

Métodos de Inteligencia artificial para la reducción de incertidumbre en modelos de predicción de incendios

Chirino Pamela¹, Galdamez Mariela¹, Diaz-Acevedo Karvin¹, Ponce de León Alejo¹, Caymes-Scutari Paola^{1,2}, Bianchini Germán¹

¹Laboratorio de Investigación en Cómputo Paralelo/Distribuido
Departamento de Ingeniería en Sistemas de Información
Facultad Regional Mendoza/Universidad Tecnológica Nacional

Rodríguez 273 (M5502AJE) Mendoza, +54 261 5244579

²Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

pamela.chirino@alumnos.frm.utn.edu.ar, mariela.galdamez@alumnos.frm.utn.edu.ar ,
karvindiaz@gmail.com, alejo.poncedleon@gmail.com, pcaymesscutari@frm.utn.edu.ar,
gbianchini@frm.utn.edu.ar

RESUMEN

La inteligencia artificial ha generado una revolución importante en los últimos años de la computación. En esta línea de trabajo se estudiarán dos formas de inteligencia artificial para aplicarlas en la reducción de incertidumbre en modelos de predicción, en este caso, el modelo de predicción de incendios llevado a cabo en el Laboratorio de Investigación en Cómputo Paralelo/Distribuido de la UTN-FRM. En el mismo se trabaja con paralelismo, por lo tanto se analizará la posible paralelización de estos métodos. Los métodos de inteligencia artificial que se estudiarán son: Redes neuronales y Visión Computacional.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, Redes neuronales, Paralelismo, Visión Computacional, Predicción

CONTEXTO

Esta investigación es llevada a cabo en el Laboratorio de Investigación en Cómputo

Paralelo/Distribuido de la Universidad Tecnológica Nacional, Facultad regional de Mendoza.

Está enmarcada en el proyecto PID TEUTIME0007658TC titulado “Formación de docentes y alumnos de grado como Investigadores Científicos Iniciales en las áreas de Informática y Ciencias de la Computación.”

1. INTRODUCCIÓN

La Inteligencia Artificial es la disciplina que trata de crear sistemas capaces de aprender y razonar como un ser humano.

Normalmente, un sistema de inteligencia artificial es capaz de analizar datos en grandes cantidades, identificar patrones y tendencias y, por lo tanto, formular predicciones de forma automática, con rapidez y precisión [1].

Estudiaremos las redes neuronales y la visión computacional, analizando su rendimiento en paralelo y su aplicación al

modelo de predicción de incendios previamente mencionado [2].

A continuación, detallaremos algunos aspectos de relevancia para mayor comprensión a la hora de explicar el desarrollo.

2. LINEAS DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO

Este proyecto cuenta con tres ejes temáticos: Redes Neuronales, Visión Computacional y Paralelismo.

2.1. Redes Neuronales

Las redes neuronales artificiales son un modelo computacional inspirado en el comportamiento observado en el cerebro humano. Consiste en un conjunto de unidades, llamadas neuronas artificiales, conectadas entre sí para transmitir o comunicar señales [3].

Una red neuronal artificial está constituida por neuronas interconectadas y arregladas en capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas de neuronas.

Además de las capas ya mencionadas, una red neuronal cuenta con tres funciones principales.

La función de entrada trata muchos valores de entrada como si fueran uno solo y esto recibe el nombre de entrada global. Además le asigna pesos a las entradas, y estos pesos se suman a los pesos que anteriormente tenían las neuronas de las capas subsiguientes.

La segunda función es la de activación que tiene como objetivo acotar los valores de salida de una red neuronal para mantenerlos en ciertos rangos, es decir, calcula el estado de actividad de una neurona; transformando la entrada global en un valor (estado) de activación.

El último componente que una neurona necesita es la función de salida. El valor resultante de esta función es la salida de la neurona; por ende, la función de salida determina qué valor se transfiere a las neuronas vinculadas. Si la función de activación está por debajo de un umbral determinado, ninguna salida se pasa a la neurona subsiguiente.

En particular, para esta investigación, la red neuronal que nos interesa estudiar es el perceptrón.

El perceptrón es una de las redes neuronales más sencillas, su funcionamiento es muy simple, lee los valores de entrada, suma todas las entradas de acuerdo a unos pesos y el resultado lo introduce en una función de activación que genera el resultado final [1].

Para que el perceptrón nos sea de utilidad tenemos que entrenarlo o enseñarle. Al proceso de enseñarle se le denomina aprendizaje, que es el mecanismo por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el mismo se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas.

Un aspecto importante a tener en cuenta es que el perceptrón utiliza un tipo particular de aprendizaje supervisado, es decir, aprendizaje controlado por un

agente externo, llamado retropropagación de error o *backpropagation* [1].

En las redes de retropropagación primero se aplica un patrón de entrada, el cual se propaga por las distintas capas que componen la red hasta producir una salida de la misma. Esta salida se compara con la salida deseada y se calcula el error cometido por cada neurona de salida. Estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de las capas intermedias. Cada neurona recibe un error que es proporcional a su contribución sobre el error total de la red. Basándose en este error recibido se ajustan los pesos sinápticos de cada neurona [1].

Se considera que la red ha aprendido cuando el error es 0 o un margen próximo al mismo [5] [6].

2.2. Visión computacional

La visión computacional trata de interpretar las imágenes recibidas por dispositivos y reconocer los objetos, ambiente y posición en el espacio [7]. Debido a que parte de nuestro trabajo se centrará en el tratamiento de imágenes satelitales, hemos considerado estudiar este tema y su posible paralelización para aplicarlo en el modelo de predicción de incendios anteriormente mencionado.

Estudiaremos y aplicaremos la visión computacional a través de las redes convolucionales [7].

Las redes neuronales convolucionales son muy similares a las redes neuronales ordinarias como el perceptrón multicapa que fue descrito anteriormente; se componen de neuronas que tienen pesos y capacidad de aprender.

Lo que diferencia a las redes neuronales convolucionales es que suponen explícitamente que las entradas son imágenes, lo que nos permite codificar ciertas propiedades en la arquitectura de las redes neuronales tradicionales, permitiendo ganar en eficiencia y reducir la cantidad de parámetros en la red.

Las redes neuronales convolucionales trabajan modelando de forma consecutiva pequeñas piezas de información, y luego combinan esta información en las capas más profundas de la red.

En general, las redes neuronales convolucionales van a estar construidas con una estructura que contendrá tres tipos distintos de capas.

La capa convolucional es la que le da nombre a la red. Lo que distingue a las redes neuronales convolucionales de cualquier otra red neuronal es que utilizan una operación llamada convolución en alguna de sus capas.

La operación de convolución recibe como entrada o *input* la imagen y luego aplica sobre ella un filtro o *kernel* que nos devuelve un mapa de las características de la imagen original, y de esta forma logramos reducir el tamaño de los parámetros.

Luego sigue la capa de reducción o *pooling*. Su utilidad principal radica en la reducción de las dimensiones espaciales (ancho x alto) del volumen de entrada para la siguiente capa convolucional.

Al final de las capas mencionadas anteriormente, las redes utilizan generalmente capas completamente conectadas en la que cada pixel se

considera como una neurona separada al igual que en una red neuronal regular.

2.3. Paralelismo

El procesamiento paralelo es un método mediante el cual se dividen grandes problemas en componentes, tareas o cálculos que puedan resolverse en simultáneo. En particular, estamos analizando el modelo Master-Worker para incluir en nuestro estudio.

El modelo Master-Worker es un modelo aplicado a la descomposición de dominio, es decir, el dominio del problema se divide en subconjuntos de datos y los mismos son asignados a nodos diferentes [8].

El proceso principal denominado Master es el proceso encargado de coordinar todo el tratamiento y procesamiento del problema, para lo que genera muchos subprocesos, que son ejecutados como procesos independientes denominados Workers, y en general se ejecutan en procesadores independientes de forma simultánea. La interacción que existe entre ellos es que el Master inicia los procesos Worker, les asigna el trabajo a realizar, y estos devuelven el resultado al proceso Master [8].

3. RESULTADOS OBTENIDOS/ ESPERADOS

Como ya mencionamos anteriormente, en el laboratorio de cómputo paralelo distribuido se trabaja continuamente con la incertidumbre de variables en el modelo de predicción de incendios.

Nuestra propuesta es trabajar con esas variables donde se presenta incertidumbre haciéndolas variar en las posibilidades de

valores que podrían tomar y presentarle como conjunto de entrenamiento los resultados reales o esperados del incendio, para que la red neuronal aprenda a diferenciar qué variables influyeron más y en qué posibles valores en un incendio.

En cuanto a los avances actuales, se determinó sistematizar la introducción de datos con los que operará la red neuronal mediante archivos a raíz del volumen de datos. También se tuvo en cuenta que los desarrollos previos estaban implementados bajo los lenguajes C/C++ y que una de las pocas redes neuronales que se pueden implementar en este lenguaje es el perceptrón, debido a que es más sencillo de implementar cuando no se cuenta con clases.

Para la primera propuesta de paralelización, se propone determinar al Master como el encargado de almacenar datos realizando el envío y recepción de estos. Además, se encargará de realizar los cálculos de la función de entrada. Proponemos considerar a cada capa oculta y a la capa de salida como un proceso. De esta forma, cada procesador - Worker- quedaría a cargo de cierta cantidad de neuronas y realizaría los cálculos correspondientes en cada neurona que le fuera asignada obteniendo una salida. Luego de ingresar los datos de entrada en la capa de entrada, se obtendrían sus salidas que serán enviadas a cada proceso Worker. El procedimiento explicado anteriormente representa el primer ajuste de pesos. Luego se lleva a cabo el proceso de aprendizaje con backpropagation explicado anteriormente, hasta que se considere que la red neuronal ha aprendido.

En cuanto a la Visión Computacional, la propuesta es trabajar con las redes neuronales convolucionales para el entrenamiento a la hora de analizar imágenes o mapas satelitales. En el modelo de predicción de incendios se trabaja constantemente con mapas, [9] por lo tanto, al aplicar visión computacional a través de redes convolucionales se busca automatizar y hacer lo más rápido posible este análisis.

En cuanto la propuesta de paralelización, es similar a la aplicada en las redes neuronales, la descomposición será de dominio, es decir, se repartirá el dominio de problema (datos), considerando que las imágenes para el procesamiento serán un gran conjunto de píxeles. El nodo master se encargaría de administrar y repartir los píxeles correspondientes a las imágenes satelitales, entre los diferentes nodos de la red convolucional. Los diferentes nodos tendrán su propia red convolucional y manejarán un gran número de neuronas. En un futuro se estudiará la descomposición funcional de la misma, teniendo en cuenta las diferentes capas con las que cuenta la red convolucional.

4. FORMACION DE RECURSOS HUMANOS

Nuestro grupo de trabajo se encuentra conformado por los directores de laboratorio, German Bianchini y Paola Caymes Scutari, y cuatro becarios en el marco de las Becas Bis y las Becas I+D.

La temática del proyecto de investigación aporta a la formación académica de los integrantes del grupo de trabajo, proporcionando cooperación y aprendizaje conjunto entre los estudiantes

en sus respectivos trabajos en el marco del laboratorio.

5. BIBLIOGRAFIA

- [1] Pedro Ponce Cruz, “Inteligencia Artificial Aplicada a la ingeniería”, Alfaomega, 2001.
- [2] Germán Bianchini. Paola Caymes Scutari, Miguel Méndez Garabetti, Evolutionary Statistical System: a Parallel Method for Improving Forest Fire Spread Prediction. Journal of Computational Science (JOCS) Vol 6 pp. 58-66. ISSN: 1877-7503 doi: 10.1016/j.jocs.2014.12.001 Elsevier.
- [3] Carlos Alberto Ruiz, “Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones”, UTN-Facultad Regional de Rosario, 2005.
- [4] <http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t8neuronales.pdf>, accedida el 20/08/19.
- [5] Rivera E., “Entrenamiento de redes neuronales en algoritmos evolutivos”, 2005.
- [6] Matich, D. J., “Introducción a las Redes Neuronales Artificiales”, 2001.
- [7] Sucar Enrique, Giovanni Gómez, “Vision Computacional”, 2005.
- [8] Barry Wilkinson, Michael Allen. “Parallel Programming” (2005). Pearson.
- [9] G. Bianchini, P. Caymes Scutari, “Metodos basados en computación de alto rendimiento para predecir el comportamiento de incendios forestales” E-ICES7. ISBN 978-987-1323-27-2. Edit. CNEA. pp. 28-36, 2012.