

# SERIES TEMPORALES Y MINERÍA DE FLUJOS DE DATOS

E.T.S. de Ingenierías Informática y de Telecomunicación

# Trabajo Autónomo II

Minería de Flujos de Datos

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INTELIGENCIA ARTIFICIAL UNIVERSIDAD DE GRANADA

#### 1. Introducción

El objetivo de este guion es que el alumno conozca el software de análisis de flujos de datos MOA y realice una discusión acerca de los resultados de aplicar diferentes técnicas para resolver problemas de clasificación. Para ello, se propondrán ejercicios que el alumno deberá resolver y cuyos resultados deberán ser analizados y discutidos.

#### 2. Descripción del trabajo a realizar

Se proponen diversas tareas para que se resuelvan por parte del alumno, a fin de evaluar modelos estáticos y dinámicos, en minería de flujos de datos sin y con desvío de concepto:

#### 2.1. Entrenamiento offline (estacionario) y evaluación posterior.

- 1. Entrenar un clasificador HoeffdingTree offline (estacionario, aprender modelo únicamente), sobre un total de 1.000.000 de instancias procedentes de un flujo obtenido por el generador WaveFormGenerator. Evaluar posteriormente (sólo evaluación) con 1.000.000 de instancias generadas por el mismo tipo de generador. Repita el proceso varias veces con la misma semilla en evaluación y diferentes semillas en entrenamiento, para crear una población de resultados. Anotar como resultados los valores de porcentajes de aciertos en la clasificación.
- 2. Repetir el paso anterior, sustituyendo el clasificador por HoeffdingTree adaptativo.
- 3. Muestre los boxplots (gráficos de cajas y bigotes) con las poblaciones de datos de ambos algoritmos. Analice si existen diferencias significativas entre ambas distribuciones y, de ser el caso, justifique cuál modelo es mejor y porqué.

#### 2.2. Entrenamiento online.

- 1. Entrenar un clasificador HoeffdingTree online, mediante el método Interleaved Test-Then-Train, sobre un total de 1.000.000 de instancias procedentes de un flujo obtenido por el generador WaveFormGenerator, con una frecuencia de muestreo igual a 10.000. Pruebe con otras semillas aleatorias para crear una población de resultados. Anotar los valores de porcentajes de aciertos en la clasificación.
- 2. Repetir el paso anterior, sustituyendo el clasificador por HoeffdingTree adaptativo.

3. Muestre los boxplots (gráficos de cajas y bigotes) con las poblaciones de datos de ambos algoritmos. Analice si existen diferencias significativas entre ambas distribuciones y, de ser el caso, justifique cuál modelo es mejor y porqué.

#### 2.3. Entrenamiento online en datos con concept drift.

- 1. Entrenar un clasificador HoeffdingTree online, mediante el método Interleaved Test-Then-Train, sobre un total de 2.000.000 de instancias muestreadas con una frecuencia de 100.000, sobre datos procedentes de un generador de flujos RandomRBFGeneratorDrift, generando 2 clases, 7 atributos, 3 centroides en el modelo, drift en todos los centroides y velocidad de cambio igual a 0.001. Pruebe con otras semillas aleatorias. Anotar los valores de porcentajes de aciertos en la clasificación. Compruebe la evolución de la curva de aciertos en la GUI de MOA.
- 2. Repetir el paso anterior, sustituyendo el clasificador por HoeffdingTree adaptativo.
- 3. Responda a la pregunta: ¿Cree que algún clasificador es mejor que el otro en este tipo de problemas? Razone su respuesta.

### 2.4. Entrenamiento online en datos con concept drift, incluyendo mecanismos para olvidar instancias pasadas.

- 1. Repita la experimentación del apartado anterior, cambiando el método de evaluación "Interleaved Test-Then-Train" por el método de evaluación "Prequential", con una ventana deslizante de tamaño 1.000.
- 2. ¿Se observa algún cambio en el comportamiento de alguno de los clasificadores? Justifique su respuesta.

## 2.5. Entrenamiento online en datos con concept drift, incluyendo mecanismos para reinicializar modelos tras la detección de cambios de concepto.

- 1. Repita la experimentación del apartado 2.3, cambiando el modelo (learner) a un clasificador simple basado en reemplazar el clasificador actual cuando se detecta un cambio de concepto (SingleClassifierDrift). Como detector de cambio de concepto, usar el método DDM con sus parámetros por defecto. Como modelo a aprender, usar un clasificador HoeffdingTree.
- 2. Repita el paso anterior cambiando el clasificador HoeffdingTree por un clasificador HoeffdingTree adaptativo.
- 3. ¿Se observa algún cambio en el comportamiento de alguno de los clasificadores? Explique similitudes y diferencias entre las diferentes metodologías, y discuta los resultados obtenidos por cada una de ellas en el flujo de datos propuesto.

#### 3. Condiciones de entrega

La entrega se realizará mediante la presentación en formato electrónico de una memoria de teoría y prácticas, junto con ficheros separados que resuelvan cada problema. Todos los ficheros se adjuntarán en un .ZIP que se entregará mediante la plataforma docente de la asignatura. La práctica contribuirá a la calificación final de la asignatura en **4 puntos**, divididos entre **2 puntos** para la parte de teoría y **2 puntos** para la parte práctica.

La memoria solicitada evaluará la parte práctica:

• Parte práctica (2 puntos), donde se deberán describir qué comandos se han usado para cada uno de los problemas propuestos, una gráfica de cajas y bigotes con las distribuciones de datos (o gráfico de laa GUI en caso de que se solicite), resultados de tests estadísticos usados, y justificación requerida en cada apartado.

La memoria también deberá contener una portada con la siguiente información:

- Nombre del alumno
- E-mail del alumno
- Nombre de la asignatura
- Nombre del Máster
- Texto "Trabajo autónomo II: Minería de Flujo de Datos"