**Introducción**

Análisis de regresión con técnicas de aprendizaje supervisado

La Minería de Datos o Data Mining (DM) agrupa a un conjunto de herramientas y métodos orientados al descubrimiento de conocimiento a partir de bases de datos (KDD), del inglés Knowledge Discovery from Databases. KDD integra elementos como métodos estadísticos, aprendizaje de máquina y visualización de datos. Proporciona la capacidad para descubrir información nueva y significativa usando los datos existentes. KDD rápidamente excede la capacidad humana para analizar grandes cantidades de datos. La cantidad de datos que requieren procesamiento y análisis en grandes bases de datos exceden las capacidades humanas y la dificultad de transformar los datos con precisión es un conocimiento que va más allá de los límites de las bases de datos tradicionales. Por consiguiente, la utilización plena de los datos almacenados depende del uso de técnicas del descubrimiento del conocimiento.

Las siguientes son características básicas que comparten todas las técnicas KDD:

* Todos los enfoques tratan con grandes cantidades de datos
* Se requiere de eficiencia debido al volumen de datos
* La Exactitud es un elemento esencial
* Todos requieren el uso de un lenguaje de alto nivel
* Todos los enfoques usan alguna forma de aprendizaje automatizado
* Todos producen algunos resultados interesantes

La utilidad de aplicaciones futuras en KDD es de largo alcance. KDD puede usarse como un medio de recuperación de información, de la misma manera que los agentes inteligentes realizan la recuperación de información en el Web. Nuevos modelos o tendencias en los datos podrán descubrirse usando estas técnicas.

Los algoritmos de aprendizaje son una parte integral de KDD, dentro del área de aprendizaje de máquina el aprendizaje supervisado es una técnica que consiste en aprender una función a partir de un conjunto de datos de entrenamiento. El conjunto de entrenamiento consiste en pares de objetos de entrada y salida esperada. Utilizando estos datos se aprenderá una función que luego será capaz de predecir la salida esperada utilizando datos de entrada nunca vistos. Dedicado al desarrollo de algoritmos que aprenden a partir de ejemplos. Un ejemplo está representado por una instancia y una clase a la que esa instancia pertenece. Una instancia representa un conjunto de observaciones sobre un hecho determinado. Una clase representa la clasificación que se le da al hecho. A partir de un conjunto de ejemplos y un algoritmo de aprendizaje supervisado podemos entrenar un clasificador para que el mismo pueda predecir cuál será la clase de una instancia que desconocemos. (Ver capitulo 2 – Estado del arte)

Dentro del aprendizaje supervisado existen diferentes métodos de predicción, los cuales son más o menos eficientes de acuerdo a la naturaleza de los datos del problema en cuestión. Ejemplos de ellos son las maquinas de soporte vectorial, redes neuronales, árboles de decisión, etc. [1]. Estos algoritmos son utilizados en diversas áreas, incluyendo agricultura, finanzas, historia, industria, relaciones laborales y ciencias del medioambiente, entre otras.

Cuando la salida de la función aprendida es un valor continuo la tarea de aprendizaje se denomina regresión. El análisis de regresión es un conjunto de técnicas de modelado y análisis numérico la cual consiste en determinar el valor de una variable dependiente a partir de un conjunto de variables independientes. Esta técnica es utilizada para realizar pronósticos, inferencia, prueba de hipótesis y evaluación de causalidad entre otras cosas.

Usualmente se ha utilizado a este efecto la regresión lineal, pero los modelos obtenidos sólo operan con atributos numéricos e imponen una dependencia puramente lineal. Otros métodos de regresión son los provenientes del área de aprendizaje supervisado como los árboles de regresión y las redes neurales para regresión. Los árboles de regresión [3] se generan de forma similar a los de decisión, con valores promedio en cada hoja. El modelo neuronal de regresión generalizada (GRNN), que fue propuesto y desarrollado inicialmente por Specht [2], posee la propiedad deseable de no requerir ningún entrenamiento iterativo, es decir, puede aproximar cualquier función arbitraria entre vectores de entrada y salida, realizando la estimación de la función directamente a partir de los datos de entrenamiento.

Nuestra propuesta consiste en la evaluación de un conjunto de algoritmos de regresión provenientes del área de aprendizaje supervisado y su comparación con modelos de regresión clásicos en el marco de un caso de estudio específico. A partir de los resultados experimentales que se obtengan de estos algoritmos, se seleccionará el método de mejor performance para ser usado en un entorno real para el problema de predicción que se abordará.

**Caso de estudio**

En la actualidad existen una variedad de deportes acuáticos que se ven beneficiados por los pronósticos acerca del oleaje en una zona cercana a la costa. Ejemplos de estos pueden ser el surf, windsurf, kitesurf, kayak, etc. Los deportistas están sumamente atentos a las condiciones que presenta el mar diariamente para evaluar la playa en la que van a practicar su deporte. Utilizando un pronóstico de oleaje el deportista puede planificar sus actividades para lograr estar presente en el lugar que presenta las mejores condiciones. Eventualmente el deportista puede evitarse recorridas extensas buscando el sitio con las mejores condiciones del día.

Actualmente los pronósticos de oleaje son derivados a partir de la resolución de un modelo matemático global sumamente complejo cuyas predicciones son calculadas en zonas alejadas de la costa, varios kilómetros mar adentro. Este provee de la predicción de la altura de las olas, la dirección de las mismas y el período (tiempo entre una ola y la siguiente). Si bien este pronóstico tiene buen rendimiento en alta mar, no sucede lo mismo en la cercanía de la costa. Esto se debe a que la interacción de las olas con el lecho marino cercano no es contemplada por estos modelos. De acuerdo a la geografía de la costa puede suceder que en un rango de 15 km un lugar presente condiciones apropiadas para la práctica del deporte mientras que en otro las condiciones sean totalmente desfavorables. Por esta razón es que la utilización de un pronóstico preciso en las cercanías de la costa (exactamente donde el mar es lo suficientemente poco profundo para que las olas rompan) es de suma utilidad.

Existen modelos para contemplar el comportamiento de las olas en las cercanías de la costa. Los mismos reciben como entrada los datos de pronóstico de alta mar e información acerca del lecho marino. Utilizando estos datos los mismos proveen un refinamiento al pronóstico inicial. Si bien estos modelos poseen un buen comportamiento, su limitación está relacionada con la obtención de los datos del lecho marino. Usualmente la obtención de estos datos es costosa y no se encuentra disponible en todos los lugares.

**Trabajos relacionados**

Existen algunos trabajos previos que enfocan el tema de predicción de oleaje. Los trabajos de [4] y [5] se caracterizan por enfocarse en la predicción de la altura de la ola en la zona cercana a la costa, donde se realiza la práctica de surf, a partir de información obtenida en alta mar. Para lograr esto definen un modelo de regresión en donde las variables predictivas están dadas por los datos en alta mar y la variable de respuesta es la altura de la ola en la playa. [5] utiliza como variables predictivas los datos de alta mar recolectados por una boya marina, mientras que [4] utiliza las previsiones oceánicas brindadas por la resolución del modelo numérico WAVEWATCH III (Ver Capítulo 3 – Datos para predicción del oleaje). En ambos trabajos la variable de respuesta está representada por las observaciones visuales recolectadas por un observador experto el cual registra el tamaño de ola promedio en un determinado momento del día.

En los trabajos [6] y [7] la predicción de la altura de la ola se realiza en el mismo lugar donde se recolectan los datos. Estos utilizando el estado del mar de las últimas horas en un lugar determinado, infieren cual será la altura de la ola en ese mismo lugar con horas de anticipación. Para lograr esto se plantea un modelo de regresión donde las variables predictivas están dadas por las lecturas de una boya marina y la variable de respuesta está dada por la altura de la ola que se presentará en ese mismo lugar con N horas de anticipación.

Tanto en [4] y [6] como en [7] se desarrollaron modelos de regresión en base a redes neuronales, todas multicapa de propagación hacia adelante, con una función de transferencia del tipo sigmoidal. En contraste en [5] utilizaron un modelo de regresión polinomial.

En [7] se experimenta, obteniendo resultados positivos, con una técnica especial en la cual se conectan dos redes neuronales. Donde la salida de la primera red es la entrada a la segunda. Según los autores esto permite a la primera red concentrarse en aprender las interacciones complicadas, mientras que la segunda red realiza un refinamiento a las predicciones de la primera.

Diversas comparaciones entre los modelos desarrollados y modelos de predicción ya existentes son realizadas en los distintos trabajos. En [7] se compara el modelo de red neuronal desarrollado con un modelo estadístico auto regresivo obteniéndose mejores resultados con el primero. [4] realiza una comparación entre el modelo de red neuronal y el modelo SWAN (Booij et al., 1999), el cual es un modelo numérico para predicción de olas en la zona costera, obteniendo mejores resultados con el primero. También se realizan comparaciones entre un modelo de regresión lineal y uno no lineal, obteniendo mejores resultados con el modelo no lineal.

Todos los trabajos analizados presentan un desempeño satisfactorio en la predicción de olas, de esta manera dejando en evidencia que los métodos de regresión para la predicción de olas son una alternativa viable a los métodos de modelado numérico, y que además los mismos son útiles para refinar los pronósticos dados por los modelos de oleaje de alta mar en la cercanía de la costa.

**Trabajo realizado**

Nuestro estudio, alineado con los objetivos de los trabajos de [4] y [5], consistió en utilizar modelos de aprendizaje de máquina para aprender de casos pasados como un determinado pronóstico de alta mar se vio reflejado en las cercanías de la costa. De esta manera ante un nuevo pronóstico oceánico se logró predecir cuál fue el efecto del mismo en las cercanías de la costa. Nos centramos en la predicción de la altura de la ola en la cercanía de la costa.

Los métodos utilizados fueron:

* Regresión lineal
* Redes neuronales
* Maquinas de soporte vectorial
* Arboles modelos y de regresión

Evaluamos el desempeño de cada modelo sometiéndolos a un entrenamiento con datos reales (tanto de lecturas de altamar como de observaciones visuales costeras) y luego evaluando las predicciones con un conjunto datos diferentes a los utilizados para entrenar cada clasificador (datos nuevos que nunca antes han usado para entrenarse). Finalmente implementamos un sistema de predicción de olas en la cercanía de la costa en cualquier lugar del planeta utilizando como algoritmo de regresión aquel que presentó los mejores resultados en cada una de las diferentes pruebas a las que se sometieron en la etapa de experimentación (Ver capitulo 4 - Evaluaciones).

La evaluación experimental se realizó utilizando datos históricos de las condiciones de alta mar y de observaciones visuales correspondientes a la isla de Oahu, Hawái. Los datos de alta mar se obtuvieron de un archivo histórico de las salidas del modelo numérico WAVEWATCH III, provistos por la agencia americana NOAA (National Ocenographic and Atmospheric Administration), comprendiendo la altura, dirección y periodo de ola, dirección y velocidades de los vientos. Los datos de las observaciones visuales usados solo brindan la altura de la ola vista desde la costa. Las observaciones han sido relevadas en su mayoría por el servicio de guardavidas de la isla de Oahu y se encuentran disponibles para cinco playas diferentes: Sunset, Diamond Head, Makapu, Makaha y Ala Moana ubicadas alrededor de la isla. Tanto de la información de alta mar como de las observaciones visuales se cuenta con más de 6 años de registros con una periodicidad diaria.

Dado que las lecturas de WAVEWATCH III se actualizan cada 3 horas, tanto durante el día como la noche, y debido a que las observaciones visuales se han realizado en horarios en que se cuenta con luz solar, el primer filtro aplicado a la información que ofrece el modelo WAVEWATCH III fue eliminar todas las lecturas que no correspondían con un horario de luz natural en Oahu. Por otra parte, las observaciones visuales nos indicaban la altura de la ola más grande que arribo a la costa en el día, por esto el segundo filtro aplicado a las lecturas de WAVEWATCH III fue dejar únicamente la lectura diaria con la mayor altura de ola. De esta forma acoplamos el estado de altamar brindado por el modelo WAVEWATCH III y la observación de la altura de la ola registrada en la costa.

Para llevar a cabo el entrenamiento de los clasificadores utilizamos la herramienta WEKA. Esta herramienta provee los algoritmos de regresión (entre otros), utilizados en nuestro estudio durante la etapa de experimentación. WEKA recibe como entrada un conjunto de instancias descriptas a través de una serie de atributos. Cada instancia se compone de un conjunto de variables predictoras y uno o más variables a predecir. En nuestro estudio las variables predictoras son las lecturas del modelo WAVEWATCH III (altura de ola, periodo, velocidad del viento, dirección de ola) y el atributo de clase o variable a predecir fue la observación visual en la costa. Entonces dado un conjunto de instancias como entrada, y un algoritmo de regresión, WEKA logra entrenar un clasificador que es capaz de recibir únicamente instancias con las variables predictoras y devolver por cada una el valor del atributo de clase a predecir (altura de la ola en la costa).

La clave del estudio fue encontrar la forma de armar los datos de prueba en base a la información de la cual disponíamos y al mismo tiempo buscar y configurar el algoritmo de aprendizaje de máquina que mejores resultados entregaba al entrenarse con dichas instancias (es decir el que lograba predecir las olas en la ubicación del observador minimizando el margen de error y maximizando la correlación entre los datos de las lecturas de alta mar y la predicha por el clasificador).

En este trabajo se experimentó con numerosos conjuntos de datos obtenidos a partir del procesamiento de las observaciones reales. Para cada modelo de instancia se armaron diferentes conjuntos de entrenamiento, los cuales fueron utilizados como entrada para los distintos algoritmos de regresión. La combinación de variables predictoras (atributos) que mejores resultados mostraron en los experimentos fue la siguiente:

Entre los atributos considerados se encuentran:

* altura significante de ola actual (variable predictora WW3)
* dirección promedio actual (variable predictora WW3)
* período promedio actual (variable predictora WW3)
* altura significante de ola 1 día antes (variable predictora WW3)
* dirección promedio 1 día antes (variable predictora WW3)
* período promedio 1 día antes (variable predictora WW3)
* altura significante de ola 2 días antes (variable predictora WW3)
* dirección promedio 2 días antes (variable predictora WW3)
* periodo promedio 2 días antes (variable predictora WW3)
* observación visual (atributo de clase, histórico de observaciones de Oahu)

Este modelo utilizado se basó en armar cada instancia para un determinado GridPoint en una determinada fecha con las lecturas del WAVEWATCH III correspondientes a la ola más grande registrada ese día en un horario con luz solar, junto con la observación visual de altura de ola de ese mismo día, pero además con las lecturas de WAVEWATCH III correspondientes a la ola más grande registrada un día antes y dos días antes (ambas durante un horario con luz solar). De esta manera armamos instancias con nueve variables predictoras de WAVEWATCH III y un atributo de clase que representa la observación visual.

Por otra parte el algoritmo de regresión elegido en base al rendimiento del mismo fue Maquinas de Soporte Vectorial, cuyos resultados al ejecutarlos con las instancias descriptas anteriormente pueden observarse en el Capitulo 4 – Evaluaciones.

Con base en este clasificador entrenado desarrollamos un sistema web denominado “Surf-Forecaster” el cual es capaz, si se le suministra la información necesaria (histórico de observaciones visuales de cualquier lugar deseado), de dar un pronóstico con hasta una semana de anticipación en incrementos de tres horas, especificando la altura de las olas exactamente en la ubicación que al usuario le interesa, considerando que las variables restantes (dirección de ola, periodo de ola y dirección y velocidad del viento) no sufren cambios significativos entre el GridPoint evaluado y la costa dado que los cambios de las profundidades del mar y la geografía de la zona no las afecta, ofreciendo una alternativa distinta a los pronósticos existentes los cuales brindan esta información pero en zonas muy alejadas a la costa, y por lo general reportan el mismo pronostico para toda una región o localidad, lo cual pierden precisión en sitios con una geografía muy irregular o donde el tipo de fondo y profundidad del mar (entre otros aspectos) cambian vertiginosamente entre lugares separados por tan solo unos pocos kilómetros.

El sistema desarrollado puede ser de gran utilidad tanto para deportistas que diariamente recorren una localidad en busca de las mejores condiciones para su deporte como así también por ejemplo para tomar medidas de prevención anticipadas en lugares donde olas de gran tamaño pueden llegar a alcanzar a la población de esa zona.

Surf-Forecaster, es una aplicación interactiva que ofrece la posibilidad de obtener pronósticos detallados del oleaje, en cualquier lugar del planeta. Basta con crear una ola (Ver sección 5.5 - Nueva ola) en cualquier lugar del mundo para comenzar a recibir pronósticos detallados con 180hs de anticipación para la ola creada.

Adicionalmente el sistema cuenta con una sección de comparaciones entre diferentes olas, la cual brinda una herramienta muy práctica para ayudar al usuario a reconocer fácilmente en qué lugares romperán las mejores olas del día con una semana de anticipación, evitándole la necesidad, por ejemplo, de tener que recorrer toda la costa de su ciudad, diariamente, en busca de tales olas.

Surf-Forecaster ofrece además la posibilidad de registrase en el sistema (ver sección 5.2 – Tipos de usuario). Al ser un usuario registrado el sistema le permitirá dar de alta sus olas preferidas, generar comparaciones entre ellas y persistirlas, para no tener que volver a crearlas cada vez que quiere comparar las mismas olas.

**Estructura del trabajo**

En esta sección se detalla la estructura general del presente trabajo, brindando una breve descripción de los temas que se abordan en cada capítulo.

**Capitulo 2 – Estado del arte**

En este capítulo se describen los conceptos básicos del aprendizaje supervisado. Se desarrollan los métodos de regresión analizados para predicción de olas y finalmente se describen los trabajos relacionados existentes.

**Capitulo 3 – Datos para predicción del oleaje**

El objetivo de este capítulo es dar al lector una breve explicación de las olas y sus conceptos generales. Se describen además las observaciones visuales costeras usadas para el ejemplo del caso de estudio (Instanciado en la isla de Oahu - Hawái), el modelo WAVEWATCH III como fuente de pronósticos en altamar y se expone como se combinaron los datos y se pre-procesaron antes de su utilización.

**Capitulo 4 – Evaluaciones**

En el presente capítulo se detallan las pruebas realizadas para encontrar los mejores clasificadores que permitan predecir el tamaño que tendrá la ola al momento de romper en la costa, a partir de la información de alta mar brindada por el modelo de olas WAVEWATCH III. En especial se analizan los resultados obtenidos de experimentar con diferentes conjuntos de entrenamiento así como también con diferentes algoritmos de regresión.

**Capitulo 5 – Desarrollo de la aplicación**

En este capítulo se describe el sistema implementado, se exponen sus diferencias contra sistemas similares existentes y se explica cómo logra predecir Surf-Forecaster. Se describen las diferentes secciones que brinda la aplicación y como utilizarla.

**Capitulo 6 – Conclusiones**

En este capítulo se presentan las conclusiones obtenidas a partir de la utilización de la técnica propuesta, sus ventajas y limitaciones. Además, se describen algunas posibles mejoras en trabajos futuros.

**Referencias**

[1] Witten, I. H., Frank, E.: Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition. Morgan Kaufmann, 2005.

[2] Specht, D. F.: A General Regression Neural Network. IEEE Transactions on Neural Networks. Vol. 2(6), pp. 568-576. 1991.

[3] Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone.. Classification and regression trees. Monterey, California, U.S.A.: Wadsworth, Inc. 1984.

[4] Browne, M. Strauss, D. Castelle, B. Blumenstein, M. Tomlinson, R. Lane, C.: Empirical Estimation of Nearshore Waves From a Global Deep-Water Wave Model. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. Vol. 3(4), pp. 462-466. 2006.

[5] Caldwell, P. C. and J. P. Aucan. 2007. An empirical method for estimating surf heights from deepwater significant wave height and peak periods in coastal zones with narrow shelves, steep bottom slopes, and high refraction. Journal of Coastal Research 23/5:1237–1244.[Bioone](http://www.bioone.org/servlet/linkout?suffix=i1551-5036-25-3-539-b37&dbid=4&doi=10.2112%2F07-0958.1&key=10.2112%2F04-0397R.1)

[6] Deo M.C., Sridhar Naidu C. Real time wave forecasting using neural networks. [Ocean Engineering](http://www.ingentaconnect.com/content/els/00298018;jsessionid=3ldc1bvjg94j9.alice), Volume 26, Number 3, August 1998, pp. 191-203(13). [Elsevier](http://www.ingentaconnect.com/content/els;jsessionid=3ldc1bvjg94j9.alice).

[7] Makarynskyy O. Improving wave predictions with artificial neural networks. Ocean Engineering 2004, Volume 31, no5-6, pp. 709-724. Elsevier.