Universidad Nacional Autónoma de México
Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia
Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias

Comité Académico
Oficio: CA/LTIC/002/2021
Asunto: Registro de opción de titulación y asignación de tutor

Dr. Mario Rodríguez Martínez
Presidente del H. Consejo Técnico
ENES Unidad Morelia
P R E S E N T E

Por este medio me permito informarle que en la **7ª sesión extraordinaria** del **Comité Académico de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias** de esta Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia, celebrada el día *29 de abril* del presente, se aprobó el registro de la opción de titulación por ***Actividad de Apoyo a la Docencia*** del alumno **Bruce Hiram Ginori Rodríguez**, con número de cuenta 417008893, cuyo trabajo llevará por título: **"Manual de prácticas para la mejora de la enseñanza del aprendizaje profundo aplicado a la Ciencia de Datos a Gran Escala"**. También se aprobó la asignación del Tutor: *Dr. Sergio Rogelio Tinoco Martínez*, Técnico Académico Titular A de Tiempo Completo, Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia de la UNAM y como co-tutor al Dr. Heberto Ferreira Medina Técnico Académico Titular B de Tiempo Completo, definitivo del Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad de la UNAM.

Sin más por el momento reciba un cordial saludo.

A T E N T A M E N T E
"POR MI RAZA HABLARÁ EL ESPÍRITU"
Morelia, Michoacán, a 29 de abril de 2021.

Dr. Victor Hugo De la Luz Rodriguez
Coordinador de la Licenciatura en
Tecnologías para la Información en Ciencias

Manual de prácticas para la mejora de la enseñanza del aprendizaje profundo aplicado a la Ciencia de Datos

Protocolo de Titulación

Autor:
Bruce Hiram Ginori Rodríguez
Estudiante de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias
417008893
bruginrod@comunidad.unam.mx

Asesor:
Dr. Sergio Rogelio Tinoco Martínez
Técnico académico de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias
Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia
stinoco@enesmorelia.unam.mx

Coasesor:
Dr. Heberto Ferreira M.
Tecnico Acádemino Titular B, TC, definitivo.
Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad, UNAM
hferreira@cieco.unam.mx

Morelia, Michoacán Marzo 2021

Contenidos

1. Resumen **2**

2. Antecedentes **2**

3. Hipótesis **5**

4. Justificación **5**

5. Objetivo general **6**

6. Objetivos Particulares **6**

7. Metodología **6**

Bibliografía **10**

1. Resumen

Este trabajo forma parte del proyecto PAPIME titulado “Propuesta de mejora a la enseñanza del aprendizaje automático aplicado a la Ciencia de Datos a gran escala” con el número de proyecto PE106021. En este trabajo se propone la elaboración de un manual de prácticas a nivel licenciatura para las asignaturas en el área de aprendizaje profundo o Deep Learning (DL). Esto con el fin de implementar prácticas dirigidas a los estudiantes de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias, de la ENES Morelia.

El desarrollo de este manual y su contenido se verá modificado y adaptado a las necesidades del alumnado expuestas a través de una encuesta realizada a las diferentes carreras de la institución que son afines al área del aprendizaje auntomático y, en específico, al DL.

2. Antecedentes

El DL, es una rama del Machine Learning, también conocido como aprendizaje máquina, el cual emplea algoritmos para el procesamiento de datos y replicación del proceso de pensamiento o *abstracción*.

El DL usa capas de algoritmos para procesar datos, entender el habla humana y reconocer objetos visualmente, entre otras muchas aplicaciones. Cada capa está conformada por unidades de procesamiento denominadas neuronas y, al conjunto de capas, se le denomina red neuronal. Ambos conceptos denominados así por analogía con la constitución del cerebro humano.

La información pasa por medio de cada capa, y la salida de la capa anterior otorga información para la siguiente. La primera capa de una red se denomina capa de entrada, mientras que la última se denomina capa de salida. Cada una de las capas en medio de las dos anteriores se denominan capas ocultas. Cada capa es típicamente un algoritmo sencillo y uniforme que tiene un tipo de funcionalidad de activación para extraer las características "significativas"de los datos con fines de capacitación, aprendizaje y comprensión.

Normalmente, el científico de datos o programador que esté trabajando con DL, es responsable de la extracción de características.

El estudio del DL inicia en 1943, cuando Walter Pitss y Warren McCulloch [1] crearon un modelo informático basado en redes neuronales del cerebro humano. Utilizaron una combinación de algoritmos y matemáticas que llamaron "lógica de umbral"para imitar el proceso de pensamiento. Desde ese momento, el ha evolucionado de manera constante, con solo dos rupturas significativas en su desarrollo, ambas ligadas a los **inviernos de la inteligencia artificial (IA)**, los cuales se describen más adelante.

Henry J. Kelley[2] recibe crédito por haber desarrollado los conceptos básicos de un modelo continuo de retropropagación (*Back propagation*) en 1960. En 1962, Stuart Dreyfus desarrolló una versión más simple basada únicamente en la regla de la cadena. Si bien el concepto de propagación hacia atrás (la propagación

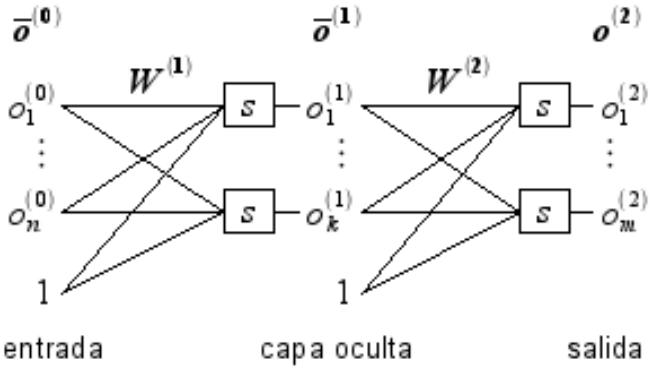

Fig. 1. Ejemplificación de la retropropagación del error

hacia atrás de errores con fines de aprendizaje) sino existía a principios de la década de 1960, era torpe e ineficiente y no sería útil hasta 1985.

Los primeros esfuerzos en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje profundo vinieron de Alexey Grigoryevich Ivakhnenko (desarrolló el *Group Method of Data Handling* [3]) y Valentin Grigorevich Lapa (autor de *Cybernetics and Forecasting Techniques* [4]) en 1965. Utilizaron modelos con funciones de activación polinomiales, que luego fueron analizados estadísticamente. De cada capa, las mejores características elegidas estadísticamente se reenviaron a la siguiente capa (un proceso manual y lento).

Durante la década de 1970, comenzó el primer invierno de la IA [5], un período de reducción de fondos e interés en la investigación en el campo debido a falta de resultados prácticos. El impacto de la falta de financiación limitó la investigación de la IA y del DL. Afortunadamente, hubo personas que continuaron la investigación sin financiación.

Las primeras **Redes Neuronales Convolucionales** fueron utilizadas por Kunihiko Fukushima. Fukushima diseñó redes neuronales con múltiples capas convolucionales y agrupaciones. En 1979, desarrolló una red neuronal artificial, llamada Neocognitron [6], que utilizaba un diseño jerárquico de múltiples capas. Este diseño permitió a la computadora .ªprender.ª reconocer patrones visuales. Las redes se asemejaban a versiones modernas, pero fueron entrenadas con una estrategia de refuerzo de activación recurrente en múltiples capas, que fue ganando fuerza con el tiempo. Además, el diseño de Fukushima permitió que algunas características importantes se ajustaran manualmente, aumentando el "peso"de ciertas conexiones.

Muchos de los conceptos del Neocognitron siguen utilizándose. El uso de conexiones de arriba hacia abajo y nuevos métodos de aprendizaje han permitido realizar una variedad de redes neuronales.

La retropropagación, y el uso de errores en el entrenamiento de modelos de DL, evolucionó significativamente en 1970, cuando Seppo Linnainmaa escribió su tesis de maestría, incluyendo un código en FORTRAN para la retropropagación

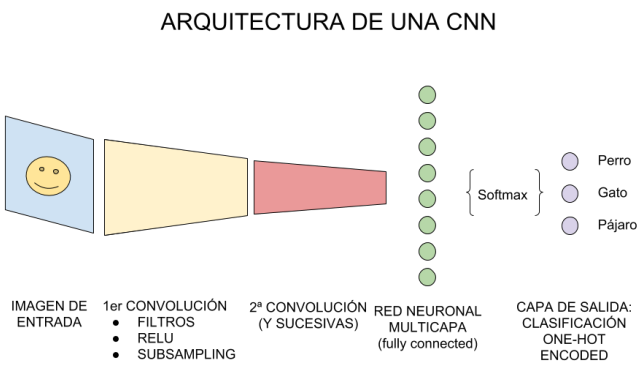

Fig. 2. Diagrama de las Redes Neuronales Convolucionales

[7]. Desafortunadamente, el concepto no se aplicó a las redes neuronales hasta 1985. Fue entonces cuando Rumelhart, Williams y Hinton demostraron que la retropropagación en una red neuronal podía proporcionar representaciones de distribución ïnteresantes"[8], generando un renacido interés en el área.

En 1989, Yann LeCun proporcionó la primera demostración práctica de retropropagación en los laboratorios Bell, en Murray Hill, New Jersey (EE. UU.). Combinó redes neuronales convolucionales con retropropagación para leer dígitos escritos a mano. Este sistema finalmente se utilizó para leer números de cheques manuscritos [9].

Alrededor de 1990 inició el segundo invierno de la IA [10], el cual también afectó la investigación de las redes neuronales y el aprendizaje profundo. Varias personas demasiado optimistas habían exagerado el potencial ïnmediato"de la inteligencia artificial, rompiendo las expectativas y enojando a los inversores. La ira fue tan intensa que la frase Inteligencia Artificial alcanzó el estatus de pseudociencia. Afortunadamente, algunas personas continuaron trabajando en la IA y el DL, y se lograron algunos avances significativos.

En 1995, Corina Cortes y Vladimir Vapnik desarrollaron la Máquina de Soporte Vectorial (un sistema para mapear y reconocer datos similares) [11]. Más tarde, en 1997, se desarrollaron las redes neuronales recurrentes del tipo LSTM (memoria de corto plazo duradera) por Sepp Hochreiter y Juergen Schmidhuber, las cuales se especializan en el análisis y predicción de series de tiempo y los problemas que deben recordar.^{es}tados anteriores (como el procesamiento de lenguaje natural -NLP-) [12].

El siguiente paso evolutivo significativo para el aprendizaje profundo tuvo lugar en 1999, cuando las computadoras comenzaron a ser más rápidas en el procesamiento de datos y se desarrollaron las GPU (unidades de procesamiento gráfico) [13]. Las velocidades computacionales se incrementaron 1000 veces en un lapso de 10 años. Como las redes neuronales también tienen la ventaja de

seguir mejorando a medida que se agregan más datos de entrenamiento, , y estos abundan desde hace décadas por el crecimiento exponencial de información en Internet, el incremento de poder de cómputo representó también un desarrollo extraordinario de las redes neuronales.

Alrededor del año 2000, e detectó el desvanecimiento del gradiente [14], n problema de los modelos de redes neuronales que consiste en características formadas en las capas inferiores no estaban siendo aprendidas por las capas superiores, porque ninguna señal de aprendizaje llegaba a estas capas. La fuente del problema resultaron ser las funciones de activación cuyo gradiente (basado en la derivada) disminuía al calcularse en cada capa, hasta llegar prácticamente a cero; lo que implica la pérdida del aprendizaje.

El problema ha sido resuelto, entre otras formas, al almacenar el gradiente dentro de la propia red (redes LSTM [12]) o hacer que este ingrese a una capa y simultáneamente la salte, mediante conexiones de "salto"(redes RESNET [15])

En 2009, Fei-Fei Li, profesora de IA en Stanford, creó y dirigió un grupo de trabajo que lanzó ImageNet [16], (con mil categorías diferentes, incluidas 120 razas diferentes de perros) una base de datos gratuita de más de 14 millones de imágenes etiquetadas. Internet está, y estuvo, lleno de imágenes sin etiquetas. Se necesitaban imágenes etiquetadas para .entrenar"las redes neuronales.

Para 2011, la velocidad de las GPU había aumentado significativamente, lo que hizo posible entrenar redes neuronales convolucionales *sin* el entrenamiento previo capa por capa. Con el aumento de la velocidad informática, se hizo evidente que el DL tenía ventajas significativas en términos de eficiencia y velocidad. Un ejemplo es AlexNet [17], una red neuronal convolucional cuya arquitectura ganó varios concursos internacionales de visión por computadora durante 2011 y 2012. En el modelo AlexNet, se utilizaron unidades (neuronas) lineales rectificadas (ReLu) para mejorar la velocidad y el desempeño.

3. Hipótesis

Con la intervención educativa se espera un mayor aprendizaje que resulte en un mayor nivel de aprobación en las materias de DL en la carrera de Tecnologías para la Información en Ciencias.

4. Justificación

En la actualidad existen diferente métodos para el análisis de grandes volúmenes de datos, haciendo que las ciencias de la información tomen un papel relevante en nuestra sociedad. Debido a su importancia, dentro de la LTICs de la ENES Morelia existen materias orientadas a la ciencia de datos, en especial a los métodos del Deep Learning. Estas materias, al igual que las técnicas y herramientas que se utilizan en el DL, son de alta importancia para el estudiante ya que forman la base de los modelos de análisis predictivo más poderosos que la Ciencia de Datos tiene en la actualidad.

Actualmente las asignaturas se imparten de manera teórica en un porcentaje bastante importante del curso, en detrimento de la parte práctica, ocasionando descontento por parte del estudiante, causando su deserción o, en su defecto, un aprendizaje sobre los temas que no es el ideal. El principal problema que se detecta, es la ausencia de prácticas que puedan ser aplicadas al mundo real, las cuales se consideran necesarias para complementar el aprendizaje teórico.

5. Objetivo general

Desarrollar un manual de prácticas para la enseñanza de DL dirigido a estudiantes de cuarto semestre de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias de la ENES Morelia.

6. Objetivos Particulares

1. Desarrollar las encuestas para comprobar los conocimientos generales de los estudiantes.
2. Determinar los temas que se van a cubrir y que estén relacionados a DL.
3. Definir marco teórico que cubra las faltas detectadas
4. Idear ejemplos prácticos de DL con el que los estudiantes podrán reforzar sus conocimientos.
5. Diagnosticar nuevamente a los estudiantes para comprobar si hay una mejora en su conocimiento adquirido a lo largo del curso.
6. Publicar los resultados del diagnóstico y el curso en la página web que desarrolla el proyecto.

7. Metodología

1. Desarrollar las encuestas para comprobar los conocimientos generales de los estudiantes.
   - Redactar encuesta online dirigida a estudiantes (específicamente estudiantes de cuarto semestre) y docentes, sobre el conocimiento que tienen de Deep Learning.
   - Distribuir la encuesta entre las diferentes licenciaturas de la ENES Morelia
   - Obtener resultados de las encuestas.
2. Determinar los temas que se van a cubrir y que estén relacionados a DL.

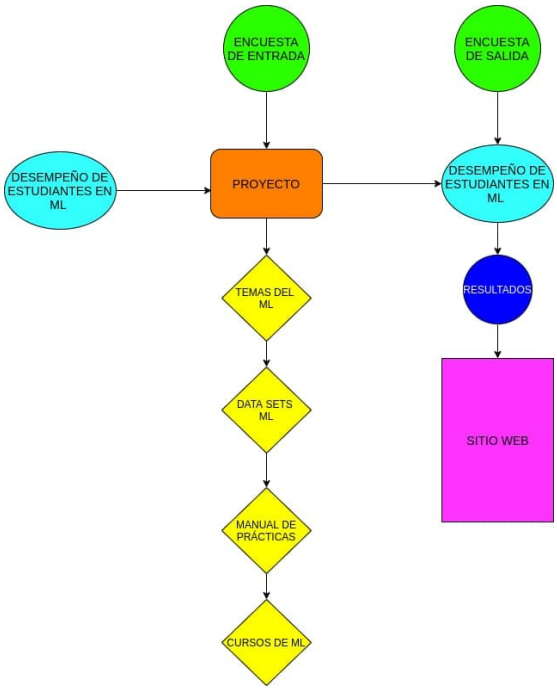

Fig. 3. Mapa mental del desarrollo del proyecto.

- Identificar temas relevantes para los encuestados y que estén dentro del área de estudio de DL
- Cotejar las herramientas de programación mejor conocidas por los encuestados para usarlas de base en la enseñanza

3. Definir marco teórico que cubra las faltas detectadas
   - Realizar investigación de los temas determinados
   - Redactar el marco teórico enfocado a los temas y herramientas previamente seleccionados.
4. Idear ejemplos prácticos de DL con el que los estudiantes podrán reforzar sus conocimientos.
   - Investigar aplicaciones con ejemplos reales
   - Proponer prácticas relacionadas al tema
   - Conseguir bases de datos de acceso libre para facilitar la obtención de información.
   - Desarrollar las prácticas respetando que sean de una dificultad adecuada a los conocimientos en cada fase del curso

- Realizar la práctica para tener resultados control y que sean una base de lo que puede llegar a replicar el alumno
- Redactar las prácticas respetando el formato requerido

5. Diagnosticar nuevamente a los estudiantes para comprobar si hay una mejora en su conocimiento adquirido a lo largo del curso.
    - Aplicar las prácticas desarrolladas en el curso de DL
    - Rehacer la encuesta de conocimiento.
    - Comparar los resultados con los del inicio de curso para realizar un análisis.
6. Publicar los resultados del diagnóstico y el curso en la página web que desarrolla el proyecto.
    - Cotejar los resultados de final de cursos y compartirlos en la página del proyecto para conocimiento general

h

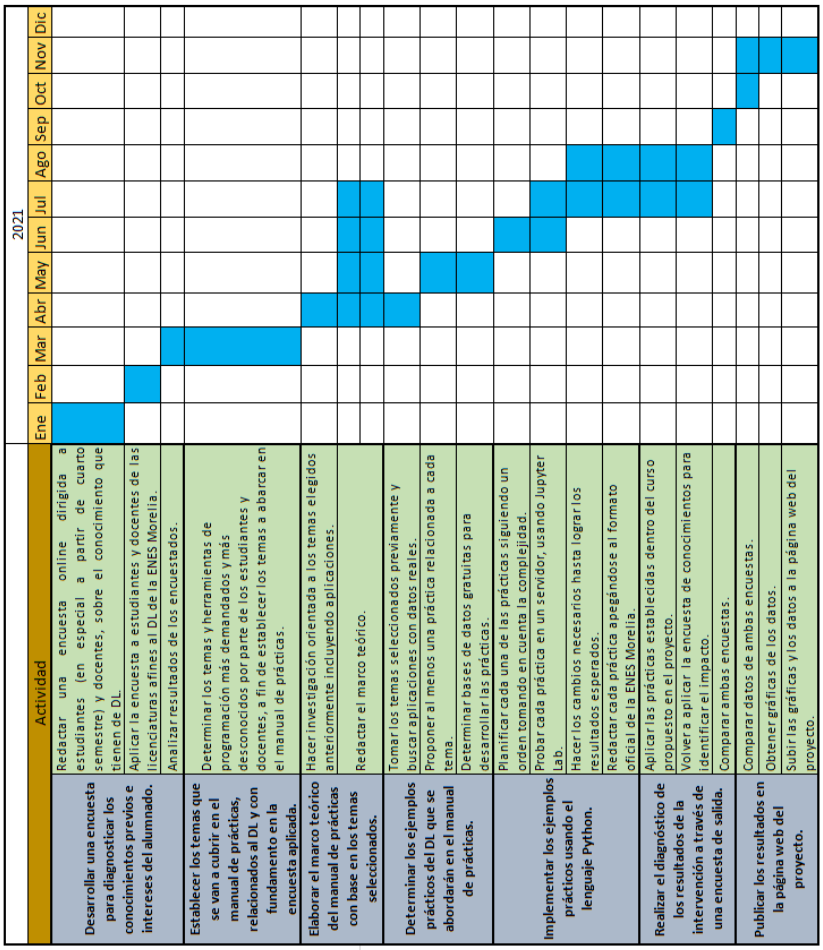

Fig. 4. Cronograma de Actividades

Bibliografía

[1] W.S. McCulloch and W. Pitts. A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115–133, 1943. doi: https://doi.org/10.1007/BF02478259.

[2] H.J Kelley. Gradient Theory of Optimal Flight Paths. *ARS Journal*, 30 (10):947–954, 1960. doi: https://doi.org/10.2514/8.5282.

[3] A. G. Ivakhnenko. The Group Method of Data Handling-A Rival of the Method of Stochastic Approximation. *Soviet Automatic Control*, 1(3):43–55, 1968.

[4] A.G. Ivakhnenko and V.G Lappa. *Cybernetics and Forecasting Techniques*. American Elsevier Pub. Co., New York, NY, 1967.

[5] S. Schuchmann. History of the Firts AI Winter, 2019. URL `https://towardsdatascience.com/history-of-the-first-ai-winter-6f8c2186f80b`.

[6] K. Fukushima. Neocognitron: A Self-organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position. *Biological Cybernetics*, 36:193–202, 1980. doi: https://doi.org/10.1007/BF00344251.

[7] S. Linnainmaa. Taylor expansion of the local rounding errors. *BIT*, 16: 146–160, 1976. doi: https://doi.org/10.1007/BF01931367.

[8] D. Rumelhart, G. Hinton, and R Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323:533–536, 1986. doi: https://doi.org/10.1038/323533a0.

[9] Y. LeCun, B. Boser, J. Denker, D. Henderson, R. Howard, W. Hubbard, and L. Jackel. Handwritten digit recognition with a back-propagation network. In D. Touretzky, editor, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 2. Morgan-Kaufmann, 1990. URL `https://proceedings.neurips.cc/paper/1989/file/53c3bce66e43be4f209556518c2fcb54-Paper.pdf`.

[10] S. Schuchmann. History of the Firts AI Winter, 2019. URL `https://towardsdatascience.com/history-of-the-first-ai-winter-6f8c2186f80b`.

[11] C. Cortes and V. Vapnik. Support-vector networks. *Mach Learn*, 20: 273–297, 1995. doi: https://doi.org/10.1007/BF00994018.

[12] C. Cortes and V. Vapnik. Support-vector networks. *Neural Computation*, 9(8):1735–1780, 1997. doi: https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[13] M. Giesen. The history of the GPU, 2015. URL https://www.sutori.com/story/the-history-of-the-gpu--nwFkvYNPyxpM1XJWJXEA4TXB.

[14] C.F. Wanh. The vanishing gradient problem. towards data science, January 2018. URL https://towardsdatascience.com/the-vanishing-gradient-problem-69bf08b15484.

[15] Xiangyu Z. Shaoqing R. Kaiming, H. and Jian S. Deep Residual Learning for Image Recognition. *Cornell University*, 2015. doi: https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90.

[16] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei. ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. In *CVPR09*, 2009.

[17] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In F. Pereira, C. J. C. Burges, L. Bottou, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 25. Curran Associates, Inc., 2012. URL https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf.

Universidad Nacional Autónoma de México

Escuela Nacional de Estudios Superiores
Unidad Morelia

Manual de prácticas para la mejora de la enseñanza del aprendizaje profundo aplicado a la Ciencia de Datos a gran escala

INFORME FINAL

que para obtener el título de

Licenciado en Tecnologías para la Información en Ciencias

P R E S E N T A

Bruce Hiram Ginori Rodríguez

TUTOR

Dr. Sergio Rogelio Tinoco Martínez

CO-TUTOR

Dr. Heberto Ferreira Medina

Morelia, Michoacán Febrero 2023

Agradecimientos institucionales

****PENDIENTE****

Agradecimientos personales

****PENDIENTE****

Resumen

Este trabajo forma parte del proyecto PAPIME titulado “Propuesta de mejora a la enseñanza del aprendizaje automático aplicado a la Ciencia de Datos a gran escala” con el número de proyecto PE106021. En este trabajo se propone la elaboración de un manual de prácticas a nivel licenciatura para las asignaturas en el área de aprendizaje profundo o Deep Learning (DL) a gran escala (Big Data). Esto con el fin de implementar prácticas dirigidas a los estudiantes a partir del sexto semestre de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias o de otras licenciaturas de la ENES Morelia que cuenten con los conocimientos básicos del DL.

La realización de este manual de prácticas, así como el contenido del mismo, fue determinado, modificado y adaptado mediante una encuesta aplicada a los alumnos pertenecientes a carreras relacionadas con el campo de estudio, donde se podrá determinar las áreas de interés con respecto al DL.

Nuestra población de muestra principal fueron los alumnos y/o docentes de las diferentes licenciaturas y postgrados dentro de la ENES Morelia y del Campus Morelia de la UNAM con relación estrecha a la carrera de LTICs, con el fin de poder adaptar el plan de estudios de la misma incluyendo los temas de mayor relevancia a las materias de aprendizaje profundo.

El manual tiene el propósito de brindar una mejor formación académica a los estudiantes de LTICs y licenciaturas afines al DL. Además, resulta ser una herramienta para que los docentes conocieran las necesidades de los alumnos y coadyuvar al autoaprendizaj en esta área.

Insertar el Github de las practicas aquí

Abstract

This work is part of the PAPIME project entitled "Proposal to improve the teaching of machine learning applied to large-scale Data Science"with the project number PE106021. This paper proposes the development of a practice manual at the undergraduate level for subjects in the area of deep learning or Deep Learning (DL) on a large scale (Big Data). This in order to implement practices aimed at students from the sixth semester of the Bachelor's Degree in Information Technology in Sciences or other ENES Morelia degrees that have basic knowledge of DL.

The realization of this manual of practices, as well as the content of the same, will be determined, modified and adapted by means of a survey applied to the students belonging to careers related to the field of study, where the areas of interest with respect to the DL can be determined. .

Our main sample population will be the students and/or teachers of the different undergraduate and postgraduate degrees within the ENES Morelia closely related to the LTICs career, this in order to be able to adapt the study plan of the same, including the topics of greatest interest. relevance to machine learning subjects.

This manual has the purpose of providing a better academic training to students of LTICs and related, a tool for teachers to know the needs of students and (insert a way of saying that encourages students to study by themselves more topics of DL and applications)

Capítulo 1

Introducción

En la Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia (ENES Morelia), perteneciente a la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) se imparte la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias (LTICs). La carrera cuenta con tres áreas de profundización, siendo el área de Ciencias de la Información la clave en este estudio. Un conjunto de materias de esta área se centra de abarcar el análisis y procesamiento de grandes volúmenes de datos, una actividad que en los años recientes se ha vuelto una herramienta poderosa y crucial para la Ciencia de Datos.

Dado esto, la inclusión de estas materias en el plan curricular de la carrera de LTICs es la decisión más óptima, pero que sufre un retraso gracias a las dificultades de aprendizaje de los temas y la complejidad de los mismo; se requieren conocimientos base de aplicaciones de Inteligencia Artificial (IA), Aprendizaje Automático (Machine Learning) y aprendizaje profundo (Deep Learning)

El DL es un subconjunto del ML ya que automatizan procesos reduciendo la intervención humana gracias al uso de la IA en diferentes servicios y aplicaciones como la realización de tareas analíticas.

En el sector de salud se ha mejorado mucho gracias a la digitalización de sus registros médicos puesto que estos pueden ser engestados por aplicaciones de reconocimiento de imágenes, ayudando al analizar y evaluar más imágenes en menos tiempo ayudando a especialistas médicos.

Estos mismos algoritmos pueden ser usados para le identificación de patrones peligrosos que lleven a fines fraudulentos. El reconocimiento de voz, visión por computadora y otras aplicaciones pueden extraer evidencias y analizarlas de manera rápida y precisa para las fuerzas del orden público.

El propósito de este trabajo es brindar un manual que sirva como apoyo, dando ejemplos prácticos de la vida real y herramientas para la aplicación a más áreas relacionadas al DL y el Big Data.

1.1. Justificación

Al probar que es una herramienta poderosa y de gran importancia en la actualidad, en la LTICs se imparten materias donde se enseñan temas de Deep Learning aplicados al Big Data. Estas materias recurren a literatura clásica del área para poder tener dar un contexto más aterrizado lo que les da un acercamiento teórico que resulta excesivo y abrumador para el alumnado, causando un rezago notorio en este llegando a la deserción de los mismos.

En el entendimiento de que estos materiales son cruciales para el trabajo y desarrollo, este manual busca brindar un apoyo complementario y práctico con ejemplos de la vida real para poder agilizar el desarrollo de las materias y apoyar al alumno con herramientas adicionales.

1.2. Hipótesis

La Licenciatura en Ciencias en Tecnologías de la Información (ENES Morelia, UNAM) cuenta con un número significativo de estudiantes con bajo rendimiento en materias de DL debido a la complejidad de las materias y la poca aplicación de ejemplos prácticos. Con la intervención y aplicación de el manual de prácticas, se espera que su desempeño mejore sustancialmente.

1.3. Objetivo

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un manual de prácticas para la enseñanza del Deep Learning, aplicado a volúmenes de datos a gran escala, dirigido a estudiantes a partir de sexto semestre de la Licenciatura en Tecnologías para la Información en Ciencias o de otras licenciaturas de la ENES Morelia que cuenten con los conocimientos básicos del Deep Learning

1.3.2. Objetivos Particulares

1. Desarrollar una encuesta para diagnosticar los conocimientos previos e intereses del alumnado.

2. Establecer los temas que se van a cubrir en el manual de prácticas, relacionados al DL y con fundamento en la encuesta aplicada.

3. Elaborar el marco teórico del manual de prácticas con base en los temas seleccionados.

4. Determinar los ejemplos prácticos del ML que se abordarán en el manual de prácticas, conciliando con los docentes de la LTICs de las asignaturas del área del DL, la pertinencia de las prácticas propuestas enfocadas al Big Data.

5. Implementar los ejemplos prácticos usando el lenguaje Python.

6. Realizar una prueba piloto del manual de prácticas.

7. Realizar el diagnóstico de los resultados de la intervención a través de una encuesta de salida.

8. Publicar los resultados en la página web del proyecto.

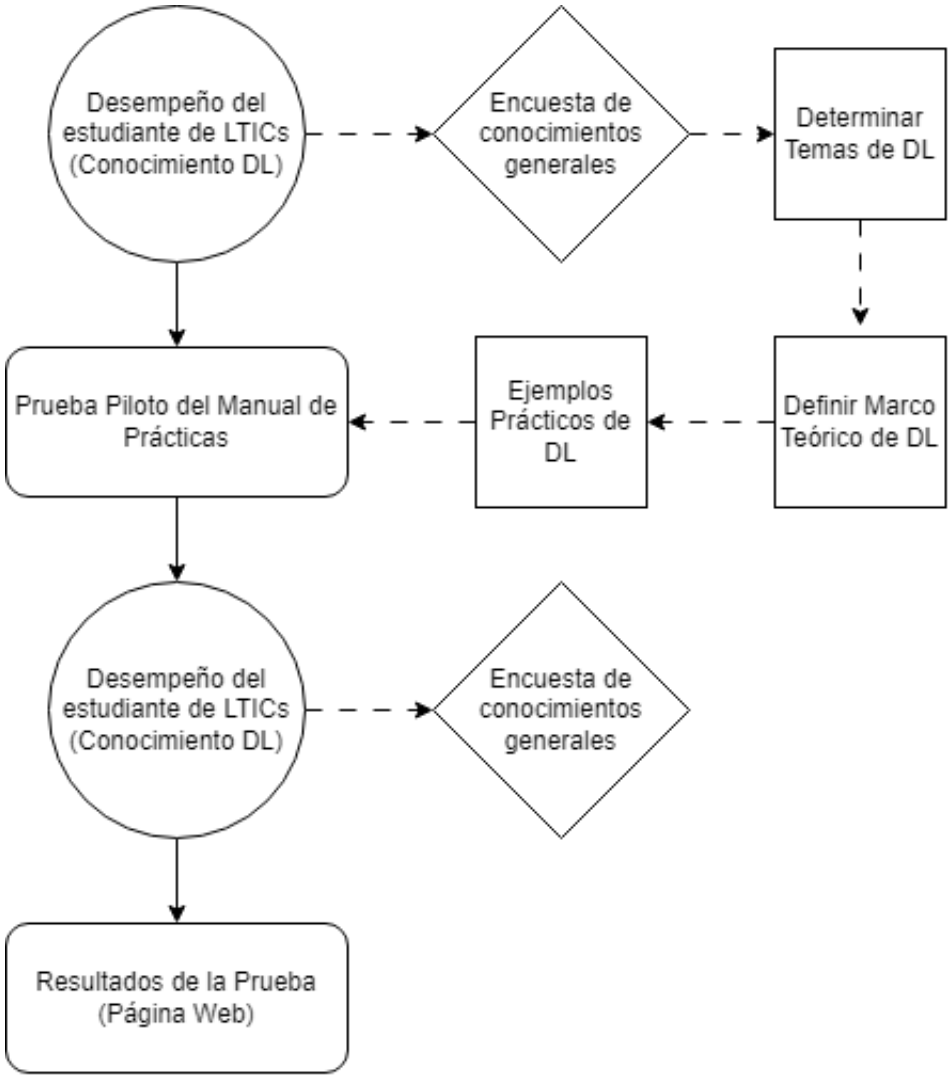

Figura 1.1: Mapa mental del Proyecto.

1.4. Descripción general

Este documento está organizado de la siguiente manera:

- El Capítulo 2 se abarcan los antecedentes con respecto a las investigaciones importantes que llevaron a cabo
- El Capítulo 3
- El Capítulo 4
- El Capítulo 5
- Finalmente, en el Capítulo 6

Capítulo 2

Antecedentes

Los orígenes del aprendizaje profundo se remontan al desarrollo de las redes neuronales artificiales (ANN por sus siglas en inglés) en las décadas de 1940 y 1950 (referencia 1). Las ANN se propusieron por primera vez como una forma de modelar el comportamiento de las neuronas biológicas en el cerebro y se utilizaron para resolver problemas simples como el reconocimiento de patrones.

Sin embargo, las primeras ANN estaban limitadas por la falta de poder de cómputo y los datos necesarios para entrenar grandes redes con múltiples capas. No fue hasta el desarrollo de computadoras más poderosas y la disponibilidad de grandes conjuntos de datos en la década de 2000 que el aprendizaje profundo comenzó a despegar.

El término .ªprendizaje profundo"se acuñó por primera vez a principios de la década de 2000 para referirse al uso de redes neuronales con múltiples capas para aprender características y patrones cada vez más complejos a partir de los datos. Uno de los avances en el aprendizaje profundo se produjo en 2006, cuando un equipo de investigadores dirigido por Geoffrey Hinton demostró que las redes neuronales profundas podían entrenarse de forma más eficaz mediante una técnica llamada retropropagación, que permite a la red ajustar el peso de sus conexiones en función de los errores en La salida.

Desde entonces, el aprendizaje profundo se ha convertido en uno de los campos más activos y en rápida evolución de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático. Los avances en el aprendizaje profundo han dado lugar a avances en una amplia

gama de aplicaciones, incluido el reconocimiento de imágenes y voz, el procesamiento del lenguaje natural y la toma de decisiones autónoma. Hoy en día, el aprendizaje profundo es un componente clave de muchas tecnologías de vanguardia y es utilizado por empresas e investigadores de todo el mundo para resolver problemas complejos y crear nuevas innovaciones.

2.1. Aprendizaje Automático.

La Inteligencia Artificial (IA) es un campo de la informática que se ocupa de la creación de máquinas que puedan realizar tareas que requieren inteligencia humana. El Aprendizaje Automático (AA) es una subrama de la IA que se enfoca en el desarrollo de algoritmos y modelos que permiten a las máquinas aprender patrones a partir de los datos.

2.1.1. Inteligencia artificial y aprendizaje automático.

El AA es según Jordan y Mitchell (2015) un proceso de aprendizaje en el que se utilizan algoritmos y modelos matemáticos para analizar y aprender patrones a partir de los datos. En general, se pueden distinguir tres tipos de aprendizaje automático: supervisado, no supervisado y por refuerzo.

2.1.2. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado es según Hastie y cols. (2009) una técnica de AA en la que se utilizan datos etiquetados para entrenar un modelo de predicción. En este tipo de aprendizaje, se tiene un conjunto de datos de entrenamiento que consiste en pares entrada-salida.

2.1.3. Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje no supervisado es según Murphy (2012) una técnica de AA en la que se utilizan datos no etiquetados para entrenar un modelo de agrupamiento o

reducción de dimensionalidad. En este tipo de aprendizaje, el objetivo es encontrar patrones en los datos sin conocer la respuesta correcta.

2.1.4. Aprendizaje por refuerzo

El aprendizaje por refuerzo es una según Shalev-Shwartz y Ben-David (2014) técnica de AA en la que un agente aprende a través de la interacción con un entorno. En este tipo de aprendizaje, el agente realiza acciones y recibe recompensas o castigos según su desempeño.

2.1.5. Problemas del aprendizaje automático: ajuste bajo y sobreajuste

Uno de los principales problemas del AA es el ajuste bajo y el sobreajuste. Según Ng (2017) el ajuste bajo ocurre cuando un modelo es demasiado simple y no es capaz de capturar toda la complejidad de los datos. El sobreajuste ocurre cuando un modelo es demasiado complejo y se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento, lo que puede resultar en un mal desempeño en nuevos datos .

2.1.6. Aprendizaje profundo

El Aprendizaje Profundo (AP) es una según Goodfellow y cols. (2016) subrama del AA que utiliza redes neuronales profundas para aprender patrones a partir de los datos. Las redes neuronales profundas se componen de múltiples capas de neuronas y son capaces de aprender representaciones jerárquicas de los datos.

2.2. Diseño de la Encuesta

Esta investigación se caracterizó por ser un estudio de tipo:

1. Exploratorio
2. Descriptivo

3. Correlacional

4. Pre - experimental

con la finalidad de contar con un estudio de caso a través de una sola medición. Para ello se generó una encuesta que fue aplicada a una población conformada por profesores, estudiantes e investigadores de la Universidad Nacional Autónoma de México campus Morelia, Michoacán.

La encuesta fue creada usando una plataforma en linea encuesta.com, (2021) y distribuida por correo electrónico (Gmail principalmente) y redes sociales a personas seleccionadas al azar entre la población de estudio de la universidad mencionada anteriormente. En primer lugar, la muestra se calculó mediante el método de población finita con base a 600 personas. Esta muestra tiene un intervalo de confianza del 95 % y un margen de error del 10 %, como se muestra en la Tabla 2.1

Descripción	Valor
Tamaño de la población	600
Nivel de confianza	95 %
Margen de error	10 %
Tamaño de la muestra	83

Tabla 2.1: Muestra de la población.

La encuesta consistió en ocho preguntas generadas a partir de una revisión crítica de la literatura relacionada con la ciencia de datos de ML, DL y Big Data. Se consultaron a expertos y expertas en el área de ML, cuatro maestros titulares de la ENES Morelia, tres del Tecnológico Naciona de México campus Morelia, dos del Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad (IIES, UNAM) y uno del Instituto de Materiales UNAM

Ellas y ellos validaron las preguntas seleccionadas, mencionando que se deberían considerar los siguientes puntos:

- Dar diferentes opciones para responder.

- Poner respuestas dicotómicas.
- Usar escala de Likert.

2.3. Ejes y preguntas

Gracias a las observaciones, la encuesta se perfeccionó dividiéndola en cuatro ejes principales: *Eje I: Machine Learning; Eje II: Deep Learning; Eje III: Big Data; y Eje IV. Herramientas.*

La escala Likert aplicada para los primeros tres ejes fue: Muy importante *(VImp- Very Important)*, Importante *(Imp - Important)*, Neutral, Poco importante *(LImp - Less Important)*, Nada importante *(NImp - Nothing Important)*, Lo desconozco *(dnK - Do not Know)*; ver Tabla 2.2.

Mientras que para el cuarto eje se usó el nivel de habilidad que se tiene para diferentes herramientas de programación *bajo, medio, alto.*

Como se puede observar, cada escala se abrevió por sus siglas en inglés para que se pueda entender mejor.

#	Descripción de la pregunta	Eje	Tipo de pregunta
Q1	N° de cuenta o empleado UNAM, tu nombre si no cuentas con ellos	-	Opción
Q2	Licenciatura que estudia; 2.1 Ciencias, 2.2 Agroforestales, 2.3 Ciencias Ambientales, 2.4 Ciencia de Materiales Sustentables, 2.5 Ecología, 2.6 Estudios Sociales y Gestión Local, 2.7 Geociencias, 2.8 Geohistoria, 2.9 Tecnologías para la Información en Ciencias, 2.10 Otro (Other)	-	Opción
Q3	Semestre que cursas (1-10), no aplica para profesores	-	Número
Q4	Consideras que los siguientes temas relacionados con el aprendizaje automático (Machine Learning) son: 4.1 Data Science, 4.2 Web Scraping, 4.3 Data Wrangling, 4.4 Machine Learning, 4.5 Data Mining, 4.6 Ensemble Learning, 4.7 Data visualization, 4.8 ML: supervised/unsupervised, 4.9 Binary and multiclass classification, 4.10 EDA, 4.11 Clustering, 4.12 ML model, 4.13 ML evaluation: underfitting, overfitting, 4.14 Cross validation, 4.15 Hyperparameters, regularization, feature engineering, 4.16 PCA	I	Opciones Likert
Q5	Consideras que los siguientes temas relacionados con el aprendizaje profundo (Deep Learning) son: 5.1 NN Shallow & Deep, 5.3 CNN, 5.3 RNN, 5.4 Transfer Learning & Fine-Tuning, 5.5 Dropout, 5.6 Data Augmentation, 5.7 Batch Normalization	II	Opciones Likert
Q6	Consideras que los siguientes temas relacionados con los macrodatos (Big Data) son: 6.1 Concepto, 6.2 Escalado de modelos, 6.3 Analítica a gran escala, 6.4 Sistema de archivos distribuidos, 6.5 Map-Reduce	III	Opciones Likert
Q7	La habilidad que tienes en el manejo de las siguientes herramientas es: 7.1 Tensorflow, 7.2 Spark, 7.3 Keras, 7.4 Fast.ai, 7.5 PyTorch, 7.6 HDFS, 7.7 Kafka, 7.8 Python, 7.9 Scikit-Learn	VI	Opciones Likert
Q8	Consideras importantes incluir algunos temas adicionales relacionados con el ML, DL y el Big Data, no mencionados anteriormene:	-	Abierta

Tabla 2.2: Tabla 2.2: Encuesta aplicada.

Usando la información obtenida de la encuesta aplicada con anterioridad, se generaron análisis descriptivos donde se realizó el estudio de confiabilidad aplicando el Alfa de Cronbach obteniendo como resultado 0.956 y demostrando que la información obtenida es consistente.

También se aplicó un estudio de correlaciones utilizando la bivariada de Pearson y seleccionando únicamente las correlaciones obtenidas en los niveles alto y muy alto [0.7, 0.93], que se muestran en la Figura 2.X.

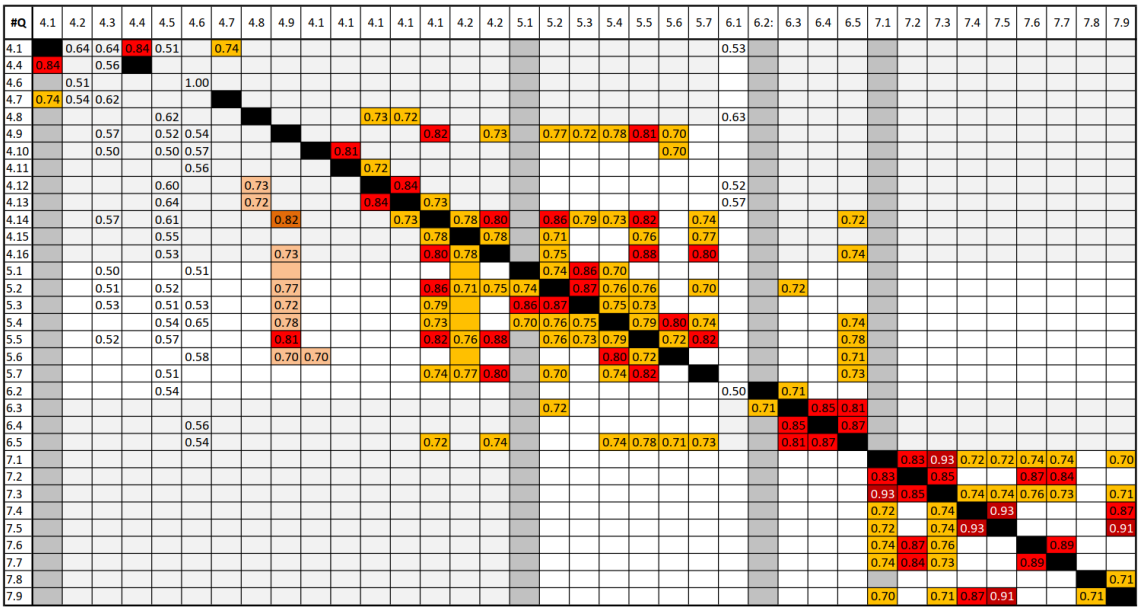

Figura 2.1: Matriz de correlación de los resultados obtenidos en la encuesta, donde los encabezados son las preguntas realizadas en la encuesta ver Tabla 2.2.

De acuerdo al análisis de correlaciones, se identificaron áreas de oportunidad según porcentaje de importancia que respondieron los encuestados. En la Figura 2.x se muestra esta importancia.

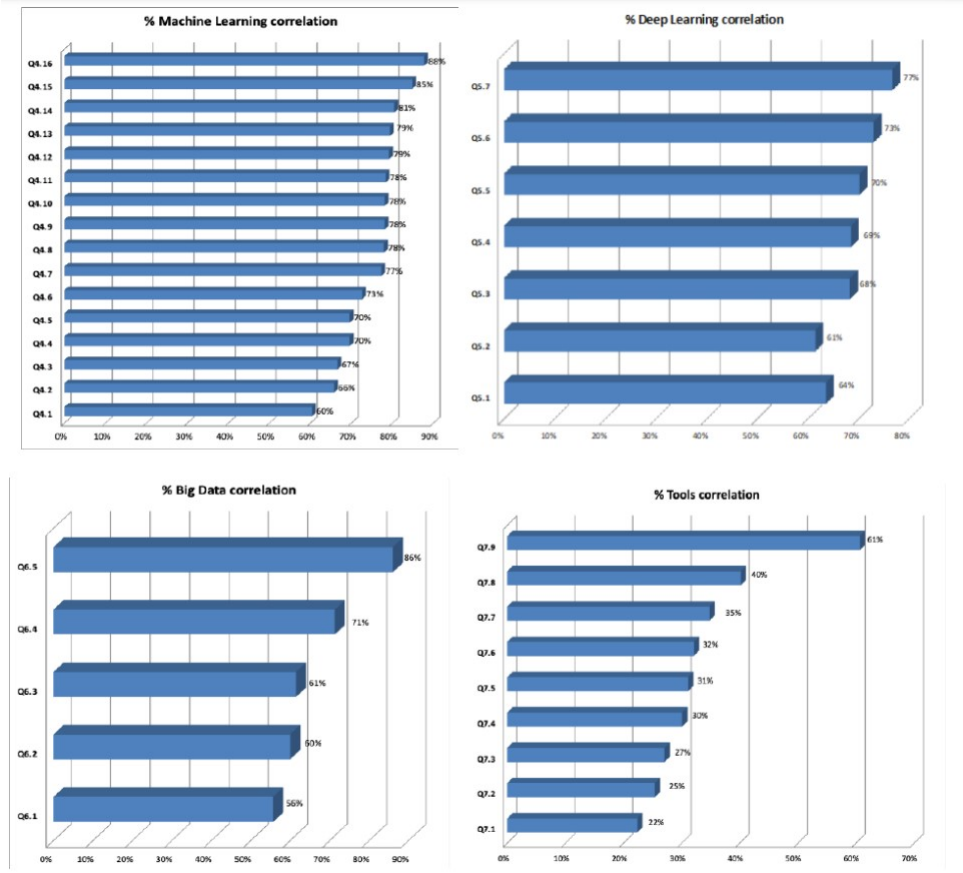

Figura 2.2: Nivel de importancia de ejes de acuerdo a la población encuestada.

De acuerdo con la encuesta desarrollada, se observó que los encuestados tenían cierto desconocimiento en algunos temas. En las Figuras 2.10 y 2.11 los temas se muestran por eje, ordenados por nivel de desconocimiento: No sé (dnK), Nada importante (NImp), Menos importante (LImp), Neutro Importante (Imp), Muy importante (VImp) y para las herramientas, la escala es: No sé (dnK), Corta, Media y Alta.

Figura 2.3: Nivel de importancia de temas de acuerdo a la población encuestada.

Figura 2.4: Nivel de importancia de herramientas de acuerdo a la población encuestada.

Como se observa en las Figuras, los temas que más desconocen las y los participantes (color verde) son los temas a desarrollar en el manual para obtener un mayor impacto académico, así mismo se tomó en cuenta la importancia que la población encuestada le dió a los temas, resultando en los siguientes temas.

1. Clasificación Binaria
2. Redes Convolucionales
3. Data Augmentation
4. Redes Neuronales Recurrentes
5. Transferencia de Aprendizaje
6. TensorFlow Distribuido

De acuerdo a estos resultados se propone mejorar el aprendizaje con prácticas orientadas a reforzar estos temas. En la Tabla 5.1 y la Tabla 5.2 se muestran las prácticas finalmente propuestas para mejorar en los temas que observamos como área de oportunidad. Cabe resaltar que se observó que las y los encuestadas (os) prefieren orientar la intervención hacia la aplicación práctica de los conocimientos.

En el siguiente capítulo se describen brevemente los temas correspondientes al DL determinado con fundamento en la encuesta aplicada, antes de proponer el esquema de las prácticas que conforman el manual.

Debido a la demanda del conocimiento y manejo del DL es necesario tener una lista de temas a considerar para definir el número y la cantidad de prácticas a realizar. A continuación se muestran los principales temas a considerar.

Capítulo 3

Algoritmos de Deep Learning

3.1. Redes Neuronales Convolucionales

Las Redes Neuronales Convolucionales o CNN por sus siglas en inglés, es un tipo de red neuronal profunda comúnmente utilizada para tareas de reconocimiento de imágenes y videos en el aprendizaje profundo. Las CNN están diseñadas para aprender de forma automática y adaptativa jerarquías espaciales de características a partir de datos de entrada, como píxeles en una imagen.

La idea clave detrás de las CNN es usar un conjunto de filtros o núcleos que se pueden aprender para convolucionar sobre la imagen de entrada o los cuadros de video, lo que permite que la red aprenda características locales como bordes, texturas y formas. Estas características locales luego se combinan a través de capas de agrupación para crear características más abstractas y de mayor nivel que la red aprende gradualmente.

Además de las capas convolucionales y de agrupación, las CNN suelen incluir funciones de activación como ReLU (Unidad lineal rectificada) y softmax, así como capas totalmente conectadas para tareas de clasificación o regresión. La combinación de estas capas permite que la red aprenda relaciones no lineales complejas entre los datos de entrada y las predicciones de salida.

El éxito de las CNN en las tareas de reconocimiento de imágenes y videos ha llevado a su uso generalizado en muchas otras áreas de aplicación, como el procesamiento

del lenguaje natural, el reconocimiento de voz e incluso los juegos. Las CNN son una herramienta poderosa y versátil en el aprendizaje profundo que puede aprender de grandes cantidades de datos y generalizar bien a entradas nuevas e invisibles.

El aprendizaje profundo es un subconjunto del aprendizaje automático que utiliza redes neuronales artificiales con múltiples capas para modelar y resolver problemas complejos. Está inspirado en la estructura y función del cerebro humano, que es capaz de procesar grandes cantidades de información y reconocer patrones en los datos.

Los algoritmos de aprendizaje profundo pueden aprender de grandes cantidades de datos y hacer predicciones o decisiones basadas en esos datos. Estos algoritmos utilizan capas de nodos interconectados, o neuronas, para procesar y transformar los datos de entrada en representaciones cada vez más abstractas. La salida de una capa de neuronas se convierte en la entrada para la siguiente capa, lo que permite que la red aprenda características y patrones cada vez más complejos.

Uno de los beneficios clave del aprendizaje profundo es que puede descubrir automáticamente características y patrones en los datos que pueden ser difíciles o imposibles de reconocer para los humanos. Esto lo hace ideal para tareas como reconocimiento de imagen y voz, procesamiento de lenguaje natural y toma de decisiones autónoma.

Algunos de los marcos y bibliotecas de aprendizaje profundo más populares incluyen TensorFlow, PyTorch y Keras, que brindan herramientas poderosas para construir, entrenar e implementar redes neuronales profundas.

3.2. Capas

En el aprendizaje profundo, una capa se refiere a una colección de neuronas o unidades de procesamiento que realizan un tipo específico de cálculo en los datos de entrada. Una red neuronal profunda generalmente consta de múltiples capas, cada una de las cuales transforma los datos de entrada en una representación más abstracta que captura características y patrones de nivel superior.

Hay varios tipos de capas comúnmente utilizadas en el aprendizaje profundo, que

incluyen:

1. Capa de entrada: esta capa recibe los datos de entrada y los pasa a la siguiente capa.

2. Capas ocultas: estas capas realizan cálculos en los datos de entrada para aprender representaciones de los patrones y características subyacentes en los datos. Puede haber muchas capas ocultas en una red neuronal profunda.

3. Capa de salida: esta capa produce la salida final de la red, que podría ser una clasificación, predicción o algún otro tipo de decisión basada en los datos de entrada.

Se pueden utilizar diferentes tipos de capas dependiendo del problema específico que se esté resolviendo. Por ejemplo, las capas convolucionales se usan comúnmente para tareas de procesamiento de imágenes, mientras que las capas recurrentes se usan para tareas de modelado de secuencias, como el procesamiento de lenguaje natural.

El diseño y la configuración de las capas en una red neuronal profunda pueden tener un impacto significativo en el rendimiento y la capacidad de la red para aprender representaciones complejas de los datos de entrada. El proceso de selección y ajuste de las capas es una parte importante de la construcción de un modelo de aprendizaje profundo efectivo.

3.3. Data Augmentation

El aumento de datos es una técnica comúnmente utilizada en el aprendizaje profundo para aumentar artificialmente el tamaño de un conjunto de datos de entrenamiento mediante la creación de datos de entrenamiento adicionales a partir de muestras existentes. Esta técnica consiste en aplicar un conjunto de transformaciones a los datos existentes para generar nuevas muestras que sean similares pero no idénticas a los datos originales.

El objetivo del aumento de datos es mejorar la solidez y la generalización de un modelo de aprendizaje profundo exponiéndolo a datos más diversos y variados durante

el entrenamiento. Esto puede ayudar al modelo a aprender a reconocer patrones y características que son relevantes en una variedad de entradas diferentes, en lugar de adaptarse demasiado a un conjunto limitado de ejemplos.

Los ejemplos de técnicas de aumento de datos incluyen:

- Recorte aleatorio o cambio de tamaño de imágenes
- Volteo horizontal o vertical de imágenes
- Rotación o corte de imágenes
- Ajustes aleatorios de brillo, contraste o saturación de imágenes
- Agregar ruido o distorsiones a las imágenes

Al aplicar este tipo de transformaciones a los datos originales, el aumento de datos puede ayudar a aumentar el tamaño efectivo de un conjunto de datos de entrenamiento y mejorar el rendimiento y la generalización de un modelo de aprendizaje profundo.

3.4. Redes Neuronales Recurrentes

3.5. Transferencia de Aprendizaje

3.6. TensorFlow

Capítulo 4

Métricas para Evaluar Modelos

Las métricas en DL son medidas utilizadas para evaluar el rendimiento de un modelo de aprendizaje automático. Las métricas proporcionan información cuantitativa sobre el rendimiento del modelo en una tarea específica, como la clasificación o la regresión. Al evaluar el rendimiento de un modelo con métricas, los investigadores y profesionales pueden comparar diferentes modelos, seleccionar el mejor modelo y optimizar los hiperparámetros del modelo para mejorar su rendimiento.

Estos son algunas de las métricas usadas para los modelos aplicados durante el desarrollo de las actividades del manual.

4.1. Exactitud

La exactitud (accuracy) es definida como Gu y cols. (2009):

$$Exactitud = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{4.1}$$

Donde podemos definir:

- Verdaderos positivos (True Positive - TP): Son los valores clasificados como positivo y el valor real también es positivo.
- Falsos positivos (False Positive - FP): Son los valores clasificados como positivo y el valor real es negativo.

- Falsos negativos (False Negative - FP): Son los valores clasificados como negativo y el valor real es positivo.
- Verdaderos negativos (True Negative - TN): Son los valores clasificados como negativo y el valor real también es negativo.

La fórmula suma la función del indicador sobre todas las muestras y la divide por el número total de muestras para calcular la proporción de muestras correctamente clasificadas.

4.2. Precisión

Es una medida de la capacidad del modelo para predecir con precisión las muestras positivas. La métrica de precisión es definida como Gu y cols. (2009):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4.2}$$

donde TP es el número de predicciones positivas verdaderas y FP es el número de predicciones positivas falsas.

Por ejemplo, supongamos que un modelo predice la presencia o ausencia de una determinada enfermedad. Si el modelo predice que un paciente tiene la enfermedad y efectivamente la tiene, entonces es un verdadero positivo (TP). Si el modelo predice que un paciente tiene la enfermedad pero no la tiene, entonces es un falso positivo (FP). La precisión mide la proporción de verdaderos positivos entre todas las muestras que se pronosticaron como positivas, lo que puede ayudar a evaluar la capacidad del modelo para realizar predicciones positivas precisas.

Si bien la precisión es una métrica útil para evaluar el rendimiento de un modelo, debe usarse junto con otras métricas, como el recuerdo, la puntuación F1 y la precisión, para obtener una comprensión más completa de las fortalezas y debilidades del modelo.

4.3. Sensibilidad (Recall)

4.4. Matriz de Confusión

Capítulo 5

Metodología de las Prácticas

Durante la impartición del curso se diseñaron dos tipos de prácticas; Practicas de Laboratorio impartidas en clase y Actividades Complementarias para evaluar el progreso y entendimiento de los alumnos con respecto a los temas abarcados. Todas las prácticas presentadas en el anexo contienen las siguientes fases, en el orden en que se muestran:

1. Objetivo de la práctica.
2. Conceptos.
3. Herramientas a usar.
4. Desarrollo.
    - *a*) Entender el Problema.
    - *b*) Definir un criterio de evaluación.
    - *c*) Preparar los datos.
    - *d*) Construir el modelo.
    - *e*) Análisis de errores.
    - *f*) Implementación.

En el caso especial de la práctica 5 de laboratorio (Uso de TensorFlow Distribuido) no se aplican los puntos .... (tiene caso mecionar esto si se ralizó un ejemplo?)

N° Práctica	**NOMBRE**	**DATASET**	**CRITERIO DE EVALUACIÓN**	**DESCRIPCIÓN**
1	Clasificación Binaria y Redes Convolucionales Básico	Mosquitos Aedes y Aegiptys	Exactitud	Crear una red neuronal básica para clasificar dos especies diferentes de mosquitos analizando las imágenes proporcionadas.
2	Clasificación Binaria y Redes Convolucionales Avanzado	COVID-19 Xray Dataset (Train & Test Sets)	Exactitud	Aplicar lo aprendido en la actividad de los moquitos pero aplicado a imágenes de Rayos X de diferentes pacientes.
3	Redes Convolucionales y Data Augmentation	100 Sports Image Classification	Precisión y Sensibilidad.	Aprender a expandir el dataset cuando el conjunto de datos es limitado y crear un modelo de convolución multiclase para todos los deportes.
4	Redes Neuronales Recurrentes	News Headlines Dataset For Sarcasm Detection	Exactitud y Precisión	Hacer análisis de texto, seleccionar las columnas más relevantes y crear un modelo capaz de identificar patrones y contextos.
5	Uso de TensorFlow Distribuido	3 nodos virtuales con CPU y GPU c/u	No aplica	Mostrar cómo se realiza la instalación de TensorFlow y cómo se comunican los nodos para el procesamiento paralelo de grandes volúmenes de datos.
6	Transferencia de aprendizaje	Game of Deep Learning: Ship datasets	Precisión y matriz de confusión	Aprenderán a usar redes preentrenadas para aplicar entrenamientos más pesados a modelos con clasificaciones más complejas

Tabla 5.1: Tabla de Prácticas de Laboratorio con su contenido

N° Práctica	**NOMBRE**	**DATASET**	**CRITERIO DE EVALUACIÓN**	**DESCRIPCIÓN**
1	Clasificación Multiclase de Letras	A-Z Handwritten Alphabets in .csv format	Exactitud	El alumno debe entrenar un modelo a partir del dataset proporcionado y comprobar su efectividad haciendo predicción de una frase escrita a mano.
2	Análisis de Sentimientos de Tweets	Twitter US Airline Sentiment	Exactitud	El alumno debe hacer un análisis del dataset para decidir qué información es necesaria de procesar, desarrollará un modelo a partir de ello y hará una prueba con un texto de su autoría.
3	Sarcasmo en Noticias Distribuido	News Headlines Dataset For Sarcasm Detection	Exactitud y Precisión, Velocidad de ejecución	El alumno debe probar el TensorFlow ejecutando la práctica vista en clase en uno de los nodos del servidor y ejecutarlo de manera paralela en los tres nodos del mismo.
4	Creación de Red Neuronal	Elección del alumno	Elección del alumno	El alumno debe mostrar lo aprendido a lo largo del curso creando su propia red neuronal para realizar un análisis completo de un dataset de su elección y mostrar resultados concretos.

Tabla 5.2: Tabla de Actividades Complementarias con su contenido

Capítulo 6

Resultados y Discusión

****PENDIENTE****

Apéndices

Los anexos consisten en:

- Libretas de JupyterLab programadas en Python de las prácticas desarrolladas.
- Enlaces y referencias de los datos originales usados para las prácticas desarrolladas.

.1. Prácticas

Las prácticas, enlaces a grabaciones y libretas de JupyterLab se encuentran en el siguiente repositorio en la plataforma
GitHub: TBD

.2. Datos

Los conjuntos de datos que se usaron en las prácticas mostradas anteriormente, se pueden descargar de los enlaces siguientes:

- Mosquitos Aedes y Aegiptys.
  http://basurae.iies.unam.mx/webmosquito/html/
- COVID-19 Xray Dataset (Train & Test Sets)
  https://www.kaggle.com/khoongweihao/covid19-xray-dataset-train-test-sets
- 100 Sports Image Classification
  https://www.kaggle.com/gpiosenka/sports-classification
- Conjunto de Datos de Encabezados de Noticias para la Detección de Sarcasmo
  https://www.kaggle.com/rmisra/news-headlines-dataset-for-sarcasm-detection/code
- Game of Deep Learning: Ship datasets
  https://www.kaggle.com/datasets/arpitjain007/game-of-deep-learning-ship-datasets
- A-Z Handwritten Alphabets in .csv format
  https://www.kaggle.com/datasets/sachinpatel21/az-handwritten-alphabets-in-csv-format

- Twitter US Airline Sentiment

  https://www.kaggle.com/datasets/crowdflower/twitter-airline-sentiment

Referencias

Goodfellow, I., Bengio, Y., y Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.

Gu, Q., Zhu, L., y Cai, Z. (2009). Evaluation measures of the classification performance of imbalanced data sets. *Communications in Computer and Information Science*, 461-471.

Hastie, T., Tibshirani, R., y Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer Science & Business Media.

Jordan, M. I., y Mitchell, T. M. (2015). *Machine learning: Trends, perspectives, and prospects*. Science.

Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective*. MIT press.

Ng, A. (2017). *Machine learning yearning*. Gradient descent.

Shalev-Shwartz, S., y Ben-David, S. (2014). *Understanding machine learning: From theory to algorithms*. Cambridge University Press.