Tarea 5-Reconocimiento de Patrones- Felipe Neut

I. MOTIVACIÓN

La detección de peatones es un problema altamente desafiante en el campo de detección de objetos, y cuyo estudio ha crecido significativamente en los últimos años con el aumento de veredas y ciclovías, de tal forma de evitar accidentes a peatones, detectar robos, entre otros usos que se le pueda dar.

II. SOLUCIÓN PROPUESTA

Varias decisiones fueron basadas en la literatura en [1] recomendada en clases, la cual propone la utilización de HOG y *linear SVM* para este problema en particular.

Dicho lo anterior, a continuación se explicará la solución propuesta en esta tarea para cada ítem de interés.

- \rightarrow Extracción de Features: Siguiendo la recomendación de la literatura, fue empleado el método de HOG, para el cual se utilizó un total de 20×10 particiones o histogramas, y un total de 9 bins, que es justamente el valor recomendado por el autor de este método. Dichos valores, entregaron un total de 1800 features extraídas. Es importante destacar que se trabajó pasando las imágenes de color RGB a una escala de grises, para evitar complicaciones con falsas correlaciones de color.
- → **Selección de Features**: Se comenzó realizando un *clean* gracias al *Toolbox* Balu. Posteriormente se procedió a normalizar las *features*, para finalmente realizar una selección de 100 *features* mediante *SFS*. Con un total de 100 *features* se logró maximizar el J de *Fisher* a un valor elevado y estable.
- \rightarrow Cross-validation: A diferencia de tareas anteriores, se empleó el conocido método de *cross-validation* con 10 *folders*, que si bien posee numerosos usos, en esta tarea en específico fue empleado para la extracción de 10 conjuntos de datos diferentes tanto para *training* (X_{train}), como para *testing* (X_{test}), manteniendo la proporción de 90 % para *training*, y 10 % para *testing* en cada una de las 10 iteraciones. Luego, se reportan los promedios de *accuracy*, *recall y precision* de estas 10 iteraciones. Una contra de este método es que se debe entrenar 10 veces distintas, no obstante, los resultados obtenidos son mucho más estables y confiables.

Se mencionó en *issues* del foro, que producto de la baja cantidad de datos se podía efectuar la selección de *features*, y una vez seleccionadas realizar *cross-validation* con las características seleccionadas (las 10 *folders* cuentan con las mismas características seleccionadas), que fue justamente lo realizado en esta tarea.

Para efectuar *cross-validation* se utilizó como base la función $Bev_crosval()$ del $Toolbox\ Balu$, la cual tuvo que ser levemente modificada en orden de poder realizar la obtención de *recall* y *precision*.

→ Clasificadores utilizados: Para decidir que clasificador utilizar en *cross-validation*, se utilizó la función *Bio_plotfeatures()* del *ToolBox Balu* para analizar como estaban siendo repartidas las 2 clases para las features seleccionadas, observando una gran separación de las clases.

Esto, y la literatura en [1] llevaron a tomar como preferencia clasificadores lineales, tales como *linear SVM* y *LDA*. El tercer clasificador implementado fue una red neuronal con 3 *layers*, de 5, 5 y 6 nodos respectivamente. Aún así, se probaron otros clasificadores no lineales como *rbf-svm* y *KNN*, los que no presentaron una mejor *performance* que los clasificadores lineales como LDA y *linear SVM*.

→ **Obtención de recall, precision y accuracy**: Se implementó la función *desemp()*, que recibe como *input* la clasificación ideal y la clasificación estimada obtenida de *cross-validation* para cada carpeta. Ambas clasificaciones son *inputs* de la función *Bev_confusion()*, la cual permite obtener los *True Positives* (TP), *False Positives* (FP), *False Negatives* (FN) y *accuracies*. Ya con dichos valores, simplemente se aplica la fórmula para obtener el *recall* (TP/(TP+FN)) y *precision* (TP/(TP+FP)) en base a la matriz de confusión para 2 clases. Como son 10 carpetas, se calcula la media y desviación estándar del *accuracy*, *recall* y *precision*.

III. RESULTADOS

Los resultados para los clasificadores se muestran en la tabla a continuación, en la cual \bar{x} corresponde a la media y σ a la desviación estándar de la variable de estudio, respectivamente.

Clasificador	$\bar{x} \setminus \sigma$ Accuracy	$\bar{x} \setminus \sigma$ Recall	$\bar{x} \setminus \sigma$ Precision
Linear SVM	0.9975\0.0079	1.0000\0.0000	0.9952\0.0151
LDA	1.0000\0.0000	1.0000\0.0000	1.0000\0.0000
Redes neuronales	0.9725\0.0299	0.9850\0.0242	0.9623\0.0431

Se puede ver la gran estabilidad y confiabilidad de los resultados al usar un método como *cross-validation*, lo que queda claro al ver los bajos valores de desviación estándar obtenidos, que hubieran sido mucho más elevados para otros métodos como *hold out*. Si bien los 3 clasificadores tuvieron valores muy buenos, los clasificadores lineales como *LDA* y *linear SVM* fueron aquellos con mejores resultados, lo cual es muy beneficioso dada su enorme rapidez y simplicidad. Sumado a lo anterior, se puede apreciar de los resultados la obtención de valores para *recall* y *precision* muy cercanos a 1, lo que significa que se están maximizando los verdaderos positivos, que es lo deseado en cualquier clasificación.

IV. CONCLUSIONES

A modo de conclusión, se llegó a la obtención de resultados de *accuracy, recall y precision* altamente favorables y estables mediante extracción de *features* a través de HOG, selección de *features* por medio de SFS, y la implementación de *crossvalidation* con 10 carpetas utilizando clasificadores lineales como *LDA* y *Linear SVM*.

REFERENCIAS

 Bhadra, T., Sonar, J., Sarmah, A., Kumar, CJ. "A Pedestrian Detection: A Survey of Methodologies, Techniques and Current Advancements". IJSRET (2015).