Inteligencia artificial
Lic. en Ciencias de la Computación
Tarea 1

Expediente: 220219356
Nombre: Juan Daniel Garcia Ruiz
Colaboradores: N/A

Al entregar esta tarea, declaro que todas las respuestas son producto de mi propio trabajo y de las personas que colaboraron especificadas arriba.

Desarrollando la intuición

1.

Solución: Para cada palabra de las reseñas, inicializamos los pesos a 0.

Aplicamos el descenso de gradiente estotastico para acutalizar los pesos basandonos si la reseña es clasificada correctamente o no por nuestro clasificador.

$$Loss_{hinge} = max(0, 1 - y * (w * x))$$

Donde y es la etiqueta correcta de nuestra reseña y w es nuestro vector de pesos, y x es el vector de caracteristicas.

Calculamos los pesos finales de las palabras solicitadas realizando el descenso de gradiente estotastico para cada reseña con el orden dado y actualizando los pesos de acuerdo a nuestra funcion de perdida de articulacion.

$$w = [0.0, 0.1, -0.2, 0.1, -0.1, 0.1]$$

Esto nos indica como cada palabra va a influir en la clasificacion de las reseñas como positivas o negativas para cada reseña en el conjunto de entrenamieento. Aquellos con pesos positivos indican que hay mas probabilidad que sea una clasificacion positiva a una negativa.

Prediciendo calificaciones de películas

1.

Solución: La perdida cuadratica se calcula como el cuadrado de la diferencia entre la prediccion y el valor real que queremos. donde $\sigma(\mathrm{w}\square\phi(\mathrm{x}))$ va a ser la prediccion hecha por el modelo con σ siendo la funcion logistica $\phi(\mathrm{x})$.

Nuestra expresion quedaria de esta forma:

$$Loss(x, y, w) = (\sigma(w * \phi(x)) - y)^2$$

2.

Solución: Para calcular el gradiente de perdida cuadratica con respecto a los pesos w dado que nuestra perdida es:

$$Loss(x, y, w) = (\sigma(w * \phi(x)) - y)^2$$

y el valor predicho es $p = \sigma(w * \phi(x))$, utilizamos la funcion logistica ($\sigma(z)$ que tiene la propiedad que su derivada es$\sigma'(z) = \sigma(z)(1 - \sigma(z))$.

El gradiente de la función de pérdida con respecto a w se obtiene al diferenciar la función de pérdida con respecto a w

$$\nabla_w Loss(x, y, w) = \nabla_w (p - y)^2$$

Aplicamos la regla de la cadena:

$$\nabla_w (p - y)^2 = 2(p - y)\nabla_{wP}$$

Como $p = \sigma(w^*\phi(\mathrm{x}))$ nos queda:

$$\nabla_{wP} = \nabla_w \sigma(w * \phi(x)) = \sigma(w * \phi(x))(1 - \sigma(w * \phi(x)))\nabla_w (w * \phi(x))$$
$$\nabla_w p = p(1 - p)\phi(x)$$

Sustituimos en la expresion $\nabla_w p$ en el gradiente de la fucnion:

$$\nabla_w Loss(x, y, w) = 2(p - y)p(1 - p)\phi(x)$$

La expresion matematica para el gradiente de la perdida es:

$$\nabla_w Loss(x, y, w) = 2(p - y)p(1 - p)\phi(x)$$

Clasificación de sentimientos

Solución: Incorporada en `tarea1.py`.