

Unidad Ejecutora: Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas

Título del proyecto de investigación: MODELOS DE MINERÍA DE DATOS PARA EL
DIAGNÓSTICO PRECOZ DE ENFERMEDADES NEURODEGENERATIVAS

Programa de acreditación: PROINCE

Código del proyecto: C199

Director del proyecto: GIULIANO MÓNICA

Co-Director del proyecto: MALDONADO EVANGELINA

Integrantes del equipo: Pérez, Silvia; Blanco, Gabriel; Sposito, Osvaldo;
Bossaro, Julio; Fernandez, Luis; Sandonato, Selva; Edwards, Diego;
García, Alfonsa; Díaz, Francisco; Franco, Nicolas; Barretta, Gastón; Bondar, Pablo,
Damec, Darío

Fecha de inicio: 01/01/2017

Fecha de finalización: 30/06/2019

Informe Final



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

INDICE

1	RESUMEN	3
2	MEMORIA DESCRIPTIVA	4
2.1	Actividades de interacción con especialistas	4
2.1.1	Video conferencia con Universidad Politécnica de Madrid (UPM). 20/5/17	4
2.1.2	Reuniones con especialistas de la salud. Hospital Posadas:	4
2.1.3	Reuniones con especialistas de la salud. Hospital Rivadavia:	5
2.1.4	Reuniones con especialistas de sonido UNLaM	6
2.1.5	Reunión con el especialista análisis automático de la voz Dr Gurlekian	6
2.2	Estudio de software para la parametrización acústica	7
2.2.1	Software para el análisis acústico de la voz	7
2.2.2	Software ANAGRAF	8
2.2.3	Software PRAAT	8
2.2.4	Software OpenSMILE	9
2.3	Análisis acústico de bases públicas	10
2.3.1	PVA	10
2.3.2	mPower	11
2.4	Grabaciones de voces en Hospital Rivadavia	12
2.5	Análisis bibliográfico	12
2.6	Alumnos y becarios	13
2.6.1	LINARI, Daniela Paula, DNI 35793422	13
2.6.2	BONDAR, Pablo, DNI 23521303	14
2.7	Publicaciones (ver Anexos III, IV)	15
2.7.1	CIE – SAE: Congreso Interamericano de Estadística	15
2.7.2	CONAIISI. Congreso Nacional de Ingeniería Informática	16
2.7.3	Advances in Data Mining 17th Industrial Conference on DM. Nueva York	17
2.7.4	CONy. 13th World Congress on Controversies in Neurology (CONy2019) ...	17
2.7.5	STSIVA XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision. 18	
2.8	Presentaciones (ver Anexos III)	19
2.8.1	Presentación del proyecto a estudiantes de la Maestría de Informática	19
2.8.2	XXIV Jornada Internacional de Ingeniería en Sistemas- JINIS2017	19
2.8.3	Workshop en Reconocimiento de Patrones: Conceptos y Aplicaciones	19
2.9	Otras Actividades	19
2.10	CURSOS	23
2.11	Tareas realizadas en relación con el GANTT propuesto	23
2.12	CONCLUSIÓN Y PERSPECTIVAS FUTURAS	26
3	EVALUACIÓN DE INVESTIGADORES DEL PROYECTO	27
4	ANEXOS	27



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

1 RESUMEN

En este proyecto se realiza el análisis estadístico de parámetros acústicos de la voz como método objetivo y no invasivo para el diagnóstico precoz de la enfermedad de Parkinson (EP). El uso del análisis acústico resultó útil, en cuanto a la selección de las características adecuadas de la señal acústica para establecer modelos predictivos para el grado de avance de la EP. Se analizaron dos bases públicas disponibles con el fonema /a/ grabadas con celulares, de pacientes con EP y personas sanas. Los resultados implicaron técnicas de minería de datos y fueron difundidos en la comunidad científica.

Paralelamente se realizaron las gestiones para la generación de una base propia de voces de EP en pacientes argentinos de hospitales públicos. A su vez, a partir del estudio bibliográfico, se diseñó un protocolo de grabación para ser utilizado para los nuevos registros el cual fue consensuado con profesionales de la salud del Hospital Rivadavia y del Hospital Posadas (Argentina). Para la realización de las grabaciones en dichos hospitales se solicitó una prórroga de seis meses lo que permitió el inicio de las grabaciones y la consolidación del equipo interdisciplinario para el trabajo de campo.

El Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas (DIIT) de la UNLaM cuenta con investigadores con formación en Matemáticas, Tratamiento de Señales y Minería de Datos, especialistas en sonido, interesados en aplicar sus conocimientos y desarrollar investigaciones relacionadas en estas problemáticas. Desde este lugar, el equipo de investigadores del proyecto se propuso trabajar colaborativamente con el Departamento de Ciencias de la Salud de la UNLaM con el objetivo de contactar referentes en el área de neurología. Asimismo, se cuenta con la colaboración de Investigadores externos del grupo de investigación Informática Aplicada al Procesado de Señal de la Universidad Politécnica de Madrid (UPM), quienes tienen experiencia estudiando el tema.

Palabras clave:

Minería de Datos, Análisis Vocal Acústico, Frecuencia Fundamental, Jitter, Shimmer, Enfermedad de Parkinson.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2 MEMORIA DESCRIPTIVA

Este proyecto se desarrolló de modo conjunto entre el Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas (DIIT) y el Departamento de Ciencias de la Salud (DCS) de la UNLaM (Universidad Nacional de La Matanza). Se inició el 1 de enero de 2017, previendo su finalización para el 30 de junio de 2019. A los dos años previstos originalmente, se sumó una prórroga efectiva de 6 meses llevada a cabo en el año 2019 (Anexo I).

En las siguientes secciones se describen las actividades realizadas en el marco del proyecto, así como los resultados logrados.

2.1 Actividades de interacción con especialistas

2.1.1 Video conferencia con Universidad Politécnica de Madrid (UPM). 20/5/17

Título de la Videoconferencia: Aplicación de la Minería de Datos al Diagnóstico y Evaluación de la Enfermedad de Parkinson mediante la voz.

Expositores de la UCM: Dra Alfonso García y Dr Francisco Diaz.

Objetivos de la video conferencia:

- Exponer la problemática general de la detección de la Enfermedad de Parkinson (EP) mediante la voz.
- Analizar las posibilidades reales actuales para el desarrollo de sistemas de diagnósticos de la EP.

Los expositores participan del proyecto, como integrantes externos, investigadores del grupo de investigación Informática Aplicada al Procesado de Señal de la UPM, quienes tienen experiencia estudiando el tema tanto el Dr Francisco Díaz como Dra Alfonso García.

2.1.2 Reuniones con especialistas de la salud. Hospital Posadas:

- La Primera reunión formal se realizó un encuentro el 14 de junio de 2017 a las 13:30 hs en la sede del Hospital Posadas con la presencia de médicos neurólogos del Servicio de Neurofuncional, Fonoaudiólogos, Psiquiatras, Psicólogos y personal interesado del Hospital Posadas. Asistimos por parte del UNLaM: la directora del proyecto (Mg. Giuliano del DIIT) y el vicedecano del DIIT (Ing. Blanco), por el Dep Salud la Codirectora del proyecto (Dra Maldonado)



Se

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

presentó el proyecto C199 y luego se realizó un debate sobre la posibilidad de trabajo conjunto en el armado de una base de datos de voces. Se sentaron los fundamentos para realizar el trabajo en forma conjunta a para compartir intereses alrededor de la Enfermedad de Parkinson.

El Proyecto se propone el análisis estadístico de parámetros acústicos de la voz como método objetivo y no invasivo para el diagnóstico precoz de la enfermedad de Parkinson (EP). El uso del análisis acústico puede ser útil, dada su capacidad para identificar cambios tempranos que carecen de correlatos clínicamente perceptibles hasta que la enfermedad se encuentra en etapa avanzada. En resultados de investigaciones anteriores se observa que no hay consenso en cuanto a la selección de las características adecuadas de la señal acústica para establecer modelos predictivos EP, aunque es notable observar que el tema es de creciente interés en la comunidad académica. Por tanto, se hace necesario ampliar la investigación analizando la incidencia de diferentes características y proponiendo posibles nuevas variables.

En una primera etapa el análisis se realizará con un conjunto de datos de disponibilidad pública, mientras que en una segunda etapa se tratará de establecer convenios para la obtención de nuevos datos. En dichas bases de datos que aplicarán diversos algoritmos de Minería de Datos con objetivo predictivo y la consecuente valoración de los mismos.

La codirectora de este proyecto, Dra Maldonado, realizó varias reuniones posteriores con diferentes actores del Hospital Posadas, en primera instancia con los neurólogos del Servicio de neurofuncional quienes son los que realizan la evaluación clínica, diagnóstico, tratamiento y seguimientos de los pacientes con Enfermedad de Parkinson.

2.1.3 Reuniones con especialistas de la salud. Hospital Rivadavia:

- Se realizó una reunión con el Servicio de Fonoaudiología del hospital Rivadavia para que realizaran la evaluación clínica de la voz y la toma de datos, a pesar del gran interés por la investigación no se logró concretar, por la dificultad propia del Servicio de falta de personal. El día jueves 14/12/17 se realizó una reunión entre varios integrantes del proyecto (expertos en diferentes áreas) el Dr. Dario Adamec (neurólogo), Pablo Bondar (técnico en Sonido), Lic Luis Fernández (especialista en procesamiento de señales), Mónica Giuliano (directora del proyecto) y Dra. Maldonado Evangelina (codirectora) para acordar las necesidades básicas para la toma de base de datos de voz en pacientes con Enfermedad de Parkinson. Se acordó la necesidad de



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

incorpora un médico especialista en la voz (otorrinolaringólogo) para brindar más información al proyecto.

- Se realizó una reunión con el Servicio de Fonoaudiología del hospital Rivadavia para que realizaran la evaluación clínica de la voz y la toma de datos, a pesar del gran interés por la investigación no se logró concretar, por la dificultad propia del Servicio de falta de personal. El día jueves 14/03/18 se realizó una reunión entre varios integrantes del proyecto (expertos en diferentes áreas) el Dr. Dario Adamec (neurólogo), Pablo Bondar (técnico en Sonido), Lic Luis Fernández (especialista en procesamiento de señales), Mónica Giuliano (directora del proyecto) y Dra. Maldonado Evangelina (codirectora) para acordar las necesidades básicas para la toma de base de datos de voz en pacientes con Enfermedad de Parkinson. Médico especialista en la voz Inés Debas (otorrinolaringología) para brindar más información al proyecto. Macarena

- En conjunto se presentó un proyecto al Comité de Ética y Docencia del Hospital Rivadavia, que fue aprobado. El proyecto implica grabar y analizar voces de EP pacientes del hospital Posadas en instalaciones del Hospital Rivadavia con profesionales de ambas instituciones y con integrantes del proyecto C199 de UNLaM (Anexo II)

."Estudio de la Voz en Pacientes con Enfermedad de Parkinson (EP) como síntoma precoz". El objetivo del proyecto es realizar una base de datos de voces en tres grupo de pacientes: B1) pacientes sanos; B2) pacientes con diagnóstico reciente de EP con escala de UPDRS en voz cero; B3) pacientes con diagnóstico de EP estadio avanzado con escala de UPDRS en voz 1 o más) con características sociodemográficas y rango etario similares para luego analizar los parámetros específicos en de la voz en cada grupo y la diferenciación de los mismos entre los grupos.

2.1.4 Reuniones con especialistas de sonido UNLaM

- Se realizaron reuniones con el Director de la Tecnicatura en Sonido de la UNLaM Ing Alejandro Fourcade, quien nos puso en contacto con el alumno avanzado de dicha tecnicatura Pablo Bondar. Pablo fue incorporado a este proyecto.

- A partir de reuniones con profesores y alumnos de la Tecnicatura en Sonido del DIIT-UNLaM se ha comprado equipo para la construcción de un laboratorio móvil para la grabación de voz.

2.1.5 Reunión con el especialista análisis automático de la voz Dr Gurlekian



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

- Nos pusimos en contacto con el Dr. Jorge Gurlekian es director del Laboratorio de Investigaciones Sensoriales (INIGEM) y miembro del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

- Realizamos una reunión de trabajo Dr. Jorge Gurlekian en la UNLaM el 2/11/17 junto al equipo de investigación del proyecto C199 y referentes del DIIT. Se interesó en nuestro trabajo y aportó pautas a tener en cuenta en el trabajo de campo.

En el encuentro se habló sobre la segmentación del habla, los criterios que más se utilizan para el análisis se sugirió bibliografía. Además Gurlekian presentó los softwares ANAGRAF y ATR desarrollado por él y su equipo en INIGEN

- Durante 2018 se realizaron dos reuniones con el Dr. Gurlekian en el INIGEM con sede en el Hospital de Cínicas de Buenos Aires. Habiendo trabajado en la base de datos PVA analizada con el software ANAGRAF se le presentaron los avances. Nos mostró diferentes formas para obtener los parámetros buscados para maximizar los resultados. Se hizo junto a él un análisis e interpretación de conjuntos de voces de casos críticos y actualmente se trabaja en una publicación para reportar los resultados.

Los temas que se vieron durante el curso fueron:

- Parámetros básicos de una señal acústica del habla
- Clasificación de Fonemas
- Formantes de vocales
- Análisis e interpretación de gráficos de formantes
- Armónicos
- Voces nasales y como identificarlas según la ubicación de los formantes
- Análisis e interpretación de Señales Acústicas utilizando el Software Anagraf
- Reporte de parámetros brindados por el Software
- Interpretación de gráfico del Índice de Perturbación Integrado e Índice de precisión Articulatoria.

A su vez el Dr. Gurlekian nos brindó bibliografía específica de los temas tratados en el curso.

2.2 Estudio de software para la parametrización acústica

2.2.1 Software para el análisis acústico de la voz

El estudio de técnicas de procesamiento de señales utilizadas para determinación de características acústicas en señales de voz incluye el estudio de software para la extracción



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

automáticas de dichas características. Por ello se estudio en paralelo el software ANAGRAF, PRAAT y OPENSIMILE.

2.2.2 Software ANAGRAF

ANAGRAF permite la audición de la onda en forma simultánea con la visualización de los contornos de Energía total, Frecuencia Fundamental y Cruces por Cero junto al espectrograma de Armónicos y Formantes superpuestos. Incluyen las mediciones de Formantes, F0, Energía total, Cruces por cero, los Índices de Jitter, Shimmer, Armónico Ruido y el Grado de aprovechamiento de Energía (B) (índice de impostación/colocación). Se observa y mide el espectro de largo plazo (LTAS) y los espectros individuales (secciones) con capacidad de superposición. Se incluye las síntesis de los correlatos prosódicos del acento, ritmo y entonación. Se observa el gráfico de fase (Lyapunov) para voces con parálisis o disfonías severas o alteraciones motoras y el cálculo del Cepstrum para grabaciones de habla continua. Se calculan los índices de perturbación integrado, el índice de precisión vocal y el índice de aprovechamiento de energía para la evaluación de riesgo vocal en voces levemente disfónicas o normales en la predicción de disfonías

- Se adquirió con fondos del proyecto C199 la licencia del software ANAGRAF para la extracción de características acústicas en señales de voz. Licencia propia adquirida con el proyecto <http://laboratoriodevoz.blogspot.com/p/anagraf.html>

- Vista la importancia del software ANAGRAF en la comunidad académica para la parametrización de la voz se acordó adquirir el software en el marco del proyecto que incluye soporte técnico vía correo-electrónico durante tres años y un curso de capacitación para el uso que fue dictado en febrero de 2018.

- En febrero 2018 se dictó el curso "Análisis Acústico del Habla", a partir del 15 de febrero de 16 a 19 hs y constó de 4 encuentros. El curso estuvo a cargo de Dr. Gurlekinan con la coordinación de Mag. Monica Giuliano

- Al curso fueron invitados integrantes del proyecto, profesionales del Hospital Posadas, a estudiantes de la Tecnicatura en sonido de UNLaM y personas interesadas de la comunidad.

2.2.3 Software PRAAT

Praat (del holandés "hablar") es un software gratuito para el análisis científico del habla usado en lingüística. Fue diseñado y continúa siendo desarrollado por Paul Boersma y David



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Weenink de la Universidad de Amsterdam. Puede ser instalado en varios sistemas operativos, incluyendo Unix, Mac y Microsoft Windows (95, 98, NT4, ME, 2000, XP, Vista).

Praat es capaz grabar la voz en varios tipos de archivos de audio y mostrar los espectogramas.

Además, permite el análisis de la entonación, la intensidad o volumen, los formantes, cocleograma, etc. Praat también puede ser automatizado para análisis más complejos, lo que ha resultado útil para investigadores de alto nivel. Por lo que se pueden calcular valores de jitter, shimmer, entre otros, y utilizarlos para la clínica de análisis acústico

- Se estudio del software Praat para la extracción de características acústicas en señales de voz. (disponible en <http://www.praat.org/>)

- Se confeccionaron script en Praat para la extracción automática de características en la señal de voz.

2.2.4 Software OpenSMILE

OpenSMILE es un software de código abierto para la extracción automática de funciones de señales de audio y para la clasificación de señales de voz y música. "SMILE" es sigla en ingles "Speech & Music Interpretation by Large-space Extraction". El software se aplica principalmente en el área del reconocimiento automático de emociones y se usa ampliamente en la comunidad de investigación de computación afectiva . El proyecto OpenSMILE existe desde 2008 y es mantenido por la empresa alemana audEERING GmbH desde 2013. OpenSMILE se proporciona de forma gratuita para fines de investigación y uso personal bajo una licencia de código abierto. Para uso comercial de la herramienta, la empresa audEERING ofrece opciones de licencia personalizadas. OpenSMILE se utiliza para la investigación académica, así como para aplicaciones comerciales con el fin de analizar automáticamente las señales de voz y música en tiempo real. A diferencia del reconocimiento automático de voz que extrae el contenido hablado de una señal de voz, OpenSMILE es capaz de reconocer las características de un segmento de voz o música dado. Ejemplos de tales características codificadas en el habla humana son la emoción del hablante , la edad, el género y la personalidad, así como estados del hablante como depresión , intoxicación o trastornos vocales patológicos. El software incluye además tecnología de clasificación de música para la detección automática del estado de ánimo musical y el reconocimiento de segmentos de coro , tecla, acordes , tempo, metro, estilo de baile y género.

- Se estudió de software OpenSmile para la extracción de características acústicas en señales de voz. (disponible en <https://www.audeering.com/opensmile/>)



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

- Se analizaron las ventajas de OpenSmile respecto de ANAGRAF y de PRAAT. Algunas de las conclusiones son:

- OpenSmile que cuenta con mayor potencialidad para la programación y extracción automática con un entorno basado en C++.
- La parametrización de las características de la voz son dependientes del software utilizado para la extracción.

2.3 Análisis acústico de bases públicas

Se analizaron dos bases públicas y con diferente software y se presentaron los resultados en varias publicaciones

Las bases utilizadas fueron grabadas con celulares y buscaban la identificación de patrones diferenciadores tanto de enfermos como no enfermos y el grado de avance de la EP según escala UPDRS o similar.

Ambas disponibles en www.synapse.org

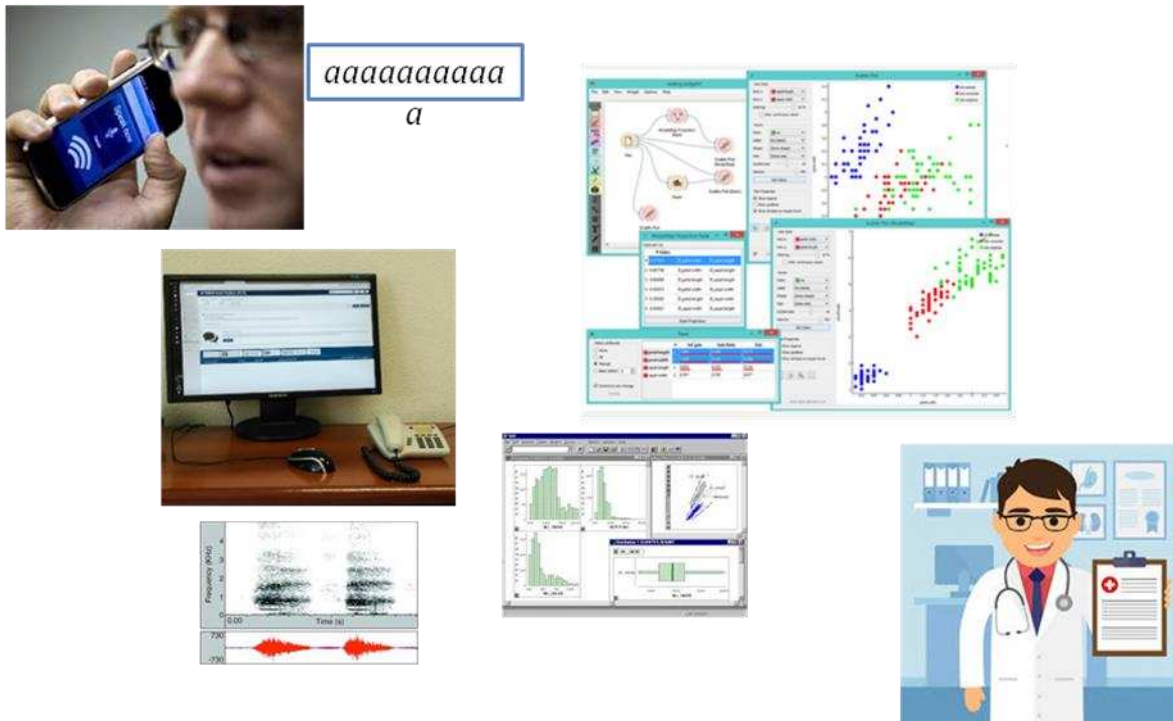


Fig. 1 Desafío proyecto Patient Voice Analysis,

2.3.1 PVA



El

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

proyecto internacional Patient Voice Analysis, PVA (disponible en

<https://www.synapse.org/#!/Synapse:syn2321745/wiki/61482>) En la Fig. 1 se esquematiza el

desafío que implica este proyecto PVA cuyos datos se encuentran con acceso abierto.

En el marco de nuestro proyecto C199 se se utilizó la información disponible en el proyecto PVA, cuya base de datos contiene 779 muestras de voz de pacientes, con distintos grados de EP. Las grabaciones contienen una pronunciación sostenida de la letra /a/ sostenida.

De la base de datos original se eliminan los audios que contuvieran alguna interferencia, quedando reducida a 693 muestras. Dichas muestras se clasifican en cinco clases según el índice PDRS (simplificación de UPDRS) expresado en la Tabla 1.

Clase	PDRS
1	$PDRS \leq 11$
2	$13 \leq PDRS \leq 17$
3	$19 \leq PDRS \leq 23$
4	$25 \leq PDRS \leq 30$
5	$PDRS \geq 32$

Tabla 1: Clasificación del Nivel de Enfermedad (clase) según el resultado de la escala PDRS en porcentaje (DIAZ et al 2017)

Se usan las grabaciones en crudo y se parametrizan con PRAAT y con ANAGRAF

De cada clase se realiza una selección aleatoria de 15 muestras para su posterior análisis utilizando el software ANAGRAF. De haber más de una muestra perteneciente a una misma persona quedará solamente la que posea un mayor índice PDRS. La muestra de estudio, se compone por 75 grabaciones del fonema /a/ sostenido en un intervalo de hasta 20 segundos donde se eligieron los 3 mejores segundos. .

2.3.2 mPower

Mobile Parkinson Disease Study, mPower (disponible en <https://www.synapse.org/#!/Synapse:syn4993293/wiki/247859>)

El proyecto mPower tiene un objetivo similar al PVA y también tiene acceso abierto. La base cuenta con aproximadamente 10000 registros de grabaciones con la /a/ sostenida. Los datos codificados del estudio, que consisten en respuestas a encuestas y mediciones de sensores móviles, se almacenaron en Synapse para su distribución controlada a los investigadores. De la base de datos disponible en la plataforma mPower-Synapse, se extrajeron 62 parámetros de voz utilizando el software OpenSmile. Estas características se adjuntaron a otros datos: edad, sexo,



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

diagnóstico de EP (verdadero/falso), años desde el diagnóstico, años de medicación. De las grabaciones de fonación se recogieron los audios y el punto de tiempo de la medicación (med time-point) en el momento de la grabación.

2.4 Grabaciones de voces en Hospital Rivadavia

Durante 2019 estuvo encargado de realizar las grabaciones de las de voces de Parkinsonianos en el Hospital Rivadavia en varias sesiones.

Según el protocolo aprobado en el hospital se realizaba para cada paciente ingresante un circuito que incluía:

- Convocatoria del paciente del Hospital Posadas realizada por el doctor Darío Adamec a asistir al Hospital Rivadavia
- Recepción del Paciente en Hospital Rivadavia y firma del paciente del consentimiento informado.
- Entrevista realizada por un neurólogo que incluye evaluación del paciente con escala UPDRS y escala Yahr.
- Grabación con instrumental de UNLaM y el técnico de sonido Pablo Bondar y con fonoaudiólogos del Hospital Rivadavia
 - o Fonación de Vocales sostenidas: /a/ /i/ /u/
 - o Palabra para identificar problemas en la articulación: **PATAKA**
 - o frase fonéticamente equilibrada
¡Betty! ¡Qué inmensa alegría escucharte!
Cuando vengas para fin de año,
quiero llevarte a recorrer toda la Argentina.
- Estudio de las cuerdas vocales (laringoscopia) realizado por la Dra Maria Ines Debas con instrumentos del Hospital Rivadavia. Se grabó un video por cada paciente. El estudio buscaba identificar casos con patologías extrañas al Parkinson.

2.5 Análisis bibliográfico

Se profundizó el estudio de Técnicas de procesamiento de señales de audio utilizadas para la extracción de características acústicas en señales de voces de enfermos de Parkinson.

Algunas de las referencias seleccionadas fueron:

- Athanasios Tsanas. Accurate telemonitoring of Parkinson's disease symptom severity using nonlinear speech signal processing and statistical machine learning. University of Oxford, St. Cross College. Phd Thesis.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

David

Weenink . Speech Signal Processing with Praat. 2017.

<http://www.speechminded.com>.

- John Deller, John Hansen, John Proakis. Discrete-Time Processing of Speech Signals. Wiley-Interscience. 2000.
- Laurence Rabiner, Ronald Schafer. Theory and Applications of Digital Speech Processing. Pearson, 2011.
- J.R. Orozco-Arroyave , E.A. Belalcazar-Bolanos, J.D. Arias-Londono, J.F. Vargas-Bonilla, S. Skodda , J. Ruzs, K. ~ Daqrouq, F. Honig, and E. Noth, Characterization Methods for the Detection of Multiple Voice Disorders: Neurological, Functional, and Laryngeal Diseases. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics.
- Pascal van Lieshout, PRAAT Short Tutorial An introduction . University of Toronto, Department of Speech-Language Pathology, Faculty of Medicine, Oral Dynamics Lab
- Paul Boersma, David Weenink (2018):Praat: doing phonetics by computer [Computer program]. Version 6.0.37, retrieved 14 March 2018 from <http://www.praat.org/>
- Elisei, Natalia Gabriela (2012). Análisis acústico de la voz normal y patológica utilizando dos sistemas diferentes: ANAGRAF y PRAAT Interdisciplinaria, vol. 29, núm. 2, 2012, pp. 339-357 Centro Interamericano de Investigaciones Psicológicas y Ciencias Afines Buenos Aires, Argentina
- Gurlekian, J. A., Evin, D., Torres, H., & Renato, A. (2010). Sistemas de análisis acústico y de reconocimiento automático en habla espontánea. *Subjetividad y procesos cognitivos*, 14(2), 89-98.
- Gurlekian, J. A., & Molina, N. (2012). Índice de perturbación, de precisión vocal y de grado de aprovechamiento de energía para la evaluación del riesgo vocal. *Revista de logopedia, foniatría y audiología*, 32(4), 156-163

2.6 Alumnos y becarios

2.6.1 LINARI, Daniela Paula, DNI 35793422

Alumna de Ingeniería Electrónica obtuvo una Beca UNLaM de 1-1-2018 al 31-12-2018

El Plan de Trabajo del alumno solicitante de beca, LINARI, Daniela Paula vinculado al proyecto de investigación "Modelos de Minería de Datos para el Diagnóstico Precoz de Enfermedades Neurodegenerativas", C199 del cual soy Director/Codirector. Redactado respetando el Reglamento de Becas de Investigación Científica y Becas de Desarrollo Tecnológico y Social de la Universidad



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Nacional de La Matanza (Resolución del H.C.S: Nro. 069 del 27 de Junio de 2013) y aprobada por Resolución Rectoral N° 604/17

Actividades realizadas por la becaria Linari:

- Asistencia semanal al PRAMIN para el desarrollo de las actividades previstas por el plan de trabajo de la beca.
- Asistencia al curso “Entrenamiento Asistido en el Análisis Acústico del Habla” dictado por el Dr. Jorge Gurlekian en las instalaciones de la Universidad de la Matanza.
- El 2 de Mayo de 2018 asistencia a la Primera Jornada de Actualización sobre “gestion de Proyectos de Investigación” UNLaM.
- El 21 de Mayo asistencia al seminario de AES (Audio Engineering Society - Argentina) en el auditorio grande de la Universidad, organizado por Alejandro Fourcade.
- El 12 de junio de 2018 asistencia a la Jornada de Plataformas Educativas en el Nivel Superior. UNLaM.
- El 20 de noviembre de 2018 asistencia a la “I Jornada universitaria de la Mujer en la Tecnología: El despertar vocacional de la mujer en el Ambito Científico-Tecnológico”. UNLaM.
- Asistencia dos reuniones con el Dr. Gurlekian en el Hospital de Clínicas para el asesoramiento y seguimiento los avances en el análisis de voces de parkinsonianos. Nos mostró diferentes formas para obtener los parámetros buscados para seleccionar la mejor. Se hizo un análisis e interpretación conjunto sobre los casos críticos.
 - Análisis con Luis Fernández para la comparación de las mediciones que brindan automáticamente el Anagraf y el Praat con varias señales creada artificialmente.

2.6.2 BONDAR, Pablo, DNI 23521303

Alumno de la Tecnicatura en Sonido integrante del proyecto C199 desde mayo de 2017. Se ocupa de cuestiones técnicas relacionadas con la grabación de voces.

Actividades realizadas por Pablo Bondar:

Tareas extracurriculares vinculadas a la tecnicatura en sonido y grabación:

- - Asistencia al curso “Entrenamiento Asistido en el Análisis Acústico del Habla” dictado por el Dr. Jorge Gurlekian en las instalaciones de la Universidad de la Matanza.
- Realización junto al equipo del proyecto C199 ensayo de grabación vocal en el laboratorio de la tecnicatura en sonido y grabación para establecer la dinámica de trabajo.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Durante 2019 estuvo encargado de realizar las grabaciones de las voces de Parkinsonianos en el Hospital Rivadavia en varias sesiones.

- Organización y representación de la tecnicatura en sonido y grabación en expo AES expo 2018 (Audio Engineering Society - Argentina Centro cultural San Martin).
- Colaboración en el seminario de AES (Audio Engineering Society - Argentina) en el auditorio grande de la Universidad, organizado por Alejandro Fourcade.
- Asistencia a la charla de micro controladores organizada y dictada por Alejandro Fourcade.
- Representación y organización de la tecnicatura en electrónica con orientación al sonido y grabación de la Universidad en Expo Caper 2018.
- Asistencia a la charla sobre válvulas dictada y organizada por Alejandro Fourcade.
- Organización de charla para los alumnos de la tecnicatura (10 alumnos) con el ingeniero de grabación Mario Sobrino en el estudio de grabación Melopea (estudio de Lito Nebia).
- Asistencia a la asamblea de la asociación AATIA (Asociación Argentina de Técnicos e Ingenieros de audio de la cual soy miembro fundador) en representación de los alumnos de la tecnicatura de la Universidad.

2.7 Publicaciones (ver Anexos III, IV)

2.7.1 CIE – SAE: Congreso Interamericano de Estadística

Trabajo presentado: IDENTIFICACIÓN DE PERFILES DE LA VOZ EN ENFERMOS DE PARKINSON CON REDES NEURONALES. Berretta Gastón; Giuliano Monica; Maldonado Evangelina; Blanco Gabriel. Rosario Santa Fe entre el 17 y el 20 de octubre de 2017

<http://www.cie2017.s-a-e.org.ar/congreso.php?modulo=1>

Se presentaron resultados de la vinculación entre parámetros de la voz y avance de la enfermedad en pacientes con enfermedad de Parkinson (EP). Si bien el diagnóstico definitivo es histopatológico, se considera que un diagnóstico preliminar en etapas tempranas resulta ser un desafío y una enorme responsabilidad, considerando las implicancias de pronóstico vital y las limitaciones motrices futuras para cada paciente diagnosticado. En esta dirección, se orientan múltiples investigaciones que hacen uso de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en el área de salud, en este caso se trata de predecir el grado de avance de la EP a través de parámetros de la voz grabada de pacientes. A partir de una base pública (Patient Voice Analysis) de enfermos ya diagnosticados (747 observaciones) donde se ha grabado un fonema y se han parametrizado matemática a través de 38 parámetros, de los cuales seleccionamos 36. A



su
grado

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

vez el
de

enfermedad está incluido en la base según las respuestas a una versión reducida de la escala PDRS (Parkinson's Disease Rating Scale) y mediante el valor suma de esta escala, que dividimos en 2 categorías. En nuestro trabajo realizamos 3 tipos de análisis con Redes Neuronales. Se plantea un primer acercamiento al problema con una red neuronal perceptrón multicapa con la siguiente arquitectura: capa de entrada, capa de salida y dos capas ocultas Optimizando y revisando los parámetros, llegamos a una configuración que, utilizando la base de datos completa resultó en una clasificación correcta del 89,96%. Luego, manteniendo la configuración, decidimos armar el modelo con un 50% de los datos y evaluando el modelo con el restante 50%, con lo que obtuvimos un 64,34% bien clasificado. Por último, armamos el mismo modelo en base a una validación cruzada de 10 iteraciones, obteniendo un 61.32% correctamente clasificado. En base a estos resultados, realizaremos un análisis exploratorio para profundizar en los casos que fueron predichos correctamente, analizando las variables involucradas y descubriendo si existen patrones de comportamiento en estas variables.

2.7.2 CONAIISI. Congreso Nacional de Ingeniería Informática

Artículo presentado: MODELOS DE MINERÍA DE DATOS PARA EL DIAGNÓSTICO DE ENFERMEDAD DE PARKINSON MEDIANTE EL ANÁLISIS DE VOZ. Ing. Osvaldo Mario Sposito¹, Ing. Gabriel Blanco², Monica Giuliano³, Luis Fernandez⁴, Lic. Julio César Bossero⁵, Actas CONAIISI pág. 107, ISSN: 2347-0372. Santa Fe 2 y 3 de noviembre 2017

<http://tecnomate.xyz/Actas-CONAIISI-2017.pdf>

Un sistema de soporte a la toma de decisiones clínicas (CDSS), es un sistema informático diseñado para servir de apoyo en la toma de decisiones médicas. La evolución de las Tecnologías de la información y la comunicación (TIC) han permitido el estudio y clasificación de grandes volúmenes de datos con los algoritmos de minería de datos. Una de las principales ventajas de la minería de datos es su capacidad para generar nuevos conocimientos. En los últimos años, se han realizado investigaciones sobre la conexión entre la enfermedad de Parkinson (EP) y el deterioro del habla. En la actualidad se cuenta con una amplia gama de algoritmos de procesamiento de señales de voz (medidas de disfonía), que permiten determinar la puntuación conocida como Escala de Valoración de la Enfermedad de Parkinson (PDRS por Parkinson's Disease Rating Scale), indicador que mide la gravedad y progresión de la enfermedad de parkinson.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Con

técnicas de minerías de datos en el presente trabajo se pretende clasificar, de acuerdo al PDRS, a pacientes con EP a partir de medidas de parámetros de su voz disponibles en bases de datos.

Con este fin, se trabajó con las bases de datos del proyecto Patient Voice Analysis (PVA), Este proyecto, se basa en el análisis de muestras de voz de paciente, para evaluar la gravedad y las fluctuaciones de los síntomas de la EP.

Para el logro de las metas trazadas se utilizó el software de minería de datos Weka, que contiene una colección de herramientas de visualización y algoritmos para análisis de datos y modelado predictivo.

2.7.3 Advances in Data Mining 17th Industrial Conference on DM. Nueva York

Artículo presentado: USING CLASIFICATION ALGORITHMS FOR TELEMONITORING PARKINSON'S DISEASE SEVERITY.

Díaz-Pérez. F. García-López. A. Rubio-Sánchez. M and Álvarez-Marquina. A. in Advances in Data Mining 17th Industrial Conference on Data Mining. New-York. July. 12-16 2017. Publicado por Ibai Publishing. ISSN:1864-9734 pp123-131.

Resumen. Ha habido muchas investigaciones recientes sobre la conexión entre la enfermedad de Parkinson (EP) y la deficiencia del habla. Los resultados demuestran la idoneidad de las funciones de monitorización de voz para el seguimiento de la gravedad de la EP. El Proyecto de Análisis de la Voz del Paciente (<https://www.synapse.org>) es una plataforma pública en línea en la que los pacientes con EP proporcionan grabaciones de voz e información sobre sus síntomas. Esta plataforma tiene un gran potencial para obtener grandes bases de datos que, además de facilitar la monitorización de pacientes, ayudan en la investigación de la EP. El conjunto de datos PVA consiste en 779 pruebas del habla remotas, no invasivas y autoadministradas, con fonación vocal sostenida, y resultados auto-reportados del cuestionario de la Escala de Calificación de la Enfermedad de Parkinson. Con este conjunto de datos, hemos utilizado algoritmos de clasificación de aprendizaje supervisado por máquina para modelar la gravedad de la EP (cinco clases) a partir de grabaciones de voz de pacientes. Los mejores resultados para el problema de la clasificación multiclase se han obtenido con un algoritmo KNN y la selección de características. Los resultados muestran cómo las plataformas públicas de televigilancia podría facilitar ensayos clínicos a gran escala sobre nuevos tratamientos para la EP.

2.7.4 CONy. 13th World Congress on Controversies in Neurology (CONy2019)



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Artículo: CLASSIFICATION OF PARKINSON'S DISEASE PATIENTS THROUGH VOICE PARAMETERS COLLECTED BY MOBILE DEVICES. *Díaz, F., Giuliano, M., García, A., Pérez, S., Blanco, G., Sandomato, S., Maldonado, E. (2019). Aceptado para su presentación en el 13th World Congress on Controversies in Neurology (CONy2019), Madrid, Spain.*

Resumen: mPower es un estudio observacional desarrollado para evaluar la factibilidad de recolectar información a distancia sobre los síntomas de la enfermedad (EP). Con la aplicación mPower App, los participantes voluntarios han recopilado grabaciones de voz con sus propios teléfonos inteligentes, que luego se añadieron a cada diagnóstico individual de EP. En este trabajo presentamos un análisis básico de los datos de voz y un proceso de extracción de características en una muestra de 2218 participantes. Se utilizó el software OpenSMILE para extraer 62 parámetros en cada grabación. Se realizó un análisis estadístico para identificar el diagnóstico a través de dichos parámetros y algunas variables demográficas. Para construir un modelo de predicción se utilizaron el análisis de componentes principales (PCA), el análisis de varianza (ANOVA) y el perceptrón multicapa (MLP). Los 62 parámetros iniciales se redujeron a 5:

- Media de F0 logarítmico en una escala de frecuencia de semitonos.
- Media de la relación entre la energía del pico espectral armónico en la frecuencia central del primer formante y la energía del pico espectral en F0 en regiones con voz
- Coeficiente de variación de la relación entre la energía del pico armónico espectral a la frecuencia central del primer formante y la energía del pico espectral a F0 en regiones con voz
- Media de la pendiente de regresión lineal del espectro de potencia logarítmico dentro de la entropía de la banda de 0-500 Hz.
- Desviación media de las desviaciones en períodos F0 consecutivos individuales

Los modelos de predicción diagnóstica obtuvieron una capacidad predictiva similar con 62 ó 5 parámetros (aproximadamente a 0,67). Este valor aumenta a 0,82 si se tienen en cuenta el género y la edad. Se ha propuesto el uso de parámetros acústicos de voz como método objetivo y no invasivo para el diagnóstico precoz de la enfermedad. Este trabajo contribuye a identificar parámetros de voz que permiten, a través de modelos de predicción, el seguimiento remoto de los pacientes, reduciendo costes e inconvenientes.

2.7.5 STSIVA XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Artículo presentado: SELECTION OF VOICE PARAMETERS FOR PARKINSON'S DISEASE PREDICTION FROM COLLECTED MOBILE DATA. Giuliano, M., García, A., Pérez, S., Díaz, F., Spositto, O; Bossero, J. (2019). Bucaramanga, Colombia. Abril 2019.

Resumen: Los trastornos de la voz, que pueden ayudar en el diagnóstico de la enfermedad de Parkinson (EP), pueden ser medidos con herramientas acústicas. Se analizaron los datos demográficos y las grabaciones de la fonación vocal /a/ de la base de datos disponible mPower. Se buscó un modelo parsimonioso que logró una reducción de 62 a 5 características. Utilizamos redes neuronales de Perceptrón multicapa (MLP) y Regresión logística (LR) para identificar la enfermedad de Parkinson (EP) a partir de individuos que no la padecen a través de una característica de fonación, sexo y edad. El área bajo la curva característica de operación del receptor (AUC-ROC) obtenida fue superior a 0,82.

2.8 Presentaciones (ver Anexos III)

2.8.1 Presentación del proyecto a estudiantes de la Maestría de Informática

El día miércoles 31 de mayo de 2017 se ha realizado una reunión informativa a los estudiantes que cursan la Maestría de Informática de la UNLaM en el marco de la materia metodología de la investigación a invitación del director de dicha maestría Mg. Cristóbal Santa María

2.8.2 XXIV Jornada Internacional de Ingeniería en Sistemas- JINIS2017.

"Ciencia de Datos". 27 al 31 de Octubre de 2017. Organiza "Univ. Católica de Santa María". Arequipa, Perú. Ponencia Silvia Pérez: Análisis de datos y Modelos de Clasificación.

<http://www.ucsm.edu.pe/jinis/>

2.8.3 Workshop en Reconocimiento de Patrones: Conceptos y Aplicaciones

21 de noviembre de 2017 en la Universidad Nacional de la Matanza, San Justo, Buenos Aires. Tuvo como objetivo principal difundir trabajos y metodologías relacionados con Aplicaciones Tecnológicas de Reconocimiento de Patrones.

El evento contó con especialistas invitados y una mesa redonda para discutir futuros trabajos y tendencias en aplicaciones industriales.

Entre los expositores se encontró Silvia Pérez, integrante de este proyecto.

2.9 Otras Actividades



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Otras

actividades de transferencia realizadas por los integrantes del equipo de investigación y vinculadas lateralmente con el proyecto C199.

- **Publicación en congreso CoNaiSI 2018**

6to Congreso Nacional de Ingeniería Informática –
<https://www.conaiisi2018mdp.org/memorias/memorias.html#>

Oswaldo Sposito, Gastón Procopio y Julio Bossero autores del artículo “Método para la construcción de un Corpus periodístico mediante Expresiones”

Resumen:

Desde hace tiempo la utilización de Corpus lingüísticos ha experimentado una gran evolución, entre otros factores por el uso creciente en proyectos de investigación en torno a los Sistemas de Recuperación de Información (SRI). El Corpus de Noticias en la Web (CONOWEB) se compone de noticias periodísticas de portales nacionales e internacionales, y tiene como objetivo servir como recurso para ser utilizado con algoritmos de minería de datos en un SRI. Este texto presenta los procedimientos lingüísticos y computacionales que se realizaron para el desarrollo del CONOWEB, desde la recolección de textos hasta la construcción de la herramienta. Se buscó basamento teórico-metodológico en la Lingüística Computacional y en las expresiones regulares. El principal propósito de este trabajo es, por tanto, hacer accesible una metodología para la construcción de un Corpus a toda la comunidad investigadora, poco experta en la materia.

Palabras claves: Recuperación de información, Corpus, Expresiones regulares. HTML.

- **Publicación en congreso ECEFI 2018**

Congreso Internacional de Educadores en Ciencias Empíricas en Facultades de Ingeniería. ECEFI 2018. Mendoza

“Recuperación de Información acelerada con Algoritmos de Minería de Datos”.

Autores: Oswaldo Sposito, Lorena Matteo, Julio Bossero, Mauro J. Casuscelli, Hugo Ryckeboer

Resumen:

Para acelerar la respuesta inicial en sistemas de recuperación de información sobre depósitos documentales privados de mediano tamaño fue estudiada la posibilidad de segmentar el mismo y elaborar la respuesta examinando sólo un segmento. En este trabajo se intenta aminorar la pérdida de calidad que ello provocaba.

- **Publicación en WIIC 2018**

XX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (WIIC). Corrientes 2018

Resumen:



Las

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Técnicas de Recuperación de Información que responden a inquietudes puntuales, se han hecho populares gracias a los buscadores ofrecidos gratuitamente a quienes recurren al Internet. Y no se hace referencia únicamente a grandes repositorios, sino también a medianos y pequeños, con miles de documentos, donde también es un inconveniente la localización del documento o los documentos que respondan a la inquietud del Usuario.

El grupo posee sus propios motores orientados a corpus estáticos. De las diversas concepciones existentes ha prestado especial atención a la indexación semántica latente conocidas por sus siglas LSI. Una vez construidos los motores las líneas de investigación se han orientado a enfoques que permitan acelerar los mismos tanto en la búsqueda como en los preprocesos.

Uno de ellos es el uso del procesamiento paralelo, tanto en clúster de máquinas como en el uso de placas de video. La técnica LSI es particularmente dependiente en su preproceso de un eficiente cálculo de autovalores y autovectores de matrices de gran tamaño, lo que hace incluir en nuestra temática el cálculo numérico.

Se investiga si es factible acelerar la selección de los documentos que responden a un requerimiento por medio de un particionado del corpus basándose en criterios de similitud propia de minería de datos y técnicas de selección de la parte usando redes neuronales.

En este sentido se exponen distintas líneas de trabajo a seguir, teniendo como objetivo diseñar, implementar y probar modificaciones en los procesos de filtrado y ordenamiento de documentos, en un Sistema de Recuperación de Información (SRI), aplicando algoritmos de clustering tradicionales.

Palabras claves: Examinar, Indexar, Buscar, SRI, LSI, Minería de Datos, Agrupamiento, Algoritmos de Clasificación (Browse, Indexing, Search)

- **Publicación en CACIC 2018**

Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (CACIC). Tandil. Buenos Aires. 2018

“Aceleración en la Recuperación de Información utilizando Algoritmos de Minería de Datos de R”

Autores: Osvaldo Spositto, Hugo Ryckeboer, Mauro J. Casuscelli, Lorena Matteo, Julio Bossero

Resumen:

Para acelerar la respuesta inicial en sistemas de recuperación de información sobre depósitos documentales privados de mediano tamaño se estudia la posibilidad de segmentar el mismo y elaborar la respuesta examinando sólo un segmento. Se analiza la pérdida de calidad que ello provoca. Las herramientas para fraccionar y elegir segmento provienen de la algoritmia de la



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

minería de datos y se eligió el lenguaje R por tener ya incorporado los algoritmos básicos y ser un lenguaje que completo permite escribir el código que los vincula.

Palabras claves: Recuperación de información, particionado, recubrimiento, K-means. Minería de datos.

- **Evaluación externa en Universidad Nacional de Gral. Sarmiento**

Participación como evaluadores en la UNGS, Evaluación Periódica de Investigadores Docentes (EPID), en la evaluación los campos de investigación y de vinculación con la comunidad (o extensión) de los últimos 6 años (2011-2016) realizada el 5/9/2017 por Monica Giuliano.

- **Foro de Docentes Investigadores de la UNLaM. 14/11/2017 organizado por la Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM.**

Asistentes: Monica Giuliano y Silvia Perez

- **Jornada Vincular UNLaM, en el marco del Programa de Fortalecimiento de I+d+i de la Universidad Nacional de La Matanza, el día jueves 15 de noviembre de 2018 en el Aula Magna de la UNLaM.**

Asistentes: Monica Giuliano

- **Escuela de verano EuroLatinoamericana de Miología (EVELAM)- Bogotá-Colombia. 29/12/2017.**

Asistente: Evangelina Maldonado.

- **1° Encuentro MEP del DIIT – UNLaM**

Programa de Investigación “Mejora de las Estrategias Pedagógicas y Didácticas en el Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas de la Universidad Nacional de La Matanza” (MEP). (Resolución del Rector Nro. 294).

Presentación: Generación y corrección automática de ejercicios para matemática e ingeniería: una plataforma para e-learning”. Dirección: Mg. Mónica Giuliano. – MSc. Silvia Pérez - C-183

- **2do Puesto Premio Transferir UNLaM 2018**

El artículo: “Experiencias que promueven capacidades en la cátedra de Estabilidad: Techo en voladizo”, publicado en la Revista de Enseñanza de la Física, ha obtenido el Segundo Premio del Programa “Transferir UNLaM”, (autores: Bertole, Giuliano, Secco, Acevedo). El evento Transferir UNLaM 2018, se ha realizado el miércoles 28 de noviembre de 2018 de 14:00 a 17:00 hs. en el Aula Magna de UNLaM.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2.10 CURSOS

Curso Dictado: "Tecnologías para la Investigación Social. Aprobado por Disposición Nro. 05/17 del Departamento de Humanidades y Ciencias Sociales de La Universidad Nacional de La Matanza.

Dictado edición 1: en octubre y noviembre 2017

Dictado edición 2: en octubre y noviembre 2018

A cargo de

MODULO ATLAS.TI: Msc. Lilia Chernobilsky,

MÓDULO SPSS: Esp. Diego Edwards Molina y Mag. Mónica Giuliano

Dictado de Seminario "Representaciones de los Jóvenes sobre Discriminación". Disposición 5/17 UNLaM DHCS. Curso semipresencial en conjunto Universidade da Coruña. Grupo iMARKA G000705

Curso dictado: Enfoque Estadístico del Aprendizaje. Maestría en Data Mining. Universidad técnica Nacional, reg. Paraná. UTNFRP. A cargo de Silvia Pérez. Mayo-Junio 2019. Paraná, Entre Ríos.

Curso tomado: "Las rúbricas: método alternativo en la evaluación por competencias". En el Centro Internacional de Estudios Interdisciplinarios - CIESI. Desarrollado del 05 al 26 de Noviembre de 2018, con un total de 80 horas académicas.

CIESI certifica que MÓNICA GIULIANO ha completado satisfactoriamente los requisitos del curso.

Taller tomado en el marco del CLADI

durante el día viernes 15/09/17, de 10:30 a 13:30 hs. se realizó el "Taller Regional de Identificación y Formulación de Proyectos de Desarrollo Tecnológico Social (PDTs)", organizado por el CONFEDI y el Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva de la Nación (MinCyT). Autoridades nacionales se reunieron en la sede del Consejo Interuniversitario Nacional para anunciar resultados de la convocatoria para el financiamiento de iniciativas orientadas a la ciencia aplicada.

2.11 Tareas realizadas en relación con el GANTT propuesto

En el proyecto se propusieron las siguientes etapas de trabajo:



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Etapa

I.

Trabajar con datos disponibles de grabaciones de voz de colectivos con alguna enfermedad neurodegenerativa, aplicando diferentes análisis y utilizando modelos de minería de datos.

Etapa II.

Construir una base de datos propia.

Etapa III.

Evaluar los modelos desarrollados todas las bases de datos.

Etapa IV.

Evaluar y difundir los resultados, valorándolos en el contexto de su aplicación.

Se propusieron tareas para cumplir con las etapas propuestas en la metodología, las que se detallan a continuación, así como su cumplimiento.

T0. Tareas de Gestión del proyecto

- Gestionar y administrar el proyecto
- Coordinar los trabajos de los distintos investigadores
- Realizar el seguimiento
- Organizar las reuniones
- Elaboración de informes de avance y final del proyecto.

Realizado según se detalla en las Secciones 2.1, 2.2

T1. Tareas en relación en la Etapa I

- Análisis de la base de datos de voz disponible públicamente
- Análisis del cuestionario y jerarquización de las preguntas en relación con la EP
- Identificar los indicadores básicos del análisis de voz (bioseñal) en la base de datos disponible
- Adaptar modelos de minería de datos al procesamiento de las bioseñales.
- Evaluar y proponer algoritmos de pre procesado.
- Seleccionar de características para conjuntos de datos disponibles.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Realizado según se detalla en las Secciones 2.7, 2.8

T2 y T3. Tareas en la Etapa II

- Se buscarán otras bases de datos disponibles. Se tomará contacto con alguna institución de salud en Argentina que pueda aportar datos de texto o sonido generado por personas enfermas y sanas
- Se analizarán las bases de datos obtenidas con el grupo del Hospital Posadas
- Probar los modelos desarrollados en las nuevas bases de datos. A partir de la nueva base disponible se estudiará la viabilidad de la aplicación de los análisis desarrollados en la
- Análisis de la Base de datos de voz y texto disponible en alguna institución oferente
- Identificar los indicadores básicos del análisis en las base de datos disponibles

Realizado según se detalla en las Secciones 2.3, 2.4

T4. Tareas en relación con la Etapa IV

Evaluar y difundir los resultados, valorándolos en el contexto de su aplicación. Evaluar el alcance del procedimiento para el diagnóstico

- Análisis de la aplicabilidad de los resultados al diagnóstico de enfermedades
- Elaboración de recomendaciones de transferencia de los resultados
- Definición de líneas de continuación del proyecto
- Participación en conferencias, congresos, etc.
- Publicación de artículos

Realizado según se detalla en las Secciones 2.4, 2.8

GANTT propuesto

Año 2017												
TAREAS	Mes 1	Mes 2	Mes 3	Mes 4	Mes 5	Mes 6	Mes 7	Mes 8	Mes 9	Mes 10	Mes 11	Mes 12
T0	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
T1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
T2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

T3												
T4											x	x

Año 2018												
TAREAS	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes	Mes
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
T0	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
T1												
T2	x	x	x	x								
T3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	
T4			x	x		x	x	x	x	x	x	x

2.12 CONCLUSIÓN Y PERSPECTIVAS FUTURAS

Se lograron ponderar parámetros en grabaciones disponibles en bases públicas y se obtuvieron resultados satisfactorios en la identificación automática de voces pertenecientes a enfermos de Parkinson.

Se considera que las tareas cumplimentadas cubren lo planificado en el GANTT presentado en el proyecto.

Se formuló nuevo proyecto a partir de enero de 2019 **C224/PII Ciencia de Datos Aplicada al Diagnóstico y Seguimiento de la Enfermedad de Parkinson** con la continuidad de varios de los integrantes del presente proyecto.

Se ha realizado un trabajo importante para el acercamiento con profesionales de la salud que permitió el inicio de grabaciones en el hospital Rivadavia con recursos de este proyecto C199. El análisis de las grabaciones se hará en el marco del proyecto C224.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

3 EVALUACIÓN DE INVESTIGADORES DEL PROYECTO

Investigador	Rol	Evaluación
GIULIANO, Mónica	Directora	Directora
MALDONADO; Evangelina	Codirectora	Co-directora
PEREZ, Silvia	Integrante	Satisfactorio
BLANCO, Gabriel	Integrante	Satisfactorio
SPOSSITO, Osvaldo	Integrante	Satisfactorio
BOSSERO, Julio	Integrante	Satisfactorio
FERNANDEZ, Luis	Integrante	Satisfactorio
SANDONATO, Selva	Integrante	Satisfactorio
EDWARDS, Diego	Integrante	Satisfactorio
GARCÍA, Alfonsa	Investigador externo	Satisfactorio
DÍAZ, Francisco	Investigador externo	Satisfactorio
ADAMEC, Darío	Investigador externo	Satisfactorio
FRANCO, Nicolas	Alumno de grado	Satisfactorio
BERRETTA, Gastón	Alumno de grado	Satisfactorio
BONDAR, Pablo	Alumno de grado	Satisfactorio
LINARI, Daniela	Alumna de grado con Beca UNLaM	Satisfactorio

4 ANEXOS

Se anexa documentación.

Anexo I: Solicitud de la prórroga solicitada

Anexo II: Protocolo aprobado por el Hospital Rivadavia

Anexo III: Certificados de participación de integrantes en eventos científicos.

Anexo IV: Copia de artículos presentados en publicaciones periódicas, y ponencias presentadas en eventos científicos.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Anexo
Nota

V:

patrimonial.

Anexo VI: Conteniendo el formulario FPI-015: Rendición de gastos del proyecto de investigación acompañado de las hojas foliadas con los comprobantes de gastos.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Anexo

I:

Solicitud de prórroga para el período enero-junio 2019.

La que suscribe Mónica Giuliano, Directora del proyecto de investigación MODELOS DE MINERÍA DE DATOS PARA EL DIAGNÓSTICO PRECOZ DE ENFERMEDADES NEURODEGENERATIVAS, PROINCE-C199 radicado en el Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas (DIIT), con fecha de inicio: 01/01/2017 y finalización 31/12/2018, solicita la extensión de dicho proyecto hasta el 30/06/2019.

Este pedido de prórroga se fundamenta en la demora en recibir la última cuota de fondos del proyecto, así como también en dificultades para completar las tareas propuestas por razones ajenas a los integrantes del proyecto.

- Hemos tenido un retraso en el trabajo de campo a realizarse en el Hospital Rivadavia ya que dependía de la previa aprobación según protocolo interno del mismo hospital. Este protocolo fue aprobado a partir del 3/12/2018, como figura en el Anexo I.

El mismo se denomina ESTUDIO PILOTO DE ANÁLISIS ACÚSTICO DE VOZ EN PACIENTES CON ENFERMEDAD DE PARKINSON y está a cargo del Dr Darío Adamec. Internamente el proyecto debió ser aprobado por el comité de ética del Hospital y había sido propuesto con fecha de inicio 01/04/2018 y fecha de finalización 31/12/2018, aunque resultó aprobado el 3/12/18. El documento figura en Anexo II.

- En diciembre de 2018 se presentaron trabajos a dos congresos, recibiendo la notificación de aceptación en 2019. Recién entonces pudieron abonarse las inscripciones a los congresos, lo que permitirá la publicación de los mismos. Los trabajos presentados son los siguientes:

1. *Díaz, F., Giuliano, M., García, A., Pérez, S., Blanco, G., Sandonato, S., Maldonado, E. (2019). Classification of Parkinson's disease patients through voice parameters collected by mobile devices. Aceptado para su presentación en el 13th World Congress on Controversies in Neurology (CONy2019), Madrid, Spain.*
2. *Giuliano, M., García, A., Pérez, S., Díaz, F., Spossitto, O; Bossero, J. (2019). Selection of voice parameters for Parkinson's disease prediction from collected mobile data. Enviado para su presentación al XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision (STSIVA 2019), Bucaramanga, Colombia.*

El primer trabajo fue aprobado el 22/01/2019 y el aviso de aprobación figura en el Anexo III. El segundo fue aprobado el 22/02/2019 y el aviso de aprobación figura en el Anexo IV.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

II:

Anexo

Protocolo por el Hospital por el Hospital



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018



Gobierno de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires
Ministerio de Salud
Hospital General de Agudos Bernardino Rivadavia
Unidad de Neurología

APROBADO POR EL CEI HBR
FECHA 3-12-18
VERSION 2 DIC 2018

Por ello manifiesto libremente que he comprendido totalmente los alcances de este consentimiento y presto mi conformidad para la utilización de mis datos y los resultados de las muestras obtenidas con fines de investigación.

Si usted accede a esta encuesta por medios electrónicos su respuesta será considerada un consentimiento implícito.

FIRMA PARTICIPANTE:

ACLARACIÓN:

NÚMERO DE DNI:

TELÉFONO O MAIL:

FIRMA DE INVESTIGADOR:

ACLARACION:

CONTACTO DE REFERENCIA: Investigador Dr. Dario Adamec MN 80679. Servicio de Neurología – Hospital Rivadavia – Las Heras 2670 (1425) CABA. TEL: 4802-4269



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018



GOBIERNO DE LA CIUDAD AUTONOMA DE BUENOS AIRES
MINISTERIO DE SALUD
HOSPITAL GENERAL DE AGUDOS BERNARDINO RIVADAVIA
UNIDAD DE NEUROLOGIA

APROBADO POR EL CEI HON
FECHA 3-12-18
VERSION 2 DIC 2018

11. ¿Recibiré algún pago por participar en este estudio? No.
12. ¿Se me cobrará a mí, a mi Obra Social o a mi Prepaga el costo de algunos de estos estudios? No.
13. ¿Una vez que yo haya ingresado, a quien tendría que dirigirme para averiguar más acerca del estudio o para hacer llegar algún reclamo respecto al trato que hubiese recibido? Ud puede contactar a
 - El investigador principal, Dr. Dario Adamec MN 80679. Servicio de Neurología – Hospital Rivadavia – Las Heras 2670 (1425) CABA. TEL: 4802-4269. Mail: neurologia.rivadavia@gmail.com
 - Defensoría del Pueblo de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Venezuela 842 (días hábiles en horario de 10 a 18); comunicarse por teléfono al 4338-4900 o 0810-333-367; escribir vía correo electrónico a consultas@defensoria.org.ar
 - Comité de Ética en Investigación (CEI) del Hospital Bernardino Rivadavia, Las Heras 2670 (C1425ASQ) Ciudad Autónoma de Buenos Aires. 3 piso subiendo por el ascensor frente a la Guardia los días lunes, martes o jueves, en el horario de 8.00 a 11.00 hs, al cual puedo igualmente contactar telefónicamente al 48092055, correo electrónico ceihospitalrivadavia@gmail.com o web www.comiterivadavia.com.ar. El contenido del presente documento ha sido valorado y aprobado por el comité de Ética en Investigación del Hospital Bernardino Rivadavia. Podrá ser contactado por miembros del CEI en el seguimiento que haga de las investigaciones, a cuyos fines se le solicitará proporcionar un teléfono y/o dirección de mail.
14. ¿Después que firme este documento, quien lo guardará? El investigador principal, Dr. Dario Adamec, guardara todos los documentos en relación a la investigación.
15. ¿Puedo pedirle al Dr. a cargo de llevar a cabo esta investigación los resultados cuando haya finalizado el estudio? Si, puede pedirlos al investigador principal Dr. Dario Adamec MN 80679. Servicio de Neurología – Hospital Rivadavia – Las Heras 2670 (1425) CABA. TEL: 4802-4269. Mail: neurologia.rivadavia@gmail.com



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018



GOBIERNO DE LA CIUDAD AUTONOMA DE BUENOS AIRES
MINISTERIO DE SALUD
HOSPITAL GENERAL DE AGUDOS BERNARDINO RIVADAVIA
UNIDAD DE NEUROLOGIA


APROBADO POR EL CER HSA
FECHA 2-12-18
VERSION 2 DIC 2018

HOJA DE INFORMACION PARA EL PACIENTE SOBRE EL ESTUDIO DE INVESTIGACIÓN

1. **¿Cuál es el propósito del estudio?** Evaluación de parámetros de voz en pacientes con diagnóstico de enfermedad de Parkinson
2. **¿Quién puede participar en este estudio?** Pacientes con diagnóstico de enfermedad de Parkinson
3. **¿Por qué debiera yo considerar mi participación como sujeto de investigación en este estudio?** Para aportar datos a una investigación y que así sea más representativos los resultados que se obtengan.
4. **¿Tengo necesariamente que participar en este estudio?** No es obligatorio, si lo desea puede participar.
5. **¿Si acepto participar, puedo cambiar de opinión o retirarme?** Puede dejar el estudio en el momento que lo desee. Se eliminarán sus datos de la investigación.
6. **¿Si decido participar en el estudio, en qué consisten precisamente las evaluaciones?** Consta de una exploración visual del órgano de la voz seguido de una lectura de palabras y texto frente a un micrófono
7. **¿Qué peligros podría experimentar en este estudio?** No presenta ningún riesgo para su persona.
8. **¿Qué harán los investigadores para asegurar que la información que recolectarán sobre mí no caerá en manos equivocadas?** Toda la información recolectada sólo será manipulada por personas que conforman la investigación.
9. **¿Qué beneficios personales puedo yo esperar al participar en este estudio?** si decide participar podrá evaluarse las características de la voz con la posibilidad de mejorar su condición por medio de rehabilitación foniátrica.
10. **¿En qué podría este estudio beneficiar a otros?** Daría información final de que problemáticas tienen los pacientes que se ven a diario en los consultorios más frecuentemente y así poder ayudarlos en los tratamientos.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM


GOBIERNO DE LA CIUDAD AUTONOMA DE BUENOS AIRES
MINISTERIO DE SALUD
HOSPITAL GENERAL DE AGUDOS BERNARDINO RIVADAVIA
UNIDAD DE NEUROLOGIA

APROBADO POR EL COMITÉ DE ÉTICA
MEDICINA 3-12-17
NEUROLOGIA 2 DIC 2018

CONSENTIMIENTO INFORMADO PARA LA REALIZACIÓN DE PROTOCOLO DE INVESTIGACION

Buenos Aires, _____

El investigador _____ me ha explicado y he comprendido en qué consiste el **"ESTUDIO PILOTO DE ANÁLISIS ACÚSTICO DE VOZ EN PACIENTES CON ENFERMEDAD DE PARKINSON"**.

Se me ha explicado que se trata de un estudio para comprender las modificaciones de la voz que se presentan en la enfermedad de Parkinson. Que se trata de un estudio NO invasivo sin riesgo alguno para mi persona, preservando en todo momento mi identidad.

Se me ha explicado que ni yo ni los profesionales implicados obtendremos ningún beneficio económico a partir de la información obtenida.

Se me ha informado que mis datos están protegidos por ley y ante cualquier queja o duda puedo acudir a la Defensoría del Pueblo de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Venezuela 842 (días hábiles en horario de 10 a 16); comunicarse por teléfono al 4336-4900 o 0810-333-367; escribir vía correo electrónico a consultas@defensoria.org.ar o asistir a las diferentes sedes descentralizadas cuyas direcciones, teléfonos y correo electrónico pueden consultarse en la siguiente página web:

<http://www.defensoria.org.ar/subsedes/subsedes10.php>

El contenido del presente documento ha sido valorado y aprobado por el comité de Ética en Investigación del Hospital Bernardino Rivadavia, Las Heras 2670 CABA, al cual puedo igualmente contactar telefónicamente al 48092055, correo electrónico ceihospitalrivadavia@gmail.com o web www.comiterivadavia.com.ar

Las explicaciones me fueron dadas en un lenguaje claro, fueron respondidas todas mis preguntas al respecto y he comprendido adecuadamente las mismas.

3

ESTUDIO PILOTO DE ANÁLISIS ACÚSTICO DE VOZ EN PACIENTES CON ENFERMEDAD DE PARKINSON VERSIÓN 2
DICIEMBRE 2018



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Anexo
Copias

III:

de certificados de participación de integrantes en eventos científicos.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2.7.1
CIE-

SAE 2017

ción Ver Ventana Ayuda 341_Asiistencia_CIE.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

amientas Giuliano, Monica ce... 341_Asiistencia_CIE... x

Se certifica que

Monica Giuliano

ha participado en carácter de ASISTENTE.

Rosario, 17 al 20 de octubre de 2017
Facultad de Ciencias Económicas y Estadística
Universidad Nacional de Rosario

 **Congreso Interamericano de Estadística**
XLV Coloquio de la Sociedad Argentina de Estadística
XXII Reunión Científica del Grupo Argentino de Biometría
Jornadas del Instituto Interamericano de Estadística


Cristina Cuesta
Presidente
Comité Organizador Local


Ernesto Rosa
Presidente
Sociedad Argentina de Estadística


María Gabriela Cendoya
Presidente
Grupo Argentino de Biometría


Enrique de Alba
Presidente
Instituto Interamericano de Estadística

 **Congreso Interamericano de Estadística**
XLV Coloquio de la Sociedad Argentina de Estadística
XXII Reunión Científica del Grupo Argentino de Biometría
Jornadas del Instituto Interamericano de Estadística

Se certifica que se ha presentado el trabajo

IDENTIFICACIÓN DE PERFILES DE LA VOZ EN ENFERMOS DE PARKINSON CON REDES NEURONALES
Berretta Gastón; Giuliano Monica; Maldonado Evangelina; Blanco Gabriel

Rosario, 17 al 20 de octubre de 2017
Facultad de Ciencias Económicas y Estadística
Universidad Nacional de Rosario


Cristina Cuesta
Presidente
Comité Organizador Local


Ernesto Rosa
Presidente
Sociedad Argentina de Estadística


María Gabriela Cendoya
Presidente
Grupo Argentino de Biometría


Enrique de Alba
Presidente
Instituto Interamericano de Estadística



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Identificación de perfiles de la voz en enfermos de Parkinson con Redes Neuronales.

Gastón Berretta¹, Monica Giuliano¹, Evangelina Maldonado², Gabriel Blanco¹.

*¹Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas. ²Departamento de Ciencias de la Salud. Universidad Nacional de la Matanza.
mgiuliano@unlam.edu.ar*

Vinculación entre parámetros de la voz y avance de la enfermedad en pacientes con enfermedad de Parkinson (EP). Si bien el diagnóstico definitivo es histopatológico, se considera que un diagnóstico preliminar en etapas tempranas resulta ser un desafío y una enorme responsabilidad, considerando las implicancias de pronóstico vital y las limitaciones motrices futuras para cada paciente diagnosticado. En esta dirección, se orientan múltiples investigaciones que hacen uso de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en el área de salud, en este caso se trata de predecir el grado de avance de la EP a través de parámetros de la voz grabada de pacientes. A partir de una base pública de enfermos ya diagnosticados (747 observaciones) donde se ha grabado un fonema y se han parametrizado matemática a través de 38 parámetros, de los cuales seleccionamos 36. A su vez el grado de enfermedad está incluido en la base según las respuestas a una versión reducida de la escala PDRS (Parkinson's Disease Rating Scale) y mediante el valor suma de esta escala, que dividimos en 2 categorías. En nuestro trabajo realizamos 3 tipos de análisis con Redes Neuronales. Se plantea un primer acercamiento al problema con una red neuronal perceptrón multicapa con la siguiente arquitectura: capa de entrada, capa de salida y dos capas ocultas Optimizando y revisando los parámetros, llegamos a una configuración que, utilizando la base de datos completa resultó en una clasificación correcta del 89,96%. Luego, manteniendo la configuración, decidimos armar el modelo con un 50% de los datos y evaluando el modelo con el restante 50%, con lo que obtuvimos un 64,34% bien clasificado. Por último armamos el mismo modelo en base a una validación cruzada de 10 iteraciones, obteniendo un 61.32% correctamente clasificado. En base a estos resultados, realizaremos un análisis exploratorio para profundizar en los casos que fueron predichos correctamente, analizando las variables involucradas y descubriendo si existen patrones de comportamiento en estas variables.

Palabras clave

Enfermedad de Parkinson, Voz, PDRS, redes neuronales

Áreas Temáticas: Minería de datos / Salud Humana



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2.7.2 CONAIISI. Congreso Nacional de Ingeniería Informática

-Modelos de minería de datos para el diagnóstico de enfermedad de Parkinson mediante el análisis de voz

Ing. Osvaldo Mario Sposito¹, Ing. Gabriel Blanco², ?? Monica Giuliano³, Lic Luis Fernandez⁴, Lic. Julio César Bossero⁵

¹Decano del Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas. Prof. Titular Cátedra Base de Datos. UNLaM. sposito@unlam.edu.ar

²ViceDecano del Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas. XXXXXX . UNLaM. gblanco@unlam.edu.ar

³ Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas. Prof. Cátedra Probabilidad y Estadística. UNLaM mgiuliano@unlam.edu.ar

⁴ Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas Prof. Cátedra Cálculo Numérico UNLaM lfernaar@yahoo.com.ar

⁵ Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas Prof. Cátedra Elementos de Programación y Base de Datos. UNLaM. jbossero@unlam.edu.ar

Resumen

Un sistema de soporte a la toma de decisiones clínicas (CDSS), es un sistema informático diseñado para servir de apoyo en la toma de decisiones médicas. La evolución de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) han permitido el estudio y clasificación de grandes volúmenes de datos con los algoritmos de minería de datos. Una de las principales ventajas de la minería de datos es su capacidad para generar nuevos conocimientos. En los últimos años, se han realizado investigaciones sobre la conexión entre la enfermedad de Parkinson (EP) y el deterioro del habla. En la actualidad se cuenta con una amplia gama de algoritmos de procesamiento de señales de voz (medidas de disfonía), que permiten determinar la puntuación conocida como Escala de Valoración de la Enfermedad de Parkinson (PDRS por Parkinson's Disease Rating Scale), indicador que mide la gravedad y progresión de la enfermedad de parkinson.

Con técnicas de minerías de datos (MD) en el presente trabajo se pretende clasificar, de acuerdo al PDRS, a pacientes con EP a partir de medidas de parámetros de su voz disponibles en bases de datos.

Con este fin, se trabajó con las bases de datos del proyecto Patient Voice Analysis (PVA), Este proyecto, se basa en el análisis de muestras de voz de paciente, para evaluar la gravedad y las fluctuaciones de los síntomas de la EP.

Para el logro de las metas trazadas se utilizó el software de minería de datos Weka, que contiene una colección de herramientas de visualización y algoritmos para análisis de datos y modelado predictivo.

5 Introducción

La Universidad Nacional de La Matanza (UNLaM), a través de su Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas (DIIT), está comenzando a incursionar en el desarrollo de los denominados sistemas de soporte a la toma de decisiones clínicas (CDSS), estos son sistemas informáticos diseñados para ayudar a la toma de decisiones, en los que las características individuales de los pacientes se utilizan para generar recomendaciones que son presentadas a los médicos para su consideración. Hoy en día existen diferentes proyectos informáticos orientados a tal fin, teniendo cada uno de ellos sus ventajas y desventajas, las que deberán ser evaluadas al momento de decidir su uso [8, 53].

Con el avance de las tecnologías relacionadas con la información, es posible acceder y analizar cantidades ingentes de datos relacionados con la salud y la enfermedad. Esto incluye datos de filiación, pero también los relacionados con los diagnósticos, la gravedad, los resultados analíticos, las pruebas funcionales y la medicación, así como las características de los contactos del enfermo con el sistema sanitario. Disponer de esta gran cantidad de información en formato digital ofrece 3 ventajas importantes: a) mejora su calidad; b) reduce el tiempo marginal de trabajo por parte del personal sanitario, y c) ofrece la posibilidad de utilizar dicha información mediante sistemas automatizados, como la minería de datos [26].

La minería de datos (MD) entre otras técnicas, utiliza Inteligencia Artificial para encontrar patrones y relaciones entre los datos, permitiendo la creación de modelos y representaciones abstractas de la realidad. Con estas herramientas se facilita el análisis de grandes volúmenes de información los individuos, la extracción de patrones, la descripción de tendencias o regularidades y la predicción de comportamientos [17, 27].

Siguiendo la línea de [2-5, 12, 25, 31, 51, 52, 58], se pretende ensayar con 3 técnicas de MD del tipo supervisado, para analizar la posibilidad de clasificar correctamente el nivel de la EP, de acuerdo al PDRS (Parkinson's Disease Rating Scale), que se obtuvo de la base de datos del proyecto Patient Voice Analysis (PDA).

6 Que es el Parkinson

La primera descripción detallada de la enfermedad conocida hoy como enfermedad de Parkinson, fue realizada por James Parkinson en el año 1817 [37]. Este médico caracterizó la enfermedad por "...*Movimientos involuntarios de carácter tembloroso, con disminución de la fuerza muscular, que afectan a partes que están en reposo y que incluso provocan una tendencia a la inclinación del cuerpo hacia delante y una forma de caminar a pasos cortos y rápidos. Los sentidos y el intelecto permanecen inalterados...*". En la actualidad, se considera que la EP pertenece a un grupo de trastornos que tienen su origen en la degeneración de neuronas, por lo que se la describe como una enfermedad neurodegenerativa. En pacientes con EP existe un déficit de dopamina, afectando la vía nigro estriada (pars compacta) que actúa sobre la vía directa en los ganglios de la base. Estos son un grupo de estructuras subcorticales que intervienen en el movimiento voluntario, en la integración de información sensorio-motora, en procesos asociativos, cognitivos y emocionales, como así también, en el comportamiento relacionado con los hábitos (conductas que se realizan casi sin pensar).

La enfermedad constituye un trastorno neurodegenerativo crónico y progresivo del sistema nervioso central, de comienzo gradual, sin sintomatología obvia, y progresión lenta, apareciendo en edades medias, entre 40 y 70 años. La EP tiene una primera fase pre-sintomática que no está suficientemente definida, aunque se cree que dura al menos 10 años. Sus manifestaciones son: dolor en articulaciones y muscular, sin una causa concreta, molestias gastrointestinales, hiposmia, depresión y trastornos del lenguaje [43].

En su fase sintomática, las características más notables son: rigidez al extender o flexionar cualquier segmento corporal (lo que se denomina fenómeno de rueda dentada); temblor de reposo progresivo y asimétrico, que compromete uno de los 4 miembros u otro segmento corporal (mandíbula, cabeza, mentón), para luego extenderse de manera progresiva aunque siempre conservando la asimetría; bradicinesia o dificultad para iniciar el movimiento voluntario; dificultad para actos motores repetidos, representado por la hipomimia, pérdida del balanceo de las extremidades, dificultad para incorporarse de una silla, etc. Con la progresión de la enfermedad, el paciente adopta lentamente una postura anteflectada y una marcha en que apura los pasos como si fuese impulsado. Luego de un número variable de años la enfermedad avanza a un estado de invalidez [44].

Otro síntoma frecuente en la EP es la presencia progresiva de disartria hipocinética (problemas en el habla); se estima que los déficit en el habla están presentes entre el 60-80% de estos enfermos [10].



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

tradicionales para el diagnóstico de la enfermedad, se basan en el análisis de síntomas principalmente relacionadas con la motricidad del paciente, y estos ocurren cuando el 60 % de las células cerebrales que controlan la actividad motora están dañadas. En cambio se observan cambios en la voz aún antes que se manifiesten otros síntomas de la enfermedad.

La ausencia de una prueba diagnóstica de referencia y la falta de pericia clínica son características que pueden hacer subestimar los casos incipientes de EP en una población determinada y provocar, muchas veces, un retraso considerable en su diagnóstico. Si bien el diagnóstico definitivo es histopatológico, se considera que un diagnóstico preliminar, en etapas tempranas, resulta ser un desafío y una enorme responsabilidad, considerando las implicancias de pronóstico vital y las limitaciones motrices futuras para cada paciente diagnosticado.

En esta dirección, se orientan múltiples investigaciones que hacen uso de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) en el área de salud, aplicándolas tanto en la asistencia a personas con cierta dolencia o discapacidad, como en el diagnóstico a distancia, la promoción de pruebas de diagnóstico no invasivas, o el procesado distribuido de datos, entre muchas otras posibilidades. A este conjunto de aplicaciones se le ha dado el nombre de: *Smart Health*.

En el caso de la EP y otras enfermedades neurodegenerativas, diversos estudios [23, 24, 38, 55], han identificado las anomalías presentes en grabaciones de voz de los pacientes, poniendo de manifiesto la posibilidad de usar técnicas de análisis de señales acústicas para el diagnóstico precoz de la enfermedad. Se considera que el diagnóstico de EP a través del análisis de trastornos del habla utilizando sistemas de tele-diagnóstico y tele-monitoreo, no solo evitaría las complicaciones de los métodos invasivos, sino que, además, es de bajo costo y fácil auto administración [38].

En esta misma línea, existe un gran interés en el análisis de patrones del habla con el objetivo de construir modelos predictivos de diagnóstico. En [54], se presenta el análisis de una amplia variedad de muestras de voz que incluyen: vocales sostenidas, palabras y oraciones, obtenidas de un conjunto de ejercicios de pacientes con EP.

7 Datos.

Si bien existen varios grupos de investigadores cuyas líneas de trabajo están vinculadas al estudio de la EP a través de análisis de datos de habla o texto de pacientes que la padecen, podemos mencionar algunos cuyos trabajos sirven de referencia o contexto para este proyecto:

Los integrantes del grupo de investigación Informática Aplicada al Procesado de Señal de la Universidad Politécnica de Madrid (UPM) llevan algunos años trabajando en colaboración con el Centro de Tecnología Biomédica. Fundamentalmente, han desarrollado un modelo biomecánico para modelar las particularidades de aparato fonador y han evaluado diferentes propuestas de extracción paramétrica para detectar la existencia de patologías utilizando la señal de voz de los pacientes [11]. En la Universidad de Oxford, [55, 56], definieron un conjunto de medidas de disfonía y compararon los resultados de usar cuatro algoritmos de selección de características y clasificación binaria en el análisis de 263 muestras correspondientes a 43 pacientes.

En la Fundación INECO de Argentina se ha trabajado en el análisis del lenguaje [21], a partir de discursos espontáneos de un conjunto de pacientes con EP y un grupo control sin EP. Se realizan análisis de variables latentes y se obtienen diferencias en las palabras más utilizadas por el grupo EP y el control.

El proyecto Synapse (<https://www.synapse.org/#>), auspiciado por entidades tales como la fundación LifeSciences del estado de Washington, el National Institute of Mental Health o la fundación Alfred P. Sloan que es una red social para proyectos de investigación. Se trata de una plataforma de código abierto que permite a los usuarios compartir, en tiempo real, recursos y resultados de investigación.

Entre los proyectos de la plataforma, se encuentra el Patient Voice Analysis (PVA) que contiene 779 grabaciones de voz de corta duración (entre 3 y 30 segundos) de 620 individuos con EP realizadas por los propios enfermos, mediante llamadas telefónicas. Esta forma de realizar grabaciones es absolutamente novedosa y, si se extiende, puede proporcionar grandes bases de datos de bajo costo. Además de la grabación los pacientes aportaron información demográfica (edad, género), datos médicos (años desde el primer síntoma, medicación, etc.) y respondieron a las preguntas de los cuestionarios de dos escalas de síntomas de la enfermedad (PDRS y Hoehn & Yahrstage). En las grabaciones de voz se midieron 38 características de la señal. Los datos están recogidos y son accesibles a los usuarios, con las garantías legales y éticas de tratamiento de datos personales. En la propia página¹ se encuentra un primer estudio de los datos PVA realizado por Christine Suver, con el software estadístico R². Después de un procesado inicial, los datos fueron aleatoriamente distribuidos en dos subconjuntos (de 389 y 390 registros) con el fin de disponer de un conjunto de entrenamiento y un conjunto test y se aplicaron distintos algoritmos de modelos predictivos. Los resultados obtenidos no son determinantes. Pero hay que tener en cuenta que los protocolos de calidad en la recogida de datos y grabaciones aún no están bien definidos. El proyecto está vivo y cabe esperar que en un futuro próximo se podrán disponer de datos más depurados que permitan definir modelos [6, 7].

8 Sistema Fonatorio y Producción de la voz.

En la producción de la voz intervienen los pulmones (fuente de energía), la laringe, que contienen las cuerdas vocales, la faringe, las cavidades nasal y bucal, músculos que mueven estos órganos, y los nervios que controlan los movimientos. El control general del sistema se realiza en el cerebro, específicamente, en la corteza neuromotora lingüística.

¹ <https://www.synapse.org/#!Synapse:syn2321745/wiki/65078>

² <https://www.r-project.org/>



La voz cuando

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

se produce el aire expedido

por los pulmones incide en la laringe y en el tracto vocal (faringe cavidad bucal y nasal). Cuando las cuerdas vocales (en realidad dos membranas) se encuentran parcialmente cerradas el aire proveniente de los pulmones las hace vibrar, produciéndose en sonido tonal o sonoro, por ejemplo: cuando se pronuncian las vocales. Esta señal, quasi-periódica puede caracterizarse por su frecuencia fundamental (F0) y sus armónicos asociados (espectro discreto). En cambio, si las cuerdas vocales se encuentran abiertas se produce un sonido de los denominados sordos, por ejemplo: en la pronunciación de la letra s.

Más allá de la apertura o cierre de las cuerdas vocales el sonido que percibimos depende de otros factores: el filtrado, y las articulaciones que se producen en el tracto vocal. El filtrado, se relaciona con la forma que adopta el tracto vocal, generando resonadores acústicos que enfatizan determinadas bandas de frecuencias. A las frecuencias de resonancia asociadas, se las denomina formantes.

Las articulaciones producen oclusiones en el tracto bucal, dando lugar a una modificación a nivel temporal del sonido, consonantes. No hay oclusiones en la pronunciación de las vocales, el tracto vocal se mantiene despejado. Los sonidos vocálicos son los de mayor interés para la determinación de las patologías del habla.

La frecuencia fundamental de los sonidos tonales depende de diversos factores físicos: tamaño y masa de las cuerdas vocales, su visco-elasticidad, la tensión que se aplique, velocidad del flujo de aire proveniente de los pulmones, etc.

9 Habla y Enfermedad de Parkinson

El habla del parkinsoniano se caracteriza por tener una sonoridad e intensidad monótona, de bajo tono y pobremente prosódica, que tiende a desvanecerse al final de la fonación. El habla se produce en lentos ataques y significativas pausas para respirar entre palabras y sílabas, reduciéndose la fluidez verbal [16] y el ritmo [54]. La articulación de los sonidos, tanto linguales, como labiales, se empobrecen [1, 21], reduciendo significativamente su inteligibilidad [46], y dificultando la identificación de su estado emocional e intenciones [49].

Hay similitud entre estas alteraciones y las que se observan en los estados depresivos [9], y se solapan con los cambios que, de forma natural, se producen en el anciano como consecuencia de los cambios fisiológicos producidos en su sistema fonatorio³: modificaciones de la laringe, alteraciones en el sistema respiratorio, en las cavidades de resonancia y en los órganos articulatorios, consecuentes al deterioro en los músculos, cartílagos, articulaciones, ligamentos y mucosa laríngea [13, 36].

En el enfermo de Parkinson se afectan subsistemas relacionados con el control motor del habla: respiratorio, fonatorio y articulatorio; cualquier alteración en uno de estos sistemas afecta a la voz y a la coordinación del habla.

La rigidez asociada a la EP afecta al sistema respiratorio, encargado de facilitar el flujo y presión del aire para generar la voz, lo que se traduce perceptualmente en una voz grave. La eficiencia respiratoria implicada en la fonación puede evaluarse midiendo el tiempo empleado en la pronunciación de vocales; diversos estudios han demostrado que el tiempo de pronunciación de las vocales se reduce significativamente en relación con los sujetos sin patología [35, 42]. Del mismo modo, la enfermedad altera la habilidad y el rango para modular la intensidad de la voz [29, 30], dependientes también de la función respiratoria.

Comúnmente se observa rigidez muscular de la laringe, induciendo un incremento de la tensión laríngea, que se manifiesta mediante una reducción de la variabilidad de la frecuencia fundamental.

El ritmo vibratorio de las cuerdas vocales se altera. La mayoría de las investigaciones informa que los pacientes con EP muestran niveles superiores en la frecuencia fundamental, así como una reducción del rango de frecuencias [19, 47].

En la EP también se observa una disminución en la capacidad para producir prosodia. Esta alteración en prosodia expresiva está documentada y justificada por la reducción [14], variabilidad [42] e intensidad [29, 30] de la F0 en tareas de lectura de párrafos en los que los sujetos debían imitar frases acentuando su contenido emocional.

Diversos estudios han propuesto la utilización de parámetros acústicos de la voz como método objetivo y no invasivo para valorar síntomas iniciales en la EP [30]. Estos biomarcadores permiten el diagnóstico temprano de la enfermedad, así como el análisis de la efectividad de la respuestas a tratamientos con levodopa o quirúrgicos.

Las medidas físicas de la voz humana se basan en el empleo de diversos parámetros acústicos que reflejen las tres dimensiones perceptibles del sonido: amplitud, tono y estructura temporal. La amplitud (cuyo principal parámetro es la intensidad) es una medida de la presión sonora al transmitirse la voz en el medio aéreo, expresada en decibelios (dB), dependiente de la amplitud de la vibración de las cuerdas vocales y de la presión subglótica [20]; el tono se expresa mediante la F0 de la señal vocal, medida en hertzios (Hz); por último, los parámetros derivados del tiempo tienen relación con la tasa y rapidez de la vocalización. La representación de las variables físicas es altamente compleja a causa de la variabilidad de la energía espectral de la voz.

La frecuencia fundamental es la principal unidad de análisis acústico. Sus valores varían a lo largo de la vida y según los sexos. Niños y niñas tienen una frecuencia media de 240 Hz hasta la pubertad, en la que los varones tienen un descenso hasta los 110 Hz (la voz se torna más grave), mientras que las mujeres se mantienen en 210 Hz. Hacia la tercera edad aumenta la frecuencia de los hombres a 140 Hz y disminuye en las mujeres a 190 Hz en promedio. Estos valores se modifican en la voz

³ La fonación es el trabajo muscular realizado para emitir sonidos inteligibles, es decir, para que exista la comunicación oral.



senil,

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

reduciéndose la F_0 en las mujeres a 175 Hz aproximadamente, mientras que se incrementa en el hombre a 130 Hz a los 70 años y a 160 Hz a los 90 años [13].

Existe consenso en considerar el incremento en los niveles de la F_0 como uno de los principales marcadores de alteración en la voz en la EP [30,20], Metter y Hanson pusieron de manifiesto que el incremento en la F_0 es paralelo a la gravedad de los síntomas y al avance de la enfermedad [42].

Se ha observado la variabilidad temporal de la frecuencia fundamental (jitter) y la amplitud (shimmer) en ciclos consecutivos. Se encuentra que estos parámetros toman valores superiores en enfermos con enfermedad de parkinson [32, 33]. Se asume que estos cambios involuntarios producidos en los pacientes con enfermedad de parkinson reflejan la disminución en la capacidad de los músculos laríngeos para mantener una posición fija en la pronunciación sostenida de las vocales [18]. Otro parámetro acústico que refleja el ruido presente en la señal de voz, la razón ruido/armónicos, también ha mostrado diferencias significativas al comparar la voz de los pacientes con EP y controles [33].

10 Materiales y Métodos

En este trabajo, se utilizó la información disponible en el proyecto PVA, cuya base de datos contiene 779 muestras de voz de pacientes, con distintos grados de parkinson. Las grabaciones contienen una pronunciación sostenida de la letra a. Para su análisis han medido y publicado 38 parámetros de la voz. Los parámetros 1 y 2 miden la frecuencia fundamental y su variabilidad temporal (jitter). El parámetro 3 es similar al 2. Los parámetros 4 y 5 miden variaciones temporales de la señal. Los parámetros 6 a 19 se usan en reconocimiento del habla y están asociados al filtrado y las articulaciones, es decir que, responden a la forma y oclusiones del tracto vocal en la pronunciación. Los parámetros 20-32 responden a variaciones temporales medias de la forma y oclusiones. Los parámetros del 36 al 38 miden la distribución de la potencia de la señal de voz en las bandas 0-0.5, 0.5-1 y 1-2 KHz.

Los parámetros anteriores se basan en el modelado lineal de la señal de habla. En cambio los parámetros 33, 34 y 35 son medidas de diafonías modernas, que modelan las alinealidades presentes en los sistemas biológicos. Se estima, que son más precisos en la medición de características. El parámetro 33 mide la capacidad que tienen las cuerdas vocales de mantener una oscilación estable, cuantifica desviaciones en la periodicidad, estimando la componente estocástica presente en de la señal de voz. El parámetro 34 caracteriza el ruido turbulento. Las disfonías causadas por el cierre incompleto de las cuerdas vocales pueden incrementar este parámetro.

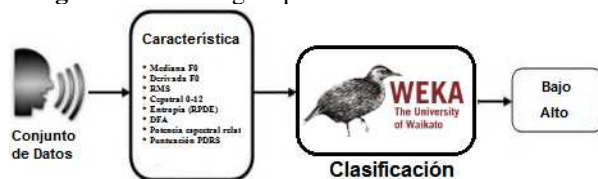
El parámetro 35 también mide variaciones del tono pero en una escala logarítmica. En la escala usual es más difícil separar las variaciones normales del tono (vibrato y micro-temblores) de las variaciones producidas por la disminución del control del tono del enfermo de parkinson.

El vibrato y micro-temblor depende del tono medio en una persona normal, por lo tanto, se acentúan estas características cuando se las mide es una escala convencional en personas de voz aguda.

La metodología que aplicaremos en este trabajo se puede observar en la imagen 1. Consta de tres pasos:

- Recolección de conjuntos de datos
- Extracción de características y
- Clasificación mediante la herramienta WEKA.

Imagen 1. Metodología aplicada.



Como ya se mencionó el conjunto de datos utilizado en este documento fue creado por el proyecto PVA de Synapse. Consta de 74 atributos, para este trabajo sólo se tomaron los relacionados con las características de la voz. En la imagen 2 se puede observar la descripción y los valores que toman cada uno.

Imagen 2. Nómina de atributos utilizados.



Código	FPI-009	
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto	
Usuario	Director de proyecto de investigación	
Atributo	Descripción	Valor
feature01	Median F0	real, Hz
feature02	Mean absolute F0 time derivative	real, Hz^2
feature03	Median absolute F0 time derivative	real, Hz^2
feature04	Mean absolute value of time derivative of RMS power	real, Hz
feature05	Median absolute value of time derivative of RMS power	real, Hz
feature06- feature19	Median cepstral coefficients 0-12 for entire voice recording	13 x real
feature20- feature32	Mean absolute time derivative of cepstral coefficients 0-12 across entire voice recording	13 x real
feature33	Recurrence period density entropy (RPDE) Hnorm	real
feature34	Detrended fluctuation analysis (DFA) scaling parameter alpha	real
feature35	Modified pitch period entropy (PPE)	real
feature36	Relative spectral power 0-500Hz	real
feature37	Relative spectral power 500-1kHz	real
feature38	Relative spectral power 1kHz-2kHz	real
pdrs	Categorización. Atributo Clase (Class)	Bajo, Alto

De los 779 registros originales después de realizar el pre-procesamiento nos quedaron 747 registros.

10.1 Software de Minería de datos.

Actualmente existen varios paquetes y complementos, cada uno con sus propias características, que permiten aplicar diferentes técnicas de MD al conjunto de datos con el que trabajamos.

Para este proyecto se optó por WEKA, acrónimo de Waikato Environment for Knowledge Analysis, es un entorno para experimentación de análisis de datos que permite aplicar, analizar y evaluar las técnicas más relevantes de análisis de datos, principalmente las provenientes del aprendizaje automático, sobre cualquier conjunto de datos del usuario [59].

Se optó por esta herramienta por que su licencia es GNU-GLP (software libre). Además, Weka contiene una colección de algoritmos para realizar análisis de datos y modelado predictivo, como también varias herramientas para la visualización de estos datos, además provee una interfaz gráfica que unifica las herramientas para que estén a una mejor disposición.

10.1.1 Preparación de los datos.

Los datos de entrada, sobre los que operarán las técnicas implementadas en Weka, deben estar codificados en un formato específico, denominado Attribute-Relation File Format (extensión ".arff"). La herramienta permite cargar los datos en tres soportes: fichero de texto, acceso a una base de datos y acceso a través de internet sobre una dirección URL de un servidor web. En nuestro trabajo usaremos ficheros de texto. Los datos tienen que estar dispuestos en el fichero de la forma siguiente: cada instancia en una fila, y con los atributos separados por comas. El formato de un fichero arff sigue la estructura siguiente:

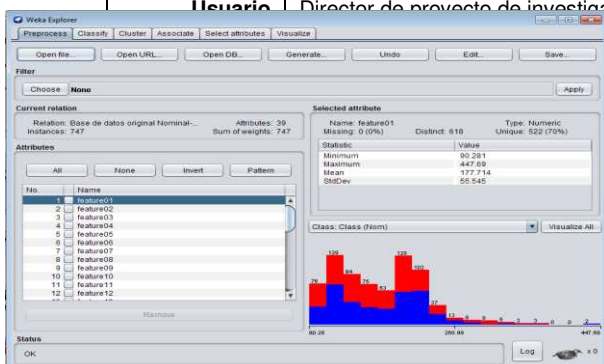
```
% comentarios
@relation NOMBRE_RELACION
@attribute r1 real
@attribute i2 integer ...
@attribute s1 {v1_s1, v2_s1, ...vn_s1}
@data DATOS
```

Por lo tanto, los atributos pueden ser principalmente de dos tipos: numéricos de tipo real o entero (indicado con las palabra real o integer tras el nombre del atributo), y simbólicos, en cuyo caso se especifican los valores posibles que puede tomar entre llaves. Una vez preparado el archivo .arff, el mismo es cargado en Weka. En la siguiente imagen se ve la ventana Weka Explorer [59].

Imagen 3. Interfaz de Explorer con la pestaña Preprocess activada



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
	Unidad de la UNLaM



El objetivo de este dominio es construir un clasificador que permita clasificar la *suma reproporcionada del puntaje del estudio* (pdrs_score). El mismo se dividió en 2 clases: *Alta y Baja*. En la ventana mostrada en la imagen 3 se observa en su parte izquierda el número de datos o instancias (747), el número de atributos (39 = 38 más la clase) y el nombre de los atributos. Recordemos que hay dos posibles clases, que en el gráfico aparecen representadas con diferentes colores.

10.1.2 Clasificación (Classify)

Para construir un clasificador para los datos, se ingresa a la pestaña *Classify*, que se encuentra en la región superior izquierda de la ventana, imagen 3. Se elige el clasificador pulsando el botón *Choose*.

Weka presenta 4 opciones de test, es decir, la manera de computar el porcentaje esperado de aciertos. Estas opciones son:

- **Use training set:** En este caso usaremos para hacer el test el mismo conjunto que el de entrenamiento (el que se va a usar para construir el clasificador). Ya sabemos que esta opción nos dará un porcentaje demasiado optimista.
- **Supplied test set:** Si tenemos un fichero con datos de test distintos a los de entrenamiento, aquí es donde podemos seleccionarlo
- **Cross validation:** Se calcula el porcentaje de aciertos esperado haciendo una validación cruzada de k hojas (podemos seleccionar k, que por omisión es de 10 carpetas).
- **Porcentage split:** En este caso, se dividirá el conjunto de entrenamiento que habíamos seleccionado en la pestaña de Preprocess (el archivo .arff) en dos partes: los primeros 66% de los datos para construir el clasificador y el 33% finales, para hacer el test. Podemos seleccionar el porcentaje para entrenamiento (por omisión, es de 66%).

10.2 Algoritmos propuestos

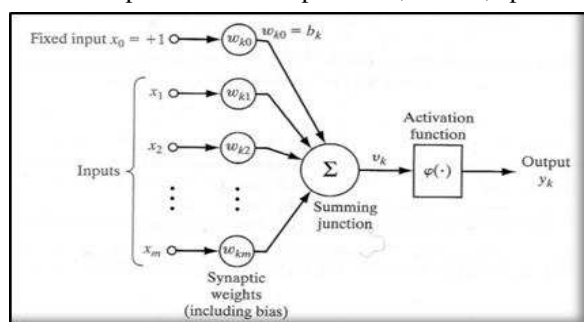
10.2.1 Red Neuronal Artificial

Las redes neuronales artificiales (RNA) son sistemas de procesamiento de la información de estructura y funcionamiento inspirados en las redes neuronales biológicas [60]. Las RNA están compuestas por una red distribuida de elementos que realizan procesos simples, denominados neuronas. Este sistema, emula, en cierto grado, al proceso complejo que se realiza en el cerebro, modelando cada neurona, como una operación simple con un peso sináptico. El objetivo, es que la red de neuronas en su conjunto, pueda realizar tareas más complejas que cada individuo aislado. El sistema se entrena determinando los pesos sinápticos adecuados para resolver una tarea.

Si bien existen varias formas de modelar una neurona, la forma no-lineal presentada a continuación en la imagen 4 es la más aceptada. Consiste en un elemento básico que realiza una suma ponderada de las entradas con un peso característico de la neurona (bias o sesgo). La salida es el resultado de evaluar una función no lineal en el valor de la suma realizada.

Imagen 4. Modelo no lineal de una neurona, con el bias asignado como peso sináptico

Las RNA aprenden de la experiencia, esto es, aprenden a llevar a cabo ciertas tareas mediante un entrenamiento con ejemplos



ilustrativos. Con este entrenamiento o aprendizaje, crean su propia representación interna del problema, por tal motivo se dice que son autoorganizadas. Posteriormente, pueden responder adecuadamente cuando se les presentan situaciones a las que no habían sido expuestas, es decir, las RNA son capaces de generalizar, de casos anteriores a casos nuevos.

10.2.2 Arquitecturas

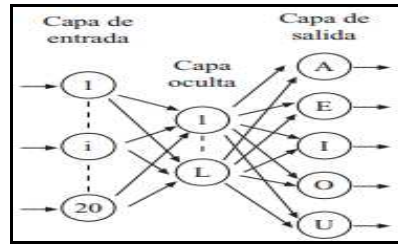
Las neuronas que componen una RNA se organizan de forma jerárquica formando capas. Una capa o nivel es un conjunto de neuronas cuyas entradas de información provienen de la misma fuente (que puede ser otra capa de neuronas) y cuyas salidas de información se dirigen al mismo destino (que puede ser otra capa de neuronas). En este sentido, se distinguen tres tipos de capas: la capa de entrada que recibe la información del exterior; la o las capas ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema y, por tanto, no tienen contacto con el exterior; por último, la capa de salida que envía la respuesta de la red al exterior, imagen 5.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Imagen 5.

Arquitectura de tres capas de una RNA.



En función de la organización de las neuronas en la red formando capas o agrupaciones podemos encontrarnos con dos tipos de arquitecturas básicas: redes multicapa y redes monocapa. Consisten en un gran número de elementos simples de procesamiento llamados nodos o neuronas que están organizados en capas. Cada neurona está conectada con otras neuronas mediante enlaces de comunicación, cada uno de los cuales tiene asociado un peso. Los pesos representan la información que será usada por la red neuronal para resolver un problema determinado.

Para determinar el número de neuronas ocultas de cada capa suele utilizarse reglas “*ad hoc*” que, aunque no resulten matemáticamente justificables, han demostrado un buen comportamiento en diversas aplicaciones prácticas [15]. Entre las que se encuentran:

- *La regla de la pirámide geométrica*: se basa en la suposición de que la capa oculta ha de ser inferior al total de variables de entrada, pero superior al número de variables de salida. La fórmula es:

$$\sqrt{NxM} \quad (1)$$

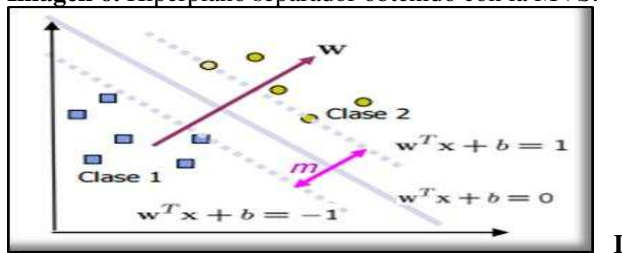
Siendo N el número de variables de entrada y M el total de neuronas de salida.

- *La regla de la capa oculta-capas de entrada*: según esta regla el número de capas ocultas está relacionado con el número de neuronas de entrada. En particular suele aplicarse la regla 2 x 1, de forma que el número de neuronas ocultas no puede ser superior al doble del número de variables de entrada. En este trabajo esta opción.

10.2.3 Máquinas de Soporte Vectorial

Una Máquina de Soporte Vectorial (MVS o SVM por su nombre en inglés Support Vector Machines) es una nueva técnica de clasificación a la que se le ha prestado atención en años recientes [27]. La teoría de las MVS está basada en la idea de minimización de riesgo estructural (SRM). En muchas aplicaciones, tiene un desempeño superior al de las máquinas de aprendizaje tradicional, como las redes neuronales. La MVS es una herramienta poderosa para resolver problemas de clasificación. Una MVS primero mapea los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor (i.e.: si los puntos de entrada están en $2 \mathbb{R}$ entonces son mapeados por la MVS a $3 \mathbb{R}$) y encuentra un hiperplano que los separe y maximice el margen m entre las clases en este espacio como se aprecia en la siguiente imagen.

Imagen 6. Hiperplano separador obtenido con la MVS.



10.2.4 Árboles de Decisión.

En Weka encontramos los algoritmos de clasificación de árboles de decisión en la sección “*Trees*”, en esta primer experiencia utilizaremos el algoritmo J48 que contiene Weka, que corresponde al algoritmo de árboles C4.5 [27]. En este algoritmo para cada nodo del árbol se elige un atributo de los datos que divida el conjunto de muestras de forma más eficiente. Es decir, que particione los datos en buenos subconjuntos de una clase u otra. Se utiliza el criterio de ganancia de información o *diferencia de entropía*⁴ para elegir el atributo que dividirá los datos. El atributo que posea la mayor ganancia de información normalizada se elige como parámetro de decisión. El algoritmo continúa de forma recursiva subdividiendo cada conjunto generado en el paso anterior. Cuando un conjunto es puro la recursión se detiene.

Este algoritmo realiza 3 pasos base para la recursión, éstos son:

⁴ En el ámbito de la teoría de la información la entropía, también llamada entropía de la información y entropía de Shannon (en honor a Claude E. Shannon), mide la incertidumbre de una fuente de información.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

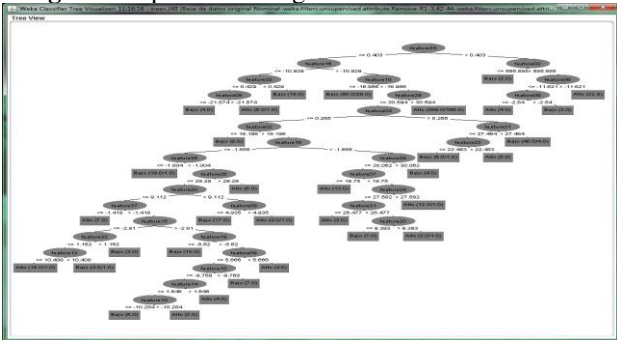
✓ Todas las

muestras en la lista pertenecen a la misma clase. Cuando esto sucede, simplemente crea un nodo de hoja para el árbol de decisión diciendo que elija esa clase.

- ✓ Ninguna de las características proporciona ninguna ganancia de información. En este caso, J48 crea un nodo de decisión más arriba del árbol utilizando el valor esperado de la clase.
- ✓ Instancia de la clase previamente no vista encontrada. Una vez más, el algoritmo J48 crea un nodo de decisión más arriba en el árbol con el valor esperado.

El parámetro más importante que deberemos tener en cuenta es el factor de confianza para la poda (**Confidence Level**). Este valor influye en el tamaño y capacidad de predicción del árbol construido. A probabilidad menor, se exige que la diferencia en los errores de predicción antes y después de podar sea más significativa para no podar. El valor sugerido es del 0.25%. Según baje este valor, se permiten más operaciones de poda. Otra forma de variar el tamaño del árbol es a través del parámetro *M* que especifica el mínimo número de instancias o registros por nodo del árbol. En este trabajo se usaron los valores que trae Weka por defecto.

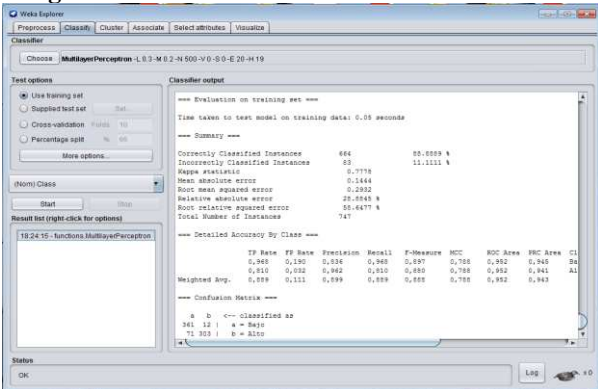
Imagen 7. Representación gráfica del árbol en Weka.



10.3 Rendimiento del Clasificador

Una vez que se seleccionó el método de clasificación y el modo en que se va a correr el test, pulsando el botón STAR, el software comienza a correr el algoritmo y entregará una salida similar a la imagen 8.

Imagen 8. Salida del clasificador en Weka.



El desempeño de los algoritmos de aprendizaje automático es típicamente evaluado a través de una Matriz de Confusión (MC) como se ilustra en la imagen 9 (la imagen de este ejemplo es para un problema de 2 clases). La misma es una matriz cuadrada en la que se compara la clasificación del algoritmo con la verdad de los datos. A través de la matriz de confusión se evalúa la exactitud de la clasificación, situando en las filas las clases o categorías de predicas y en las columnas las mismas clases para la verdad de los datos.

Imagen 9. Matriz de confusión diádica genérica.

Matriz de Confusión		Clase Verdadera	
		Positivos	Negativos
Clase Predicha	positivos	VP	FP
	negativos	FN	VN
Total columna		P	N

Valores



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Verdaderos positivos (VP) Falsos positivos (FP)
 Verdaderos negativos (VN) Falsos negativos (FN)

El significado de los valores que se expresan en una MC son los siguientes: Verdadero positivo (VP) representan las muestras correctamente clasificadas como verdaderas mientras que eran verdaderas; los Verdaderos negativos (VN) indican el número de muestras clasificadas como falsas, mientras que en realidad eran falsas; Los otros dos valores indican el número de muestras clasificadas erróneamente. Específicamente, los Falso Negativos (FN) denota el número de muestras clasificadas como falsas, mientras que en realidad eran verdaderas y los Falsos positivos (FP) indican el número de muestras clasificadas como verdaderas, mientras que en realidad eran falsas [27]. En la siguiente imagen se ilustra la MC que entregó Weka luego de haber corrido el algoritmo RNA.

```
=== Confusion Matrix ===
      a  b  <-- classified as
361  12 | a = Bajo
 71 303 | b = Alto
```

Imagen 10. Matriz de confusión de Weka.

10.3.1 Métricas de Rendimiento

La Sensibilidad y la Especificidad miden la validez de una prueba diagnóstica, es decir, *en qué grado un ensayo mide lo que se supone debe medir*. Podemos interpretarlas de la siguiente manera:

- **Sensibilidad** (también conocida como *recall*): es la probabilidad de que, dado que un individuo de una clase realmente esté en dicha clase, la prueba lo detecte. Es decir, podemos estimar esta probabilidad como:

$$\text{sensibilidad} = \frac{VP}{P} \quad (2)$$

- **Especificidad:** es la probabilidad de que, dado que un individuo no está realmente en una clase, la prueba llegue a la misma conclusión. La estimamos como:

$$\text{especificidad} = \frac{VN}{N} \quad (3)$$

- **Exactitud:** Se calcula como el número de unidades clasificadas correctamente, sobre el número total de unidades consideradas. Se obtiene sumando los elementos de la diagonal divididos por el Total de observaciones. Este índice tiende a sobrestimar la bondad de la clasificación. Sus valores se encuentran en el intervalo [0, 1], siendo la clasificación mejor cuanto más se acerque a la unidad.

$$\text{exactitud} = \frac{VP + VN}{P + N} \quad (4)$$

Weka entrega algunos otros indicadores:

- **Tiempo:** Esto se conoce como el tiempo necesario para completar el entrenamiento o el modelado de un conjunto de datos. Se representa en segundos.
- **Estadística Kappa:** Una medida del grado de acuerdo no aleatorio entre observadores o mediciones de la misma Variable categórica.
- **Error absoluto medio:** El error absoluto medio es el promedio de la diferencia entre el valor predicho y el valor real en todos Casos de prueba; Es el error de predicción promedio.
- **Curvas ROC (Receive Operating Characteristics):** Son una metodología desarrollada para analizar un sistema de decisión. Trabaja con las nociones de Sensibilidad y Especificidad. Mediante esta representación de los pares (1-especificidad, sensibilidad) obtenidos al considerar todos los posibles valores de corte de la prueba, la curva ROC nos proporciona una representación global de la exactitud diagnóstica. La curva ROC es necesariamente creciente, propiedad que refleja el compromiso existente entre sensibilidad y especificidad: si se modifica el valor de corte para obtener mayor sensibilidad, sólo puede hacerse a expensas de disminuir al mismo tiempo la especificidad. Si la prueba no permitiera discriminar entre grupos, la curva ROC sería la diagonal que une los vértices inferior izquierdo y superior derecho. La exactitud de la prueba aumenta a medida que la curva se desplaza desde la diagonal hacia el vértice superior izquierdo. Si la discriminación fuera perfecta (100% de sensibilidad y 100% de especificidad) pasaría por dicho punto [39].



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

11 Resultados Experimentales

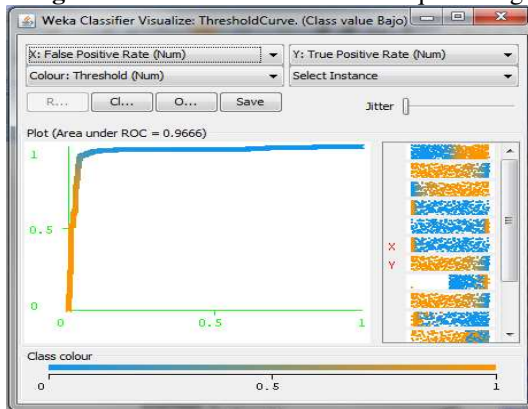
Los resultados se resumen en la Tabla 1. Se comparan los resultados en forma conjunta obtenidos a partir de los algoritmos utilizados: Red Neuronal Artificial (RNA), Máquina de Soporte Vectorial (MVS) y Árboles de decisión (AD) algoritmo J48. Se observa en la tabla que la exactitud en la clasificación es muy superior en el caso de RNA (91,96%) y sigue en importancia el AD (73,76%), mientras que en MVS solo se alcanza un 59,97%.

Tabla 1. Tabla con los resultados de los algoritmos.

Rendimiento	RNA		MVS		AD	
Matriz de Confusión	327	46	235	138	212	161
	14	360	161	213	35	339
Tiempo	16.11ms		0.16ms		0.17ms	
Exactitud	91.96%		59.97%		73.76%	
Sensibilidad	0.96%		0.59%		0.86%	
Especificidad	0.87%		0.60%		0.67%	
Estadística Kappa	0.839		0.199		0.475	
Error abs. medio	0.105		0.400		0.328	
Curvas ROC	0,967		0,600		0,811	

En la Tabla 1 también se destacan todos los indicadores de RNA como mayores y los MVS como menores.

Imagen 11. Gráfico de la curva ROC que entrega Weka para la corrida de una RNA.



En la Imagen 10 se observa la curva ROC de RNA con un área de 0.9767.

12 Conclusión y futuro ámbito de aplicación

Los resultados son muy buenos con RNA y buenos con AD, en cuanto a indicadores estadísticos.

En una próxima etapa es necesario complementar la interpretación con especialistas médicos que permitan comparar la clasificación con las características clínicas de los enfermos de Parkinson y las características de la voz de los pacientes. Esto se tomará como punto de partida para la elaboración de una propia base de datos para pacientes residentes en Argentina.

13 Referencias

- [1] Ackermann H, Ziegler W. Articulatory deficits in parkinsonian dysarthria: an acoustic analysis. J Neurol Neurosurg Psychiatry 1991; 54: pp. 1093-1098.
- [2] Akin Ozcift, "SVM Feature Selection Based Rotation Forest Ensemble Classifiers to Improve Computer-Aided Diagnosis of Parkinson Disease". En Journal of Medical Systems. 2011. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/51103036>
- [3] Athanasios Tsanasa, Max A. Littlea, Patrick E. McSharrya, Lorraine O. Ramige, "Nonlinear speech analysis algorithms mapped to a standard metric achieve clinically useful quantification of average Parkinson's disease symptom severity". En J. R. Soc. Interface. .2010. Disponible en: <http://rsif.royalsocietypublishing.org/content/early/2010/11/11/rsif.2010.0456>
- [4] Athanasios Tsanas, Max A. Little, Patrick E. McSharry, Jennifer Spielman, Lorraine O. Ramig, "Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of Parkinson's disease", en IEEE Trans Biomed Eng. 2012. Disponible en:



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22249592>

- [5] Athanasios Tsanas, “Accurate telemonitoring of Parkinson’s disease symptom severity using nonlinear speech signal processing and statistical machine learning”. Tesis Univ of Oxford, St. Cross College. 2015. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19932995>
- [6] Bot, B. M., Suver, C., Neto, E. C., Kellen, M., Klein, A., Bare, C., ...& Friend, S. H. (2016). The mPower study, Parkinson disease mobile data collected using ResearchKit. Scientific data, 3. (doi: 10.1038/npjparkd.2016.6)
- [7] Chaibub Neto, E, 2014; PVA Challenge Dry Run Report by Elias and the PVA Challenge Dry Run Team. <https://www.synapse.org/#!/Synapse:syn2321745/wiki/65078>)
- [8] Carabio, A., Silva Layes, E., Frola, F., Falappa, M., “Bioingeniería Aplicada en el Diagnóstico de Enfermedades”, en 7º Congreso Argentino de Informática y Salud, CAIS 2016. Disponible en: http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/58059/Documento_completo.pdf-PDFA.pdf?sequence=1
- [9] Cummings JL, Masterman DL. Depression in patients with Parkinson’s disease. *Int J Geriatr Psychiatry* 1999; 14: pp. 711-718.
- [10] De Letter M, Santens P, Borsel, JV. The effects of levodopa on word intelligibility in Parkinson’s disease. *J Commun Disord* 2005; 28: pp. 187-196.
- [11] Díaz-Pérez, F., García-Nieto, E., Ros, A. y Claramunt, R. (2014) Best estimation of spectrum profiles for diagnosing femoral prostheses loosening. *Medical Engineering & Physics*, 36(2): 233 –238. (<http://dx.doi.org/10.1016/j.medengphy.2013.11.005>).
- [12] Durga, P., Sutha Jebakumari, V., Shanthi, D., “Diagnosis and Classification of Parkinsons Disease Using Data Mining Techniques”, en *International Journal of Advanced Research Trends in Engineering and Technology (IJARTET)* Vol. 3, 2016. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/305471644_Diagnosis_and_Classification_of_Parkinsons_Disease_Using_Data_Mining_Techniques
- [13] Fernández S, Ruba D, Marqués M, Sarraqueta L. Voz del anciano. *Rev Med Univ Navarra* 2006; 50: pp. 44-48.
- [14] Flint A, Black S, Campbell-Taylor I, Gailey G, Levinton C. Acoustic analysis in the differentiation between Parkinson’s disease and major depression. *J Psycholinguist Res* 1992; 21: pp. 383-399.
- [15] Flórez López, R., Fernández, J., “Las Redes Neuronales Artificiales Metodología y Análisis de Datos en Ciencias Sociales”. Editor Netbiblo, 2008 ISBN 8497452461, 9788497452465
- [16] Flowers KA, Robertson C, Sheridan MR. Some characteristics of word fluency in Parkinson’s Disease. *J Neurolinguistics* 1995; 9: pp. 33-46
- [17] Frank Dávila Hernández, Yovannys Sánchez Corales, “Técnicas de minería de datos aplicadas al diagnóstico de entidades clínicas”, en *Revista Cubana de Informática Médica* 201. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1684-18592012000200007
- [18] Gallena S, Smith PJ, Zeffiro T, Ludlow CL. Effects of levodopa on laryngeal muscle activity for voice onset and offset in Parkinson disease. *J Speech Lang Hear Res* 2001; 44: pp. 1284-1299.
- [19] Gamboa J, Jiménez-Jiménez FJ, Nieto A, Montojo J, Orti-Pareja M, Molina JA, et al. Acoustic voice analysis in patients with Parkinson’s disease treated with dopaminergic drugs. *J Voice* 1997; 11: pp. 314-320
- [20] Gamboa J, Jiménez-Jiménez FJ, Mate MA, Cobeta I. Alteraciones de la voz causadas por enfermedades neurológicas. *Rev Neurol* 2001; 33: pp. 153-68.
- [21] García, A M., Carrillo, F., Orozco-Arroyave, J.R., Trujillo N., Vargas-Bonilla J. F., Fittipaldi, S., Adolphi, F., Nöth, E., Sigman, M., Fernández-Slezak, D., Ibáñez, A. & Cecchi, G. A. (2016) How language flows when movements don’t: An automated analysis of spontaneous discourse in Parkinson’s disease. *Brain and Language*, 162:19-28, (<http://dx.doi.org/10.1016/j.bandl.2016.07.008>).
- [22] Gentil M, Pinto S, Pollak P, Benabid A. Effect of bilateral stimulation of the subthalamic nucleus on parkinsonian dysarthria. *Brain Lang* 2003; 85: 190-6.
- [23] Gómez-Vilda, P., Alvarez-Marquina, A., Rodellar-Biarge, V., Nieto-Lluis, V., Martínez-Olalla, R., Vicente-Torcal, M., et al. (2015a) Monitoring Parkinson’s disease from phonation improvement by log likelihood ratios. In: *Bioinspired Intelligence (IWOBI)*, 4th International Work Conference, p. 105–110. (doi:10.1109/IWOBI.2015.7160152)
- [24] Gómez-Vilda, P., Vicente-Torcal, M., Ferrández-Vicente, J., Álvarez Marquina, A., Rodellar-Biarge, V., Nieto-Lluis, V., et al. (2015b) Parkinson’s disease monitoring from phonation biomechanics. In: Ferrández Vicente, J.M., Álvarez Sánchez, J.R., de la Paz López, F., Toledo-Moreo, F.J., Adeli, H., editors. *Artificial Computation in Biology and Medicine*; vol. 9107 of *Lecture Notes in Computer Science*. (http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-319-18914-7_25)
- [25] Hariganesh, S., Gracy Annamary, S., “A Survey of Parkinson’s Disease Using Data Mining Algorithms”, en *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, Vol. 5 , 2014, Disponible en: <http://ijcsit.com/docs/Volume%205/vol5issue04/ijcsit2014050424.pdf>
- [26] Hernández Gómez, H., “Aplicación de minería de datos a información de pacientes prediabéticos”, en *Revista Iberoamericana de Producción Académica y Gestión Educativa* ISSN 2007 - 8412. 2014. Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. Disponible en: <https://www.pag.org.mx/index.php/PAG/article/view/19/27>



[27]
Orallo,

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Hernández
J., Ramírez
Quintana,

- M., and Ferri Ramírez, C. "Introducción a la Minería de Datos". Ed. Pearson. 2004.
- [28] Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J. (2009) *The Elements of Statistical Learning*. New York, Springer.
- [29] Hertrich I, Ackermann H. Gender-specific vocal dysfunctions in Parkinson disease: electroglottographics and acoustic analyses. *Ann Otol Rhinol Laryngol* 1995
- [30] Holmes RJ, Oates JM, Phyland DJ, Hughes AJ. Voice characteristics in the progression of Parkinson's disease. *Int J Lang Commun Disord* 2000; 35: pp. 407-418.
- [31] Ismail Saritas, Murat Koklu, Kemal Tutuncu, "Performance Of Classification Techniques On Parkinson's Disease", Disponible en:
http://www.worldresearchlibrary.org/up_proc/pdf/568-148612078711-15.pdf
- [32] Jiang J, Lin E, Wang J, Hanson DG. Glottographic measures before and after levodopa treatment in Parkinson's disease. *Laryngoscope* 1999; 109: pp. 1287-1294.
- [33] Jiménez F, Gamboa J, Nieto A, Guerrero J, Ortí-Pareja M, Molina J, et al. Acoustic voice analysis in untreated patients with Parkinson's disease. *Parkinsonism Relat Disord* 1997; 3: pp. 111-116.
- [34] Kent RD, Kim HH, Weismer G, Kent JF, Rosenbek BR, Brooks, et al. Laryngeal dysfunction in neurological disease: amyotrophic lateral sclerosis, Parkinson disease, and stroke. *J Med Speech Lang Pathol* 1994; 2: pp. 157-175.
- [35] King JB, Ramig LO, Lemke JH, Horii Y. Parkinson's disease: longitudinal changes in acoustic parameters of phonation. *J Med Speech Lang Pathol* 1994; 2: pp. 29-42
- [36] Linville SE. Voice disorders of aging. In Kent RD, ed. *The MIT encyclopedia of communication disorders*. Boston: MIT Press; 2004. pp. 72-75.
- [37] Langston, J. W. (2002). Parkinson's disease: Current and future challenges. *Neuro Toxicology*, vol. 23, no. 4-5, pp. 443–450, 2002.
- [38] Little, M.A, McSharry, P. E., Hunter, J. E. Spielman, J. & Ramig, L. O. (2009). Suitability of dysphonia measurements for tele monitoring of Parkinson's disease," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 56(4):1010–1022.
- [39] López de Ullibarri Galparsoro I, Pita Fernández, S. "Curvas ROC" , S., en Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística. Complejo Hospitalario Juan Canalejo. A Coruña (España). 2011. Disponible en:
http://www.fisterra.com/mbe/investiga/curvas_roc/curvas_roc2.pdf
- [40] Maletic, J. I., Collard, M. L., and Marcus, A., "Source Code Files as Structured Documents", in *Proceedings 10th IEEE International Workshop on Program Comprehension (IWPC'02)*, Paris, France, June 27-29 2002, pp. 289-292.
- [41] Martínez-Sánchez, F. (2010). Trastornos del habla y la voz en la enfermedad de Parkinson. *Revista de Neurología*, 51(9), 542-550. ([https://webs.um.es/franms/Publicaciones_files/Parkinson%20\(2010\).pdf](https://webs.um.es/franms/Publicaciones_files/Parkinson%20(2010).pdf))
- [42] Metter J, Hanson W. Clinical and acoustical variability in hypokinetic dysarthria. *J Commun Disord* 1986; 19: pp. 347-366.
- [43] Micheli F, Luquin-Piudo MR. (2012). *Movimientos anormales: Clínica y terapéutica*. 1ra edición. Editorial: Panamericana.
- [44] Micheli, F., Fernandez Pardal, M. (2013). *Neurología*. 2ª ed, Editorial Panamericana.
- [45] Mekyska, J., Janousova, E., Gomez-Vilda, P., Smekal, Z., Rektorova, I., Eliasova, I., Kostalova, M., Mrackova, M., Alonso-Hernandez, J., Faundez-Zanuy, M., López-de-Ipiña, K. (2015) Robust and complex approach of pathological speech signal analysis, *Neurocomputing*, Volume 167, 1, Pages 94-111
- [46] Miller N, Allcock L, Jones D, Noble E, Hildreth AJ, Burn D. Prevalence and pattern of perceived intelligibility changes in Parkinson's disease. *J Neurol Neurosurg Psychiatry* 2007; 78: pp. 1188-1190.
- [47] Mori H, Kobayashi Y, Kasuya H, Kobayashi N, Hirose H. Evaluation of fundamental frequency (F0) characteristics of speech in dysarthrias: a comparative study. *Acoust Sci Technol* 2005; 26: pp. 540-543.
- [48] Orozco-Arroyave, J., Belalcazar-Bolaños, E., Arias-Londoño, J., Vargas-Bonilla, J., Skodda, S., Ruz, J., Daqrouq, K., Honig, K., Noth, E. (2015). Characterization Methods for the Detection of Multiple Voice Disorders: Neurological, Functional, and Laryngeal Diseases. *IEEE Journal Of Biomedical And Health Informatics*, Vol. 19, No. 6, Pp 1820-1828.
- [49] Pell MD, Cheang HS, Leonard CL. The impact of Parkinson's disease on vocal-prosodic communication from the perspective of listeners. *Brain Lang* 2006; 7 :pp. 123-134.
- [51] Sajid Ullah Khan, " Classification of Parkinson's Disease Using Data Mining Techniques", en *Journal of Parkinson's disease & Alzheimer's disease*, 2015. Disponible en: <http://www.avensonline.org/wp-content/uploads/JPA-2376-922X-02-0008.pdf>
- [52] Saloni, R. K. Sharma, Anil K. Gupta, "Voice Analysis for Tlediagnosis of Parkinson Disease Using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines", en *I.J. Intelligent Systems and Applications*, 2015, Disponible en:
<http://www.mecs-press.org/ijisa/ijisa-v7-n6/IJISA-V7-N6-4.pdf>
- [53] Silva Layes, M., Falappa, M., Simari, G., "Sistemas de soporte a las decisiones clínicas", en 24to Congreso Argentino de Informática y Salud, CAIS 2013 42 JAIIO - CAIS 2013 - ISSN: 1853-1881 - Page 291. Disponible en:
<http://42jaiio.sadio.org.ar/proceedings/simposios/Trabajos/CAIS/29.pdf>
- [54] Skodda S, Schlegel U. Speech rate and rhythm in Parkinson's disease. *Mov Disord* 2008; 23: 985-92.



[55]
Little,

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Tsanas, A.,
M.A.,
McSharry,

P. E. y Raming, L. O. (2010) Nonlinear speech signal algorithms mapped to a standard metric achieve clinically useful quantification of Parkinson's disease symptom severity. *Journal of the Royal Society Interface* 8(59): 842-855.

[56] Tsanas, A., Little, M.A., McSharry, P. E., Spielman, J. y Raming, L. O. (2012) Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of Parkinson's disease. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 59(5): 1264-1271 doi: 10.1109/TBME.2012.2183367

[57] Vanaja, S., Ramesh kumar, K., "Analysis of Feature Selection Algorithms on Classification: A Survey", en *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 96– No.17, 2014 .Disponible en: <http://research.ijcaonline.org/volume96/number17/pxc3896910.pdf>

[58] Venkateswara Rao, Satya Narayana, Kaladhar, "Intelligent Parkinson Disease Prediction Using Machine Learning Algorithms", *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* Volume 3, 2013. Disponible en: http://www.ijeit.com/Vol%203/Issue%203/IJEIT1412201309_33.pdf

[59] Witten IH, Frank E, Hall MA. "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", 3ra Edition ed. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers; 2011.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Using Classification Algorithms for Telemonitoring Parkinson's Disease Severity

Francisco Díaz-Pérez¹, Alfonso García-López¹, Manuel Rubio-Sánchez², and
Agustín Álvarez-Marquina¹

¹ Universidad Politécnica de Madrid, Spain

² Universidad Rey Juan Carlos, Madrid, Spain

Abstract. There has been much recent research into the connection between Parkinson's disease (PD) and speech impairment. The findings prove the suitability of monitoring voice features, for tracking PD severity. *The Patient Voice Analysis Project* (<https://www.synapse.org>) is a public on line platform in which PD patients provide voice recordings and information about their symptoms. This platform has great potential to obtain large databases that, in addition to facilitate patient monitoring, help in PD research. The PVA data set consists of 779 remote, non-invasive, self administrated speech tests, with sustained vowel phonation, and self reported outcomes of Parkinson's Disease Rating Scale questionnaire. With this data set, we have used machine supervised learning classification algorithms for modeling PD severity (five classes) from voice recordings of patients. The best results for the multi-class classification problem have been obtained with a KNN algorithm and features selection. Results show how public telemonitoring platforms could facilitate large-scale clinical trials into novel PD treatments.

1 Introduction

Parkinson's Disease (PD), described in 1817 as "shaking palsy" by Doctor James Parkinson, is a neurodegenerative disorder of central nervous system that affects the control mechanism of the human body [6]. Given that age is an important risk factor for PD and the fact that the population is growing older, the prevalence of PD could rise bigger in the near future. At present there is no cure for PD, although medication may alleviate some of symptoms and improve quality of live for the patient. Early diagnosis and frequent tracking are important. Traditional methods, with clinical assessment, for monitoring Parkinson progression are expensive. Furthermore for PD patients physical visits to the clinic are very difficult. There is a need for inexpensive and objective clinical tool to track PD symptom progression. The development in information technology and telecommunication would offer a good opportunity for telemonitoring. In recent years the number of computer-based systems to provide diagnostic and monitoring support to clinicians has increased considerably.

People with Parkinson (PWP) suffer tremors, slowness of movement, rigidity and postural instability. But the early PD symptoms include disorders in the



2.7.4

13th

Congress on Controversies in Neurology (CONy2019)

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

CONy.
World





Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

<http://www.comtecmed.com/cony/2019/abstracts.aspx>

Differentiation between healthy individuals and Parkinson's disease patients through the voice.

Giuliano¹, M., Díaz², F., García², A., Pérez¹, S., Blanco¹, G., Sandonato³, S., Maldonado³, E.

¹Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas de la Universidad Nacional de La Matanza. Buenos Aires, Argentina.

²Universidad Politécnica de Madrid. España.

³Departamento de Ciencias de la Salud de la Universidad Nacional de La Matanza. Buenos Aires, Argentina.

mgiuliano@unlam.edu.ar; fdiaz@etsisi.upm.es

Abstract

The mPower: Mobile Parkinson Disease Study is an observational study developed to evaluate the feasibility of remotely collecting information about Parkinson's disease (PD) symptoms. With the mPower App, voice recordings have been collected by volunteer participants with their own smartphones, which was then added to each individual PD diagnosis. In this paper we present a basic analysis of the voice data and a feature extraction process on a sample of 2218 participants.

OpenSMILE software was used to extract 62 parameters in each recording. Statistical analysis was performed to identify diagnosis through such parameters and some demographical variables. Principal component analysis (PCA), analysis of variance (ANOVA), and multilayer perceptron (MLP) were used in order to build a prediction model. The 62 initial parameters were reduced to 5:

1. Mean of logarithmic F0 on a semitone frequency scale.
2. Mean of the ratio of the energy of the spectral harmonic peak at the first formant's centre frequency to the energy of the spectral peak at F0 in voiced regions
3. Coefficient of variation of the ratio of the energy of the spectral harmonic peak at the first formant's centre frequency to the energy of the spectral peak at F0 in voiced regions
4. Mean of linear regression slope of the logarithmic power spectrum within 0–500 Hz band entropy.
5. Mean Jitter of the deviations in individual consecutive F0 period lengths

Diagnostic prediction models obtained similar predictive capacity with 62 or 5 parameters (approximately at 0.67). Such value increases to 0.82 if gender and age are taken into consideration.

The use of acoustic voice parameters has been proposed as an objective and non-invasive method for the early diagnosis of the disease. This work contributes to identify voice parameters that allow, through prediction models, remote monitoring of patients, reducing costs and inconveniences.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2.7.5

STSIVA
XXII

Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision.

**STSIVA
2019**

This certificate is awarded to

Mónica Giuliano

who presented a paper in the

XXII International Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision
24 - 26 April, 2019
Universidad Industrial de Santander
Bucaramanga, Colombia

Ph.D. Henry Arguello Fuentes
President of the IEEE SPS Colombian Chapter
General Chair STSIVA 2019

Ph.D. (c) Tatiana Carolina Gelvez Barrera
General Cochair STSIVA 2019



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

Selection of voice parameters for Parkinson's disease prediction from collected mobile data

Monica Giuliano
Engineering Department

Universidad Nacional de La Matanza
San Justo, Argentina
mgiuliano@unlam.edu.ar

Francisco Díaz Pérez

Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad Politécnica de Madrid
Madrid, Spain
fdiaz@etsisi.upm.es

Alfonsa García-López

Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad Politécnica de Madrid
Madrid, Spain
alfonsa.garcia@etsisi.upm.es

Silvia Pérez

Engineering Department
Universidad Nacional de La Matanza
San Justo, Argentina
sperez@unlam.edu.ar

Oswaldo Sposito

Engineering Department
Universidad Nacional de La Matanza
San Justo, Argentina
sposito@unlam.edu.ar

Julio Bossero

Engineering Department
Universidad Nacional de La Matanza
San Justo, Argentina
jbossero@unlam.edu.ar

Abstract— Voice disorders, which can aid in the diagnosis of Parkinson's Disease (PD), can be measured by acoustic tools. The demographic data and the recordings of the vowel phonation /a/ from the available database mPower were analyzed. We searched for a parsimonious model that achieved a reduction from 62 to 5 features. We used neural networks Multilayer Perceptron (MLP) and Logistic Regression (LR) to identify Parkinson's disease (PD) from non- Parkinson's disease (non-PD) individuals through a phonation feature, gender and age. The area under the receiver operating characteristic (AUC-ROC) curve obtained was over 0.82.

Keywords—*Parkinson disease, voice parameters, mobile data, classification models.*

I. Introduction

Parkinson's Disease (PD), described in 1817 as "shaking palsy" by Doctor James Parkinson, is a neurodegenerative disorder of the central nervous system that affects the control mechanism of the human body [1]. In addition to the fact that traditional clinical assessment for monitoring Parkinson's progression is expensive, PD patients may have trouble attending medical visits for control. Thus, there is a need for an inexpensive and objective clinical tool to track PD symptom progression. The growing developments in information technology and telecommunication offer a good opportunity for remote monitoring.

Voice disorders can be measured by acoustic tools and there is a great deal of research aiming at the automatic evaluation of pathological voice patterns [2, 3] and their relationship with PD [4, 5, 6, 7].

In this context, it has been usual to collect voice recordings and extract different features. The following features of speech signals have been measured in order to determine their influence on PD: Fundamental Frequency or Pitch [4, 8, 5, 9]; Shimmer, Jitter, HNR [4, 5, 8, 9]; Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) [10, 7] and non linear

dysphonia measures such as: Pitch Period Entropy (PPE), Detrended Fluctuation Analysis (DFA), Recurrence Period Density Entropy (RPDE) [4, 9, 11]. Some features are highly correlated with each other, which suggested the use of features selection methods [9, 11, 12, 13, 14, 15]. The current study utilized an open-access dataset named "mPower" available at Synapse (<https://www.synapse.org/>). Synapse is a platform that allows scientific content sharing (data, code, results). The Synapse mPower (*Mobil Parkinson Disease Study*) is an observational smartphone-based ongoing study that pilots new approaches to monitoring key indicators of PD progression and diagnosis. It supplements traditional behavioral symptom measurements with novel metrics from sensor-rich mobile devices. As a scalable, inexpensive, and non-invasive method for frequent measurement and tracking of symptoms, the Parkinson's mPower app has been able to survey a large, longitudinal cohort of volunteers with PD and healthy controls, who provide their voice recordings and demographic data, and do several memory, tapping and walking activities [12]

From the available database mPower, the demographic data and the recordings of the vowel phonation /a/ were analyzed. We sought to identify the diagnosis of Parkinson's disease (PD) and non Parkinson's disease (non-PD) from the acoustic analysis of phonation. We searched for a parsimonious model with reduction of the number of parameters collected for classification of people with and without PD diagnosis.

II. METHODOLOGY

A. The data

Coded study data, consisting of survey responses and mobile sensor measurements, were stored in Synapse for controlled distribution to researchers. From the data base available in the mPower-Synapse platform, 62 voice parameters were extracted using OpenSmile software. These



feature
s were
attache

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

significant
contributio
n of the

d to some individuals' demographic data: age, gender, PD diagnosis (true/false), years since diagnosis, years of medication. From phonation recordings, the audios and the medication time point (med time-point) at the time of the recording were gathered.

2253 people, at least 35 years of age, were identified. For each, a recording of the phonation of the vowel /a/ was selected. PD diagnosis (true/false) was regarded as a classification variable. Afterwards, cases with inconsistencies in diagnosis and year since diagnosis, start time of medication and medication time point (med-time-point), were eliminated from the base resulting in 2222 cases, 933 PD and 1289 non-PD.

B. Statistical methods

Parametrization of each recording was performed in 62 linear features using OpenSmile software. Statistical analyses were performed to identify the relevant variables that predict PD diagnosis through these parameters and some demographic variables. For such purpose, the following techniques were used: Principal Component Analysis (PCA), Analysis of Variance (ANOVA), neural networks Multilayer Perceptron (MLP) and Logistic Regression (LR). To check the performance of the classification model, the Area Under the Receiver Operating Characteristic (AUC-ROC) Curve was used. Such method measures discrimination, that is, the ability of the test to correctly classify those with and without the disease.

III. RESULTS

From the available mPower database, the audios parametrized with OpenSmile were joined in 62 specific variables of voice parameters with the demographic data of the people. The following demographic data were used: age, gender, diagnosis (professional diagnosis), years since diagnosis (diagnosis-year), and medication start year. From the phonation recordings, the audios and the medication time point at the time of the recording were analyzed. Initially, there were 51420 different voice recordings. We identified 2253 people with different health codes and 35 years of age or older. For each person, a recording of the /a/ vowel phonation was selected.

Professional diagnosis (true-false) of Parkinson's was taken as a class variable. Then, the inconsistent cases between diagnosis, year since diagnosis (diagnosis-year), medication start year and medication time point (med time-point) at the time of the recording were eliminated from the base. Finally, a total of 2222 cases remained, 933 PD and 1289 non-PD.

A. Reduction of variables

We performed cyclical analysis of variable reduction from the initial 62 parameters of the recorded voice. Principal Components Analysis (PCA) was performed with 76.1% of the variance and we went from 62 to 33 components, considering 18 factors with autovalue greater than 1, the unexplained variables and the most used in the bibliography (1 or 2 variables per factor plus those not explained by the model).

PCA was then carried out with 69.5% of the variance with 9 factors considering the greatest variance explained and the

autovalues with respect to the previous ones (disregarding low contributions of the last two factors with autovalue greater than 1). Nine variables remained, one for each factor, the one with the highest factorial load or, in case of having to decide between mean and deviation of a variable, the mean was chosen.

Cluster K mean was then carried out with 9-factor PCA and 6 groups remained, one of them with only 4 cases that were eliminated, leaving a total of 2218 cases and 5 groups. ANOVA was then applied to the 9 diagnostic variables in the 5 groups and variables without differences in mean values were eliminated, leaving 5 variables, namely:

- d1: Mean of logarithmic F0 on a semitone frequency scale.
- d2: Mean of the ratio of the energy of the spectral harmonic peak at the first formant's center frequency to the energy of the spectral peak at F0 in voiced regions
- d3: Coefficient of variation of the ratio of the energy of the spectral harmonic peak at the first formant's center frequency to the energy of the spectral peak at F0 in voiced regions
- d4: Mean of linear regression slope of the logarithmic power spectrum within 0–500 Hz band entropy.
- d5: Mean Jitter of the deviations in individual consecutive F0 period lengths.

With the results obtained, the 62 initial parameters were reduced to 5 significant parameters for the differentiation of PD and non-PD diagnosis.

Multilayer neural networks analysis was performed with 70% training and 30% sample testing. AUC-ROC curves were compared as shown in Table 1. The predictive capacity of the diagnostic models with 62, 33, 9 and 5 parameters was similar according to the values of the AUC-ROC area. This validates the selection of 5 variables.

TABLE I. AUC-ROC AREA ACCORDING TO THE NUMBER OF VARIABLES ANALYZED IN NEURAL NETWORKS.

Number of voice variables /parameters	Neural network. AUC
62	0.666
33	0.687
9	0.673
5	0.681

B. Prediction of PD and non-PD diagnosis

We used software R to MLP network with two layers. A two-layer MLP network is a fully-connected feed-forward neural network consisting of an input layer (which is not counted since its neurons are only for representation and thus, do no processing), a hidden layer, and an output layer (PD or non-PD)

It was used for training and testing experiments. The sample was separated by 70% training and 30% testing (666 PD and 886 non-PD)



The ROC curve

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

“Medication time point” is

for MLP model with 5 voice parameters, in addition to age and gender is observed in Fig. 1. The area under that curve is $AUC = 0.826$.

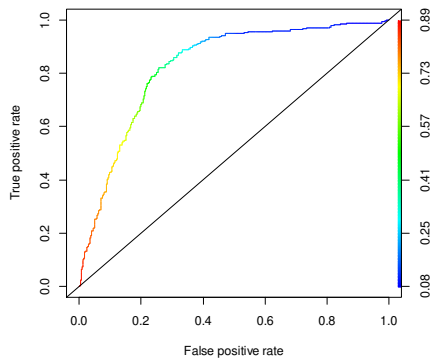


Fig. 1. MLP model: ROC curve

LR was carried out with the same sample. The ROC curve for LR model with 5 voice parameters, in addition to age and gender is observed in Fig. 2. The area under that curve is $AUC = 0.832$.

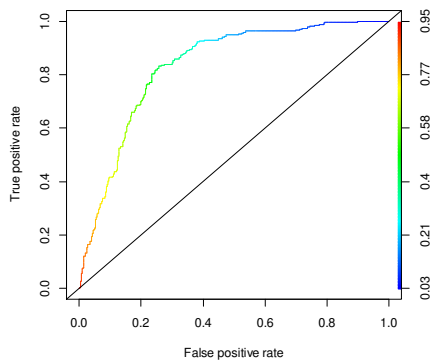


Fig. 2. LR Model

The MLP model with 5 variables, age, gender and medication point is observed with $AUC = 0.972$. However, the result doesn't converge with LR. AUC-ROC curve according to the number of variables analyzed considering RLP and LR are summarized in Table II.

TABLE II. SUMMARY OF THE RESULTS CONSIDERING RLP AND RL

Number of voice variables /parameters	Independent variables	AUC RLP	AUC LR
5	sex / age	0.826	0.832
5	Sex / age /medication time point	0.972	No converge

IV. CONCLUSIONS

The contribution of this work lies in the selection of five simple-to-measure linear parameters of the voice from the free software OpenSMILE. Besides the selection of 5 variables from the original 62, the study analyzed the statistical relevance of individuals' age and gender. Predictive capacities superior to 0.82 were obtained for the identification of PD and non-PD diagnosis comparing neural networks and logistic regression models.

an important variable that should be taken into account when recording patients' voice.

With the mPower App, voice recordings were collected by volunteer participants with their own Smartphone, and this data were then added to the prediction model of PD diagnosis. Cell phone recordings both allow for monitoring of Parkinson's patients at a low cost and detection of alterations that require attendance to the medical consultation.

13.1.1.1 Acknowledgment

This work has been funded by PROINCE-C199 Project, Universidad Nacional de La Matanza, Argentina.

13.1.1.2 References

- [1] J. Langston, Parkinson's disease: Current and future challenges, *Neurotoxicology* 23 (4-5) (2002) 443-450.
- [2] D. G. Silva, L. C. Oliveira, M. Andrea, Jitter estimation algorithms for detection of pathological voices, *EURASIP Journal of Advances in Signal Processing* (2009) 1-9.
- [3] J. P. Teixeira, C. Oliveira, C. Lopes, Vocal acoustic analysis- Jitter, shimmer and HNR parameters, *Procedia Technology* 9 (2013) 1112-1122.
- [4] A. Tsanas, M. A. Little, P. E. McSharry, L. O. Ramig, Accurate telemonitoring of Parkinson's disease progression by noninvasive speech test, *IEEE Transactions of Biomedical Engineering* 57 (4) (2010) 884-893.
- [5] Dixit, V. Mittal, Y. Sharma, Discrimination of People with Parkinson (PWP) disease on the basis of voice parameter analysis, *International Journal of Computer Applications* 94 (13) (2014) 9-14.
- [6] R. A. Shirvan, E. Tahami, Voice analysis for detecting Parkinson's disease using genetic algorithm and KNN classification method, in: *18th Conference on Biomedical Engineering, Theran, IEEE, 2011*, pp. 278-283.
- [7] A. Benba, A. Jilbab, A. Hammouch, Discriminating between patients with Parkinson and neurological diseases using cepstral analysis, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 24 (10) (2016) 1100-1108.
- [8] B. E. Sakar, M. E. Isenkul, C. O. Sakar, A. Sertbas, F. Gurgen, S. Delil, H. Apaydin, O. Kursun, Collection and analysis of a Parkinson speech dataset with multiple types of sound recordings, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 17 (4) (2013) 828-834.
- [9] M. Peker, B. Sen, D. Delen, Computer-aided diagnosis of Parkinson's disease using complex-valued neural networks and mRMR feature selection algorithm, *Journal of Healthcare Engineering* 6 (3) (2015) 281-302.
- [10] A. Tsanas, M. A. Little, P. McSharry, J. Spielman, L. O. Ramig, Novel speech signal processing algorithms for high accuracy classification of Parkinson's disease, *IEEE Transactions of Biomedical Engineering* 59 (5) (2011) 1264-1271.
- [11] M. A. Little, P. E. McSharry, E. J. Hunter, J. Spielman, L. O. Ramig, Suitability of dysphonia measurements for telemonitoring of Parkinson's disease, *IEEE*



Tr
an
sa

Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

ctions of Biomedical Engineering 56 (4) (2009) 1015-1022.



Código	FPI-009
Objeto	Guía de elaboración de Informe de avance y final de proyecto
Usuario	Director de proyecto de investigación
Autor	Secretaría de Ciencia y Tecnología de la UNLaM
Versión	3
Vigencia	13/3/2018

2.8.2 XXIV Jornada Internacional de Ingeniería en Sistemas- JINIS2017 Comparación de Algoritmos de Clasificación

Silvia N. Pérez

Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas
Universidad Nacional de La Matanza, Buenos Aires, Argentina
sperez@unlam.edu.ar

Resumen

Una de las tareas más importantes abordadas en el análisis de datos trata con el problema de clasificación. El problema de predicción asociado puede corresponder, por ejemplo, a realizar diagnósticos primarios de una enfermedad, asignar estatus crediticio a clientes bancarios, filtrar mensajes de correo no deseado, etc. Las técnicas empleadas para estas tareas son muy variadas e incluyen regresión logística, redes bayesianas, árboles de clasificación, entre otras. Para realizar la comparación entre estas metodologías se dispone de indicadores como el área bajo la curva ROC, precisión o medidas de tipo estadístico. En esta presentación se evalúa la performance de distintos algoritmos según algunas particularidades de los conjuntos de datos.

Palabras clave: Clasificación supervisada. Métricas de evaluación.

1. Introducción

En el proceso de elegir una técnica adecuada para clasificación se debe considerar una medida de comparación. Varias son las técnicas usuales para abordar el problema, aunque es necesario tomar consideraciones para su utilización.

Algunas de las técnicas de clasificación supervisada más utilizadas en el ambiente de ciencia de datos son los modelos de regresión logística, redes bayesianas y árboles de clasificación ([4]). Esto se debe a que son simples y fáciles de implementar, y a la vez tienen buen rendimiento para una amplia variedad de problemas. En [5], por ejemplo, se muestra la comparación entre Regresión Logística (RL) y Naive Bayes sobre varios conjuntos de datos concluyendo que, salvo situaciones de pequeños datasets, los modelos de regresión logística logran una mejor predicción que el otro modelo.

En esta presentación se consideran modelos de regresión logística, redes bayesianas ingenuas (Naive Bayes) y árboles de clasificación de tipo C5.0, correspondientes a una versión más eficiente del clásico C4.5, y máquinas de vector soporte. Sobre algunos conjuntos de datos, se compara el comportamiento de cada modelo según sea el tamaño de muestra de la base de datos considerada y según desbalance entre clases. Por último, se analizan indicadores para la clasificación multiclase en un conjunto de datos.

2. Comparación de clasificadores

Es reconocido el hecho de que no existe 'el mejor' clasificador. Cada uno tiene características particulares que lleva a comportarse según sea la base de datos bajo análisis ([1], [3]). Aun así, es posible detectar algunos comportamientos típicos cuando se trabaja con escaso número de instancias o casos, o cuando la clase objetivo es muy minoritaria respecto a otra.

En este trabajo se presentan algunos ejemplos de este tipo y se analiza la performance de distintos algoritmos de clasificación, considerando en principio clase binaria y por último múltiple.

En todos los casos se respetó el criterio de ajustar el modelo sobre una base de entrenamiento, y evaluarlo sobre otra, llamada base de testeo o testing.

Comparación según tamaño del conjunto de datos

El primer conjunto de datos corresponde a una base de Préstamos Bancarios con datos de comportamiento de pago de 500 clientes (variable target: Default) en la que se consideraron 6 variables numéricas, habiendo hecho previamente una selección de las disponibles en la base original. Las clases están balanceadas, siendo 208 positivos (clientes en default) sobre los 500 casos. Se ajustaron tres modelos: regresión logística, Naive Bayes y árboles de clasificación (C5.0) sobre subconjuntos de tamaño creciente. Para observar el comportamiento de los algoritmos según el tamaño del conjunto de datos, fijado un valor k , se ajustó cada modelo sobre datos de entrenamiento de tamaño $2k$ seleccionado al azar y se lo evaluó sobre datos de testing de tamaño k . Sobre las medidas de evaluación consideradas, AUC y precisión (accuracy), se tomó el promedio sobre 100 repeticiones del experimento.

En la Fig.1 se muestra el comportamiento del área bajo la curva ROC (AUC) medida según el tamaño de muestra creciente para cada uno de los clasificadores.

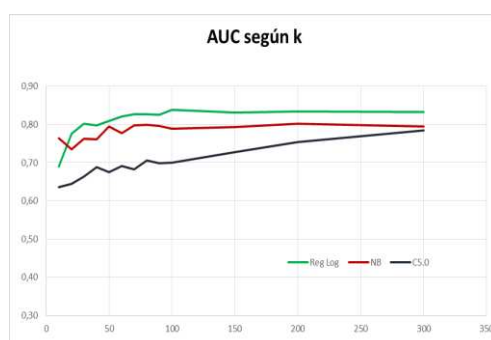


Fig. 1: Área bajo la curva ROC de los tres clasificadores según tamaño de base de testing ($k = \#(\text{test})$).

Se puede observar que, si el número de datos es escaso, se puede esperar que Naive Bayes supere la capacidad predictiva de regresión logística, pero a medida que crezca el número de casos la regresión logística logrará una mejor capacidad predictiva. Para C5.0, sin embargo, esta medida resulta siempre menor a los otros clasificadores, aunque los valores no difieren demasiado para tamaños mayores a 200. Estos resultados están de acuerdo con lo observado por [5], mostrando que el clasificador generativo NB tiene mejor comportamiento con muestras pequeñas.

Comparación según desbalance

El desbalance en la distribución de las clases causa frecuentemente que los algoritmos tengan pobre captación de la clase minoritaria [6]. Esto puede tener graves consecuencias dado que el costo de mala clasificación en dicha clase suele ser mucho mayor que el costo de mala clasificación en el resto. Sobre la base utilizada anteriormente, donde la clase objetivo es el 41% del total, se construyeron subconjuntos con desbalance indicado por el porcentaje de casos positivos. Los algoritmos ajustados se evaluaron según la capacidad predictiva a partir del área bajo la curva ROC. Se utilizó dicho valor para comparar los distintos modelos y establecer su performance. La Tabla 1 da los valores correspondientes en el conjunto de testing en los modelos RL, NB y de máquinas de vector soporte con kernel radial (SVM).

% de positivos	Reg Log	NB	C5.0	SVM
41%	0.82	0.76	0.62	0.61
25%	0.82	0.76	0.51	0.60
13%	0.83	0.83	0.64	0.5
7%	0.80	0.76	0.50	0.5

Tabla 1: Area bajo la curva ROC según proporción de la clase objetivo

Comparación para clasificación múltiple

Cuando la variable a predecir tiene más de dos clases, la evaluación de modelos con el criterio de la curva ROC no es aplicable dado que esta compara sólo pares. Para mostrar un caso de evaluación en clasificación múltiple se considera un conjunto de datos correspondiente a registros de individuos con enfermedad de Parkinson, obtenido de Synapse (<https://www.synapse.org/>). La clasificación está dada en 4 clases y se corresponden con distintos grados de severidad según las respuestas de la escala PDRS (Parkinson's Disease Rating Scale). A los enfermos se ha grabado un fonema resultando en 38 variables medidas. Detalles de los datos y la escala usada pueden verse en [2].

Se entrenaron modelos SVM y NB, observando porcentajes de clasificación correcta de 0.401 y 0.333, respectivamente. Estos valores resultan muy pobres, evidentemente, aunque debe notarse que estas medidas no necesariamente captan la dimensión de los errores más graves para el problema: el costo de clasificación errónea es mayor si la diferencia entre la clase pronosticada y la real son muy distintas.

Real/predicho	1	2	3	4
1	56	0	1	2
2	26	0	0	3
3	25	1	0	1
4	28	0	1	3

Tabla 2: tabla de clasificación para SVM

Real/predicho	1	2	3	4
1	46	8	0	5
2	20	5	0	4
3	20	5	0	2
4	15	9	5	3

Tabla 2: tabla de clasificación para NB

Las Tablas 2 y 3 muestran la clasificación según los algoritmos ajustados en el conjunto de test, y sirven de base para construir medidas de evaluación costo-sensitivas.


3. Conclusiones

La tarea de clasificación contempla dos grandes elecciones: el modelo o algoritmo a utilizar y la medida para evaluarlo. Si bien hay múltiples alternativas y es probado que no existe el mejor modelo para todas las situaciones, es importante tomar en cuenta que los resultados dependen de factores como el desbalance o el tamaño del conjunto de datos. Asimismo, las medidas a utilizar deben tomar en cuenta el tipo de datos y, sobre todo, el objetivo particular del análisis.

Referencias

- [1] [Demšar, J. \(2006\). Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets. *The Journal of Machine Learning Research*. 7, p.1-30.](#)
- [2] Díaz-Pérez, F. García-López, A. Rubio-Sánchez, M and Álvarez-Marquina, A. Using Classification Algorithms for Telemonitoring Parkinson's Disease Severity. in *Advances in Data Mining 17th Industrial Conference on Data Mining*. New-York. July. 12-16 2017. Publicado por Ibai-Publishing. ISSN:1864-9734 pp123-131.
- [3] [Fernández-Delgado, M., Cernadas, E.; Barro, S.; Amorim, D. \(2014\). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *The Journal of Machine Learning Research*. v.15 n.1. p.3133-3181.](#)
- [4] Hastie, T.; Tibshirani, R. y Friedman, J. (2001). *The Elements of Statistical Learning – Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer, Nueva York.
- [5] Ng A. Y., Jordan M. I. (2002). On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes. Proceedings in *Advances in Neural Information Processing Systems NIPS-14*. Vancouver. British Columbia. Canada.
- [6] Orriols, Albert y Bernadó-Mansilla, Ester (2005). "The Class Imbalance Problem in Learning Classifier Systems: A Preliminary Study". Proceeding in *Enginyeria i Arquitectura La Salle Universitat Ramon Llull*. Barcelona. España.



I Workshop en Reconocimiento de Patrones


San Justo, 27 de noviembre de 2017


Se certifica que

Mónica Giuliano

DNI: 17.770.124

asistió al "I Workshop en Reconocimiento de Patrones: Conceptos y Aplicaciones", dictado el 21 de noviembre en esta Casa de Altos Estudios.


 Dr. Daniel Giulianelli
 Secretario de Investigaciones Tecnológicas


 Mg. Gabriel Blanco
 Vicedecano

Acción Ver Ventana Ayuda | Giuliano, Mónica (2018)coordinadora curso acustica.pdf - Adobe Acrobat Reader DC
 tramitadas | Giuliano, Mónica co... | 341_Asistencia_CIE... | 341_Trabajo prese... | Giuliano, Mónica (2... | 100%






Curso Análisis Acústico del Habla

San Justo, 12 de marzo de 2018

Se certifica que

Mónica Giuliano

DNI: 17.770.124

participó como coordinadora del "Curso Análisis Acústico del Habla", dictado en esta Casa de Altos Estudios por el Dr. Jorge Gurlekian, con una duración total de 20 hs.


 Dr. Jorge Gurlekian
 Disertante


 Mg. Osvaldo Sposito
 Decano







Se certifica que

Giuliano Mónica

DNI: 17770124

ha participado en calidad de *participante* en la *Jornada Vincular UNLaM*, en el marco del Programa de Fortalecimiento de I+d+i de la Universidad Nacional de La Matanza, el día jueves 15 de noviembre de 2018 en el Aula Magna de la UNLaM.


 Ana Marcela Bidiña
 Secretaria de Ciencia y Tecnología
 Universidad Nacional de La Matanza



UTN SANTA FE

CONAISI 2017 CERTIFICADO DE ASISTENCIA

Se certifica que **BOSSERO, JULIO CÉSAR** DNI N° **18619563**
ha participado en carácter de **EXPOSITOR**
en el 5º Congreso Nacional de Ingeniería Informática / Sistemas de Información
(CONAISI 2017) realizado los días 2 y 3 de Noviembre del corriente año en la UTN Santa Fe,
según Resolución de Consejo Directivo N° 246/17,
se le otorga el presente certificado.
Santa Fe, Noviembre de 2017.-

Dr. Aldo Vecchietti
Director Dpto. Ing. en Sistemas de Información
UTN - FRSF

Ing. Eduardo Donnet
Decano
UTN - FRSF

MINISTERIO DE EDUCACIÓN - UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA NACIONAL - FACULTAD REGIONAL SANTA FE. DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN. TE. +54 (343) 460 1579 | CONAISI2017.FRSF.UTN.EDUJAR



CERTIFICADO QUINTO CONGRESO INTERNACIONAL DE EDUCADORES EN CIENCIAS EMPÍRICAS EN FACULTADES DE INGENIERÍA: ECEFI 2018

Por cuanto

HUGO EMILIO RYCKEBOER - D.N.I. 4.538.872 LORENA ROMINA MATTEO - D.N.I. 23.701.391
OSVALDO MARIO SPOSITTO - D.N.I. 12.628.115 JULIO CÉSAR BOSSERO - D.N.I. 18.619.563
MAURO JAVIER CASUSCELLI - D.N.I. 29.861.888

han participado como **autores de la ponencia**

"Recuperación de Información acelerada con Algoritmos de Minería de datos."
en el ECEFI 2018, realizado los días 4 y 5 de octubre de 2018. Autorizado por Resolución N°
654/18 de fecha 01/10/18, en la Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional
Mendoza, por lo que se hace entrega del presente certificado.

Mendoza, Argentina, Febrero de 2019.

Ing. CARLOS OSCAR MALLEA
Secretario de Extensión Universitaria
U.T.N. - F.R.M.



Esp. Ing. JOSÉ BALACCO
Jefe
U.T.N. - F.R.M.

Anexo IV: Copia de artículos presentados en publicaciones periódicas, y ponencias presentadas en eventos científicos.

Anexo V: Nota patrimonial.

Sr. Secretario Administrativo
Unidad Académica
S/D

Por medio de la presente informo que los siguientes bienes han sido adquiridos con el presupuesto asignado al proyecto: **MODELOS DE MINERÍA DE DATOS PARA EL DIAGNÓSTICO PRECOZ DE ENFERMEDADES NEURODEGENERATIVAS..**
Código :...C199

acreditado en el Programa *(colocar una cruz donde corresponda)* **PROINCE X./ CyTMA2...**, en ejecución desde: *01./01../2017.* y hasta:*31/12../2018..*

Detalle de bienes a incorporar al patrimonio de la Unidad Académica una vez finalizado el proyector según consta en el FPI-015: Planilla de rendición de gastos y administración de fondos que acompaña al presente Informe de
(colocar una cruz donde corresponda) **Avance:... Final:....**

Nº de Orden	Folio Nº	Fecha	Proveedor o Prestador	Nº de Comprobante	Nº de CUIT	Descripción/ Concepto
3	2	27/10/2017	dmx sonido + iluminación	200084775	30707153675	placa sonido +Microfono condenser+cable AB+soporte+filtro
4	3	28/10/2017	Bio Sistema INFORMATICA	124	2023415997-7	notbook HP 16 GB RAM/500GB SSD

Asimismo, durante el período de ejecución del proyecto, los bienes antes detallados se encuentran bajo mi responsabilidad, en cuanto a su guarda y preservación.

Lugar y fecha: San Justo, 05/03/18...

.....
Firma del Director del Proyecto

.....Giuliano.....
Aclaración de firma

.....27-17770124-1.....

Anexo VI: Conteniendo el formulario FPI-015: Rendición de gastos del proyecto de investigación acompañado de las hojas foliadas con los comprobantes de gastos.