

A P É N D I C E F

MÉTODOS ALTERNATIVOS PARA DECISIÓN.

Métodos estadísticos

HMM y Cross-Validation (Verificación)

En algunos sistemas, la aceptación o el rechazo se dan a través del uso de tasas la de falso rechazo (FRR) así como tasa de falsa aceptación (FAR), para encontrar estos dos valores podemos tener varios métodos dentro de los cuales se encuentra el algoritmo de Foward o propiamente dicho de Viterbi [9].

Además, en el artículo publicado por la universidad de Montreal Canada, escrito por A. El-Yacoubi [9], menciona un método en el cual se realiza la normalización del HMM de salida antes de la aplicación de las reglas de aceptación/rechazo. Esto es requerido, debido a que las de la firmas de los autores similares pueden ser de longitud variable. La salida de los HMMs decrementa exponencialmente cuando la longitud de las cadenas incrementa, esto no es directamente proporcional al uso de la salida del HMMs para el proceso de verificación. La normalización es acarreada fuera para dividirla por el logaritmo de la probabilidad de las secuencias de observación $\log P$ para una longitud T

$$P_n = (\log P)/T \quad (1)$$

Que es equivalente, el considerarse el score de concordancias de secuencias de observaciones como un promedio geométrico de la probabilidad de una observación. Esto puede ser visto como una normalización implícita del ancho de la firma. Una vez que la normalización esta hecha, una firma es aceptada si la regla de decisión siguiente es satisfecha:

$$P_n > P_m^t - (w - |P_m^t - P_m^i|) \quad (2)$$

Donde P_m^t es la expectativa de la probabilidad de P_n , estimando la probabilidades (en el dominio de los logaritmos y después la normalización) del entrenamiento del autor dentro de la verificación, y P_m^i es el valor de las probabilidades de entrenamiento de la firma de otros autores (el entrenamiento de un conjunto impostor). La meta de la incorporación de P_m^i es la de caracterizar el espacio de impostores potenciales para cada autor por explorar en las firmas de otros autores consideradas en el entrenamiento. Dándonos la flexibilidad de cambiar el umbral de decisión, dependiendo no

únicamente de la expectativa de probabilidad P_m^t si no también de la distancia entre P_m^t y P_m^i . De hecho pequeñas variaciones entre el mismo autor significan que las firmas son sujetas a menor variación haciendo su entrenamiento más sencillo y su probabilidad más alta. Por otro lado, el tamaño de las entre-varianzas de los autores significa que la firma de otros autores tiene una forma muy distinta de aquellas que son consideradas por el autor. Por lo tanto, esa probabilidad, dada en el modelo desde este último será baja.

El parámetro del peso w (toma valores en el conjunto $\{0.0, 0.1, 0.2, \dots, 1.0\}$) es también específica para cada autor y es usado minimizando el valor de la tasa de error asociado. Esto también es estimado usando el concepto de cross-validation, y corresponde al valor de la tasa error minimizada en el conjunto de validación. Esto evita la derivada de los parámetros w , y en consecuencia cada autor tiene su propio umbral de decisión.

Curvas DET (Detection Error Tradeoff)

Hay métodos que fundamentan su decisión a través de los valores del umbral, esto se pueden obtener a partir de las curva DET (Detection Error Tradeoff) [7]. Esta curva permite representar los datos relativos a las tasas de error que permiten calibrar la calidad o nivel de seguridad del sistema, estas dos tasas son la de falso rechazo y falsa aceptación que anteriormente hemos mencionado.

Para la obtención del umbral en el que el comportamiento de ambas tasas es óptimo es posible priorizar una de ellas, lo que implica empeorar la otra, para ello se utiliza una función coste:

$$DFC = C_{miss} \times P_{miss} \times P_{true} + C_{fa} \times P_{fa} \times P_{false}$$

Siendo C_{miss} la constante de ponderación de un falso rechazo, C_{fa} la ponderación de una falsa aceptación, P_{true} la probabilidad a priori y P_{false} , su complementario ($1 - P_{true}$).

La tasa de error ERR (Equal Error Rate) o tasa de equierror corresponde al punto en que FAR y FRR coinciden, por lo que permite conocer el mejor funcionamiento mutuo de ambas tasas de error.

Redes neuronales

Verificación.

Las redes neuronales son una gran herramienta tanto en el proceso de reconocimiento de patrones como en proceso de verificación, muchos de los sistemas de autenticación de la firma, dejan ambos

procesos a la red neuronal, por lo que, para ello ocupan reglas de aceptación o rechazo, como es el caso del sistema elaborado por Robert Sabourin y Jean –Pierre Drohourd [8], en el cual ocupan cuatro reglas que son:

1. Usar únicamente valor máximo de salida de la red sin ningún criterio de rechazo.
2. El criterio de rechazo es $[ABS(Y_1-Y_2)>T_1]$
3. El criterio de rechazo es $[MAX(Y_1,Y_2)>T_1]$ y $[ABS(Y_1-Y_2)>T_1]$
4. El criterio de rechazo es $[MAX(Y_1,Y_2)>T_1]$

Donde Y_i es la salida máxima deseada y T_i es el valor del umbral.

Las redes neuronales son probadas con cada una de estas reglas para después realizar comparativas y decidir que regla es la apropiada.

Otras redes se apoyan en otros métodos para lograr esto, como es el caso del reconocimiento de un cheque bancario [6], el cual utiliza una aproximación al comportamiento de una función discriminante de Bayes.

También existen casos en los que la red arroja 1 si es verdadera y 0 si es falsa y para evaluar el funcionamiento de ésta, se ocupa las funciones de distribución acumulativa (CDF) [5].