

UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL
UNIDAD DE POSGRADO



REDES NEURONALES ARTIFICIALES DE BASE RADIAL
COMO HERRAMIENTA DE PREDICCIÓN DE LA
CONTAMINACIÓN ACÚSTICA GENERADO POR TRÁNSITO
VEHICULAR

TESIS

PARA OPTAR EL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS CON MENCIÓN
EN INGENIERÍA DE TRANSPORTES

ELABORADO POR:
EDMUNDO CANCHARI GUTIÉRREZ

ASESOR:
DR. ING. SANTIAGO ESTEBAN CONTRERAS ARANDA

LIMA - PERÚ

2015

*A mis padres Juan y Emilia - quienes siempre supieron el sendero correcto para la superación.
A Carla Marilyn - mi esposa. Si todos vieran lo mismo que tú, el mundo sería el cielo con que todos sueñan.*

Agradecimientos

Mi reconocimiento al Dr. Ing. Santiago Esteban Contreras Aranda, por sus sugerencias, recomendaciones y observaciones, su atención oportuna y permanente fue primordial en el proceso de desarrollo de la investigación.

Al Dr. José Carlos Matías León, su labor constante como Docente de la Facultad de Ingeniería Civil - Sección de Posgrado, dignifica a la Universidad Nacional de Ingeniería. A la MSc. Ing. Rocío Espinoza Ventura, miembro de la comisión de evaluación del borrador de tesis, gracias a sus alcances y observaciones de las cuales se encuentra nutrida la presente investigación.

A la Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga(UNSCH), Facultad de Ingeniería de Minas, Geología y Civil - Escuela Profesional de Ingeniería Civil, centro de estudios en mi formación de Pre-Grado, que me brindó la oportunidad e hizo de mí para desenvolverme en este apasionante campo, la Ingeniería Civil.

A mi asesor de tesis de pregrado, un amigo -Cristian Castro Pérez -por la disposición de los registros de datos necesarios.

A la comunidad de usuarios para la Composición de Textos Científicos con \LaTeX y $\text{\LaTeX} 2_{\epsilon}$, al grupo que mantiene la distribución “ \MiKTeX ” y a los creadores de “ \TeXStudio ” -los cuales permiten, cuando se escribe un texto, centrarse exclusivamente en el contenido(fondo) sin tener que preocuparse de los detalles del formato.

UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
LIMA, FEBRERO DE 2015

Edmundo Canchari Gutiérrez

Índice general

Dedicatoria	I
Agradecimientos	II
Índice general	III
Índice de tablas	VI
Índice de figuras	VII
Resumen	IX
Introducción	1
Capítulo I: Generalidades	3
1.1. Antecedentes bibliográficos	3
1.1.1. Antecedentes a nivel nacional	3
1.1.2. Estudios realizados a nivel internacional	3
1.1.3. Legislación peruana en materia de ruido	4
1.1.4. Competencia nacional de las instituciones	4
1.1.5. Organismos internacionales	5
1.2. Descripción de la realidad problemática	5
1.3. Formulación del problema	6
1.3.1. Problema principal	6
1.3.2. Problemas secundarios	6
1.4. Justificación e importancia de la investigación	6
1.5. Objetivos	7
1.5.1. Objetivos Generales	7
1.5.2. Objetivos Específicos	7
1.6. Hipótesis	7
1.6.1. Hipótesis principal	7
1.6.2. Hipótesis secundarios	8
1.7. Variables e indicadores	8
1.7.1. Variables	8
1.7.2. Indicadores	8
1.8. Unidad de análisis	9
1.9. Tipo y nivel de investigación	9
1.10. Periodo de análisis	10
1.11. Fuentes de información e instrumentos utilizados	10

1.11.1. Fuentes de información	10
1.11.2. Instrumentos utilizados	10
1.12. Técnicas de recolección y procesamiento de datos	11
1.12.1. Recolección de datos	11
1.12.2. Procesamiento de datos	12

Capítulo II: Marco teórico y marco conceptual, desarrollo de la teoría y variable **13**

2.1. Principios básicos del sonido	13
2.1.1. Definición del sonido	13
2.1.2. Generación y propagación del sonido	13
2.1.3. Nivel de presión sonora	14
2.1.4. Medición del sonido	14
2.2. Contaminación acústica en zonas urbanas	15
2.2.1. Fuentes de contaminación acústica	16
2.2.2. Tipos de vehículos	16
2.2.3. Asignación de tráfico	16
2.3. Redes neuronales artificiales de base radial	18
2.3.1. Fundamentos biológicos de las RNA	18
2.3.2. Modelo Artificial de las Redes Neuronales Biológicas	20
2.3.3. Evolución histórica	21
2.3.4. Clasificación de las RNA	21
2.3.5. Arquitectura de RNA de base radial	23
2.3.6. Elementos de la neurona artificial	23
2.3.7. Funciones de entrada, activación y de transferencia	24
2.3.8. Algoritmos y paradigmas de aprendizaje	25
2.3.9. Método de aprendizaje híbrido	26
2.3.10. Evaluación del aprendizaje	27

Capítulo III: Desarrollo del trabajo de la tesis **29**

3.1. Identificación de la población	29
3.1.1. Unidad muestral	29
3.1.2. Unidades de análisis	29
3.1.3. Delimitación de la población	31
3.2. Determinación de la muestra	31
3.2.1. Cálculo del tamaño de muestra	31
3.2.2. Tipos de datos	32
3.2.3. Origen de las unidades de análisis	32
3.2.4. Escalas de medición	34
3.2.5. Selección de la muestra	35
3.2.6. Representatividad de la muestra	36
3.3. Análisis de datos	36
3.3.1. Análisis exploratorio	36
3.3.2. Análisis descriptivo	39
3.4. Construcción del modelo	41
3.4.1. Argumentos de ingreso	42
3.4.2. Resultados esperados	46
3.4.3. Diseño de la arquitectura del modelo AN^4	46
3.4.4. Conjunto de entrenamiento, validación y prueba(test)	47

3.4.5. Proceso de aprendizaje	51
3.4.6. Evaluación del aprendizaje	55
3.4.7. Validación del modelo	57
3.4.8. prueba final(test)	58
Capítulo IV: Análisis, resultado de la investigación y contrastación de la hipótesis	60
4.1. Análisis	60
4.1.1. Confiabilidad	60
4.1.2. Validez	62
4.1.3. Objetividad	64
4.2. Resultados de la investigación	65
4.2.1. Modelo AN^4	65
4.2.2. Arquitectura del modelo AN^4	65
4.2.3. Funciones de entrada, activación y de transferencia	66
4.2.4. Parámetros	67
4.2.5. Centros de las funciones de base radial	67
4.2.6. Amplitud de las funciones de base radial	67
4.2.7. Pesos de las conexiones	67
4.2.8. Umbrales	68
4.2.9. Limitaciones del modelo AN^4	68
4.3. Contrastación de hipótesis	69
4.3.1. Análisis paramétrico	70
4.3.2. Análisis no paramétrico	74
Conclusiones y recomendaciones	75
Conclusiones	75
Recomendaciones	76
Glosario	77
Acrónimos	79
Símbolos	80
Bibliografía	81
Acústica	81
Contaminación acústica por tránsito vehicular	81
Redes neuronales artificiales	82
Biología	83
Metodología de la investigación	83
Estadística	83
Anexo A. Registros	84
Anexo B. Parámetros del modelo AN^4	87
Anexo C. Código fuente	89

Índice de tablas

1.1. Variables e indicadores	9
2.2. Correspondencia entre presión sonora y niveles de presión sonora	15
2.3. Valores críticos del ruido	16
2.4. Clasificación de vehículos	17
2.5. Evolución de las RNA 1910-1970	20
2.6. Evolución de las RNA 1970-2000	21
3.7. Obtención del tamaño de la muestra	31
3.8. Registro máximo y mínimo de vehículos(intervalo de 15 minutos) . . .	37
3.9. Nivel máximo y mínimo sonoro	38
3.10. Medidas de tendencia central registro de vehículos	40
3.11. Medidas de tendencia central del nivel sonoro	40
3.12. Medidas de variabilidad registro de vehículos	41
3.13. Medidas de variabilidad del nivel sonoro	41
3.14. Datos tomando en cuenta los tipos de vehículos	43
3.15. Datos tomando en cuenta el aforo vehicular y posición	43
3.16. Datos que toma en cuenta aforo vehicular y el tiempo	44
3.17. Datos de entrada al modelo, número de carriles, fachada	44
3.18. Datos aforo vehicular y pendiente de la vía	45
3.19. Datos de aforo vehicular	45
3.20. Organización de los datos del nivel sonoro	46
3.21. Arquitecturas de RNA alegidas	55
4.22. Coeficientes de confiabilidad	62
4.23. Niveles extremos del nivel sonoro	63
4.24. Ciclos de aprendizaje y error cuadrático medio obtenido	64
4.25. Centros de las funciones de base radial	67
4.26. Pesos de las conexiones	68
4.27. Coeficiente de Pearson para las variables analizadas	73
4.28. Coeficientes de Correlación(análisis no paramétrico)	74
A.1. Registro de entrenamiento, validación y prueba	84
B.1. Parámetros del modelo AN^4	87

Índice de figuras

1.1. Datos y escalas de medición	11
2.2. Proceso para la estimación de viajes	17
2.3. Red neuronal biológica	18
2.4. Neurona biológica y elementos a detalle	19
2.5. Neurona biológica y elementos básicos	20
2.6. Clasificación de las RNA de acuerdo al algoritmo de aprendizaje utilizado	22
2.7. Red neuronal artificial de base radial	22
2.8. Neurona artificial	23
2.9. Funciones de activación de base radial	25
2.10. Métodos de aprendizaje de las RNA	26
3.11. Unidades de muestreo o puntos de aforo	30
3.12. Unidades de análisis y muestreo	30
3.13. Puntos de aforo vehicular(estación Av. Independencia)	32
3.14. Selección de la muestra	33
3.15. Registro de aforo vehicular	34
3.16. Registro total de aforo vehicular	35
3.17. Nivel sonoro equivalente L_{eq} (dB)	36
3.18. Registro de autos en todos los puntos muestrales	37
3.19. Registro de vehículos pesados(solo camiones)	38
3.20. Registro de vehículos(moto-taxi)	39
3.21. Modelo general de redes neuronales artificiales	42
3.22. RNA de base radial general	47
3.23. Conjuntos de entrenamiento(registro de vehículos)	48
3.24. Conjuntos de entrenamiento(nivel sonoro en dB)	49
3.25. Fuente: Elaboración propia	49
3.26. Conjuntos de validación(registro de vehículos)	49
3.27. Conjuntos de validación(nivel sonoro en dB)	50
3.28. Conjuntos de prueba final(registro de vehículos)	50
3.29. Conjuntos de prueba final(nivel sonoro en dB)	51
3.30. Modelo considerando el flujo vehicular total	52
3.31. Variación del error cuadrático medio	56
3.32. Variación del error cuadrático medio(E)	57
3.33. Nivel sonoro obtenido y esperado(conjunto de validación)	58
3.34. Nivel sonoro obtenido y esperado(conjunto de prueba final)	59
4.35. Análisis de confiabilidad(Gráficamente)	61
4.36. Nivel sonoro obtenido(Conjunto de validación)	63
4.37. Arquitectura del modelo AN^4	66
4.38. Tipos de pruebas de hipótesis	69

4.39. Función de distribución normal acumulada	70
4.40. Función de distribución normal(Microbús)	71
4.41. Función densidad distribución normal(Camión)	72
4.42. Función de distribución normal(Nivel Sonoro)	72
4.43. Relación entre el nivel sonoro y aforo vehicular	73
B.1. Arquitectura del modelo AN^4	87

Resumen

En la investigación se obtiene un modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales de base radial para la predicción de la contaminación sonora generado por tránsito vehicular en áreas urbanas, la percepción de la contaminación acústica es una variable producto de múltiples factores que está relacionado por la densidad de flujo vehicular en una determinada vía, las condiciones topográficas del terreno y las características arquitectónicas existentes; el modelo de redes neuronales artificiales previamente definidas se sometieron al proceso de entrenamiento con variada cantidad de argumentos, determinándose que los mejores modelos resultantes son aquellas que permiten solamente como ingreso al modelo metaheurístico el flujo vehicular.

Palabras clave: ruido, contaminación acústica, redes neuronales artificiales

Abstract

One metaheuristic research model based on artificial neural networks radial basis for prediction of noise pollution generated by vehicular traffic in urban areas is obtained, the perception of noise pollution is a variable product of multiple factors that are related by the density of traffic flow in a certain way, topographical conditions of the terrain and existing architectonic characteristics; predefined model underwent artificial neural network training process with varied amount of arguments, determined that the best resulting models are those that allow only as income metaheuristic traffic flow model.

keywords: noise, noise pollution, artificial neural networks

Introducción

El ruido es considerado como contaminante en las áreas urbanas y es generado por las actividades propias del hombre. Desde el punto de vista de la ingeniería de transportes, la contaminación acústica es una consecuencia de la asignación de tráfico sobre la red vial, cuando la capacidad o el volumen de tránsito de la red vial es superado por la demanda de los usuarios.

Las fuentes de contaminación sonora son múltiples en un centro urbano, pero entre todas éstas, estudios específicos determinan y atribuyen hasta en un 80 % de incidencia al tránsito de los vehículos, ocasionado por la inadecuada distribución del flujo vehicular o la ocupación completa de la red vial existente, es un problema que nace mientras un centro urbano se desarrolla y crece urbanísticamente, todas las ciudades del mundo sufren esta clase de inconvenientes y las instituciones encargadas de la planificación de la asignación de tráfico en una ciudad son las encargadas de regir y evaluar su impacto. La tesis propone el uso de un modelo basado en Redes Neuronales Artificiales de base radial, denominado modelo AN^4 , como predictor de la contaminación acústica en áreas urbanas. Los argumentos necesarios y los resultados - la contaminación acústica son obtenidos mediante registros directos en los puntos seleccionados previamente sobre la zona urbana de interés, en este caso, la ciudad de Ayacucho. Tomando en cuenta la fuente bibliográfica existe una gran cantidad de modelos determinísticos, obtenidos incluso por regiones y ciudades, donde se relaciona la contaminación sonora producida en centros urbanos exclusivamente al tránsito de los vehículos.

La elección del tema para la investigación es importante debido, porque el ruido es considerado como un contaminante y generado como consecuencia de la actividad propia del hombre, la contaminación acústica se agrava en ciudades menor organizadas y usualmente por desconocimiento, por parte de la población, de las directivas emitidas de las entidades competentes. La investigación propuesta se fundamenta, porque actualmente el inconveniente de la contaminación sonora es producido por los actores mismos de las zonas urbanas, los hombres, que generan el ruido como un producto necesario consecuencia de sus actividades.

Seguidamente se presenta una breve presentación de cada capítulo desarrollado en la tesis:

- *Capítulo uno - las generalidades:* se presenta las generalidades de la tesis: antecedentes bibliográficos, descripción de la realidad problemática, formulación del problema, justificación e importancia de la investigación, objetivos, hipótesis, variables e indicadores, unidad de análisis, tipo y nivel de investigación, periodo de análisis, fuentes de información e instrumentos utilizados, técnicas de recolección y procesamiento de datos.

- *Capítulo dos - marco teórico y marco conceptual:* correspondiente al marco teórico y marco conceptual, se desarrolla la fundamentación teórica concerniente a la tesis; inicia con la definición del sonido y sus propiedades, unidades de medida, fuentes de origen, medio de transporte, etc. Seguidamente se efectúa la definición del ruido desde el punto de vista como contaminante ambiental, se termina con la presentación de los distintos modelos heurísticos europeos para la predicción de la contaminación acústica.
- *Capítulo tres - desarrollo del trabajo de tesis:* desarrolla los materiales y métodos para la obtención o el diseño del modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales para la predicción de la contaminación sonora, se realiza la definición de las redes neuronales artificiales y su similitud y diferencias con las redes neuronales biológicas, se determinan los modelos de redes neuronales artificiales - el perceptrón multicapa, red neuronal artificial de base radial; etc. Los procesos de aprendizaje, validación y extensión de su uso de los modelos de las redes neuronales artificiales. En este capítulo se identifica la zona de estudio, se define los puntos desde los cuales se obtendrán la fuente de los datos y finalmente se obtiene el modelo mediante redes neuronales artificiales para la predicción del ruido; la construcción del modelo AN^4 basado en redes neuronales artificiales utiliza el modelo de base radial.
- *Capítulo cuatro - análisis, resultado de la investigación y contrastación de la hipótesis:* en el presente capítulo se comprueba el modelo basado en RNA (redes neuronales artificiales) mediante diferentes arquitecturas, con distintos números de las unidades primordiales en la capa oculta de la red neuronal artificial de base radial. Los resultados del modelo metaheurístico AN^4 son validados y sometidos a prueba (test).
- *Capítulo cinco - conclusiones y recomendaciones:* se presenta las conclusiones de la investigación, en relación a los objetivos establecidos.

Capítulo I: Generalidades

1.1. Antecedentes bibliográficos

La contaminación acústica en áreas urbanas fue ampliamente estudiada, de los muchos trabajos existentes sobre el estudio del impacto generado por la contaminación acústica en las ciudades urbanas, se consideran:

1.1.1. Antecedentes a nivel nacional

A nivel nacional se encuentra: el estudio realizado en el año 2011 por el Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental (OEFA), titulado *Evaluación Rápida del Nivel de Ruido Ambiental en las Ciudades de Lima Callao, Maynas, Coronel Portillo, Huancayo, Huánuco, Cusco y Tacna*; La información de este documento [18] se basa en las evaluaciones rápidas de nivel de ruido realizadas con la finalidad de contar con información técnica que permita verificar el cumplimiento de la normatividad ambiental vigente, como la Ley Nº 28611 - “Ley General del Ambiente”, Ley Nº 27972 - “Ley Orgánica de Municipalidades” y el Decreto Supremo Nº 085-2003-PCM - “Estándares Nacionales de Calidad Ambiental para Ruido”, conducente a un adecuado proceso de control y fiscalización ambiental. Otro artículo [19] elaborado el año 2007, denominado *Contaminación Sonora por Ruido Vehicular en la Avenida Javier Prado*, donde el autor concluye que son los vehículos que aportan mayor contaminación sonora, seguido de los locales públicos y en menor proporción los vecinos. La investigación titulada *Study of Noise Levels in San Marcos Campus - Lima*, que analiza [16] los niveles de ruido en la Ciudad Universitaria de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos y que determina la influencia del ruido como elemento perjudicial en las labores cotidianas realizadas en el centro de estudios.

1.1.2. Estudios realizados a nivel internacional

En el *Congreso Mundial del Medio Ambiente de Estocolmo*, organizado por las *Naciones Unidas* en 1972, **el ruido ha sido declarado como contaminante** [13]. La predicción de los niveles de ruido producidos por el tráfico vehicular en entornos urbanos ha sido ampliamente estudiada a nivel mundial, encontrándose modelos matemáticos y numéricos basados en conceptos que van desde una simple regresión lineal hasta la complejidad de las redes neuronales artificiales. En Colombia, la investigación titulada “Simulación de Ruido de Tránsito Automotor como Herramienta para el Rediseño de

Rutas de Transporte Público Colectivo en el Municipio de Medellín” [10], la investigación asocia la contaminación acústica como determinante para el diseño final de las rutas de transporte público. El artículo “A Comparison between Traffic Noise Experimental Data and Predictive Models”, publicado [8] por la revista “International Journal of Mechanics” - realiza una comparación de la contaminación acústica producido por el tráfico, disponiendo una base de datos medidos directamente y los generados mediante modelos determinísticos. Otra investigación titulada “Estudio Comparativo para Modelos Predictivos de Ruido de Tráfico Rodado, a Través de Mediciones in situ en un Sector de la Ciudad de Osorno” realiza una exitosa comparación [5] de los diferentes modelos de ruido de tráfico seleccionados de investigaciones científicas con mediciones en la ciudad de Osorno (ciudad al sur de Chile).

1.1.3. Legislación peruana en materia de ruido

- Ley General de Salud, Ley Nº 26842, publicada el 20/07/1997 Artículo 105, corresponde a la Autoridad de Salud competente, dictar las medidas necesarias para minimizar y controlar los riesgos para la salud de las personas derivados de elementos, factores y agentes ambientales, de conformidad con lo que establece, en cada caso, la ley de la materia.
- Reglamento de Estándares Nacionales de Calidad Ambiental para Ruido. Decreto Supremo Nº 85-2003-PCM, publicada el 30/10/2003 Objetivo de la norma es establecer los estándares nacionales de calidad ambiental para ruido y los lineamientos para no excederlos, con el objetivo de proteger la salud, mejorar la calidad de vida de la población y promover el desarrollo sostenible.
- Ley de Bases de la Descentralización, Ley Nº 27783, publicada el 20/07/2002

1.1.4. Competencia nacional de las instituciones

En el Perú las siguientes instituciones estatales son las encargadas de la evaluación del impacto ambiental de múltiples actividades.

- El Instituto Nacional de Defensa de la Competencia y de la Protección de la Propiedad Intelectual (INDECOPI), es la entidad responsable de la verificación de la precisión y calibración de los equipos que se utilizan para la medición de ruidos, la calibración de los equipos será realizada por entidades debidamente autorizadas y certificadas para tal fin por esta institución.
- La Dirección General de Salud Ambiental (DIGESA), realiza la evaluación de los programas de vigilancia de la contaminación sonora, en coordinación con las Municipalidades y Gobiernos Regionales; elaborara un informe anual sobre los resultados de la evaluación acústica a nivel nacional.
- Ministerio del Ambiente del Perú y el Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental(OEFA), cuya misión es ejercer y promover una fiscalización ambiental efectiva que armonice el ejercicio de las actividades económicas y la protección del ambiente con el desarrollo sostenible.

1.1.5. Organismos internacionales

Entre los organismos internacionales que se dedican a la evaluación de la contaminación ambiental en general, las cuales determinan medidas técnicas, económicas y legales, son: Organización Mundial de la Salud(OMS), Organization for Economic Co-operation and Development(OECD).

La Cumbre sobre Cambio Climático organizado por la ONU(Organización de las Naciones Unidas), o propiamente la Conferencia de las Partes(COP), de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC); la COP20 se celebró en Perú, en diciembre de 2014, el objetivo fundamental de la CMNUCC es impedir la interferencia peligrosa del ser humano en el sistema climático.

1.2. Descripción de la realidad problemática

El ruido ambiental es una consecuencia directa no deseada de las propias actividades que se desarrollan en las grandes ciudades. Desde hace algunos años uno de los factores que afectan de forma sustancial a la calidad de los ambientes, tanto de interiores como de los espacios exteriores, es el nivel de ruido excesivamente elevado, por lo tanto es considerado como un contaminante.

De acuerdo con las definiciones generales del momento [12] un contaminante es aquel agente que puede afectar adversamente a la salud y el bienestar de las personas, y al pleno uso y disfrute de la propiedad. En efecto, dado que el ruido puede causar daño a la salud, interferencias al bienestar y a la comunicación de las personas, es válido hablar del ruido como un contaminante y en consecuencia hablar de *contaminación acústica*.

En el caso de las ciudades la fuente principal de ruido es el tráfico de los vehículos [9] según se puso de manifiesto en múltiples estudios realizados al respecto y no es ajeno a esta problemática particularmente la ciudad de Ayacucho, debido que hasta la fecha no se dispone de estudios realizados para medir el nivel de ruido, tal vez por desconocimiento o desinterés de los responsables de los Gobiernos Regionales y municipales, quienes deben tomar las medidas adecuadas para afrontar los inconvenientes generados a toda la población. Existiendo todavía situaciones mucho mas delicadas, dado que algunos Centros Educativos se encuentran ubicados en las avenidas con mayor tráfico vehicular, generándose a causa del ruido inconvenientes auditivos. En las ciudades, las fuentes principales de la emisión de ruidos son: la industria, tránsito de vehículos motorizados, tránsito Aéreo y Ferroviario, construcción de edificios y obras públicas, fuentes en el interior de edificios, comercio informal y formal, entre otros; de todas estas, la más persistente y continua es el ruido generado por el tránsito de vehículos motorizados.

1.3. Formulación del problema

1.3.1. Problema principal

¿Son las redes neuronales artificiales de base radial buenos estimadores de la contaminación acústica generada por el tránsito vehicular en centros urbanos?

1.3.2. Problemas secundarios

- ¿Qué relación existe entre la cantidad de flujo vehicular, condiciones topográficas de la vía, las condiciones arquitectónicas de las edificaciones contiguas y la contaminación sonora?
- ¿Cuáles son los parámetros de un modelo basado en redes neuronales artificiales para la predicción de la contaminación acústica en áreas urbanas?
- ¿Cuál es la influencia del flujo vehicular en un modelo metaheurístico de redes neuronales artificiales para predecir la contaminación sonora?
- ¿Cómo influye la variación de las neuronas en la capa oculta en los resultados generados por el modelo?

1.4. Justificación e importancia de la investigación

La investigación se justifica y es importante por las siguientes razones:

Conveniencia: El modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales servirá para poder predecir la contaminación acústica en áreas urbanas, disponer con un modelo para ésta finalidad es importante para evaluar y planificar el flujo de los vehículos teniendo en cuenta consideraciones ambientales, por tanto, dentro de los márgenes permitidos y recomendados para la contaminación acústica.

Relevancia social: Los resultados de la investigación son útiles para los Gobiernos Regionales, Municipalidades, empresas privadas, etc. quienes trabajan en el ordenamiento territorial, incluyendo la variable primordial - tal como es el flujo de los vehículos y los contaminantes generados (contaminación acústica). Un modelo es primordial para todo aquel que su función sea diseñar, la presente investigación se justifica porque contribuye con el bienestar de la sociedad en su conjunto, ya que trata de medir el contaminante que genera malestar, para con esos resultados tomar medidas correctivas.

Implicaciones prácticas: Algunas medidas que se pueden tomar con los resultados del modelo obtenido son: Regulación del tráfico, Ordenación del territorio, Aplicaciones de medidas técnicas en las fuentes emisoras, Selección de fuentes más silenciosas, Reducción de la transmisión de sonido, Medidas o incentivos reglamentarias o económicas. Construcción de estructuras de protección contra el ruido.

Valor teórico: El modelo obtenido tiene la capacidad de ser aplicado en toda área urbana con la finalidad de predecir la contaminación acústica, teniendo en cuenta que las redes neuronales artificiales puede ser aplicado a todos los problemas cuyos datos y efectos puedan ser medidos.

Utilidad Metodológica: El modelo obtenido representa un instrumento para predecir la contaminación sonora, y el grado de aproximación es mayor al de los modelos modelos determinísticos.

El modelo obtenido en la presente tesis es específico, su función es predecir la contaminación acústica generado por el tránsito vehicular, la contaminación acústica producida en áreas urbanas es producto de la interrelación y convivencia usual, al existir muchos factores en la generación de los ruidos no existe un modelo heurístico capaz de expresarlo adecuadamente, por ésta razón es fundamental el uso de las redes neuronales artificiales, que posibilita la obtención de los modelos de acuerdo a los datos disponibles.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivos Generales

Diseñar un modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales de base radial como herramienta de predicción de la contaminación acústica generado por tránsito vehicular.

1.5.2. Objetivos Específicos

- Determinar relación existe entre la cantidad de flujo vehicular, condiciones topográficas de la vía, las condiciones arquitectónicas de las edificaciones contiguas y la contaminación sonora.
- Obtener los parámetros de un modelo basado en redes neuronales artificiales para predecir la contaminación acústica en áreas urbanas.
- Demostrar la influencia del flujo vehicular en un modelo metaheurístico de redes neuronales artificiales para predecir la contaminación sonora.
- Evaluar la influencia de la variación de las neuronas artificiales en la capa oculta sobre los resultados.

1.6. Hipótesis

1.6.1. Hipótesis principal

El modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales de base radial permitirá predecir la contaminación acústica generado por tránsito vehicular, con un nivel deseado de confianza de 95 %.

1.6.2. Hipótesis secundarios

- Existe una relación directa entre la cantidad de flujo vehicular, condiciones topográficas de la vía, las condiciones arquitectónicas de las edificaciones contiguas y la contaminación sonora.
- Los parámetros de un modelo basado en redes neuronales artificiales permite predecir la contaminación acústica en áreas urbanas.
- El flujo vehicular es determinante en un modelo metaheurístico de redes neuronales artificiales para predecir la contaminación sonora.
- La variación de las neuronas artificiales en la capa oculta es primordial para el aprendizaje de la red.

1.7. Variables e indicadores

1.7.1. Variables

Una variable [44] es un factor, evento, situación o fenómeno que representa cierto interés dentro de la investigación y del cual se precisa conocer su intensidad o categoría. Se conoce como variable porque el factor estudiado “puede” obtener distintos valores, es decir, varía entre una observación y otra. Existen básicamente tres variables que participen de todo proceso de investigación: Independientes, dependientes e intervinientes.

- Variables directas. Aquellas que se consideran las causas. Se identifica [45] siempre una variable cuya magnitud o característica se relaciona con otra a la cual afecta. La variable directa objeto de estudio en la tesis es el flujo de vehículos (Tránsito de vehículos).
- Variables indirectas. Son aquellas que dependen de la acción (intensidad o característica) de la variable independiente. La variable indirecta es el ruido generado por el tránsito de vehículos.
- Variables intervinientes. Definido como aquellas variables que no son causas ni consecuencias [42] pero tienen importancia en el estudio ya que podrían servir de explicación parcial a determinadas características consecuentes o porque son moderadoras del efecto de la variable independiente. Entre estas variables identificadas para la presente investigación se tienen: las características topográficas de las vías, condiciones arquitectónicas de las calles contiguas, parque automotor.

1.7.2. Indicadores

Al referirnos a los conceptos indicamos [43] que estos no son observables directamente. Por lo tanto, se deben buscar procedimientos que permitan la medición indirecta mediante manifestaciones externas, empíricas y observables. Tales manifestaciones o expresiones reciben el nombre de indicadores.

- Indicador asociada a la variables directas. El número de vehículos por intervalo de tiempo que transita por una determinada vía, son los valores de ingreso al modelo basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA) para la predicción del ruido.
- Indicador asociada a la variable indirectas. Máximo nivel de ruido generado por el tránsito vehicular, obtenido mediante un modelo de RNA, la misma que será contrastado con los valores medidos y modelos determinísticos.

La Tabla 1.1 muestra en resumen, la relación entre las variables e indicadores identificados en la presente investigación.

Tabla 1.1: Variables e indicadores

Variables	Indicadores
Directas Tránsito vehicular	Directas Número de vehículos por intervalos de tiempo
Indirectas Ruido	Indirectas Máxima intensidad de ruido generado
Intervinientes a)- Condiciones arquitectónicas b)- Condiciones topográficas de la vía	Intervinientes a)- Niveles de las viviendas b)- Ancho de veredas y vías de transporte

1.8. Unidad de análisis

La unidad de análisis es la contaminación acústica generado por el flujo o tránsito vehicular analizado y aplicado en áreas urbanas, la misma será generalizado en un modelo de RNA de base radial con la finalidad de predecir la contaminación acústica.

1.9. Tipo y nivel de investigación

El trabajo de tesis se basa en un enfoque de investigación cuantitativa [44] y el alcance (o nivel) está definido como correlacional.

La investigación desarrollada está clasificada en un *enfoque cuantitativo* porque utiliza la recolección de los datos para probar hipótesis, dichos datos se basa en una medición numérica y utiliza el análisis estadístico(exploración de datos, estadística descriptiva y estadística inferencial y la probabilidad) para probar modelos y teorías.

Consecuentemente, el tipo de investigación es *correlacional*, porque en la investigación se asocian conceptos y variables que permiten predicciones y cuantifican relaciones entre conceptos o variables. Las variables relacionadas en la investigación son el flujo

vehicular y la contaminación acústica asociada mediante un modelo de inteligencia artificial.

1.10. Periodo de análisis

Se disponen de registros del aforo vehicular durante el periodo del año 2014 y los niveles de sonido asociado. Los datos requeridos para la presente investigación cambian junto a la expansión y evolución de la ciudad, en el caso del flujo de los vehículos se dispone cada cierto intervalo de tiempo de mayor cantidad, por otro lado; las condiciones topográficas de las vías y las vías mismas se pueden considerar invariantes en largos periodos de tiempo, pero las características arquitectónicas de las viviendas que comparten el espacio, dependiendo del uso de suelo, pueden ser considerados estables.

1.11. Fuentes de información e instrumentos utilizados

1.11.1. Fuentes de información

Se disponen de distintos niveles de información utilizada:

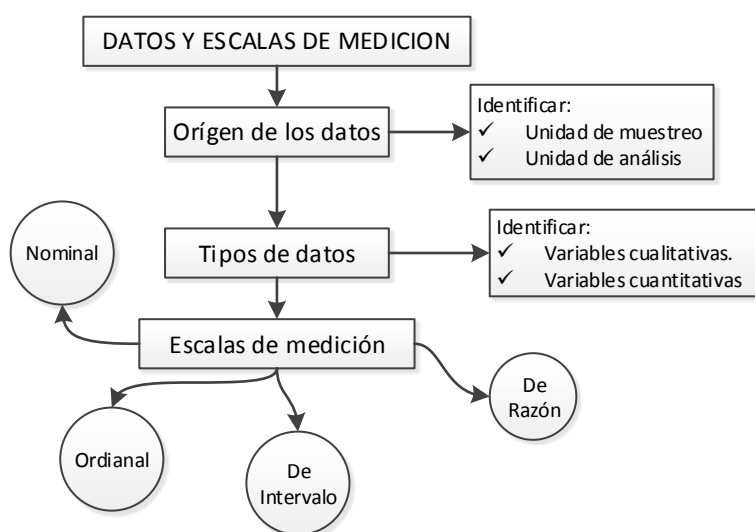
Fuente de información bibliográfica: para los textos fundamentales y necesarias que atañen a la investigación se obtuvo desde la Biblioteca Principal de la *Universidad Nacional San Cristóbal de Huamanga*, generalmente la documentación bibliográfica a nivel de artículos se tuvo acceso de diferentes direcciones de publicaciones académicas. La bibliografía consultada es diversa -textos sobre redes neuronales artificiales, sonido y la contaminación acústica en centros urbanos, metodología de la investigación y textos sobre estadística.

Origen del registro de las variables: los registros efectuados sobre el aforo vehicular y los niveles de sonido asociado, se efectúan tomando como dominio de extensión la red vial (red vial local) de la Ciudad de Ayacucho.

1.11.2. Instrumentos utilizados

Los registros de aforo vehicular y el nivel sonoro asociado se deben encontrarse a cargo de personal capacitado con esta finalidad, además el instrumento para medir los niveles de sonido (sonómetro o decibelímetro) debe contar con el respectivo certificado de calibración por las entidades competentes a nivel nacional.

Figura 1.1: Datos y escalas de medición



Fuente: Adaptado desde [47]

1.12. Técnicas de recolección y procesamiento de datos

Teniendo en cuenta los métodos de muestreo, se clasifica [47] en dos grandes grupos: muestreo probabilístico y muestreo no probabilístico.

1.12.1. Recolección de datos

En correspondencia al enfoque de la investigación desarrollada, el enfoque cualitativo, se trabajan con registros cuantitativos y para la recolección de los datos es importante tener en cuenta las unidades de muestreo y las unidades de análisis. Las unidades de muestreo se corresponden con las zonas identificadas sobre la red vial donde existe la contaminación acústica, mientras las unidades de análisis son los registros o los datos que se tomará desde las unidades de muestreo, los registros que se realizan son: nivel sonoro y el aforo vehicular considerando tipos de vehículos y por último, las escalas de medición de los datos son del tipo de intervalo y de razón, y se consideran los tipos de registros y recolección de datos más elevados en la actualidad. La Figura 1.1 para identificar y recolectar los datos requeridos.

La selección de las unidades de muestreo es aleatorio. Los datos y resultados, el flujo vehicular y la contaminación acústica se registran en puntos seleccionados previamente, la cantidad del flujo vehicular en intervalos de tiempo y la correspondiente emisión de ruido, este procedimiento se efectúa en los horarios establecidos con éste propósito. El grupo del personal capacitado con esta finalidad, debe contar con los permisos correspondientes de las entidades gubernamentales, debido que la vía pública será ocupado.

1.12.2. Procesamiento de datos

Tomando en cuenta la estadística los registros disponibles se procesa en tres niveles: análisis exploratorio de datos, a nivel de la estadística descriptiva y finalmente la estadística inferencial.

- El análisis exploratorio de datos es un análisis preliminar, se realiza con fines de presentar los registros recogidos y ordenarlos para su procesamiento, presenta una presentación general de los tipos de datos y sus dominios, además sirva para identificar anomalías y comportamientos específicos en los datos obtenidos.
- Con la estadística descriptiva se dispone de las propiedades necesarias para la representación de los registros disponibles.
- La estadística inferencial es utilizado en la contrastación de la hipótesis, y su utilidad es para demostrar que la muestra disponible y debidamente registrada es parte de la población.

En este caso, investigar a toda la población de datos existente es costoso, por esta razón los estudios se realizan sobre una *muestra representativa de la población*, que contenga teóricamente las mismas características de una población que se desean estudiar. Los datos recogidos son evaluados estadísticamente con la finalidad de demostrar que la muestra obtenida dispone de las propiedades de la población, luego de superar esta etapa, se continua con el desarrollo del modelo AN^4 , su validación y prueba final, modelo que predicará la contaminación acústica tomando en cuenta el flujo vehicular.

Capítulo II: Marco teórico y marco conceptual, desarrollo de la teoría y variable

El presente capítulo trata sobre la fundamentación teórica del conocimiento establecido a utilizar en la investigación, el marco teórico y marco conceptual contienen el conocimiento definido y aceptado hasta la fecha de las variables identificadas para el desarrollo de la investigación: ingeniería de transportes, asignación de tráfico, el sonido, ruido generado en zonas urbanas por el tránsito vehicular y las redes neuronales artificiales (de base radial).

2.1. Principios básicos del sonido

Trata sobre las bases del sonido que percibe el ser humano, su definición, elementos que lo generan y el medio de propagación, niveles y mediadas establecidas.

2.1.1. Definición del sonido

En el texto *Diseño Acústico de Espacios Arquitectónicos*, Carrión Isbert en el año 1998, define [ver 3, página 27] el sonido como:

- Vibración mecánica que se propaga a través de un medio material elástico y denso y que es capaz de producir una sensación auditiva.
- Sensación auditiva producida por una vibración de carácter mecánico que se propaga a través de un medio elástico y denso.

2.1.2. Generación y propagación del sonido

Los elementos que generan el sonido se denominan fuente sonora, esta fuente de sonido en un centro urbano está generado por las propias actividades del hombre que lo conforma, cada actividad asociada a las labores cotidianas se relaciona directamente con una fuente de sonido, para la comunicación misma inherente entre los hombres, el hombre mismo hace de una fuente sonora.

El sonido se produce [4] cuando la fuente que lo genera entra en vibración y ésta vibración es transmitida a las partículas de aire contiguas y éstas a su vez transmiten la vibración a todas las partículas con las cuales se encuentra en contacto. El oído del hombre transforma estas vibraciones del aire en sensaciones auditivas.

2.1.3. Nivel de presión sonora

La presión sonora [1] se expresa en unidades de *Newton/metro²* (N/m^2) o el Pascal (Pa). La percepción del sonido, en el ser humano, cumple una ley logarítmica, mientras los estímulos débiles - aquellas en la proximidad del umbral de audición - son reforzados para hacerlos más perceptibles [4], los estímulos muy elevados son fuertemente debilitados.

La banda de frecuencias audibles [2] para una persona joven y sana se extiende de $20Hz$ a $20,000Hz$ (los seres humanos pueden percibir sonidos con una presión sonora de $2 * 10^{-5} N/m^2$ hasta $200N/m^2$, el valor superior representa el umbral del dolor).

Debido a que el oído humano no se comporta de manera lineal en la percepción de los niveles del sonido; para su medida adecuada se utiliza el decibel (dB). El nivel de presión sonora (L) expresado en decibelios (dB) se define según la ecuación 2.1, donde:

- P_0 es el valor de referencia representado por la menor presión acústica detectada por un oído humano normal, $2 * 10^{-5}$ Pa.
- P es la presión sonora instantánea (valor efectivo de la señal temporal).

$$L = 10 \log \left(\frac{P^2}{P_0^2} \right) = 20 \log \left(\frac{P}{P_0} \right) \quad (2.1)$$

El decibel (dB) es la unidad de medida de la intensidad del sonido percibida por el oído humano y define los diferentes umbrales de la audición. Así, el valor mínimo, el silencio corresponde a los 0 dB y el máximo con un valor de 120 dB equivale al umbral del dolor. El nivel total producto de varias fuentes con niveles de presión sonora individuales conocidos se obtiene mediante la Ecuación 2.2.

$$L_{tot} = 10 \log \left(\sum_{i=1}^N 10^{L_i/10} \right) \quad (2.2)$$

N es el número de fuentes con nivel individual de presión sonora L_i .

2.1.4. Medición del sonido

Para poder medir exclusivamente niveles de presión sonora [3] se utiliza el sonómetro (conocido de igual manera como decibelímetro), cada sonómetro dispone en sus especificaciones las normas internacionales bajo las cuales fue elaborado. En Europa las más representativas son las normas CEI (Comisión Electrónica Internacional) y específicamente las normas CEI 60651 y CEI 60804. Los registros realizadas de presión sonora, pueden ser, teniendo en cuenta la capacidad y especificaciones de cada sonómetro:

- La medida de Nivel de Presión Sonora (SPL) o L_p , quiere decir que no se aplica ninguna forma de acentuación ni atenuación al sonido registrado.
- Las redes de ponderación A, son elementos que se utilizan con la finalidad de representar la forma de la percepción del sonido por los humanos, por tanto, dispone de propiedades que atenúan y acentúan convenientemente los sonidos registrados, los niveles de presión sonora medidos con la red de ponderación A se representan por L_A y se expresan en dBA o dB(A).

El sonómetro integrador efectúa las medidas de la presión sonora obteniendo como resultado de promediar linealmente la presión sonora cuadrática instantánea a lo largo del tiempo de medida. Ésta medida se denomina Nivel Continuo Equivalente de Presión Sonora (NCE) y se representa por L_{eq} . Todos los sonómetros integradores incluyen implícitamente la red de ponderación A, por lo tanto, al registro efectuado se le suele denominar L_{Aeq} , que es equivalente a L_{eq} . El nivel de presión sonora continuo equivalentes (o simplemente nivel equivalente) L_{eq} está dado por la Ecuación 2.3.

$$L_{eq} = 10 \log \left(\frac{1}{T} \int_0^T \frac{P_e^2 f f(t)}{p_0^2} dt \right) = 10 \log \left(\frac{1}{T} \int_0^T 10^{L(t)/10} dt \right) \quad (2.3)$$

Donde $P_0 = 2 * 10^{-6} N/m^2$, $P_e f f(t)$ representa la variación temporal del valor efectivo de la presión sonora y $L(t) = 10 \log(p_e f f(t))^2$ la variación temporal del nivel de presión sonora. Dependiendo de las necesidades requeridas, se utilizan tiempos de sumatoria T diferentes, desde pocos segundos, minutos hasta horas.

Tabla 2.2: Correspondencia entre presión sonora y niveles de presión sonora

Presión efectiva N/m^2	Nivel de presión dB	Situación
$2 * 10^{-5}$	0	Mínimo perceptible
$2 * 10^{-4}$	20	Bosque con poco viento
$2 * 10^{-3}$	40	Biblioteca
$2 * 10^{-2}$	60	Oficina
$2 * 10^{-1}$	80	Calle con tránsito
$2 * 10^0$	100	Sirena, martillo neumático
$2 * 10^1$	120	Arranque de motor a reacción
$2 * 10^2$	140	Umbral del dolor

Fuente: Obtenido desde la referencia [4]

2.2. Contaminación acústica en zonas urbanas

El ruido es un sonido indeseado, numerosos estudios realizados [6, 15, 17] concluyen que el flujo vehicular (tránsito y tráfico de vehículos) es el principal fuente de emisión de la contaminación acústica en centros urbanos, esta forma de contaminación está atribuido directamente como consecuencia de las actividades cotidianas del hombre.

2.2.1. Fuentes de contaminación acústica

En zonas urbanas las fuentes de la contaminación acústica se corresponde con las actividades asociadas del hombre: movilidad, construcción de edificaciones, etc. de todas ellas las que determinan la contaminación acústica es el flujo de los vehículos sobre las vías asignadas, en la Tabla 2.2 queda especificada los niveles sonoros asociados a las actividades comunes realizadas.

La exposición permanente a niveles de sonido indeseados merma la calidad de vida e las personas, en la Tabla 2.3 se muestran los valores críticos de los ruidos y sus consecuencias nocivas para la salud. Tener en cuenta siempre las consideraciones ambientales es la expresión más elevada de la Ingeniería de Transportes y estará siempre asociado a una elevada espiritualidad de la evolución humana, reservado sólo a aquellos iniciados de conciencia desarrollada.

Tabla 2.3: Valores críticos del ruido

dB	Efectos nocivos
30	Dificultad de conciliar el sueño, pérdida de calidad del sueño
40	Dificultad en la comunicación verbal
45	Probable interrupción del sueño
50	Malestar diurno moderado
55	Malestar diurno fuerte
65	Comunicación verbal extremadamente difícil
75	Pérdida del oído a largo plazo
110-140	Pérdida de oído a corto plazo

Fuente: Referencia [14]

2.2.2. Tipos de vehículos

Los vehículos se clasifican teniendo en cuenta su tamaño, peso y movilidad [20], se distinguen cuatro grupos; bicis, ligeros, pesados y especiales, la clasificación y sus características se muestra en la Tabla 2.4.

Cada vehículo es considerado como fuente de emisión de sonido y la intensidad sonora se encuentra asociada al tipo de vehículo, velocidad de flujo y las condiciones de la vía.

2.2.3. Asignación de tráfico

La secuencia de etapas para la asignación de tráfico se muestra en la figura 2.2, tomando en cuenta el enfoque más empleado para predecir la demanda de viajes es el “proceso de cuatro pasos” y son:

Generación de viajes: proceso para determinar el número de viajes que inician o terminan en cada zona, dentro de un área definido.

Tabla 2.4: Clasificación de vehículos

Tipo de vehículo	Descripción
Biciclos	Motocicletas y bicicletas(con o sin motor)
Ligeros	Vehículos de cuatro ruedas(transporte de pocas personas o mercancías ligeras)
Pesado	Caminones, camiones con remolque, camiones con semiremolque, autobuses
Especiales	Tractores

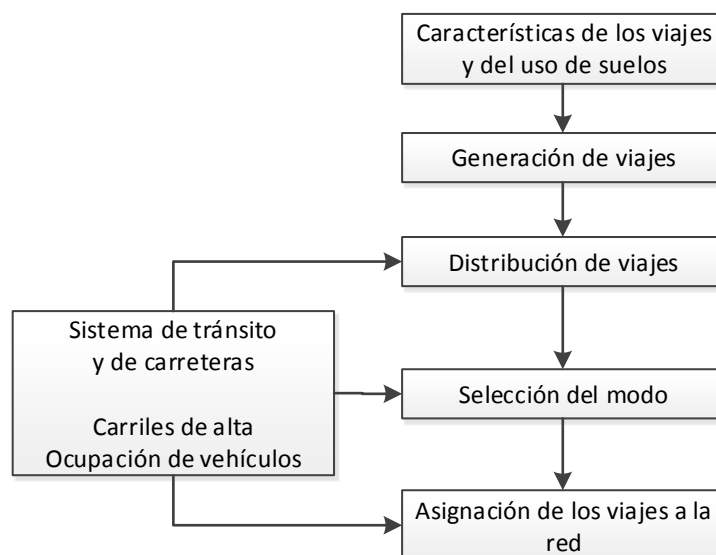
Fuente: Referencias [20] y [7]

Distribución de viajes: proceso mediante el cual los viajes generados en una zona, se asignan a otras zonas - en el área de estudio.

Selección del modo: determina el número de viajes entre zonas que se realizan en automóvil o en transporte público.

Asignación de los viajes a la red: determina las rutas reales en las vías que se usarán y el número de automóviles y de autobuses que se espera en cada tramo de la red.

Figura 2.2: Proceso para la estimación de viajes



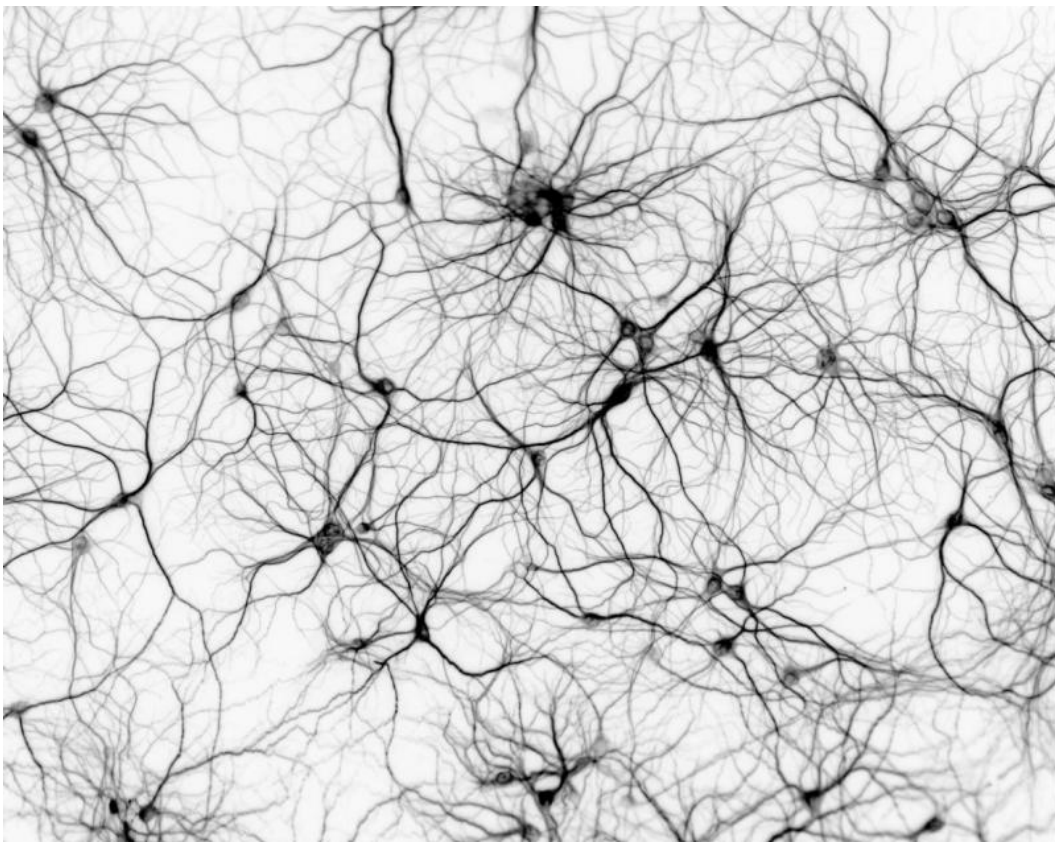
Fuente: Adaptado desde [11]

Los problemas por contaminación sonora es una consecuencia de las “etapas para la asignación de tráfico” en las vías para flujo vehicular en una ciudad, específicamente de la asignación de los viajes a la red, todos los vehículos son fuentes generadoras de sonido y los inconvenientes de tráfico urbano generan de por sí la contaminación acústica, lo que está determinado de igual manera por la capacidad de las vías y la organización integral del flujo vehicular en la ciudad.

2.3. Redes neuronales artificiales de base radial

Las redes de neuronas artificiales son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma que funciona el sistema nervioso del hombre, son modelos que se clasifican dentro de la Inteligencia Artificial (IA) y su aplicación está extendida prácticamente en todos los campos de la investigación, y más específicamente, en áreas donde no se dispone de modelos determinísticos que representen el comportamiento del fenómeno analizado. La estrategia de las RNA consiste en imitar (emular) el proceso de aprendizaje del hombre, de allí su aplicación universal, para diseñar un modelo específico basta con disponer de un registro de datos y sus resultados respectivos.

Figura 2.3: Red neuronal biológica

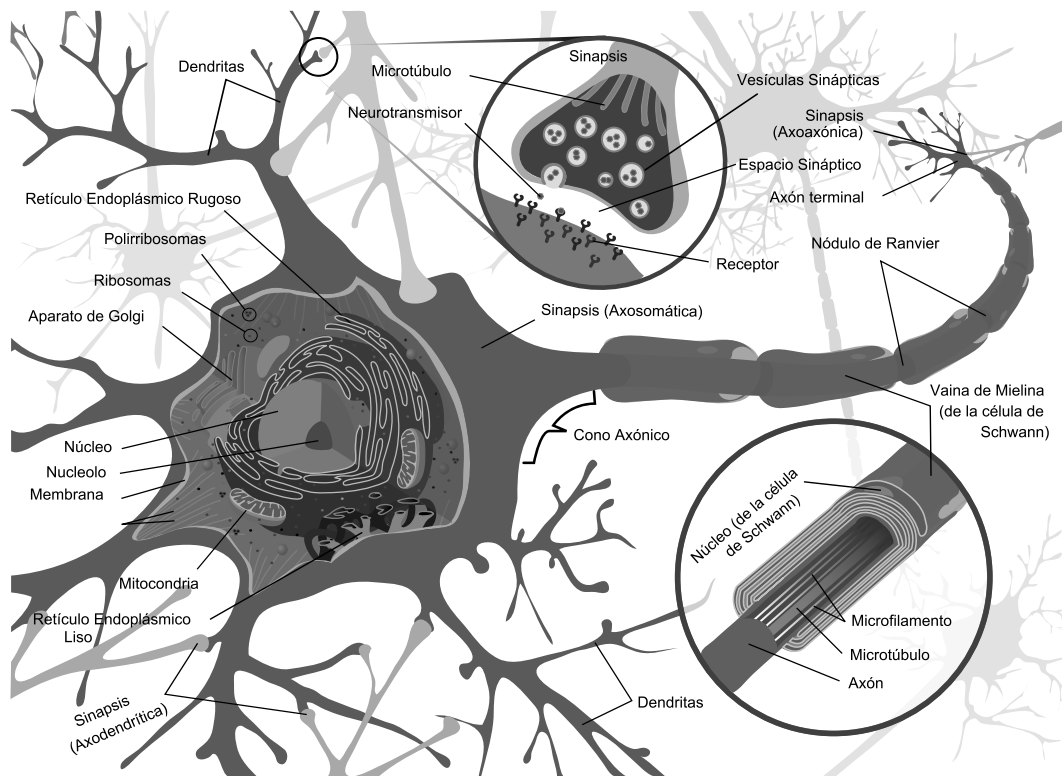


Fuente: Figura tomada desde [40]

2.3.1. Fundamentos biológicos de las RNA

El hombre está dotado de forma natural de la capacidad para tomar decisiones a voluntad, aprender (asimilar) nuevas actividades y retenerlas estas experiencias si es de su interés, todo es posible gracias al aparato de comunicación neural, formado [30] por el Sistema Nervioso y Hormonal, en conexión con los órganos de los sentidos y órganos efectores (músculos, glándulas).

Figura 2.4: Neurona biológica y elementos a detalle



Fuente: Figura tomada desde [39]

El sistema de comunicación neural, figura 2.5, se compone de tres partes:

1. Los receptores: formado por las células sensoriales, especializado en recoger la información en forma de estímulos (estos estímulos provienen del ambiente donde interactúa el hombre o desde el propio organismo).
2. El sistema nervioso: encarga de recibir la información registrada por los receptores, las elabora y transforma en señales electroquímicas y parte de la información lo almacena, luego envía dicha información elaborada a los órganos efectores y otras zonas del sistema nervioso.
3. Órganos efectores: que reciben la información elaborada por el sistema nervioso y la interpretan en forma de acciones motoras, hormonales, etc. Los sistemas en esta categoría son los músculos y glándulas.

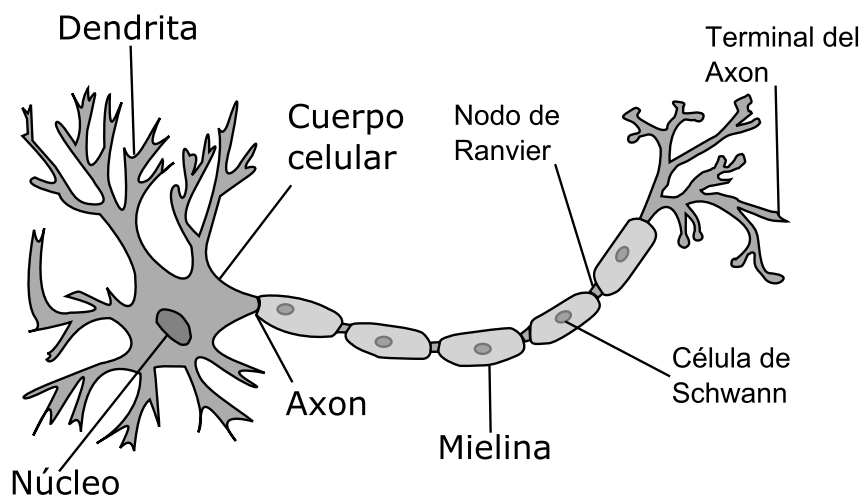
Las células encargadas de almacenar el aprendizaje o la experiencia, son las neuronales [39], células que conforman el sistema nervioso y actúan en conjunto, Figura 2.5, y en comunicación entre miles de ellos. La Figura 2.4 muestra la célula primordial del sistema nervioso indicando todas sus componentes.

Los componentes de interés [33] de la célula del sistema nervioso y el cerebro son: las dendritas, el cuerpo de la célula o soma, el axón y la sinapsis (terminal de axón). Las sinapsis son elementos [29] terminales de axón que se conectan con otras neuronas; las dendritas son elementos que llevan la información al cuerpo celular o núcleo [24] y el axón es el elemento por el cual la información es propagada a otras células, de la forma establecida en la Figura 2.4.

2.3.2. Modelo Artificial de las Redes Neuronales Biológicas

Las *Redes Neuronales Artificiales* son modelos simplificados de las *Redes Neuronales Naturales* [35] cuya finalidad es imitar el proceso de aprendizaje humano. La Figura 2.5 muestra los elementos básicos de una neurona biológica (el núcleo, cuerpo celular, dendrita, axón, terminal del axón, la sinapsis) que son necesarias para generar una neurona artificial.

Figura 2.5: Neurona biológica y elementos básicos



Fuente: Figura tomada desde [41]

Los modelos artificiales de las neuronas biológicas utilizan elementos fundamentales para su representación, Figura 2.8 se consideran los datos de entrada, los pesos sinápticos, el núcleo de la neurona es representado generalmente mediante un círculo y es optativo considerar el valor de la umbral, la información fluye de acuerdo a la orientación del grafo dirigido; para su funcionamiento, las neuronas artificiales, imitando a las biológicas, se agrupan entre ellos formando un sistema de redes neuronales artificiales, donde el elemento fundamental es la neurona artificial.

Tabla 2.5: Evolución de las RNA 1910-1970

Modelo	Autor - Año
Red neuronal	Ramón y Cajal (1911)
Modelo	McCulloch-Pitts (1943)
Filtros no lineales adaptables	Gabor (1954)
Perceptrón	Rosenblatt (1958)
Adaline	Widrow-Hopf (1960)
Limitaciones Perceptrón	Minsky-Papert (1969)

Fuente: Adaptado desde [34]

2.3.3. Evolución histórica

La historia de las redes neuronales artificiales [34] inicia desde a principios del siglo XIX, en la Tabla 2.5 se muestra los diferentes modelos que se crearon desde el año 1910 hasta el año de 1970.

Entre los años de 1970 y 1980 existe poca actividad, centrándose en los modelos de aprendizaje competitivo de las redes neuronales artificiales y la auto-organización. La Tabla 2.6 contiene la evolución de los modelos de redes neuronales progresivamente tomando en cuenta el año de su creación, desde el año 1970 hasta el año 2000.

Tabla 2.6: Evolución de las RNA 1970-2000

Modelo	Autor - Año
Resonancia adaptable	Grossberg (1980)
Redes dinámicas	Hopfield (1982)
Mapas auto organizados	kohonen (1982)
Aprendizaje por reforzamiento	Barto (1983)
Aprendizaje por retropropagación	Werbos (1986)
Redes de base radial	1988
Control neuronal con redes estáticas	Narendra (1991)
Control neuronal con redes recurrentes	1994
Caos en redes	1995
Máquinas en vector soporte	a
Redes pulsadas o impulsadas	1999

Fuente: Adaptado desde [34]

2.3.4. Clasificación de las RNA

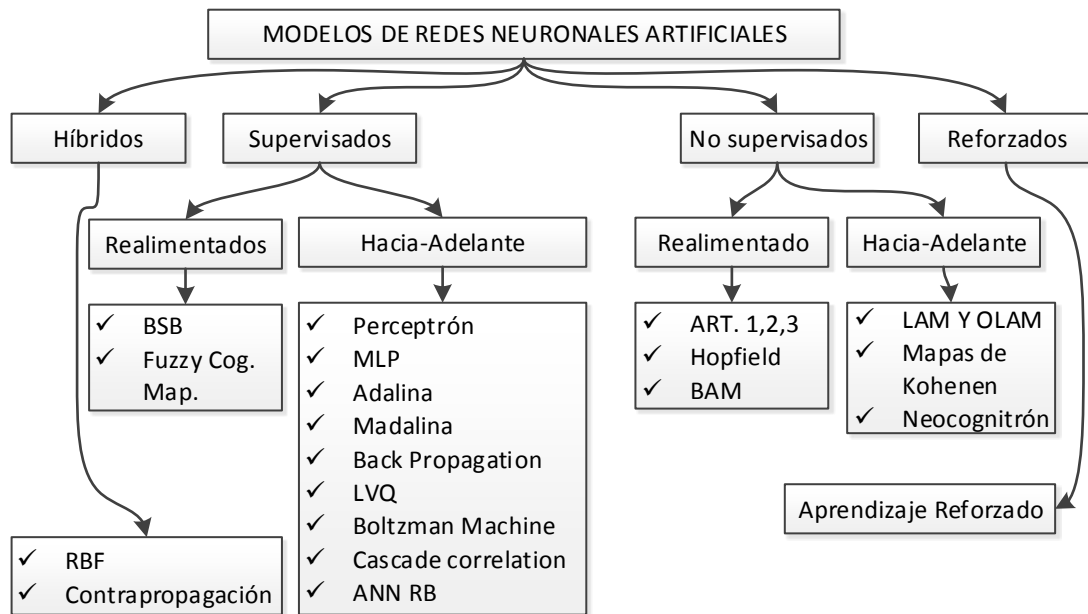
Para su clasificación de los distintos tipos de redes neuronales, se realiza en función de sus características más notables:

La clasificación según su topología o estructura de la red, se considera el número de capas, el tipo de las capas (que pueden ser ocultas o visibles, de entrada o de salida) y la direccionalidad de las conexiones de las neuronas (modelos de redes neuronales conectadas todas hacia¹ adelante o las redes que consideran sus conexiones con neuronas de capas anteriores).

La clasificación más extendida considera el tipo de aprendizaje o como la red aprende los patrones, se distinguen los siguientes algoritmos: aprendizaje supervisada, no supervisada, competitiva o por refuerzo. La Figura 2.6 muestra los modelos de redes neuronales artificiales clasificadas teniendo en cuenta el tipo de aprendizaje.

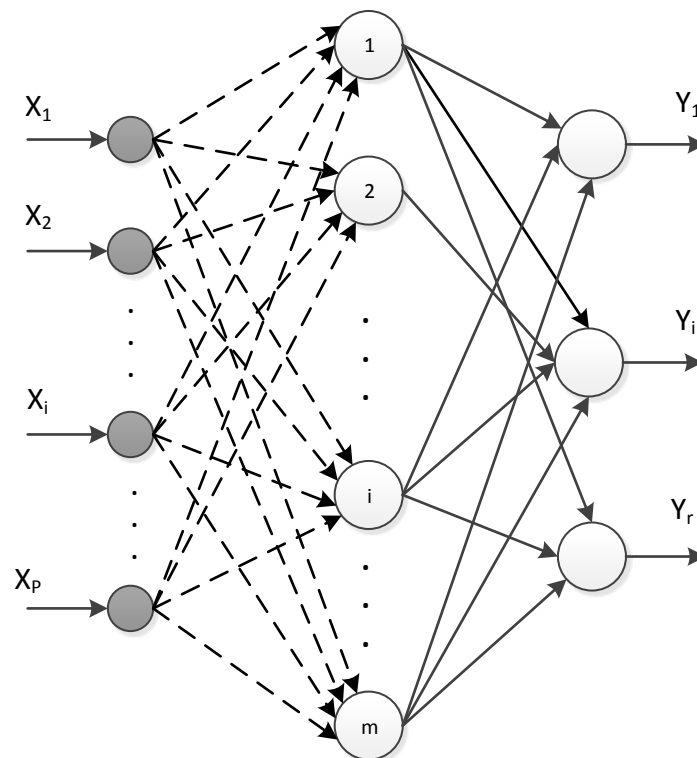
¹ Indica la dirección del movimiento con respecto a su punto de destino

Figura 2.6: Clasificación de las RNA de acuerdo al algoritmo de aprendizaje utilizado



Fuente: Adaptado desde [35] y [37]

Figura 2.7: Red neuronal artificial de base radial



Fuente: Adaptado desde [34] y [28]

2.3.5. Arquitectura de RNA de base radial

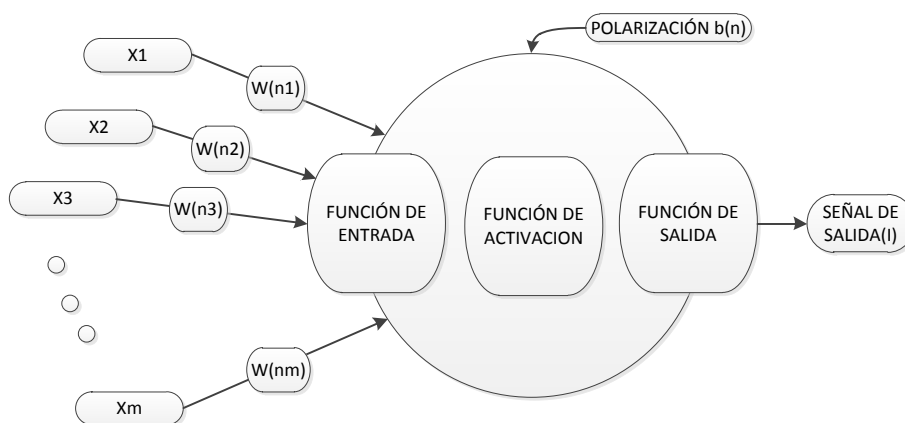
Es un modelo de redes neuronales artificiales que se caracteriza por su arquitectura simple [26], las conexiones entre sus neuronas son todos hacia adelante y utilizan las funciones de activación del tipo radial. Los enlaces entre la capa de entrada y la capa oculta no disponen de pesos de ponderación, sólo los enlaces entre la capa oculta y la capa de salida, las funciones de activación afecta solamente a las neuronas de la capa oculta y el umbral de las neuronas artificiales solamente los dispone la capa de salida; ésta son las características principales de las redes neuronales de base radial y éste modelo se utilizará para la obtención de la contaminación acústica por tránsito vehicular.

Las redes neuronales artificiales de base radial solamente poseen tres niveles de neuronas, la capa de entrada, la capa oculta que está conformada solamente por una sola capa de neuronas y finalmente la capa de salida. El número de neuronas de la capa de entrada está determinado por el número de datos considerados en cada muestra, ejemplo o patrón de entrenamiento y el número de neuronas de la capa de salida se corresponde con el número de resultados esperados para el mismo patrón de aprendizaje, los únicos elementos neuronales que permite variar son las neuronas de la capa oculta, desde la Figura 2.7, se define p neuronas en la capa de entrada, m neuronas en la capa oculta y r neuronas en la capa de salida.

2.3.6. Elementos de la neurona artificial

Para mostrar los elementos básicos de una neurona artificial se aísla una neurona de toda la red. En correspondencia a los componentes principales de una neurona biológica, Figura 2.5, en el modelo de una neurona artificial, Figura 2.8, se establece los siguientes componentes:

Figura 2.8: Neurona artificial



Fuente: Figura tomada desde [22]

- Las señales (impulsos) electroquímicos que son transportados al núcleo de la neurona por medio de las dendritas en una neurona biológica, son representadas por las variables $x_1, x_2 \dots x_n$ para una neurona artificial, es su expresión simplificada.

- Las expresiones $w_{n1}, w_{n2} \dots w_{nm}$ representa el grado de conexión existente entre las neuronas artificiales (llamado enlaces de conexión), los w_{nm} representan la memoria, donde se almacena lo aprendido, característica fundamental de una neurona natural.
- En una red neuronal natural [29], todas las señales transmitidas a una determinada neurona es procesado en su núcleo y la señal resultante es transmitido a otras neuronas de la red mediante las terminales del axón, en un modelo equivalente para una neurona artificial el núcleo es representado generalmente por un círculo, al cual ingresan las entrada x_n ponderados por los pesos w_{nm} . La información es procesado en una neurona artificial según las funciones de entrada, las funciones de activación y genera un resultado de acuerdo a las funciones de salida.
- El valor de la umbral o entrada ponderada constante, representa el grado de excitación de la neurona, medido tomando como referencia para el cual la neurona se encuentra en su estado de equilibrio.

2.3.7. Funciones de entrada, activación y de transferencia

El flujo de datos sobre la red en un modelo de redes neuronales artificiales de base radial difiere comparado con un modelo perceptrón multicapa de múltiples capas, la red se caracteriza porque las conexiones de la capa de entrada a la capa oculta no llevan asociada ningún peso [28], pero las conexiones de la capa oculta a la capa de salida si disponen de pesos asociados y los umbrales de las neuronas únicamente está disponible para las neuronas de la capa de salida [32], en consecuencia las funciones de activación de base radial están asociadas a la capa oculta y son las que se muestran en las ecuaciones 2.4 a la Ecuación 2.6, asociado a la función gaussiana, función inversa cuadrática y función inversa multicuadrática; respectivamente, la la Figura 2.9 muestra la representación gráfica de las funciones de activación radial.

$$\phi(r) = e^{\left(-\frac{r^2}{2}\right)} \quad (2.4)$$

$$\phi(r) = \frac{1}{1 + r^2} \quad (2.5)$$

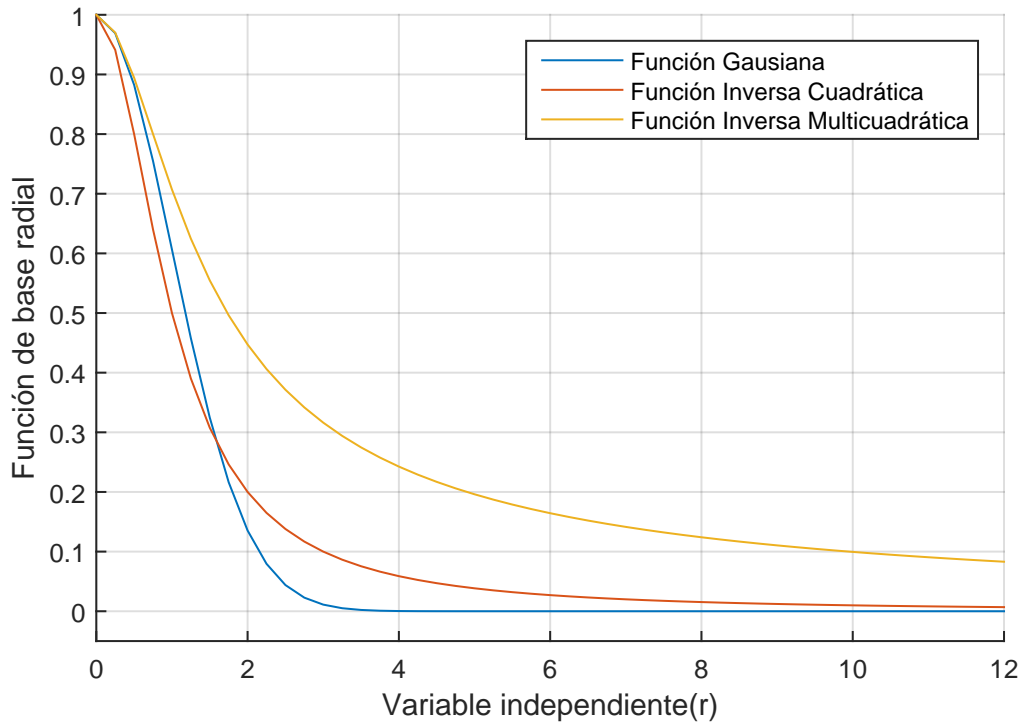
$$\phi(r) = \frac{1}{\sqrt{1 + r^2}} \quad (2.6)$$

Las funciones de entrada [26] para las neuronas de la capa de salida están dadas por la Ecuación 2.7, es la suma de todos los valores de entrada desde la capa oculta a la capa de salida, multiplicados por sus correspondientes pesos.

$$u_n = \sum_{j=1}^{j=m} (w_{nj}x_j) \quad (2.7)$$

Las funciones de salida [32] toman como argumento el valor generado por las funcio-

Figura 2.9: Funciones de activación de base radial



Fuente: Adaptado desde la referencia [33] y [21]

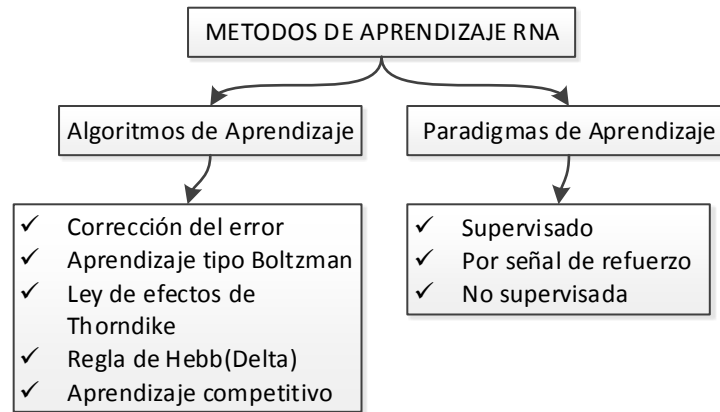
nes de activación, procesan dicha información de acuerdo a una función de activación elegida cuyo resultado representa la señal de salida de la neurona. Las neuronas de la capa de salida [29] generan los resultados mediante la función $f(x) = x$, éste es el tipo de función más sencillo, tal que la salida es la misma que la entrada.

2.3.8. Algoritmos y paradigmas de aprendizaje

La red neuronal artificial aprende variando sus pesos asociadas a cada conexión entre neuronas y el umbral de polarización (los parámetros de las redes neuronales artificiales). Existen diferentes algoritmos y paradigmas mediante los cuales la red neuronal artificial modifica sus parámetros para cada patrón de los ejemplos suministrados, la Figura 2.10 muestra la clasificación de los algoritmos y paradigmas de aprendizaje.

- **Algoritmos de aprendizaje:** conjunto de reglas [31] para resolver el problema de aprendizaje, se diferencian [32] en como determinan la variación de los pesos de las conexiones para cada patrón de aprendizaje.
- **Paradigmas de aprendizaje:** es la forma como la red neuronal interactúa con el medio ambiente.

Figura 2.10: Métodos de aprendizaje de las RNA



Fuente: Adaptado desde [33] y [25]

2.3.9. Método de aprendizaje híbrido

Uno de los métodos de aprendizaje utilizado por las redes neuronales artificiales de base radial [30] es el *método híbrido*, que dispone en el aprendizaje de las redes de dos fases: una fase no supervisada (determina los centros y las distancias euclídeas - centros y amplitudes) y otra fase supervisada (determina pesos y umbrales).

Fase no supervisada:

Para la determinación de los centros se utiliza el *Algoritmo de K-medias*, es un algoritmo de clasificación no supervisada que permite dividir los datos de entrada en clases, el número de clases será equivalente al número de neuronas de la capa oculta de la red. El algoritmo de K-medias, clasifica el espacio de las muestras en K clases o regiones con centro C_i , correspondiente a la neurona oculta i , los centros se obtienen para minimizar las distancias euclídeas entre los argumentos de entrada y el centro más cerca, según la Ecuación 2.8.

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N M_{in} \|X(n) - C_i\| \quad (2.8)$$

Donde N , $X(n)$ es el patrón de entrada n y M_{in} es la función de pertenencia y su valor es uno si en centro C_i es el más cercano a la entrada $X(n)$ y cero en otro caso. $\| \quad \|$ es la distancia euclídea.

La determinación de las amplitudes o desviaciones d_i , el espacio que gobierna cada centro C_i correspondiente a cada neurona de la capa oculta, para su obtención se utiliza la media uniforme de las distancias euclídeas del centro C_i a los p centros más cercanos, mediante la Ecuación 2.9.

$$d_i = \frac{1}{p} \sum_p \|C_i - C_p\| \quad (2.9)$$

Otra alternativa para obtener la amplitud de la función de base radial es mediante la relación mostrada en la Ecuación 2.10, donde C_t y C_s los dos centros más cercanos al centro C_i .

$$d_i = \sqrt{\|C_i - C_t\| \|C_i - C_s\|} \quad (2.10)$$

Fase supervisada:

Se obtienen los pesos $W_{i,k}$ de las conexiones de la capa oculta y la capa de salida y los umbrales U_k de las neuronas de la capa de salida, se obtiene minimizando el error E cometido a la salida de la red neuronal para la totalidad de los patrones de entrenamiento o ejemplos, mediante la Ecuación 2.11.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (2.11)$$

N es el número de patrones o muestras y $e(n)$ es el error cometido por la red para el patrón $X(n)$, representado por la Ecuación 2.12.

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (s_k(n) - y_k(n))^2 \quad (2.12)$$

Donde $S(n)$ son los vectores de salida de la red y $Y(n)$ son las salidas esperadas provenientes de los registros de datos, para cada patrón de entrada $X(n)$. Para resolver el problema de optimización se utiliza la técnica basada en la corrección del error (mínimos cuadrados), las relaciones para adaptar los pesos y umbrales de una red neuronal de base radial están representadas mediante las Ecuaciones 2.13 y 2.14.

$$w_{ik}(n) = w_{i,k}(n-1) + \alpha (s_k(n) - y_k(n)) \phi_i(n) \quad (2.13)$$

$$u_k(n) = u_k(n-1) + \alpha (s_k(n) - y_k(n)) \phi_i(n) \quad (2.14)$$

para: $k = 1, 2, 3, \dots, r$ y para $i = 1, 2, 3, \dots, m$,

2.3.10. Evaluación del aprendizaje

Existe múltiples alternativas para evaluar el aprendizaje de un modelo [27] de red neuronal artificial: el más extendido, cuando se trata de paradigmas de aprendizaje supervisado, es la evaluación del error cuadrático medio (E_m), para considerar que la red aprendió es necesario evaluar el valor (E_m) menor que un error de aproximación considerado; otra alternativa [23] es considerar en no evaluar ningún tipo de aproximación en cuanto al error para los registros de aprendizaje y se establece un número máximo de iteraciones, la aproximación alcanzada se evalúa con los datos de validación y prueba del modelo; otra alternativa es evaluar la variación de los parámetros de la red neuronal, se considera que la red neuronal artificial aprende al modificar sus

parámetros (pesos y umbrales) para cada patrón de entrenamiento, cuando el modelo aprendió los pesos y umbrales se modifican cada vez con valores muy pequeños, alcanza un valor de equilibrio, en este caso se puede considerar que la red neuronal aprendió.

En ocasiones estas consideraciones no son suficientes [36], pueda que el error al que se quiera llegar (E_m), no sea en ningún momento obtenido por la red, en consecuencia, tampoco obtendrán un valor de equilibrio los parámetros de la red, la aplicación entraría en un proceso infinito; para evitar este inconveniente es necesario siempre considerar en combinación con las otras alternativas un máximo número de iteraciones, y la evaluación posterior [38] de la red entrena con los registros de la validación y prueba del modelo.

Capítulo III: Desarrollo del trabajo de la tesis

En éste capítulo se presenta el desarrollo de la tesis, inicia con la identificación de la población requerida, que determina la ubicación geográfica, espacial y temporal de las zonas donde se presenta la contaminación acústica por tránsito de vehículos; la muestra es obtenida para puntos específicos identificados en la población donde existe problemas de contaminación sonora, los puntos de aforo vehicular y sonoro son obtenidos aleatoriamente desde la población definida, considerando un nivel del error máximo aceptable y nivel deseado de confianza, luego se efectúa el análisis estadístico correspondiente con la finalidad de probar que la muestra es representativa y culmina con el diseño del modelo basado en redes neuronales artificiales para la predicción del nivel sonoro a causa del tránsito vehicular en centros urbanos.

3.1. Identificación de la población

La población [47] o universo debe quedar especificado tanto espacial(geográfico) y temporalmente, además, en la presente investigación se considera la identificación de la población tomando en cuenta factores ambientales, asociados a la contaminación acústica generado por tránsito de vehículos en centros urbanos.

3.1.1. Unidad muestral

La unidad muestral se corresponde con los puntos seleccionados sobre la red vial local de la Ciudad de Ayacucho - Perú, las mismas que son seleccionados tomando en cuenta la importancia local de las redes viales, el flujo de los vehículos, puntos de congestión vehicular identificadas, uso de suelos y vulnerables a la contaminación acústica primordialmente a causa del tránsito de vehículos en la ciudad. La identificación de las unidades de muestreo quedan especificadas en la Figura 3.11.

3.1.2. Unidades de análisis

Identificado las unidades de muestreo, la unidad de análisis son las zonas o puntos desde las cuales se registran las unidades de análisis, éste se corresponde directamente con los registros de datos necesarios específicos: el nivel sonoro, aforo del flujo de vehículos,

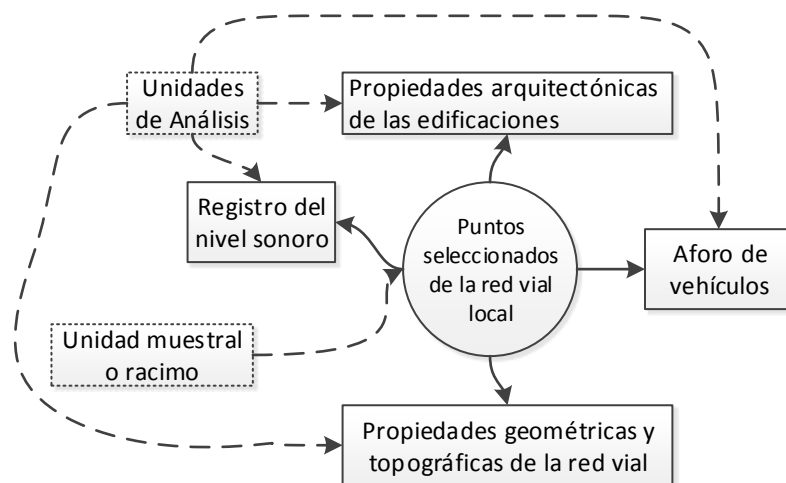
Figura 3.11: Unidades de muestreo o puntos de aforo



Fuente: Adaptado desde Google Maps

propiedades geométricas y topográficas de las vías y las propiedades de arquitectura de las edificaciones contiguas a la red vial, como queda establecido en la Figura 3.12.

Figura 3.12: Unidades de análisis y muestreo



Fuente: Elaboración propia

3.1.3. Delimitación de la población

La población está conformado por unidades de muestreo, puntos específicos sobre la red vial local de la Ciudad de Ayacucho-Perú, seleccionados todos teniendo en cuenta consideraciones ambientales asociado a la contaminación acústica generado por tránsito de vehículos, además, se tiene en cuenta la importancia local de la red vial, la capacidad de la red vial y la cantidad del flujo vehicular, los usos de suelo, puntos de congestión de flujo vehicular identificados. El periodo de registro de las unidades de análisis corresponden al año 2014.

3.2. Determinación de la muestra

A partir de la población identificada que se encuentra compuesto por todas las unidades muestrales y como cada uno de sus elementos dispone de la misma posibilidad para ser seleccionado, dicha selección se realiza aleatoriamente en una cantidad necesaria tomando en cuenta el error máximo aceptable para un nivel deseado de confianza.

3.2.1. Cálculo del tamaño de muestra

Identificado y registrado la población, se procede con la selección de la muestra, con esta finalidad se considera el Error Máximo aceptable en un 5% para el nivel deseado de confianza de 95%, obteniéndose 91 muestras para las consideraciones establecidas, la Tabla 3.7 muestra los resultados obtenidos.

Tabla 3.7: Obtención del tamaño de la muestra

Descripción	Cantidad
Tamaño del universo o población	120
Error máximo aceptable(nivel de significancia o significación)	5 %
Porcentaje estimado de la muestra	50 %
Nivel deseado de confianza	95 %
Tamaño de muestra	91

Fuente: Adaptado desde [44] y el tamaño de muestra es obtenido con *Decision Analyst STATS 2.0*

El tamaño de muestra se refiere a 91 puntos establecidos sobre la red vial, de un total de 120 puntos identificados(población), la muestra es obtenida generando 91 números aleatorios en el rango de 1 y 120 y representan las estaciones de registro de las unidades de análisis concernientes a la investigación.

3.2.2. Tipos de datos

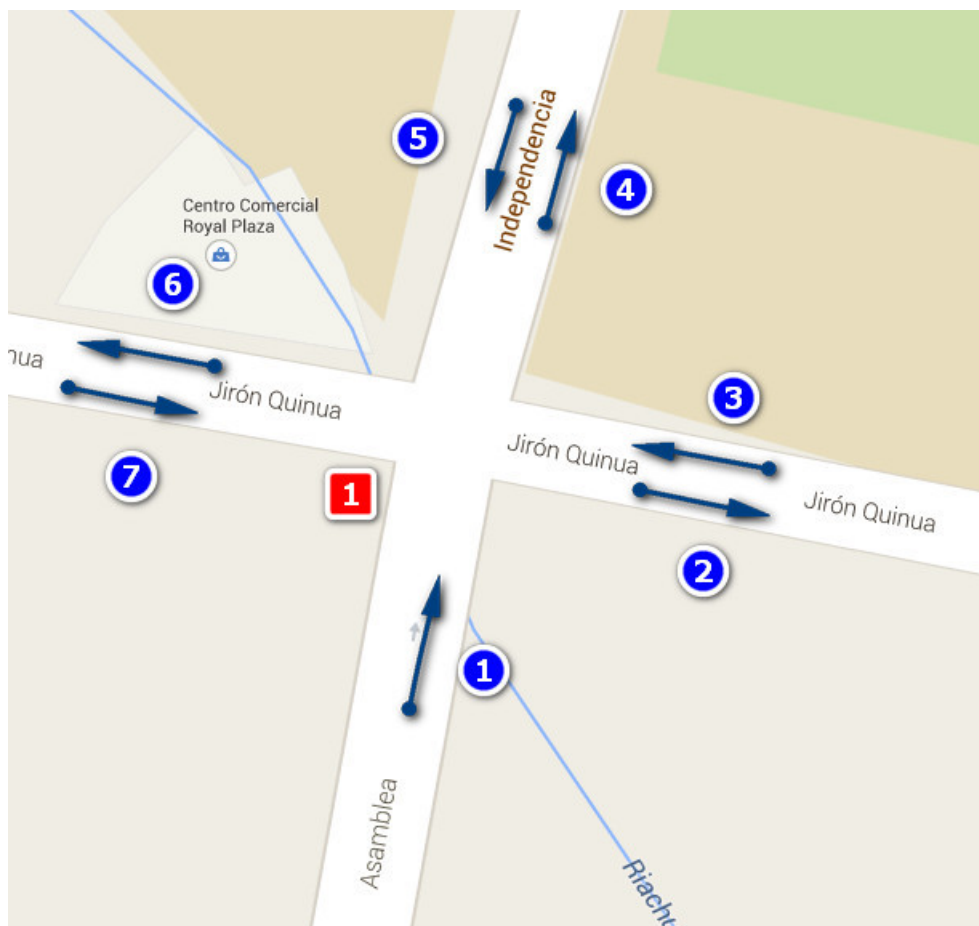
Los argumentos requeridos en la investigación se clasifican como *datos cuantitativos* y determina el enfoque de investigación desarrollada, el enfoque cualitativo. El tipo de datos [46] lo definen los atributos en los que se tiene interés respecto a los elementos de la población:

Los atributos registrados de la población seleccionada, con fines de analizar la contaminación acústica es el flujo vehicular y su correspondiente nivel sonora. Pueden ser considerados otros parámetros adicionales como las condiciones topográficas de la vía, las condiciones arquitectónicas de las edificaciones contiguas a la red vial, etc.

3.2.3. Origen de las unidades de análisis

Tomando en cuenta la delimitación de la población, los datos se corresponden con la muestra obtenida en los puntos de aforo seleccionados, las mismas que se relacionan directamente con las variables e indicadores establecidas e identificadas en la investigación.

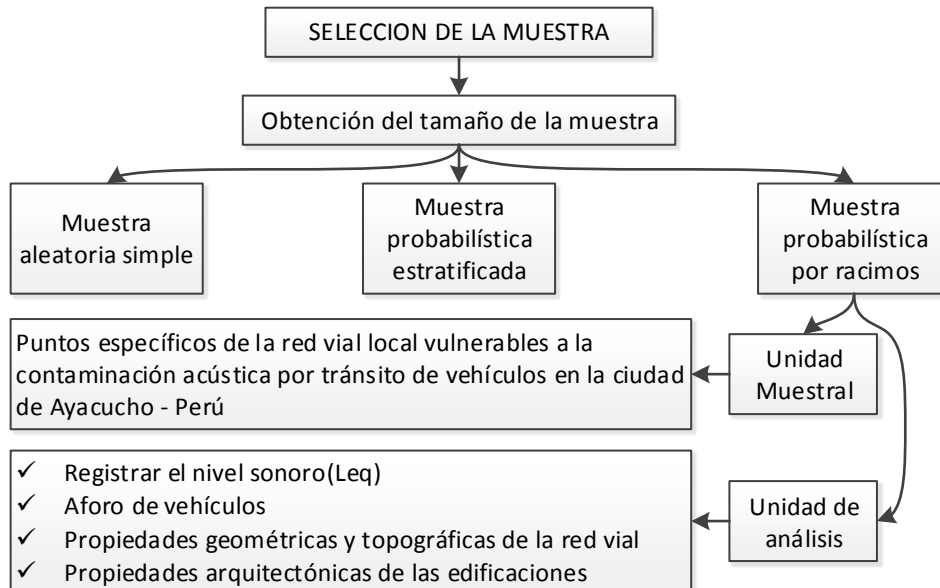
Figura 3.13: Puntos de aforo vehicular(estación Av. Independencia)



Fuente: Adaptado desde Google Maps

Disponiendo la unidad muestral, Figura 3.13, las unidades de análisis se corresponden con el registro de flujo de vehículos, el nivel sonoro equivalente, las propiedades geométricas y topográficas de la red vial y las propiedades de arquitectura de las edificaciones existentes contiguas a la red vial. En el proceso de selección de la muestra a partir de la población, se disponen de tres alternativas:

Figura 3.14: Selección de la muestra



Fuente: Elaboración propia

Muestra aleatoria simple: disponiendo de un registro ordenado de la población, las muestras se obtienen aleatoriamente, cada registro representa una muestra de la población. Seleccionar la muestra mediante esta alternativa en el caso particular a la investigación no es posible, se tendría que disponer como población directamente del registro del nivel sonoro, flujo vehicular y otros componentes requeridos, para luego seleccionar la muestra requerida. La unidad componente de la población son puntos establecidos en la red vial vulnerables a la contaminación acústica y sobre este punto se obtienen los registros necesarios (las unidades muestrales son las mismas que las unidades de análisis).

Muestra probabilística estratificada: es conveniente cuando el interés es comparar los resultados entre segmentos o grupos de la población; tampoco es conveniente para la investigación realizada y no se encuentra en correspondencia con la delimitación de la población, en este caso, la intensidad sonora debe ser clasificado en niveles (las unidades muestrales están compuestas por grupos claramente identificados, por tanto, las unidades de análisis se encuentran clasificadas en grupos o segmentos).

Muestreo probabilístico por racimos: cuando las unidades de análisis requerida se encuentran en puntos específicos previamente identificados en la población, éste es el caso del muestreo de la investigación, porque se selecciona los puntos vulnerables a la contaminación acústica como componentes de la población, seleccionado algunos puntos de éste aleatoriamente definen la muestra, para luego

sobre los puntos obtenidos en la muestra realizar los registros requeridos de los niveles sonoros, aforo vehicular y demás requerimientos(para una unidad muestral existe muchas unidades de análisis).

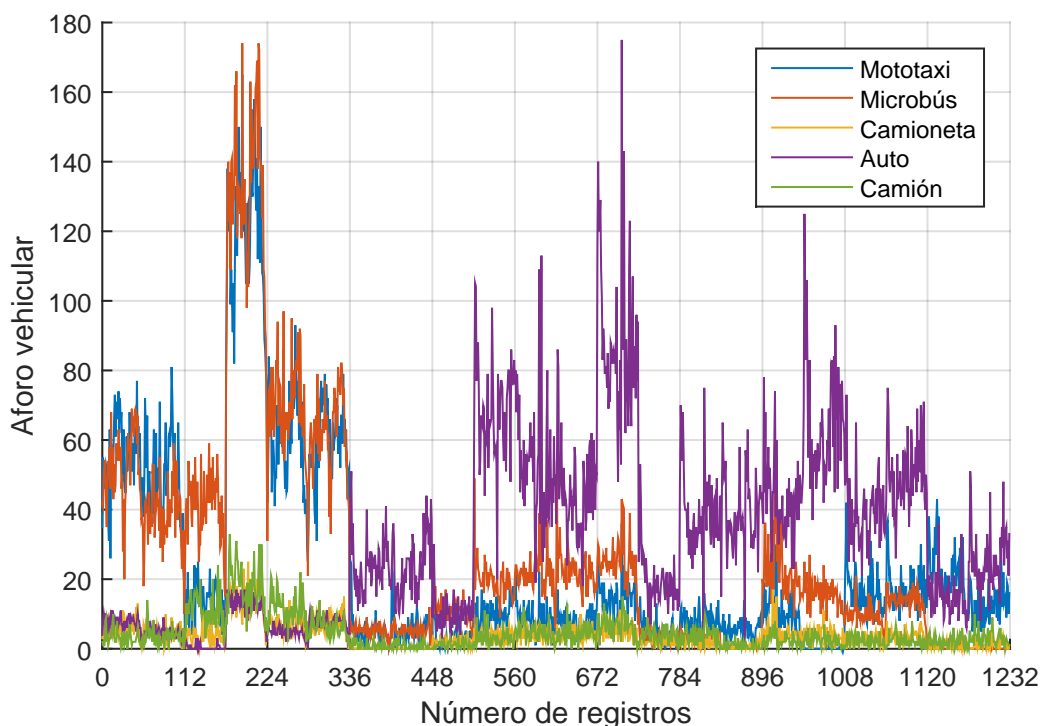
Luego de la selección de las unidades muestrales se registran las unidades de análisis, como queda establecido en las Figuras 3.14. Desde la Figura 3.13, para una única unidad muestral existe las siguientes unidades de análisis: 7 puntos para el registro del aforo vehicular en correspondencia a la dirección de flujo establecido en la red vial y 01 una unidad de registro del nivel sonoro(mide la intensidad sonora producida del todo).

3.2.4. Escalas de medición

Medir es la acción de asignar nombres o números a los elementos de la población de interés [48], teniendo en cuenta determinadas reglas; se disponen de diferentes escales o niveles de medición y son: la escala nominal, ordinal, de intervalo y de razón.

La presente investigación utiliza las escalas de medición de intervalo y de razón. La cantidad de flujo vehicular es registrada para cada intervalo de tiempo, disponiendo de un horario de inicio y su finalización, además, existe la posibilidad de no disponer de ningún registro de flujo vehicular para un determinado intervalo de tiempo, por lo tanto los datos registrados disponen de un punto natural cero o teórico, por ésta razón pertenece a la escala de medición más alta.

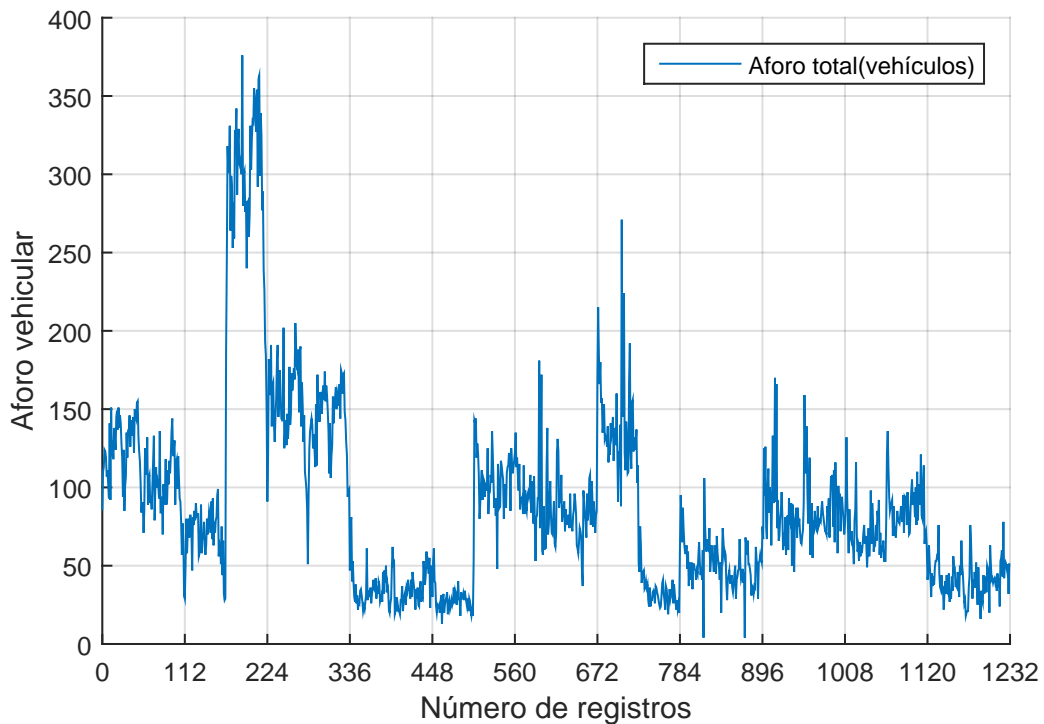
Figura 3.15: Registro de aforo vehicular



Fuente: Adaptado desde los Aforos propios y registros realizados por la Gerencia de Transportes(Municipalidad Provincial de Huamanga, Ayacucho), periodo: año 2014

El nivel sonoro registrado es el nivel continuo equivalente de presión sonora L_{eq} , la frecuencia de lectura en cada uno de los puntos de monitoreo es de de 15 minutos, tomando valores cada 10 segundos; paralelamente se realiza el conteo vehicular considerando los mismos intervalos de tiempo, en el punto de registro correspondiente a la vía donde se instala el sonómetro.

Figura 3.16: Registro total de aforo vehicular



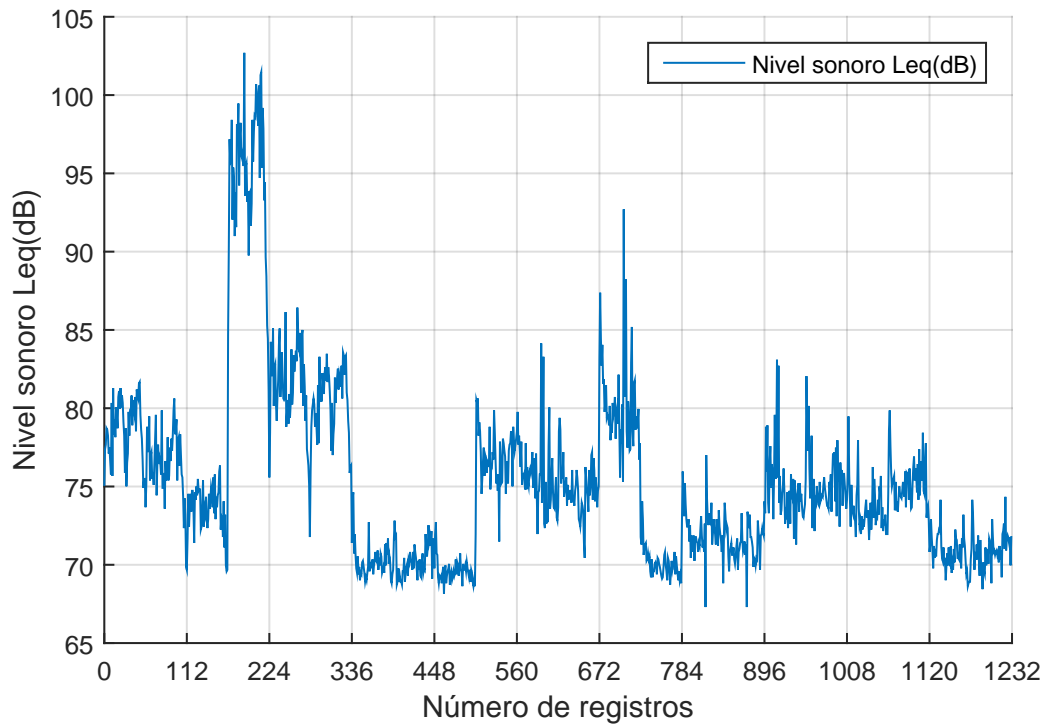
Fuente: Adaptado desde los Aforos propios y registros realizados por la Gerencia de Transportes(Municipalidad Provincial de Huamanga - Ayacucho), periodo: año 2014

3.2.5. Selección de la muestra

Los datos son registrados en puntos previamente establecidos teniendo en cuenta la importancia en cuanto al nivel de flujo vehicular y la contaminación sonora. En cada punto seleccionado correspondiente a la unidad muestral se registró el flujo vehicular en intervalos de tiempo, teniendo en cuenta la dirección de flujo para cada vía, Figura 3.13, tomándose en cuenta todos los vehículos clasificados en: microbús, camioneta, auto y camión. El registro del flujo vehicular agrupa el número de vehículos por intervalos de tiempo; las Figuras 3.15 y 3.16 muestra el registro disponible de aforo vehicular.

Se disponen de igual manera de los registros de las condiciones topográficas de la vía, las propiedades de arquitectura de las edificaciones en los puntos de aforo considerados. Los registros se realizan en días laborables para toda la unidad muestral considerada. El nivel de sonido asociado al registro de vehículos mostrado en la Figura 3.15, se muestra en la Figura 3.17.

Figura 3.17: Nivel sonoro equivalente L_{eq} (dB)



Fuente: Nivel sonoro asociado al aforo vehicular mostrado en los Gráficos 3.15 y 3.16

3.2.6. Representatividad de la muestra

Las unidades de análisis registrados desde las unidades muestrales [44] son representativos de la población, con un *error máximo aceptable* de 5 %, *porcentaje estimado de la muestra* (esto es, que cualquier elemento de la población dispone de la misma posibilidad de ser seleccionada para formar la muestra) de 50 % y *nivel deseado de confianza* de 95 % (muestra representativa).

3.3. Análisis de datos

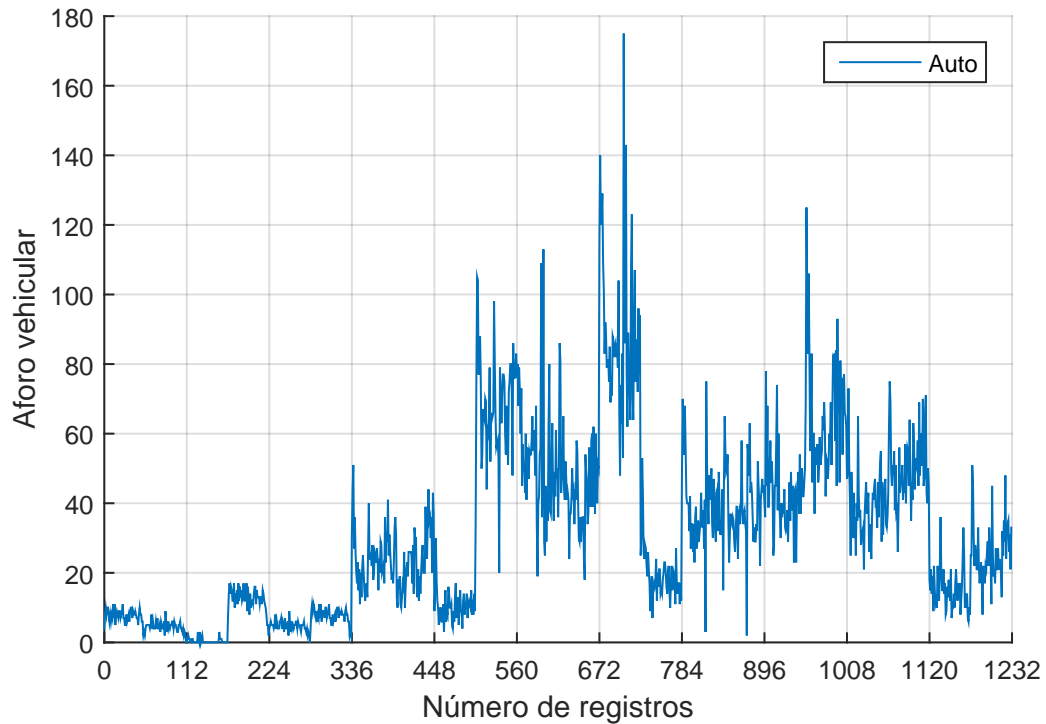
Los registros disponibles del aforo vehicular y el nivel sonoro asociado serán previamente analizados en base a un análisis exploratorio y el análisis estadístico a nivel descriptivo.

3.3.1. Análisis exploratorio

El Análisis Exploratorio de Datos (AED) es la parte más actual de las técnicas estadísticas [47], debido al uso de gráficos y por ende, la reducción en el uso de las fórmulas estadísticas y considera pocas consideraciones previas sobre los datos, características que son esenciales para la exploración de los registros de datos. Los datos se organizan

y se presentan gráficamente, mediante el cual se consigue descriptores importantes: valores extremos, valores atípicos (valores especiales), conglomerados (grupos de datos muy cercanos entre sí) y brechas (separaciones de magnitud considerable entre conglomerados), además de la identificación de patrones.

Figura 3.18: Registro de autos en todos los puntos muestrales



Fuente: Elaboración propia

La representación gráfica del registro de datos, muestra la variación del flujo vehicular y el nivel sonoro asociado en el tiempo, considerando el análisis en todos los puntos muestrales considerados, la Figura 3.18 representa el registro efectuado específicamente tomando en cuenta los autos, donde se observa los valores característicos asociados: registros máximos y mínimos, así como el tiempo de ocurrencia de los valores extremos.

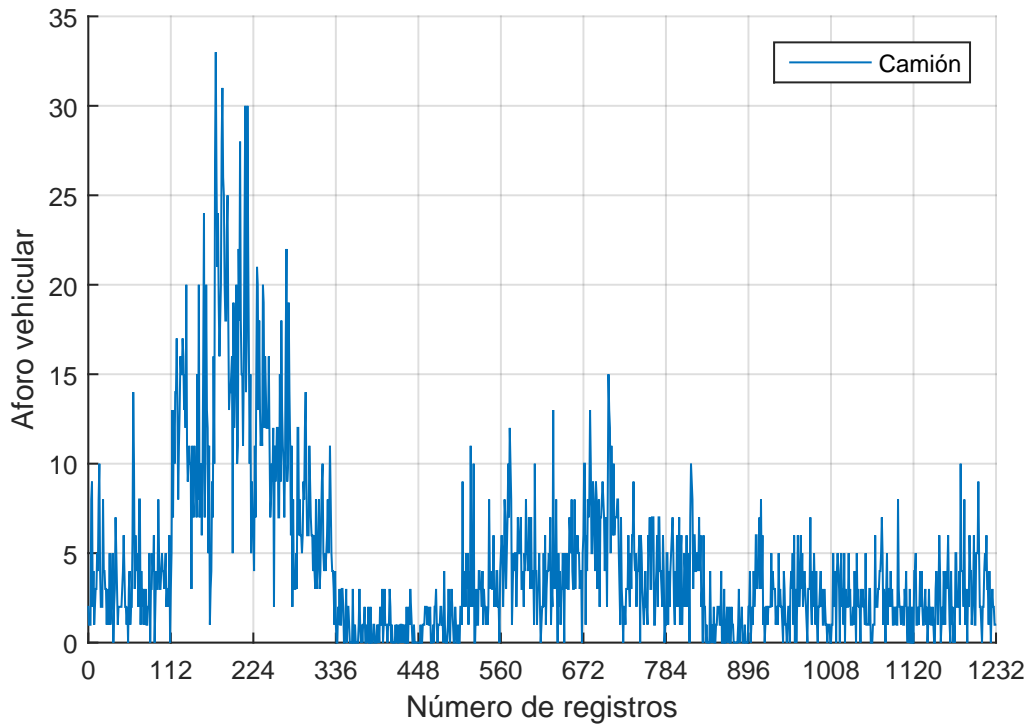
Tabla 3.8: Registro máximo y mínimo de vehículos (intervalo de 15 minutos)

Descripción	Máximo	Mínimo
Mototaxi	165.00	26.00
Microbús	174.00	10.00
Camioneta	25.00	2.00
Auto	175.00	14.00
Camión	33.00	1.00
Total	376.00	46.00

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 3.8 muestra el registro obtenidos para los tipos de vehículos considerados, los registros máximos y mínimos, considerando el total del registro de las unidades de muestreo considerado, valores que indican genéricamente la disposición de los vehículos que transitan en los puntos de aforo considerados.

Figura 3.19: Registro de vehículos pesados(solo camiones)



Fuente: Elaboración propia

Tomando en cuenta el registro de vehículos pesados(Camiones, camiones con remolque, camiones con semiremolque), se encuentran en mayor cantidad en en zonas específicas de la ciudad, debido que los registros están restringidos a un centro urbano y redes viales locales; en concordancia a los gráficos y los cuadros presentados, en mayor cantidad se encuentran los biclos(motocicletas, bicicletas) y vehículos ligeros, en concordancia a un centro urbano.

Tabla 3.9: Nivel máximo y mínimo sonoro

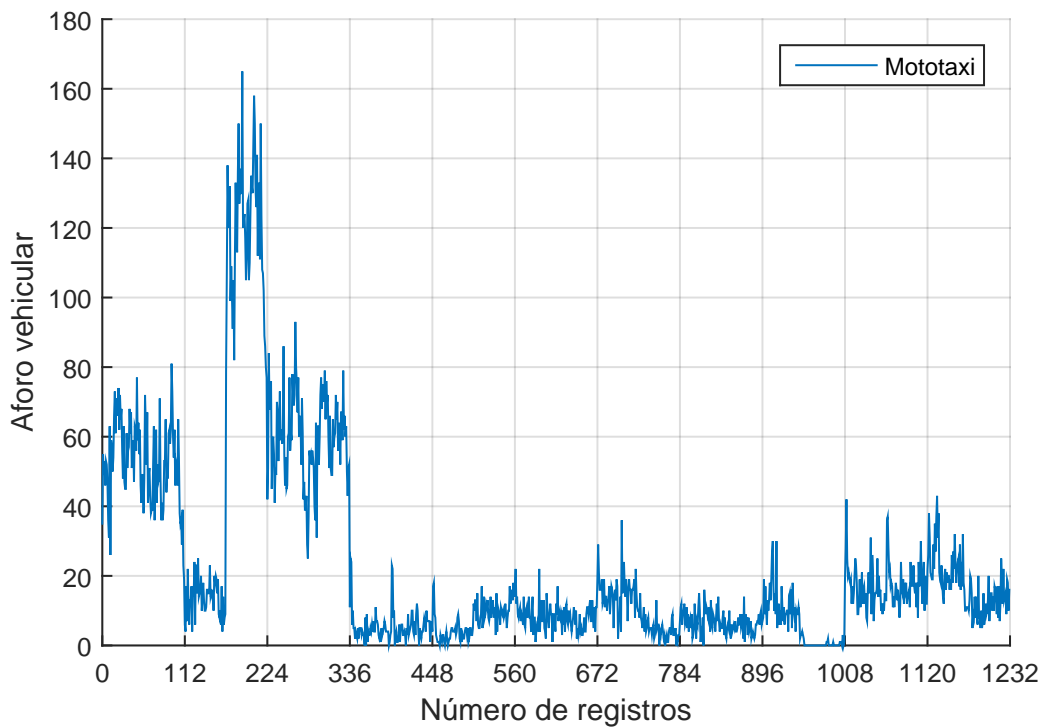
Descripción	Nivel sonoro equivalente L_{eq} (dB)
Máximo	102.7
Mínimo	67.3

Fuente: Elaboración propia

Desde la Tabla 3.9, que contiene el registro máximo y mínimo de la intensidad sonora(nivel sonoro equivalente L_{eq} con la ponderación A, en un intervalo de tiempo de 15minutos), se muestra los valores límites asociado al tránsito de vehículos en los puntos de aforo considerados.

En la Figura 3.20 se muestra el registro de este particular tipo de vehículos, comúnmente conocido como *moto-taxi* (fusión de un biciclo (motocicleta) y un vehículo ligero (autos)), del mismo se aprecia que en zonas específicas su tránsito es intenso y en otros puntos de aforo es inexistente, esto es debido a las restricciones de acceso sobre la red vial normadas por las instituciones públicas competentes.

Figura 3.20: Registro de vehículos (moto-taxi)



Fuente: Elaboración propia

3.3.2. Análisis descriptivo

Mediante la aplicación de la estadística descriptiva a cada variable registrada, se obtienen parámetros característicos de la muestra, como son: las medias de tendencia central y las medidas de variabilidad.

Medidas de tendencia central.

Las principales medidas de tendencia central son *tresmoda*, *mediana* y *media*. Las medidas de tendencia central indican en un registro obtenido los valores medios o centrales, que ayudan a ubicarlos dentro del rango de registros disponible; la *media* indica el promedio o es el resultado del promedio aritmético de cada registro disponible, la *mediana* es el valor central de la muestra obtenida - para su obtención es necesario ordenar los registros de forma ascendente o descendente, el valor central del registro ordenado se corresponde con la mediana e indica la cantidad de registros mayores a éste, de igual manera los registros que se encuentran por debajo de éste. La *moda* representa la muestra que repite con mayor frecuencia dentro de los registros disponibles, cuando se trabaja con datos sin agrupar (o no tabulados, como en el presente caso) cada registro

es considerado una clase y se contabiliza su frecuencia - la cantidad de veces presente en el registro analizado. La Tabla 3.10 muestra las medidas de tendencia central obtenidos para el registro de los vehículos.

Tabla 3.10: Medidas de tendencia central registro de vehículos

Descripción	Media	Mediana	Moda
Mototaxi	23.29	11.00	8.00
Microbús	26.09	16.00	12.00
Camioneta	3.77	3.00	2.00
Auto	31.19	25.00	18.00
Camión	4.45	3.00	1.00
Total	88.79	77.00	28.00

Fuente: Elaboración propia

Para las medidas de tendencia central mostrada en la Tabla 3.11, correspondiente al nivel sonoro equivalente L_{eq} , respecto al registro analizado y disponible se obtiene una media de $75.37dB$ - promedio representado para el intervalo de tiempo considerado, en correspondencia a los registros que disponen un aforo en intervalos de tiempo de 15 minutos. La mediana se corresponde con el valor central del registro disponible y la moda $69.58dB$ es el nivel sonoro que repite la mayor cantidad de veces en el registro disponible.

Tabla 3.11: Medidas de tendencia central del nivel sonoro

Descripción	Nivel sonoro equivalente L_{eq} (dB)
Media	75.36885866
Mediana	74.24677419
Moda	69.58387097

Fuente: Elaboración propia

Medidas de variabilidad.

Las medidas de la variabilidad más utilizadas son el *rango*, *desviación estándar* y *varianza*. Mientras que las medidas de tendencia central son valores en una distribución - las medias de variabilidad son intervalos que designan distancias o un número de unidades en la escala de medición. El *rango* indica la amplitud del dominio del registro de las unidades de análisis, es obtenido de una diferencia entre el máximo y el mínimo de un registro y determina la existencia de las unidades de análisis dependiendo del fenómeno analizado, tomando en cuenta este indicador es posible determinar valores atípicos en la distribución obtenida. La *desviación estándar* es el promedio de las desviaciones de cada registro respecto a su media y se interpreta como una dispersión de los registros respecto a su promedio aritmético, un valor grande determinará una dispersión mayor de los registros obtenidos y viceversa, mientras que la *varianza* es la desviación estándar elevada al cuadrado. La tabla 3.12 muestra las medidas de variabilidad para el registro de vehículos disponibles.

Tabla 3.12: Medidas de variabilidad registro de vehículos

Descripción	Rango	Desviación Estándar	Varianza
Mototaxi	165.00	29.06	844.76
Microbús	174.00	31.26	977.31
Camioneta	25.00	3.69	13.60
Auto	175.00	25.60	655.34
Camión	33.00	4.90	24.05
Total	372.00	61.79	3817.87

Fuente: Elaboración propia

Las medidas de variabilidad para el registro del nivel sonoro equivalente L_{eq} considerando periodos de 15 minutos queda establecido en la Tabla 3.13, donde se dispone de una desviación estándar pequeña, lo que equivale a una dispersión del registro de los datos menor.

Tabla 3.13: Medidas de variabilidad del nivel sonoro

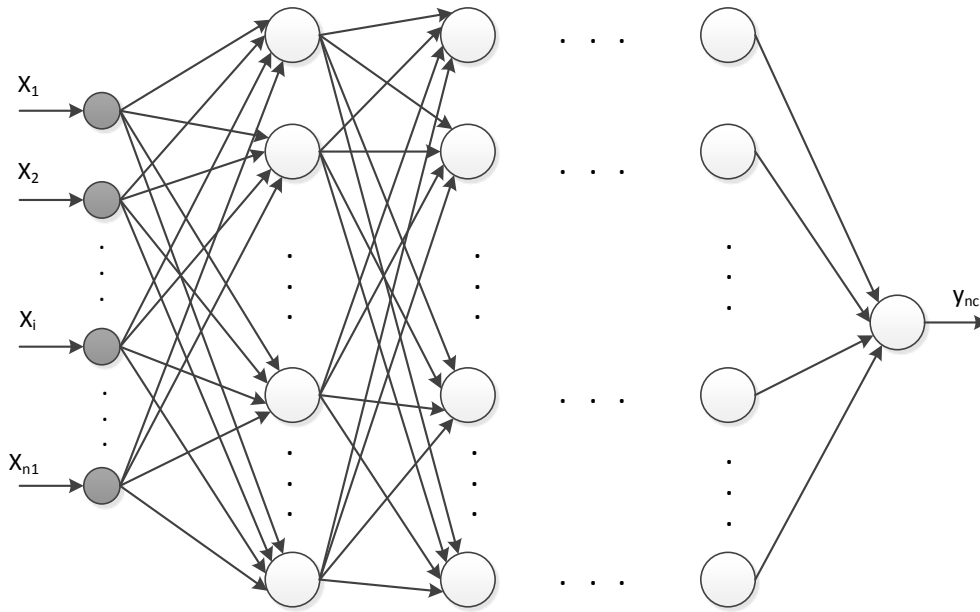
Descripción	Nivel sonoro equivalente L_{eq} (dB)
Rango	35.4
Desviación Estándar	5.879913754
Varianza	34.57338575

Fuente: Elaboración propia

3.4. Construcción del modelo

Las Redes Neuronales Artificiales se basa en la imitación del aprendizaje humano para generar modelos específicos para cada propósito, así, el modelo basado en Redes Neuronales Artificiales de Base Radial Como Herramienta de Predicción de la Contaminación Acústica Generado por Tránsito Vehicular (AN^4) será diseñado específicamente para el uso de la precipitación de la contaminación sonora en áreas urbanas, tomando en cuenta los elementos que generan este tipo de contaminación, determinado por el flujo de los vehículos y la configuración general de la ciudad. Los modelos predictivos - modelos determinísticos, extendidos actualmente toman en cuenta muchos aspectos de las zonas urbanas, existiendo modelos muy simples en el que sólo es necesario conocer el flujo de vehículos para estimar la contaminación acústica, además se tiene de modelos elaborados donde se tiene en cuenta incluso las propiedades o características de arquitectura de las vías y de las viviendas contiguas, éstos modelos son obtenidos generalmente mediante procedimientos de regresión lineal simple o múltiple. Para modelos obtenidos mediante la regresión múltiple toman en cuenta factores lineales combinados como el flujo de vehículos total de vehículos, flujo de vehículos por clasificación, número de vías, etc; mientras las obtenidas mediante una regresión simple toma en cuenta solamente el flujo vehicular. El modelo que se creará en la presente sección es

Figura 3.21: Modelo general de redes neuronales artificiales



Fuente: Elaboración propia

completamente distinto a las existentes, porque se basa en un procedimiento de inteligencia artificial, específicamente a base de las redes neuronales artificiales, se crearán y probarán distintas configuraciones, tanto a nivel de los datos de ingreso, la arquitectura de las redes neuronales artificiales y los resultados esperados, una arquitectura general del modelo de red neuronal artificial desde el cual se tomará distintas configuraciones queda establecida en la Figura 3.21.

3.4.1. Argumentos de ingreso

Se disponen de distintas alternativas para la dotación de datos al modelo basado en redes neuronales artificiales para la predicción de la contaminación sonora, el modelo basado en inteligencia artificial es bastante versátil y es capaz de crear un modelo particular con los argumentos de ingreso determinados por el encargado del diseño.

Opción A:

La primera opción de ingreso de datos al modelo AN^4 será el aforo de los vehículos clasificado por tipos, por tanto es necesario disponer de los registros de datos clasificados por tipos, dichos argumentos deben quedar ordenados como se muestra en la Tabla 3.14.

La configuración del modelo AN^4 , en correspondencia a los datos indicados queda implícitamente establecido, la primera capa, encargada de recibir los datos se corresponde con el número de grupos (tipos) de vehículos. Para efectos de la presente investigación el registro de los datos distingue la siguiente clasificación: microbús, camioneta, auto y camión.

Tabla 3.14: Datos tomando en cuenta los tipos de vehículos

Vehículo Tipo 1	Vehículo Tipo 2	Vehículo Tipo 2	...	Vehículo Tipo n
$vt1_1$	$vt2_1$	$vt3_1$...	vt_n_1
$vt1_2$	$vt2_2$	$vt3_2$...	vt_n_2
$vt1_3$	$vt2_3$	$vt3_3$...	vt_n_3
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$vt1_{m-1}$	$vt2_{m-1}$	$vt3_{m-1}$...	vt_n_{m-1}
$vt1_m$	$vt2_m$	$vt3_m$...	vt_n_m

Fuente: Elaboración propia

Opción B:

Otra alternativa a tomar en cuenta para el diseño del modelo AN^4 , se considera la sumatoria de los aforos de los vehículos en cada estación considerada, además se probará de la posición del punto de aforo vehicular, dados por la latitud(m), longitud(m) y altura sobre el nivel del mar. Los argumentos considerados de esta manera estarán ordenados de como queda especificada en la Tabla 3.15.

Tabla 3.15: Datos tomando en cuenta el aforo vehicular y posición

Vehículos(v)	Latitud(lat)	Longitud(long)	Altitud(alt)
v_1	lat_1	$long_1$	alt_1
v_2	lat_2	$long_2$	alt_2
v_3	lat_3	$long_3$	alt_3
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
v_{m-1}	lat_{m-1}	$long_{m-1}$	alt_{m-1}
v_m	lat_m	$long_m$	alt_m

Fuente: Elaboración propia

El número de neuronas en la capa de entrada se corresponde con el número de tipos de datos existentes, en este caso la primera capa, aquella que recibe directamente los datos está conformado por cuatro neuronas. El registro de los datos, además del aforo vehicular total, es necesario registrar la ubicación del punto de conteo de vehículos.

Opción C:

Otra alternativa para AN^4 , es tomar como ingreso de datos el volumen total vehicular aforado y el tiempo(en horas, representado por un número real), el mismo que se encuentra en correspondencia con el aforo de vehículos. Los datos deben quedar registrados como se muestra en la Tabla 3.16.

Tabla 3.16: Datos que toma en cuenta aforo vehicular y el tiempo

Vehículos(v)	Tiempo(t)
v_1	t_1
v_2	t_2
v_3	t_3
\vdots	\vdots
v_{m-1}	t_{m-1}
v_m	t_m

Fuente: Elaboración propia

Tomando esta posibilidad, en número de neuronas en la primera capa del modelo son dos, en estrecha correspondencia con el número de argumentos considerados. El registro del tiempo es implícito, el aforo vehicular debe quedar registrado para un tiempo determinado.

Opción D:

Otra posibilidad es tomar como datos de ingreso al volumen de aforo de los vehículos en las estaciones seleccionadas y algunas propiedades geométricas asociadas a la vía, el ancho de la vereda, número de carriles de la vía de transporte vehicular y la altura de las edificaciones contiguas a la vía.

Tabla 3.17: Datos de entrada al modelo, número de carriles, fachada

Vehículos(v)	Vereda(ver)	Carriles(ca)	Fachada(f)
v_1	ver_1	ca_1	f_1
v_2	ver_2	ca_2	f_2
v_3	ver_3	ca_3	f_3
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
v_{m-1}	ver_{m-1}	ca_{m-1}	f_{m-1}
v_m	ver_m	ca_m	f_m

Fuente: Elaboración propia

Los argumentos se establecen en la Tabla 3.17. Las características geométricas requeridas son obtenidos desde las estaciones de aforo previamente seleccionadas.

Opción E:

Se podrá tomar en cuenta de igual manera la característica inherente a las vías de transporte, la pendiente topográfica, los registros deben quedar establecidos como se establece en la Tabla 3.18, juntamente con el número total del aforo vehicular. El modelo AN^4 debe considerar en correspondencia a los datos establecidos, dos neuronas artificiales en la capa de entrada.

Tabla 3.18: Datos aforo vehicular y pendiente de la vía

Vehículos(v)	Pendiente(p)
v_1	p_1
v_2	p_2
v_3	p_3
\vdots	\vdots
v_{m-1}	p_{m-1}
v_m	p_m

Fuente: Elaboración propia

Opción F:

Múltiples modelos matemáticos, para la predicción de la contaminación acústica solamente toman en cuenta el volumen de flujo vehicular, atribuyendo la contaminación acústica únicamente al flujo de vehículos, se diseñará un modelo AN^4 que tome en cuenta únicamente el flujo vehicular para obtener o predecir la contaminación acústica producida. Es necesario ordenar los datos como se muestra en la Tabla 3.19, en consecuencia, la primera capa del modelo incluirá solamente una neurona.

Tabla 3.19: Datos de aforo vehicular

Vehículos(v)
v_1
v_2
v_3
\vdots
v_{m-1}
v_m

Fuente: Elaboración propia

3.4.2. Resultados esperados

Sea cual fuere el grupo de ingreso de de los datos, mostrados desde la Tabla 3.14 al 3.19, el resultado siempre será una sola, el nivel sonoro generado equivalente L_{eq} para el intervalo de tiempo considerado generado por el tráfico vehicular en centros urbanos, por tanto, el número de neuronas en la capa de salida es, de igual manera que la capa de ingreso, condicionada; para la investigación realizada, la capa de salida contendrá sólo una neuronal artificial. La disposición del nivel sonoro queda establecido en la Tabla 3.20.

Tabla 3.20: Organización de los datos del nivel sonoro

Nivel Sonoro(Ns)
Ns_1
Ns_2
Ns_3
⋮
Ns_{m-1}
Ns_m

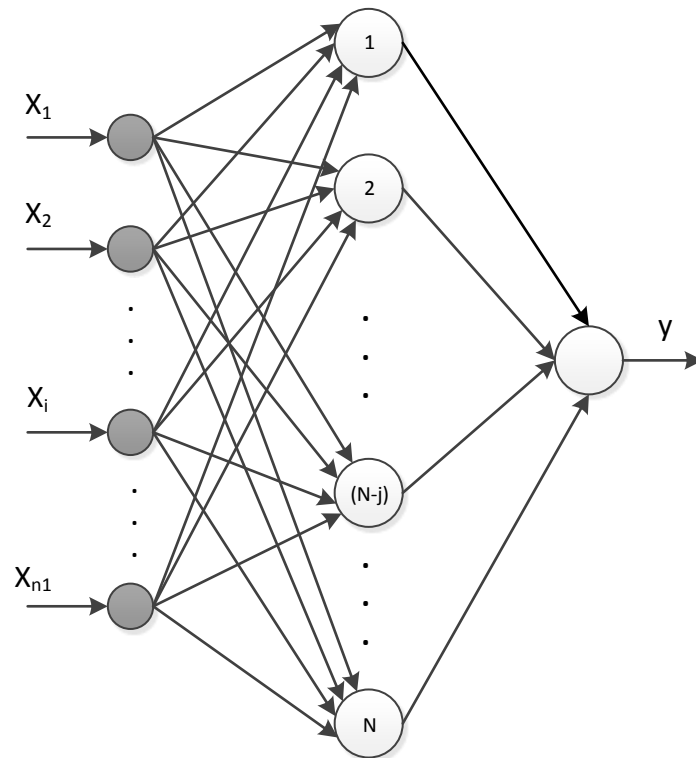
Fuente: Elaboración propia

3.4.3. Diseño de la arquitectura del modelo AN^4

Para el modelo AN^4 , basado en redes neuronales artificiales de base radial, los datos disponibles y los resultados esperados determinan el conjunto de neuronas artificiales en la capa de entrada y la capa de salida. Se denomina diseño de la arquitectura de redes neuronales artificiales a la determinación del número de capas, tanto la capa de ingreso, las capas ocultas y la capa de salida y asignar el número de neuronas artificiales a cada una de ellas. No existe un procedimiento que indique el número de capas adecuadas para el diseño de los modelos, tampoco para definir el número de neuronas artificiales por capa, todos estos criterios queda a voluntad del diseñador del modelo.

Ciertas capas y las neuronas contenidas en ellas ya se encuentran definidas de por sí, según la naturaleza del fenómeno analizado en correspondencia del número de datos de ingreso considerados y el número de resultados esperados; una arquitectura general de un modelo de redes neuronales artificiales de base radial para la determinación del nivel sonoro muestra la Figura 3.22 donde se observa la posibilidad de obtener un modelo con múltiples opciones de grupos de datos de entrada y un único valor de salida, que en este caso se corresponde con el nivel sonoro por flujo vehicular en entornos urbanos. Los datos de ingreso considerados y detallados en las tablas desde 3.14 al 3.19 corresponden a cada modelo distinto de las Redes Neuronales Artificiales de Base Radial (RNABR), pero con todos los conjuntos de datos como alternativas se buscará el mejor modelo para la predicción del nivel acústico en zonas urbanas.

Figura 3.22: RNA de base radial general



Fuente: Elaboración propia

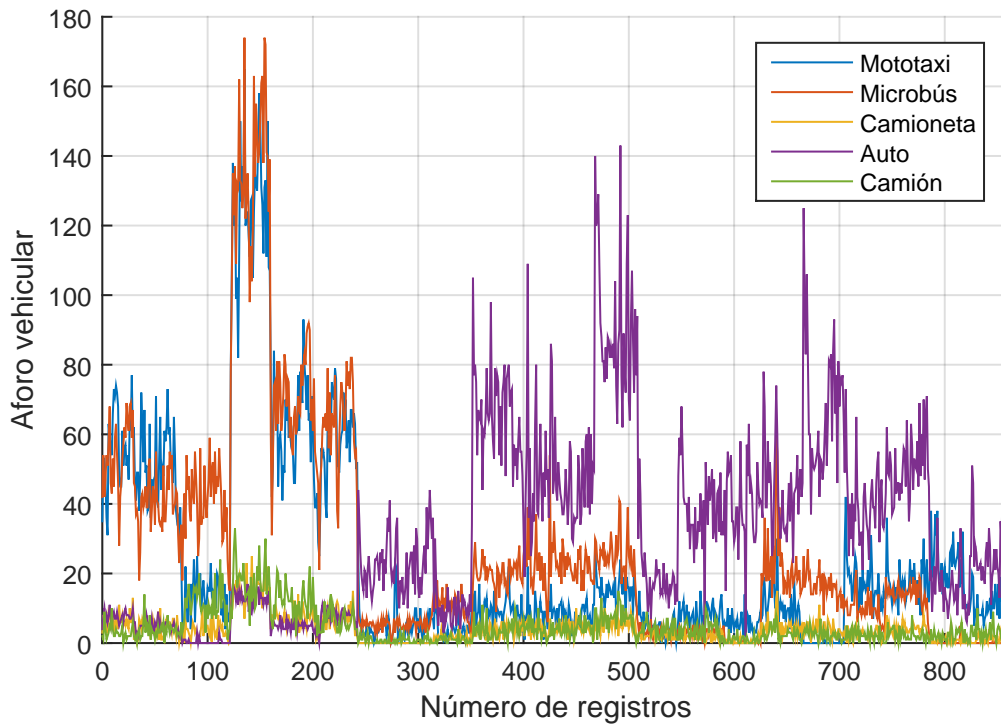
3.4.4. Conjunto de entrenamiento, validación y prueba(test)

El modelo AN^4 , como todos los modelos basados en redes neuronales artificiales requiere un conjunto de muestras registradas desde el cual diseñará el modelo.

Las muestras requeridas son registros completos del fenómeno que se desea analizar, en este caso de investigación es concreto, la construcción de un modelo metaheurístico basado en redes neuronales artificiales de base radial para la predicción de la contaminación acústica generado por el tránsito vehicular en entornos urbanos. Al referirnos como registros completos nos referimos al registro de los elementos que ocasiona el fenómeno estudiado (los datos: nivel de flujo vehicular) y los efectos del mismo, para efectos de la investigación se corresponde con el nivel sonoro (contaminación acústica) en áreas urbanas, teniendo identificado que el flujo vehicular es el principal fuente de contaminación acústica.

Del conjunto de registros disponibles, mostrados en la Figura 3.15 correspondiente al aforo de flujo vehicular y los registros asociados al nivel sonoro, mostrado en la Figura 3.17, se extraen los conjuntos de entrenamiento y validación (datos para la verificación del modelo obtenido) y prueba final. Los datos de entrenamiento servirán para diseñar el modelo y los reservados para su validación verificarán el modelo diseñado en el proceso de entrenamiento, mientras los registros seleccionados para la prueba final (test) se utiliza para verificar la confiabilidad del modelo obtenido.

Figura 3.23: Conjuntos de entrenamiento(registro de vehículos)



Fuente: Elaboración propia

Conjunto de entrenamiento

Para el entrenamiento del modelo AN^4 se toma en cuenta el 70 % de los registros obtenidos, los registros seleccionados del aforo vehicular se muestra en la Figura 3.23 y el nivel sonoro asociado queda establecido en la Figura 3.25. El conjunto de entrenamiento, tanto el registro vehicular y el nivel sonoro asociado son obtenidos aleatoriamente desde el registro disponible.

Conjunto de validación

Con fines de validación del modelo se considera el 15 % de los registros disponibles, se tiene especial cuidado que los registros seleccionados para el conjunto de validación no pertenezcan al conjunto de entrenamiento, tampoco al conjunto de test o prueba final; la Figura 3.26 muestra el registro seleccionado del aforo vehicular, mientras la Figura 3.27 el nivel sonoro asociado.

Conjunto de prueba final(test)

Los 15 % restante del registro disponible, se dispone para la prueba final(test); la elección de los datos de entrenamiento, validación y prueba se realiza de forma aleatoria y ninguno comparte algún registro, la Figura 3.28 muestra el registro vehicular para la prueba final y la Figura 3.29 el nivel sonoro asociado.

Figura 3.24: Conjuntos de entrenamiento(nivel sonoro en dB)

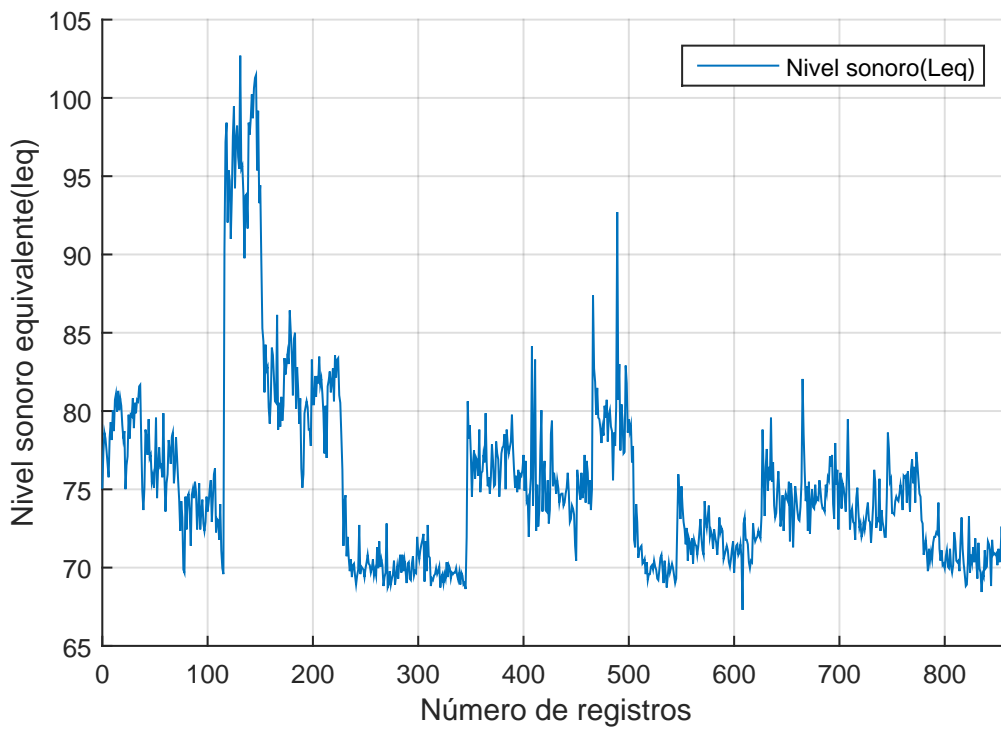
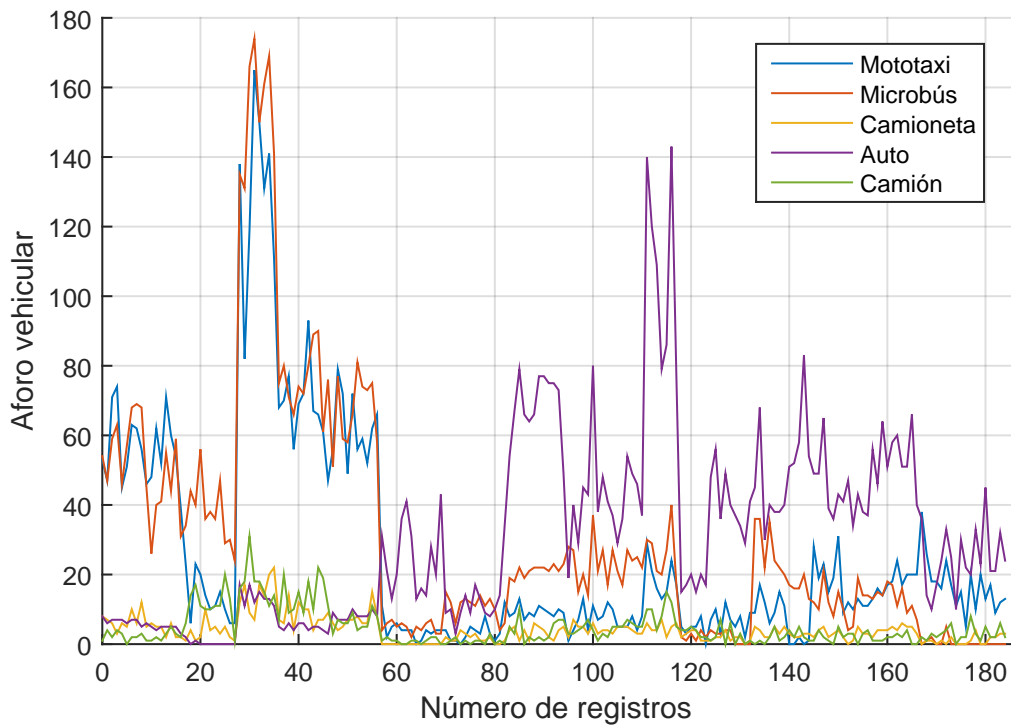


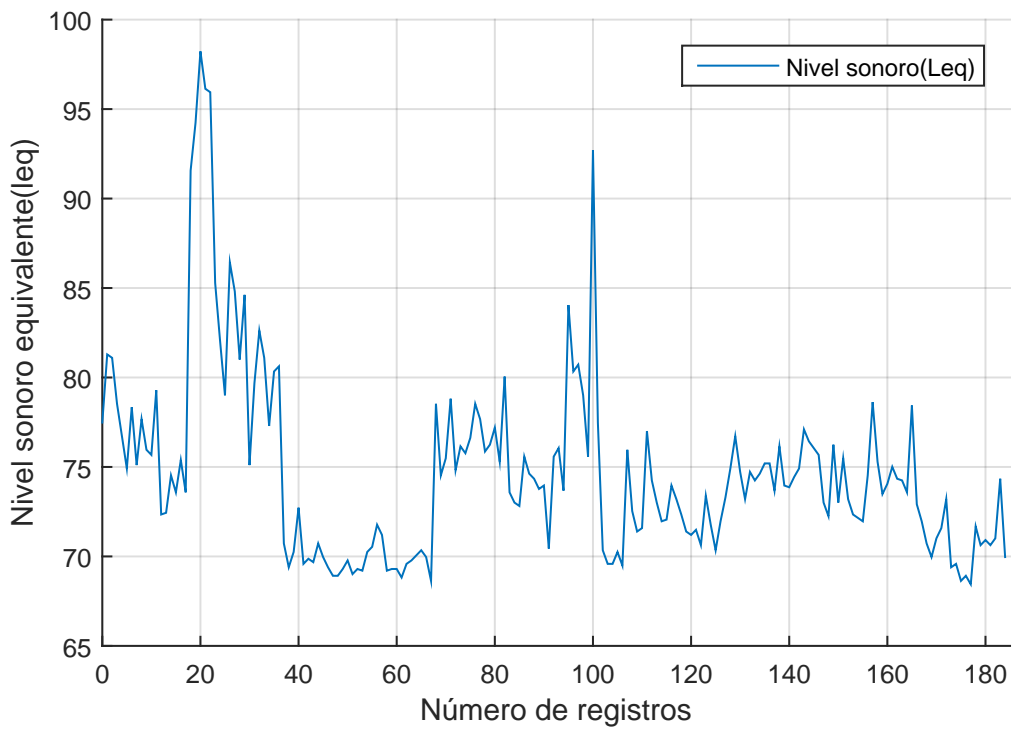
Figura 3.25: Fuente: Elaboración propia

Figura 3.26: Conjuntos de validación(registro de vehículos)



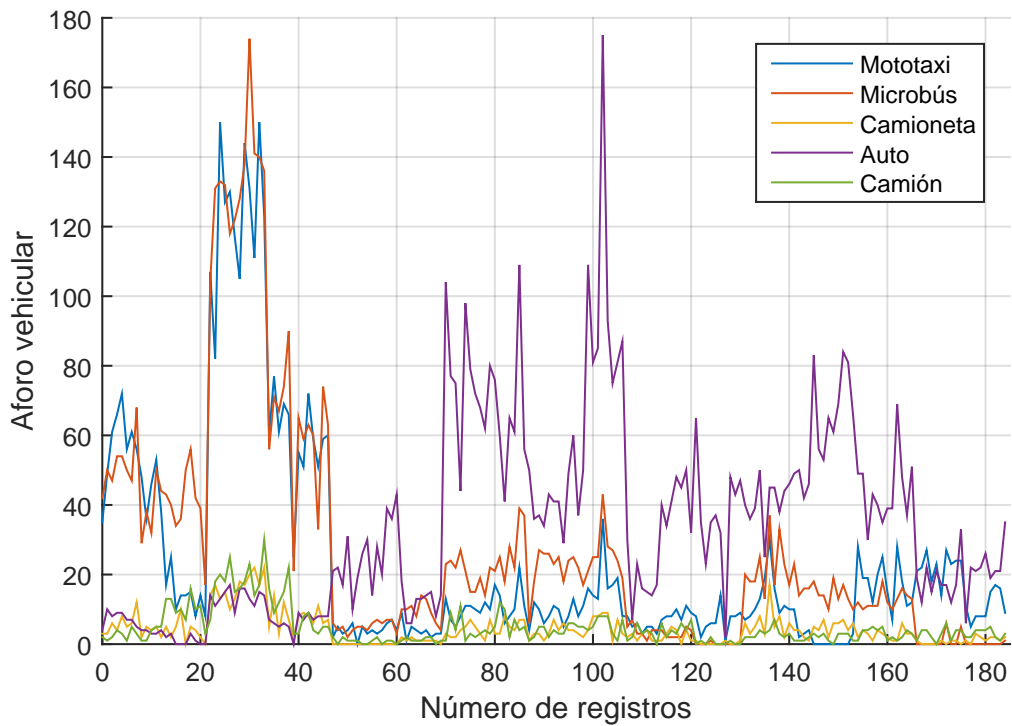
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.27: Conjuntos de validación(nivel sonoro en dB)



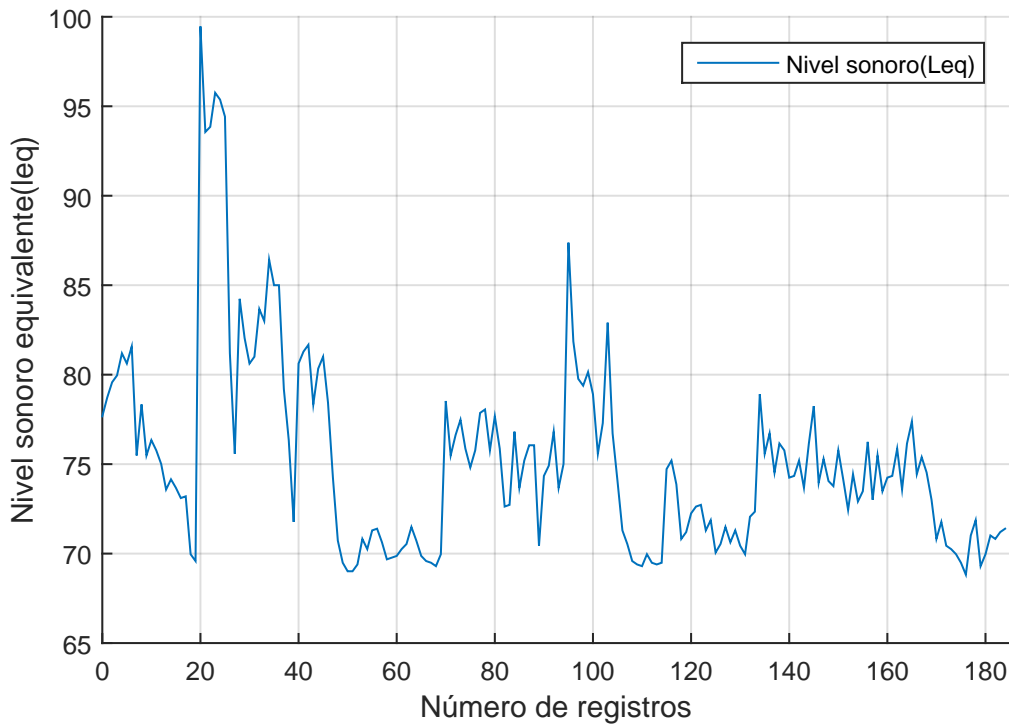
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.28: Conjuntos de prueba final(registro de vehículos)



Fuente: Elaboración propia

Figura 3.29: Conjuntos de prueba final(nivel sonoro en dB)



Fuente: Elaboración propia

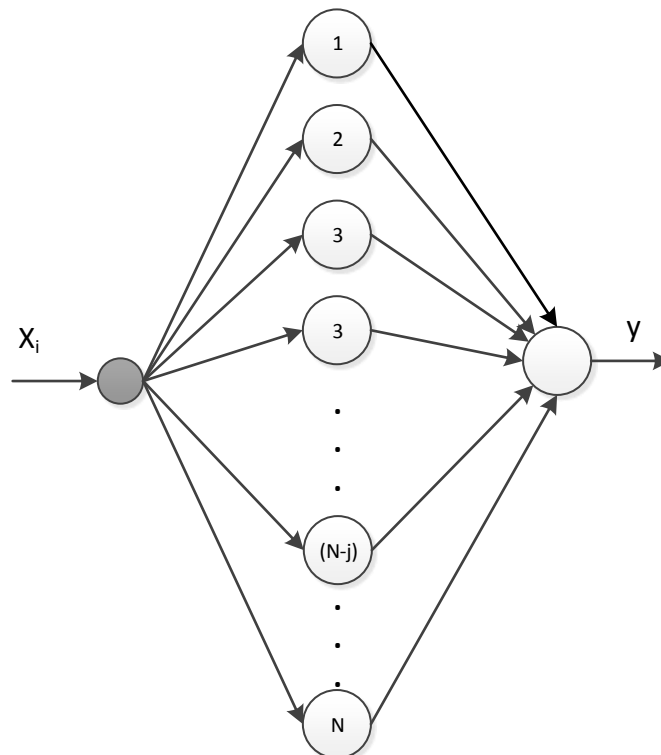
3.4.5. Proceso de aprendizaje

Definido la arquitectura de la red neuronal a utilizar, mostrada en la Figura 2.7, y especificado el conjunto de entrenamiento, validación y prueba inicia el proceso de aprendizaje de la red requerida. En la investigación se tomará en cuenta dos escenarios: cuando los argumentos de ingreso se considere por separado por cada tipo de aforo vehicular considerado y considerado la sumatoria de aforo vehicular total; la red neuronal diseñada dispondrá de p neuronas en la capa de ingreso, m neuronas en la capa oculta y r neuronas en la capa de salida; las neuronas de la capa de ingreso se corresponde con los datos establecidos para cada unidad del ejemplo, Figura 3.22, en el proceso de aforo vehicular se distingue cinco tipos de vehículos y en cada intervalo de tiempo, para todos en conjunto, se dispone del nivel sonoro asociado, entonces las neuronas de la capa de entrada son cinco para cada tipo de vehículo aforado, mientras como se dispone de un resultado único, la capa de salida será compuesto por un única neurona. Por otra parte, cuando se trabaje considerando solamente el volumen total de flujo vehicular se dispondrá con una única neurona en la primera capa y los componentes de la capa de salida será siempre de una única neurona, porque la salida deseada es siempre y solamente el nivel sonoro causado por el tránsito de vehículos, para esta opción la arquitectura se corresponde con la Figura 3.30.

En los modelos de Redes Neuronales Artificiales en general el aprendizaje consiste en encontrar un valor de equilibrio para los parámetros del modelo [30], de tal forma que para los argumentos establecidos sean capaces de devolver siempre los resultados esperados y siempre dentro de los márgenes aceptables. Específicamente en las redes

neuronales artificiales de base radial los parámetros existentes son: los centros y las desviaciones, pesos y umbrales. Los centros y desviaciones siempre dependen de la cantidad y dispersión de los datos y la cantidad de neuronas consideradas en la capa oculta, mientras los pesos existen solamente, en los modelos de base radial, en las conexiones entre las neuronas de la capa oculta a la capa de salida y el umbral únicamente lo dispone las neuronas de la capa de salida, son las características particulares de los modelos basados en redes neuronales de base radial. Dichos parámetros para la red neuronal inician con valores generados aleatoriamente.

Figura 3.30: Modelo considerando el flujo vehicular total



Fuente: Elaboración propia

En consecuencia, es preciso definir con claridad la nomenclatura y los argumentos requeridos para el proceso de aprendizaje. Teniendo el conjunto de muestras, representado por el registro de datos del aforo vehicular y la generación del nivel sonoro asociado, serán los patrones de ingreso al modelo AN^4 . Sea $\{X(n), S(n), n = 1, 2, \dots, N\}$ el conjunto de los patrones de entrada, siendo $X(n)$ el registro del flujo vehicular y $S(n)$ el nivel sonoro asociado y $n = 1, 2, \dots, N$ cualquier muestra o patrón del conjunto total de muestras N .

Obtención de los centros y amplitudes

Para el aprendizaje de la red neuronal artificial de base radial se elije el *método de aprendizaje híbrido* que comprende de dos etapas: una fase no supervisada que determina las bases y amplitudes y otra fase supervisada encargada de obtener los pesos y

amplitudes del modelo de red neuronal. El procedimiento para determinar los centros de las funciones de base radial se realizará mediante el *algoritmo de k-medias*, que es un algoritmo que consiste dividir el espacio muestral de entrada en clases, el número de clases se corresponde con el número de neuronas de la capa oculta de la red.

Teniendo en cuenta los patrones de entrada $X(n) = (x_1(n), x_2(n), \dots, x_p(n))$, con $n = 1, 2, \dots, N$ y N el número total de muestras, por otra parte, sea los centros de las funciones de base radial definidos, $C_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ip})$, con $i = 1, 2, \dots, k$ y k equivalente al número de neuronas en la capa oculta, es una matriz $m * p$, los pasos para la obtención de los C_i son los siguientes:

1. Inicializar los centros C_i para todas las clases k ; el valor inicial se le atribuye aleatoriamente, obteniendo los valores dentro del rango de la muestra.
2. Seleccionar N_i patrones de entrada para cada clase i , mediante: la muestra $X(n)$ está dentro de la clase i si cumple: $\|X(n) - C_i\| < \|X(n) - C_s\|$, para todo $s \neq i$, con $s = 1, 2, \dots, k$
3. Obtener la nueva posición de los centros como el promedio de todas las muestras que pertenece a su clase, mediante la Ecuación 3.15

$$c_{ij} = \sum_{n=1}^m M_{in} x_j(n) \quad (3.15)$$

para $j = 1, 2, \dots, N$ y $k = 1, 2, \dots, k$

4. Repetir los pasos dos y tres hasta que las diferencias de los centros anterior y actual sea menor al margen permitido, Ecuación 3.16

$$\|C_i^{actual} - C_{i-1}^{anterior}\| < \epsilon \quad (3.16)$$

para todo $i = 1, 2, 3, \dots, k$, siendo ϵ un número real positivo muy pequeño.

Luego de la obtención de los centros, las amplitudes se obtienen directamente mediante las Ecuaciones 2.9 y 2.10, definidas en la página 26.

Propagación de los patrones de entrada

La propagación de los patrones de entrada en el modelo de una red artificial de base radial consiste en el flujo de los patrones de entrada hasta la obtención de los resultados y consiste en definir y aplicar las funciones de entrada, las funciones de activación y las funciones de transferencia en cada capa del modelo.

Capa de entrada: las conexiones entre las neuronas de la capa de entrada a la capa de salida no disponen de ningún peso asociado, el peso de las conexiones retienen el aprendizaje, es la memoria emulada comparada en una neurona biológica, por tanto, las neuronas de ésta capa solamente transfieren la información tal cual lo recibe desde el exterior a las neuronas de la capa oculta.

Capa oculta: La transformación de la información proveniente desde la capa de entrada son efectuadas a base e las funciones de base radial por las neuronas de la capa oculta, algunas de las funciones de base radial fueron definidos en las Ecuaciones 2.4, 2.5 y 2.6 mostradas en la página 24. Las funciones ϕ_i determinan las activaciones de las neuronas de la capa oculta de la red función del vector de entrada $X(n)$ y está definida mediante la Ecuación 3.17.

$$\phi_i(n) = \phi\left(\frac{\|X(n) - C_i\|}{d_i}\right) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, m \quad (3.17)$$

Donde ϕ es una función de base radial, ϕ es un vector de longitud que la misma cantidad que las neuronas ocultas, cada neurona oculta puede utilizar una función de activación diferente. $C_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ip})$ son vectores que representan los centros de las funciones de base radial, es una matriz de dimensión total es $m * p$, con número de filas igual al número de neuronas ocultas y las columnas igual a cada patrón de entrada n . d_i son número reales que representan la desviación, anchura o dilatación de la función de base radial, su longitud es el mismo que la cantidad de las neuronas ocultas y $\| \cdot \|$ es la distancia euclídea del vector de entrada, definida por $X(n)$ al centro C_i , definida mediante la Ecuación 3.18.

$$\|X(n) - C_i\| = \left(\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2 \right)^{1/2} \quad (3.18)$$

Las activaciones de las neuronas de base radial dependen del tipo de función de activación utilizada, las ecuaciones 3.19, 3.20 y 3.21 representan las funciones de activación gaussiana, cuadrática y multicuadrática, respectivamente.

$$\phi_i(n) = \exp \frac{\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2}{2d_i^2} \quad (3.19)$$

$$\phi_i(n) = \frac{1}{1 + \frac{\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2}{d_i^2}} \quad (3.20)$$

$$\phi_i(n) = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2}{d_i^2}}} \quad (3.21)$$

Capa de salida: Las activaciones de las neuronas de la capa de salida, se obtienen mediante la ecuación 3.22, las funciones de activación de las neuronas de la capa de salida utilizan una función identidad, realizando una transformación lineal de las actividades de todas las neuronas ocultas.

$$y_k(n) = \sum_{i=1}^m w_{ik} \phi_i(n) + u_k \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, r \quad (3.22)$$

Obtención de pesos y umbrales

Los pesos y umbrales se obtienen mediante un entrenamiento supervisado, completando de esta manera el método de aprendizaje híbrido en las redes neuronales artificiales de base radial, para cada propagación del patrón de entrada sobre la red se evalúa el error cuadrático medio total, Ecuación 2.11, para cada ciclo de aprendizaje, se considera que la red a aprendido cuando después de muchas iteraciones - ciclos de aprendizaje el error cuadrático medio es muy pequeño. las actualizaciones de los pesos y los umbrales para cada patrón de entrenamiento se efectúa como queda establecido en las Ecuaciones 2.13 y 2.14, es común repetir el proceso de entrenamiento por muchos ciclos sobre el mismo conjunto de entrenamiento.

3.4.6. Evaluación del aprendizaje

El diseño del modelo consistirá en tomar múltiples alternativas en el número de las neuronas artificiales de la capa oculta, es necesario tomar en cuenta que el número de las neuronas artificiales de la capa de salida y la capa de ingreso se encuentran condicionados y definidos por los requerimientos de la investigación. Se seleccionará la mejor alternativa, aquella arquitectura de redes neuronales artificiales de base radial que devuelva los valores esperados en menor cantidad de iteraciones, las alternativas tomando en cuenta la arquitectura de la red, se probarán con las mostradas en la Tabla 3.21, el número de neuronas de la capa oculta son generadas aleatoriamente, tomando como valor inferior cinco y como límite superior el número de los patrones de entrenamiento; los parámetros del modelo AN^4 son asignados aleatoriamente antes de iniciar el proceso de aprendizaje.

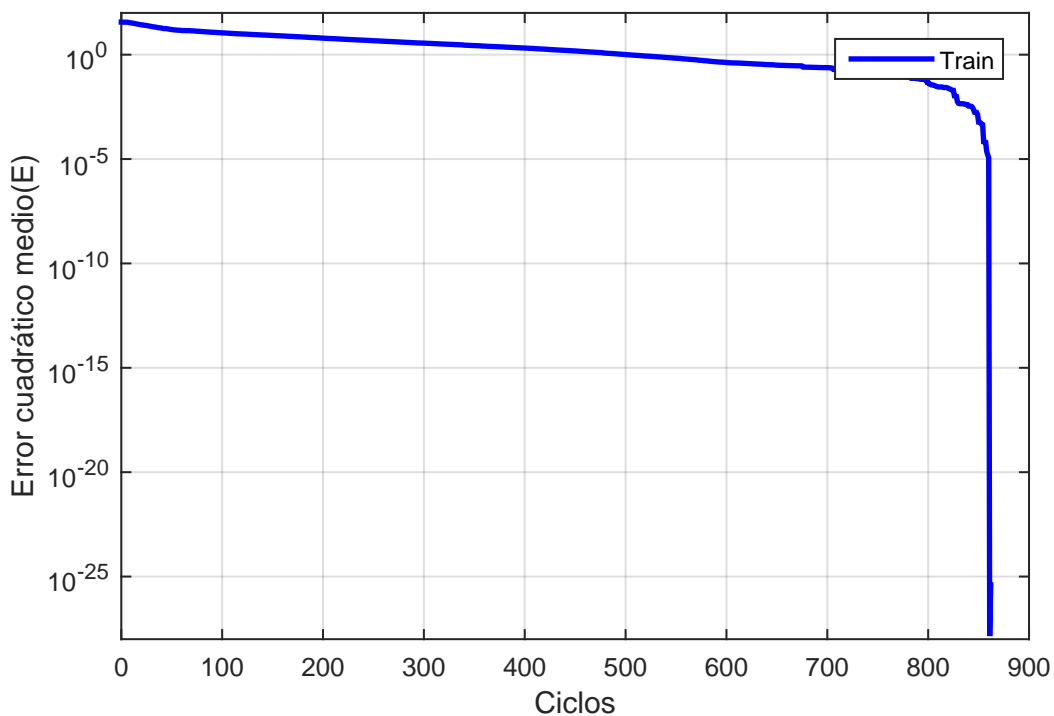
Tabla 3.21: Arquitecturas de RNA alejadas

Número de neuronas artificiales de la capa de entrada	Número de neuronas artificiales de la capa oculta	Número de neuronas artificiales de la capa de salida
5	207	1
5	305	1
5	319	1
5	127	1
5	146	1
5	355	1
5	101	1
5	378	1
5	862	1
5	281	1
5	436	1
5	348	1
5	353	1

Fuente: Elaboración propia

El proceso de entrenamiento, validación y prueba de un modelo basado en redes neuronales artificiales en general, necesariamente el proceso debe ser automatizado e implementado en un programa computacional, es poco probable - no es posible realizarlo a lápiz y papel, debido que el proceso atañe una gran cantidad de operaciones en todas sus etapas, incluso en su etapa de aplicación del modelo, éste debe estar implementado mediante un programa para computadoras, lo que automatiza el procedimiento en la evaluación de nuevos patrones.

Figura 3.31: Variación del error cuadrático medio



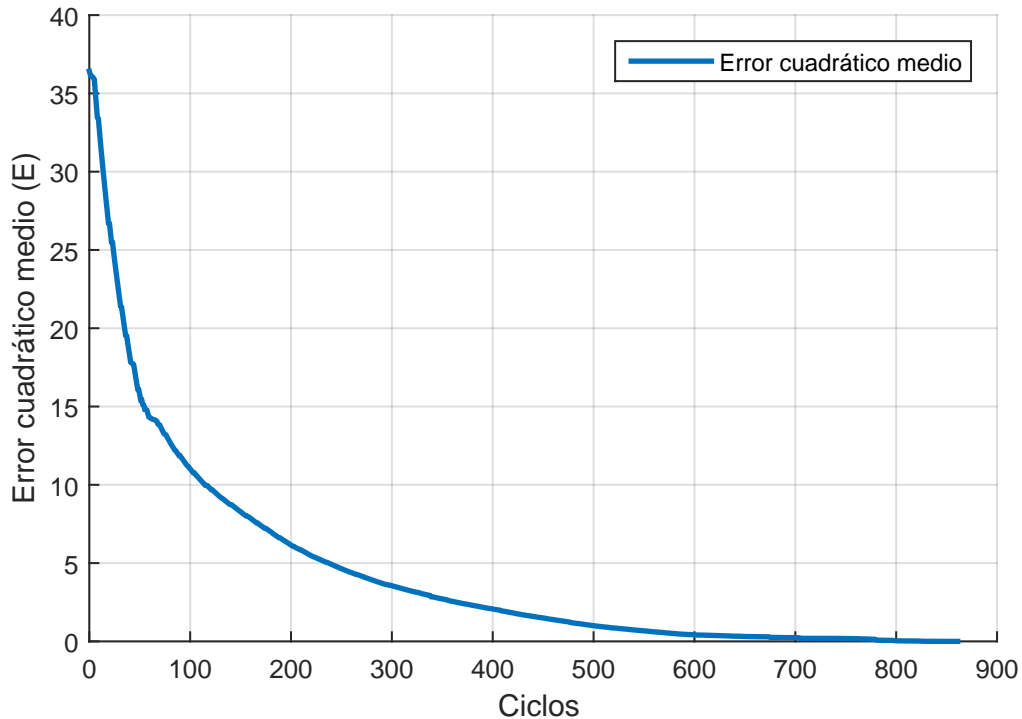
Fuente: Elaboración propia

La Figura 3.31 muestra la convergencia del error medio cuadrático tomando en cuenta los datos del conjunto de entrenamiento para las distintas arquitecturas de la red neuronal artificial mostrada en la Tabla 3.21. Evaluar el aprendizaje de la red en la etapa de entrenamiento se efectúa mediante la tendencia los valores obtenidos para el error cuadrático medio, un valor pequeño indica un aprendizaje adecuado de la red, como se muestra en la Figura 3.31, para su construcción se tomó en cuenta los ciclos de aprendizaje equivalente al número de neuronas en la capa oculta, encontrándose un error cuadrático medio de $E = 3.92073 \times 10^{-26}$ para una red de 862 neuronas en la capa oculta y la misma cantidad de ciclos de aprendizaje. La Figura 3.32 muestra la variación E con énfasis de los errores de gran medida, donde se muestra la tendencia a su minimización a media que se añade el número de ciclos de entrenamiento y el número de neuronas en la capa oculta.

En el entrenamiento del modelo se evalúa el menor error cuadrático medio, buscando un modelo con menor cantidad de neuronas en la capa oculta y que su convergencia ocurra en el menor número de iteraciones o ciclos de aprendizaje; además disponiendo

del modelo entrenado se evalúa el grado de convergencia (aprendizaje en los modelos basado en redes de neuronas artificiales), para ello se dispone de un 15 % de los datos desde la el conjunto de muestras seleccionada.

Figura 3.32: Variación del error cuadrático medio(E)



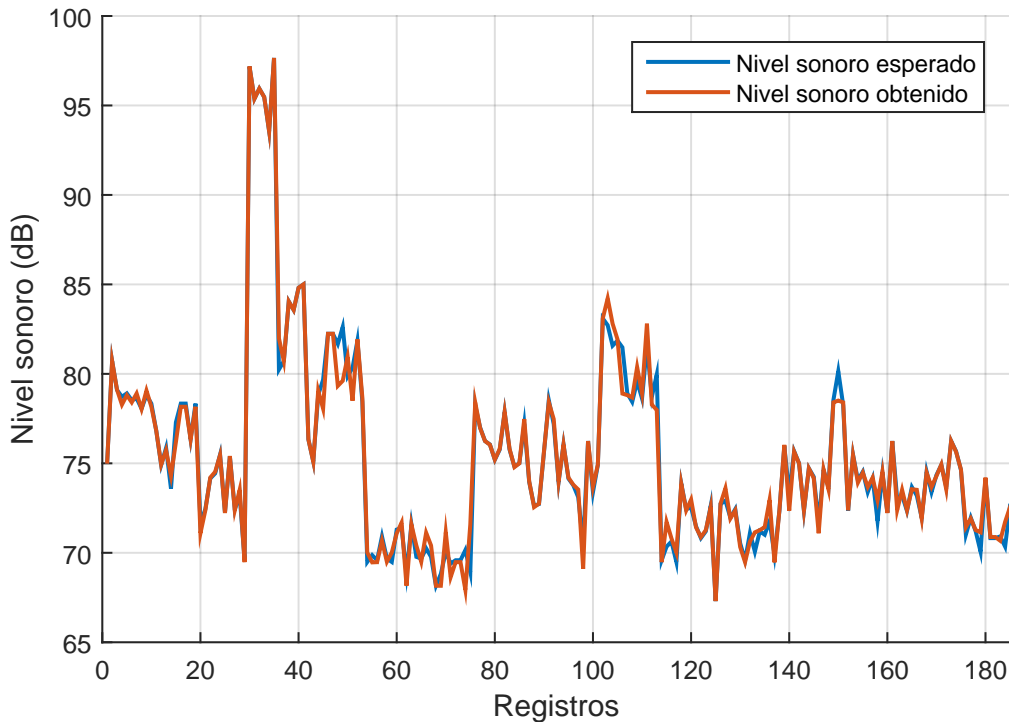
Fuente: Elaboración propia

3.4.7. Validación del modelo

En este caso, validar consiste en verificar los resultados obtenidos a partir de un modelo y si éstos no fueran los esperados modificar el modelo con fines de obtener los resultados correctos. Del conjunto de datos para la validación(15 % del conjunto muestral), que contiene tanto los registros del aforo vehicular y el respectivo nivel sonoro asociado - a partir del registro de vehículos disponibles y teniendo el modelo AN^4 entrenada, esto es, con sus parámetros conocidos (los parámetros en un modelo basado en redes neuronales artificiales de base radial son: los centros de las funciones de base radial, las distancias euclídeas, los pesos y umbrales - obtenidos todos y en equilibrio desde el proceso de entrenamiento de la red), disponiendo del modelo integral AN^4 se propaga sobre la red cada muestra del registro de aforo vehicular considerado para el conjunto de validación, obteniéndose para cada uno de ellos el nivel de sonido generado por la red, estos resultados obtenidos con el modelo AN^4 son evaluados teniendo en consideración el conjunto de datos del registro del nivel sonoro considerado para la validación del modelo, el 15 % del registro total. La validación de un modelo de red neuronal artificial es común mostrarlo en un gráfico para una rápida exploración de los resultados obtenidos y esperados, para luego verificar el grado de aproximación a través de indicados coeficiente de correlación y se seguirá la misma metodología en el presente

trabajo. La Figura 3.33 muestra la evaluación de los valores esperados y obtenidos generados por el modelo, tomando en cuenta que el modelo diseñado utiliza las redes neuronales artificiales de base radial y las neuronas artificiales de la capa de entrada y las neuronas de la capa de salida se encuentran determinadas por las condiciones del fenómeno analizado, registro de las muestras, en este modelo para lograr un cambio en los resultados y diseñar distintas arquitecturas, solamente es posible modificar el número de neuronas de la capa oculta.

Figura 3.33: Nivel sonoro obtenido y esperado(conjunto de validación)



Fuente: Elaboración propia

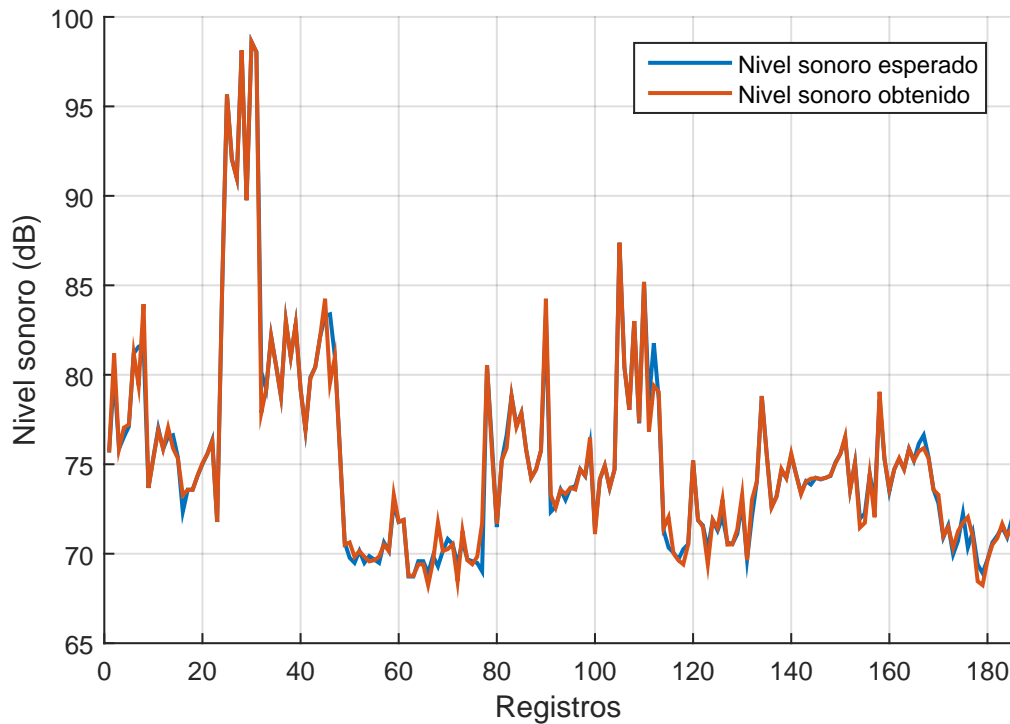
Para encontrar un modelo adecuado, se realiza el diseño optando varias arquitecturas y se selecciona teniendo en cuenta el tiempo de convergencia y el número de neuronas disponibles. A este nivel, cuando la verificación de los datos difiere de los valores esperados y el error medio cuadrático es mayor, las muestras establecidas para la validación son utilizados para reforzar el aprendizaje de la red, realizándose la comprobación de la red con los datos consignados para la prueba final (test).

3.4.8. prueba final(test)

Teniendo en cuenta que el error cuadrático medio es bajo y se encuentra a nivel de $E = 3.92073 * 10^{-26}$ se considera que la red para el conjunto de muestras de aprendizaje se comporta de forma adecuada, esto indica el error cuadrático medio. Pero en ocasiones la red aún comportándose adecuadamente con los datos del conjunto de entrenamiento es incapaz de generalizar los resultados para otro grupo de registros -la red solamente

memorizó el conjunto de patrones de entrenamiento, pero no aprendió; por esa razón se considera el conjunto de registros de prueba final o test con la finalidad de verificar el comportamiento de la red y su grado de generalización, la Figura 3.34 muestra gráficamente el grado de aproximación por la red a los registros disponibles al conjunto de prueba final o test.

Figura 3.34: Nivel sonoro obtenido y esperado(conjunto de prueba final)



Fuente: Elaboración propia

Como todo modelo, para su uso general requiere ser calibrado en base a los registros del aforo vehicular y el nivel sonoro producido, en esta etapa -el modelo AN^4 permite y es flexible incluso una clasificación distinta, a criterio del usuario final en los tipos y cantidad de vehículos como señales de ingreso al modelo construido en la presente investigación.

Capítulo IV: Análisis, resultado de la investigación y contrastación de la hipótesis

En el presente capítulo se efectúa la evaluación del modelo AN^4 (Artificial Neural Network Noise Pollution), modelo basado en redes neuronales artificiales de base radial para la predicción de la contaminación acústica generado por tránsito de vehículos en centros urbanos; el análisis del modelo obtenido en la investigación será con fines de evaluar el cumplimiento de los siguientes requisitos: confiabilidad, validez y objetividad; luego se presentará el resultado de la investigación consistente en la determinación detallada del modelo AN^4 - la arquitectura de la red, los centros de las funciones de activación radiales, las distancias euclídeas, pesos y umbrales que caracterizan y son parámetros de un modelo de red neuronal artificial; por último se presenta la contrastación de la hipótesis.

4.1. Análisis

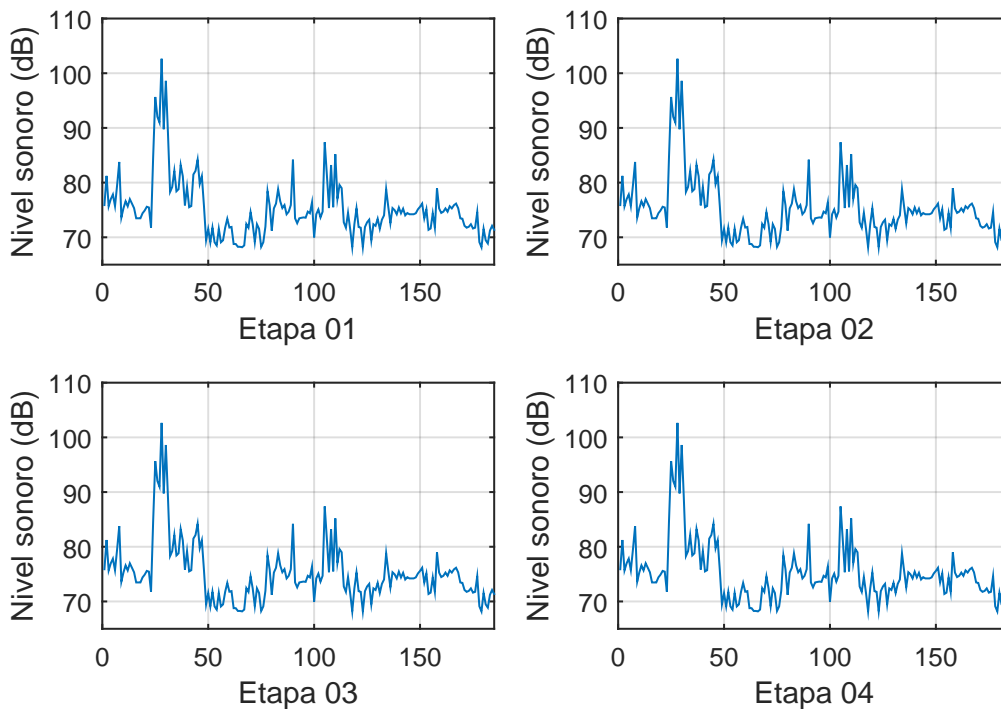
Las redes neuronales artificiales de base radial se encuentra clasificada como una metodología de la inteligencia artificial que imita el aprendizaje humano y de aplicación universal en todos los campos donde sea posible registrar conjunto de muestras o ejemplos, desde el cual las redes neuronales artificiales, en cualesquiera de sus modelos, obtendrá un modelo específico para el fenómeno analizado. En el proceso de diseño de un modelo basado en redes neuronales artificiales, el modelo es comprobado implícitamente, su diseño incluye la validación de la red específica; esto es debido que desde un inicio se clasifican el registro de las muestras con fines de aprendizaje de red (entrenamiento), su respectiva validación (ratificar, aprobar, certificar, corroborar) y su posterior prueba (o test). Por naturaleza las redes neuronales artificiales son utilizados para diseñar modelos en todos los campos, y su aplicación se encunara difundida en áreas donde no se dispone de modelos determinísticos o matemáticos, por tanto se encuentra dotado implícitamente de la evaluación de la calidad del modelo.

4.1.1. Confiabilidad

La confiabilidad de un modelo [44, página 200] se refiere al grado que su aplicación repetida al mismo patrón de muestra devolverá siempre los mismos resultados. Para

evaluar la confiabilidad del modelo AN^4 se requiere una única muestra compuesta por el registro de los vehículos, ingresado el vector el modelo devolverá el nivel sonoro asociado al registro de los vehículos, al repetir este mismo procedimiento con la misma muestra el modelo devuelve siempre el mismo valor que representa el nivel sonoro, las pruebas se realizan con muestras individuales y siempre se encuentra resultados consistentes. Se evalúa los resultados obtenidos para las mismas muestras calculados en distintas etapas, la Figura 4.35 los resultados obtenidos en cuatro etapas para el mismo registro de datos, encontrándose estabilidad en los valores obtenidos.

Figura 4.35: Análisis de confiabilidad(Gráficamente)



Fuente: Elaboración propia

Sin embargo, mostrar la confiabilidad de un modelo gráficamente es poco usual, se acostumbra expresarlo en función de algún coeficiente de fiabilidad, la mayoría de los coeficientes oscila entre cero y uno, donde un coeficiente cero indica nula confiabilidad y uno representa una confiabilidad total(al 100%). Algunos métodos para obtener un coeficiente de confiabilidad son: medida de estabilidad, método de formas alternas o paralelas, método de mitades partidas y el método denominado medidas de consistencia interna, los coeficientes de correlación de Perarson, Esperman y de Kendall. Para la obtención del coeficiente de correlación cada método requiere de argumentos, algunos del registro realizado y los valores obtenidos y otros métodos obtienen el coeficiente solamente en base a los resultados del modelo(método de mitades partidas y el método medias de consistencia). La aplicación de un método para la obtención del coeficiente de correlación está determinado por el tipo de investigación realizado y la característica y disponibilidad de los registros a nivel de muestra. La Tabla 4.22 muestra los coeficientes de confiabilidad obtenidos para el modelo AN^4 , tomando como referencia el grado de

relación existente de los resultados mostrados en las Figuras 3.34 y 3.33.

Tabla 4.22: Coeficientes de confiabilidad

Descripción	Coeficiente de correlación
Pearson	0.980847305
Kendall	0.911198579
Spearman	0.977221228

Fuente: Elaboración propia

El modelo AN^4 para su aplicación estará sujeto a la confiabilidad mostrada en la Tabla 4.22, es posible mejorar incluso estos indicadores, añadiendo el número de neuronas en la capa oculta del modelo.

4.1.2. Validez

La validez, en términos generales, se refiere al grado en que un instrumento mide realmente la variable que pretende medir [44, página 298]. Es una variable muy interesante a ser evaluado, una de la formas de verificar la validez de un modelo consiste en verificar que los resultados se encuentren siempre en el dominio definido en la identificación y recolección de las muestras. La evidencia para la validez de un modelo se evalúa mediante:

- Evidencia relacionada con el contenido.
- Evidencia relacionada con el criterio.
- Evidencia relacionada con el constructo.

Evidencia relacionada con el contenido

Se refiere a la representación del dominio de existencia de las variables de análisis, en el caso del ruido generado en centros urbanos, la mayor contaminación acústica le está atribuido al tráfico de los vehículos, los niveles máximos permitidos y generados a causa de las fuentes de contaminación acústica en una ciudad se muestran en las Tablas 2.2 y 2.3. Los resultados obtenidos con el modelo AN^4 se encuentran dentro de los límites establecidos o dominio tomando como base los niveles sonoros registrados en centros urbanos, así -para un tráfico fluido los niveles característico se encuentran de los 70 a 75 dB, obteniéndose registros menores de hasta 42 dB y resultados máximo de 100.2 dB, todos los valores se encuentran dentro y en los límites de la variable analizada; además de existir una correspondencia a los valores asociados al aforo de vehicular y el nivel de sonido.

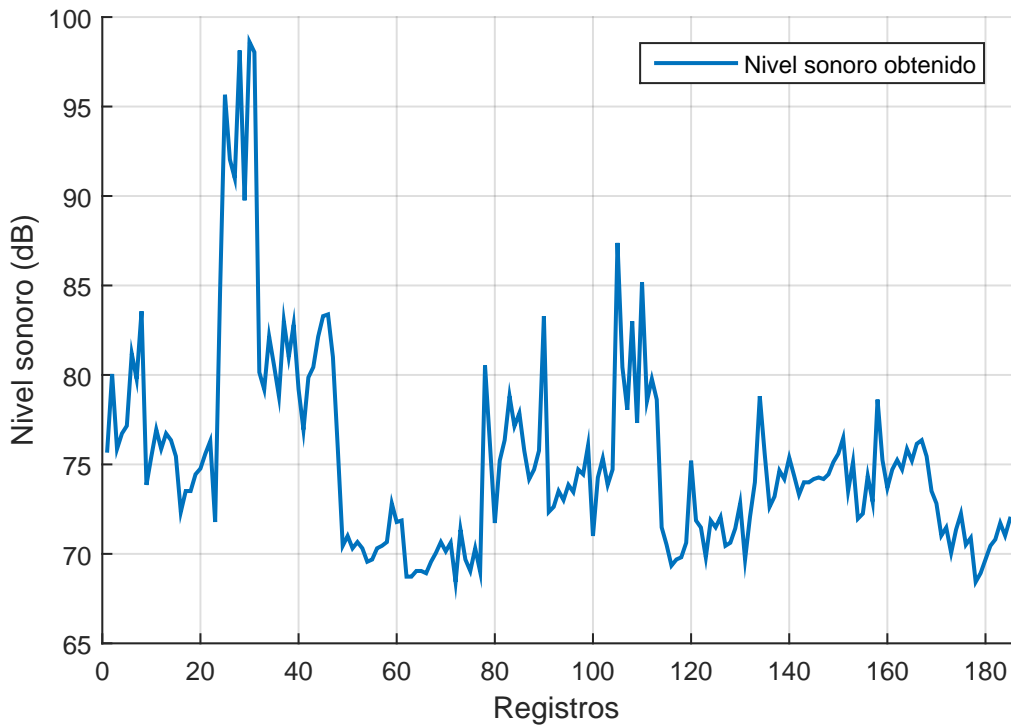
Los valores extremos mostrados en la Tabla 4.23 se encuentran dentro de los límites establecidos en el registro de muestras, Tabla 3.9, además estos valores se encuentran dentro en el dominio de los niveles sonoros existentes en zonas urbanas establecido por la Organización Mundial de la Salud.

Tabla 4.23: Niveles extremos del nivel sonoro

Descripción	Nivel sonoro (bB)
máximo	100.42
mínimo	66.72

Fuente: elaboración propia

Figura 4.36: Nivel sonoro obtenido(Conjunto de validación)



Fuente: Elaboración propia

La Figura 4.36 muestra el dominio del nivel sonoro esperado para el conjunto de muestras para la validación del modelo AN^4 , por tanto, el modelo obtenido mide adecuadamente las principales dimensiones de la variable analizada.

Evidencia relacionada con el criterio

La validez de criterio se establece al comparar los resultados obtenidos de un modelo con los registros o resultados de otros modelos que mide la misma variable. Teniendo en cuenta esta evidencia en el proceso de desarrollo de la investigación se dispone del nivel sonoro asociado al tránsito vehicular y su respectivo aforo de éste, por tanto, en el proceso de la construcción o diseño de un modelo basado en Redes Neuronales Artificiales, la evidencia relacionada con el criterio es evaluado implícitamente, con el conjunto de muestras de validación y de prueba final o test, los resultados del modelo AN^4 comparado con los registros disponibles se establecen en los Figuras 3.34 y 3.33,

por tanto cumple la evidencia de criterio que establece: si diferentes instrumentos o criterios miden el mismo concepto o variable, deben arrojar resultados similares.

4.1.3. Objetividad

La objetividad se refiere al grado [44, página 206] en que el modelo es o no permeable a la influencia de los sesgos y tendencias de los investigadores que lo administran, califican e interpretan. En la construcción de un modelo basado en redes neuronales artificiales, en la etapa de entrenamiento de la red se dispone del error cuadrático medio, que mide la tolerancia(margen de error) de la aproximación del modelo a los registros disponibles, por tanto, los resultados correctos se puede encontrar con el valor obtenido desde el modelo más el error cuadrático medio; cuanto menor sea este valor significará que la red aprendió mejor desde las muestras analizadas. la Tabla

Tabla 4.24: Ciclos de aprendizaje y error cuadrático medio obtenido

Ciclos de aprendizaje	Error cuadrático medio
113	10.1814
228	5.26613
320	3.21881
420	1.8294
527	0.820247
862	3.92E-26

Fuente: Elaboración propia

Para obtener el modelo se probaron muchas alternativas, teniendo en cuenta los datos disponibles y se eligen, a criterio del diseñador la estructura de cada capa. Para el ingreso de los datos al principio disponemos de múltiples alternativas, como pueden ser: coordenadas UTM de los puntos aforados, características topográficas de la vía, condiciones arquitectónicas de la vía y viviendas colindantes y por último la cantidad de flujo vehicular o capacidad de flujo vehicular de la vía, para las condiciones del trabajo estos argumentos se corresponden con los aforos vehiculares efectuados y el nivel de sonido asociado en puntos concretos previamente seleccionados.

El aprendizaje es un proceso iterativo, que repite como mínimo la cantidad de datos con los que se dispone para su entrenamiento; a partir de los argumentos de ingreso el modelo seleccionado de redes neuronales artificiales es capaz de encontrar un solución a base de proceso iterativos, adquiriendo un grado de experiencia con cada muestra de datos y resultados seleccionados. Existe dos criterios para culminar el proceso de aprendizaje: Cuando la red neuronal artificial encuentra en el proceso de aprendizaje un error pequeño, atribuido a la tolerancia y si esto no ocurriera, para no caer en un proceso iterativo infinito se establece el número de ciclos a ser ejecutado los datos disponibles, de esta manera la finalización del proceso de aprendizaje está garantizado, a costa del diseño de la red. Es justamente en el proceso de aprendizaje se evalúan los resultados obtenidos de la red y del registro disponible, la diferencia de todos los valores de salida y los resultados deseados origina el error cuadrático medio, como una

medida que garantiza un intervalo de confianza para los resultados obtenidos. En los modelos que se encuentren el error cuadrático medio con valores muy bajos, es posible despreciarlos y dependerá mucho el tipo del fenómeno analizado.

4.2. Resultados de la investigación

El resultado de la investigación es el modelo AN^4 , las iniciales AN^4 aproximan a la investigación desarrollada sobre *Redes Neuronales artificiales y la Contaminación Acústica* (Artificial Neural Network and Noise Pollution). El modelo AN^4 específicamente está basado en las Redes neuronales Artificiales de Base Radial y su utilidad es predecir (estimar) el nivel de sonido producido en centros urbanos, atribuyendo que el nivel de sonido en su totalidad es el producto del tránsito de los vehículos, recibe como datos únicamente el flujo vehicular clasificado en la forma mostrada en la Figura 3.15 - de la página 34; el modelo AN^4 devuelve un solo valor que representa el nivel de sonido generado por el tránsito de vehículos. El modelo desarrollado en la presente investigación, está compuesto de cinco neurona en la capa de entrada, 862 neuronas en la capa oculta y una neurona artificial en la capa de salida, Figura 4.37. Para el modelo se encontró un error cuadrático medio de $3.92 * (10)^{-26}$, que garantiza la capacidad de abstracción del modelo; la variación del error cuadrático medio en fase de entrenamiento se muestra en la Figura 3.31 y la generalización de los resultados a partir de los registros de la validación muestran las Figuras 3.33 y 3.34.

Dado por válido a criterio del diseñador el modelo de la red neuronal artificial para la predicción de la contaminación acústica, este modelo puede ser utilizado y extendido disponiendo de los datos requeridos para obtener la contaminación acústica en cualquier punto de una red vial y servir de herramienta fundamental para la distribución del flujo vehicular teniendo en cuenta consideraciones ambientales.

Como una forma de garantizar que el modelo disponible basado en redes neuronales artificiales devuelve resultados correctos, para su uso debe ser calibrado, cada cierto tiempo deberá ser comprobado, para el cual se requieren los datos medidos en la zona de aplicación, lo cual garantizará los resultados generados por el modelo.

4.2.1. Modelo AN^4

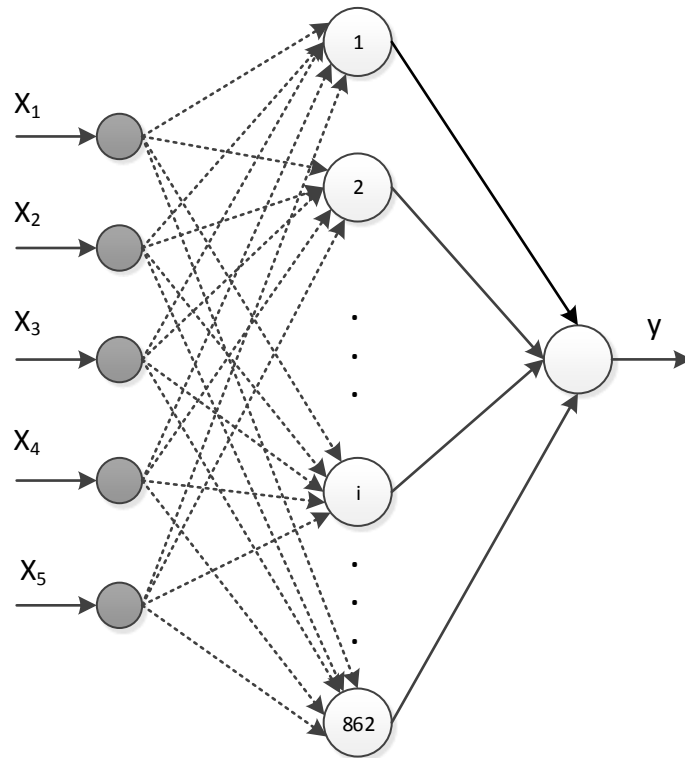
El término AN^4 proviene de *redes Neuronales Artificiales y Contaminación acústica* (Artificial Neural Networks and Noise Pollution) y específicamente se basa en los modelos de las redes neuronales artificiales de base radial, es un modelo metaheurístico cuya finalidad es predecir la contaminación acústica en centros urbanos a partir del tránsito vehicular.

4.2.2. Arquitectura del modelo AN^4

Como está basado en las redes neuronales artificiales de base radial, se encuentra dotado de una simpleza extrema teniendo en cuenta la arquitectura, como tal dispone solamente de tres capas: la capa oculta que contiene de cinco neuronas en correspondencia a los

argumentos exigidos, la capa oculta está formada por 862 neuronas y la capa de salida por una única neurona relacionada al único resultado esperado -el nivel sonoro. La Figura 4.37 muestra la arquitectura general del modelo construido en la investigación.

Figura 4.37: Arquitectura del modelo AN^4



Fuente: Elaboración propia

4.2.3. Funciones de entrada, activación y de transferencia

Para una mejor organización, las funciones de entrada, activación y de transferencia será clasificado tomando el cuenta las capas del modelo AN^4 , y son:

- La capa de entra no realiza ninguna función más que transmitir la información recibida a la capa oculta, en consecuencia a este nivel no se requiere de las funciones de entrada activación y transferencia.
- Las neuronas de la capa oculta son activadas y procesan la información en base a las funciones de activación de base radial, el modelo AN^4 utiliza específicamente la función de activación Gaussiana, mostrada en la Ecuación 3.19 de la página 54 y estos valores son transferidos sin ningún cambio a las neuronas de la capa de salida.
- Las neuronas de la capa de salida procesan toda la información proveniente desde las capas ocultas de acuerdo a la Ecuación 3.22.

4.2.4. Parámetros

Los modelos basados en redes neuronales artificiales de base radial -como el modelo AN^4 -dispone de los siguientes parámetros: centros de las funciones de base radial, las distancias euclídeas(desviaciones de los centros), los pesos y los umbrales y son específicos para el modelo determinado en la investigación.

4.2.5. Centros de las funciones de base radial

Es una matriz, de dimensiones $C(mxp)$ -se inicializa aleatoriamente dentro del rango de registros disponibles y es corregido iterativamente en el proceso de aprendizaje, cada neurona de la capa oculta dispone de un vector de longitud igual al número de valores de entrada, por tanto su dimensión final es de: número de neuronas en la capa oculta por número de neuronas en la capa de entrada. En este caso es una matriz de $862 * 5$.

Tabla 4.25: Centros de las funciones de base radial

Neurona	C1	C2	C3	C4	C5
1	5	5	0	25	0
2	18	0	1	14	1
3	3	0	0	33	1
4	5	0	1	46	0
5	3	5	0	26	0
6	3	5	0	13	1
7	165	174	7	12	18
8	133	172	15	13	30
...
862	18	0	0	14	1

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 4.25 muestra los centros de base radial para el modelo AN^4 .

4.2.6. Amplitud de las funciones de base radial

Son distancias relacionada a cada neurona de la capa oculta, es un vector de dimensión $d(m * 1)$, siendo m el número de neuronas de la capa oculta, el modelo AN^4 obtiene las amplitudes de las funciones de base radial, luego de haber obtenido los valores correctos para los centros -mostrado en la Tabla 4.25, mediante las Ecuaciones 2.9 de la página 26, los cálculos son al vuelo al inicio de la propagación de los patrones de entrada.

4.2.7. Pesos de las conexiones

La particularidad de las redes de base radial, teniendo en cuenta los pesos en las conexiones entre las neuronas de las capas definidas, es que las conexiones entre las

neuronas de la capa de entrada y la capa oculta no llevan asociados ningún peso, por otra parte, las conexiones entre la capa oculta y la capa de salida son las únicas que almacenan el aprendizaje expresado en los pesos que representa el grado de conexión entre las neuronas. El modelo AN^4 se basa en una conexión total entre sus neuronas de capas contiguas y siempre con una conexión hacia adelante. Los pesos de las conexiones de la capa oculta a la capa de salida está organizada en una matriz W , cuya orden es $m * r$ (número de neuronas en la capa oculta por número de neuronas en la capa de salida), la Tabla 4.26 muestra el valor de las conexiones para el modelo.

Tabla 4.26: Pesos de las conexiones

Neuronas de la capa oculta	Neurona de la capa de salida
1	0.00147093
2	-0.01983681
3	0.05298461
4	0.71580457
5	-0.14999052
6	-0.68390816
7	32.3948219
8	31.1577251
9	30.9674025
10	-0.3140035
11	30.3964348
12	30.3012735
13	29.9206283
14	29.159338
⋮	⋮
862	-0.2148837

Fuente: Elaboración propia

4.2.8. Umbrales

Otra propiedad de las redes neuronales de base radial y que diferencia de los otros modelos es la disponibilidad del umbral únicamente en las neuronas de la capa de salida, así -para el modelo AN^4 en la única neurona disponible en la capa de salida existe un valor umbral de 70.3052.

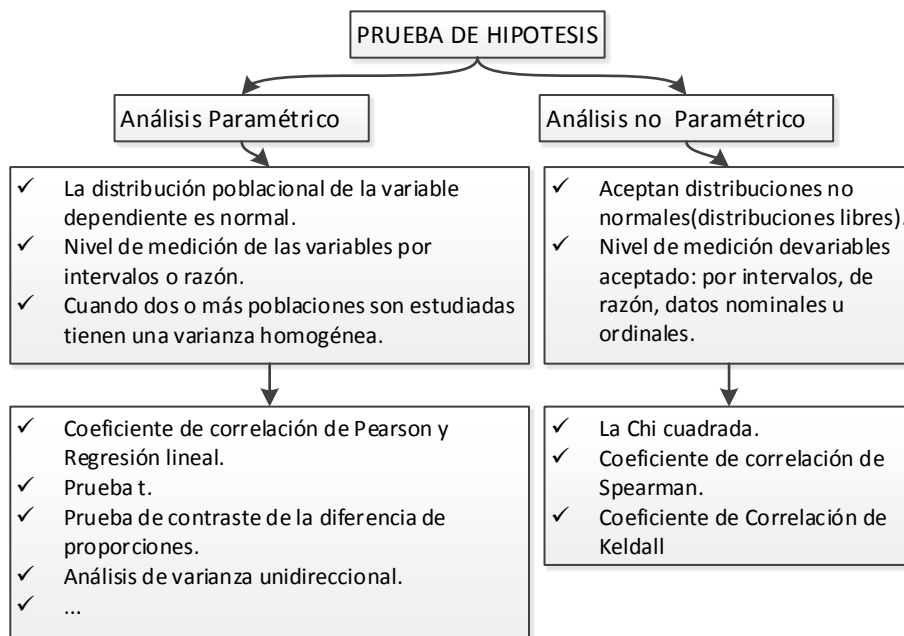
Conociendo con certeza los parámetros de un modelo basado en redes neuronales artificiales es posible extender y utilizar el modelo para fines específicos.

4.2.9. Limitaciones del modelo AN^4

Las limitaciones del modelo construido en el desarrollo de la tesis, modelo AN^4 , consta de las siguientes limitaciones identificadas:

- El modelo dispone de una confiabilidad, validez y objetividad indicados en la sección 4.1 de la página 60.
- El modelo AN^4 se basa en registros de datos obtenidos en redes viales locales de centros urbanos.
- La selección de la muestra se realiza para un error máximo aceptable de 5% y el nivel deseado de confianza de 95 %, mostrada en la Tabla 3.7, de la página 31.
- El modelo AN^4 atribuye el nivel sonoro registrado(contaminación acústica) solamente al flujo vehicular.
- Para su uso extendido, es necesario calibrar el modelo con registros propios de la zona.

Figura 4.38: Tipos de pruebas de hipótesis



Fuente: Adaptado desde [44]

4.3. Contrastación de hipótesis

En esta sección se desarrolla las pruebas de hipótesis necesarias de las variables determinadas en la investigación, el cual se realiza mediante la *estadística inferencial* y cuyo propósito es demostrar que las variables registradas y disponibles pertenecen a la población o universo, de esta manera garantizar la generalización de los resultados obtenidos, tomando en consideración el nivel de confianza establecido y el error máximo aceptable(nivel de significancia o significación) determinado en la obtención del tamaño de la muestra, mostrada en la Tabla 3.7 -página 31.

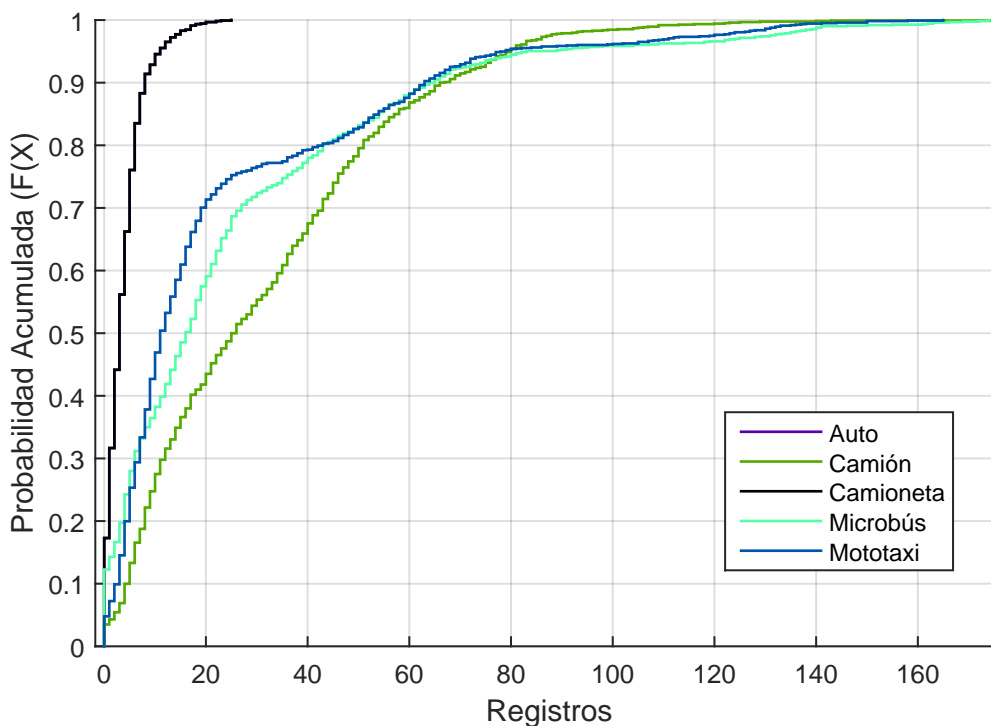
La Figura 4.38 muestra los métodos disponibles para la contrastación de la hipótesis mediante el análisis de pruebas estadísticas y son: Análisis paramétricos, análisis

no paramétricos y análisis multivariados. Cada una de los tipos de pruebas de hipótesis podrá ser aplicado tomando en consideración las características de las variables analizadas.

4.3.1. Análisis paramétrico

Para el análisis paramétrico de registros estadísticos, éstos deben cumplir ciertos requisitos: que la distribución poblacional de la variable dependiente debe ser normal [44] y el nivel o escala de medición de las variables clasificado por intervalo o razón. Sobre las escalas de medición del registro de datos se desarrolló en la Sección 3.2.4, de la página 34, donde se identifica los datos en la escala de intervalo y de razón. Otro requisito fundamental para el análisis paramétrico es que la distribución de la muestra debe obedecer a una distribución normal para un *nivel de significación* establecido en la sección 3.2.1 (cálculo del tamaño de la muestra, nivel de significación o error cometido de 5%).

Figura 4.39: Función de distribución normal acumulada



Fuente: Elaboración propia

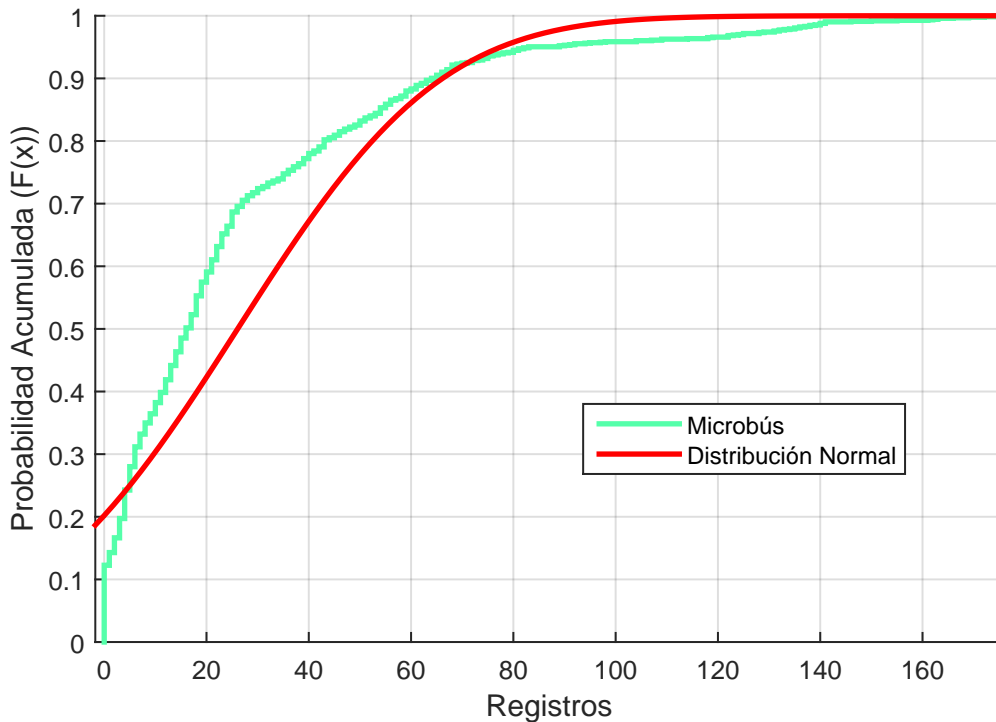
Por tanto, es necesario verificar si los registros de los vehículos y los niveles sonoros asociados disponen de una distribución normal. Luego de estimar los parámetros de la función normal para el registro de los tipos de vehículos, disponiendo de la función densidad se obtiene la sumatoria acumulada, denominado función de distribución acumulada y que fue establecida en la Figura 4.39.

La función de distribución normal acumulada para la variable *microbús* y la función de distribución acumulada en sí se muestra en la Figura 4.40; las figuras se muestran con la finalidad de verificar la relación gráfica mediante un análisis exploratorio inmediato.

La Figura 4.42 muestra la distribución normal acumulada para los registros de los niveles sonoros asociados al tránsito de los vehículos, donde se observa la relación existente entre las distribuciones acumuladas tomando en cuenta la propia distribución normal acumulada y la producida por los registros del nivel sonoro. La densidad de la distribución normal propiamente dicha y la función de distribución normal para el registro de *camiones* queda establecido en la Figura 4.41.

Los grados de aproximación entre la distribución normal y la distribución normal obtenida desde los registros vehiculares y los niveles sonoros asociados, se evalúa tomando en cuenta el error máximo aceptable (nivel de significancia o significación) y el nivel deseado de confianza, definidos ambos en la selección del tamaño de la muestra.

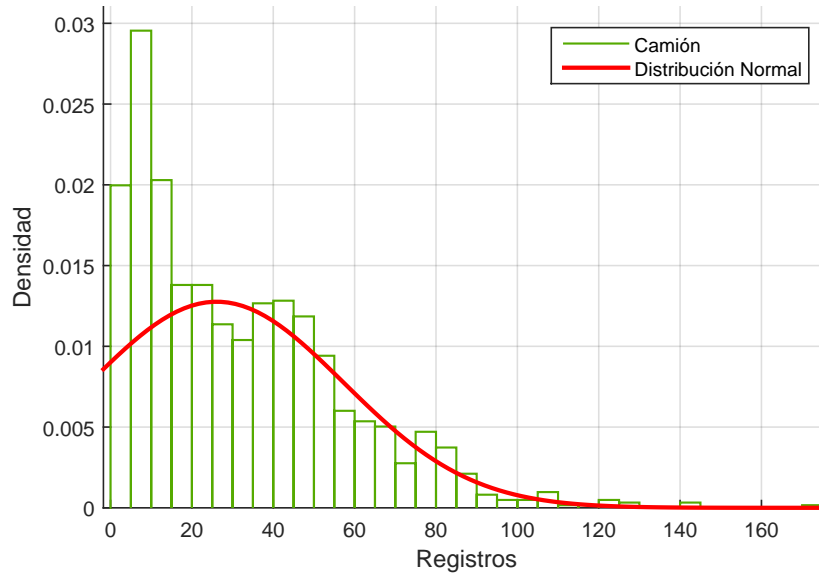
Figura 4.40: Función de distribución normal(Microbús)



Fuente: Elaboración propia

El nivel de significancia o significación definido es de 5%(0.05) y el nivel de confianza asociado es de 95%, el grado de aproximación de la función normal a partir de los registros disponibles con referencia a la función normal establecida debe verificar un valor menor al nivel de significancia para aceptar que los registros se disponen de una distribución normal, a éste procedimiento se le conoce como *prueba de bondad de ajuste* y existen distintas metodologías para su evaluación, evaluando la prueba de bondad de ajuste para el nivel de significancia definido mediante el método de *Smirnov-Kolmogorov*, queda establecida que los registros disponibles, tanto de los vehículos y el

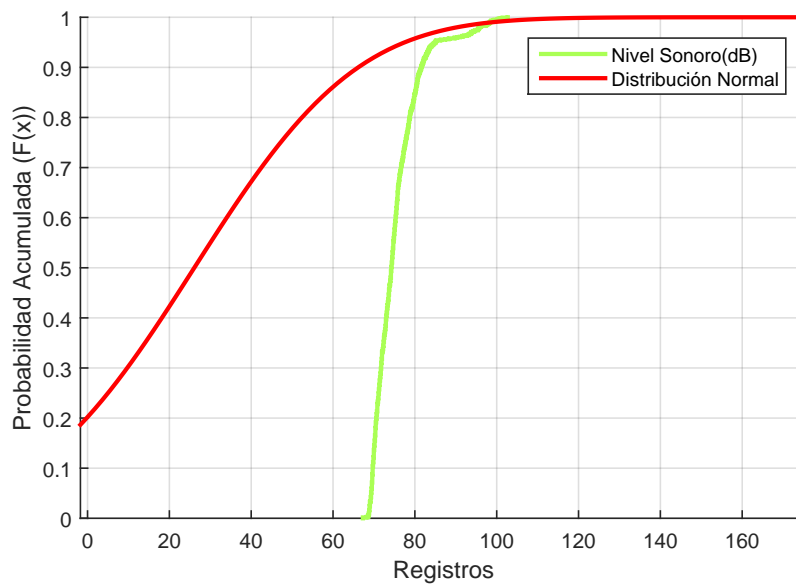
Figura 4.41: Función densidad distribución normal(Camión)



Fuente: Elaboración propia

nivel sonoro se *ajustan* a una distribución normal.

Figura 4.42: Función de distribución normal(Nivel Sonoro)



Fuente: Elaboración propia

Coefficiente de correlación de Pearson

Se verificará la relación existente entre los registros a nivel de los vehículos y la contaminación acústica, para demostrar la hipótesis de la existencia de una relación directa

entre el flujo vehicular y la contaminación acústica. La Tabla 4.27 muestra el coeficiente de Pearson para las variables analizadas, se tomaron en grupos de dos variables, siempre considerando el nivel sonoro encontrado.

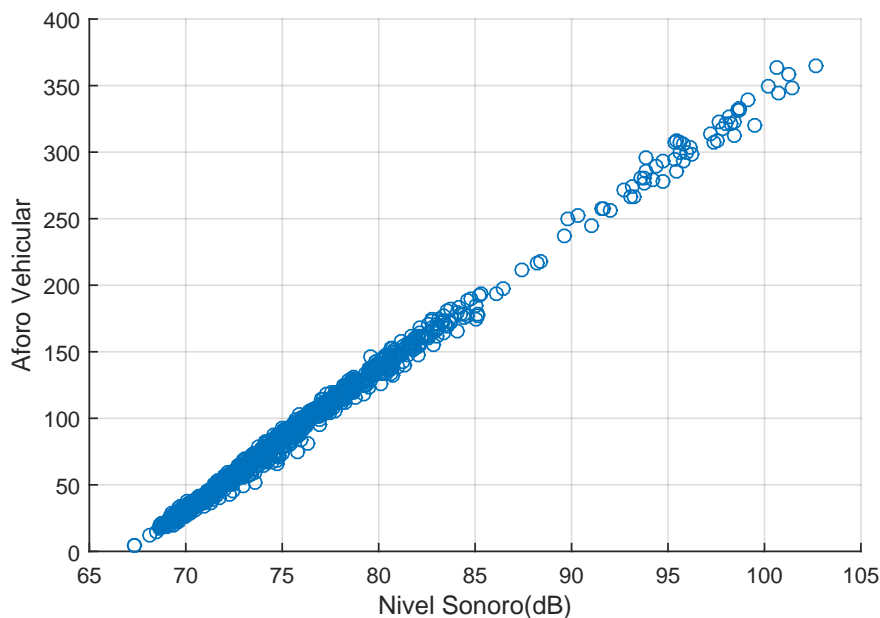
Como se observa en la Tabla 4.27 existe una *correlación positiva considerable* con las variables de mototaxi, microbús, camioneta y autos relacionados con el sonidos registrado, más no así con el registro de camiones y el sonido; pero existe una *correlación positiva muy fuerte* del registro total de los vehículos y el nivel sonoro asociado y éste indicador clarifica el fenómeno físico analizado, porque el nivel de sonido registrado asociado al flujo vehicular es generado por todos a la vez y no individualmente.

Tabla 4.27: Coeficiente de Pearson para las variables analizadas

Variable 1	Variable 2	Coeficiente de Pearson
Mototaxi	Sonido	0.860075
Microbús	Sonido	0.912628
Camioneta	Sonido	0.82302
Auto	Sonido	0.82302
Camión	Sonido	0.067882
Total	Sonido	0.99794

Fuente: Elaboración propia

Figura 4.43: Relación entre el nivel sonoro y aforo vehicular



Fuente: Elaboración propia

Por tanto, se evalúa la existencia de la hipótesis asociada a la relación directa entre las variables basada en el coeficiente de Pearson.

Regresión lineal

La Figura 4.43 corrobora la hipótesis aceptada mediante el análisis del coeficiente a Pearson, como se muestra en la gráfica existe una relación directa entre el aforo vehicular y el nivel de sonido asociado registrado en centros urbanos.

4.3.2. Análisis no paramétrico

Para la prueba de hipótesis mediante el análisis estadístico no paramétrico no es necesario verificar la tendencia de los registros de las variables a alguna distribución teórica, de igual manera las variables no necesariamente deben estar medidas en un nivel por intervalo o de razón pudiéndose analizar datos nominales u ordinales. Las pruebas estadísticas no paramétricas más utilizadas son: La *chi* cuadrada, los coeficientes de correlación de Espearman y Kendall. La Tabla 4.28 muestra los coeficientes de correlación de Kendall y Spearman, relacionando las variables de aforo vehicular individual y total con el nivel sonoro asociado, de igual manera, se encuentra mejores correlaciones con el total del aforo vehicular y el nivel de sonido asociado.

Tabla 4.28: Coeficientes de Correlación(análisis no paramétrico)

Variable 1	Variable 2	Coeficiente de correlación Kendall	Coeficiente de correlación de Spearman
Mototaxi	Sonido	0.524305792	0.685221
Microbús	Sonido	0.638316755	0.832259
Camioneta	Sonido	0.604848434	0.77624
Auto	Sonido	0.604848434	0.77624
Camión	Sonido	0.18742456	0.08847
Total	Sonido	0.960583083	0.996727

Fuente: Elaboración propia

Conclusiones y recomendaciones

Conclusiones

1. En el desarrollo de la tesis se construyó el modelo AN^4 (Artificial neural network and Noise Pollution), modelo que predice los niveles de contaminación sonora por tránsito vehicular en centros urbanos. Es un modelo metaheurístico, basado en modelos clasificado dentro de la inteligencia artificial, específicamente en las redes neuronales artificiales de base radial. La construcción del modelo se basa en:
 - En el análisis de los datos disponibles mediante la estadística inferencial se obtienen los coeficientes de correlación de Pearson, Kendall y Spearman, encontrándose niveles de 0.99794, 0.9606, 0.9967, respectivamente, por tanto queda establecido que la muestra es representativa de la población para un nivel de significancia de 0.05.
 - El modelo AN^4 dispone de una confiabilidad de 0.980847305 (evaluada mediante el coeficiente de Pearson), de una validez evaluada en el rango $100.42dB - 66.72dB$ mediante la evidencia con el contenido y una objetividad de $3.92 * 10^{-26}$ asociada al error cuadrático medio.
2. El modelo AN^4 devuelve resultados coherentes para datos que cambian en el tiempo: como el flujo vehicular y los niveles acústicos asociados; las propiedades topográficas y geométricas de las redes viales y las propiedades arquitectónicas de las edificaciones, que son constantes en el tiempo o en largos periodos de tiempo -alteran el aprendizaje de la red neuronal, truncándose el error cuadrático medio en valores mayores, haciendo que la red sea incapaz de aprender.
3. Los parámetros obtenidos para el modelo AN^4 son: las bases de las funciones de base radial, las amplitudes de las bases, los pesos de las conexiones de la capa oculta a la capa de salida y los umbrales de las neuronas de la capa de salida.
4. El modelo AN^4 considera como fuente de contaminación acústica en centros urbanos solamente el tránsito de vehículos y lo atribuye todo el nivel sonoro registrado.
5. Queda comprobado en el diseño del modelo AN^4 , el incremento de las neuronas en la capa oculta es determinante, pero hasta una cierta cantidad. Para el modelo AN^4 a partir de 862 neuronas en la capa oculta los cambios en el error cuadrático medio es mínimo, obteniéndose un error total de $3.92 * 10^{-26}$, en el cual el error se estabiliza, sin importar el incremento de las neuronas; por tanto se concluye que

la cantidad de neuronas requerida en la capa oculta, en consideración al modelo AN^4 es 862 .

Recomendaciones

Para su aplicación y generalización del uso del modelo AN^4 es necesario su calibración con los registros realizados en la zona de interés, además, es necesario evaluar su nivel predictivo (confiabilidad, validez y objetividad) en periodos de 5 a 10 años. El ruido es consecuencia y se genera por la propia actividad cotidiana del hombre, para evitarlo, es necesario realizar proyectos mayores de ordenamiento territorial y el flujo vehicular teniendo en cuenta las consideraciones ambientales y principalmente la contaminación acústica, además, lo primordial e importante; la educación en la conciencia ambiental hará reflexionar al hombre frente a esta forma de contaminación.

Glosario

confiabilidad Grado en que un instrumento produce resultados consistentes y coherentes. 60

decibel El decibel (dB) es la unidad de medida de la intensidad del sonido percibida por el oído humano y define los diferentes umbrales de la audición. 14

fuerza sonora Expresión cuantitativa de la magnitud de un campo sonoro, expresan la fuerza que ejerce las partículas de aire por unidad de superficie. 13

medir Comparar una cantidad con su respectiva unidad, con el fin de averiguar cuántas veces la segunda está contenida en la primera. 34

muestra Parte o porción extraída de un conjunto por métodos que permiten considerarla como representativa de él. 32

muestra representativa Conjunto de datos que dispone de las mismas propiedades estadísticas que se desea estudiar en una población. 36

neurona artificial elemento fundamental de las redes neuronales artificiales, que representa el núcleo de las células del sistema nervioso. 23

objetividad Grado en que el instrumento es o no permeable a la influencia de los sesgos y tendencias de los investigadores que lo administran, califican e interpretan. 64

perceptrón multicapa modelo de redes neuronales artificiales, se caracteriza por la organización de sus neuronas en capas de distintos niveles. 24

población Conjunto de los individuos o cosas sometido a una evaluación estadística mediante muestreo. 32

precisión En ingeniería, ciencia, industria y estadística, se denomina precisión a la capacidad de un instrumento de dar el mismo resultado en mediciones diferentes realizadas en las mismas condiciones. Esta cualidad debe evaluarse a corto plazo. 4

ruido Ruido es la sensación auditiva inarticulada generalmente desagradable. 15

sonido El sonido, en física, es cualquier fenómeno que involucre la propagación en forma de ondas elásticas (sean audibles o no), generalmente a través de un fluido (u otro medio elástico) que esté generando el movimiento vibratorio de un cuerpo. 13

tránsito vehicular El tránsito vehicular o automovilístico es el fenómeno causado por el flujo de vehículos en una vía, calle o autopista. 9

unidad de análisis Indica quienes serán medidos, es decir, los participantes o casos a quienes en última instancia se aplica el instrumento de medición. 29

unidad muestral Se refiere al racimo por medio del cual se logra el acceso a la unidad de análisis. 29

validez Grado en que un instrumento en verdad mide la variable que se busca medir. 62

vehículo Medio de transporte de personas o cosas. Cuando se traslada animales u objetos es llamado vehículo de transporte, como por ejemplo el tren, el automóvil, el camión, el carro, el barco, el avión, la bicicleta y la motocicleta, entre otros. 8

Acrónimos

AN ⁴	Redes Neuronales Artificiales de Base Radial Como Herramienta de Predicción de la Contaminación Acústica Generado por Tránsito Vehicular. 41–43, 45–48, 52, 55, 60, 65
AED	Análisis Exploratorio de Datos. 36
DIGESA	Dirección General de Salud Ambiental. 4
IA	Inteligencia Artificial. 18
INDECOPI	El Instituto Nacional de Defensa de la Competencia y de la Protección de la Propiedad Intelectual. 4
NCE	Nivel Continuo Equivalente de Presión Sonora. 15
OEFA	Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental. 3
RNA	Redes Neuronales Artificiales. 9, 18
RNABR	Redes Neuronales Artificiales de Base Radial. 46
SPL	Nivel de Presión Sonora. 15

Símbolos

- C_t y C_s Los dos centros más cercanos al centro C_i . 27
- E Error cometido por la red para el patrón de entrenamiento total, conjunto de ejemplos o muestras. 27
- ϕ Función de base radial. 54
- L_A Medida del nivel de presión sonora, utilizando la red de ponderación A. 15
- L_{eq} Nivel continuo equivalente de presión sonora, denominado de igual manera L_{Aeq} . 15
- L_p Medida del nivel de presión sonora, sin utilizar ningún tipo de acentuación o atenuación. 15
- N Número de patrones, muestras o ejemplos. 26
- $S(n)$ Conjunto de registros o resultados obtenidos por la red. 27
- U_k Umbrales de las neuronas de la capa de salida. 27
- $W_{i,k}$ Los pesos de las conexiones de las neuronas de la capa oculta con las neuronas de la capa de salida. 27
- $X(n)$ Patrón de entrada n. 26
- $Y(n)$ Conjunto de registros o resultados esperados por la red. 27
- C_i Centro de clase K (centro de cada neurona de la capa oculta). 26
- d_i Amplitud o desviaciones de los centros C_i , correspondiente a cada neurona de la capa oculta. 26
- $e(n)$ Error cometido por la red para cada patrón $X(n)$. 27
- K Número de clases o regiones en el que se agrupa el espacio de los patrones de entrada, es igual al número de neuronas de la capa oculta de la red neuronal artificial. 26
- m Número de neuronas de la capa oculta en una red neuronal artificial de base radial. 23
- p Número de neuronas de la capa de entrada en una red neuronal artificial de base radial. 23
- r Número de neuronas de la capa de salida en una red neuronal artificial de base radial. 23

Bibliografía

Acústica

- [1] Alton Everest, F. y Pohlmann, K., *Master Handbook of Acoustics*; McGraw-Hill/TAB Electronics: 2009.
- [2] Arau, H., *Abc De La Acustica Arquitectonica*; CEAC: 2007.
- [3] Carrión Isbert, A., *Diseno Acustico de Espacios Arquitectonicos*; Ediciones UPC: 1998.
- [4] Möser, M. y Barros, J. L., *Ingeniería Acústica: Teoría y Aplicaciones (Spanish Edition)*; Springer: 2009.

Contaminación acústica por tránsito vehicular

- [5] Álvarez Rodenbeek, J. P. y Suárez Silva, E. *Síntesis Tecnológica* **2011**, 4, 17-24.
- [6] Bercelo, C. y Monterrey, P. *Grupo de Contaminación Acústica* **2003**, 234-148.
- [7] Cal y Mayor R., R. y Cárdenas G., J., *Ingeniería de Tránsito, fundamentos y aplicaciones*, 8va; Alfaomega Editor: 2006, pág. 597.
- [8] Claudio Guarnaccia, T.; LL Lenza, N. E. M. y Quartieri, J. *International Journal of Mechanics* **2011**, 5, 379-386.
- [9] Cortínez, V. H. y Domínguez, P. N. *Primeras Jornadas Regionales de Acústica ADDA 2009* **2009**.
- [10] Echeverri, C. A.; Mauricio Murillo, D. y Mauricio Valencia, G. *Revista de Ingenierías de la Universidad de Medellín* **2011**, 10, 19-30.
- [11] Garber, N. J. y Hoel, L. A., *Ingeniería de tránsito y carreteras/ Traffic And Highway Engineering (Spanish Edition)*; Cengage Learning Editores S.A. de C.V.: 2004.
- [12] Genaro, N. y Requena, I. *Department of Computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, Spain* **2008**.
- [13] González, A. E. *Departamento de Ingeniería Ambiental Facultad de Ingeniería UdelaR Uruguay* **2009**.
- [14] Martínez Sandoval, A. *Revista de Economía y Administración* **jun. de 2005**, 49.
- [15] Moreno Jiménez, A. *Revista Anales de geografía* **1995**, 485-496.
- [16] Olivera, L.; Pinedo, J.; Romero, R.; Pizarro, J.; Ancajima, F. y Valderrama, A. *Estudio de los Niveles de Ruido en la Ciudad Universitaria de San Marcos - Lima*; inf. téc. 31-41; Universidad Nacional Mayor de San Marcos, 2006.
- [17] Quinteros Gonzales, J. R. *Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal* **mayo de 2012**, 311-343.

- [18] Roncal Vergara, S. F.; Alvarez Urtecho, G. R.; Chinen Guina, P.; Yllanes Puican, J.; Caycho Bustamante, M. y Riega, G. *Evaluación Rápida del Nivel del Ruido Ambiental en las Ciudades de Lima, Callao, Maynas, Coronel Portillo, Huancaayo, Huánuco, Cusco y Tacna*; inf. téc.; Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental(OEFA), 2011.
- [19] Santos De La Cruz, E. *Diseño y Tecnología* **2007**, 14, 34-56.
- [20] Valdés González-Roldan, A., *Ingeniería de tráfico*; Editorial Bellisco. Ediciones Técnicas y Científicas: 2008.

Redes neuronales artificiales

- [21] Arbib, M., *The handbook of brain theory and neural networks*; MIT Press: Cambridge, Mass, 2003.
- [22] Carchado, M., *Redes Neuronales Artificiales: Un enfoque práctico*; Universidad de Vigo: 2000.
- [23] Cartwright, H., *Artificial neural networks*; Springer: New York, NY, 2015.
- [24] Graupe, D., *Principles of Artificial Neural Networks (Advanced Series in Circuits and Systems)*; World Scientific Publishing Company: 2007.
- [25] Gurney, K., *An Introduction to Neural Networks*; CRC Press: 1997.
- [26] Hagan, M. T.; Demuth, H. B.; Beale, M. H. y col., *Neural network design*; Pws Boston: 1996.
- [27] Harvey, R., *Neural network principles*; Prentice Hall: Englewood Cliffs, NJ, 1994.
- [28] Hassoun, M., *Fundamentals of Artificial Neural Networks*; A Bradford Book: 2003.
- [29] Hilera Gonzalez, J. R., *Redes neuronales artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones (Serie Paradigma) (Spanish Edition)*; RA-MA: 1995.
- [30] Isasi Viñuela, P. y Galván León, I. M., *Redes de Neuronas Artificiales - Un Enfoque Practico (Spanish Edition)*; Hall, P. P., ed.; Pearson Educación: 2005.
- [31] Jain, L. C., *Recent advances in artificial neural networks : design and applications*; CRC Press: Boca Raton, 2000.
- [32] López, R. F. y Fernández, J. M. F., *Las Redes Neuronales Artificiales (Spanish Edition)*; NetBiblo S.L.: 2008.
- [33] Mukensh, K. y Shire Nagendra, S. M., *Artificial Neural Network in Vehicular Pollution Modeling*; Springer: 2007.
- [34] Sánchez Camperos, E. y Alanís García, A. Y., *Redes Neuronales: Conceptos Fundamentales y Aplicaciones a Control Automatico*; PEARSON: 2010.
- [35] Suzuki, K., *Artificial Neural Networks: Architectures and Applications*; Intech: 2014.
- [36] Tadeusiewicz, R., *Exploring neural networks with C*; CRC Press: Boca Raton, FL, 2015.
- [37] Yegnanarayana, B., *Artificial Neural Networks*; Prentice-Hall of India Pvt.Ltd: 2004.
- [38] Yeung, D., *Sensitivity analysis for neural networks*; Springer: Heidelberg New York, 2010.

Biología

- [39] De Robertis D. P., E.; Hib, J. y Ponzio, R., *Biología celular y molecular - Cellular and Molecular Biology (Spanish Edition)*; El Ateneo: 2006.
- [40] Karp, G., *Biología Celular y Molecular*; Mc Graw-Hill: 2010.
- [41] Rubin G., M. y Safdieh E., J., *Netter. Neuroanatomía esencial (Spanish Edition)*; Elsevier Masson: 2008.

Metodología de la investigación

- [42] Caballero Romero, A., *Metodología Integral Innovadora para Planes y Tesis*, Primera; Caro, I. M. A., ed., 2011, pág. 623.
- [43] García Cordoba, F., *La tesis y el trabajo de tesis / Thesis and Dissertation Work (Spanish Edition)*; Editorial Limusa S.A. De C.V.: 2002.
- [44] Hernández, R., *Metodologia De La Investigacion (5taEdición)*; Mc Graw-Hill Interamericana: 2010.
- [45] Muñoz, C., *Cómo elaborar y asesorar una investigación de tesis (Spanish Edition)*; Pearson (México): 2012.

Estadística

- [46] Box, G. y Hunter, W., *Estadística Para Investigadores (Spanish Edition)*; Reverte: 2008.
- [47] Nieves, A. y Domínguez C., F., *Probabilidad y Estadística para Ingeniería, un Enfoque moderno*; Interamericana, M. G.-H., ed., 2010.
- [48] Niño Torres, M. M., *Metodología de la investigación y Fundamentos de Estadística (Spanish Edition)*; Edition, K., ed., 2011.

Anexo A

Registros

Los registros requeridos para el entrenamiento, validación y prueba: N : número de registro, $A1$: mototaxi, $A2$: microbús, $A3$: camioneta, $A4$: auto, $A5$: camión, S : nivel sonoro asociado. El registro es para intervalos de 15 minutos y $S(dB)$ representa el nivel sonoro equivalente con ponderación A .

Tabla A.1: Registro de entrenamiento, validación y prueba

Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)	Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)
1	35	42	3	4	2	75.10	616	4	6	1	50	1	72.82
2	55	41	5	8	1	77.39	617	12	18	3	36	2	73.68
3	49	50	3	10	1	77.67	618	9	54	7	50	2	78.53
4	53	54	8	8	1	78.72	619	17	19	4	86	5	79.39
5	46	54	5	10	8	78.62	620	7	29	4	81	2	78.62
6	53	42	5	10	9	78.24	621	9	26	3	43	6	75.20
7	52	35	10	8	2	77.10	622	10	35	3	47	1	76.05
8	47	47	7	6	4	77.48	623	8	27	4	48	3	75.48
9	36	54	3	8	1	76.63	624	9	27	3	65	4	77.20
10	31	51	3	6	2	75.77	625	3	22	5	44	4	74.34
11	63	58	9	8	3	80.34	626	10	23	3	41	5	74.72
12	26	46	10	7	3	75.67	627	6	21	4	52	4	75.20
13	59	68	8	11	5	81.29	628	11	19	7	47	7	75.58
14	57	46	6	7	4	78.34	629	4	22	4	41	1	73.77
15	50	58	3	11	8	79.29	630	11	26	3	43	3	75.10
16	54	43	6	5	10	78.15	631	12	17	4	41	2	74.15
17	66	53	7	8	4	80.05	632	7	32	5	24	13	74.63
18	73	45	4	9	2	79.58	633	6	30	6	37	3	74.72
19	61	47	6	8	2	78.72	634	10	27	3	37	5	74.72
20	71	59	6	7	2	80.72	635	8	19	3	41	3	73.96
21	68	56	8	9	8	81.10	636	9	25	4	50	8	76.05
22	66	54	4	9	4	79.96	637	6	21	5	43	3	74.34
23	74	63	3	7	4	81.29	638	4	21	7	44	0	74.15
24	62	59	6	8	3	80.05	639	6	26	1	34	5	73.77
25	72	54	8	9	3	80.81	640	8	26	3	43	2	74.72
26	65	58	6	11	1	80.34	641	11	23	7	41	4	75.10

Continued on next page

Tabla A.1 – *Continued from previous page*

Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)	Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)
27	68	46	4	7	3	79.10	642	9	24	4	58	1	76.05
28	56	50	5	7	1	78.24	643	6	21	6	55	3	75.58
29	48	28	11	5	2	75.86	644	10	25	4	41	3	74.82
30	63	43	8	5	5	78.72	645	2	20	6	30	5	72.91
31	47	20	9	8	1	75.01	646	5	18	6	29	3	72.72
32	45	42	6	6	2	76.53	647	3	18	1	36	0	72.44
33	45	46	6	7	3	77.10	648	5	21	5	29	5	73.10
34	61	53	8	8	5	79.77	649	9	23	3	35	4	73.96
35	51	57	5	6	0	78.24	650	4	19	10	36	3	73.77
36	56	62	6	9	2	79.77	651	5	17	5	36	5	73.39
37	57	59	5	10	3	79.67	652	3	15	2	24	3	71.39
38	68	56	5	10	7	80.81	653	3	12	1	18	3	70.44
39	61	47	6	7	5	78.91	654	5	27	5	54	7	76.25
40	67	56	8	9	3	80.53	655	8	24	4	49	6	75.58
41	51	69	7	8	1	79.86	656	4	25	3	46	5	74.82
42	54	64	5	8	2	79.58	657	4	28	4	34	8	74.34
43	59	65	10	9	2	80.72	658	9	15	3	37	4	73.39
44	47	61	4	8	2	78.53	659	11	21	5	56	3	76.05
45	63	68	10	7	2	81.19	660	11	15	3	47	3	74.44
46	62	69	6	7	2	80.81	661	9	22	6	39	8	74.91
47	56	68	12	5	3	80.62	662	11	27	7	58	3	77.01
48	77	59	6	8	4	81.57	663	13	25	4	60	6	77.20
49	59	67	13	10	6	81.67	664	7	20	5	39	5	74.15
50	64	50	7	8	4	79.58	665	7	25	4	62	6	76.82
51	55	52	6	8	2	78.62	666	13	22	8	48	5	76.05
52	62	46	1	6	2	78.05	667	8	22	3	37	5	74.06
53	46	45	5	6	1	76.72	668	5	18	5	60	3	75.58
54	41	37	2	2	2	74.91	669	11	16	5	48	4	74.91
55	49	38	0	3	0	75.48	670	4	18	5	40	4	73.68
56	49	35	1	2	3	75.48	671	11	17	3	51	0	74.72
57	38	18	7	4	4	73.68	672	11	17	2	50	5	75.01
58	48	26	6	5	1	75.10	673	19	25	4	116	6	83.10
59	72	42	4	5	2	78.81	674	29	30	6	140	10	87.38
60	63	43	7	5	2	78.34	675	21	29	4	120	10	84.43
61	52	39	6	5	6	77.20	676	16	24	3	122	1	82.72
62	67	41	5	5	14	79.48	677	16	23	6	129	6	84.05
63	41	30	4	4	10	75.39	678	16	21	4	109	4	81.57
64	49	45	4	5	3	77.01	679	19	25	4	101	8	81.86
65	51	39	4	8	6	77.20	680	12	23	10	83	7	79.77
66	43	33	6	4	4	75.48	681	13	27	2	92	8	80.43
67	38	39	6	6	5	75.86	682	19	26	7	88	13	81.48
68	39	35	4	4	4	75.10	683	11	26	5	79	10	79.39
69	39	51	5	4	2	76.53	684	14	25	8	81	5	79.58
70	52	50	3	4	8	78.05	685	14	29	3	81	5	79.48
71	63	53	3	6	8	79.58	686	10	22	10	75	9	78.91

Continued on next page

Tabla A.1 – *Continued from previous page*

Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)	Nro	A1	A2	A3	A4	A5	S(dB)
72	36	32	6	4	1	74.44	687	13	25	8	85	8	80.15
73	47	38	4	7	4	76.44	688	13	25	3	69	6	77.96
74	62	40	5	4	2	77.67	689	17	23	6	76	4	78.91
75	41	45	7	4	3	76.44	690	9	25	7	71	9	78.43
76	52	41	5	5	1	76.82	691	13	25	7	88	8	80.34
77	47	43	5	3	3	76.53	692	17	23	3	87	3	79.58
78	48	34	4	6	1	75.77	693	16	26	5	82	7	79.86
79	71	55	2	5	3	79.86	694	14	32	6	85	8	80.72
80	48	29	2	4	1	74.91	695	5	21	3	86	2	78.05
81	36	38	5	4	1	74.91	696	14	28	4	82	7	79.77
82	41	41	4	6	2	75.86	697	16	22	7	86	7	80.05
83	36	25	5	2	2	73.58	698	13	20	7	79	8	79.00
84	39	40	9	9	5	76.63	699	19	24	4	104	9	82.15
85	53	30	0	6	0	75.39	700	17	28	6	65	8	78.72
86	53	35	1	3	3	75.96	701	2	32	2	48	7	75.58
87	65	34	10	6	3	78.15	702	7	31	7	74	4	78.62
88	44	35	1	4	5	75.39	703	8	25	11	63	7	77.77
89	50	32	1	5	4	75.67	704	14	26	11	83	6	80.24
90	48	51	2	4	6	77.48	705	4	22	7	53	2	75.29
91	61	35	1	5	0	76.63	706	36	43	9	175	8	92.71
92	62	43	5	5	2	78.05	707	15	27	2	86	15	80.72
93	58	35	6	6	4	77.29	708	19	41	6	90	13	83.00
94	62	42	7	6	3	78.34	709	24	40	5	143	12	88.24
95	81	39	9	4	3	79.86	710	17	17	6	77	5	78.53
96	73	51	6	6	8	80.62	711	14	20	4	62	11	77.48
97	60	44	6	5	5	78.34	712	19	22	5	89	7	80.43
98	54	59	2	5	3	78.62	713	16	22	9	79	6	79.48
99	62	55	6	4	3	79.29	714	7	15	5	72	10	77.29
100	46	32	4	3	4	75.39	715	15	23	2	64	6	77.39
101	53	50	5	3	5	77.96	716	19	28	5	109	7	82.91
102	52	54	3	5	4	78.15	717	16	39	7	123	7	85.19
103	46	37	7	5	4	76.34	718	16	25	4	70	7	78.53
104	65	39	7	6	3	78.34	719	12	23	5	64	8	77.58
105	54	40	4	4	4	77.01	720	16	28	9	93	8	81.57
106	38	44	2	4	5	75.77	721	16	21	7	107	5	81.76
107	35	43	8	3	2	75.58	722	17	27	1	75	3	78.62
108	36	31	4	4	3	74.34	723	19	24	7	81	1	79.48
109	29	23	0	2	3	72.34	724	8	19	3	87	7	78.72
110	39	31	2	3	2	74.25	725	22	27	4	72	3	79.10
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
616	19	10	2	0	0	69.87	1232	11	13	2	77	0	76.72

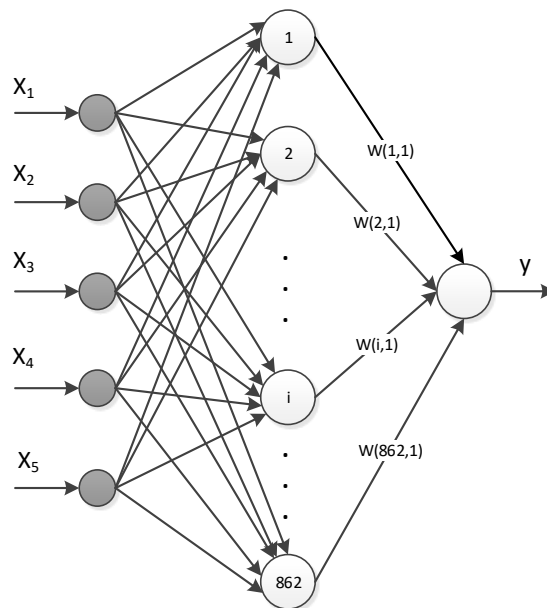
Fuente: Registros propios

Anexo B

Parámetros del modelo AN^4

En la presente sección queda detallada los parámetros del modelo AN^4 : N : neurona de la capa oculta, C_i : centro de las funciones de base radial, w_{ij} : pesos de las conexiones de la capa oculta a la capa de salida.

Figura B.1: Arquitectura del modelo AN^4



Fuente: Elaboración propia

Tabla B.1: Parámetros del modelo AN^4

N	C1	C2	C3	C4	C5	W_{ij}	N	C1	C2	C3	C4	C5	W_{ij}
1	5	5	0	25	0	0.00	435	6	18	8	41	10	4.51
2	18	0	1	14	1	-0.02	436	3	3	0	20	0	-0.81
3	3	0	0	33	1	0.05	437	8	18	5	52	0	4.51
4	5	0	1	46	0	0.72	438	11	23	2	44	2	4.41
5	3	5	0	26	0	-0.15	439	23	42	7	0	10	4.42
6	3	5	0	13	1	-0.68	440	12	5	1	59	5	4.42

Continued on next page

Tabla B.1 – *Continued from previous page*

N	C1	C2	C3	C4	C5	W_{ij}	N	C1	C2	C3	C4	C5	W_{ij}
7	165	174	7	12	18	32.39	441	6	30	6	37	3	4.42
8	133	172	15	13	30	31.16	442	23	40	1	1	17	4.42
9	131	174	20	13	23	30.97	443	18	13	6	45	0	4.42
10	5	4	1	20	1	-0.31	444	8	26	3	43	2	4.41
11	158	141	17	11	28	30.40	445	3	18	1	58	2	4.42
12	141	169	20	13	11	30.30	446	13	48	6	1	14	4.42
13	150	150	17	15	18	29.92	447	11	17	2	50	5	4.68
14	119	166	9	17	31	29.16	448	17	50	3	0	11	4.32
15	150	140	17	15	17	28.87	449	8	22	3	37	5	3.72
16	130	146	20	16	22	28.40	450	24	6	0	51	0	4.32
17	131	161	14	13	15	28.40	451	7	32	5	24	13	4.32
18	132	137	14	15	33	28.11	452	19	45	8	0	9	4.32
19	124	163	12	12	20	28.11	453	4	27	7	40	3	4.32
20	150	133	13	13	20	27.92	454	0	14	4	68	2	4.94
21	9	0	0	39	1	0.85	455	9	18	2	54	4	4.85
22	123	136	22	14	30	27.54	456	36	32	6	4	1	4.12
23	133	136	14	11	28	27.26	457	9	25	1	45	1	4.32
24	6	0	3	45	0	1.14	458	17	43	5	2	13	4.23
25	136	131	12	16	25	27.07	459	14	7	5	52	2	4.23
26	130	129	13	13	23	25.92	460	10	26	6	36	2	4.23
27	127	132	15	15	18	25.83	461	12	54	4	0	10	4.23
28	120	123	17	16	27	25.45	462	8	13	1	54	4	4.23
29	135	134	13	11	10	25.45	463	16	50	6	0	8	4.23
30	124	135	12	17	14	25.35	464	9	21	3	46	1	4.23
31	122	128	23	13	14	25.16	465	5	20	3	50	2	4.22
32	111	141	22	11	14	25.07	466	20	49	4	0	6	4.13
33	5	4	0	23	0	-0.14	467	8	25	5	34	7	4.13
34	112	138	16	11	15	24.40	468	0	19	3	55	2	4.13
35	100	141	10	17	24	24.40	469	15	22	3	38	1	4.13
36	107	139	16	11	16	24.12	470	0	10	3	65	1	4.13
37	113	118	18	12	26	23.93	471	0	15	4	57	3	4.13
38	3	6	0	29	2	0.28	472	12	17	4	41	2	3.84
39	105	128	18	16	16	23.54	473	22	0	4	48	4	4.04
40	128	104	25	14	12	23.54	474	4	28	4	34	8	4.04
41	127	114	14	8	19	23.45	475	3	22	5	44	4	4.04
42	105	132	15	14	16	23.45	476	20	48	1	0	9	4.04
43	3	5	0	15	3	-0.65	477	12	15	3	45	1	3.83
44	4	3	0	27	0	-0.18	478	10	25	7	58	3	6.21
45	6	0	0	17	2	-0.72	479	13	18	4	46	3	4.57
46	108	124	11	12	22	22.97	480	39	31	2	3	2	3.94
47	117	122	13	9	15	22.88	481	12	3	0	52	10	3.94
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
434	6	0	0	37	0	0.46	862	36	31	4	4	3	4.03

Fuente: Elaboración propia

Anexo C

Código fuente

Código fuente de la aplicación para el proceso de entrenamiento del modelo AN^4 , la construcción del modelo se realiza desde el entorno de MATLAB.

Listing C.1: Código fuente Aplicación AN^4

```
1 datosv= xlsread('AN4datosV.xlsx',1); %
2 datosns= xlsread('AN4datosNS.xlsx',1); % sonido
3 datosv=datosv(:,1:5);
4 n=size(datosv,1); % row numbers
5 [trainInd,valInd,testInd] = dividerand(n,0.70,0.15,0.15);
6 n=length(trainInd);
7 trainV=zeros(n,5);
8 trainNS=zeros(n,1);
9 for i=1:n
10     a= trainInd(i); % fila de la base de datos
11     trainV(i,1)= datosv(a,1);
12     trainV(i,2)= datosv(a,2);
13     trainV(i,3)= datosv(a,3);
14     trainV(i,4)= datosv(a,4);
15     trainV(i,5)= datosv(a,5);
16     trainNS(i,1)= datosns(a,1);
17 end
18 xlswrite('AN4training.xlsx',trainV,1);
19 xlswrite('AN4training.xlsx',trainNS,2);
20 xlswrite('AN4validation.xlsx',valV,1);
21 xlswrite('AN4validation.xlsx',valNS,2);
22 X= xlsread('AN4training.xlsx',1);
23 Y= xlsread('AN4training.xlsx',2);
24 P=X; % patrones de entrada
25 T=Y; % patrones de salida deseadas
26 GOAL= 0; % error
27 SPREAD=1; %
28 MN=450; %
29 n=5; % incremento de neuronas
30 net = newrb(P,T,GOAL,SPREAD,MN,n);
```

Fuente: Elaboración propia