# Resultados Modelos Engagement

## Métricas Finales

A continuación, se muestran las métricas obtenidas del siguiente modelo, utilizando el dataset DAISEE

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(

datosbalanceados\_engagement.drop('Engagement', axis = 'columns'),

datosbalanceados\_engagement['Engagement'],

train\_size = 0.8,

random\_state = 1234,

shuffle = True

)

modelo = SVC(C = 1000, kernel = 'linear',gamma=1, random\_state=123)

modelo.fit(X\_train, y\_train)

predicciones = modelo.predict(X\_test)

### Metricas Precision, Recall y F1-Score

print(classification\_report(y\_test, predicciones))

Tabla

Descripción generada automáticamente

### Matriz de Confusión

ConfusionMatrixDisplay.from\_predictions(y\_test, predicciones, cmap=plt.cm.Blues)

Gráfico, Gráfico de rectángulos

Descripción generada automáticamente

# Conclusiones

En este modelo utilizamos como datos, fase landmrark y pose landmark obtenidos de la librería mediapipe, las rotaciones de la cabeza calculadas y las AU obtenidas de otro modelo.

Sin embargo, todavía no se logra crear un modelo lo suficientemente preciso que nos permita medir el engagement, dado el dataset utilizado DAISEE y el algoritmo SVM, dado que el modelo resultante de este dataset se encuentra sobre entrenado. Es decir, arroja un buen resultado en las métricas, pero al probar con otros videos o webcam no registra correctamente los cambios de nivel.

### ¿Cuáles son las futuras mejoras para realizar?

Se requiere tener distintos dataset, que logren crear diversas condiciones además de agregar ruido. También se sugiere aplicar reducción de variables para eliminar posibles correlaciones entre las mismas.

Otra mejora para considerar es utilizar otra fuente datos, como podría ser el análisis completo de la imagen, donde se puede aplicar HOG y posteriormente una red neuronal o el mismo SVM y comparar resultados.

### Premisas aplicadas

1. Como primera premisa se tomó sacar un cuadro de cada video de 10 segundos contenidos en el dataset, lo anterior provoco que el modelo tuviera un mal rendimiento y precisión, dado que el cuadro tomado podía a pesar de estar catalogado con un bajo aburrimiento, al momento de tomar el cuadro la persona presentaba un nivel mayor de aburrimiento.
2. Posteriormente se realizaron pruebas con distintos modelos de clasificación como lo son KNN, SDG, RandomTree, GBC y SVM donde el modelo con mejor desempeño resulto ser un SVM.
3. Se realizo el entrenamiento del modelo SVM utilizando todos los cuadros por segundo de cada video. Lo cual, si bien aumentaba un poco la precisión del modelo, el tamaño, tiempo de entrenamiento y procesamiento se incrementaba abruptamente. Por lo que vendría siendo poco práctico.
4. Para mejorar la precisión del modelo posteriormente fueron añadidas las AU, las cuales mejoran levemente un poco el modelo.
5. Por último, se decidió sacar un cuadro por segundo del video, lo cual aumentaba el desempeño del modelo y no incrementaba tanto el coste de entrenamiento, tamaño y procesamiento de este.
6. También se comprobó que, al reducir las dimensiones de la data con una selección de variables, era posible dado que casi no se disminuye el desempeño. Sin embargo, primero se debe corregir el problema de sobre entrenamiento para probar nuevamente la selección de variables.