Universidad Carlos III de Madrid

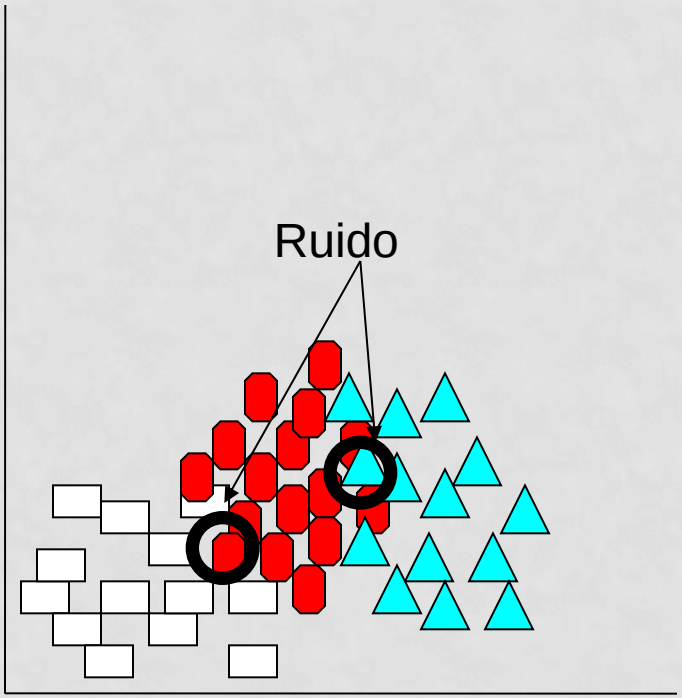
Aprendizaje Automático para el Análisis de Datos

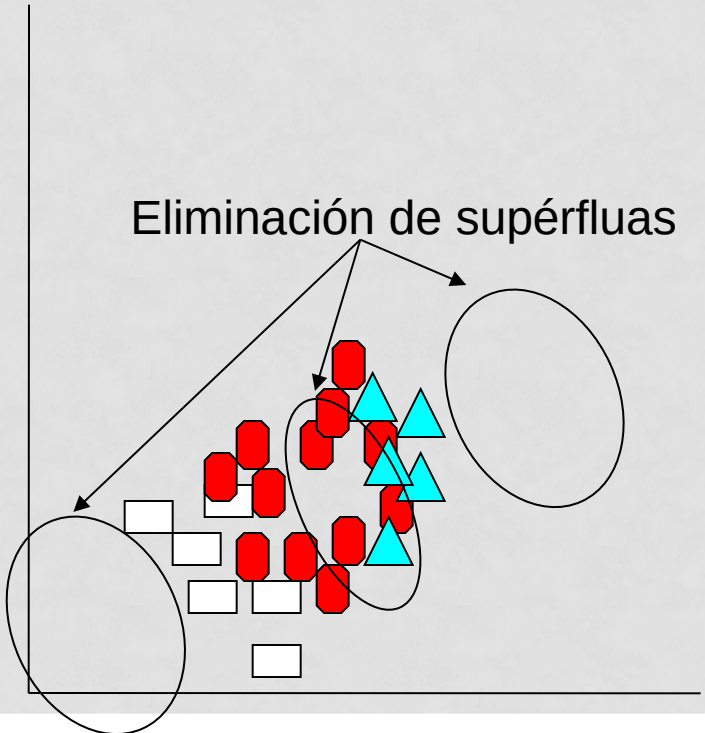
GRADO EN ESTADÍSTICA Y EMPRESA

Ricardo Aler Mur

SELECCIÓN DE INSTANCIAS

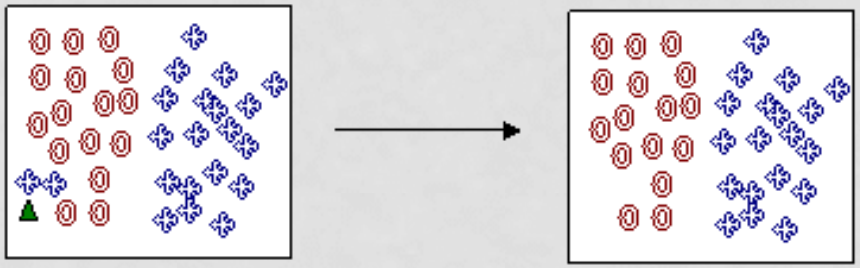
- Hay instancias supérfluas: no son necesarias para clasificar. Si las borramos, se decrementará el tiempo de clasificación
- Hay instancias que son ruido (o solape entre clases): confunden al clasificador. Si las borramos, mejorará el porcentaje de aciertos esperado



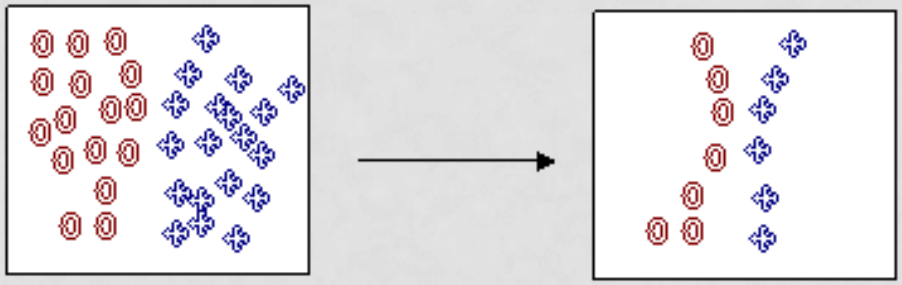


SELECCIÓN DE INSTANCIAS

Engañosas



Supérfluas

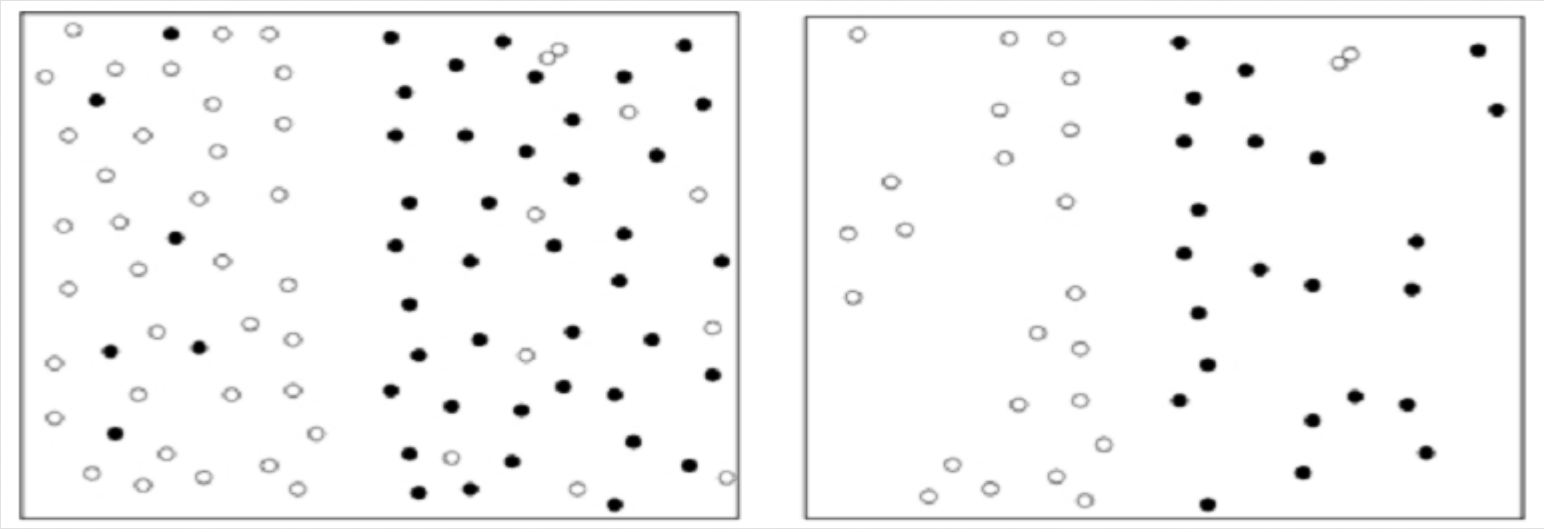


DOS TIPOS DE TÉCNICAS

- ***Editing***: eliminar instancias engañosas (ruido)
  - Típicamente se eliminarán sólo unas pocas
- ***Condensación***: eliminar instancias supérfluas:
  - Se pueden llegar a eliminar muchas, las del interior, manteniendo las de la frontera

Wilson editing

- Wilson editing: elimina instancia $\mathbf{x}_i$ si es clasificada incorrectamente por sus k vecinos:
  - Excepciones en el interior de una clase
  - Algunos puntos en la frontera (suaviza las fronteras)
- Repeated Wilson editing: repite Wilson editing hasta que no se pueda aplicar mas



Fuente: Henry Brighton, Chris Mellish: Advances in Instance Selection for Instance-Based Learning Algorithms. Data Min. Knowl. Discov. 6(2): 153-172 (2002)

Wilson editing

- No quita demasiados datos (es decir, no hay gran mejora en eficiencia)
- Funciona bien si no hay demasiado ruido.
  - Si hay mucho ruido, las instancias con ruido clasificarán bien a otras instancias con ruido

Condensed Nearest Neighbor (CNN)

- Intenta reducir el número de instancias, eliminando las supérfluas
- Va recorriendo las instancias, y si esa instancia ya está bien clasificada con las que ya hay guardadas, no la guarda. Sólo guarda aquellas que no se clasifican bien con las ya existentes (y por tanto, es crítica, es necesaria)

CNN

1. Inicializa *store* con $\mathbf{x}_1$
2. Elige un $\mathbf{x}_i$ fuera de *store* mal clasificado según *store*. Muévelo a *store*
3. Repite 2 hasta que no se muevan mas instancias a *store*
4. Para clasificar con KNN, usar *store* en lugar de los datos originales

- Ver este curso, tema 13
  - http://pis.unicauca.edu.co/moodle/course/view.php?id=593
- Ver esta applet:
  - http://www.math.le.ac.uk/people/ag153/homepage/KNN/KNN3.html

Características de CNN

- +: positivo, -: negativo
- +: elimina todas aquellas instancias no críticas para la clasificación (reduce mucho la necesidad de almacenamiento)
- -: pero tiende a conservar aquellas instancias con ruido (puesto que son mal clasificadas por las instancias en *Store*)
- -: CNN depende mucho del orden en el que se toman las instancias

Reduced Nearest Neighbor rule (RNN)

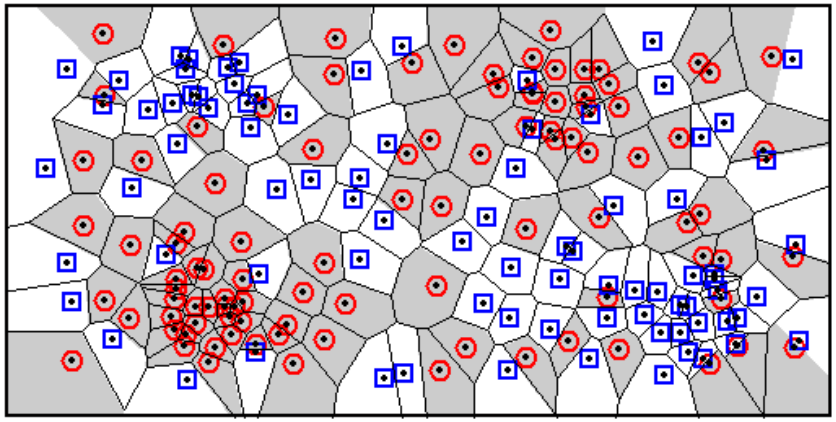
- Es como CNN, pero comienza con todos los datos y va quitando aquellos que, al quitarlos, no hagan que alguna otra instancia pase a estar mal clasificada.
  - Guarda las instancias críticas / necesarias para una clasificación correcta
  - A diferencia de CNN, permite eliminar instancias ruido (puesto que no contribuyen a clasificar correctamente otras instancias, todo lo contrario)

Edición y condensación

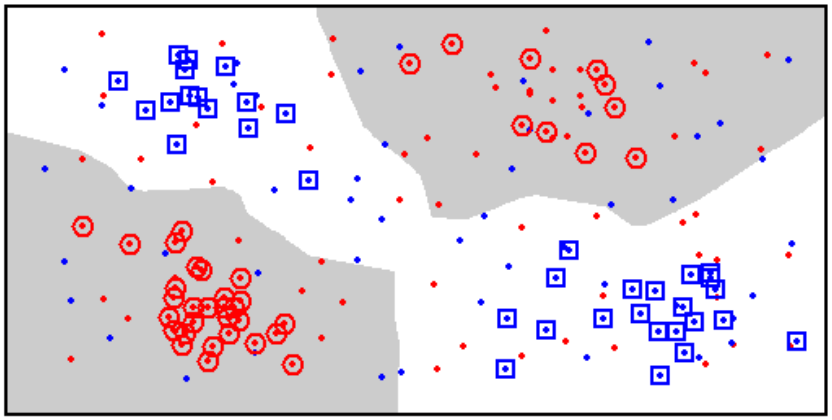
- La edición elimina el ruido y suaviza las fronteras, pero mantiene la mayor parte de los datos (mejora la capacidad de generalización pero no mejora la eficiencia)
- La condensación elimina gran cantidad de datos superfluos, pero mantiene los datos con ruido, puesto que CNN y RSS mantienen aquellos datos clasificados mal por los demás datos (y el ruido tiene siempre esta propiedad)

Híbridos: 1-Editar 2-Condensar

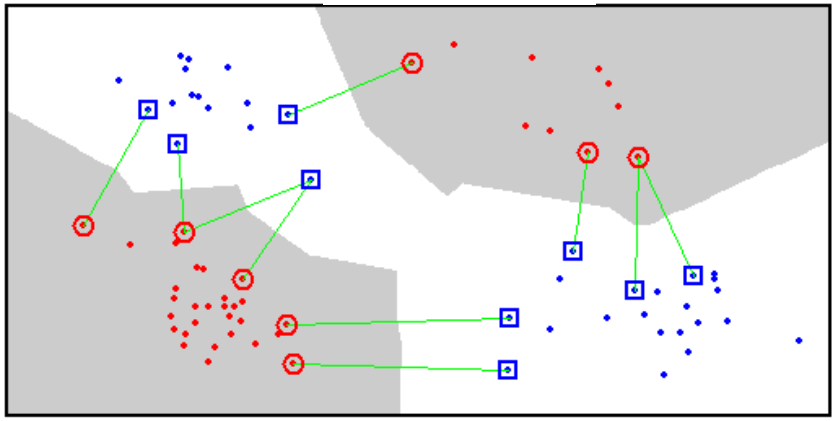
- Primero editar, luego condensar



Original



Edición



Condensación

Algoritmos estado del arte

- Editar / Condensar:
  - RT3:
    - D. Randall Wilson, Tony R. Martinez: Instance Pruning Techniques. ICML 1997: 403-411
  - Iterative case filtering (ICF)
    - Henry Brighton, Chris Mellish: Advances in Instance Selection for Instance-Based Learning Algorithms. Data Min. Knowl. Discov. 6(2): 153-172 (2002)

RT1 / RT2 / RT3

- Son algoritmos híbridos (condensación + edición)
- Objetivos de RT1 / RT2 / RT3 para mejorar a CNN:
  - Que no dependa del orden (como le ocurría a CNN)
  - Que elimine instancias con ruido
  - Que elimine instancia supérfluas

http://cgm.cs.mcgill.ca/~athens/cs644/Projects/2004/SumedhaAhuja-EdithLaw/hybrid.html

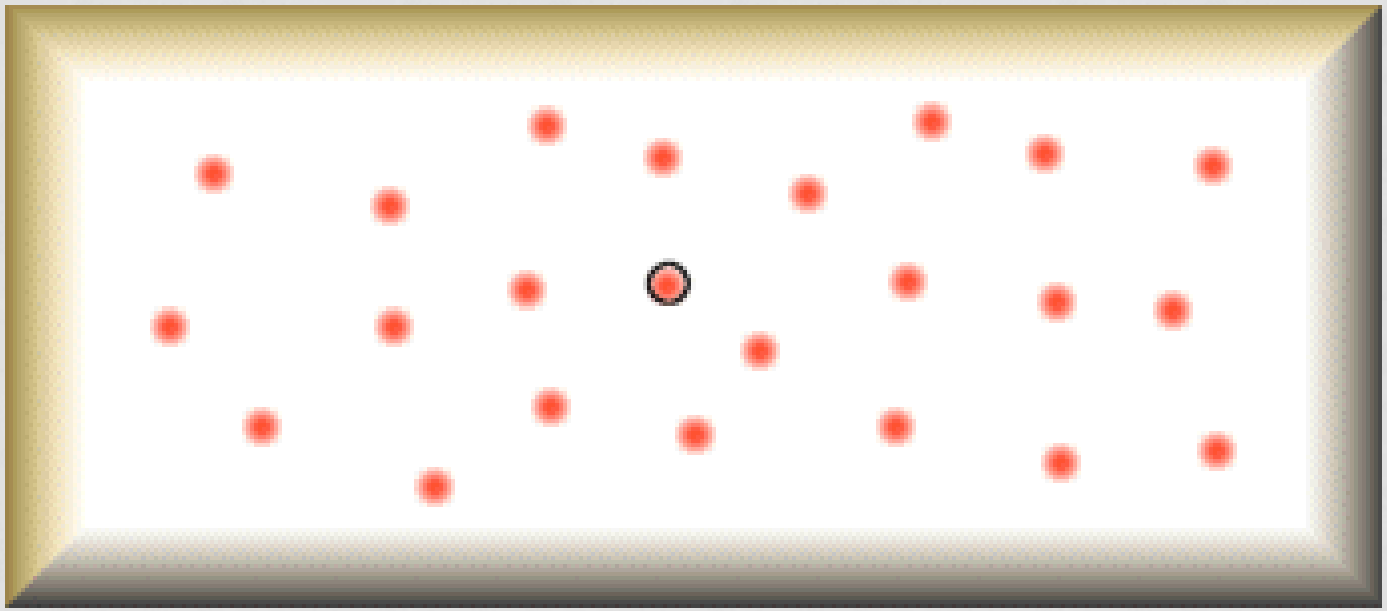
RT1 / RT2 / RT3

- RT1 está inspirado en RNN (que quitaba una instancia si con eso no hacía que otras instancias pasaran a estar mal clasificadas)
- Para cada instancia P, RT1 calcula sus asociados, Un asociado es una instancia que tiene a P como uno de sus k-vecinos.
  - Es decir una instancia asociada a P es una instancia cuya clasificación puede verse afectada si quitamos P
- RT1 quita una instancia P si el número de asociados clasificados correctamente **sin** P es mayor o igual que los clasificados correctamente **con** P

RT1

k=3

La instancia tiene 6 asociados



Fuente: http://cgm.cs.mcgill.ca/~athens/cs644/Projects/2004/SumedhaAhuja-EdithLaw/hybrid.html

Algoritmo de RT1

```
1   RT1(Training set T): Instance set S.
2       Let S = T.
3       For each instance P in S:
4           Find P.N_{1..k+1}, the k+1 nearest neighbors of P in S.
5           Add P to each of its neighbors' lists of associates.
6       For each instance P in S:
7           Let with = # of associates of P classified correctly with P as a neighbor.
8           Let without = # of associates of P classified correctly without P.
9           If (without - with) ≥ 0
10              Remove P from S.
11              Remove P from its associates' lists of nearest neighbors, and find
12                  the next nearest neighbor for each of these associates.
13              Remove P from its neighbors' lists of associates.
14          Endif
15      Return S.
```

Fuente: Wilson, D. R., & Martinez, T. R. (1997, July). Instance pruning techniques. I*CML* (Vol. 97, pp. 403-411).

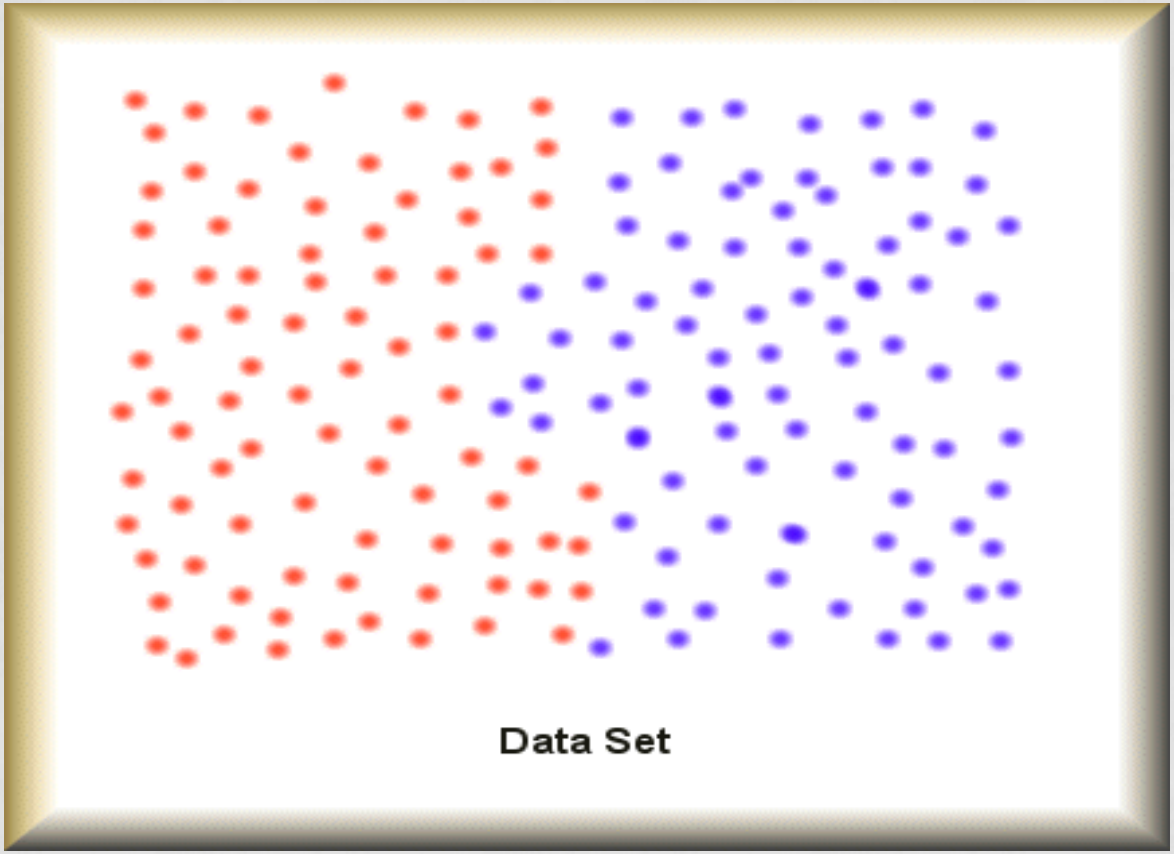
RT1

- RT1 quita instancias con ruido, puesto que si se las quita eso no perjudica a la clasificación de los asociados, todo lo contrario
- RT1 quita instancias supérfluas en el centro de los clusters, porque en esos lugares todas las instancias son de la misma clase, por lo que quitar vecinos no es perjudicial
- RT1 tiene a guardar instancias no-ruido en la frontera, porque si la quitamos, otras instancias pueden pasar a estar mal clasificadas

RT2 / RT3

- RT2 intenta quitar las instancias de los centros de los clusters primero
- Para ello, ordena las instancias por distancia a su vecino mas cercano que pertenezca a una clase distinta
- Desgraciadamente, las instancias con ruido que estén en el centro de los clusters se considerarán ruido
- Para evitarlo, RT3 hace una primera pasada para quitar las instancias ruidosas (Wilson editing rule)
- RT3 por tanto tiende a conservar las instancias cerca de la frontera

RT2 / RT3



Fuente: http://cgm.cs.mcgill.ca/~athens/cs644/Projects/2004/SumedhaAhuja-EdithLaw/hybrid.html

Algoritmo de RT2

```
1   RT1(Training set T): Instance set S.
2       Let S = T.
3       For each instance P in S:
4           Find P.N1..k+1, the k+1 nearest neighbors of P in S.
5           Add P to each of its neighbors' lists of associates.
6       For each instance P in S:
7           Let with = # of associates of P classified correctly with P as a neighbor.
8           Let without = # of associates of P classified correctly without P.
9           If (without - with) ≥ 0
10              Remove P from S.
11              Remove P from its associates' lists of nearest neighbors, and find
12                  the next nearest neighbor for each of these associates.
13              Remove P from its neighbors' lists of associates.
14          Endif
15      Return S.
```

Fuente: Wilson, D. R., & Martinez, T. R. (1997, July). Instance pruning techniques. I*CML* (Vol. 97, pp. 403-411).

RESULTADOS

Database	*k*NN	(size)	RT1	(size)	RT2	(size)	RT3	(size)	H-IB3	(size)
Anneal	**93.11**	100	**87.85**	9.11	**95.36**	11.42	**93.49**	8.63	**94.98**	7.81
Australian	**84.78**	100	**82.61**	7.67	**84.64**	15.41	**84.35**	5.93	**85.99**	6.48
Breast Cancer WI	**96.28**	100	**94.00**	2.56	**96.14**	5.79	**96.14**	3.58	**95.71**	2.56
Bridges	**66.09**	100	**55.64**	20.86	**59.18**	24.11	**58.27**	18.66	**59.37**	38.67
Crx	**83.62**	100	**81.01**	6.70	**84.93**	14.11	**85.80**	5.46	**83.48**	6.86
Echocardiogram	**94.82**	100	**93.39**	9.01	**85.18**	7.51	**93.39**	9.01	**93.39**	14.85
Flag	**61.34**	100	**58.13**	24.51	**62.34**	32.30	**61.29**	20.45	**51.50**	39.18
Glass	**73.83**	100	**60.30**	26.11	**64.98**	31.52	**65.02**	23.88	**67.77**	32.92
Heart	**81.48**	100	**79.26**	12.96	**81.11**	21.60	**83.33**	13.62	**76.30**	10.33
Heart.Cleveland	**81.19**	100	**77.85**	14.26	**79.87**	20.61	**80.84**	12.76	**74.23**	10.78
Heart.Hungarian	**79.22**	100	**78.92**	11.38	**79.22**	15.98	**79.95**	10.43	**74.83**	8.88
Heart.Long Beach VA	**70.00**	100	**73.00**	11.78	**72.00**	16.33	**73.50**	4.22	**69.50**	11.67
Heart.More	**74.17**	100	**73.20**	11.20	**74.50**	16.98	**76.25**	9.10	**74.75**	13.97
Heart.Swiss	**92.69**	100	**91.15**	2.08	**93.46**	2.89	**93.46**	1.81	**84.62**	4.79
Hepatitis	**80.62**	100	**76.21**	8.67	**82.00**	13.98	**81.87**	7.81	**72.79**	8.03
Horse-Colic	**57.84**	100	**65.09**	10.89	**66.17**	17.98	**71.08**	7.42	**61.82**	17.64
Image.Segmentation	**93.10**	100	**84.76**	10.21	**92.38**	13.76	**92.62**	10.98	**90.24**	14.79
Ionosphere	**84.62**	100	**84.91**	5.67	**88.32**	12.09	**87.75**	7.06	**88.32**	13.61
Iris	**94.00**	100	**89.33**	11.70	**95.33**	16.89	**95.33**	14.81	**92.00**	10.96
Average	**80.78**	100	**76.93**	14.55	**80.09**	20.16	**80.31**	14.32	**77.41**	16.67

...

Fuente: Wilson, D. R., & Martinez, T. R. (1997, July). Instance pruning techniques. I*CML* (Vol. 97, pp. 403-411).