

Capítulo 4

Validación de Características mediante AdaBoost

A lo largo de este trabajo se han extraído las características lineales y no lineales de las grabaciones de llantos disponibles en la base de datos del INAOE. Posteriormente se habló acerca de los algoritmos boosting y los árboles de decisiones, ya que estos son los algoritmos de que clasificación que se utilizaron para realizar la validación de las características extraídas. La Figura 4.1 muestra, en forma de diagrama, el proceso que se ha seguido hasta ahora pra llegar al resultado.

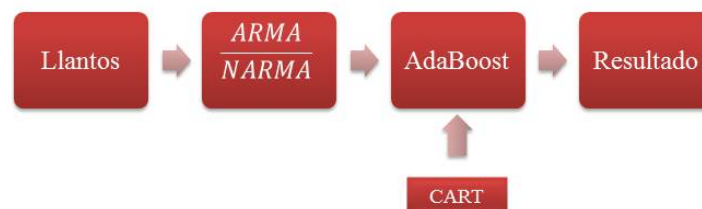


Figura 4.1: Proceso para identificar llantos

A continuación se expondrán los resultados obtenidos en la última etapa que se encuentra descrita en la Figura 1.1, la cual es la etapa de clasificación. Durante la clasificación se utilizaron las matrices que se obtuvieron durante la etapa de extracción; los datos contenidos en estas matrices representan las características lineales y no lineales de cada tipo de llanto.

Como se mencionó anteriormente, para realizar la validación de las características se utilizó el Toolbox de MATLAB *GML AdaBoost* creada por Alexander Vezhnevets [Vezhnevets, 2007]. Este algoritmo está formado por un árbol de decisión *CART* (Classification and Regression Tree), el cual trabaja en conjunto con tres algoritmos *boosting*: Gentle AdaBoost, Modest AdaBoost y Real AdaBoost.

De los tres diferentes algoritmos *boosting* que se tienen a disposición, se dio énfasis a los resultados obtenidos con el método Modest AdaBoost. Esto se debe a que la estructura de su algoritmo está diseñada para evadir el *overfitting* y tener un menor porcentaje de error de generalización a cambio de un mayor error en la etapa de *training*; sin embargo también se realizaron las pruebas con Gentle y Real AdaBoost para poder realizar una comparación entre todos los resultados y comprobar si en verdad el método elegido era el óptimo.

Este Toolbox está dividido en dos partes: *training* y *testing*. La primera de ellas se encarga de identificar patrones dentro de la información de entrada para así poder determinar a qué clase pertenecen, esto se logra utilizando el árbol de decisión y el algoritmo *boosting* para entrenar los nodos del árbol. En la parte de *testing* se utilizan los nodos entrenados para decidir a qué categoría pertenecen los datos de entrada. En todas las pruebas

realizadas se utilizó el 60 % de los datos para entrenar el algoritmo, mientras que el 40 % restante de información fue utilizado para la parte de *testing*.

Como se indicó anteriormente, este algoritmo tiene la característica de ser un árbol de tipo binario, por lo que se deben de ingresar dos tipos diferentes de llantos como datos de entrada tanto para el entrenamiento de los nodos como para la parte de *testing*. Siguiendo esta condición, las pruebas se realizaron de la siguiente manera: llantos normales *vs* llantos de asfixia y llantos de sordera *vs* llantos de asfixia; los porcentajes de aceptación obtenidos durante esta prueba se pueden observar en la Tabla 4.1.

Las Figuras 4.2 a 4.4 muestran las gráficas que se obtuvieron al correr el algoritmo; en cada una de ellas la función roja representa el resultado que se obtuvo al considerar las características no lineales de los llantos, mientras que la azul se obtiene al utilizar solamente las características extraídas con la estructura ARMA.

Debido a que los llantos causados por dolor y hambre son catalogados como llantos normales, se tomó la decisión de analizar estos llantos por separado. Sin embargo, al correr el programa utilizando los datos dolor *vs* hambre sólo se llegó al 70 % de precisión de clasificación, esto se puede observar en la Figura 4.5. Por lo anterior se tomó la decisión de mejor hacer pruebas con el siguiente formato dolor *vs* asfixia y hambre *vs* asfixia, para tener un mejor discriminante.

En la Tabla 4.2 están concentrados los resultados que se obtuvieron al realizar esta prueba con los tres algoritmos. Además, las Figuras 4.6 y 4.7 muestran las gráficas obtenidas en estas pruebas, la línea roja igualmente representa las características no lineales y la azul las lineales.

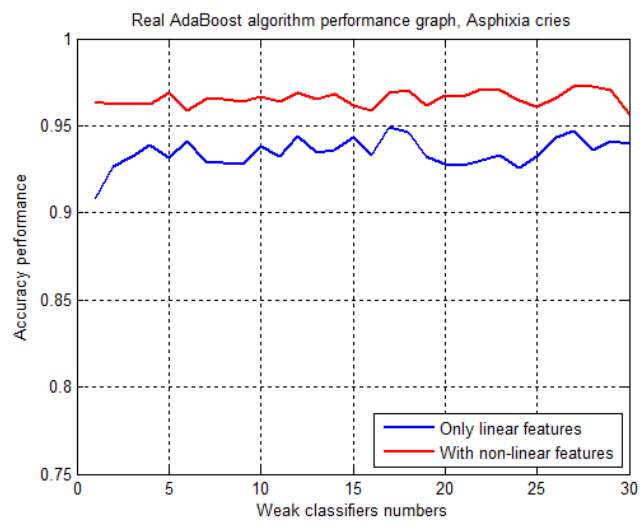
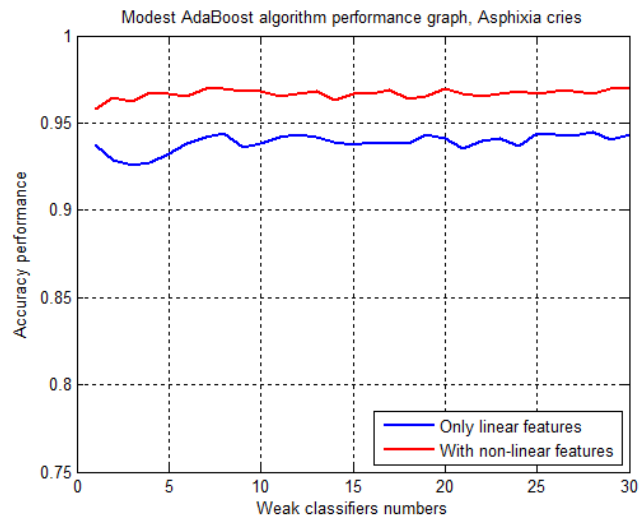
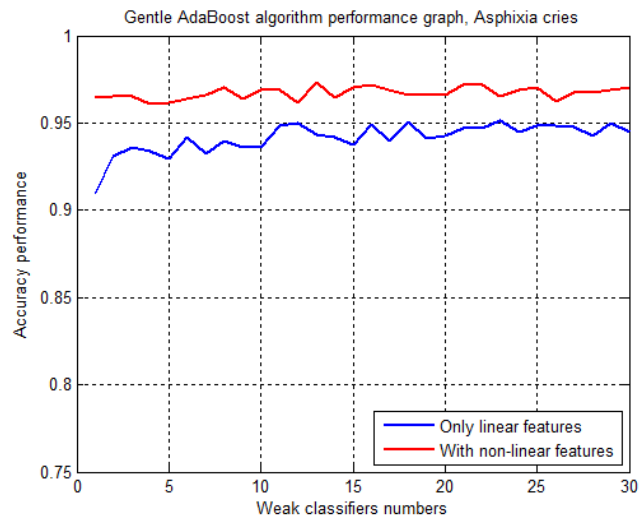


Figura 4.2: Análisis de llantos de asfixia

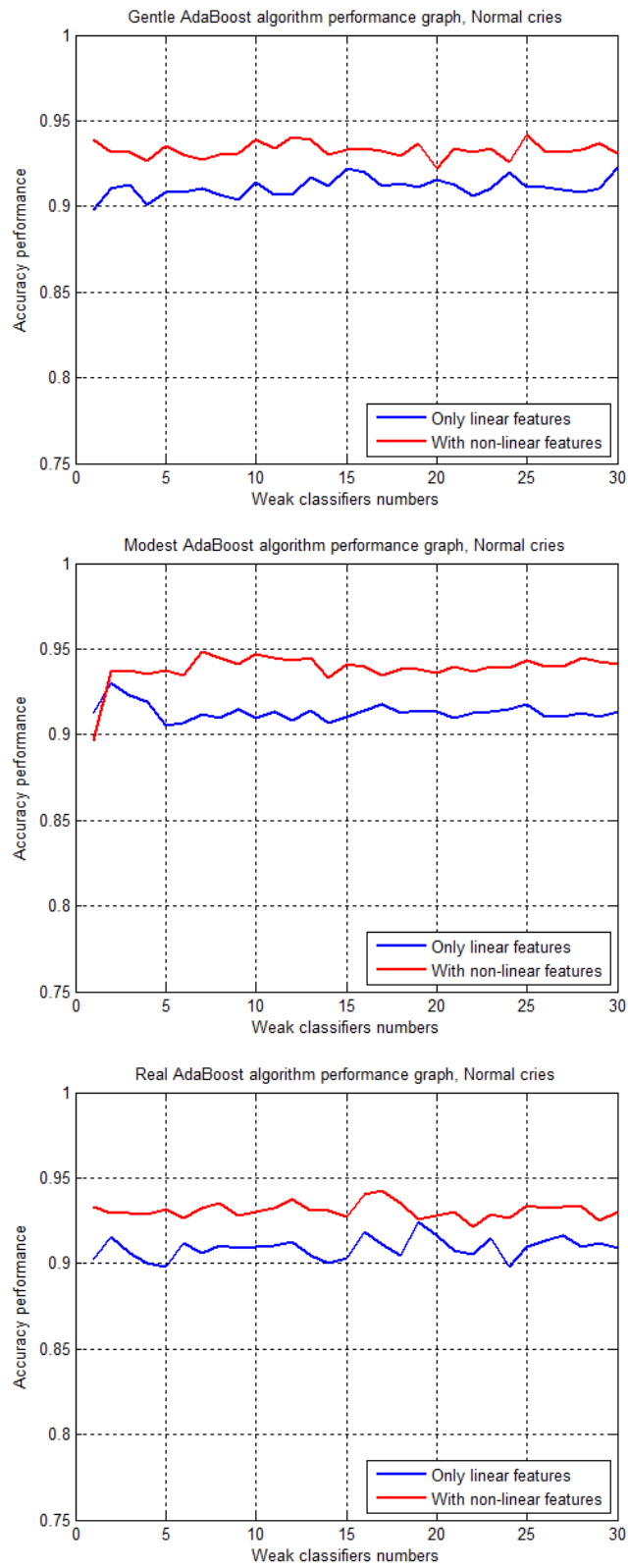


Figura 4.3: Análisis de llantos normales

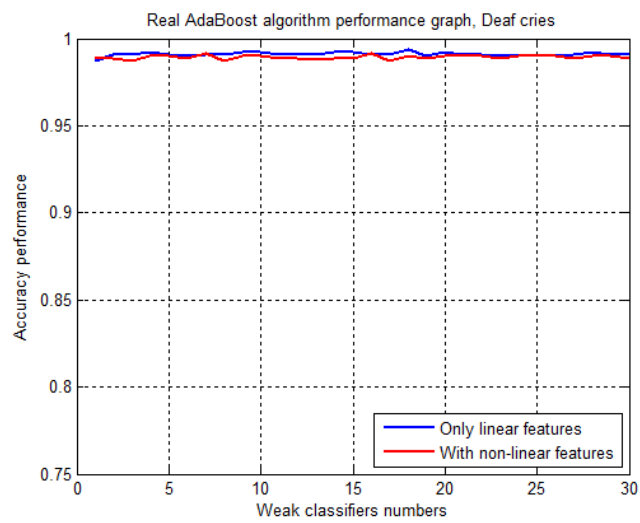
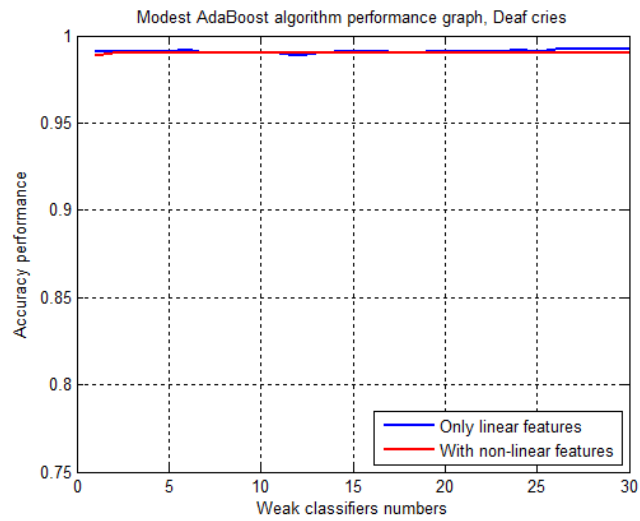
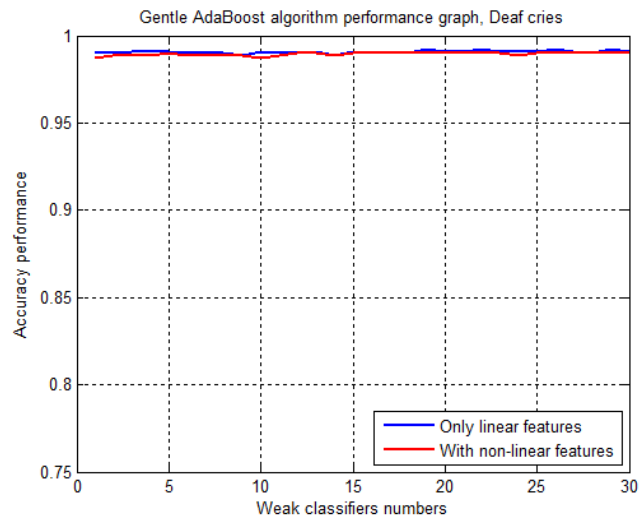


Figura 4.4: Análisis de llantos de sordera

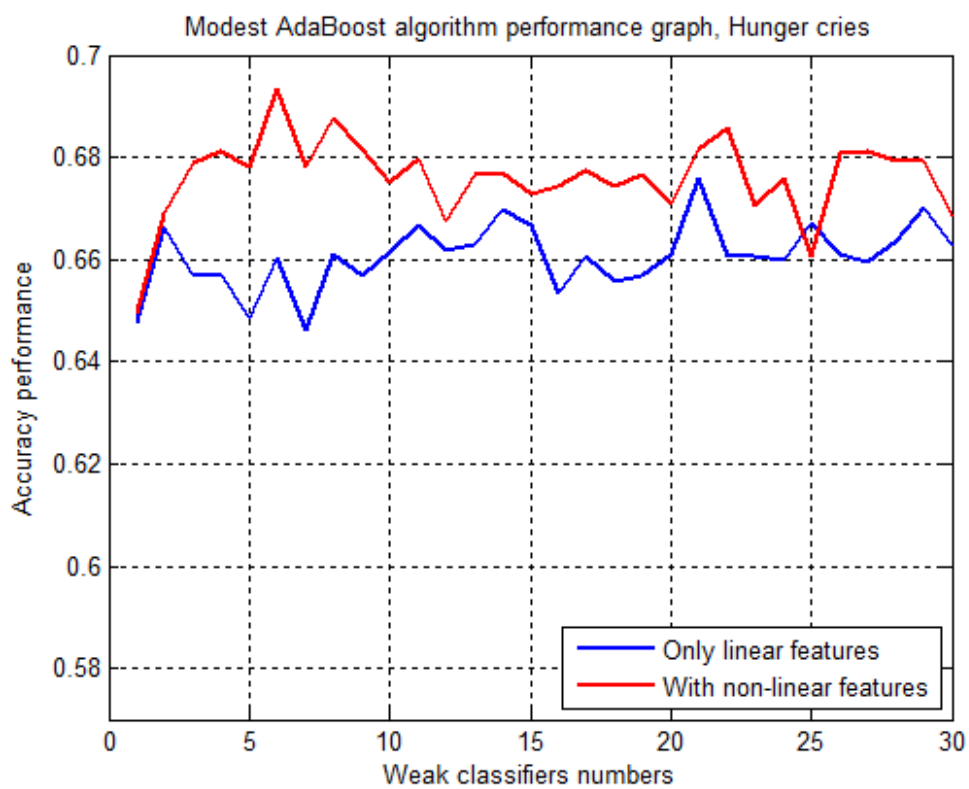


Figura 4.5: Hambre vs Dolor

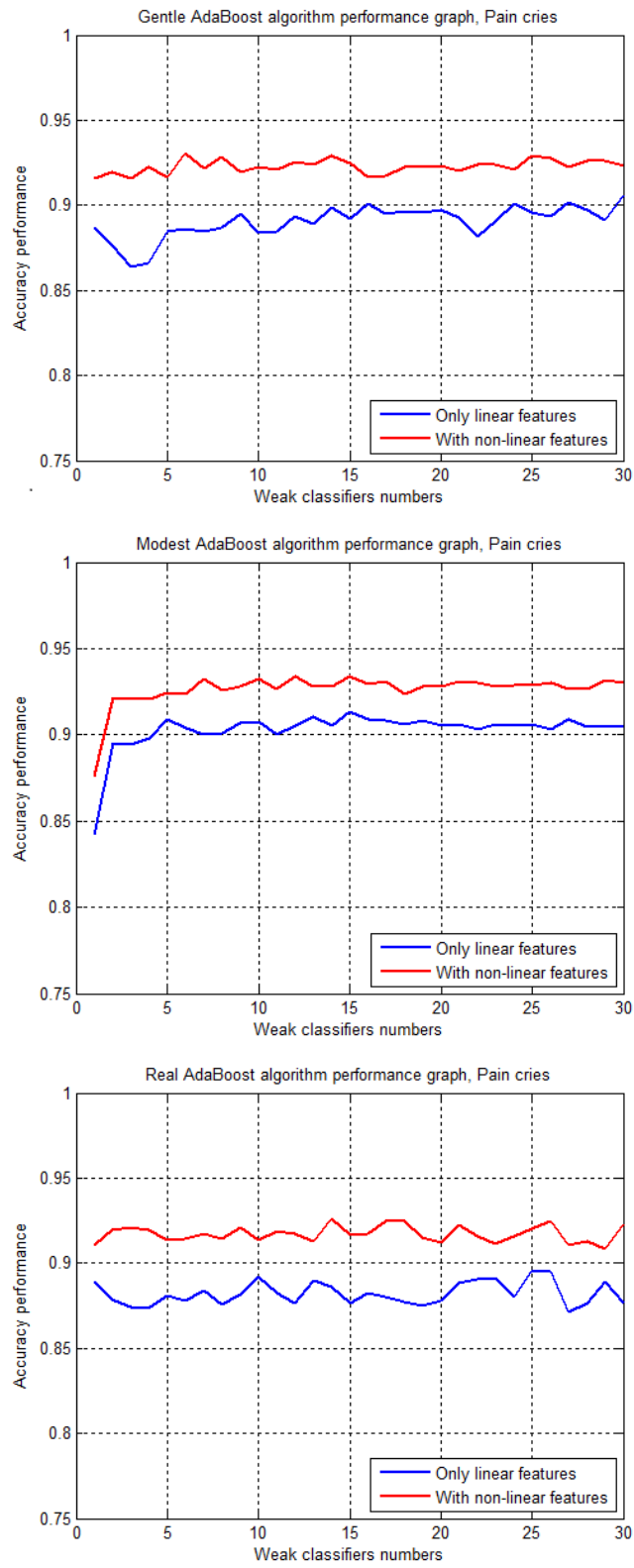


Figura 4.6: Análisis de llantos de dolor

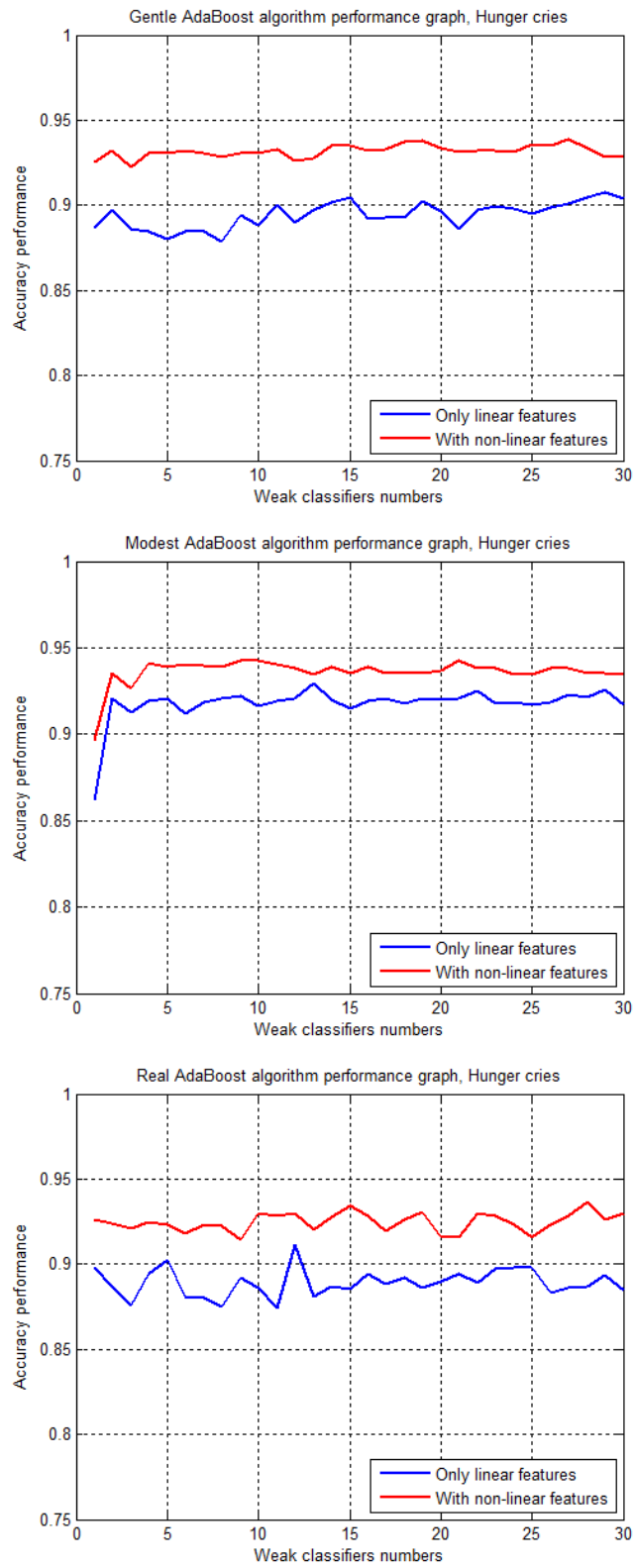


Figura 4.7: Análisis de llantos de hambre

Algoritmo Boosting	Precisión de clasificación					
	Asfixia		Sordera		Normales	
	Lineal	L+No Lineal	Lineal	L+No Lineal	Lineal	L+No Lineal
Real AdaBoost	93 %	96 %	98 %	98.5 %	92 %	93 %
Gentle AdaBoost	95 %	97 %	98.5 %	99 %	93 %	94 %
Modest AdaBoost	94.5 %	96 %	98.5 %	99 %	92 %	94.5 %

Tabla 4.1: Resultados de clasificación para asfixia, sordera y llantos normales

Algoritmo Boosting	Precisión de clasificación			
	Hambre		Dolor	
	Lineal	L+No Lineal	Lineal	L+No Lineal
Real AdaBoost	88 %	92.5 %	88 %	92 %
Gentle AdaBoost	91 %	93.5 %	91 %	93 %
Modest AdaBoost	92.5 %	94 %	91 %	93.5 %

Tabla 4.2: Resultados de clasificación para llantos de dolor y hambre

Debido a los resultados obtenidos al analizar hambre *vs* dolor, se decidió realizar un análisis estadístico de las características no lineales; por lo que se escribió un algoritmo en MATLAB que nos permitiera obtener el promedio, la mediana, la desviación estándar y la varianza de la última fila de cada una de las matrices. Este análisis nos permite comprobar, principalmente con los valores de la desviación estándar y la varianza, si la contribución de las características no lineales era de esperarse o, por el contrario, como en el caso de los llantos de sordera, era probable que no aportaran suficientes características discriminantes para encontrar un patrón.

Los valores obtenidos durante este análisis se pueden observar en las Tablas 4.3 y 4.4. Nuevamente, los llantos de hambre y dolor se analizaron por separado debido a su pertenencia a la categoría de llantos normales, tal y como se mencionó anteriormente.

Por último, se realizó un segundo análisis estadístico, pero ahora para realizar

Prueba	Normal	Asfixia	Sordera
Mediana	52.8768	3.9361e+03	5.8184
Media	240.09	1.0352e+05	75.81
Desviación estándar	548.6237	4.0e+05	222.6126
Varianza	3.0099+e05	1.6e+11	4.9556e+04

Tabla 4.3: Análisis estadístico de llantos normales, asfixia y sordera

Prueba	Hambre	Dolor
Mediana	2.4768	1.5171
Media	43.8922	17.741
Desviación estándar	2.01E+02	89.2231
Varianza	4.03E+04	7.96E+03

Tabla 4.4: Análisis estadístico de llantos de hambre y dolor

una comparación entre los valores obtenidos al tomar en cuenta sólo las características lineales y aquellos obtenidos al incluir toda la información. Este análisis se realizó primero con los llantos normales, asfixia y sordera, posteriormente se utilizaron los datos que se tienen de hambre y dolor, como ya se ha mencionado esto se debe a que pertenecen a la categoría de llantos normales. Los resultados obtenidos se pueden observar en las Tablas 4.5 y 4.6.

Prueba	Asfixia		Sordera		Normales	
	Lin	L+NonLin	Lin	L+NonLin	Lin	L+NonLin
Media	0.777	9.41e+03	-0.2658	6.6478	0.0254	21.8485
Mediana	0.048	0.087	-0.1993	-0.1526	0.0098	0.0475
Desviación estándar	0.8373	1.24e+05	0.4806	70.5808	0.4816	179.2023
Varianza	0.711	1.54e+10	0.2309	4.98e+03	0.2319	3.21e+04

Tabla 4.5: Análisis estadístico, con y sin características lineales

Prueba	Dolor		Hambre	
	Lin	L+NonLin	Lin	L+NonLin
Media	-0.0769	1.5429	-0.0809	3.9167
Mediana	-0.0608	-0.0226	-0.0636	-0.0188
Desviación estándar	0.5253	27.3838	0.6478	61.8301
Varianza	0.2759	749.8749	0.4197	3.82e+03

Tabla 4.6: Análisis estadístico , con y sin características lineales