta que se cumpla una condición de parada. En medio del proceso actúa un operador de cruce que mezcla los cromosomas seleccionados como padres y un operador de mutación que modifica algunos cromosomas de la nueva generación. GGA se presenta en el algoritmo 1.4 [Ale14].

1.3.2.1.2 Algoritmo Genético Estacionario (SSGA)

El Algoritmo Genético Estacionario (*Steady State Genetic Algorithm* en inglés), es otra variación de los algoritmos genéticos. En este caso, la estrategia de reemplazo consiste en generar uno o dos hijos por iteración y decidir al momento si van a suplantar

Algoritmo 1.4 Algoritmo Genético Generacional

Input: *pop* tamaño de la población, *cp* probabilidad de cruce, *mp* probabilidad de mutación

Output: La solución al problema

```

1:  $P \leftarrow$  Generar población aleatoria de pop cromosomas
2:  $s^* \leftarrow$  el mejor individuo en  $P$ 
3: while  $\neg$  Condición de parada do
4:    $P' \leftarrow \emptyset$ 
5:   while  $|P'| < \text{pop}$  do
6:      $p_1 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
7:      $p_2 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
8:      $c_1, c_2 \leftarrow$  recombinar  $p_1$  y  $p_2$  con probabilidad cp
9:     Mutar  $c_1$  y  $c_2$  con probabilidad mp
10:     $P' \leftarrow P' \cup \{c_1, c_2\}$ 
11:   $P \leftarrow P'$ 
12:  if El mejor cromosoma en  $P$  es mejor que  $s^*$  then
13:     $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
14: return  $s^*$ 

```

algunos de los elementos de la población; un hijo puede suplantar a uno de los padres si es mejor que uno de ellos o puede suplantar al peor elemento de la población. Al igual que GGA, se tiene que definir un operador de mutación y cruce. SSGA se presenta en el algoritmo 1.5 [Ale14].

Algoritmo 1.5 Algoritmo Genético Estacionario

Input: *pop* tamaño de la población, *cp* probabilidad de cruce, *mp* probabilidad de mutación

Output: La solución al problema

```

1:  $P \leftarrow$  Generar población aleatoria de pop cromosomas
2:  $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
3: while  $\neg$  Condición de parada do
4:    $p_1 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
5:    $p_2 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
6:    $c_1, c_2 \leftarrow$  recombinar  $p_1$  y  $p_2$  con probabilidad cp
7:   Mutar  $c_1$  y  $c_2$  con probabilidad mp
8:   Seguir algún criterio de reemplazo de cromosomas en  $P$  por  $c_1$  y  $c_2$ 
9:   if El mejor cromosoma en  $P$  es mejor que  $s^*$  then
10:     $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
11: return  $s^*$ 

```

1.3.2.1.3 Algoritmo Memético (MA)

El Algoritmo Memético (*Memetic Algorithm* en inglés), es un algoritmo evolutivo basado en los algoritmos genéticos que tiene la peculiaridad de poseer un proceso de optimización interno llamado “meme”, el cual es aplicado a todos o algunos cromosomas de la población en cada iteración; el meme más común es una búsqueda local [NC12]. El esquema clásico de MA se basa en GGA, ya que genera una población nueva con los cruces y mutaciones propios de GGA, para luego pasar a una fase de intensificación donde aplica el meme a todas las soluciones y así generar una nueva población optimizada que suplanta la generación anterior. Otro esquema se basa en SSGA, donde en cada iteración se cruzan una serie de padres para generar uno o dos hijos que, luego de mutar con cierta probabilidad, se decide si pasan a un proceso de optimización con el meme y el resultado se decide si se incorpora a la población. En el algoritmo 1.6 se presenta la versión estacionaria del Algoritmos Memético.

Algoritmo 1.6 Algoritmo Memético Estacionario

Input: `pop` tamaño de la población, `cp` probabilidad de cruce, `mp` probabilidad de mutación, `mem` meme usado

Output: La solución al problema

```

1:  $P \leftarrow$  Generar población de pop cromosomas
2:  $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
3: while  $\neg$  Condición de parada do
4:    $p_1 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
5:    $p_2 \leftarrow$  Seleccionar un cromosoma en  $P$ 
6:    $c_1, c_2 \leftarrow$  recombinar  $p_1$  y  $p_2$  con probabilidad cp
7:   Mutar  $c_1$  y  $c_2$  con probabilidad mp
8:   Determinar si  $c_1$  y  $c_2$  van a ser optimizados con mem y almacenar el resultado
   en  $c'_1$  y  $c'_2$ 
9:   Seguir algún criterio de reemplazo de cromosomas en  $P$  por  $c'_1$  y  $c'_2$ 
10:  if El mejor cromosoma en  $P$  es mejor que  $s^*$  then
11:     $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
12: return  $s^*$ 

```

1.3.2.1.4 CHC Adaptative Search Algorithm

El algoritmo CHC propuesto inicialmente por *Eshelman, L.* en [Esh91], es un algoritmo evolutivo generacional con la diferencia de que es totalmente elitista, ya que

elige los mejores n elementos de entre la vieja y nueva población para conformar la nueva generación (n es el número de cromosomas en la población). También tiene la particularidad de que implementa un operador de cruce llamado HUX (*Half Uniform Crossover*) en el cual, dado dos padres, intercambia la mitad de los genes que difieren entre ellos de manera aleatoria con el fin de crear hijos lo más distinto posible de los padres. Además, CHC tiene un mecanismo de prevención de incesto en el que se usa la distancia de *Hamming* entre los dos posibles candidatos a ser padres para determinar si son lo suficientemente distintos para cruzarse, en caso contrario no los cruza. Para ello, se usa un umbral que inicialmente es $L/4$ donde L es la longitud del cromosoma. Por último, no existe un operador de mutación y en cambio, cuando pasa una generación sin cromosomas nuevos, se disminuye el umbral de incesto en uno, hasta que llega a cero y se toma la decisión de reinicializar la población, se preserva el mejor cromosoma encontrado hasta el momento y se llena los cromosomas restantes con variaciones del mejor, donde se perturban hasta un 35 % de los genes asociados al cromosoma. CHC se presenta en el algoritmo 1.8, donde t es la generación actual, d es el umbral de incesto, $P(t)$ es la población de la generación t y L es la longitud del cromosoma.

Algoritmo 1.7 Reinicializar

Input: $P(t-1)$ población anterior, s^* mejor solución, r porcentaje de genes a cambiar, d umbral de incesto

Output: $P(t)$ población renovada

Llenar $P(t)$ con copias de s^*

for all miembros $x_i \in P(t)$ **excepto uno do**

 Cambiar $r * L$ genes de manera aleatoria de x_i

 Evaluar x_i con la función objetivo

$d = L/4$

return $P(t)$

Algoritmo 1.8 CHC

Input: pop tamaño de la población**Output:** La solución al problema

```

1:  $t = 0$ 
2:  $d = L/4$ 
3:  $P(t) \leftarrow$  Generar población de pop cromosomas
4:  $s^* \leftarrow$  el mejor cromosomas en  $P$ 
5: while  $\neg$  condición de parada do
6:    $t = t + 1$ 
7:    $C(t) \leftarrow P(t - 1)$ 
8:   recombinar los cromosomas en  $C(t)$  para formar  $C'(t)$ 
9:   evaluar los cromosomas en  $C'(t)$  con la función objetivo
10:  seleccionar  $P(t)$  de  $C'(t)$  y  $P(t-1)$  sólo con los mejores cromosomas
11:  if El mejor cromosoma en  $P$  es mejor que  $s^*$  then
12:     $s^* \leftarrow$  el mejor cromosoma en  $P$ 
13:  if  $P(t) = P(t - 1)$  then
14:     $d \leftarrow d - 1$ 
15:  if  $d < 0$  then
16:    Reinicializar  $P(t)$ 
17: return  $s^*$ 

```

Algoritmo 1.9 Recombinar

Input: $C(t)$ candidatos a padre, d umbral de incesto**Output:** $C'(t)$ hijos

```

for all par de instancias en  $C(t)$   $x_1$  y  $x_2$  do
   $ham \leftarrow$  distancia de hamming entre  $x_1$  y  $x_2$ 
  if  $ham/2 > d$  then
    cambiar la mitad de elementos que difieran entre  $x_1$  y  $x_2$  de forma aleatoria
    para generar  $x'_1$  y  $x'_2$ 
     $C'(t) \leftarrow C'(t) \cup \{x'_1, x'_2\}$ 
  else
    borrar el par  $x_1$  y  $x_2$  de  $C(t)$ 
return  $C'(t)$ 

```

Capítulo 2

Marco metodológico

En este capítulo se detalla la representación utilizada para los cromosomas, la función objetivo, las adaptaciones particulares que se hizo a cada algoritmo evolutivo usado en el experimento, el proceso de validación cruzada, la técnica de estratificación, se presenta los conjuntos de datos usados para el experimento y se explica el método de entonación utilizado para ajustar los algoritmos evolutivos.

2.1. Representación del cromosoma

La representación usada para modelar el problema de selección de prototipos es el de un mapa de bits de tamaño n igual al número de instancias pertenecientes al conjunto original, donde cada bit representa una instancia t_i ; si el valor del bit i es 1, entonces la instancia $t_i \in S$, donde S es el conjunto reducido; si el bit i es 0, $t_i \notin S$. En este sentido, el conjunto S representado por el mapa de bits M se define como en la ecuación (2.1). Un ejemplo puede verse en la figura 2.1. Cabe destacar que en los algoritmos evolutivos, los mapas de bits se conocen como cromosomas y cada bit como gen.

$$S = \{i \mid i = 1 \dots n \wedge m_i = 1 \wedge m_i \in M\} \quad (2.1)$$

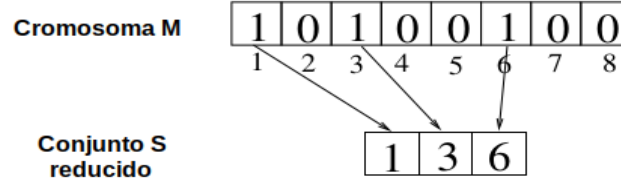


FIGURA 2.1: Representación de un cromosoma y su respectivo conjunto reducido

2.2. Función objetivo

Se necesita una función con la cual se pueda evaluar cuán buena es una solución, además la función debe permitir establecer una relación de orden entre las soluciones con el fin de decidir cuál solución es mejor. Como se explicó en la sección 1.3.2.1, los algoritmos evolutivos buscan aproximarse al óptimo global, que en este caso es el conjunto reducido S con menor cardinalidad y mayor precisión en la clasificación de instancias nuevas. Es por eso que se adopta una función objetivo derivada del trabajo de *Cano, J.* en [dA04], la cual se presenta a continuación:

$$\mathcal{F}(S) = \alpha * error(S) + (1 - \alpha) * reduction(S) \quad (2.2)$$

Donde $\mathcal{F} : S \rightarrow \mathbb{R}$ es la función objetivo, S es el conjunto reducido, α es un parámetro que controla cuánta importancia se le da al error asociado a S con respecto a la tasa de reducción del segundo término de la ecuación (2.2). $Error(S)$ es el número de instancias clasificadas erróneamente cuando se usa el conjunto S como conjunto de entrenamiento de un clasificador 1-NN y $reduction(S)$ es el número de instancias en S dividido entre el número de instancias del conjunto original. El α usado es 0.5 como lo establecen en [dA04] para darle la misma importancia a la reducción de datos como a mantener bajo los porcentajes de error en la clasificación.

Dado esta función objetivo, la meta de todas las metaheurísticas implementadas se vuelve minimizar $\mathcal{F}(S)$, lo que quiere decir que se busca tanto reducir la cardinalidad de S , como reducir $error(S)$. Un conjunto S_i es mejor que un conjunto S_j si $\mathcal{F}(S_i) < \mathcal{F}(S_j)$.

2.3. Adaptaciones de los algoritmos evolutivos

Para aplicar los distintos algoritmos evolutivos implementados para este trabajo, es necesario determinar los operadores de cruce, mutación, el método de selección de los cromosomas que van a cruzarse, el criterio de selección de los cromosomas sobrevivientes y en caso del algoritmo memético el proceso de optimización interno (también conocido como meme) utilizado.

Para el caso del algoritmo genético estacionario y el algoritmo memético, se eligió como método de selección de cromosomas a cruzarse un *Proceso de Torneo* [Tal09], el cual consiste en seleccionar k cromosomas de manera aleatoria y elegir el mejor de los k . CHC por su parte elige dos cromosomas aleatorios y utiliza su mecanismo de prevención de incesto para elegir a los padres. El algoritmo genético generacional simplemente elige dos elementos aleatorios para realizar el cruce.

El operador de cruce utilizado en GGA, SSGA y MA es el cruce de un punto [Tal09], el cual consiste en definir un punto μ en el cual se va dividir los dos cromosomas seleccionados como padres y luego se forman dos hijos a partir de la mezcla de las partes de los padres. CHC en cambio usa el operador HUX. En la figura 2.2 se muestra un ejemplo del cruce de un punto.

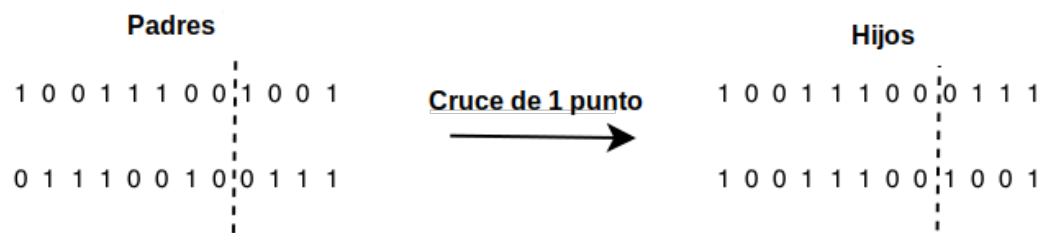


FIGURA 2.2: Cruce de un punto

El operador de mutación para GGA, SSGA y MA consiste en cambiar 5 % de los genes del cromosoma de manera aleatoria. Se elige 5 % basado en [Ale14] para que la mutación represente una variación en S , ya que si sólo se cambia un gen, el conjunto mutado sería para los efectos de la optimización casi idéntico al original. Sin embargo, la probabilidad de que un cromosoma mute es baja, basado principalmente en los resultados de *Cano, J.* en [dA04] donde obtienen mejores resultados experimentales

con bajas probabilidades de mutación (menor al 1 % por cromosoma), justificándose en que con mayores valores, la búsqueda podría degenerar en una búsqueda aleatoria. CHC por su parte no tiene mutación.

El criterio de reemplazo para GGA es generar una población nueva de hijos P_i que va a suplantar la generación anterior P_{i-1} excepto el mejor cromosoma en P_{i-1} . Por su parte, el criterio de reemplazo de SSGA es que dado dos padres y los dos hijos producidos por el operador de cruce, se eligen los 2 mejores cromosomas entre los padres e hijos para permanecer dentro de la población. MA, en cambio usa un criterio de reemplazo en el cual los 2 hijos suplantando a los 2 peores elementos de la población y CHC se queda con los n mejores cromosomas entre P_i y P_{i-1} . Tanto MA como CHC son totalmente elitistas.

El algoritmo memético es el que más adaptaciones tiene para adecuarse a PS, se usa una adaptación realizada por *Cano, J. et al.* en [GCH08]. Se basa en el algoritmo memético estacionario presentado en la sección 1.3.2.1.3, con la peculiaridad de que para decidir si los hijos producidos en una iteración van a ser optimizados, se usa el parámetro P_{LS} que viene dado por la siguiente ecuación:

$$P_{LS} = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathcal{F}(S_{nuevo}) < \mathcal{F}(S_{peor}) \\ 0.0625 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2.3)$$

Donde \mathcal{F} es la función objetivo, S_{nuevo} es el conjunto de uno de los cromosomas hijos y S_{peor} es el conjunto del peor cromosoma de la población. Es así como P_{LS} representa la probabilidad con la cual se va a decidir si se optimiza el cromosoma hijo; P_{LS} debe ser calculado para cada hijo creado en el cruce. La idea es que si el hijo es mejor que el peor cromosoma de la población, entonces vale la pena optimizarlo; en cambio, si es peor, se le da una probabilidad de optimización de 6,25 %.

El meme usado en MA es el que se presenta en el algoritmo 2.1. El procedimiento consiste en reducir progresivamente las instancias que se encuentran en el conjunto S, representado por el cromosoma M, sin que se pierda la precisión asociada a S. Para esto, se usa una lista U del primer vecino más cercano de cada gen en M, una lista R que contiene los genes que ya han sido colocados en 0 y que no generan una

ganancia mayor al umbral de aceptación \mathfrak{t} , $\text{clase}(i)$ es la clase asociada a la instancia representada por el gen i del cromosoma M , **ganancia** representa cuánto mejora (en caso de que sea positiva) o cuánto empeora (en caso de ser negativa) la solución dada por el cromosoma M luego de cambiar un gen, fitness_M es el valor de evaluar la función objetivo con el cromosoma M y $\text{fitness}_{\text{ganancia}}$ se define como en la ecuación (2.4), donde L es el largo del cromosoma:

$$\text{fitness}_{\text{ganancia}} = \frac{\frac{\text{ganancia}}{L} * 100 + \frac{100}{L}}{2} \quad (2.4)$$

El meme intenta remover una instancia de S en cada iteración para evaluar si la precisión mejora, se mantiene igual o empeora. Si la ganancia mejora, es decir que sea positiva, y está por encima del umbral de aceptación entonces se preservan los cambios; en cambio, si la ganancia está por debajo del umbral, entonces se vuelve a incluir la instancia eliminada y se etiqueta su respectivo gen como revisado.

Algoritmo 2.1 Meme**Input:** M cromosoma a optimizar, τ umbral de aceptación**Output:** M cromosoma optimizado

```

1: Sea  $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$  el cromosoma a optimizar
2:  $R \leftarrow \emptyset$ 
3:  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  la lista de vecinos asociados, donde  $u_i$  es el vecino más cercano del gen  $i$ .
4: while  $(\exists m_i \in M \mid m_i = 1 \wedge i \notin R)$  do
5:   elegir  $j$  aleatoriamente de  $M$  tal que  $m_j = 1 \wedge j \notin R$ 
6:    $ganancia \leftarrow 0$ 
7:    $m_j \leftarrow 0$ 
8:   Copiar  $U$  a  $U'$ 
9:   for all  $u_i \in U \mid u_i = j$  do
10:     $u_i \leftarrow$  nuevo vecino más cercano con el nuevo  $M$ 
11:    if  $clase(i) = clase(u'_i) \wedge clase(i) \neq clase(u_i)$  then
12:       $ganancia \leftarrow ganancia - 1$ 
13:    else if  $clase(i) \neq clase(u'_i) \wedge clase(i) = clase(u_i)$  then
14:       $ganancia \leftarrow ganancia + 1$ 
15:    if  $ganancia \geq \tau$  then
16:       $fitness_M \leftarrow fitness_M + fitness_{ganancia}$ 
17:       $R \leftarrow \emptyset$ 
18:    else
19:      Recuperar  $U$  de  $U'$ 
20:       $m_j \leftarrow 1$ 
21:       $R \leftarrow R \cup j$ 
22: return  $M$ 

```

2.4. Criterios para comparar los algoritmos de selección de prototipos

Al momento de comparar los distintos algoritmos de PS, se usan los siguiente criterios para evaluar las fortalezas y debilidades relativas de cada algoritmo [GLH16]:

- **Reducción:** ésta se mide como la relación entre la cardinalidad de S dividida por la cardinalidad del conjunto de entrenamiento. Por lo general se expresa en porcentaje.
- **Precisión de la clasificación (*Accuracy*):** se calcula al dividir el número de clasificaciones hechas correctamente entre el total de clasificaciones. Se espera

que, aún cuando se reduce el número de instancias del conjunto original, se mantenga la tasa de acierto del clasificador o inclusive, mejore.

- **Tiempo de cómputo:** involucra cuánto tiempo le lleva al algoritmo realizar la selección de prototipos, un factor importante al momento de escalar los algoritmos a conjuntos muy grandes. En este trabajo el tiempo de cómputo se mide en segundos.
- **Cohen's Kappa:** esta métrica sirve para verificar si el clasificador etiqueta las instancias correctamente de manera consistente o con muchas decisiones aleatorias. *Cohen's kappa* se calcula a partir de la matriz de confusión como se muestra en la ecuación (2.5). Donde y_{ii} es el conteo de las celdas de la diagonal principal, N el número de instancias revisadas, Ω el número de clases presentes, $y_{i\cdot}$ es la suma de las celdas de la fila i y $Y_{\cdot i}$ es la suma de las celdas de la columna i .

$$kappa = \frac{N * \sum_{i=1}^{\Omega} y_{ii} - \sum_{i=1}^{\Omega} y_{i\cdot} * y_{\cdot i}}{N^2 - \sum_{i=1}^{\Omega} y_{i\cdot} * y_{\cdot i}} \quad (2.5)$$

2.5. Conjunto de datos

Los conjuntos de datos utilizados para validar el experimento provienen de *UCI Machine Learning Repository* [DKT17] y *KEEL Data-Mining Software Tool* [AFFL⁺11]. Se hace una separación como la establecida en [dA04] donde se considera como conjunto de datos pequeños aquellos con menos de 2000 instancias, los conjuntos medianos los que poseen entre 2000 y 20000 instancias y los conjuntos grandes aquellos con más de 20000 instancias. En las tablas 2.1, 2.2 y 2.3 se detallan los conjuntos pequeños, medianos y grandes respectivamente. Solo se eligió conjunto de datos numéricos para poder utilizar la distancia euclídea con 1-NN sin tener problemas en la preservación de información al convertir datos categóricos a numéricos.

CONJUNTO	INSTANCIAS	ATRIBUTOS	CLASE	CONJUNTO	INSTANCIAS	ATRIBUTOS	CLASE
Iris	150	4	3	Contraceptive	1473	9	3
Cleveland	297	13	5	Dermatology	366	34	6
Led7Digit	500	7	10	Ecoli	336	7	8
Pima	768	8	2	Haberman	306	3	2
WDBC	569	30	2	Hayes-roth	160	4	3
Monk-2	432	6	2	Heart	270	13	2
Wisconsin	683	9	2	Hepatitis	155	19	2
Wine	178	13	3	Mammographic	961	5	2
Glass	214	9	7	Newthyroid	215	5	3
Banknote	1372	5	2	Tae	151	5	3
Appendicitis	106	7	2	Vehicle	846	18	4
Balance	625	4	3	Vowel	990	13	11
Bands	539	19	2	Yeast	1484	8	10

TABLA 2.1: Conjuntos de datos pequeños

CONJUNTO	INSTANCIAS	ATRIBUTOS	CLASE	CONJUNTO	INSTANCIAS	ATRIBUTOS	CLASE
Banana	5300	2	2	Magic	19020	10	2
Cardiotocography	2126	23	3	Marketing	8993	13	9
Eye-state	14980	15	2	Phoneme	5404	5	5
Page-blocks	5473	10	5	Ring	7400	20	2
Penbased	10992	16	10	Spambase	4597	57	2
Satimage	6435	36	7	Texture	5500	40	11
Thyroid	7200	21	3	Titanic	2201	3	2
Segment	2310	19	7	Twonorm	7400	20	2
Coil2000	9822	85	2				

TABLA 2.2: Conjuntos de datos medianos

CONJUNTO	INSTANCIAS	ATRIBUTOS	CLASE
Credit-card	30000	24	2
Shuttle	58000	9	7

TABLA 2.3: Conjuntos de datos grandes

2.6. Validación cruzada y estratificación

2.6.1. Validación cruzada

Dado un conjunto de datos T , el proceso de validación cruzada [K⁺95] consta de dividir T en k subconjuntos disjuntos T_1, T_2, \dots, T_k de aproximadamente el mismo tamaño, donde cada subconjunto mantiene la distribución de las clases presente en

T. El conjunto de entrenamiento $TR = T \setminus T_i$ con $i \in \{1, 2, \dots, k\}$ es usado por las metaheurísticas para devolver la mejor solución, la cual será usada para evaluar las instancias del conjunto de validación $TS = T_i$. En la figura 2.3 se muestra un esquema de cómo se aplica la validación cruzada para el problema de selección de prototipos dado que la partición k es seleccionada como conjunto de prueba.

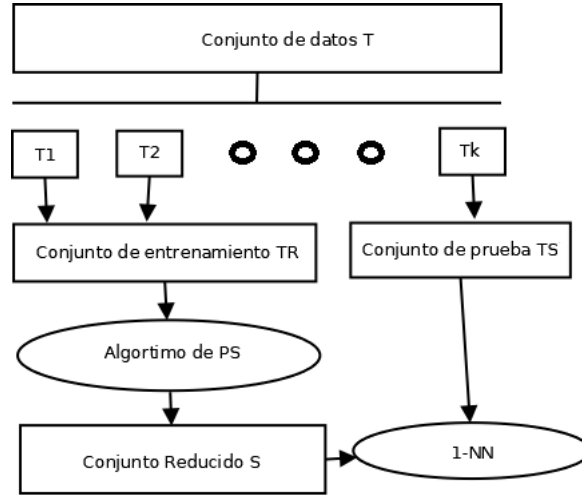


FIGURA 2.3: Validación cruzada

2.6.2. Estratificación

La estratificación es una técnica propuesta por *Cano, J. et al.* en [CHL05] para solventar el problema de aplicación de los algoritmos de PS a conjunto de datos muy grandes. Dicho problema viene dado porque la mayoría de los algoritmos de PS y metaheurísticas utilizadas son $O(n^2)$, donde n es la cantidad de instancias del conjunto a procesar, y por lo tanto, tienen un problema de escalamiento cuando se utilizan con conjuntos de datos grandes.

Dado un conjunto de datos TR producto de la división hecha por un proceso de validación cruzada, la estratificación comienza con la división de TR en k subconjuntos disjuntos, llamados estratos, TR_1, TR_2, \dots, TR_k de aproximadamente el mismo tamaño. Luego, se aplica el algoritmo de PS directamente a cada uno de los k subconjuntos seleccionados TR_i para el entrenamiento, que más adelante forma subconjuntos reducidos $TRS_1, TRS_2, \dots, TRS_k$; acto seguido, se juntan todos los TRS_i para formar

el conjunto reducido S que va a ser usado por 1-NN para clasificar TS . La estratificación prueba ser un método efectivo, como lo demuestran en [CHL05], ya que reduce la cantidad de instancias que debe tratar el algoritmo de PS a TR/k , por lo que la elección del número de estratos k se vuelve de especial importancia. En la figura 2.4 se muestra un esquema de cómo se aplica la estratificación, donde el estrato k es seleccionado como conjunto de prueba.

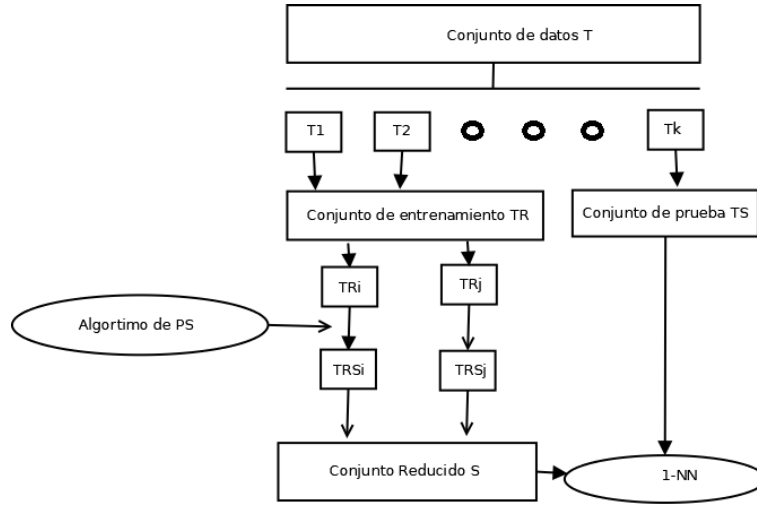


FIGURA 2.4: Estratificación

2.7. Entonación de las metaheurísticas

Para la entonación de las metaheurísticas se usó *irace* [LIDLC⁺16], el cual es un paquete de R que implementa el método de entonación automática conocido como *iterated F-race*. La esencia de *iterated F-race* es hacer varias carreras, las cuales son procesos internos del algoritmo que ponen a competir un conjunto de vectores de parámetros (también conocidos como configuraciones) con un repertorio de problemas, con el fin de recopilar datos referentes al desempeño de cada configuración para hacer pruebas estadísticas que determinan cuáles son las mejores y además, descartar las peores en una etapa temprana de la carrera.

Iterated F-race trata de un método que consiste en tres pasos: (1) elegir varias configuraciones posibles de acuerdo a una distribución en particular y así formar una población, (2) elegir una población de configuraciones (3) actualizar la distribución

de la población de tal manera que sea sesgada a favor de las mejores configuraciones. Estos tres pasos son repetidos hasta que pase un número de iteraciones dadas por el usuario. El algoritmo de *iterated F-race* se presenta en 2.2.

Algoritmo 2.2 IRACE

Input: I conjunto de instancias del problema a entonar, X espacio de configuraciones, U función de utilidad, B número de iteraciones con el que se cuenta

Output: θ^{elite} mejores configuraciones encontradas

- 1: $\theta_1 \leftarrow$ una muestra uniforme de X
 - 2: $\theta^{elite} \leftarrow$ resultado de una **carrera** al usar θ_1 como población y con número de iteraciones B_1
 - 3: $j \leftarrow 1$
 - 4: **while** $B^{usado} \leq B$ **do**
 - 5: $j \leftarrow j + 1$
 - 6: $\theta^{nueva} \leftarrow$ muestra sesgada hacia θ^{elite} de X
 - 7: $\theta_j \leftarrow \theta^{nueva} \cup \theta^{elite}$
 - 8: $\theta^{elite} \leftarrow$ resultado de una **carrera** al usar θ_j como población y con número de iteraciones B_j
 - 9: **return** θ^{elite}
-

Cabe acotar que *irace* asume que el problema sobre el cual se va a entonar es un problema de minimización. Por lo tanto, siempre se busca menores valores de la función de utilidad U para cada configuración; además, luego de cada carrera asigna un rango r_z dependiendo de cómo se compare la configuración z con respecto al resto, a menor rango, mejor es la configuración; por lo tanto, el conjunto de elites θ^{elite} está conformado por los k elementos con menor rango. El número k es calculado al principio de la corrida de *irace* y en este trabajo se deja su cálculo automático por defecto.

La prueba estadística utilizada por la carrera para reemplazar las peores configuraciones y preservar las elites es la prueba *Friedman* no paramétrica o la prueba *t-test*. Por recomendación de los autores se usa una prueba *t-test* con un valor de significancia de 0.05 ya que, según sus criterios, es la más adecuada para la entonación de parámetros de valores continuos.

Irace, además, implementa un método de reinicialización cuando la población de configuraciones converge prematuramente. En este proceso se mantienen las configuraciones elites de la última carrera y empieza de nuevo según ciertas consideraciones.

Aunado a esto, *irace* también implementa un sistema de carrera elitista, el cual evita que las mejores configuraciones encontradas hasta el momento se pierdan en una carrera producto de una serie desfavorable de evaluaciones en un momento dado. En este trabajo se usa tanto el método de reinicialización como el sistema de carrera elitista. Para más información de todas las funciones y utilidades que presenta esta herramienta, se recomienda leer [LIDLC⁺16].

Capítulo 3

Evaluación experimental

3.1. Diseño experimental

En este capítulo se describen todas las decisiones tomadas con respecto a la experimentación; esto incluye los parámetros usados para la entonación, las particiones hechas en la validación cruzada y la estratificación, el diseño de los experimentos donde se combinan las heurísticas con las metaheurísticas y finalmente se presentan los resultados de cada prueba realizada.

Lo primero que se hace es entonar los algoritmos evolutivos para que devuelvan el mejor valor posible al probarse con los conjuntos de datos presentados en la sección 2.4. Para lograr la entonación, se usa *irace*, presentado en la sección 2.6, con los parámetros de la tabla 3.1. Se busca una configuración de parámetros para los problemas pequeños, medianos y grandes respectivamente.

Parámetros	<i>irace</i>
Iteraciones	1000, 400 y 100
Número decimales significativos	4
Prueba estadística	t-test
Nivel de significancia para prueba estadística	0.05
Frecuencia de la prueba estadística	1 iteración
Número de configuraciones elites	automática
Reinicialización por convergencia prematura	Sí
Modo elitista	Sí

TABLA 3.1: Parámetros usados para *irace*

Parámetros	Tipo de dato	Rangos
Población	entero	[10,150]
Probabilidad de cruce	real	[0,1]
Probabilidad de mutación	real	[0,0.01]
Tamaño del torneo	entero	[1,10]

TABLA 3.2: Rangos usados para los parámetros en la entonación

PARÁMETROS	ALGORITMOS			
	GGA	SGA	MA	CHC
Iteraciones	1000	1000	1000	1000
Población	70	90	21	33
Prob. de Cruce	0.9463	0.9848	0.9496	-
Prob. de Mutación	0.0001	0.0057	0.0071	-
Tamaño del torneo	-	3	1	-

TABLA 3.3: Parámetros de la entonación para los conjuntos pequeños

PARÁMETROS	ALGORITMOS			
	GGA	SGA	MA	CHC
Iteraciones	1000	1000	1000	1000
Población	88	132	32	27
Prob. de Cruce	0.9513	0.9859	0.9549	-
Prob. de Mutación	0.0001	0.0001	0.0004	-
Tamaño del torneo	-	1	3	-

TABLA 3.4: Parámetros de la entonación para los conjuntos medianos

PARÁMETROS	ALGORITMOS			
	GGA	SGA	MA	CHC
Iteraciones	1000	1000	1000	1000
Población	102	122	35	37
Prob. de Cruce	0.9482	0.9554	0.9698	-
Prob. de Mutación	0.0001	0.0078	0.0049	-
Tamaño del torneo	-	7	3	-

TABLA 3.5: Parámetros de la entonación para los conjuntos grandes

Los parámetros a entonar son: número de iteraciones, cardinalidad de la población, probabilidad de cruce, probabilidad de mutación y tamaño del torneo. Los rangos válidos para cada parámetro se presentan en la tabla 3.2. La elección de los rangos se hace en base a los trabajos [dA04, dA04, GDCH12, GCH08, Tal09]. Los resultados de la entonación se presentan en las tablas 3.3, 3.4 y 3.5.

Para la validación cruzada se usa $k = 10$ y se repite cada prueba 3 veces basándose

en el trabajo de *Cano, J.* en [dA04]. Este esquema de validación cruzada se aplica a los conjuntos de tamaño pequeño como lo hacen en [dA04]. Para la estratificación se adopta $k = 10$ para los conjuntos medianos y $k = 50$ para los conjuntos grandes, tal y como se determinan en [CHL05], cuya idea es hacer que el algoritmo de PS no trabaje con más de 2000 instancias por estrato para reducir la cantidad a un conjunto de tamaño pequeño según la clasificación de la sección 2.5. Además, al igual que en la validación cruzada, las metaheurísticas utilizadas son estocásticas y por lo tanto, cada una de las k pruebas realizadas se repite 3 veces, con lo que se regresa el promedio de todas las pruebas realizadas como resultado.

Una vez obtenido los distintos parámetros para cada metaheurística, se procede con el experimento principal, el cual consiste en mejorar la población inicial de las metaheurísticas GGA, SSGA, MA y CHC por medio de las heurísticas CNN, ENN, RSS y sus combinaciones.

Para presentar los resultados, se usan tablas que contienen los promedios en *accuracy*, *kappa*, reducción, *accuracy* + reducción y tiempo de cómputo medido en segundos para cada algoritmo. *Accuracy* y *kappa* se miden sobre los conjuntos de entrenamiento y validación, la reducción mide el porcentaje de instancias eliminadas del conjunto original; a mayor *accuracy*, *kappa* y reducción mejor es el algoritmo. Las pruebas fueron realizadas para los conjuntos pequeños, medianos y grandes por separado. Además, para determinar si una metaheurística es mejor que otra se utiliza una prueba de *Wilcoxon* de rango con signo con un nivel de significancia de 1 %, donde la hipótesis nula implica que las medidas son estadísticamente iguales y la hipótesis alternativa indica que existe una diferencia real entre las medidas.

Se selecciona la mejor metaheurística en base a *accuracy* + reducción, donde el *accuracy* que se toma en cuenta es el del conjunto de validación (*test*); si hay metaheurísticas estadísticamente similares, se selecciona aquella que utilice menos tiempo para dar un resultado. Además, se descartan aquellas metaheurísticas que tienen un *kappa* en el conjunto de validación por debajo del 50 % ya que esto indica que el clasificador etiqueta, en mayor medida, de manera aleatoria y no gracias a la información inherente a los datos. La mejor metaheurística se encuentra en negrita en cada tabla.

Los experimentos fueron hechos con un procesador Intel(R) Core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20GHz, 4 procesadores y 4GB de memoria RAM. Se utilizó C++ como lenguaje de programación y se compiló con GCC v.7.3.0.

3.2. Resultados

3.2.1. Heurísticas

En esta sección se busca estudiar el comportamiento de CNN, ENN y RSS al ser usados para resolver el problema de selección de prototipos sobre conjuntos de datos de tamaño pequeño, mediano y grande. De los resultados obtenidos, se espera determinar cuál heurística presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción; además se busca evaluar el tiempo de cómputo de cada heurística.

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
Pequeños							
CNN	90.93	74.47	83.96	54.04	73.80	148.27	0.1351
ENN	85.63	79.24	73.19	61.20	25.91	105.15	0.1815
RSS	83.63	74.99	69.97	54.26	73.08	148.07	0.1231
Medianos							
CNN	89.44	78.23	76.11	56.13	74.37	152.6	0.7108
ENN	84.02	79.99	68.42	58.63	28.61	108.6	1.2668
RSS	86.19	79.22	68.22	55.24	64.77	143.99	0.9201
Grandes							
CNN	88.18	81.58	73.96	55.87	81.83	163.41	3.2853
ENN	93.55	88.95	79.38	64.63	14.95	103.9	6.1658
RSS	91.76	87.31	74.11	60.07	72.36	159.67	10.7264

TABLA 3.6: Promedios de las distintas métricas para cada heurística

Al estudiar los resultados presentes en la tabla 3.6, se puede destacar que CNN es la heurística que tiene los mejores niveles de *accuracy* + reducción. Esto sucede porque CNN elige sólo las instancias limítrofes entre clases para construir el conjunto S , donde se eliminan la mayoría de las instancias que se concentran en la parte interna del espacio.

Al evaluar los tiempos de cómputo presentes en la tabla 3.6 se pueden observar los siguientes detalles:

- CNN es la heurística más rápida. Esto sucede porque el algoritmo empieza con un conjunto vacío y agrega instancias conforme a los errores de clasificación que encuentra en cada iteración, deteniéndose cuando logra pasar una iteración sin errores, este esquema le permite a CNN terminar rápidamente en la mayoría de los casos, independientemente del tamaño del conjunto a reducir. El tiempo esperado es $O(n * \log(n))$.
- ENN sólo tiene que revisar cada instancia una sola vez para decidir si es de la misma clase que su vecino más cercano, por lo que puede terminar en un buen tiempo inclusive con los conjuntos grandes. ENN tiene una complejidad de $O(n * \log(n))$.
- RSS es la heurística que más tiempo tarda en dar un resultado para los conjuntos grandes. Este detalle se debe a que RSS primero debe ordenar todas las instancias según la distancia a sus enemigos más cercanos, lo que domina el tiempo del algoritmo, luego debe revisar una vez cada instancia para decidir si se incluye al conjunto final. Asintóticamente RSS es $O(n * \log(n) + n)$.

Una vez considerado los tiempos, se concluye que CNN es la mejor heurística para procesar los conjuntos de los tres tamaños. Esto gracias a que presenta los mejores niveles de *accuracy* + reducción y utiliza la menor cantidad de tiempo para dar una respuesta.

3.2.2. Metaheurísticas

En esta sección se estudia el comportamiento de GGA, SSGA, MA y CHC, con población inicial aleatoria, al resolver el problema de selección de instancias sobre conjuntos pequeños, medianos y grandes. El objetivo es determinar cuál algoritmo presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción para los conjuntos de los distintos tamaños. Además, se estudia el tiempo que requiere cada algoritmo en dar una solución.

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
Pequeños							
GGA	82.71	75.77	68.93	55.74	80.33	156.10	0.4892
SSGA	86.32	77.66	75.77	59.42	84.43	162.09	0.6404
MA	85.70	79.18	74.40	62.16	95.61	174.79	4.1047
CHC	84.46	78.43	71.72	60.84	94.66	173.09	0.5266
Medianos							
GGA	83.20	79.62	65.93	57.53	79.71	159.33	3.0772
SSGA	83.27	80.32	65.94	58.99	84.47	164.79	4.4954
MA	80.57	79.08	58.25	55.64	96.24	175.32	73.3461
CHC	83.13	81.15	63.47	59.86	94.55	175.7	2.8843
Grandes							
GGA	89.91	87.19	69.81	61.56	77.76	164.95	15.9782
SSGA	89.70	87.36	69.26	62.07	80.54	167.90	19.3575
MA	89.04	89.99	64.99	65.10	99.73	189.72	256.1432
CHC	89.61	89.34	66.14	65.06	96.15	185.76	16.8665

TABLA 3.7: Promedios de las métricas para cada metaheurística

Al estudiar los resultados obtenidos en la tabla 3.7, se puede destacar los siguientes puntos:

CHC y MA presentan los mejores niveles de *accuracy* + reducción, para los conjuntos pequeños, medianos y grandes. Esto se atribuye a las herramientas que tiene cada algoritmo para hacer la mejor selección de instancias posible. MA tiene su función de optimización que elimina todas las instancias posibles sin perjudicar el *accuracy*, lo que permite mejorar al máximo cada cromosoma de la población; mientras que CHC tiene su mecanismo de prevención de incesto que crea cromosomas lo más distinto posible de los padres, además de tener la capacidad de reiniciar su población, donde se toma como base el mejor cromosoma encontrado, para evitar la convergencia prematura de la misma.

SSGA y GGA presentan niveles similares de *accuracy* y *kappa* que MA y CHC. Sin embargo, presentan tasas de reducción menores a estos últimos porque tienen una selección de instancias menos informadas. Además, cabe destacar los siguientes puntos:

- GGA presenta los niveles más bajos de reducción, esto ocurre porque no posee mecanismos de preservación elitistas como en el caso de CHC. GGA se caracteriza por perder toda la información acumulada en una generación de cromosomas

(excepto el mejor), con lo que se eliminan cromosomas que podrían generar mejores soluciones si se les diera más oportunidades de ser cruzados. Además, GGA sólo tiene el cruce como proceso de intensificación, lo que vuelve más difícil la eliminación de instancias.

- SSGA presenta mejores niveles de reducción a los obtenidos por GGA porque usa un método simple de elitismo, en el cual los hijos de los cromosomas sólo suplantán a sus padres si son mejores. Este mecanismo permite que se preserven los mejores cromosomas y por lo tanto permite conseguir mejores soluciones.

En relación a los tiempos de cómputo se puede destacar:

- CHC, GGA y SSGA son las metaheurísticas que necesitan menos tiempo en dar una solución. Esto se debe a los operadores de cruce tardan tiempo lineal ($O(n)$).
- MA tarda significativamente más en regresar una solución en comparación a CHC, SSGA y GGA. Esta diferencia en tiempo se debe al proceso de optimización interna que usa MA en cada iteración, el cual es $O(n^2)$.

MA y CHC presentan los niveles más elevados de *accuracy* + reducción. Las tablas A.1 y A.2 del Apéndice A, donde se hace la comparación estadística entre MA y CHC, muestran los siguientes p-valores en *accuracy* + reducción: 6.934e-02 para los conjuntos pequeños y 6.009e-01 para los conjuntos medianos, lo que implica que MA y CHC son estadísticamente similares.

De acuerdo a la información presentada anteriormente, se puede concluir que CHC es la mejor metaheurística para resolver el problema de selección de prototipos para los conjuntos pequeños, medianos y grandes. Ya que, junto a MA presenta los valores más elevados de *accuracy*, *kappa* y reducción, con la peculiaridad de que es la metaheurística que menos tiempo tarda en culminar. Lo cual lo hace el candidato ideal al momento de aumentar el tamaño de los conjuntos de datos.

3.2.3. Combinaciones de las metaheurísticas

Después del proceso anterior, el paso a seguir es la combinación de las heurísticas con las metaheurísticas. La idea es evaluar las combinaciones entre cada heurística y metaheurística por separado, de tal manera de que se se identifique cuál heurística beneficia más a la metaheurística. La notación en la columna “ALGORITMO” indica primero qué heurística se usó para inicializar la población y le sigue la metaheurística usada; un ejemplo es CNN-GGA, que indica que CNN es la heurística usada para inicializar la población de la metaheurística GGA. Para el caso de usar una población inicial aleatoria, se coloca simplemente el nombre de la metaheurística.

3.2.3.1. Conjuntos pequeños

En esta sección se estudia el comportamiento de las combinaciones de GGA, SSGA, MA y CHC al resolver el problema de selección de instancias sobre conjuntos pequeños. El objetivo es determinar cuál algoritmo presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción. Además, se estudia el tiempo que requiere cada algoritmo en dar una solución.

Al estudiar los resultados obtenidos en la tabla 3.8, se pueden destacar, sobre las combinaciones de GGA, que RSS-GGA presenta los mejores niveles de *accuracy* + reducción y a la vez es de las combinaciones que tardan la menor cantidad de tiempo en regresar un resultado. Al comparar RSS-GGA con CNN-GGA (la combinación que presenta los niveles de *accuracy* + reducción más cercanos a RSS-GGA) se tiene que el p-valor de la prueba *Wilcoxon* (ver tabla A.3 en el apéndice A) es de 4.458e-04, lo que significa que estadísticamente son distintas. Por estas razones, RSS-GGA es la mejor combinación de GGA.

Al pasar a los resultados obtenidos por las combinaciones de SSGA, se puede observar que RSS-SSGA presenta los mejores niveles de *accuracy* + reducción, gracias a la selección de instancias realizada por RSS, la cual introduce variedad en la búsqueda de SSGA. Además, los tiempos más cortos son los obtenidos por ENN-SSGA y RSS-SSGA.

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
CNN-GGA	84.19	74.40	71.86	54.55	82.17	156.57	0.9697
ENN-GGA	84.73	78.28	72.59	59.89	67.83	146.11	0.9410
RSS-GGA	80.49	74.79	64.39	54.09	88.17	162.96	0.9413
CNN-RSS-GGA	84.57	75.25	72.67	55.52	80.24	155.49	1.9643
ENN-RSS-GGA	85.89	77.92	74.50	59.48	65.04	142.96	1.7094
CNN-SSGA	87.91	76.95	78.40	58.15	84.25	161.2	0.9749
ENN-SSGA	87.33	79.19	76.83	61.12	78.23	157.42	0.8601
RSS-SSGA	85.81	77.26	74.60	59.05	89.58	166.84	1.0116
CNN-RSS-SSGA	88.08	77.42	78.84	59.74	83.73	161.15	1.9109
EEN-RSS-SSGA	88.43	78.90	79.04	61.34	75.86	154.76	1.6563
CNN-MA	86.53	79.87	75.19	63.07	94.86	174.73	5.9638
ENN-MA	86.66	79.30	75.76	62.15	95.34	174.64	4.2491
RSS-MA	84.46	77.95	71.37	59.03	96.30	174.25	4.6391
CNN-RSS-MA	86.39	78.48	75.38	60.90	95.07	173.55	8.9884
ENN-RSS-MA	87.36	79.42	77.16	62.68	94.74	174.16	8.3942
CNN-CHC	84.95	78.12	72.69	60.27	93.85	171.97	0.7891
ENN-CHC	84.29	78.63	71.79	61.32	94.24	172.87	0.7445
RSS-CHC	83.83	77.79	69.63	58.36	95.46	173.25	0.7137
CNN-RSS-CHC	84.42	77.94	70.99	58.64	94.37	172.31	1.1144
ENN-RSS-CHC	84.84	78.46	72.24	60.30	93.33	171.79	1.0723

TABLA 3.8: Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos pequeños

De las consideraciones anteriores, se puede concluir que RSS-SSGA es la mejor combinación de SSGA, ya que presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción y se encuentra entre las combinaciones más rápidas. Cabe acotar que cuando se compara con CNN-SSGA (la combinación con valores más cercanos RSS-SSGA) al usar la prueba *Wilcoxon*, se obtiene un p-valor de 1.186e-03 (ver tabla A.4 en el apéndice A), lo que implica que existe una diferencia real en los promedios y por lo tanto la diferencia de 5.33 % en la tasa de reducción es significativa.

Al evaluar los resultados obtenidos por las combinaciones de MA y CHC, se observa que todas presentan *accuracy* + reducción similares. Los p-valores de las tablas A.5 y A.6 en el apéndice A corroboran este hecho. Razón por la cual, las mejores combinaciones se eligen en base al tiempo de cómputo, que en este caso las que tardan menos tiempo son ENN-MA y RSS-CHC.

En la tabla 3.9 se comparan las mejores combinaciones de cada metaheurística con su versión original (población inicial aleatoria). La idea es determinar si la mejor

combinación representa una mejoría sobre la versión original. De esta tabla se puede llegar a las siguientes conclusiones:

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
GGA	82.71	75.77	68.93	55.74	80.33	156.10	0.4892
RSS-GGA	80.49	74.79	64.39	54.09	88.17	162.96	0.9413
SSGA	86.32	77.66	75.77	59.42	84.43	162.09	0.6404
RSS-SSGA	85.81	77.26	74.60	59.05	89.58	166.84	1.0116
MA	85.70	79.18	74.40	62.16	95.61	174.79	4.1047
ENN-MA	86.66	79.30	75.76	62.15	95.34	174.64	4.2491
CHC	84.46	78.43	71.72	60.84	94.66	173.09	0.5266
RSS-CHC	83.83	77.79	69.63	58.36	95.46	173.25	0.7137

TABLA 3.9: Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos pequeños

- RSS-GGA presenta un mejor valor de *accuracy* + reducción que GGA, principalmente por tener una tasa de reducción 7.84 % por encima de SSGA, mientras mantiene niveles similares de *accuracy* y *kappa*. Al hacer la prueba de *Wilcoxon* para *accuracy* + reducción se obtiene el p-valor 1.128e-04 (ver tabla A.3 en el apéndice A), lo que significa que hay una diferencia real entre RSS-SSGA y SSGA. Estas razones justifican el tiempo adicional de cómputo de RSS-GGA, por lo que se determina como una mejoría real sobre GGA.
- RSS-SSGA presenta un mejor valor de *accuracy* + reducción que SSGA, principalmente por tener una tasa de reducción 5.26 % por encima de SSGA, mientras mantiene niveles similares de *accuracy* y *kappa*. Al hacer la prueba de *Wilcoxon* para *accuracy* + reducción se obtiene el p-valor 1.941e-04 (ver tabla A.4 en el apéndice A), lo que significa que hay una diferencia real entre RSS-SSGA y SSGA. Estas razones justifican el tiempo adicional de cómputo de RSS-SSGA, por lo que se determina como una mejoría real sobre SSGA.
- Los valores de *accuracy* + reducción son similares entre MA y ENN-MA. El p-valor de la prueba estadística es 5.629e-01 (ver tabla A.5 en el apéndice A), por lo que no hay una diferencia significativa. Por lo tanto, ENN-MA no representa una mejora sobre MA y sólo aumenta el tiempo de cómputo.
- Los valores de *accuracy* + reducción son similares entre CHC y RSS-CHC. El p-valor de la prueba estadística es 7.982e-01 (ver tabla A.6 en el apéndice A), por

lo que no hay una diferencia significativa. Por lo tanto, RSS-CHC no representa una mejora sobre CHC y sólo aumenta el tiempo de cómputo.

En la tabla 3.10 se ordenan las metaheurísticas por el rango en el que se encuentran al compararse entre ellas por *accuracy* + reducción. Mientras menor sea el rango, más elevados son las métricas. En la columna de “Mejor” se contabiliza los conjuntos para los cuales dicha metaheurística obtuvo los mejores resultados.

ACCURACY + REDUCCIÓN			ACCURACY + REDUCCIÓN			ACCURACY + REDUCCIÓN		
Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor
MA	5.38	5	ENN-CHC	7.53	0	CNN-RSS-SSGA	16.30	0
ENN-MA	5.46	2	CNN-RSS-CHC	7.65	2	ENN-SSGA	17.96	0
CNN-MA	5.57	4	ENN-RSS-CHC	7.88	2	GGA	19.30	0
RSS-MA	6.07	6	CNN-CHC	8.73	1	CNN-GGA	19.61	0
ENN-RSS-MA	6.30	3	RSS-SSGA	12.26	0	ENN-RSS-SSGA	19.73	0
RSS-CHC	6.80	1	SSGA	15.53	0	CNN-RSS-GGA	20.23	0
CNN-RSS-MA	6.96	0	CNN-SSGA	15.69	0	ENN-GGA	22.07	0
CHC	7.07	0	RSS-GGA	15.96	0	ENN-RSS-GGA	23.46	0

TABLA 3.10: Rangos de las metaheurísticas en *accuracy* + *reducción* para los conjuntos pequeños

La tabla 3.10 muestra que las combinaciones de MA y CHC obtienen los mejores niveles de *accuracy* + reducción. Donde las combinaciones de MA contabilizan la mayor cantidad de conjuntos para los cuales han obtenido los mejores valores.

Del análisis hecho previamente sobre la tabla de promedios y lo mostrado en la tabla 3.10, se puede concluir que MA y CHC con población inicial aleatoria son las mejores metaheurísticas para resolver el problema de selección de prototipos sobre conjuntos pequeños. Al hacer la comparación estadística con la prueba *Wilcoxon*, se obtiene un p-valor sobre *accuracy* + reducción de 6.934e-02 (ver tabla A.7 en el apéndice A), lo que implica que ambos algoritmos son estadísticamente similares. Como la diferencia entre MA y CHC es el tiempo de cómputo, se tiene que CHC con población inicial aleatoria presenta los tiempos más cortos y por lo tanto es la mejor metaheurística.

3.2.3.2. Conjuntos medianos

En esta sección se estudia el comportamiento de las combinaciones de GGA, SSGA, MA y CHC al resolver el problema de selección de instancias sobre conjuntos

medianos. El objetivo es determinar cuál algoritmo presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción. Además, se estudia el tiempo que requiere cada algoritmo en dar una solución.

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
CNN-GGA	85.39	79.21	69.58	57.51	83.07	162.28	6.0695
ENN-GGA	82.03	80.02	63.40	57.92	67.77	147.79	7.9303
RSS-GGA	82.27	79.08	61.09	54.80	83.85	162.93	7.5558
CNN-RSS-GGA	85.88	79.73	70.33	58.08	77.19	156.92	10.3908
ENN-RSS-GGA	85.79	80.59	71.13	59.59	63.14	143.73	12.2342
CNN-SSGA	85.40	80.07	69.65	59.23	85.47	165.54	5.1528
ENN-SSGA	82.00	80.09	63.24	57.93	74.59	154.68	5.6722
RSS-SSGA	83.02	80.45	63.89	58.54	86.90	167.35	5.9946
CNN-RSS-SSGA	85.86	80.47	70.43	59.77	81.21	161.68	10.5868
ENN-RSS-SSGA	85.50	80.78	70.42	60.04	70.49	151.27	10.4293
CNN-MA	81.16	80.21	60.00	57.65	95.72	175.93	57.3939
ENN-MA	79.38	79.25	57.47	56.08	97.07	176.32	67.5310
RSS-MA	79.24	78.93	56.11	54.49	96.71	175.64	69.5927
CNN-RSS-MA	80.51	80.15	59.62	58.08	96.54	176.69	121.2220
ENN-RSS-MA	80.70	79.71	58.86	56.53	96.33	176.04	112.0309
CNN-CHC	83.03	80.81	63.37	59.25	93.52	174.33	4.6572
ENN-CHC	81.07	80.32	60.84	58.34	93.56	173.88	5.0976
RSS-CHC	81.51	80.58	60.74	58.51	95.35	175.93	4.7450
CNN-RSS-CHC	82.76	80.73	62.80	58.71	93.19	173.92	6.7859
ENN-RSS-CHC	82.55	80.74	63.55	59.44	91.54	172.28	7.0284

TABLA 3.11: Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos pequeños

Al estudiar los resultados obtenidos en la tabla 3.11, se pueden destacar, sobre las combinaciones de GGA, que RSS-GGA y CNN-GGA presentan los mejores valores de *accuracy* + reducción. El p-valor de la tabla A.8 es de 6.874e-01 lo que implica que ambas metaheurísticas son estadísticamente similares. Ya que CNN-GGA es más rápida que RSS-GGA, se elige como la mejor combinación de GGA.

Al estudiar las combinaciones de SSGA, se tiene que RSS-SSGA y CNN-SSGA presentan los mejores valores en *accuracy* + reducción. Como los resultados entre las dos metaheurísticas son muy similares, se necesita evaluar los p-valores de la prueba *Wilcoxon*. En la tabla A.9 del apéndice A se puede apreciar que el p-valor de la comparación entre RSS-SSGA y CNN-SSGA en *accuracy* + reducción es de 2.772e-01, lo que implica que ambas metaheurísticas son estadísticamente similares. Además,

tiene tiempos de cómputo similares. Por lo tanto, se elige RSS-SSGA como la mejor combinación de SSGA.

Al estudiar las combinaciones de MA, se observa que todas presentan *accuracy + reducción* similares y los p-valores de las tablas A.10 en el apéndice A corroboran este hecho. Por lo tanto, se elige CNN-MA como la mejor combinación de MA por ser la que presenta el tiempo de cómputo más corto.

Al analizar los resultados de las combinaciones de CHC, se tiene que RSS-CHC, CNN-CHC y ENN-CHC presentan los mejores valores de *accuracy + reducción*. Los p-valores de la tabla A.11 muestran que estas tres combinaciones son estadísticamente similares en *accuracy + reducción*. Por lo tanto, se puede considerar RSS-CHC como la mejor de CHC, ya que es de las que tarda menos tiempo.

En la tabla 3.12 se comparan las mejores combinaciones de cada metaheurística con su versión original (población inicial aleatoria). La idea es determinar si la mejor combinación representa una mejoría sobre la versión original. De esta tabla se puede llegar a las siguientes conclusiones:

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
GGA	83.20	79.62	65.93	57.53	79.71	159.33	3.0772
CNN-GGA	85.39	79.21	69.58	57.51	83.07	162.28	6.0695
SSGA	83.27	80.32	65.94	58.99	84.47	164.79	4.4954
RSS-SSGA	83.02	80.45	63.89	58.54	86.90	167.35	5.9946
MA	80.57	79.08	58.25	55.64	96.24	175.32	73.3461
CNN-MA	81.16	80.21	60.00	57.65	95.72	175.93	57.3939
CHC	83.13	81.15	63.47	59.86	94.55	175.7	2.8843
RSS-CHC	81.51	80.58	60.74	58.51	95.35	175.93	4.7450

TABLA 3.12: Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos medianos

- Los valores de *accuracy + reducción* son similares entre GGA y CNN-GGA. El p-valor de la prueba estadística es 9.100e-02 (ver tabla A.8 en el apéndice A), por lo que no hay una diferencia significativa. Por lo tanto, RSS-GGA no representa una mejora sobre GGA, ya que sólo aumenta el tiempo de cómputo.
- RSS-SSGA presenta un mejor valor de *accuracy + reducción* que SSGA, principalmente por tener una tasa de reducción 2.98 % por encima de SSGA, mientras

mantiene niveles similares de *accuracy* y *kappa*. Al hacer la prueba de *Wilcoxon* para *accuracy* + reducción se obtiene el p-valor 7.013e-03 (ver tabla A.9 en el apéndice A), lo que significa que hay una diferencia real entre RSS-SSGA y SSGA. Estas razones justifican el tiempo adicional de cómputo de RSS-GGA, por lo que se determina como una mejoría real sobre SSGA.

- Los valores de *accuracy* + reducción son similares entre MA y CNN-MA. El p-valor de la prueba estadística es 1 (ver tabla A.10 en el apéndice A), por lo que son estadísticamente iguales. La diferencia se encuentra en el tiempo de cómputo, en cuyo caso CNN-MA tarda menos en devolver un resultado, esto se debe a que con la población proporcionada por CNN se disminuyó el número de veces que MA utilizó el proceso de optimización interna. En conclusión, CNN-MA representa una mejoría sobre MA, ya que disminuye los tiempos de cómputo y mantiene el mismo valor de *accuracy* + reducción.
- Los valores de *accuracy* + reducción son similares entre CHC y RSS-CHC. El p-valor de la prueba estadística es 9.679e-01 (ver tabla A.11 en el apéndice A), por lo que no hay una diferencia significativa. Por lo tanto, RSS-CHC no representa una mejora sobre CHC, ya que sólo aumenta el tiempo de cómputo.

ACCURACY + REDUCCIÓN			ACCURACY + REDUCCIÓN			ACCURACY + REDUCCIÓN		
Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor
CNN-RSS-MA	4.76	5	CNN-CHC	7.35	0	CNN-RSS-SSGA	17.23	0
ENN-MA	5.05	4	ENN-CHC	8.41	0	RSS-GGA	17.11	0
CHC	5.52	2	CNN-RSS-CHC	8.70	0	GGA	18.41	0
CNN-MA	5.94	3	ENN-RSS-CHC	10.00	1	ENN-SSGA	19.29	0
ENN-RSS-MA	5.94	1	RSS-SSGA	13.82	0	CNN-RSS-GGA	20.05	0
RSS-CHC	5.94	0	CNN-SSGA	14.05	0	ENN-RSS-SSGA	21.35	0
MA	6.29	0	SSGA	15.17	0	ENN-GGA	21.35	0
RSS-MA	7.05	1	CNN-GGA	16.41	0	ENN-RSS-GGA	23.41	0

TABLA 3.13: Rangos de las metaheurísticas en *accuracy* + *reducción* para los conjuntos medianos

La tabla 3.13 muestra que las combinaciones de MA y CHC obtienen los mejores niveles de *accuracy* + reducción. La tabla 3.13, junto al análisis sobre los promedios de las métricas presentados en las tablas 3.11 y 3.12, muestran que CNN-MA y CHC presentan los mejores niveles de *accuracy* + reducción. Cuando se comparan ambas metaheurísticas con una prueba *Wilcoxon*, se obtiene un p-valor de 5.197e-01 (ver

tabla A.12 en el anexo A), lo que significa que ambos algoritmos son estadísticamente similares. Como la diferencia entre CNN-MA y CHC es el tiempo de cómputo, se tiene que CHC con población inicial aleatoria presenta los tiempos más cortos y por lo tanto es la mejor metaheurística para resolver el problema de selección de prototipos sobre conjuntos medianos.

3.2.3.3. Conjuntos Grandes

En esta sección se estudia el comportamiento de las combinaciones de GGA, SSGA, MA y CHC al resolver el problema de selección de instancias sobre conjuntos grandes. El objetivo es determinar cuál algoritmo presenta los mejores niveles de *accuracy* + reducción. Además, se estudia el tiempo que requiere cada algoritmo en dar una solución.

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
CNN-GGA	88.63	84.34	69.92	58.01	86.61	170.95	38.9886
ENN-GGA	91.02	88.72	71.09	64.47	65.16	153.88	34.1823
RSS-GGA	89.47	87.71	67.20	61.03	87.73	175.54	54.2536
CNN-RSS-GGA	90.12	85.76	72.10	59.66	82.64	168.4	76.2931
ENN-RSS-GGA	91.27	88.05	73.96	62.89	63.28	151.33	74.3421
CNN-SSGA	88.97	85.12	70.02	59.39	88.07	173.19	35.6004
ENN-SSGA	90.97	88.92	71.13	64.41	68.23	157.15	34.9024
RSS-SSGA	89.68	88.26	67.43	62.71	89.27	177.53	57.7995
CNN-RSS-SSGA	90.02	86.34	71.40	60.69	84.34	170.68	74.3722
ENN-RSS-SSGA	91.12	88.05	72.45	62.72	66.68	154.73	78.5967
CNN-MA	89.25	89.26	63.60	63.41	98.84	188.1	612.7902
ENN-MA	88.07	89.02	60.72	61.45	99.76	188.78	288.6525
RSS-MA	90.00	90.02	63.47	63.43	97.46	187.48	527.9115
CNN-RSS-MA	88.57	89.51	61.76	61.60	97.07	186.58	960.3951
ENN-RSS-MA	87.46	89.12	62.92	63.86	99.69	188.81	443.0003
CNN-CHC	89.03	88.71	65.54	64.37	97.71	186.42	38.3314
ENN-CHC	89.93	89.64	67.46	66.31	92.33	181.97	27.3520
RSS-CHC	89.72	89.62	65.91	65.26	98.19	187.81	41.1142
CNN-RSS-CHC	89.45	89.10	89.45	64.35	97.19	186.29	50.5800
ENN-RSS-CHC	89.75	89.22	67.21	65.32	90.99	180.21	47.4006

TABLA 3.14: Promedios de las métricas para las distintas combinaciones para cada metaheurística sobre los conjuntos grandes

Al estudiar los resultados obtenidos en la tabla 3.14, se puede destacar, referente a GGA, que RSS-GGA presenta el mejor nivel de *accuracy* + reducción. Además, RSS-GGA se encuentra entre las combinaciones que toman menos tiempo en regresar un resultado. Por lo tanto, se puede considerar a RSS-GGA como la mejor combinación de GGA.

Al analizar a los resultados obtenidos para las combinaciones de SSGA, se puede observar que RSS-SSGA presenta el mejor valor de *accuracy* + reducción.

Al evaluar los resultados obtenidos por las combinaciones de MA, se observa que todas presentan *accuracy* + reducción similares. Por lo tanto, la elección de cuál es la mejor combinación para cada metaheurística se debe hacer en función al tiempo de cómputo, donde ENN-MA sobresale por ser la que presenta el menor tiempo.

Al estudiar los resultados obtenidos por las combinaciones de CHC, se observa que CNN-CHC, RSS-CHC y CNN-RSS-CHC obtienen los mejores niveles de *accuracy* + reducción. En consecuencia, se elige CNN-CHC como la mejor combinación ya que presenta los tiempos de cómputo más cortos.

En la tabla 3.15 se comparan las mejores combinaciones de cada metaheurística con su versión original (población inicial aleatoria). La idea es determinar si la mejor combinación representa una mejoría sobre la versión original. De esta tabla se puede llegar a las siguientes conclusiones:

ALGORITMO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	ACC + RED	TIEMPO (SEG)
	Training	Test	Training	Test			
GGA	89.91	87.19	69.81	61.56	77.76	164.95	15.9782
RSS-GGA	89.47	87.71	67.20	61.03	87.73	175.54	54.2536
SSGA	89.70	87.36	69.26	62.07	80.54	167.90	19.3575
RSS-SSGA	89.68	88.26	67.43	62.71	89.27	177.53	57.7995
MA	89.04	89.99	64.99	65.10	99.73	189.72	256.1432
ENN-MA	88.07	89.02	60.72	61.45	99.76	188.78	288.6525
CHC	89.61	89.34	66.14	65.06	96.15	185.76	16.8665
RSS-CHC	89.72	89.62	65.91	65.26	98.19	187.81	41.1142

TABLA 3.15: Comparación entre las métricas obtenidas por la metaheurística original y la mejor combinación para los conjuntos grandes

- RSS-GGA presenta un mejor valor de *accuracy* + reducción que GGA, producto de un aumento de la tasa de reducción, la cual es 9.97% mayor, a la vez

ACCURACY + REDUCCIÓN			KAPPA + REDUCCIÓN			KAPPA + REDUCCIÓN		
Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor	Algoritmo	Rango	Mejor
MA	1.50	1	CHC	9.00	0	CNN-RSS-SSGA	16.50	0
ENN-MA	3.00	0	CNN-RSS-CHC	9.00	0	SSGA	17.00	0
ENN-RSS-MA	3.50	1	ENN-CHC	11.50	0	GGA	18.00	0
CNN-MA	5.00	0	CNN-SSGA	12.00	0	CNN-RSS-GGA	19.00	0
RSS-MA	5.50	0	RSS-SSGA	13.00	0	ENN-SSGA	20.00	0
RSS-CHC	7.00	0	ENN-RSS-CHC	13.50	0	ENN-RSS-SSGA	21.00	0
CNN-RSS-MA	7.50	0	RSS-GGA	15.00	0	ENN-GGA	22.50	0
CNN-CHC	7.50	0	CNN-GGA	15.50	0	ENN-RSS-GGA	22.50	0

TABLA 3.16: Rangos de las metaheurísticas en *accuracy + reducción* para los conjuntos grandes

que mantiene los mismos niveles de *accuracy* y *kappa*. Por lo tanto, RSS-GGA representa una mejoría sobre GGA.

- RSS-SSGA presenta un mejor valor de *accuracy + reducción* que SSGA, producto de un aumento de la tasa de reducción, la cual es 8.71 % mayor, a la vez que mantiene los mismos niveles de *accuracy* y *kappa*. Por lo tanto, RSS-SSGA representa una mejoría sobre SSGA.
- Los valores obtenidos por MA y ENN-MA en *accuracy + reducción* son similares. Por lo tanto, ENN-MA no representa una mejora sobre MA y sólo aumenta el tiempo de cómputo.
- Los valores obtenidos por CHC y CNN-CHC en *accuracy + reducción* son similares. Por lo tanto, CNN-CHC no representa una mejora sobre CHC y sólo aumenta el tiempo de cómputo.

La tabla 3.16 muestra que las combinaciones de MA y CHC obtienen los mejores niveles de *accuracy + reducción* y *kappa + reducción*. Donde las combinaciones de MA contabilizan la mayor cantidad de conjuntos para los cuales han obtenido los mejores valores. La tabla 3.7, muestra que la diferencia entre MA y CHC está en la tasa de reducción, donde MA supera en 3.58 % a CHC. Sin embargo, si se toma en cuenta que MA tarda 15 veces más para resolver el problema y que CHC es la metaheurística más rápida; se puede concluir que CHC es la mejor metaheurística para resolver el problema de selección de prototipos sobre conjuntos grandes.

3.2.4. Comentarios finales

El uso de heurísticas benefició principalmente a GGA y SSGA; donde CNN y RSS son las heurísticas que más benefician a GGA y SSGA, ya que presentan una mejoría estadísticamente significativa en *accuracy* + reducción con respecto al uso de una población inicial aleatoria. Por su parte, MA y CHC no se beneficiaron de usar una heurística previa para filtrar la población inicial. De esto se puede concluir que el uso de heurísticas beneficia principalmente a las metaheurísticas con menos recursos para derivar información de los datos, mientras que aquellas metaheurísticas que tienen mecanismos especializados de intensificación y diversificación pueden obtener buenos resultados, de manera consistente, independientemente de la población inicial.

Por otra parte, al analizar los resultados obtenidos por todas las metaheurísticas y sus combinaciones con las distintas heurísticas, se llega a la conclusión de que CHC con población inicial aleatoria presenta los mejores niveles de *accuracy* + reducción, a la vez que presenta los mejores tiempos de cómputo para los conjuntos de los tres tamaños. Por lo tanto, CHC es la mejor metaheurística para resolver el problema de selección de prototipos con los conjuntos utilizados en este trabajo.

Conclusiones y Recomendaciones

En este trabajo se plantea un estudio no antes realizado sobre la afectación del comportamiento de varias metaheurísticas al filtrar su población inicial. El filtro se realizó a través de heurísticas con comportamientos y tiempos particulares. El objetivo del trabajo fue determinar si las heurísticas benefician a las metaheurísticas. Para lograr dicho objetivo, se realizó un diseño de experimento donde se comparan todas las combinaciones a través de las métricas de *accuracy* y reducción.

Del experimento realizado se llega a la conclusión de que el uso de heurísticas beneficia principalmente a GGA y SSGA, que al ser combinadas con CNN y RSS, mejoran sus niveles de *accuracy* + reducción. Mientras que MA y CHC no se benefician del uso de heurísticas. Estos detalles permiten inferir que las metaheurísticas que poseen herramientas especializadas para la intensificación y diversificación en la búsqueda de buenas soluciones, pueden hallarlas sin importar la población inicial con las que tienen que trabajar; mientras que, aquellas metaheurísticas que carecen de recursos, dependen más de la calidad de la población inicial para llegar a buenas soluciones.

Finalmente, cuando se comparan todas las metaheurísticas, se tiene que las variantes de CHC y MA presentan los mejores valores de *accuracy* y reducción para los conjuntos de los tres tamaños, además, estas metaheurísticas son estadísticamente similares. Por lo tanto, la elección de cuál es la mejor metaheurística para resolver el problema de selección de prototipos se rige por el tiempo de cómputo que toman en terminar. Ya que CHC con población inicial aleatoria es la metaheurística que tarda menos en devolver un resultado, se considera como la mejor.

Las recomendaciones que se desprenden de esta investigación incluyen:

- Probar otras heurísticas y metaheurísticas a las utilizadas en este trabajo.

-
- Utilizar otras funciones de distancia distintas a la euclídea con el fin de incorporar conjuntos de datos categóricos.
 - Plantear el problema de selección de prototipos como un problema de optimización multiobjetivo en relación al *accuracy*, *kappa*, reducción y tiempo para estudiar el comportamiento de los distintos algoritmos frente a la curva pareto obtenida.

Bibliografía

- [AD91] Hussein Almuallim and Thomas G Dietterich. Learning with many irrelevant features. In *AAAI*, volume 91, pages 547–552, 1991.
- [AFFL⁺11] Jesús Alcalá-Fdez, Alberto Fernández, Julián Luengo, Joaquín Derrac, Salvador García, Luciano Sánchez, and Francisco Herrera. Keel data-mining software tool: data set repository, integration of algorithms and experimental analysis framework. *Journal of Multiple-Valued Logic & Soft Computing*, 17, 2011.
- [AL03] Emile HL Aarts and Jan Karel Lenstra. *Local search in combinatorial optimization*. Princeton University Press, 2003.
- [Ale14] Flores Alejandro. *Metaheurísticas Bio-Inspiradas para Selección de Instancias*. PhD thesis, Undergraduate thesis, Departamento de Ciencias de la Computación, Universidad Simón Bolívar, Venezuela, 2014.
- [AP11] S Sakinah S Ahmad and Witold Pedrycz. Feature and instance selection via cooperative pso. In *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2011 IEEE International Conference on*, pages 2127–2132. IEEE, 2011.
- [ASA15a] Ismail M Anwar, Khalid M Salama, and Ashraf M Abdelbar. Adr-miner: An ant-based data reduction algorithm for classification. In *Evolutionary Computation (CEC), 2015 IEEE Congress on*, pages 515–521. IEEE, 2015.
- [ASA15b] Ismail M Anwar, Khalid M Salama, and Ashraf M Abdelbar. Instance selection with ant colony optimization. *Procedia Computer Science*, 53:248–256, 2015.

- [Bat94] Roberto Battiti. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. *IEEE Transactions on neural networks*, 5(4):537–550, 1994.
- [BF99] Carla E Brodley and Mark A Friedl. Identifying mislabeled training data. *Journal of artificial intelligence research*, 11:131–167, 1999.
- [BLN86] Carlo Batini, Maurizio Lenzerini, and Shamkant B. Navathe. A comparative analysis of methodologies for database schema integration. *ACM computing surveys (CSUR)*, 18(4):323–364, 1986.
- [BT11] George EP Box and George C Tiao. *Bayesian inference in statistical analysis*, volume 40. John Wiley & Sons, 2011.
- [CAB11] Cagatay Catal, Oral Alan, and Kerime Balkan. Class noise detection based on software metrics and roc curves. *Information Sciences*, 181(21):4867–4877, 2011.
- [CF01] Vicente Cerveron and Francesc J Ferri. Another move toward the minimum consistent subset: a tabu search approach to the condensed nearest neighbor rule. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 31(3):408–413, 2001.
- [CH67] Thomas Cover and Peter Hart. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information theory*, 13(1):21–27, 1967.
- [CHL05] José Ramón Cano, Francisco Herrera, and Manuel Lozano. Stratification for scaling up evolutionary prototype selection. *Pattern Recognition Letters*, 26(7):953–963, 2005.
- [CJ11] Ireneusz Czarnowski and Piotr Jędrzejowicz. Application of agent-based simulated annealing and tabu search procedures to solving the data reduction problem. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 21(1):57–68, 2011.
- [CKLS01] Munir Cochinwala, Verghese Kurien, Gail Lalk, and Dennis Shasha. Efficient data reconciliation. *Information Sciences*, 137(1-4):1–15, 2001.

- [CPSK07] Krzysztof J Cios, Witold Pedrycz, Roman W Swiniarski, and Lukasz Andrzej Kurgan. *Data mining: a knowledge discovery approach*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [dA04] José Ramón Cano de Amo. *Reducción de datos basada en Selección Evolutiva de Instancias para Minería de Datos*. PhD thesis, PhD thesis, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, Spain, 2004.
- [DGL13] Luc Devroye, László Györfi, and Gábor Lugosi. *A probabilistic theory of pattern recognition*, volume 31. Springer Science & Business Media, 2013.
- [DKT17] Dua Dheeru and Efi Karra Taniskidou. UCI machine learning repository, 2017.
- [DL97] Manoranjan Dash and Huan Liu. Feature selection for classification. *Intelligent data analysis*, 1(3):131–156, 1997.
- [Dor92] Marco Dorigo. Optimization, learning and natural algorithms. *PhD Thesis, Politecnico di Milano*, 1992.
- [Esh91] Larry J Eshelman. The chc adaptive search algorithm: How to have safe search when engaging in nontraditional genetic recombination. In *Foundations of genetic algorithms*, volume 1, pages 265–283. Elsevier, 1991.
- [ESK01] Russell C Eberhart, Yuhui Shi, and James Kennedy. *Swarm intelligence*. Elsevier, 2001.
- [FHJ51] Evelyn Fix and Joseph L Hodges Jr. Discriminatory analysis-nonparametric discrimination: consistency properties. Technical report, California Univ Berkeley, 1951.
- [FKP07] Alireza Farhangfar, Lukasz A Kurgan, and Witold Pedrycz. A novel framework for imputation of missing values in databases. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 37(5):692–709, 2007.

- [FM17] Alejandro Flores and David M Mount. Nearest neighbor condensation with guarantees. 2017.
- [FR95] Thomas A Feo and Mauricio GC Resende. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization*, 6(2):109–133, 1995.
- [FS69] Ivan P Fellegi and Alan B Sunter. A theory for record linkage. *Journal of the American Statistical Association*, 64(328):1183–1210, 1969.
- [FSS96] Usama M Fayyad, Gregory P Shapiro, and Padhraic Smyth. From data mining to knowledge discovery: An overview. 1996.
- [GCH08] Salvador García, José Ramón Cano, and Francisco Herrera. A memetic algorithm for evolutionary prototype selection: A scaling up approach. *Pattern Recognition*, 41(8):2693–2709, 2008.
- [GDCH12] Salvador Garcia, Joaquin Derrac, Jose Cano, and Francisco Herrera. Prototype selection for nearest neighbor classification: Taxonomy and empirical study. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 34(3):417–435, 2012.
- [GLH16] Salvador García, Julián Luengo, and Francisco Herrera. *Data preprocessing in data mining*. Springer, 2016.
- [Glo77] Fred Glover. Heuristics for integer programming using surrogate constraints. *Decision sciences*, 8(1):156–166, 1977.
- [Glo89] Fred Glover. Tabu search—part i. *ORSA Journal on computing*, 1(3):190–206, 1989.
- [GLS⁺13] Salvador Garcia, Julian Luengo, José Antonio Sáez, Victoria Lopez, and Francisco Herrera. A survey of discretization techniques: Taxonomy and empirical analysis in supervised learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 25(4):734–750, 2013.
- [Han07] David J Hand. Principles of data mining. *Drug safety*, 30(7):621–622, 2007.

- [Har68] Peter Hart. The condensed nearest neighbor rule (corresp.). *IEEE transactions on information theory*, 14(3):515–516, 1968.
- [Hol75] John H Holland. Adaptation in natural and artificial systems. an introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence. *Ann Arbor, MI: University of Michigan Press*, pages 439–444, 1975.
- [HPK11] Jiawei Han, Jian Pei, and Micheline Kamber. *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, 2011.
- [K⁺95] Ron Kohavi et al. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In *Ijcai*, volume 14, pages 1137–1145. Montreal, Canada, 1995.
- [KCH⁺03] Won Kim, Byoung-Ju Choi, Eui-Kyeong Hong, Soo-Kyung Kim, and Doheon Lee. A taxonomy of dirty data. *Data mining and knowledge discovery*, 7(1):81–99, 2003.
- [KGV83] Scott Kirkpatrick, C Daniel Gelatt, and Mario P Vecchi. Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598):671–680, 1983.
- [KS96] Daphne Koller and Mehran Sahami. Toward optimal feature selection. Technical report, Stanford InfoLab, 1996.
- [LIDLC⁺16] Manuel López-Ibáñez, Jérémie Dubois-Lacoste, Leslie Pérez Cáceres, Mauro Birattari, and Thomas Stützle. The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. *Operations Research Perspectives*, 3:43–58, 2016.
- [LLIB06] Jose A Lozano, Pedro Larrañaga, Iñaki Inza, and Endika Bengoetxea. *Towards a new evolutionary computation: advances on estimation of distribution algorithms*, volume 192. Springer, 2006.
- [LM12] Huan Liu and Hiroshi Motoda. *Feature selection for knowledge discovery and data mining*, volume 454. Springer Science & Business Media, 2012.

- [LMD98] Huan Liul, Hiroshi Motoda, and Manoranjan Dash. A monotonic measure for optimal feature selection. In *European conference on machine learning*, pages 101–106. Springer, 1998.
- [LMS03] Helena R Lourenço, Olivier C Martin, and Thomas Stützle. Iterated local search. In *Handbook of metaheuristics*, pages 320–353. Springer, 2003.
- [LS⁺96] Huan Liu, Rudy Setiono, et al. A probabilistic approach to feature selection-a filter solution. In *ICML*, volume 96, pages 319–327. Cite-seer, 1996.
- [MH97] Nenad Mladenović and Pierre Hansen. Variable neighborhood search. *Computers & operations research*, 24(11):1097–1100, 1997.
- [NC12] Ferrante Neri and Carlos Cotta. Memetic algorithms and memetic computing optimization: A literature review. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2:1–14, 2012.
- [Pea84] Judea Pearl. Heuristics: intelligent search strategies for computer problem solving. 1984.
- [PSL06] Kenneth Price, Rainer M Storn, and Jouni A Lampinen. *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [SL91] S Rasoul Safavian and David Landgrebe. A survey of decision tree classifier methodology. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 21(3):660–674, 1991.
- [SLI⁺01] Basilio Sierra, Elena Lazkano, Iñaki Inza, Marisa Merino, Pedro Larrañaga, and Jorge Quiroga. Prototype selection and feature subset selection by estimation of distribution algorithms. a case study in the survival of cirrhotic patients treated with tips. In *Conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe*, pages 20–29. Springer, 2001.
- [SSBD14] Shai Shalev-Shwartz and Shai Ben-David. *Understanding machine learning: From theory to algorithms*. Cambridge university press, 2014.

- [Tal09] El-Ghazali Talbi. *Metaheuristics: from design to implementation*, volume 74. John Wiley & Sons, 2009.
- [Ten99] Choh-Man Teng. Correcting noisy data. In *ICML*, pages 239–248. Cite-seer, 1999.
- [TM87] Ronald J Tallarida and Rodney B Murray. Chi-square test. In *Manual of Pharmacologic Calculations*, pages 140–142. Springer, 1987.
- [Vou98] Christos Voudouris. Guided local search—an illustrative example in function optimisation. *BT Technology Journal*, 16(3):46–50, 1998.
- [Wil72] Dennis L Wilson. Asymptotic properties of nearest neighbor rules using edited data. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (3):408–421, 1972.
- [WXGZ16] Jiaheng Wang, Bing Xue, Xiaoying Gao, and Mengjie Zhang. A differential evolution approach to feature selection and instance selection. In *Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, pages 588–602. Springer, 2016.
- [XYC88] Lei Xu, Pingfan Yan, and Tong Chang. Best first strategy for feature selection. In *Pattern Recognition, 1988., 9th International Conference on*, pages 706–708. IEEE, 1988.
- [YW09] Ying Yang and Geoffrey I Webb. Discretization for naive-bayes learning: managing discretization bias and variance. *Machine learning*, 74(1):39–74, 2009.
- [Zuk10] AV Zuhba. Np-completeness of the problem of prototype selection in the nearest neighbor method. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 20(4):484–494, 2010.

Apéndice A

Pruebas por pares *Wilcoxon*

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
GGA					
vsSSGA	3.822e-03	8.905e-04	1.569e-05	1.389e-05	2.257e-05
vsMA	3.507e-03	2.064e-03	1.229e-05	1.229e-05	1.229e-05
vsCHC	3.822e-03	8.084e-04	1.228e-05	1.228e-05	1.229e-05
SSGA					
vsMA	1.373e-01	1.615e-01	1.229e-05	1.229e-05	2.543e-05
vsCHC	1.779e-01	3.395e-01	1.228e-05	1.229e-05	2.001e-05
MA					
vsCHC	1.873e-01	1.425e-01	8.401e-01	6.934e-02	7.800e-02

TABLA A.1: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para las distintas metaheurísticas sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
GGA					
vsSSGA	1.754e-02	1.262e-01	1.316e-04	1.316e-04	1.316e-04
vsMA	6.874e-01	2.432e-01	1.318e-04	1.318e-04	1.318e-04
vsCHC	2.977e-02	4.445e-01	1.318e-04	1.318e-04	1.318e-04
SSGA					
vsMA	1.842e-01	1.365e-01	1.318e-04	1.318e-04	1.318e-04
vsCHC	2.122e-01	4.939e-01	1.316e-04	1.318e-04	1.316e-04
MA					
vsCHC	1.57e-02	5.338e-02	9.100e-02	6.009e-01	7.172e-01

TABLA A.2: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para las distintas metaheurísticas sobre conjuntos medianos

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
GGA					
vsCNN-GGA	6.329e-02	2.641e-01	2.209e-01	6.186e-01	8.612e-01
vsENN-GGA	7.237e-03	2.964e-03	1.229e-05	3.624e-05	1.010e-04
vsRSS-GGA	1.425e-01	2.528e-01	1.571e-05	1.128e-04	2.062e-03
vsCNN-RSS-GGA	4.926e-01	7.570e-01	8.191e-01	9.036e-01	9.036e-01
vsENN-RSS-GGA	1.721e-03	9.804e-04	1.229e-05	1.229e-05	1.228e-05
CNN-GGA					
vsENN-GGA	1.078e-03	1.100e-02	6.451e-05	1.186e-03	1.330e-02
vsRSS-GGA	3.606e-01	9.893e-01	2.541e-05	4.458e-04	6.313e-03
vsCNN-RSS-GGA	3.327e-01	5.629e-01	5.129e-05	1.186e-01	3.674e-01
vsENN-RSS-GGA	2.038e-04	2.064e-03	1.390e-05	2.257e-05	2.958e-04
ENN-GGA					
vsRSS-GGA	5.448e-04	2.064e-03	1.229e-05	1.229e-05	1.566e-04
vsCNN-RSS-GGA	3.820e-03	4.797e-02	2.665e-04	1.800e-03	2.466e-02
vsENN-RSS-GGA	8.791e-01	8.864e-01	3.839e-05	1.244e-03	1.855e-02
RSS-GGA					
vsCNN-RSS-GGA	8.192e-01	5.677e-01	1.229e-05	2.665e-04	5.816e-03
vsENN-RSS-GGA	1.744e-04	4.028e-04	1.229e-05	1.389e-05	2.543e-05
CNN-RSS-GGA					
vsENN-RSS-GGA	1.017e-03	6.313e-03	1.773e-05	2.001e-05	6.451e-05

TABLA A.3: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para GGA sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
SSGA					
vsCNN-SSGA	2.758e-01	1.578e-01	9.250e-01	6.964e-01	5.098e-01
vsENN-SSGA	5.203e-02	1.873e-01	1.390e-05	4.028e-04	2.259e-03
vsRSS-SSGA	7.533e-01	9.893e-01	2.001e-05	8.905e-04	3.822e-03
vsCNN-RSS-SSGA	5.812e-01	8.191e-01	5.812e-01	6.571e-01	9.678e-01
vsENN-RSS-SSGA	2.414e-01	1.451e-01	1.229e-05	2.257e-05	8.905e-04
CNN-SSGA					
vsENN-SSGA	1.603e-02	4.501e-02	3.822e-03	9.526e-02	2.528e-01
vsRSS-SSGA	5.774e-01	5.998e-01	2.692e-05	1.186e-03	1.430e-03
vsCNN-RSS-SSGA	2.418e-01	4.797e-02	5.933e-02	9.464e-01	1.658e-01
vsENN-RSS-SSGA	4.550e-02	2.227e-02	4.574e-05	1.303e-03	1.994e-02
ENN-SSGA					
vsRSS-SSGA	4.501e-02	1.155e-01	1.773e-05	1.405e-04	9.804e-04
vsCNN-RSS-SSGA	1.725e-02	2.109e-01	4.676e-03	7.356e-02	9.797e-02
vsENN-RSS-SSGA	2.840e-01	5.998e-01	4.559e-05	8.038e-03	6.148e-02
RSS-SSGA					
vsCNN-RSS-SSGA	6.476e-01	4.073e-01	1.229e-05	8.085e-05	2.699e-03
vsENN-RSS-SSGA	4.548e-02	4.797e-02	1.229e-05	1.773e-05	9.042e-05
CNN-RSS-SSGA					
vsENN-RSS-SSGA	5.437e-02	1.218e-01	3.223e-05	2.159e-04	7.329e-04

TABLA A.4: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para SSGA sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
MA					
vsCNN-MA	6.682e-01	6.892e-01	1.430e-03	6.668e-01	9.678e-01
vsENN-MA	9.678e-01	9.036e-01	1.617e-01	5.629e-01	9.036e-01
vsRSS-MA	1.035e-01	1.094e-01	2.469e-03	4.432e-01	2.418e-01
vsCNN-RSS-MA	1.353e-01	6.934e-02	6.932e-02	4.215e-02	3.704e-02
vsENN-RSS-MA	6.034e-01	3.967e-01	3.404e-03	3.002e-01	6.766e-01
CNN-MA					
vsENN-MA	1.918e-01	4.118e-01	1.261e-01	7.751e-01	9.893e-01
vsRSS-MA	2.227e-02	1.516e-02	4.073e-05	5.449e-01	1.155e-01
vsCNN-RSS-MA	8.571e-03	2.299e-02	2.879e-01	3.243e-02	2.831e-02
vsENN-RSS-MA	3.819e-01	5.629e-01	3.129e-01	3.194e-01	3.819e-01
ENN-MA					
vsRSS-MA	2.209e-01	1.919e-01	2.956e-04	9.036e-01	5.449e-01
vsCNN-RSS-MA	1.742e-01	3.129e-01	6.265e-01	1.855e-02	1.155e-01
vsENN-RSS-MA	9.464e-01	6.964e-01	1.479e-03	2.641e-01	8.401e-01
RSS-MA					
vsCNN-RSS-MA	4.576e-01	2.478e-01	1.822e-05	3.458e-01	8.415e-01
vsENN-RSS-MA	6.746e-02	3.955e-02	3.220e-05	7.982e-01	3.674e-01
CNN-RSS-MA					
vsENN-RSS-MA	3.002e-01	1.829e-01	1.793e-01	9.250e-01	3.674e-01

TABLA A.5: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para MA sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
CHC					
vsCNN-CHC	3.967e-01	4.432e-01	1.188e-02	1.658e-01	1.742e-01
vsENN-CHC	8.823e-01	8.506e-01	4.245e-02	3.674e-01	4.593e-01
vsRSS-CHC	5.629e-01	3.533e-01	6.642e-03	7.982e-01	6.571e-01
vsCNN-RSS-CHC	3.674e-01	1.284e-01	2.699e-01	4.593e-01	2.528e-01
vsENN-RSS-CHC	8.639e-01	9.464e-01	6.739e-04	9.797e-02	2.109e-01
CNN-CHC					
vsENN-CHC	2.418e-01	3.395e-01	8.823e-01	6.571e-01	5.812e-01
vsRSS-CHC	9.515e-01	4.118e-01	9.067e-05	1.658e-01	9.893e-01
vsCNN-RSS-CHC	9.886e-01	3.606e-01	2.418e-01	7.164e-01	8.191e-01
vsENN-RSS-CHC	3.615e-01	5.633e-01	2.528e-01	9.036e-01	7.982e-01
ENN-CHC					
vsRSS-CHC	4.432e-01	3.260e-01	1.498e-03	4.273e-01	9.464e-01
vsCNN-RSS-CHC	5.098e-01	3.002e-01	6.766e-01	9.893e-01	5.449e-01
vsENN-RSS-CHC	6.682e-01	3.819e-01	2.380e-02	2.109e-01	1.285e-01
RSS-CHC					
vsCNN-RSS-CHC	7.672e-01	6.186e-01	1.756e-03	6.092e-01	9.464e-01
vsENN-RSS-CHC	4.405e-01	3.819e-01	1.127e-04	2.418e-01	7.366e-01
CNN-RSS-CHC					
vsENN-RSS-CHC	7.317e-01	6.071e-01	1.913e-02	6.186e-01	6.766e-01

TABLA A.6: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para CHC sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
RSS-GGA					
vsRSS-SSGA	1.099e-02	5.355e-03	1.229e-05	1.390e-05	1.773e-05
vsMA	3.507e-03	2.064e-03	1.229e-05	1.229e-05	1.229e-05
vsCHC	3.822e-03	8.084e-04	1.228e-05	1.228e-05	1.229e-05
RSS-SSGA					
vsMA	3.243e-02	5.437e-02	1.822e-05	1.405e-04	6.022e-04
vsCHC	8.648e-02	1.353e-01	1.571e-05	1.941e-04	1.720e-03
MA					
vsCHC	1.873e-01	1.425e-01	8.401e-01	6.934e-02	7.800e-02

TABLA A.7: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para las mejores variantes de las metaheurísticas sobre conjuntos pequeños

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
GGA					
vsCNN-GGA	1.576e-02	3.294e-02	3.294e-02	9.100e-02	1.365e-01
vsENN-GGA	7.013e-03	7.016e-02	4.634e-04	7.231e-04	1.283e-03
vsRSS-GGA	5.857e-02	5.491e-03	7.908e-03	1.959e-02	3.760e-01
vsCNN-RSS-GGA	2.145e-01	6.292e-01	2.860e-01	3.341e-01	3.981e-01
vsENN-RSS-GGA	6.283e-04	1.944e-03	1.316e-04	1.314e-04	1.316e-04
CNN-GGA					
vsENN-GGA	7.013e-03	7.013e-03	7.908e-03	1.124e-02	1.410e-02
vsRSS-GGA	7.782e-01	6.292e-01	8.092e-01	6.874e-01	4.445e-01
vsCNN-RSS-GGA	1.758e-02	7.016e-02	2.502e-04	2.502e-04	3.976e-04
vsENN-RSS-GGA	3.762e-03	7.013e-03	2.137e-04	2.926e-04	3.981e-04
ENN-GGA					
vsRSS-GGA	3.307e-03	7.908e-03	5.385e-04	1.116e-03	3.762e-03
vsCNN-RSS-GGA	1.260e-02	4.421e-02	1.576e-02	1.758e-02	2.180e-02
vsENN-RSS-GGA	7.475e-01	9.519e-01	3.976e-04	8.375e-04	3.639e-02
RSS-GGA					
vsCNN-RSS-GGA	5.066e-01	6.415e-02	1.316e-04	2.502e-04	1.959e-02
vsENN-RSS-GGA	6.210e-03	7.908e-03	1.318e-04	1.318e-04	1.551e-04
CNN-RSS-GGA					
vsENN-RSS-GGA	6.210e-03	1.758e-02	2.926e-04	3.981e-04	9.673e-04

TABLA A.8: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para GGA sobre conjuntos medianos

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
SSGA					
vsCNN-SSGA	1.410e-02	1.165e-01	7.016e-02	2.598e-01	3.443e-01
vsENN-SSGA	1.474e-01	4.939e-01	7.240e-04	9.673e-04	9.673e-04
vsRSS-SSGA	2.432e-01	2.688e-02	1.410e-02	2.688e-02	1.978e-01
vsCNN-RSS-SSGA	1.365e-01	5.461e-01	8.356e-02	9.100e-02	1.590e-01
vsENN-RSS-SSGA	3.467e-02	1.262e-01	1.318e-04	1.318e-04	1.316e-04
CNN-SSGA					
vsENN-SSGA	1.001e-02	6.415e-02	1.410e-02	1.410e-02	1.410e-02
vsRSS-SSGA	4.093e-01	5.732e-01	3.760e-01	2.772e-01	6.874e-01
vsCNN-RSS-SSGA	2.263e-03	3.858e-02	2.137e-04	4.634e-04	1.696e-03
vsENN-RSS-SSGA	4.844e-03	2.422e-02	3.981e-04	4.634e-04	6.249e-04
ENN-SSGA					
vsRSS-SSGA	2.422e-02	2.688e-02	1.116e-03	1.285e-03	1.696e-03
vsCNN-RSS-SSGA	3.639e-02	1.589e-01	1.576e-02	1.959e-02	2.422e-02
vsENN-RSS-SSGA	5.327e-01	1.978e-01	1.285e-03	1.285e-03	1.262e-01
RSS-SSGA					
vsCNN-RSS-SSGA	9.039e-01	1.474e-01	1.318e-04	1.318e-04	6.249e-04
vsENN-RSS-SSGA	7.662e-02	2.977e-02	1.318e-04	1.318e-04	1.318e-04
CNN-RSS-SSGA					
vsENN-RSS-SSGA	8.903e-03	5.341e-02	8.375e-04	1.116e-03	1.285e-03

TABLA A.9: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para SSGA sobre conjuntos medianos

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
MA					
vsCNN-MA	3.760e-01	6.292e-01	4.688e-01	1.000e+00	7.782e-01
vsENN-MA	5.066e-01	3.981e-01	3.958e-01	3.869e-01	3.271e-01
vsRSS-MA	5.094e-02	4.862e-02	3.241e-01	4.688e-01	2.273e-01
vsCNN-RSS-MA	6.009e-01	4.209e-01	8.721e-01	6.874e-01	6.874e-01
vsENN-RSS-MA	8.446e-01	8.789e-01	9.679e-01	7.172e-01	9.359e-01
CNN-MA					
vsENN-MA	8.789e-01	9.826e-01	2.954e-01	4.445e-01	4.445e-01
vsRSS-MA	5.341e-02	1.075e-01	4.445e-01	4.939e-01	3.144e-01
vsCNN-RSS-MA	9.679e-01	7.172e-01	7.782e-01	6.009e-01	5.732e-01
vsENN-RSS-MA	2.122e-01	4.445e-01	1.989e-01	9.039e-01	9.358e-01
ENN-MA					
vsRSS-MA	1.075e-01	1.712e-01	6.475e-01	2.954e-01	1.531e-01
vsCNN-RSS-MA	3.547e-01	3.981e-01	3.981e-01	4.209e-01	6.580e-01
vsENN-RSS-MA	9.519e-01	8.092e-01	8.721e-01	8.721e-01	5.732e-01
RSS-MA					
vsCNN-RSS-MA	7.908e-03	1.758e-02	1.842e-01	2.432e-01	7.662e-02
vsENN-RSS-MA	7.662e-02	5.341e-02	4.939e-01	8.721e-01	5.461e-01
CNN-RSS-MA					
vsENN-RSS-MA	1.365e-01	2.122e-01	5.732e-01	1.842e-01	3.760e-01

TABLA A.10: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para MA sobre conjuntos medianos

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor
CHC					
vsCNN-CHC	5.817e-02	5.094e-02	8.248e-01	3.652e-01	1.262e-01
vsENN-CHC	6.009e-01	8.092e-01	4.862e-02	2.977e-02	8.356e-02
vsRSS-CHC	2.179e-02	1.124e-02	2.977e-02	9.679e-01	2.772e-01
vsCNN-RSS-CHC	2.977e-02	2.977e-02	2.422e-02	7.901e-03	1.000e-02
vsENN-RSS-CHC	2.351e-01	1.000e+00	2.134e-04	1.819e-04	8.375e-04
CNN-CHC					
vsENN-CHC	7.226e-01	4.074e-01	1.119e-01	1.590e-01	5.197e-01
vsRSS-CHC	6.579e-01	5.197e-01	1.227e-02	2.273e-01	2.432e-01
vsCNN-RSS-CHC	7.172e-01	5.066e-01	9.896e-02	6.707e-02	2.122e-01
vsENN-RSS-CHC	6.292e-01	1.712e-01	2.977e-02	3.820e-02	4.860e-02
ENN-CHC					
vsRSS-CHC	8.353e-02	2.688e-02	5.857e-02	3.292e-02	3.547e-01
vsCNN-RSS-CHC	2.860e-01	5.857e-02	4.445e-01	4.209e-01	6.009e-01
vsENN-RSS-CHC	9.306e-01	9.133e-01	1.476e-03	1.576e-02	1.590e-01
RSS-CHC					
vsCNN-RSS-CHC	7.475e-01	8.405e-01	3.411e-04	4.634e-04	2.688e-02
vsENN-RSS-CHC	4.565e-01	1.075e-01	1.316e-04	3.416e-04	1.758e-02
CNN-RSS-CHC					
vsENN-RSS-CHC	1.841e-01	6.415e-02	1.981e-02	5.857e-02	3.981e-01

TABLA A.11: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para CHC sobre conjuntos medianos

ALGORITMO	ACCURACY	KAPPA	REDUCCIÓN	ACCURACY + REDUCCIÓN	KAPPA + REDUCCIÓN
CNN-GGA					
vsRSS-SSGA	4.862e-02	8.903e-03	1.000e+00	4.445e-01	4.014e-02
vsCNN-MA	1.701e-01	2.772e-01	1.318e-04	1.318e-04	3.976e-04
vsCHC	1.822e-04	9.673e-04	1.318e-04	1.318e-04	1.318e-04
RSS-SSGA					
vsCNN-MA	8.092e-01	7.475e-01	1.316e-04	1.318e-04	2.134e-04
vsCHC	1.576e-02	8.903e-03	1.551e-04	1.318e-04	1.318e-04
CNN-MA					
vsCHC	3.820e-02	1.260e-02	1.365e-01	6.292e-01	5.197e-01

TABLA A.12: p -valor de pruebas de rangos con signo de *Wilcoxon* para las mejores variantes de las metaheurísticas sobre conjuntos medianos

Apéndice B

Resultados de todos los conjuntos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9593	0.8800	0.9389	0.8200	0.8887	0.0134
cleveland	0.9181	0.5487	0.8722	0.3055	0.5478	0.0462
led7digit	0.5864	0.5200	0.5390	0.4640	0.6088	0.0939
pima	0.8898	0.6570	0.7604	0.2590	0.6728	0.1904
wdbc	0.9629	0.9081	0.9212	0.8053	0.9044	0.1447
monk2	0.9277	0.8079	0.8550	0.6140	0.7792	0.0684
wisconsin	0.9642	0.9185	0.9190	0.8137	0.9293	0.1470
wine	0.9662	0.9075	0.9483	0.8563	0.8944	0.0103
glass	0.9497	0.7705	0.9275	0.6626	0.6972	0.0209
banknote	0.9978	0.9913	0.9956	0.9824	0.9808	0.3733
appendicitis	0.9224	0.7850	0.7345	0.2999	0.8066	0.0050
balance	0.9181	0.7347	0.8584	0.5484	0.7547	0.1245
bands	0.8962	0.6652	0.7811	0.3061	0.6425	0.0734
contraceptive	0.8363	0.4231	0.7477	0.1159	0.4833	0.6498
dermatology	0.9758	0.9262	0.9692	0.9063	0.8866	0.0671
ecoli	0.9332	0.7769	0.9035	0.6778	0.7292	0.0449
haberman	0.8882	0.6439	0.7110	0.1313	0.6703	0.0353
hayes-roth	0.8139	0.6938	0.7066	0.5119	0.6250	0.0151
heart	0.8996	0.7037	0.7961	0.3968	0.7241	0.0275
hepatitis	0.9333	0.7375	0.7451	0.0611	0.7725	0.0011
mammographic	0.8470	0.7133	0.6938	0.4256	0.7204	0.2016
newthyroid	0.9788	0.9256	0.9515	0.8312	0.9102	0.0108
tae	0.8749	0.6029	0.8123	0.3993	0.5589	0.0074
vehicle	0.9118	0.6670	0.8822	0.5553	0.6681	0.2286
vowel	0.9881	0.9444	0.9869	0.9389	0.8066	0.2923
yeast	0.9012	0.5087	0.8718	0.3619	0.5252	0.6199

TABLA B.1: Resultados de CNN para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9048	0.8374	0.8185	0.6723	0.8146	0.1792
cardiotocography	0.9283	0.8802	0.8275	0.6843	0.8098	0.0438
eye-state	0.8835	0.7799	0.7753	0.5563	0.6718	2.1157
page-blocks	0.9556	0.9377	0.8149	0.6798	0.9109	0.1955
penbased	0.9815	0.9858	0.9806	0.9842	0.9108	0.9328
satimage	0.9276	0.8696	0.9133	0.8399	0.8043	0.4847
thyroid	0.9212	0.8849	0.6208	0.3725	0.8603	0.4934
segment	0.8419	0.1567	0.8172	0.0162	0.2219	0.0927
coil2000	0.8586	0.8008	0.3599	0.0613	0.8172	1.8300
magic	0.8573	0.7566	0.7066	0.4752	0.7365	3.0852
marketing	0.7892	0.2641	0.7616	0.1632	0.3017	0.6029
phoneme	0.9071	0.8449	0.7927	0.6278	0.7695	0.2589
ring	0.9078	0.8369	0.8255	0.6731	0.7802	0.5239
spambase	0.8933	0.8360	0.7885	0.6588	0.7774	0.3424
texture	0.9807	0.9791	0.9797	0.9770	0.8454	0.3805
titanic	0.7511	0.7587	0.3155	0.3187	0.7301	0.0284
twonorm	0.9156	0.8905	0.8411	0.7811	0.8803	0.4941

TABLA B.2: Resultados de CNN para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7843	0.6334	0.4839	0.1226	0.6591	1.9767
shuttle	0.9793	0.9982	0.9954	0.9948	0.9775	4.5940

TABLA B.3: Resultados de CNN para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9541	0.9533	0.9311	0.9300	0.1420	0.0150
cleveland	0.6712	0.5784	0.4599	0.2935	0.4542	0.0532
led7digit	0.7427	0.6820	0.7129	0.6448	0.3712	0.1037
pima	0.8080	0.7324	0.5599	0.3828	0.3195	0.2318
wdbc	0.9678	0.9576	0.9297	0.9069	0.1366	0.2143
monk2	0.8403	0.7193	0.6776	0.4348	0.2690	0.0998
wisconsin	0.9766	0.9636	0.9481	0.9185	0.1327	0.2239
wine	0.9538	0.9588	0.9301	0.9381	0.1416	0.0226
glass	0.8230	0.7236	0.7475	0.6014	0.2715	0.0365
banknote	0.9979	0.9978	0.9957	0.9956	0.1019	0.7042
appendicitis	0.9507	0.9538	0.7422	0.7140	0.1764	0.0062
balance	0.9141	0.8738	0.8395	0.7642	0.2370	0.1610
bands	0.7787	0.6975	0.5033	0.3168	0.3247	0.0989
contraceptive	0.6286	0.4679	0.4260	0.1802	0.5192	0.6643
dermatology	0.9631	0.9434	0.9530	0.9281	0.1374	0.1330
ecoli	0.8823	0.8270	0.8298	0.7476	0.2464	0.0721
haberman	0.8046	0.7050	0.4219	0.0917	0.3203	0.0411
hayes-roth	0.8076	0.6500	0.6932	0.4333	0.3188	0.0137
heart	0.8617	0.8074	0.7197	0.6093	0.2681	0.0499
hepatitis	0.9111	0.9125	0.4840	0.3857	0.2188	0.0035
mammographic	0.8470	0.7783	0.6941	0.5564	0.2835	0.2779
newthyroid	0.9633	0.9456	0.9109	0.8603	0.1330	0.0302
tae	0.7572	0.5304	0.6328	0.2794	0.3331	0.0094
vehicle	0.7851	0.6927	0.7135	0.5902	0.3241	0.3354
vowel	0.9892	0.9758	0.9881	0.9733	0.1097	0.4254
yeast	0.6849	0.5736	0.5837	0.4364	0.4463	0.6923

TABLA B.4: Resultados de ENN para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9326	0.8872	0.8743	0.7725	0.1990	0.2991
cardiotocography	0.9370	0.9001	0.8389	0.7138	0.2230	0.0746
eye-state	0.9090	0.8286	0.8273	0.6555	0.2969	3.2362
page-blocks	0.9689	0.9660	0.8697	0.8064	0.1403	0.4002
penbased	0.9844	0.9924	0.9837	0.9915	0.1165	1.9932
satimage	0.9240	0.8957	0.9084	0.8712	0.2155	0.9814
thyroid	0.9438	0.9454	0.5127	0.4180	0.1494	0.9467
segment	0.2884	0.1424	0.1715	-0.0005	0.8134	0.0565
coil2000	0.9375	0.9314	0.2698	0.0648	0.1964	4.5221
magic	0.8916	0.8304	0.7672	0.6109	0.2749	4.9207
marketing	0.4367	0.3002	0.3540	0.1954	0.7031	0.4916
phoneme	0.9303	0.8860	0.8470	0.7267	0.2434	0.3277
ring	0.6748	0.6045	0.3553	0.2022	0.4272	0.7776
spambase	0.9377	0.9067	0.8800	0.8025	0.2294	0.6905
texture	0.9771	0.9825	0.9758	0.9808	0.1461	0.8034
titanic	0.6370	0.6461	0.2409	0.2508	0.3445	0.0323
twonorm	0.9723	0.9526	0.9545	0.9051	0.1454	0.9818

TABLA B.5: Resultados de ENN para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8725	0.7804	0.5911	0.2965	0.2756	2.8839
shuttle	0.9985	0.9986	0.9964	0.9961	0.0234	9.4477

TABLA B.6: Resultados de ENN para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9496	0.9400	0.9244	0.9100	0.8127	0.0074
cleveland	0.7550	0.5943	0.6066	0.3414	0.5936	0.0332
led7digit	0.6871	0.6500	0.6511	0.6093	0.7522	0.0586
pima	0.8291	0.6808	0.6142	0.2740	0.6229	0.1369
wdbc	0.9260	0.9234	0.8363	0.8297	0.8798	0.1131
monk2	0.8153	0.7848	0.6301	0.5693	0.7972	0.0507
wisconsin	0.9545	0.9343	0.8970	0.8506	0.8772	0.2640
wine	0.9457	0.9174	0.9176	0.8758	0.8298	0.0130
glass	0.8053	0.7021	0.7126	0.5569	0.6636	0.0158
banknote	0.9871	0.9825	0.9739	0.9645	0.9160	0.5805
appendicitis	0.9299	0.9175	0.6883	0.5848	0.7660	0.0032
balance	0.7562	0.7359	0.5849	0.5519	0.9219	0.0962
bands	0.8137	0.6446	0.6086	0.2608	0.5814	0.0485
contraceptive	0.7128	0.4589	0.5543	0.1619	0.5452	0.4976
dermatology	0.9476	0.9294	0.9327	0.9095	0.8377	0.0566
ecoli	0.8409	0.7627	0.7669	0.6495	0.7074	0.0361
haberman	0.7985	0.7144	0.4423	0.1849	0.6742	0.0281
hayes-roth	0.7201	0.5375	0.5582	0.2597	0.6538	0.0071
heart	0.8342	0.7704	0.6618	0.5321	0.6889	0.0322
hepatitis	0.8528	0.7625	0.4282	0.1196	0.7725	0.0016
mammographic	0.8086	0.7289	0.6161	0.4567	0.7412	0.1620
newthyroid	0.8927	0.8703	0.6855	0.6091	0.8716	0.0266
tae	0.7476	0.5438	0.6206	0.3105	0.5669	0.0050
vehicle	0.8030	0.6763	0.7372	0.5679	0.6489	0.2051
vowel	0.8783	0.8242	0.8662	0.8067	0.7148	0.2364
yeast	0.7523	0.5103	0.6762	0.3603	0.5646	0.4852

TABLA B.7: Resultados de RSS para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8832	0.8677	0.7700	0.7277	0.6826	0.2696
cardiotocography	0.8837	0.8804	0.6574	0.6236	0.7527	0.0583
eye-state	0.8573	0.7865	0.7162	0.5585	0.5803	2.3796
page-blocks	0.9458	0.9487	0.7605	0.7310	0.8753	0.5875
penbased	0.9808	0.9870	0.9798	0.9855	0.5199	1.6799
satimage	0.8946	0.8699	0.8727	0.8402	0.5017	0.7375
thyroid	0.9102	0.8786	0.5998	0.3867	0.7890	0.6370
segment	0.6277	0.1558	0.5674	0.0152	0.4549	0.0819
coil2000	0.9150	0.8985	0.2946	0.0651	0.7542	2.1691
magic	0.8403	0.7997	0.6373	0.5237	0.6706	3.4522
marketing	0.6410	0.2679	0.5927	0.1662	0.4565	0.5593
phoneme	0.8302	0.8139	0.5365	0.4669	0.6358	0.3402
ring	0.9631	0.8603	0.9362	0.7199	0.5577	0.9070
spambase	0.9137	0.8860	0.8266	0.7550	0.6110	0.3883
texture	0.9641	0.9645	0.9615	0.9610	0.5837	0.5338
titanic	0.6761	0.6820	0.0249	0.0230	0.8892	0.1321
twonorm	0.9263	0.9207	0.8625	0.8413	0.6952	0.7287

TABLA B.8: Resultados de RSS para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8367	0.7475	0.4858	0.2049	0.5967	2.1960
shuttle	0.9985	0.9987	0.9964	0.9964	0.8505	19.2569

TABLA B.9: Resultados de RSS para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9563	0.9467	0.9344	0.9200	0.8333	0.0693
cleveland	0.6782	0.5217	0.4714	0.2237	0.8017	0.2502
led7digit	0.6771	0.6380	0.6403	0.5960	0.7882	0.3825
pima	0.7820	0.7042	0.5096	0.3228	0.7924	0.5533
wdbc	0.9633	0.9405	0.9199	0.8686	0.8065	0.7439
monk2	0.8506	0.7822	0.7006	0.5626	0.7917	0.2593
wisconsin	0.9691	0.9520	0.9313	0.8932	0.8034	0.5641
wine	0.9527	0.9471	0.9283	0.9181	0.8213	0.1341
glass	0.7850	0.6720	0.6937	0.5217	0.7991	0.1332
banknote	0.9972	0.9986	0.9943	0.9971	0.7966	1.4732
appendicitis	0.9507	0.9238	0.7511	0.5158	0.8377	0.0642
balance	0.8546	0.8243	0.7383	0.6860	0.8035	0.4398
bands	0.7513	0.6234	0.4654	0.1857	0.7907	0.2877
contraceptive	0.5907	0.4250	0.3678	0.1149	0.7812	1.7858
dermatology	0.9516	0.9255	0.9388	0.9057	0.8131	0.3661
ecoli	0.8651	0.8163	0.8013	0.7227	0.7929	0.2479
haberman	0.7916	0.7450	0.3781	0.2128	0.8020	0.1721
hayes-roth	0.7153	0.5438	0.5542	0.2766	0.7806	0.0834
heart	0.8263	0.7630	0.6478	0.5256	0.8204	0.2339
hepatitis	0.9056	0.8875	0.4941	0.3314	0.8500	0.0436
mammographic	0.8248	0.7759	0.6493	0.5515	0.7976	0.6329
newthyroid	0.9519	0.9075	0.8805	0.7591	0.8163	0.1255
tae	0.6637	0.5025	0.4872	0.2385	0.8146	0.0769
vehicle	0.7656	0.6572	0.6874	0.5428	0.7894	0.9060
vowel	0.8461	0.7707	0.8307	0.7478	0.7781	0.9911
yeast	0.6375	0.5062	0.5254	0.3527	0.7838	1.6982

TABLA B.10: Resultados de GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8949	0.8760	0.7977	0.7492	0.8018	1.0135
cardiotocography	0.9008	0.8846	0.7362	0.6697	0.8077	0.4630
eye-state	0.8230	0.7784	0.6528	0.5525	0.7832	7.3891
page-blocks	0.9564	0.9538	0.8046	0.7436	0.8020	1.3129
penbased	0.9802	0.9870	0.9791	0.9855	0.7956	4.2747
satimage	0.9062	0.8853	0.8864	0.8583	0.7931	2.4869
thyroid	0.9422	0.9383	0.5879	0.4587	0.7996	2.3538
segment	0.3413	0.1502	0.2332	0.0086	0.7916	0.4288
coil2000	0.9138	0.9016	0.2637	0.0624	0.7941	9.4584
magic	0.8385	0.8011	0.6491	0.5493	0.7906	10.8176
marketing	0.4307	0.2673	0.3511	0.1629	0.7800	1.9304
phoneme	0.8701	0.8477	0.6945	0.6247	0.7998	1.1806
ring	0.7838	0.7178	0.5759	0.4327	0.7823	2.4496
spambase	0.8950	0.8753	0.7908	0.7382	0.8107	2.0366
texture	0.9670	0.9689	0.9647	0.9658	0.7987	2.0909
titanic	0.7535	0.7587	0.3355	0.3326	0.8193	0.2933
twonorm	0.9473	0.9431	0.9047	0.8862	0.8005	2.3326

TABLA B.11: Resultados de GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7995	0.7452	0.3995	0.2351	0.7779	9.9056
shuttle	0.9986	0.9986	0.9968	0.9961	0.7773	22.0508

TABLA B.12: Resultados de GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9496	0.9067	0.9244	0.8600	0.9180	0.1061
cleveland	0.7579	0.5273	0.6097	0.2691	0.7269	0.5123
led7digit	0.6336	0.5800	0.5914	0.5311	0.7490	0.6805
pima	0.7961	0.6871	0.5517	0.3097	0.7702	1.2823
wdbc	0.9498	0.9288	0.8915	0.8449	0.9260	1.0434
monk2	0.8526	0.8194	0.7048	0.6372	0.8375	0.4942
wisconsin	0.9689	0.9489	0.9310	0.8861	0.9488	1.4394
wine	0.9514	0.9214	0.9260	0.8799	0.9225	0.1531
glass	0.8146	0.7038	0.7339	0.5704	0.7869	0.2142
banknote	0.9923	0.9818	0.9844	0.9631	0.9753	2.5826
appendicitis	0.9476	0.9275	0.7685	0.7473	0.9132	0.0728
balance	0.8437	0.7621	0.7245	0.5879	0.8400	0.7725
bands	0.7824	0.6082	0.5289	0.1825	0.7545	0.6969
contraceptive	0.6605	0.4414	0.4762	0.1403	0.6640	4.2466
dermatology	0.9581	0.9255	0.9470	0.9054	0.9145	0.5840
ecoli	0.8585	0.7723	0.7952	0.6648	0.8128	0.3740
haberman	0.8050	0.6433	0.4724	0.0843	0.7670	0.3421
hayes-roth	0.7194	0.5375	0.5625	0.2705	0.7513	0.1685
heart	0.8403	0.7519	0.6761	0.4965	0.8144	0.4454
hepatitis	0.9111	0.8500	0.5160	0.1429	0.8825	0.0721
mammographic	0.8224	0.7349	0.6447	0.4695	0.8089	1.2142
newthyroid	0.9684	0.9438	0.9246	0.8551	0.9363	0.1863
tae	0.7373	0.5108	0.6037	0.2527	0.7113	0.1601
vehicle	0.7846	0.6312	0.7125	0.5073	0.7599	1.6417
vowel	0.8785	0.8212	0.8663	0.8033	0.7802	1.6985
yeast	0.7038	0.4770	0.6159	0.3217	0.6919	4.0294

TABLA B.13: Resultados de CNN-GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8871	0.8530	0.7825	0.7037	0.8653	1.7916
cardiotocography	0.8891	0.8657	0.7109	0.6224	0.8706	0.6081
eye-state	0.8433	0.7789	0.6939	0.5536	0.7557	17.7550
page-blocks	0.9583	0.9530	0.8162	0.7394	0.9418	2.7587
penbased	0.9779	0.9834	0.9766	0.9816	0.9230	7.9369
satimage	0.9083	0.8772	0.8893	0.8488	0.8569	4.1245
thyroid	0.9216	0.9092	0.5501	0.4023	0.8979	4.1324
segment	0.5232	0.1463	0.4454	0.0040	0.5932	0.9607
coil2000	0.8826	0.8543	0.2859	0.0607	0.8676	15.8212
magic	0.8305	0.7716	0.6433	0.4980	0.8074	24.7657
marketing	0.5648	0.2666	0.5056	0.1642	0.6072	4.9951
phoneme	0.8796	0.8383	0.7194	0.6021	0.8330	2.2353
ring	0.8802	0.8327	0.7701	0.6646	0.8392	4.7208
spambase	0.8964	0.8616	0.7939	0.7097	0.8383	3.0396
texture	0.9674	0.9684	0.9652	0.9652	0.8737	3.0951
titanic	0.7788	0.7860	0.4158	0.4176	0.8454	0.3989
twonorm	0.9275	0.9191	0.8650	0.8381	0.9049	4.0415

TABLA B.14: Resultados de CNN-GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7783	0.6912	0.4059	0.1693	0.7598	12.8462
shuttle	0.9942	0.9956	0.9925	0.9909	0.9724	65.1310

TABLA B.15: Resultados de CNN-GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9607	0.9600	0.9411	0.9400	0.6653	0.1141
cleveland	0.6790	0.5639	0.4733	0.2815	0.7609	0.3972
led7digit	0.7451	0.7020	0.7158	0.6673	0.7230	0.5569
pima	0.8053	0.7275	0.5500	0.3568	0.6930	1.2119
wdbc	0.9693	0.9525	0.9330	0.8952	0.6102	1.5898
monk2	0.8506	0.7407	0.6988	0.4793	0.6725	0.4664
wisconsin	0.9723	0.9564	0.9390	0.9028	0.6061	1.1314
wine	0.9576	0.9313	0.9360	0.8968	0.6539	0.2151
glass	0.7731	0.6823	0.6688	0.5299	0.7103	0.2089
banknote	0.9985	0.9986	0.9970	0.9971	0.5822	3.4274
appendicitis	0.9444	0.9075	0.7677	0.5718	0.6915	0.0774
balance	0.8896	0.8688	0.7942	0.7554	0.6618	0.7812
bands	0.7754	0.6419	0.5047	0.1949	0.7008	0.5708
contraceptive	0.6049	0.4522	0.3910	0.1577	0.7751	3.1948
dermatology	0.9572	0.9605	0.9458	0.9501	0.6260	0.8013
ecoli	0.8750	0.8315	0.8183	0.7542	0.6723	0.3647
haberman	0.8039	0.6983	0.4353	0.1101	0.7000	0.2533
hayes-roth	0.7736	0.6375	0.6454	0.4256	0.6906	0.1166
heart	0.8630	0.8111	0.7219	0.6172	0.6878	0.3007
hepatitis	0.8958	0.9000	0.6049	0.5048	0.7075	0.0550
mammographic	0.8412	0.7916	0.6825	0.5829	0.6716	1.2379
newthyroid	0.9581	0.9275	0.8918	0.7861	0.6433	0.1609
tae	0.7285	0.5113	0.5904	0.2534	0.7166	0.1107
vehicle	0.7775	0.6984	0.7034	0.5979	0.6864	1.6141
vowel	0.9581	0.9071	0.9540	0.8978	0.5864	2.2157
yeast	0.6724	0.5931	0.5691	0.4642	0.7396	3.2907

TABLA B.16: Resultados de ENN-GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9050	0.8913	0.8186	0.7808	0.6427	2.0728
cardiotocography	0.9048	0.8883	0.7494	0.6853	0.6762	0.6747
eye-state	0.8469	0.8017	0.7025	0.6016	0.6666	19.2298
page-blocks	0.9608	0.9620	0.8237	0.7833	0.6153	2.8116
penbased	0.9813	0.9892	0.9803	0.9880	0.5920	12.0946
satimage	0.9046	0.8895	0.8845	0.8635	0.6431	6.6350
thyroid	0.9399	0.9435	0.4662	0.4043	0.6126	6.0779
segment	0.2284	0.1489	0.1015	0.0071	0.9182	0.4572
coil2000	0.9303	0.9316	0.1331	0.0297	0.6300	28.6562
magic	0.8526	0.8221	0.6754	0.5893	0.6607	29.2380
marketing	0.3681	0.2938	0.2751	0.1881	0.8681	3.0078
phoneme	0.8881	0.8601	0.7471	0.6657	0.6601	2.3185
ring	0.6383	0.5954	0.2823	0.1852	0.7371	4.7442
spambase	0.9067	0.8899	0.8140	0.7668	0.6546	4.7973
texture	0.9701	0.9756	0.9681	0.9732	0.6138	5.3851
titanic	0.7632	0.7701	0.4321	0.4344	0.7191	0.4193
twonorm	0.9567	0.9504	0.9234	0.9008	0.6112	6.1956

TABLA B.17: Resultados de ENN-GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8232	0.7833	0.4282	0.2973	0.6766	19.7674
shuttle	0.9972	0.9910	0.9935	0.9921	0.6265	48.5971

TABLA B.18: Resultados de ENN-GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9563	0.9333	0.9344	0.9000	0.9307	0.1025
cleveland	0.6753	0.5625	0.4682	0.2805	0.8195	0.3603
led7digit	0.6642	0.6420	0.6258	0.6006	0.8888	0.5151
pima	0.7690	0.6870	0.4836	0.2918	0.8293	1.3636
wdbc	0.9393	0.9459	0.8668	0.8809	0.9504	0.8725
monk2	0.8135	0.7637	0.6270	0.5260	0.9109	0.3704
wisconsin	0.9644	0.9534	0.9208	0.8965	0.9496	1.5891
wine	0.9475	0.9214	0.9204	0.8801	0.9365	0.1709
glass	0.7456	0.6735	0.6282	0.5207	0.8467	0.1514
banknote	0.9821	0.9832	0.9636	0.9659	0.9609	3.7633
appendicitis	0.9392	0.9038	0.7432	0.6147	0.9311	0.0734
balance	0.7892	0.7971	0.6162	0.6292	0.9586	0.7410
bands	0.7290	0.6530	0.4108	0.2492	0.8126	0.4354
contraceptive	0.5859	0.4440	0.3573	0.1377	0.7840	3.8110
dermatology	0.9326	0.9146	0.9142	0.8909	0.9285	0.5140
ecoli	0.8149	0.7783	0.7304	0.6780	0.8670	0.2903
haberman	0.7793	0.7228	0.3096	0.1317	0.8572	0.2200
hayes-roth	0.6451	0.5750	0.4364	0.3153	0.8525	0.0976
heart	0.8325	0.8074	0.6584	0.6083	0.8685	0.2233
hepatitis	0.8778	0.8375	0.2623	0.0842	0.9450	0.0711
mammographic	0.8084	0.7578	0.6165	0.5149	0.8812	1.1384
newthyroid	0.9349	0.9104	0.8361	0.7654	0.9433	0.1487
tae	0.6578	0.4371	0.4864	0.1587	0.8086	0.0992
vehicle	0.7457	0.6504	0.6609	0.5338	0.8314	1.5398
vowel	0.7577	0.6626	0.7335	0.6289	0.8385	1.7537
yeast	0.6400	0.5283	0.5307	0.3804	0.7930	4.0582

TABLA B.19: Resultados de RSS-GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8774	0.8721	0.7586	0.7370	0.8477	2.3274
cardiotocography	0.8722	0.8789	0.6238	0.6239	0.8981	0.6769
eye-state	0.7951	0.7577	0.5872	0.4983	0.7992	19.6328
page-blocks	0.9361	0.9432	0.6723	0.6633	0.9505	4.0606
penbased	0.9738	0.9793	0.9719	0.9770	0.7747	13.1559
satimage	0.8741	0.8628	0.8474	0.8311	0.7724	6.6162
thyroid	0.8869	0.8724	0.4592	0.3472	0.9019	5.2133
segment	0.3902	0.1550	0.2902	0.0141	0.7409	0.8388
coil2000	0.9202	0.9210	0.1525	0.0657	0.8892	18.4082
magic	0.8119	0.7944	0.5671	0.5094	0.8427	27.6643
marketing	0.4488	0.2677	0.3729	0.1646	0.7440	4.8422
phoneme	0.8078	0.8020	0.4729	0.4357	0.8446	2.5846
ring	0.9008	0.8500	0.8114	0.6994	0.7866	7.2029
spambase	0.8810	0.8671	0.7560	0.7138	0.8265	3.8615
texture	0.9497	0.9520	0.9457	0.9472	0.8092	4.6882
titanic	0.7247	0.7301	0.2169	0.2116	0.9685	0.8787
twonorm	0.9348	0.9382	0.8796	0.8765	0.8571	5.7963

TABLA B.20: Resultados de RSS-GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7969	0.7596	0.3506	0.2294	0.8197	15.8795
shuttle	0.9924	0.9946	0.9934	0.9913	0.9349	92.6277

TABLA B.21: Resultados de RSS-GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9511	0.9333	0.9267	0.9000	0.9007	0.2023
cleveland	0.7467	0.5666	0.5945	0.3191	0.7071	0.8642
led7digit	0.6638	0.5900	0.6250	0.5413	0.7552	1.2285
pima	0.8090	0.6536	0.5729	0.2229	0.7311	3.0675
wdbc	0.9477	0.9382	0.8856	0.8644	0.9176	2.6101
monk2	0.8477	0.7521	0.6948	0.5053	0.8257	0.9819
wisconsin	0.9655	0.9519	0.9234	0.8927	0.9249	2.7083
wine	0.9601	0.9353	0.9398	0.9022	0.8961	0.4466
glass	0.8188	0.6775	0.7376	0.5303	0.7622	0.5214
banknote	0.9941	0.9957	0.9880	0.9912	0.9535	6.4124
appendicitis	0.9592	0.9438	0.8005	0.6732	0.9104	0.1664
balance	0.8366	0.7364	0.7145	0.5474	0.8541	1.5468
bands	0.7860	0.6266	0.5414	0.2030	0.7189	1.3628
contraceptive	0.6667	0.4339	0.4868	0.1329	0.6572	8.6035
dermatology	0.9538	0.9302	0.9411	0.9109	0.8818	1.3110
ecoli	0.8542	0.7476	0.7886	0.6341	0.7887	0.8325
haberman	0.8094	0.6817	0.4714	0.1426	0.7477	0.7039
hayes-roth	0.7347	0.6000	0.5838	0.3676	0.7269	0.3066
heart	0.8551	0.7333	0.7070	0.4635	0.7859	0.8716
hepatitis	0.8972	0.8625	0.5604	0.2648	0.8600	0.1275
mammographic	0.8149	0.7289	0.6294	0.4572	0.7855	2.5128
newthyroid	0.9644	0.9408	0.9157	0.8483	0.9098	0.3990
tae	0.7726	0.6179	0.6541	0.4095	0.6695	0.3217
vehicle	0.7964	0.6747	0.7282	0.5658	0.7374	3.2839
vowel	0.8602	0.8051	0.8462	0.7856	0.7869	3.5617
yeast	0.7215	0.5069	0.6372	0.3583	0.6687	6.1157

TABLA B.22: Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8953	0.8632	0.7980	0.7226	0.8018	2.9985
cardiotocography	0.9089	0.8821	0.7659	0.6710	0.8322	0.9346
eye-state	0.8477	0.7842	0.7008	0.5611	0.7104	30.1414
page-blocks	0.9476	0.9454	0.7656	0.7069	0.9163	4.3367
penbased	0.9838	0.9893	0.9831	0.9881	0.7588	16.4172
satimage	0.9136	0.8835	0.8957	0.8562	0.7194	8.4417
thyroid	0.9270	0.9165	0.5680	0.4202	0.8655	6.7297
segment	0.5136	0.1567	0.4342	0.0162	0.6030	1.4413
coil2000	0.8973	0.8741	0.3101	0.0703	0.8240	26.5484
magic	0.8404	0.7843	0.6546	0.5118	0.7609	39.0019
marketing	0.5682	0.2679	0.5089	0.1647	0.5990	7.6498
phoneme	0.8899	0.8503	0.7391	0.6233	0.7558	3.4327
ring	0.8973	0.8289	0.8043	0.6569	0.7662	8.5935
spambase	0.8928	0.8571	0.7861	0.7009	0.7643	5.6515
texture	0.9729	0.9711	0.9712	0.9682	0.7712	6.1308
titanic	0.7641	0.7687	0.3811	0.3736	0.8499	0.8347
twonorm	0.9394	0.9308	0.8889	0.8616	0.8234	7.3587

TABLA B.23: Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8040	0.7167	0.4456	0.1972	0.7188	31.0338
shuttle	0.9985	0.9986	0.9964	0.9959	0.9341	121.5524

TABLA B.24: Resultados de CNN-RSS-GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9578	0.9600	0.9367	0.9400	0.6527	0.2506
cleveland	0.7202	0.5631	0.5548	0.2998	0.6879	0.7618
led7digit	0.6949	0.6340	0.6599	0.5915	0.6846	0.9433
pima	0.8258	0.7184	0.6046	0.3580	0.6414	2.2231
wdbc	0.9680	0.9612	0.9302	0.9153	0.6091	2.3126
monk2	0.8662	0.7848	0.7316	0.5684	0.6600	0.9437
wisconsin	0.9745	0.9607	0.9435	0.9134	0.6073	2.5028
wine	0.9619	0.9353	0.9423	0.9025	0.6478	0.3626
glass	0.8198	0.6743	0.7406	0.5286	0.6780	0.3918
banknote	0.9984	0.9978	0.9967	0.9956	0.5829	6.0657
appendicitis	0.9529	0.9275	0.7882	0.6206	0.6830	0.1793
balance	0.8862	0.8400	0.7903	0.7088	0.6549	1.2848
bands	0.8085	0.6446	0.5810	0.2311	0.6510	1.0204
contraceptive	0.6514	0.4509	0.4611	0.1512	0.6717	5.8312
dermatology	0.9594	0.9387	0.9484	0.9223	0.6299	1.2511
ecoli	0.8817	0.8012	0.8293	0.7114	0.6443	0.8213
haberman	0.8192	0.7156	0.4580	0.0874	0.6670	0.5336
hayes-roth	0.7771	0.6125	0.6438	0.3745	0.6688	0.1906
heart	0.8720	0.8037	0.7399	0.5995	0.6522	0.5456
hepatitis	0.9139	0.9000	0.5594	0.4057	0.7063	0.1190
mammographic	0.8459	0.7795	0.6917	0.5589	0.6472	2.0759
newthyroid	0.9685	0.9456	0.9273	0.8617	0.6247	0.4100
tae	0.7285	0.5433	0.5908	0.3054	0.6781	0.2406
vehicle	0.8034	0.7037	0.7379	0.6048	0.6456	2.8428
vowel	0.9663	0.9263	0.9630	0.9189	0.5784	3.5712
yeast	0.7091	0.5372	0.6185	0.3893	0.6569	6.7687

TABLA B.25: Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9130	0.8760	0.8338	0.7486	0.6208	3.4310
cardiotocography	0.9076	0.8865	0.7506	0.6706	0.6610	1.0867
eye-state	0.8709	0.8070	0.7488	0.6095	0.6188	30.2943
page-blocks	0.9623	0.9624	0.8328	0.7835	0.6125	5.0880
penbased	0.9837	0.9907	0.9830	0.9897	0.5918	19.4215
satimage	0.9137	0.8887	0.8959	0.8627	0.6192	10.0313
thyroid	0.9575	0.9399	0.7319	0.4864	0.5909	9.1922
segment	0.4190	0.1442	0.3238	0.0015	0.6984	1.0497
coil2000	0.9293	0.9192	0.2577	0.0426	0.6208	41.0184
magic	0.8657	0.8179	0.7060	0.5794	0.6278	42.7401
marketing	0.5096	0.2792	0.4414	0.1765	0.6750	5.8474
phoneme	0.8957	0.8638	0.7592	0.6665	0.6443	3.7213
ring	0.8308	0.7224	0.6707	0.4420	0.6035	9.5487
spambase	0.9183	0.8914	0.8383	0.7703	0.6319	7.1451
texture	0.9758	0.9795	0.9744	0.9774	0.6047	8.1344
titanic	0.7727	0.7805	0.4163	0.4208	0.7101	0.9091
twonorm	0.9585	0.9508	0.9270	0.9016	0.6027	9.3226

TABLA B.26: Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8343	0.7614	0.4862	0.2591	0.6288	40.8163
shuttle	0.9911	0.9996	0.9931	0.9987	0.6367	107.868

TABLA B.27: Resultados de ENN-RSS-GGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9741	0.9533	0.9611	0.9300	0.9213	0.1289
cleveland	0.7302	0.5542	0.5568	0.2620	0.8354	0.2989
led7digit	0.6958	0.6600	0.6609	0.6200	0.8404	0.3878
pima	0.8209	0.7055	0.6000	0.3476	0.8124	0.9172
wdbc	0.9699	0.9382	0.9343	0.8658	0.8487	0.8037
monk2	0.9023	0.7772	0.8043	0.5533	0.8229	0.3947
wisconsin	0.9754	0.9591	0.9458	0.9098	0.8419	0.7412
wine	0.9825	0.9489	0.9735	0.9230	0.9000	0.1520
glass	0.8619	0.7442	0.7998	0.6227	0.8220	0.1831
banknote	0.9994	0.9978	0.9987	0.9956	0.8208	2.0160
appendicitis	0.9613	0.9275	0.8192	0.6305	0.9500	0.1128
balance	0.8754	0.8271	0.7713	0.6830	0.8261	0.6664
bands	0.8164	0.6888	0.5965	0.3105	0.8153	0.3679
contraceptive	0.6320	0.4563	0.4309	0.1594	0.7861	2.0979
dermatology	0.9671	0.9468	0.9582	0.9324	0.8682	0.4136
ecoli	0.8895	0.8417	0.8417	0.7729	0.8393	0.3160
haberman	0.8203	0.6878	0.4683	0.1211	0.8552	0.2957
hayes-roth	0.7903	0.5938	0.6702	0.3451	0.8225	0.1150
heart	0.8852	0.8259	0.7676	0.6481	0.8726	0.2503
hepatitis	0.9306	0.8375	0.6711	0.3171	0.9513	0.0665
mammographic	0.8494	0.7795	0.6984	0.5587	0.8196	0.9700
newthyroid	0.9824	0.9418	0.9575	0.8553	0.8898	0.2138
tae	0.7219	0.5042	0.5812	0.2553	0.8391	0.1135
vehicle	0.7922	0.6938	0.7229	0.5916	0.8056	1.1399
vowel	0.9374	0.8788	0.9311	0.8667	0.7629	1.3318
yeast	0.6790	0.5211	0.5795	0.3731	0.7837	2.1546

TABLA B.28: Resultados de SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8909	0.8821	0.7893	0.7612	0.8553	2.6564
cardiotocography	0.8889	0.8859	0.7005	0.6752	0.9070	1.0504
eye-state	0.8238	0.7836	0.6537	0.5621	0.7970	10.2060
page-blocks	0.9561	0.9578	0.7946	0.7531	0.8587	3.0192
penbased	0.9813	0.9891	0.9804	0.9879	0.8354	6.2384
satimage	0.9027	0.8907	0.8823	0.8651	0.8473	3.6777
thyroid	0.9389	0.9376	0.5483	0.4444	0.8501	4.4330
segment	0.3096	0.1394	0.1962	-0.0040	0.8274	1.1394
coil2000	0.9166	0.9097	0.2261	0.0501	0.8411	8.5576
magic	0.8385	0.8051	0.6499	0.5595	0.8072	13.6651
marketing	0.4272	0.2741	0.3474	0.1708	0.8038	3.8912
phoneme	0.8641	0.8418	0.6832	0.6124	0.8473	2.8281
ring	0.8209	0.7597	0.6508	0.5173	0.8146	4.4636
spambase	0.9009	0.8912	0.8025	0.7711	0.8520	2.7135
texture	0.9619	0.9649	0.9591	0.9614	0.8400	2.9175
titanic	0.7803	0.7883	0.4301	0.4347	0.9276	0.7118
twonorm	0.9525	0.9534	0.9151	0.9068	0.8481	4.2527

TABLA B.29: Resultados de SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7953	0.7485	0.3880	0.2451	0.8067	11.2800
shuttle	0.9988	0.9987	0.9971	0.9963	0.8041	27.4350

TABLA B.30: Resultados de SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9741	0.9400	0.9611	0.9100	0.9407	0.1483
cleveland	0.8058	0.5818	0.6817	0.3238	0.7593	0.3015
led7digit	0.6373	0.5680	0.5959	0.5179	0.7878	0.4661
pima	0.8325	0.6664	0.6258	0.2451	0.7874	0.9576
wdbc	0.9691	0.9362	0.9333	0.8622	0.9364	1.2601
monk2	0.9059	0.8447	0.8116	0.6898	0.8435	0.4466
wisconsin	0.9764	0.9579	0.9481	0.9075	0.9621	4.2283
wine	0.9813	0.9548	0.9716	0.9310	0.9438	0.2300
glass	0.9081	0.7267	0.8674	0.6058	0.7790	0.2004
banknote	0.9973	0.9905	0.9946	0.9808	0.9780	5.0010
appendicitis	0.9759	0.9600	0.8770	0.6889	0.9585	0.1578
balance	0.8669	0.7695	0.7620	0.5936	0.8496	0.8936
bands	0.8499	0.6426	0.6746	0.2241	0.7751	0.4153
contraceptive	0.6974	0.4489	0.5335	0.1527	0.6686	2.2906
dermatology	0.9659	0.9278	0.9571	0.9089	0.9254	0.6828
ecoli	0.9025	0.8114	0.8576	0.7221	0.8435	0.3762
haberman	0.8453	0.6850	0.5383	0.0956	0.8183	0.2758
hayes-roth	0.7889	0.6313	0.6684	0.4175	0.7813	0.1057
heart	0.8934	0.7667	0.7839	0.5287	0.8581	0.2743
hepatitis	0.9167	0.8500	0.5894	0.3057	0.9550	0.0697
mammographic	0.8481	0.7422	0.6960	0.4842	0.8157	1.1825
newthyroid	0.9840	0.9361	0.9624	0.8492	0.9442	0.3220
tae	0.7991	0.5700	0.6965	0.3420	0.7722	0.1016
vehicle	0.8318	0.6569	0.7755	0.5421	0.7615	1.2806
vowel	0.9608	0.9202	0.9569	0.9122	0.7652	1.3117
yeast	0.7415	0.5222	0.6636	0.3770	0.6951	2.3678
	0.8791	0.7695	0.7840	0.5815	0.8425	0.9749

TABLA B.31: Resultados de CNN-SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8885	0.8645	0.7846	0.7259	0.8845	2.5917
cardiotocography	0.8965	0.8788	0.7236	0.6507	0.9112	0.9744
eye-state	0.8339	0.7759	0.6746	0.5472	0.7736	9.5102
page-blocks	0.9549	0.9532	0.7970	0.7406	0.9531	8.6390
penbased	0.9773	0.9826	0.9759	0.9807	0.9243	8.0534
satimage	0.9108	0.8825	0.8922	0.8551	0.8776	4.2790
thyroid	0.9257	0.9158	0.5344	0.4023	0.9175	5.4903
segment	0.4875	0.1455	0.4037	0.0030	0.6338	0.6872
coil2000	0.8935	0.8766	0.2694	0.0713	0.8878	9.2147
magic	0.8408	0.7857	0.6621	0.5253	0.8168	15.4231
marketing	0.5485	0.2730	0.4871	0.1712	0.6361	2.9167
phoneme	0.8794	0.8488	0.7219	0.6320	0.8583	3.5760
ring	0.9086	0.8707	0.8270	0.7409	0.8571	6.2113
spambase	0.9001	0.8819	0.8018	0.7521	0.8753	2.2180
texture	0.9668	0.9667	0.9645	0.9634	0.8820	2.7337
titanic	0.7687	0.7755	0.4367	0.4387	0.9235	0.5037
twonorm	0.9368	0.9339	0.8836	0.8678	0.9175	4.5754

TABLA B.32: Resultados de CNN-SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7810	0.7039	0.4041	0.1919	0.7816	12.0698
shuttle	0.9984	0.9986	0.9963	0.9960	0.9797	59.1310

TABLA B.33: Resultados de CNN-SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9674	0.9600	0.9511	0.9400	0.8693	0.1472
cleveland	0.7258	0.6011	0.5452	0.3391	0.8253	0.4247
led7digit	0.7618	0.6880	0.7346	0.6516	0.7902	0.6063
pima	0.8420	0.7403	0.6424	0.4055	0.7372	1.1757
wdbc	0.9799	0.9597	0.9564	0.9119	0.7274	0.9593
monk2	0.8987	0.7587	0.7964	0.5142	0.7498	0.5481
wisconsin	0.9793	0.9593	0.9543	0.9087	0.7158	0.9413
wine	0.9776	0.9588	0.9658	0.9375	0.8472	0.2131
glass	0.8588	0.6863	0.7976	0.5411	0.7921	0.2460
banknote	0.9997	0.9986	0.9993	0.9971	0.6555	2.5586
appendicitis	0.9476	0.9238	0.7417	0.5986	0.9245	0.0900
balance	0.8924	0.8675	0.8001	0.7526	0.7298	0.7682
bands	0.8313	0.6850	0.6312	0.3014	0.7701	0.4592
contraceptive	0.6334	0.4609	0.4340	0.1708	0.7903	3.2616
dermatology	0.9702	0.9387	0.9624	0.9226	0.7684	0.5990
ecoli	0.8939	0.8422	0.8460	0.7688	0.7890	0.4199
haberman	0.8279	0.7311	0.4790	0.1877	0.8108	0.3237
hayes-roth	0.8167	0.7063	0.7128	0.5367	0.7875	0.1310
heart	0.9008	0.8185	0.7980	0.6307	0.8019	0.3099
hepatitis	0.9236	0.8375	0.6029	0.1971	0.9425	0.0762
mammographic	0.8625	0.7855	0.7249	0.5703	0.7265	1.2844
newthyroid	0.9783	0.9399	0.9487	0.8453	0.8260	0.2164
tae	0.7550	0.5438	0.6298	0.3072	0.8278	0.1260
vehicle	0.8144	0.6929	0.7526	0.5905	0.7273	1.4909
vowel	0.9787	0.9343	0.9765	0.9278	0.6441	1.7673
yeast	0.6890	0.5701	0.5911	0.4355	0.7624	3.2192

TABLA B.34: Resultados de ENN-SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8991	0.8864	0.8065	0.7708	0.7288	2.1969
cardiotocography	0.8910	0.8766	0.7018	0.6409	0.8060	0.8030
eye-state	0.8455	0.8005	0.6997	0.5990	0.7017	13.5620
page-blocks	0.9597	0.9620	0.8156	0.7792	0.7061	2.5222
penbased	0.9824	0.9908	0.9816	0.9898	0.6497	8.3334
satimage	0.9037	0.8884	0.8833	0.8620	0.7211	4.5211
thyroid	0.9397	0.9456	0.4656	0.4177	0.6880	4.4753
segment	0.2051	0.1325	0.0742	-0.0121	0.9342	1.2889
coil2000	0.9307	0.9321	0.1334	0.0155	0.6953	16.2075
magic	0.8506	0.8219	0.6713	0.5890	0.6946	19.2229
marketing	0.3668	0.2908	0.2718	0.1827	0.8889	4.5905
phoneme	0.8783	0.8540	0.7228	0.6493	0.7404	2.3454
ring	0.6895	0.6382	0.3855	0.2716	0.7558	4.1515
spambase	0.8997	0.8862	0.7988	0.7587	0.7447	3.3582
texture	0.9684	0.9733	0.9662	0.9706	0.6984	3.7807
titanic	0.7742	0.7819	0.4504	0.4549	0.8467	0.5041
twonorm	0.9562	0.9545	0.9225	0.9089	0.6800	4.5633

TABLA B.35: Resultados de ENN-SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8205	0.7796	0.4251	0.2915	0.7354	21.8477
shuttle	0.9989	0.9988	0.9975	0.9966	0.6292	47.9571

TABLA B.36: Resultados de ENN-SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9763	0.9667	0.9644	0.9500	0.9527	0.2457
cleveland	0.7247	0.5631	0.5525	0.3053	0.8508	0.3319
led7digit	0.7180	0.6620	0.6859	0.6230	0.9114	0.6265
pima	0.8157	0.7164	0.5872	0.3737	0.8465	1.2026
wdbc	0.9643	0.9413	0.9217	0.8718	0.9545	1.3163
monk2	0.8809	0.8167	0.7623	0.6332	0.9153	0.6187
wisconsin	0.9745	0.9651	0.9436	0.9237	0.9630	1.9268
wine	0.9862	0.9725	0.9792	0.9582	0.9573	0.2952
glass	0.8308	0.7267	0.7611	0.6090	0.8710	0.2159
banknote	0.9960	0.9956	0.9920	0.9911	0.9622	4.4683
appendicitis	0.9623	0.9138	0.8455	0.6281	0.9623	0.1313
balance	0.8597	0.8335	0.7399	0.6901	0.9483	1.3446
bands	0.8149	0.6245	0.5968	0.1818	0.8323	0.4596
contraceptive	0.6243	0.4583	0.4174	0.1633	0.7886	2.9997
dermatology	0.9659	0.9364	0.9566	0.9194	0.9453	0.6027
ecoli	0.8641	0.7814	0.8034	0.6854	0.8979	0.4327
haberman	0.8094	0.7189	0.3919	0.0827	0.9007	0.3774
hayes-roth	0.7903	0.5938	0.6735	0.3597	0.8531	0.1580
heart	0.8774	0.7963	0.7516	0.5891	0.9052	0.3431
hepatitis	0.9222	0.8875	0.6251	0.4514	0.9638	0.0922
mammographic	0.8380	0.7916	0.6758	0.5825	0.8937	1.4353
newthyroid	0.9716	0.9485	0.9274	0.8601	0.9600	0.3301
tae	0.7586	0.4708	0.6371	0.1988	0.8238	0.1111
vehicle	0.7849	0.6482	0.7130	0.5304	0.8395	1.4432
vowel	0.9210	0.8384	0.9131	0.8222	0.7868	1.6671
yeast	0.6775	0.5197	0.5787	0.3699	0.8041	3.1249

TABLA B.37: Resultados de RSS-SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8901	0.8908	0.7860	0.7769	0.8852	2.8499
cardiotocography	0.8781	0.8771	0.6600	0.6389	0.9514	1.1030
eye-state	0.8008	0.7667	0.6007	0.5196	0.8122	13.0538
page-blocks	0.9450	0.9512	0.7343	0.7219	0.9671	5.5642
penbased	0.9805	0.9885	0.9795	0.9873	0.8067	8.6334
satimage	0.8792	0.8716	0.8536	0.8420	0.8119	5.1614
thyroid	0.9050	0.8997	0.4760	0.3767	0.9155	5.7662
segment	0.3390	0.1498	0.2305	0.0081	0.7916	0.9479
coil2000	0.9204	0.9246	0.1088	0.0262	0.9177	12.1242
magic	0.8165	0.8027	0.5834	0.5351	0.8615	19.2977
marketing	0.4480	0.2737	0.3721	0.1717	0.7637	3.9325
phoneme	0.8366	0.8301	0.5915	0.5566	0.8713	2.8382
ring	0.9224	0.8915	0.8547	0.7827	0.8250	7.4582
spambase	0.8903	0.8849	0.7799	0.7573	0.8722	2.9937
texture	0.9568	0.9602	0.9534	0.9562	0.8459	3.3894
titanic	0.7629	0.7696	0.4047	0.4065	0.9804	1.2767
twonorm	0.9410	0.9441	0.8920	0.8881	0.8932	5.5177

TABLA B.38: Resultados de RSS-SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7956	0.7669	0.3534	0.2589	0.8467	22.9713
shuttle	0.9980	0.9983	0.9951	0.9953	0.9387	92.6277

TABLA B.39: Resultados de RSS-SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9719	0.9067	0.9578	0.8600	0.9440	0.3540
cleveland	0.7897	0.5900	0.6680	0.3612	0.7660	0.7094
led7digit	0.6960	0.6360	0.6611	0.5938	0.7896	1.0877
pima	0.8491	0.6987	0.6628	0.3313	0.7544	2.3401
wdbc	0.9690	0.9436	0.9326	0.8779	0.9295	2.5540
monk2	0.9051	0.8259	0.8102	0.6525	0.8477	1.1195
wisconsin	0.9749	0.9678	0.9448	0.9287	0.9416	3.2933
wine	0.9813	0.9529	0.9716	0.9287	0.9388	0.5113
glass	0.8988	0.7577	0.8527	0.6446	0.7921	0.4308
banknote	0.9988	0.9956	0.9975	0.9911	0.9557	8.4500
appendicitis	0.9769	0.9538	0.8837	0.6995	0.9528	0.3099
balance	0.8661	0.8038	0.7580	0.6512	0.8680	2.2282
bands	0.8429	0.6627	0.6643	0.2748	0.7595	0.9569
contraceptive	0.6965	0.4299	0.5307	0.1265	0.6687	5.8234
dermatology	0.9733	0.9398	0.9658	0.9223	0.9176	1.3022
ecoli	0.8972	0.8068	0.8509	0.7170	0.8262	0.8184
haberman	0.8490	0.6972	0.5479	0.1525	0.8183	0.6672
hayes-roth	0.8132	0.6625	0.7068	0.4650	0.7725	0.2630
heart	0.8951	0.7889	0.7874	0.5744	0.8378	0.6360
hepatitis	0.9208	0.8125	0.6281	0.3032	0.9475	0.1503
mammographic	0.8518	0.7675	0.7032	0.5344	0.8037	2.5998
newthyroid	0.9850	0.9571	0.9637	0.8975	0.9447	0.6348
tae	0.7918	0.5304	0.6832	0.2761	0.7755	0.2657
vehicle	0.8264	0.6728	0.7684	0.5635	0.7580	2.9250
vowel	0.9357	0.8566	0.9293	0.8422	0.7768	3.3522
yeast	0.7448	0.5117	0.6676	0.3623	0.6821	5.8997

TABLA B.40: Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9000	0.8734	0.8081	0.7442	0.8382	5.0634
cardiotocography	0.8969	0.8868	0.7267	0.6805	0.9040	1.8768
eye-state	0.8451	0.7846	0.6955	0.5618	0.7367	23.3502
page-blocks	0.9573	0.9565	0.8093	0.7561	0.9377	9.8009
penbased	0.9825	0.9902	0.9817	0.9891	0.7955	15.1759
satimage	0.9093	0.8825	0.8905	0.8551	0.7698	8.7042
thyroid	0.9283	0.9178	0.5506	0.4085	0.8944	10.3729
segment	0.4875	0.1494	0.4038	0.0076	0.6400	1.6935
coil2000	0.9012	0.8839	0.2681	0.0486	0.8554	21.8598
magic	0.8494	0.7970	0.6760	0.5430	0.7777	34.0916
marketing	0.5589	0.2727	0.4990	0.1714	0.6266	7.1618
phoneme	0.8828	0.8472	0.7270	0.6239	0.8041	4.8972
ring	0.9165	0.8703	0.8428	0.7400	0.7973	12.8932
spambase	0.9046	0.8869	0.8102	0.7617	0.8179	5.3826
texture	0.9709	0.9716	0.9689	0.9688	0.8216	6.3915
titanic	0.7669	0.7760	0.4271	0.4354	0.9272	1.5767
twonorm	0.9387	0.9326	0.8875	0.8651	0.8609	9.6835

TABLA B.41: Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8019	0.7282	0.4316	0.2178	0.7528	30.5851
shuttle	0.9985	0.9986	0.9964	0.9959	0.9341	118.1643

TABLA B.42: Resultados de CNN-RSS-SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9719	0.9400	0.9578	0.9100	0.8660	0.2756
cleveland	0.7714	0.5521	0.6285	0.2937	0.7741	0.7355
led7digit	0.7518	0.7080	0.7235	0.6742	0.7688	1.1967
pima	0.8511	0.7071	0.6623	0.3430	0.7053	2.1534
wdbc	0.9814	0.9650	0.9600	0.9244	0.7286	1.8697
monk2	0.9108	0.8679	0.8213	0.7356	0.7308	0.9656
wisconsin	0.9834	0.9593	0.9632	0.9099	0.7044	2.2695
wine	0.9812	0.9332	0.9714	0.8985	0.8534	0.4101
glass	0.8858	0.7394	0.8314	0.6143	0.7715	0.4329
banknote	0.9998	0.9978	0.9995	0.9956	0.6522	5.3130
appendicitis	0.9581	0.9338	0.7988	0.6732	0.9255	0.1857
balance	0.8928	0.8572	0.8017	0.7367	0.7210	1.5537
bands	0.8444	0.6999	0.6599	0.3276	0.7326	0.9935
contraceptive	0.6781	0.4434	0.5010	0.1394	0.6894	5.8073
dermatology	0.9811	0.9553	0.9758	0.9429	0.7623	1.1132
ecoli	0.9018	0.7977	0.8564	0.7027	0.7619	0.7794
haberman	0.8464	0.7283	0.5532	0.2168	0.7784	0.5724
hayes-roth	0.8229	0.6938	0.7211	0.5151	0.7706	0.2846
heart	0.8979	0.7963	0.7930	0.5848	0.7889	0.6413
hepatitis	0.9097	0.8000	0.6258	0.1505	0.9188	0.1395
mammographic	0.8581	0.7904	0.7159	0.5801	0.7120	2.3182
newthyroid	0.9788	0.9533	0.9491	0.8851	0.8228	0.4134
tae	0.7741	0.5163	0.6589	0.2699	0.7742	0.2531
vehicle	0.8415	0.6824	0.7886	0.5763	0.6903	2.9208
vowel	0.9786	0.9384	0.9764	0.9322	0.6408	3.4563
yeast	0.7376	0.5568	0.6558	0.4158	0.6778	6.0095

TABLA B.43: Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.9097	0.8842	0.8273	0.7651	0.7089	4.1720
cardiotocography	0.9044	0.8889	0.7396	0.6723	0.7899	1.5734
eye-state	0.8605	0.8037	0.7280	0.6027	0.6566	24.8708
page-blocks	0.9618	0.9644	0.8329	0.7988	0.7063	5.4408
penbased	0.9840	0.9904	0.9833	0.9893	0.6511	16.0600
satimage	0.9152	0.8953	0.8976	0.8707	0.6979	8.5619
thyroid	0.9529	0.9424	0.6829	0.4985	0.6739	8.4669
segment	0.3945	0.1390	0.2952	-0.0045	0.7362	1.7743
coil2000	0.9282	0.9192	0.2377	0.0296	0.6844	27.9752
magic	0.8613	0.8201	0.6963	0.5853	0.6673	34.5252
marketing	0.4879	0.2724	0.4171	0.1692	0.7186	7.3495
phoneme	0.8945	0.8664	0.7535	0.6678	0.7110	4.5721
ring	0.8581	0.7457	0.7256	0.4890	0.6467	8.9013
spambase	0.9139	0.8884	0.8297	0.7645	0.7159	6.1743
texture	0.9740	0.9758	0.9724	0.9734	0.6861	7.0997
titanic	0.7798	0.7883	0.4323	0.4388	0.8499	1.1059
twonorm	0.9547	0.9481	0.9194	0.8962	0.6822	8.6751

TABLA B.44: Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8234	0.7621	0.4512	0.2574	0.7019	40.8990
shuttle	0.9990	0.9989	0.9979	0.9969	0.6318	116.2944

TABLA B.45: Resultados de ENN-RSS-SSGA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9770	0.9067	0.9656	0.8600	0.9740	0.2593
cleveland	0.7171	0.5838	0.5237	0.3102	0.9306	0.9515
led7digit	0.7644	0.7420	0.7376	0.7122	0.9696	1.2289
pima	0.8131	0.7659	0.5680	0.4569	0.9674	6.3130
wdbc	0.9734	0.9505	0.9423	0.8921	0.9830	3.5505
monk2	0.9532	0.9328	0.9062	0.8653	0.9757	2.4957
wisconsin	0.9766	0.9578	0.9486	0.9073	0.9927	7.3022
wine	0.9831	0.9292	0.9744	0.8933	0.9680	0.3459
glass	0.7996	0.6545	0.7033	0.4836	0.9145	0.5640
banknote	0.9982	0.9978	0.9964	0.9956	0.9892	12.6341
appendicitis	0.9644	0.9600	0.8391	0.7352	0.9745	0.3151
balance	0.8843	0.8627	0.7835	0.7431	0.9738	3.8908
bands	0.7885	0.6582	0.5250	0.2308	0.9449	1.2039
contraceptive	0.6194	0.4819	0.4061	0.1940	0.9452	18.6463
dermatology	0.9746	0.9559	0.9677	0.9438	0.9645	1.2560
ecoli	0.8608	0.8012	0.7961	0.7062	0.9625	1.3572
haberman	0.8018	0.7089	0.3817	0.1279	0.9768	1.6556
hayes-roth	0.7688	0.6688	0.6381	0.4826	0.9088	0.2636
heart	0.8811	0.8296	0.7572	0.6524	0.9696	0.8221
hepatitis	0.9222	0.8750	0.6535	0.3771	0.9638	0.1015
mammographic	0.8459	0.8265	0.6914	0.6529	0.9854	9.7776
newthyroid	0.9747	0.9313	0.9417	0.8320	0.9735	0.7552
tae	0.6799	0.5567	0.5189	0.3293	0.9106	0.2531
vehicle	0.7965	0.6621	0.7286	0.5490	0.9221	5.1786
vowel	0.8875	0.8253	0.8763	0.8078	0.8701	5.6765
yeast	0.6766	0.5623	0.5732	0.4211	0.9472	19.9237

TABLA B.46: Resultados de MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8886	0.8846	0.7740	0.7658	0.9484	27.6695
cardiotocography	0.8783	0.8682	0.6553	0.6240	0.9869	3.1308
eye-state	0.7385	0.7190	0.4705	0.4308	0.9717	143.5858
page-blocks	0.9423	0.9394	0.6565	0.6373	0.9959	16.9769
penbased	0.9826	0.9809	0.9807	0.9788	0.9032	448.9862
satimage	0.8715	0.8628	0.8410	0.8303	0.9672	35.6554
thyroid	0.9447	0.9437	0.4543	0.4416	0.9954	25.3644
segment	0.2546	0.1546	0.1304	0.0136	0.8941	3.3403
coil2000	0.9358	0.9340	0.0739	0.0454	0.9975	81.9335
magic	0.8206	0.8078	0.6008	0.5718	0.9699	237.1728
marketing	0.3404	0.2877	0.2414	0.1808	0.9419	25.6661
phoneme	0.8127	0.8007	0.5439	0.5128	0.9817	16.7353
ring	0.7169	0.7041	0.4306	0.4047	0.9704	32.5529
spambase	0.8696	0.8617	0.7279	0.7113	0.9854	9.3396
texture	0.9623	0.9586	0.9586	0.9545	0.8660	110.9760
titanic	0.7839	0.7828	0.4563	0.4506	0.9902	3.0523
twonorm	0.9534	0.9523	0.9067	0.9046	0.9954	24.7465

TABLA B.47: Resultados de MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8043	0.8035	0.3163	0.3128	0.9970	97.4400
shuttle	0.9764	0.9962	0.9835	0.9892	0.9976	414.8464

TABLA B.48: Resultados de MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9593	0.9533	0.9389	0.9300	0.9713	0.2560
cleveland	0.7340	0.5976	0.5674	0.3410	0.9178	1.1617
led7digit	0.7636	0.7640	0.7369	0.7370	0.9688	1.7061
pima	0.8181	0.7408	0.5853	0.4129	0.9616	6.3759
wdbc	0.9692	0.9517	0.9332	0.8968	0.9835	4.3126
monk2	0.9601	0.9513	0.9201	0.9022	0.9722	2.2859
wisconsin	0.9749	0.9666	0.9449	0.9272	0.9918	10.8397
wine	0.9670	0.9235	0.9497	0.8824	0.9674	0.4105
glass	0.8380	0.7259	0.7628	0.5999	0.9005	0.5582
banknote	0.9960	0.9949	0.9918	0.9897	0.9897	19.3378
appendicitis	0.9622	0.9338	0.8197	0.6226	0.9726	0.3812
balance	0.8704	0.8306	0.7579	0.6843	0.9618	4.4479
bands	0.7952	0.6745	0.5346	0.2540	0.9318	1.4442
contraceptive	0.6397	0.4874	0.4369	0.1983	0.9238	34.5453
dermatology	0.9711	0.9359	0.9635	0.9185	0.9620	1.6582
ecoli	0.8770	0.8189	0.8208	0.7371	0.9438	1.6602
haberman	0.7988	0.7850	0.3414	0.3042	0.9830	1.6235
hayes-roth	0.7951	0.6625	0.6817	0.4761	0.9063	0.3040
heart	0.8695	0.8074	0.7336	0.6065	0.9748	0.9108
hepatitis	0.9250	0.8750	0.6103	0.3771	0.9625	0.1547
mammographic	0.8473	0.8205	0.6945	0.6408	0.9807	10.7792
newthyroid	0.9731	0.9408	0.9343	0.8521	0.9767	0.9724
tae	0.7277	0.5238	0.5888	0.2769	0.8795	0.2448
vehicle	0.8039	0.6320	0.7386	0.5085	0.9063	6.7557
vowel	0.9759	0.9141	0.9735	0.9056	0.8363	10.6054
yeast	0.6867	0.5546	0.5887	0.4161	0.9371	31.3284

TABLA B.49: Resultados de CNN-MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8740	0.8594	0.7565	0.7170	0.9243	23.6071
cardiotocography	0.8781	0.8798	0.6685	0.6528	0.9776	3.6315
eye-state	0.7818	0.7592	0.5695	0.5136	0.9208	184.2650
page-blocks	0.9395	0.9461	0.6854	0.6734	0.9905	29.4964
penbased	0.9802	0.9871	0.9791	0.9856	0.9392	109.8440
satimage	0.8773	0.8664	0.8510	0.8352	0.9362	36.4186
thyroid	0.9321	0.9408	0.4125	0.4144	0.9969	30.0824
segment	0.1780	0.1489	0.0427	0.0071	0.9731	3.7275
coil2000	0.9033	0.9409	0.0000	0.0000	0.9991	74.6177
magic	0.7938	0.7951	0.5462	0.5362	0.9934	263.4050
marketing	0.4412	0.2817	0.3632	0.1794	0.8123	57.3855
phoneme	0.8260	0.8223	0.5917	0.5671	0.9715	21.4618
ring	0.8409	0.8426	0.6912	0.6844	0.9867	49.4540
spambase	0.8803	0.8743	0.7595	0.7359	0.9675	11.3417
texture	0.9570	0.9625	0.9537	0.9588	0.9030	48.3416
titanic	0.7763	0.7842	0.4455	0.4498	0.9869	3.5772
twonorm	0.9366	0.9449	0.8832	0.8897	0.9942	25.0392

TABLA B.50: Resultados de CNN-MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7874	0.7867	0.2759	0.2721	0.9969	98.1104
shuttle	0.9976	0.9986	0.9962	0.9961	0.9800	1127.4700

TABLA B.51: Resultados de CNN-MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9741	0.9267	0.9611	0.8900	0.9707	0.2700
cleveland	0.7042	0.5521	0.5089	0.2664	0.9461	0.8643
led7digit	0.7660	0.7300	0.7393	0.6991	0.9708	1.4853
pima	0.8289	0.7174	0.6114	0.3523	0.9574	7.0557
wdbc	0.9766	0.9416	0.9493	0.8743	0.9821	3.9045
monk2	0.9072	0.8562	0.8146	0.7135	0.9743	2.2931
wisconsin	0.9776	0.9608	0.9504	0.9131	0.9918	9.4304
wine	0.9832	0.9666	0.9745	0.9492	0.9708	0.3391
glass	0.8084	0.7291	0.7159	0.5946	0.9318	0.4199
banknote	0.9989	0.9964	0.9977	0.9926	0.9894	12.2694
appendicitis	0.9665	0.9375	0.8231	0.6294	0.9811	0.3498
balance	0.8905	0.8769	0.7944	0.7688	0.9733	3.8255
bands	0.8162	0.6680	0.5940	0.2643	0.9332	1.3530
contraceptive	0.6406	0.4773	0.4409	0.1889	0.9330	16.9860
dermatology	0.9789	0.9289	0.9733	0.9098	0.9690	1.5115
ecoli	0.8926	0.8254	0.8429	0.7448	0.9417	1.2752
haberman	0.8134	0.7578	0.3781	0.1659	0.9745	1.6995
hayes-roth	0.7847	0.6813	0.6616	0.4987	0.9038	0.2399
heart	0.8840	0.8037	0.7630	0.5949	0.9607	0.8990
hepatitis	0.9208	0.8625	0.6728	0.4790	0.9588	0.1211
mammographic	0.8535	0.8145	0.7067	0.6281	0.9793	8.4882
newthyroid	0.9736	0.9551	0.9396	0.8972	0.9753	0.8561
tae	0.7182	0.5104	0.5728	0.2575	0.9139	0.2509
vehicle	0.8080	0.6633	0.7440	0.5511	0.9204	6.3843
vowel	0.9774	0.9111	0.9752	0.9022	0.8437	9.8755
yeast	0.6891	0.5681	0.5917	0.4336	0.9423	18.0281

TABLA B.52: Resultados de ENN-MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8633	0.8692	0.7302	0.7319	0.9896	17.1335
cardiotocography	0.8858	0.8889	0.6940	0.6839	0.9746	3.0763
eye-state	0.7977	0.7742	0.6026	0.5449	0.9110	270.1560
page-blocks	0.9342	0.9408	0.6493	0.6349	0.9959	16.5685
penbased	0.9723	0.9798	0.9703	0.9776	0.9655	109.4700
satimage	0.8632	0.8615	0.8334	0.8289	0.9789	32.1135
thyroid	0.9365	0.9440	0.4528	0.4337	0.9964	30.7640
segment	0.1909	0.1489	0.0577	0.0071	0.9684	3.8059
coil2000	0.9099	0.9146	0.0526	0.0135	0.9952	91.0547
magic	0.8211	0.8115	0.6112	0.5762	0.9630	316.5210
marketing	0.2945	0.2837	0.1790	0.1649	0.9923	34.3821
phoneme	0.7932	0.7953	0.5156	0.5060	0.9915	17.3694
ring	0.6782	0.6812	0.3626	0.3585	0.9962	37.9116
spambase	0.8732	0.8777	0.7438	0.7424	0.9873	12.6539
texture	0.9563	0.9616	0.9529	0.9578	0.8216	113.3510
titanic	0.7730	0.7814	0.4506	0.4552	0.9894	3.5486
twonorm	0.9509	0.9577	0.9119	0.9154	0.9846	38.1463

TABLA B.53: Resultados de ENN-MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7956	0.7950	0.2746	0.2715	0.9971	103.3980
shuttle	0.9658	0.9854	0.9398	0.9575	0.9982	473.9070

TABLA B.54: Resultados de ENN-MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9726	0.9400	0.9589	0.9100	0.9727	0.2681
cleveland	0.6992	0.6059	0.4858	0.3448	0.9556	1.0823
led7digit	0.7669	0.7280	0.7407	0.6967	0.9742	1.4398
pima	0.8080	0.7400	0.5662	0.4072	0.9727	6.1474
wdbc	0.9670	0.9398	0.9286	0.8712	0.9919	3.9374
monk2	0.9264	0.8863	0.8527	0.7721	0.9782	2.3380
wisconsin	0.9769	0.9665	0.9492	0.9264	0.9937	8.1878
wine	0.9737	0.9294	0.9600	0.8931	0.9787	0.3840
glass	0.7976	0.6688	0.7010	0.5058	0.9322	0.4620
banknote	0.9945	0.9934	0.9888	0.9867	0.9914	16.3687
appendicitis	0.9434	0.8938	0.7176	0.4961	0.9717	0.2145
balance	0.8823	0.8770	0.7797	0.7696	0.9891	4.7406
bands	0.7808	0.6224	0.5058	0.1368	0.9496	1.3912
contraceptive	0.6280	0.4801	0.4201	0.1944	0.9347	20.4189
dermatology	0.9450	0.9146	0.9297	0.8913	0.9768	1.4266
ecoli	0.8568	0.8189	0.7914	0.7371	0.9560	1.2293
haberman	0.8101	0.7300	0.4011	0.1513	0.9752	1.7327
hayes-roth	0.6833	0.5875	0.5102	0.3519	0.9406	0.3744
heart	0.8691	0.8333	0.7328	0.6602	0.9778	0.8880
hepatitis	0.8958	0.8500	0.4275	0.1914	0.9750	0.0999
mammographic	0.8463	0.8313	0.6924	0.6623	0.9878	8.7594
newthyroid	0.9498	0.9275	0.8730	0.8136	0.9847	0.7880
tae	0.7042	0.5300	0.5526	0.2789	0.9026	0.2229
vehicle	0.7782	0.6560	0.7043	0.5415	0.9349	6.7902
vowel	0.8299	0.7475	0.8128	0.7222	0.8881	11.5964
yeast	0.6746	0.5689	0.5729	0.4341	0.9510	19.3274

TABLA B.55: Resultados de RSS-MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8694	0.8760	0.7437	0.7468	0.9740	23.4139
cardiotocography	0.8226	0.8371	0.4657	0.4626	0.9920	2.9228
eye-state	0.7464	0.7364	0.4971	0.4665	0.9637	152.6790
page-blocks	0.9288	0.9360	0.6430	0.6366	0.9949	25.5404
penbased	0.9665	0.9728	0.9639	0.9698	0.8778	422.8700
satimage	0.8535	0.8552	0.8214	0.8211	0.9694	42.2098
thyroid	0.9333	0.9421	0.4113	0.4047	0.9964	32.8508
segment	0.2506	0.1372	0.1274	-0.0066	0.8956	3.6726
coil2000	0.9089	0.9131	0.0702	0.0289	0.9938	75.3100
magic	0.8068	0.8080	0.5762	0.5662	0.9845	221.9630
marketing	0.2934	0.2611	0.1928	0.1544	0.9611	27.8332
phoneme	0.7951	0.8005	0.5122	0.5107	0.9918	19.1806
ring	0.8637	0.8573	0.7370	0.7140	0.9596	42.5625
spambase	0.8600	0.8681	0.7192	0.7258	0.9902	10.0464
texture	0.9277	0.9316	0.9215	0.9248	0.9064	50.5114
titanic	0.6995	0.7342	0.2370	0.2324	0.9951	3.0863
twonorm	0.9444	0.9520	0.8987	0.9041	0.9946	26.4229

TABLA B.56: Resultados de RSS-MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8022	0.8023	0.2749	0.2739	0.9979	100.2660
shuttle	0.9978	0.9982	0.9945	0.9948	0.9513	955.5570

TABLA B.57: Resultados de RSS-MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9726	0.9333	0.9589	0.9000	0.9707	0.4569
cleveland	0.7303	0.5741	0.5455	0.3040	0.9205	1.7327
led7digit	0.7738	0.7460	0.7482	0.7170	0.9698	2.6460
pima	0.8281	0.7213	0.6135	0.3763	0.9512	9.9424
wdbc	0.9664	0.9469	0.9273	0.8852	0.9880	6.4664
monk2	0.9535	0.9465	0.9067	0.8928	0.9706	3.8355
wisconsin	0.9779	0.9577	0.9513	0.9072	0.9933	12.3154
wine	0.9819	0.9409	0.9725	0.9107	0.9685	0.5770
glass	0.8364	0.7236	0.7614	0.5906	0.9107	0.8341
banknote	0.9969	0.9934	0.9938	0.9867	0.9914	28.1222
appendicitis	0.9528	0.9338	0.7774	0.6732	0.9708	0.4840
balance	0.8683	0.8387	0.7533	0.6981	0.9723	6.0806
bands	0.7912	0.6412	0.5318	0.1805	0.9419	2.2547
contraceptive	0.6450	0.4889	0.4451	0.2005	0.9210	59.3072
dermatology	0.9684	0.9318	0.9600	0.9132	0.9626	2.1529
ecoli	0.8879	0.8172	0.8378	0.7320	0.9494	2.1302
haberman	0.8119	0.7183	0.4173	0.1254	0.9703	2.1519
hayes-roth	0.7681	0.6438	0.6383	0.4330	0.9225	0.4233
heart	0.8778	0.8222	0.7511	0.6378	0.9719	1.1734
hepatitis	0.9125	0.8125	0.6414	0.3098	0.9688	0.1865
mammographic	0.8430	0.8060	0.6857	0.6117	0.9861	15.4283
newthyroid	0.9742	0.9381	0.9410	0.8504	0.9753	1.2759
tae	0.7425	0.5158	0.6071	0.2551	0.8682	0.3527
vehicle	0.8167	0.6563	0.7556	0.5415	0.9046	11.1661
vowel	0.8846	0.8000	0.8731	0.7800	0.8721	8.9446
yeast	0.6983	0.5573	0.6035	0.4204	0.9259	53.2580

TABLA B.58: Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8774	0.8792	0.7629	0.7564	0.9715	24.6509
cardiotocography	0.8714	0.8728	0.6403	0.6243	0.9831	4.7265
eye-state	0.6811	0.6801	0.3634	0.3510	0.9900	251.3580
page-blocks	0.9316	0.9397	0.6278	0.6243	0.9961	29.2761
penbased	0.9784	0.9854	0.9771	0.9838	0.8672	694.8735
satimage	0.8731	0.8696	0.8451	0.8384	0.9782	48.7587
thyroid	0.9372	0.9458	0.4726	0.4685	0.9973	42.8546
segment	0.2104	0.1511	0.0805	0.0096	0.9353 6.0053	
coil2000	0.9116	0.9158	0.0981	0.0429	0.9927	201.4395
magic	0.8169	0.8191	0.6003	0.5924	0.9819	423.7635
marketing	0.3113	0.2670	0.2147	0.1628	0.9541	45.1995
phoneme	0.8108	0.8101	0.5538	0.5364	0.9805	27.6275
ring	0.9140	0.9130	0.8378	0.8258	0.9623	74.1207
spambase	0.8712	0.8705	0.7397	0.7274	0.9822	16.1604
texture	0.9648	0.9658	0.9622	0.9624	0.8575	126.0213
titanic	0.7756	0.7823	0.4509	0.4514	0.9906	4.9272
twonorm	0.9493	0.9574	0.9085	0.9149	0.9923	39.0111

TABLA B.59: Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7923	0.7917	0.2394	0.2364	0.9974	142.4352
shuttle	0.9791	0.9985	0.9958	0.9956	0.9440	1778.3550

TABLA B.60: Resultados de CNN-RSS-MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9741	0.9200	0.9611	0.8800	0.9673	0.3921
cleveland	0.7426	0.5886	0.5728	0.3320	0.9189	1.4480
led7digit	0.7782	0.7480	0.7530	0.7191	0.9708	2.1737
pima	0.8345	0.7023	0.6241	0.3260	0.9490	10.4837
wdbc	0.9793	0.9546	0.9552	0.9030	0.9821	5.7885
monk2	0.9558	0.9233	0.9114	0.8463	0.9718	4.1140
wisconsin	0.9785	0.9665	0.9528	0.9262	0.9927	12.8946
wine	0.9876	0.9489	0.9811	0.9221	0.9657	0.5748
glass	0.8256	0.6903	0.7478	0.5461	0.9164	0.6182
banknote	0.9981	0.9927	0.9961	0.9852	0.9885	18.1902
appendicitis	0.9665	0.9175	0.8359	0.5183	0.9802	0.5248
balance	0.8932	0.8627	0.7995	0.7423	0.9723	5.6966
bands	0.8143	0.6457	0.5849	0.2262	0.9271	2.3531
contraceptive	0.6525	0.4936	0.4589	0.2119	0.9182	44.9582
dermatology	0.9767	0.9260	0.9702	0.9054	0.9670	2.3290
ecoli	0.8856	0.8072	0.8347	0.7188	0.9342	1.7891
haberman	0.8032	0.7283	0.3933	0.2118	0.9742	2.2746
hayes-roth	0.8069	0.6688	0.6974	0.4788	0.8844	0.3543
heart	0.8798	0.8259	0.7551	0.6425	0.9656	1.2251
hepatitis	0.9153	0.8875	0.6817	0.5556	0.9738	0.1910
mammographic	0.8499	0.8012	0.6996	0.6020	0.9782	15.8397
newthyroid	0.9773	0.9628	0.9471	0.9100	0.9744	1.4227
tae	0.7395	0.5567	0.6065	0.3210	0.8788	0.3991
vehicle	0.8216	0.6482	0.7622	0.5308	0.9051	12.4426
vowel	0.9851	0.9242	0.9836	0.9167	0.8381	13.7513
yeast	0.6930	0.5576	0.5964	0.4175	0.9369	56.0210

TABLA B.61: Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8828	0.8751	0.7728	0.7470	0.9516	27.5738
cardiotocography	0.8543	0.8578	0.5909	0.5811	0.9899	4.4298
eye-state	0.7765	0.7584	0.5581	0.5113	0.9334	471.9360
page-blocks	0.9353	0.9424	0.6634	0.6540	0.9962	30.1905
penbased	0.9687	0.9751	0.9663	0.9723	0.9754	155.7405
satimage	0.8637	0.8628	0.8339	0.8303	0.9808	49.9541
thyroid	0.9329	0.9419	0.3756	0.3770	0.9969	44.3003
segment	0.2306	0.1437	0.1041	0.0010	0.9178	5.6872
coil2000	0.9212	0.9281	0.0616	0.0345	0.9977	122.0585
magic	0.8246	0.8172	0.6176	0.5883	0.9633	613.1190
marketing	0.3801	0.2915	0.2915	0.1881	0.8971	55.3629
phoneme	0.7936	0.7868	0.5115	0.4801	0.9845	30.0998
ring	0.7960	0.7976	0.6011	0.5941	0.9922	78.4577
spambase	0.8730	0.8718	0.7446	0.7316	0.9679	26.3904
texture	0.9634	0.9642	0.9607	0.9606	0.8504	130.5968
titanic	0.7758	0.7837	0.4488	0.4537	0.9898	5.0069
twonorm	0.9468	0.9527	0.9036	0.9054	0.9906	53.6210

TABLA B.62: Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7724	0.7857	0.2868	0.2864	0.9964	154.4925
shuttle	0.9769	0.9968	0.9716	0.9908	0.9974	731.5080

TABLA B.63: Resultados de ENN-RSS-MA para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9585	0.9000	0.9378	0.8500	0.9700	0.1097
cleveland	0.7003	0.5659	0.5024	0.2849	0.9465	0.2684
led7digit	0.7476	0.7300	0.7193	0.6992	0.9682	0.3557
pima	0.8132	0.7283	0.5688	0.3752	0.9405	0.7985
wdbc	0.9631	0.9354	0.9199	0.8599	0.9865	0.6287
monk2	0.9100	0.8797	0.8196	0.7588	0.9611	0.4123
wisconsin	0.9730	0.9651	0.9405	0.9233	0.9914	0.7332
wine	0.9606	0.9527	0.9398	0.9272	0.9798	0.1367
glass	0.7784	0.6482	0.6734	0.4813	0.9266	0.1676
banknote	0.9981	0.9993	0.9961	0.9985	0.9527	1.3379
appendicitis	0.9288	0.9338	0.6988	0.6424	0.9792	0.1030
balance	0.8690	0.8462	0.7555	0.7145	0.9626	0.6150
bands	0.7591	0.6825	0.4559	0.2739	0.9537	0.3133
contraceptive	0.6411	0.4746	0.4423	0.1849	0.8444	1.5983
dermatology	0.9532	0.9118	0.9412	0.8891	0.9718	0.3737
ecoli	0.8648	0.8228	0.8007	0.7366	0.9610	0.3069
haberman	0.7956	0.7683	0.3214	0.2651	0.9820	0.2920
hayes-roth	0.7111	0.6375	0.5504	0.4333	0.9388	0.1336
heart	0.8646	0.8111	0.7232	0.6142	0.9756	0.2325
hepatitis	0.9194	0.8625	0.6624	0.3505	0.9663	0.0733
mammographic	0.8333	0.8048	0.6667	0.6097	0.9665	0.9039
newthyroid	0.9633	0.9628	0.9126	0.9129	0.9814	0.1926
tae	0.6409	0.5154	0.4583	0.2499	0.9404	0.1154
vehicle	0.7888	0.6587	0.7185	0.5450	0.9007	0.9109
vowel	0.9327	0.8535	0.9259	0.8389	0.8156	0.9711
yeast	0.6909	0.5398	0.5953	0.3979	0.8494	1.6069

TABLA B.64: Resultados de CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8986	0.8916	0.7941	0.7799	0.9654	1.8342
cardiotocography	0.8928	0.8855	0.6854	0.6626	0.9747	0.8028
eye-state	0.8250	0.7829	0.6460	0.5609	0.8324	5.6788
page-blocks	0.9585	0.9542	0.7596	0.7342	0.9861	2.5129
penbased	0.9848	0.9829	0.9831	0.9809	0.9332	3.5643
satimage	0.8970	0.8844	0.8726	0.8571	0.9501	2.3742
thyroid	0.9431	0.9412	0.4272	0.4032	0.9882	3.0773
segment	0.2311	0.1515	0.1029	0.0101	0.9260	0.8781
coil2000	0.9377	0.9359	0.0584	0.0255	0.9819	5.4810
magic	0.8440	0.8106	0.6482	0.5707	0.8601	8.2651
marketing	0.3807	0.2867	0.2882	0.1797	0.8911	2.4493
phoneme	0.8373	0.8168	0.6045	0.5535	0.9586	2.0545
ring	0.9091	0.8983	0.8180	0.7963	0.9530	3.7638
spambase	0.8875	0.8775	0.7643	0.7436	0.9719	1.5940
texture	0.9635	0.9584	0.9599	0.9543	0.9285	1.7402
titanic	0.7829	0.7810	0.4586	0.4515	0.9911	0.5162
twonorm	0.9593	0.9559	0.9186	0.9117	0.9808	2.4462

TABLA B.65: Resultados de CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7944	0.7888	0.3286	0.3070	0.9740	12.2479
shuttle	0.9977	0.9980	0.9942	0.9941	0.9490	21.4851

TABLA B.66: Resultados de CHC para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9452	0.9400	0.9178	0.9100	0.9667	0.1280
cleveland	0.6824	0.5735	0.4687	0.2898	0.9508	0.3327
led7digit	0.7407	0.7180	0.7114	0.6863	0.9576	0.4912
pima	0.8177	0.7273	0.5885	0.3820	0.9167	1.0538
wdbc	0.9567	0.9311	0.9051	0.8525	0.9851	0.9464
monk2	0.9295	0.9075	0.8589	0.8153	0.9671	0.5052
wisconsin	0.9723	0.9593	0.9389	0.9093	0.9924	2.3531
wine	0.9631	0.9706	0.9439	0.9551	0.9702	0.1832
glass	0.8172	0.6815	0.7366	0.5386	0.9150	0.1969
banknote	0.9938	0.9869	0.9875	0.9734	0.9827	2.1826
appendicitis	0.9602	0.9175	0.8315	0.5920	0.9755	0.1196
balance	0.8535	0.8053	0.7281	0.6410	0.9581	0.8653
bands	0.7610	0.6755	0.4572	0.2639	0.9438	0.4083
contraceptive	0.6360	0.4610	0.4381	0.1721	0.8007	2.3267
dermatology	0.9526	0.9050	0.9396	0.8789	0.9707	0.5386
ecoli	0.8526	0.7865	0.7871	0.6893	0.9530	0.4642
haberman	0.7894	0.7389	0.3108	0.1839	0.9856	0.3480
hayes-roth	0.7292	0.6250	0.5779	0.4102	0.9344	0.1447
heart	0.8580	0.7963	0.7123	0.5873	0.9759	0.2957
hepatitis	0.9181	0.8500	0.6438	0.3686	0.9650	0.0828
mammographic	0.8276	0.8120	0.6552	0.6242	0.9696	1.2071
newthyroid	0.9716	0.9608	0.9311	0.9058	0.9767	0.3146
tae	0.6542	0.4646	0.4782	0.1843	0.9272	0.1390
vehicle	0.7987	0.6744	0.7315	0.5656	0.8805	1.2140
vowel	0.9621	0.9030	0.9583	0.8933	0.8136	1.2354
yeast	0.7427	0.5392	0.6628	0.3971	0.7664	2.4397

TABLA B.67: Resultados de CNN-CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8872	0.8851	0.7817	0.7671	0.9564	2.4352
cardiotocography	0.8710	0.8752	0.6482	0.6389	0.9755	0.9279
eye-state	0.8377	0.7796	0.6823	0.5550	0.7871	9.4798
page-blocks	0.9485	0.9538	0.7531	0.7341	0.9829	5.0899
penbased	0.9786	0.9867	0.9774	0.9852	0.9360	5.5268
satimage	0.8871	0.8811	0.8626	0.8528	0.9473	3.8257
thyroid	0.9355	0.9443	0.4300	0.4248	0.9930	4.8042
segment	0.2910	0.1506	0.1744	0.0091	0.8691	0.8686
coil2000	0.9302	0.9389	0.0163	0.0049	0.9874	9.2518
magic	0.8239	0.7935	0.6211	0.5393	0.8866	15.0822
marketing	0.4467	0.2704	0.3690	0.1658	0.7859	3.2887
phoneme	0.8315	0.8249	0.6065	0.5757	0.9627	3.3927
ring	0.9092	0.9034	0.8283	0.8066	0.9561	6.2863
spambase	0.8681	0.8658	0.7342	0.7184	0.9771	2.1910
texture	0.9547	0.9575	0.9511	0.9532	0.9215	2.4389
titanic	0.7753	0.7810	0.4491	0.4481	0.9898	0.5828
twonorm	0.9391	0.9464	0.8882	0.8927	0.9841	3.7002

TABLA B.68: Resultados de CNN-CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7829	0.7763	0.3168	0.2937	0.9700	15.7268
shuttle	0.9976	0.9978	0.9940	0.9937	0.9841	60.9359

TABLA B.69: Resultados de CNN-CHC para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9526	0.9200	0.9289	0.8800	0.9720	0.1291
cleveland	0.6704	0.5825	0.4417	0.3001	0.9630	0.3670
led7digit	0.7624	0.7440	0.7357	0.7146	0.9682	0.5451
pima	0.8141	0.7239	0.5739	0.3599	0.9289	1.0341
wdbc	0.9615	0.9523	0.9166	0.8956	0.9761	0.9131
monk2	0.8855	0.8515	0.7710	0.7034	0.9637	0.4827
wisconsin	0.9732	0.9592	0.9410	0.9110	0.9717	0.9064
wine	0.9652	0.9294	0.9470	0.8937	0.9758	0.1929
glass	0.7674	0.6870	0.6668	0.5421	0.9318	0.2286
banknote	0.9979	0.9971	0.9957	0.9941	0.8972	2.1298
appendicitis	0.9623	0.9438	0.7982	0.6792	0.9717	0.1422
balance	0.8855	0.8657	0.7851	0.7476	0.9522	0.7496
bands	0.7729	0.6596	0.4840	0.2229	0.9408	0.4344
contraceptive	0.5895	0.4678	0.3628	0.1731	0.9041	2.5653
dermatology	0.9634	0.9445	0.9531	0.9287	0.9721	0.5299
ecoli	0.8505	0.7960	0.7829	0.7055	0.9589	0.3897
haberman	0.7905	0.7611	0.3168	0.2320	0.9863	0.3135
hayes-roth	0.7361	0.6125	0.5920	0.3955	0.9219	0.1379
heart	0.8646	0.8148	0.7237	0.6222	0.9756	0.2903
hepatitis	0.9125	0.8750	0.6779	0.4848	0.9663	0.0864
mammographic	0.8454	0.8060	0.6904	0.6117	0.9370	1.0858
newthyroid	0.9612	0.9399	0.9068	0.8557	0.9819	0.2263
tae	0.6689	0.4892	0.5023	0.2263	0.9285	0.1184
vehicle	0.7833	0.6747	0.7111	0.5660	0.8928	1.2502
vowel	0.9364	0.8828	0.9300	0.8711	0.7685	1.5126
yeast	0.6426	0.5642	0.5311	0.4273	0.8965	2.5965

TABLA B.70: Resultados de ENN-CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8875	0.8851	0.7821	0.7671	0.9598	2.2316
cardiotocography	0.8724	0.8672	0.6601	0.6284	0.9721	0.8639
eye-state	0.7984	0.7754	0.6033	0.5467	0.8776	11.5479
page-blocks	0.9490	0.9560	0.7510	0.7428	0.9809	2.8736
penbased	0.9773	0.9850	0.9758	0.9833	0.8884	7.0029
satimage	0.8864	0.8855	0.8618	0.8583	0.9375	4.0794
thyroid	0.9358	0.9442	0.4030	0.3912	0.9758	4.4285
segment	0.1882	0.1407	0.0545	-0.0025	0.9614	1.0229
coil2000	0.9228	0.9289	0.0935	0.0487	0.9579	14.3025
magic	0.8528	0.8260	0.6778	0.6012	0.7430	16.7927
marketing	0.3476	0.2971	0.2503	0.1907	0.9427	3.5624
phoneme	0.8321	0.8242	0.6084	0.5759	0.9494	2.3561
ring	0.7809	0.7707	0.5702	0.5393	0.9521	4.4712
spambase	0.8729	0.8732	0.7418	0.7311	0.9653	2.9880
texture	0.9503	0.9540	0.9464	0.9494	0.9139	3.2882
titanic	0.7763	0.7833	0.4493	0.4514	0.9898	0.5746
twonorm	0.9520	0.9573	0.9140	0.9146	0.9383	4.2723

TABLA B.71: Resultados de ENN-CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.8010	0.7950	0.3551	0.3325	0.9622	17.9675
shuttle	0.9976	0.9978	0.9940	0.9937	0.8843	36.7365

TABLA B.72: Resultados de ENN-CHC para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9689	0.9467	0.9533	0.9200	0.9753	0.1232
cleveland	0.6603	0.5582	0.4330	0.2698	0.9623	0.2902
led7digit	0.7684	0.7500	0.7422	0.7214	0.9746	0.4270
pima	0.8060	0.7304	0.5625	0.3914	0.9478	0.9977
wdbc	0.9557	0.9347	0.9031	0.8573	0.9886	0.8044
monk2	0.9035	0.8818	0.8066	0.7638	0.9799	0.4537
wisconsin	0.9740	0.9636	0.9427	0.9200	0.9928	1.2788
wine	0.9700	0.9353	0.9541	0.9001	0.9730	0.1844
glass	0.7596	0.6808	0.6439	0.5252	0.9509	0.2138
banknote	0.9930	0.9898	0.9859	0.9793	0.9821	2.4199
appendicitis	0.9422	0.9038	0.7179	0.4875	0.9755	0.1132
balance	0.8688	0.8709	0.7541	0.7582	0.9848	0.8330
bands	0.7455	0.7061	0.4134	0.3239	0.9636	0.3674
contraceptive	0.6579	0.4773	0.4676	0.1875	0.8264	2.3649
dermatology	0.9473	0.9369	0.9333	0.9196	0.9749	0.3946
ecoli	0.8466	0.8089	0.7733	0.7152	0.9649	0.3800
haberman	0.7908	0.7317	0.3173	0.1412	0.9853	0.2903
hayes-roth	0.7035	0.5188	0.5274	0.2341	0.9400	0.1418
heart	0.8527	0.7963	0.7000	0.5835	0.9807	0.2551
hepatitis	0.9000	0.8500	0.3634	0.1257	0.9775	0.0793
mammographic	0.8340	0.8133	0.6680	0.6262	0.9753	1.1150
newthyroid	0.9669	0.9438	0.9199	0.8531	0.9814	0.2253
tae	0.6748	0.5238	0.5093	0.2817	0.9219	0.1172
vehicle	0.7819	0.6408	0.7091	0.5206	0.9058	1.0728
vowel	0.8688	0.7899	0.8557	0.7689	0.8494	1.2532
yeast	0.6538	0.5411	0.5463	0.3986	0.8846	2.3610

TABLA B.73: Resultados de RSS-CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8809	0.8832	0.7687	0.7631	0.9713	2.4651
cardiotocography	0.8730	0.8765	0.6594	0.6501	0.9763	0.8185
eye-state	0.7984	0.7672	0.5977	0.5229	0.8514	10.3898
page-blocks	0.9387	0.9466	0.6831	0.6805	0.9928	3.6991
penbased	0.9728	0.9798	0.9709	0.9776	0.9293	6.9140
satimage	0.8643	0.8622	0.8349	0.8299	0.9627	3.9961
thyroid	0.9340	0.9421	0.3929	0.3818	0.9919	4.2709
segment	0.2340	0.1528	0.1080	0.0116	0.9190	0.9589
coil2000	0.9246	0.9320	0.0466	0.0223	0.9901	9.2795
magic	0.8127	0.8075	0.5797	0.5532	0.9313	15.2582
marketing	0.3830	0.2894	0.2947	0.1862	0.8809	3.3203
phoneme	0.8035	0.8066	0.5439	0.5374	0.9815	2.7217
ring	0.9204	0.9134	0.8507	0.8266	0.9381	6.3558
spambase	0.8635	0.8660	0.7260	0.7205	0.9794	2.4941
texture	0.9387	0.9442	0.9335	0.9386	0.9372	2.7477
titanic	0.7672	0.7751	0.4304	0.4353	0.9918	0.7916
twonorm	0.9478	0.9546	0.9055	0.9092	0.9841	4.1837

TABLA B.74: Resultados de RSS-CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7973	0.7948	0.3250	0.3120	0.9836	18.1931
shuttle	0.9970	0.9976	0.9933	0.9932	0.9801	64.0352

TABLA B.75: Resultados de RSS-CHC para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9644	0.9400	0.9467	0.9100	0.9727	0.1984
cleveland	0.6924	0.5969	0.4606	0.2823	0.9535	0.4987
led7digit	0.7267	0.7000	0.6959	0.6659	0.9640	0.7427
pima	0.8095	0.7296	0.5673	0.3839	0.9271	1.4884
wdbc	0.9566	0.9303	0.9055	0.8497	0.9905	1.3146
monk2	0.9252	0.9049	0.8501	0.8100	0.9653	0.8357
wisconsin	0.9730	0.9679	0.9404	0.9287	0.9931	1.9354
wine	0.9719	0.9471	0.9569	0.9182	0.9725	0.2697
glass	0.7954	0.7109	0.7021	0.5814	0.9215	0.3134
banknote	0.9958	0.9942	0.9915	0.9881	0.9802	3.5226
appendicitis	0.9498	0.9138	0.7707	0.5601	0.9708	0.1846
balance	0.8514	0.8099	0.7218	0.6446	0.9603	1.2547
bands	0.7756	0.6735	0.4974	0.2610	0.9381	0.6660
contraceptive	0.5845	0.4671	0.3566	0.1746	0.8599	3.4468
dermatology	0.9528	0.9198	0.9398	0.8978	0.9684	0.7480
ecoli	0.8519	0.7839	0.7869	0.6901	0.9580	0.6480
haberman	0.7850	0.7622	0.2966	0.2072	0.9876	0.5423
hayes-roth	0.7278	0.5625	0.5742	0.3116	0.9269	0.2216
heart	0.8617	0.8000	0.7184	0.5894	0.9807	0.4144
hepatitis	0.9000	0.7875	0.4285	0.0026	0.9700	0.1070
mammographic	0.8335	0.7928	0.6667	0.5849	0.9600	1.6868
newthyroid	0.9659	0.9447	0.9213	0.8775	0.9786	0.4077
tae	0.6674	0.5571	0.4990	0.3363	0.9278	0.1822
vehicle	0.8088	0.6459	0.7450	0.5272	0.8680	1.7682
vowel	0.9519	0.9051	0.9470	0.8956	0.8132	1.9504
yeast	0.6715	0.5163	0.5697	0.3669	0.8268	3.6261

TABLA B.76: Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8792	0.8785	0.7654	0.7538	0.9557	3.3310
cardiotocography	0.8781	0.8766	0.6643	0.6402	0.9725	1.3603
eye-state	0.8138	0.7754	0.6328	0.5445	0.8348	14.3698
page-blocks	0.9441	0.9512	0.7199	0.7132	0.9873	6.2237
penbased	0.9785	0.9860	0.9773	0.9844	0.9193	9.0444
satimage	0.8847	0.8768	0.8596	0.8474	0.9368	5.3913
thyroid	0.9303	0.9392	0.3410	0.3393	0.9924	7.2426
segment	0.2703	0.1416	0.1503	-0.0015	0.8742	1.3484
coil2000	0.9257	0.9327	0.0725	0.0277	0.9833	13.9504
magic	0.8329	0.7904	0.6400	0.5303	0.8337	21.4493
marketing	0.4297	0.2765	0.3504	0.1737	0.8099	4.9986
phoneme	0.8373	0.8227	0.6201	0.5707	0.9532	3.7557
ring	0.9208	0.9159	0.8515	0.8318	0.9416	8.7030
spambase	0.8743	0.8734	0.7503	0.7380	0.9593	3.4641
texture	0.9611	0.9656	0.9582	0.9622	0.9154	3.9357
titanic	0.7675	0.7746	0.4285	0.4301	0.9906	1.0707
twonorm	0.9416	0.9477	0.8933	0.8954	0.9829	5.7217

TABLA B.77: Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7912	0.7839	0.3192	0.2925	0.9655	23.9880
shuttle	0.9979	0.9981	0.9947	0.9945	0.9784	77.1720

TABLA B.78: Resultados de CNN-RSS-CHC para conjuntos grandes

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
iris	0.9674	0.9400	0.9511	0.9100	0.9700	0.1910
cleveland	0.6887	0.5646	0.4708	0.2789	0.9492	0.4973
led7digit	0.7700	0.7500	0.7440	0.7213	0.9650	0.7768
pima	0.8145	0.7104	0.5781	0.3404	0.9069	1.4055
wdbc	0.9652	0.9454	0.9246	0.8819	0.9740	1.2396
monk2	0.8819	0.8244	0.7642	0.6501	0.9477	0.6825
wisconsin	0.9763	0.9607	0.9478	0.9150	0.9659	1.5583
wine	0.9650	0.9294	0.9465	0.8910	0.9725	0.2891
glass	0.8033	0.7046	0.7063	0.5670	0.9327	0.3123
banknote	0.9985	0.9964	0.9969	0.9926	0.8961	3.2309
appendicitis	0.9560	0.9075	0.8038	0.4920	0.9736	0.1773
balance	0.8695	0.8549	0.7554	0.7281	0.9526	1.0740
bands	0.7678	0.6398	0.4652	0.1757	0.9496	0.6864
contraceptive	0.6172	0.4582	0.4071	0.1685	0.8392	3.6247
dermatology	0.9553	0.9346	0.9433	0.9168	0.9704	0.7982
ecoli	0.8605	0.8275	0.7988	0.7507	0.9604	0.5703
haberman	0.7938	0.7506	0.3261	0.2283	0.9843	0.4800
hayes-roth	0.7431	0.6500	0.6008	0.4526	0.9244	0.2057
heart	0.8601	0.8222	0.7153	0.6362	0.9767	0.3964
hepatitis	0.9083	0.8875	0.5886	0.4257	0.9638	0.1256
mammographic	0.8446	0.7976	0.6891	0.5953	0.9237	1.4707
newthyroid	0.9633	0.9628	0.9088	0.9072	0.9842	0.3664
tae	0.6799	0.4963	0.5171	0.2344	0.9238	0.2055
vehicle	0.7766	0.6744	0.7021	0.5656	0.8819	1.6821
vowel	0.9300	0.8737	0.9230	0.8611	0.7779	2.1629
yeast	0.7014	0.5367	0.6082	0.3927	0.8005	3.6700

TABLA B.79: Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos pequeños

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
banana	0.8825	0.8779	0.7720	0.7525	0.9508	3.2142
cardiotocography	0.8731	0.8734	0.6457	0.6284	0.9742	1.2996
eye-state	0.8119	0.7798	0.6305	0.5553	0.8348	15.7707
page-blocks	0.9459	0.9512	0.7476	0.7303	0.9752	4.4175
penbased	0.9807	0.9886	0.9797	0.9874	0.8829	10.1493
satimage	0.8899	0.8873	0.8663	0.8608	0.9385	5.7040
thyroid	0.9368	0.9442	0.4603	0.4439	0.9591	6.1879
segment	0.2481	0.1472	0.1245	0.0051	0.9100	1.3631
coil2000	0.9235	0.9287	0.1108	0.0501	0.9295	17.9349
magic	0.8575	0.8194	0.6889	0.5860	0.7224	22.8720
marketing	0.4103	0.2797	0.3281	0.1774	0.8467	4.8414
phoneme	0.8372	0.8244	0.6229	0.5780	0.9477	3.5526
ring	0.8877	0.8574	0.7852	0.7143	0.8887	6.4200
spambase	0.8648	0.8636	0.7258	0.7117	0.9597	4.1330
texture	0.9577	0.9642	0.9545	0.9606	0.9136	4.5437
titanic	0.7758	0.7837	0.4500	0.4549	0.9902	1.0768
twonorm	0.9503	0.9543	0.9105	0.9086	0.9387	6.0015

TABLA B.80: Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos medianos

CONJUNTO	ACCURACY		KAPPA		REDUCCIÓN	TIEMPO PROMEDIO (SEG)
	Training	Test	Training	Test		
credit-card	0.7967	0.7860	0.3481	0.3110	0.9372	24.3612
shuttle	0.9983	0.9984	0.9960	0.9955	0.8826	70.4400

TABLA B.81: Resultados de ENN-RSS-CHC para conjuntos grandes