


Programa de Cátedra

Para el envío electrónico, nombrar el archivo
programa_planificación_asignatura

	Asignatura: <i>Aprendizaje de Máquinas - 08-793</i>	Departamento: <i>Ing. En Sistemas de Información</i>
	Bloque: <i>Cs. Básicas</i>	Área: <i>Modelos</i>
	Régimen: <i>Primer Trimestre</i>	Horas semanales: <i>8hrs</i>
	Tipo: <i>Electiva</i>	Horas semestrales/anuales: <i>128hrs</i>
	Carrera: <i>Ing. En Sistemas de Información.</i>	Nivel (Año): <input type="checkbox"/> 1° <input type="checkbox"/> 2° <input type="checkbox"/> 3° <input checked="" type="checkbox"/> 4° <input type="checkbox"/> 5° <input type="checkbox"/> 6°
Ciclo lectivo: <i>2020</i>		

Integrantes de la Cátedra:

- Profesor Titular:

BROMBERG, Facundo: con dedicación exclusiva rentada.

- Profesor Asociado:

- Profesor/es Adjunto/s:

Nombre del Profesor	Tipo de Dedicación	Cantidad de Dedicaciones

- Auxiliares de Docencia:

Nombre del Profesor	Categoría	Tipo de Dedicación	Cantidad de Dedicaciones
DIAZ, Carlos Ariel	JTP	Simple	1 (una)
DIEDRICHS, Ana Laura	JTP	Simple	1 (una)

a) Fundamentación de la materia dentro del plan de estudios

La era de la información ha tenido un enorme impacto en nuestra sociedad a través de tecnologías de la información de enormes capacidades y aplicabilidad, siendo las bases de datos su ejemplo más contundente. Estas tecnologías han permitido la automatización del procesamiento de datos, principalmente su **almacenamiento** y **recuperación**. A su vez, es constante el aumento en la cantidad de aparatos de medición que almacenan la información directamente en formato digital. Esta

información es almacenada en bases de datos centralizadas o incluso distribuidas geográficamente, cuya capacidad tampoco parece tener límites debido al imparable aumento de la capacidad de los sistemas de almacenamiento, y a la sorprendente eficiencia en la recuperación de estos datos. La tecnología de base de datos esta llegando a niveles tales de maduración que desde las más pequeñas hasta las más grandes empresas no dudan en guardar su información en estos formatos. Estas tecnologías se enseñan en la carrera de Ingeniería en Sistemas específicamente en la asignatura curricular *Gestión de Datos*, y la electiva *Base de Datos Avanzadas*.

Una de las limitaciones de herramientas de procesamiento de información tradicional, sin embargo, es que requieren que el conocimiento sobre el entorno donde operan haya sido incorporado explícitamente por sus programadores. Existen sin embargo infinidad de aplicaciones en las que el conocimiento del entorno es parcial, tanto por falta de comprensión de la dinámica del entorno, o por incapacidad de observar ciertos aspectos del entorno al momento del desarrollo de la aplicación. El área de **aprendizaje de máquinas** (también llamado **aprendizaje automático**), brinda a los sistemas informáticos la capacidad de integrar nuevo conocimiento a partir de observaciones tanto del sistema como de su entorno. Entre otros, la posibilidad de adquirir conocimiento de forma automática ofrece las siguientes ventajas para los sistemas de información:

Tareas difíciles de programar: Existen muchas tareas excesivamente complejas en las que construir un programa capaz de resolverlas es prácticamente imposible. Por ejemplo, si queremos crear un sistema de visión capaz de reconocer un conjunto de caras sería imposible programar a mano ese reconocimiento. El aprendizaje automático nos permitiría *construir un modelo a partir de un conjunto de ejemplos que nos haría la tarea de reconocimiento*. Otras tareas de este tipo lo constituirían ciertos tipos de sistemas basados en el conocimiento (sobre todo los de análisis), en los que a partir de ejemplos dados por expertos podríamos crear un modelo que realizara su tarea.

Aplicaciones auto adaptables: Muchos sistemas realizan mejor su labor si son capaces de adaptarse a las circunstancias. Por ejemplo, podemos tener una aplicación que adapte su interfaz a la experiencia del usuario. Unos ejemplos bastante cercanos de aplicaciones auto adaptables son los gestores de correo electrónico, que son capaces de aprender a distinguir entre el correo no deseado y el correo normal.

Las bases de datos contienen una pequeña cantidad de herramientas de análisis que permiten generar estadísticas, o realizar un mineo de datos más avanzado. Justamente, en la asignatura *Gestión de Datos*, en su unidad de *Sistemas Avanzados y Nuevas Tecnologías* incluyen *árboles de decisión* y *Naïve Bayes*, dos algoritmos de aprendizaje automático sencillos pero poderosos. Existen sin embargo variados algoritmos más complejos y poderosos que requieren un sustento teórico y desarrollo analítico para ser comprendidos; justificando la necesidad de una asignatura independiente de **aprendizaje automático**.

*En este curso vamos a estudiar **algoritmos de aprendizaje** para la generación automática de conocimiento a partir de observaciones (i.e., datos). Este conocimiento puede tomar variadas formas, como ser el aprendizaje de reglas (e.g., los objetos*

masivos sin sostén caen), reconocimiento de patrones (e.g., en donde el algoritmo encuentra la forma funcional de caída de los cuerpos, i.e., la ley de gravitación), aprendizaje de funciones continuas (i.e., regresión, con aplicación en la predicción de valores), o aprendizaje de funciones discretas con aplicación en la clasificación de las instancias de entrada.

b) Objetivos de la materia

- **Objetivos Generales:**

El curso introducirá modelos y algoritmos avanzados de aprendizaje de máquinas, con un fuerte énfasis en algoritmos de aprendizaje supervisado y recurrente.

- **Objetivos Específicos:**

Objetivos buscados por la Cátedra

El principal énfasis de la cátedra es alcanzar una comprensión profunda de los conceptos y algoritmos propios del aprendizaje supervisado y recurrente, aprendidos desde una metodología que partiendo de una comprensión práctica y casi que lúdica de estos algoritmos, implementada en una metodología de aprendizaje *basada en problemas*, culmina en la enseñanza y profundización de la comprensión de los fundamentos algorítmicos y teóricos que sustentan el buen funcionamiento de estos algoritmos.

Objetivos de logros para el estudiante

Al finalizar la asignatura, el estudiante se llevará consigo un conjunto de herramientas pequeño pero comprendidas en profundidad. Además del conjunto de herramientas de aprendizaje automático, el alumno aprenderá un lenguaje de programación nuevo: **R**, que le permitirá en el futuro producir prototipos rápidos de herramientas de aprendizaje.

Así mismo, la planificación orientada a la práctica confronta al alumno con la necesidad de adquirir conocimiento de manera autónoma, que junto a la permanente asistencia de la cátedra, resultará en adquisición de nuevas herramientas de aprendizaje para el alumno.

Por último, cada laboratorio requiere de la presentación de un reporte técnico de los resultados obtenidos, resultando en la asimilación de estas nuevas aptitudes al finalizar el cursado.

c) Contenidos Mínimos (según Ordenanza N° 1150/2007 Ing. en sistemas de información.)

Separadores lineales; redes neuronales para clasificación, regresión y problemas recurrentes; máquinas de vectores soporte; clasificadores Bayesianos; aprendizaje profundo.

d) Programa Analítico

UNIDAD TEMÁTICA	CONTENIDOS	Referencia a bibliografía	Detalle Capítulos
0 Introducción a las herramientas de trabajo	0.1 Lenguaje R <ul style="list-style-type: none"> ○ Introducción a los paquetes de R para aprendizaje. ○ Metodología de aprendizaje: <i>inquiry-based learning</i>. 0.2 Introducción a la exploración y manipulación de datos con el conjunto de paquetes <i>tidyverse</i> de R .	[1], [2], [3], [4], [5]	[1] 1-3, 5-7, 9-10. [3] 1
1 Aprendizaje supervisado: clasificación	1.1 Introducción al aprendizaje de máquinas. Taxonomía del aprendizaje de máquinas 1.2 Aprendizaje Inductivo. <ul style="list-style-type: none"> a. Problemática del aprendizaje inductivo: Sobre-ajuste, generalización, datos discretos, numéricos y ordinales; datos faltantes. b. Evaluación de clasificadores: <i>accuracy</i>, <i>precision</i>, <i>recall</i>, correlación curvas ROC. c. Introducción al aprendizaje de clasificadores <ul style="list-style-type: none"> i. Discriminadores lineales ii. Perceptrón iii. Clasificadores de máximo margen, <i>Support Vector Machines</i>. 	[6], [7], [8], [9], [10], [11],[12], [13],[14]	[6] completo [7] 1.1 – 1.5 [8] 1.1 – 1.3, 3, 6.1-6.3,6.9 [9] 1
2 Aprendizaje supervisado: Regresión	2.1 Problemas de regresión, <ul style="list-style-type: none"> ○ Regresión logística ○ Redes neuronales: Perceptrón y discriminadores lineales y no lineales. ○ Redes multicapa para aproximación de funciones no-lineales ○ Regresión con máquinas de vectores soporte: <i>Support Vector Regression</i>. 	[6], [7], [8], [9], [10], [11],[12], [13],[14]	
3 Aprendizaje de redes profundas:	3.1 Autoencoders 3.2 Redes neuronales artificiales profundas <i>feed-forward</i> . 3.3 Redes neuronales artificiales profundas <i>convolucionales</i> .	[16]	
4 Aprendizaje redes recursivas	4.1 Redes Recurrentes 4.2 Redes Bidireccionales 4.3 Redes Recursivas	[16]	

e) Programa de Examen

Ninguno

f) Trabajos Prácticos

Unidad a la que corresponde	Título del laboratorio	Objetivo
0	Introducción a la programación y exploración de datos con R	Adquirir conocimientos básicos del lenguaje R y el paquete tidyverse suficientes para pre-procesar los datos y programar los restantes laboratorios.
1	Clasificación de dirección de caras	Comprender los fundamentos del aprendizaje de máquinas ejemplificado por las redes neuronales artificiales feed-forward no-profundas y las máquinas de vectores soporte.
2	Control adaptativo de un sistema dinámico	Comprender el uso de las redes neuronales y máquinas de vectores soporte para problemas de regresión.
3	Descripción semántica de imágenes	Comprender el funcionamiento de las redes neuronales profundas aplicadas a la problemática de describir semánticamente imágenes.
4	Reconocimiento del lenguaje (voz a texto)	Aplicar redes recurrentes para reconocer palabras (texto) desde una pista de audio (voz).

g) Distribución de horas

Formación teórica	<p>En clase: 2 horas semanales por 32 hrs semestrales</p> <p>En casa: 4 horas semanales, por 64 horas semestrales.</p>
Formación experimental	<p>En clase: 4.5 horas semanales x 16 semanas = 72 horas</p> <p>En casa: 2 horas semanales x 15 semanas = 30 horas</p>
Resolución de problemas de ingeniería	<p>En casa: 1.5 horas semanales x 16 semanas = 24 horas</p>
Proyecto y diseño	0 hrs

h) Correlativas

Para cursar		Para rendir
Tener regulares	Tener Aprobadas	Tener aprobadas
a) Matemática Superior	b) Algoritmos y estructuras de datos c) Probabilidad y Estadística	d) Algoritmos y estructuras de datos.

i) Bibliografía

Nro	Autor/es / Titulo	Edición / Editorial / Año	Principal	Complementaria
1	Venables, W. N. and Smith, D. M. <i>An introduction to R. Notes on R: A Programming Environment for Data Analysis and Graphics.</i> [http://cran.r-project.org/doc/manuals/R-intro.pdf]	Version 2.13.1 (2011-07-08).	X	
2	Hadley Wickman and Garrett Golemund. <i>R for Data Science.</i>	1 st Ed. O'Reilly. 2016.	X	
3	Rancière Jacques, <i>El Maestro Ignorante.</i> [http://www.intramed.net/UserFiles/archivos/RanciereFinal-2.pdf]			X
4	Búsqueda de código R: http://www.Rseek.org , Google Code (http://www.google.com/code/search#search&q=lang:r+)			X
5	Moore, Andrew. <i>Machine Learning Tutorials.</i> [http://www.autonlab.org/tutorials/]			X
6	Bromberg, F. (2011) <i>Introducción al Aprendizaje de Máquinas..</i> [link], disponible en carpeta compartida		X	
7	Bishop, C. M. <i>Pattern Recognition and Machine Learning.</i> (en posesión de la cátedra y se comparte con los alumnos)	Springer	X	
8	Mitchell, T. (1995) <i>Machine Learning.</i> [link, disponible en carpeta compartida con alumnos]	McGraw-Hill.	X	
9	Nilsson, N. (1998). <i>Introduction to Machine Learning.</i> [http://robotics.stanford.edu/people/nilsson/mlbook.html]		X	
10	Witten I. H. and Eibe F. <i>Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.</i>	2 nd de. Elsevier.		X
11	Mitchell, T. <i>Generative and Discriminative Classifiers: Naive Bayes and Logistic Regression</i> , Borrador capítulo de libro. [http://www-2.cs.cmu.edu/~tom/mlbook/NBayesLogReg.pdf]	2005		X
12	C. Campbell. <i>An introduction to kernel methods.</i> [http://www.ics.uci.edu/~welling/teaching/KernelsICS273B/svmintr_o.pdf]			X
13	Nello Christianini. <i>A Tutorial on Support Vector Machines.</i> International Conference on Machine Learning. []	ICML 2001. Duración 3 horas, muy completo)		X
14	Gunn, Steve R., <i>Support vector machines for classification and regression.</i> http://eprints.ecs.soton.ac.uk/6459/	Technical Report University of Southampton, 1998.		X

15	Bromberg Facundo , Support Vector Machines [link, disponible en carpeta compartida].		X	
16	Goodfellow I., Bengio Y., and Courville A. , Deep Learning.	First edition. Mit Press 2016.	X	

Nombre del director	Nombre del encargado de la Cátedra
<i>FERNANDEZ, Marcela</i>	<i>BROMBERG, Facundo</i>
Firma del Director	Firma del encargado de la Cátedra
Fecha de entrega del programa	<i>07/02/20</i>

Planificación de Cátedra

a) Metodología de Enseñanza

Nuestra metodología de enseñanza adquiere un enfoque 100% práctico, en lo que dá por llamarse *Aprendizaje basado en la indagación*, una forma de aprendizaje activo donde el progreso del alumno se cuantifica en la asimilación de conocimiento práctico y analítico, en vez de cuanto conocimiento poseen.

Para ello las tecnologías incluidas en cada unidad temática del programa se interpretan como la **solución** a un **problema**. Este problema, en vez de presentarse en forma teórica y abstracta consistirá en un problema concreto de la vida real, cuya solución involucre **todas** las tecnologías de la unidad. A modo de ejemplo, el algoritmo SVM para regresión puede presentarse como la solución del problema de estimar la posición de cada brazo de un péndulo doble en movimiento. La intensidad es que la asimilación de conocimiento (e.g., lectura de libro de texto) y aptitudes analíticas (e.g., uso de las herramientas) sea guiado por una curiosidad propia del alumno, resultante de su interés natural en la resolución del problema planteado.

Esta estructuración problema/solución de la unidad se acompaña con una sola instancia de aprendizaje compuesta: el **laboratorio**. Cada laboratorio resuelve un solo problema, e involucra una sola tecnología del programa analítico. La propuesta consiste en que el alumno adquiera las **aptitudes analíticas** correspondientes a la unidad a través de: ejercicios **teórico-prácticos** y **experimentación directa** en el uso de las tecnologías de la unidad. El **conocimiento** correspondiente a la unidad será asimilado por el alumno **a demanda** y en **forma individual** por medio **lecturas obligatorias** y **complementarias** de material didáctico (libro de texto o apuntes preparados por la cátedra), brindándose **clases teóricas** luego de las lecturas individuales, las cuales serán muy concisas y presentarán los conceptos fundamentales. Además, se guiarán diferentes **discusiones en clase** con el objetivo de (i) motivar al alumno en la importancia del problema, (ii) aclarar **dudas** que traigan los alumnos luego de la lectura del libro y la resolución de ejercicios teórico-prácticos, y (iii) siendo el aprendizaje individual, se ayudará al alumno a discernir que conocimientos y aptitudes efectivamente ha asimilado y que conocimiento y aptitudes aún le falta asimilar.

Este proceso contempla como instancias de evaluación la carpeta de trabajos teórico-prácticos, la resolución de un examen a realizar en la casa, y la presentación de informes de laboratorio detallando y analizando los resultados experimentales obtenidos en la experimentación.

b) **Cronograma de actividades**

M: Motivación

D: Discusión teórico-práctica

L : Laboratorio

Semana	Fecha	Unidad #	Contenidos	Objetivos	Actividades	Evaluación	Recursos Bibliográficos	Recursos Didácticos
1	09/03	0	Intro a la materia R+ tidyverse	Que los alumnos comprendan la metodología de enseñanza. Que se introduzcan al lenguaje R.	D		[1], [2], [3], y [4]	Introducción a la programación y exploración de datos con R
2	16/03				Que los alumnos adquieran habilidades de programación en R suficientes para ejecutar procesos propios de Aprendizaje Automático			
3	23/03	1	Intro al aprendizaje supervisado: RNA+SVM	Que los alumnos comprendan tanto los conceptos teóricos sobre redes Neuronales y Máquinas de vectores soporte (SVM)	M	Informe laboratorio R+tidyverse	[5] al [9]	Clasificación de dirección de caras
					D			
4	30/03				L			
5	06/04				Que los alumnos comprendan métodos de evaluación y análisis de los algoritmos de clasificación.			
7	13/04		Intro al aprendizaje supervisado: Redes Neuronales Maquinas de vectores soporte	Que los alumnos comprendan tanto los conceptos teóricos como el funcionamiento algorítmico de Redes Neuronales Artificiales y SVM para regresión.	M	Informe laboratorio SVM		
					D			
8	20/04				L			
8	27/04				Que los alumnos comprendan métodos de evaluación y análisis de los algoritmos de clasificación.			
10	4/05	2	Regresión: redes neuronales y Máquinas de vectores soporte	Que los alumnos comprendan tanto los conceptos teóricos como el funcionamiento algorítmico de Backpropagation y SVM para regresión.	M/D	Informe laboratorio clasificación de dirección de caras	[5] al [9]	Control adaptativo de un sistema dinámico: e.g., péndulo invertido.
					L			
11	11/05				L			
		3	Redes Neuronales Profundas	Que los alumnos comprendan conceptual y algorítmicamente algoritmos para el aprendizaje de redes neuronales profundas Que los alumnos comprendan conceptual y algorítmicamente algoritmos para el aprendizaje de redes neuronales profundas.	M/D	Informe laboratorio redes neuronales profundas		Descripción semántica de imágenes
12	18/05				D/L			
					L			

Semana	Fecha	Unidad #	Contenidos	Objetivos	Actividades	Evaluación	Recursos Bibliográficos	Recursos Didácticos
13	25/05			Que los alumnos comprendan métodos de evaluación y análisis de los algoritmos de redes neuronales profundas.	L L			
14	1/06	4	Proyecto Global	Que los alumnos integren los conceptos y funcionamiento algorítmico de todos los algoritmos aprendidos durante la materia.	M/D	Presentación del proyecto		
					D/L			
15	8/06				L			
					L			
16	15/06		Vencimiento entrega de informes revisados (recuperatorio)	Que los alumnos se confronten a una escritura de reporte de resultados de algoritmos de clasificación y regresión.	L			
	17/06				L	Informe proyecto global		
Primera mesa			Recuperatorio del Global: oral.					

c) Trabajos de campo, visitas a empresas

Actividad	Objetivo	Lugar	Responsable	Evaluación

d) Articulación horizontal y vertical con otras materias

Articulación con la Materia:	Nivel (Año de la Carrera)
<i>Álgebra y Geometría Analítica (AGA)</i>	1
<i>Análisis Matemático I (AM)</i>	1
<i>Algoritmos y Estructuras de Datos (AED)</i>	1
<i>Probabilidad y Estadística (PE)</i>	3
<i>Matemática Superior (MS)</i>	3
<i>Teoría de Control (TC)</i>	4
<i>Simulación (S)</i>	4
<i>Inteligencia Artificial (IA)</i>	5
<i>Modelos Probabilísticos Gráficos (MPG)</i>	5 (electiva)

En el siguiente se indica por cada Materia con la cual hay articulación la temática de la materia con la que articula:

Temas de la Cátedra	Materia Relacionada								
	A G A	A M	A E D	P E	M S	T C	S	I A	M P G
Separadores lineales	X	X			X				X
Redes Neuronales	X	X	X		X	X	X	X	
Máquinas de vectores soporte	X	X	X	X	X				
Redes Neuronales Profundas	X	X	X		X	X	X	X	
Redes Recurrentes	X	X	X		X	X	X	X	

e) Régimen de cursado y aprobación

1) Aspectos considerados en la evaluación.

1. **Participación** en las discusiones grupales y en foros on-line.
2. **Trabajos prácticos:** calidad de las respuestas.
3. **Laboratorios:** Eficiencia y calidad de la implementación, resultados obtenidos y su análisis, calidad del informe.
4. **Global:** Resolución y análisis de un problema real, proveído por la cátedra, igual para todos .

2) Forma de evaluación y controles.

El alumno será evaluado a partir de la resolución de trabajos prácticos y laboratorios. Al finalizar cada laboratorio los alumnos deberán entregar el informe, incluyendo la resolución de los ejercicios prácticos, el código implementado, presentación del problema resuelto, y análisis de resultados.

3) *Instancias de evaluación: para aprobación directa - para aprobación no directa.*

La cátedra proveerá una devolución sobre el informe entregado. En caso de considerarlo pertinente, el alumno tendrá hasta el final del cursado para incorporar en su implementación e informe las mejoras sugeridas por la cátedra, contemplando mas de una iteración. Esto involucra el inciso (d) sobre instancias de recuperación.

4) *Instancias de recuperación: para aprobación directa - para aprobación no directa.*

Ver inciso (3)

5) *Cálculo de la nota final para aprobación directa.*

La nota final para aprobación directa se computará con un promedio simple de las notas obtenidas en cada laboratorio, incluyendo el proyecto global; ponderados homogéneamente.

6) *Modalidad de examen final.*

En caso de rendir antes de la segunda mesa de Diciembre 2019 (incluída), el exámen final consistirá en la presentación de los laboratorios adeudados durante el cursado (máximo 35%). Luego se evaluarán la totalidad de los contenidos del programa.

f) Actividades del equipo docente

Docente	Categoría	Dedicación	Actividades			
			Docencia	Gestión	Investigación	Extensión
BROMBERG, Facundo	Prof. Titular	Exclusiva	Dictado de teóricas y puestas en común de los laboratorios, diseño de laboratorios y evaluaciones. Además, diseño y programación web de la cátedra. Planificación y programas, informes finales		Categoría C. Director del laboratorio DHARMa, dirección de becas y tesis doctorales de (a partir de 2019: Juan Manual Lopez, Agustina Dinamarca, Carlos A. Diaz, Alexandre Ribas Hortal, Jan Strappa y Ana Laura Diedrichs). Dirección de PIDs UTN y PICTs de la ANPCyT (a partir de 2019: PICT-2014-0567, PICT-2018-4300 (en evaluación), PID-2016-4481, y PID-2018-5372. Además, sociación Argentina de Inteligencia Artificial, CONICET. Preparación de proyectos (PIDs y PICTs), y asistencia en la presentaciones a convocatorias de becas. Gestiones con ANPCyT.	Coordinación de actividades de formación extracurricular (e.g. 2018 Code4Food). Evaluación de publicaciones para revistas internacionales varias. Servicios de asesoría y consultoría en IA. Dictado de charlas en congresos y paneles
CATANIA, Carlos A.	Prof. Asociado	Simple (ad-honorem)	Dictado de algunas teóricas, participación en la puesta en común de laboratorios, evaluaciones. Diseño, implementación y testeo de laboratorios.			
DIAZ, Carlos Ariel	JTP	Simple, ad-honorem	Asistencia de alumnos durante el desarrollo de laboratorios en clase. Implementación y testeo de laboratorios.		Cursando 4to año de doctorado en temáticas de Visión Artificial y Aprendizaje de Máquinas aplicados a Viticultura de Precisión. Integrante de los PICT-2014-0567, PICT-2018-4300 (en evaluación), PID-2016-4481, y PID-2018-5372, y del PID-2018-5128 dirigido por Diedrichs. Además, co-director de tesis de	

					Carlos A. Díaz (en trámite), y co-director propuesto de Juan Manual Lopez.	
DIEDRICHS, Ana Laura	Ayudante de 1era	Simple	Asistencia de alumnos durante el desarrollo de laboratorios en clase. Implementación y testeo de laboratorios.		Categoría D. Último año de doctorado en temáticas de Aprendizaje de Máquinas aplicado a la detección de heladas. Integrante de los PICT-2014-0567, PICT-2018-4300 (en evaluación), PID-2016-4481, y PID-2018-5372. Además, Directora del PID-2018-5128	Coordinación de actividades de formación extracurricular (e.g. 2018 Code4Food). Evaluación de publicaciones para revistas internacionales varias. Servicios de asesoría y consultoría en IA.

g) Observaciones

Escriba las observaciones que considere pertinentes .

h) Horario de Consulta de Profesores y Auxiliares (a completar antes del 31 de marzo si es una materia del primer semestre o anual, a completar antes del 31 de agosto si es una materia del segundo semestre)

- **Primer Semestre**

BROMBERG, Facundo: Martes 18:00-19:00

DIAZ, Carlos Ariel: Martes 14:00-15:00

DIEDRICHS, Ana Laura: Lunes 19:00-20:00

- **Segundo Semestre**

BROMBERG, Facundo: Martes 18:00-19:00

DIAZ, Carlos Ariel: Martes 14:00-15:00

DIEDRICHS, Ana Laura: Lunes 19:00-20:00

Nombre del director <i>FERNANDEZ, Marcela</i>	Nombre del encargado de la Cátedra <i>BROMBERG, Facundo</i>
Firma del Director	Firma del encargado de la Cátedra
Fecha de entrega de la planificación	<i>07/02/20</i>