## مرجع سريع لنصائح وحيل تعلّم الآلة

## افشین عمیدی و شروین عمیدی ۱۶ ربیع الثانی، ۱٤٤۱

تمت الترجمة بواسطة فارس القنيعير. تمت المراجعة بواسطة زيد اليافعي.

مقاييس التصنيف

في سياق التصنيف الثنائي، هذه المقاييس (metrics) المهمة التي يجدر مراقبتها من أجل تقييم آداء النموذج.

□ مصفوفة الدقّة (confusion matrix) – تستخدم مصفوفة الدقّة لأخذ تصور شامل عند تقييم أداء النموذج. وهي تعرّف كالتالي:

، المتوقع			
_	+		
FN False Negatives Type II error	<b>TP</b> True Positives	+	التصن ف الفعا
TN True Negatives	FP False Positives Type I error	-	لتصنيف الفعلي

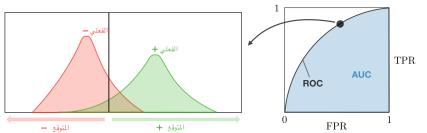
🗖 المقاييس الأساسية – المقاييس التالية تستخدم في العادة لتقييم أداء نماذج التصنيف:

التفسير	المعادلة	المقياس
الأداء العام للنموذج	$\frac{\mathrm{TP} + \mathrm{TN}}{\mathrm{TP} + \mathrm{TN} + \mathrm{FP} + \mathrm{FN}}$	(accuracy) الضبط
دقّة التوقعات الإيجابية (positive)	$\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}}$	Precision
تغطية عينات التوقعات الإيجابية الفعلية	$\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}$	Recall Sensitivity
تغطية عينات التوقعات السلبية الفعلية	$\frac{\mathrm{TN}}{\mathrm{TN} + \mathrm{FP}}$	Specificity
مقياس هجين مفيد للأصناف غير المتوازنة (unbalanced)	$\frac{2\text{TP}}{2\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}}$	درجة F1

□ منحنى دقّة الأداء (ROC) – منحنى دقّة الآداء، ويطلق عليه ROC، هو رسمة لمعدل التصنيفات الإيجابية الصحيحة (TPR) مقابل معدل التصنيفات الإيجابية الخاطئة (FPR) باستخدام قيم حد (threshold) متغيرة. هذه المقاييس ملخصة في الجدول التالي:

مرادف	المعادلة	المقياس
Recall, sensitivity	$\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}$	True Positive Rate TPR
1-specificity	$\frac{\mathrm{FP}}{\mathrm{TN} + \mathrm{FP}}$	False Positive Rate FPR

□ المساحة تحت منحنى دقة الأداء المساحة تحت المنحنى (AUC) – المساحة تحت منحنى دقة الأداء □المساحة تحت المنحنى المساحة عليها AUC أو AUROC، هي المساحة تحت ROC كما هو موضح في الرسمة التالية:



مقاييس الانحدار

 $\square$  المقاييس الأساسية – إذا كان لدينا نموذج الانحدار f، فإن المقاييس التالية غالباً ما تستخدم لتقييم أداء النموذج:

مجموع المربعات المتبقي	مجموع المربعات المُفسَّر	المجموع الكلي للمربعات
$SS_{res} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - f(x_i))^2$	$SS_{reg} = \sum_{i=1}^{m} (f(x_i) - \overline{y})^2$	$SS_{tot} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \overline{y})^2$

مُعامل التحديد (Coefficient of determination) – مُعامل التحديد، وغالباً يرمز له ب $R^2$  أو  $R^2$  , يعطي قياس لمدى مطابقة النموذج للنتائج الملحوظة، ويعرف كما يلى:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

المقاييس الرئيسية – المقاييس التالية تستخدم غالباً لتقييم أداء نماذج الانحدار، وذلك بأن يتم الأخذ في الحسبان عدد المتغيرات n المستخدمة فيها:

$R^2$ Adjusted	BIC	AIC	Mallow's Cp
$1 - \frac{(1 - R^2)(m - 1)}{m - n - 1}$	$\log(m)(n+2) - 2\log(L)$	$2\Big[(n+2)-\log(L)\Big]$	$\frac{\mathrm{SS}_{\mathrm{res}} + 2(n+1)\widehat{\sigma}^2}{m}$

- حيث L هو الأرجحية، و $\widehat{\sigma}^2$  تقدير التباين الخاص بكل نتيجة

## اختيار النموذج

🗖 مفردات – عند اختيار النموذج، نفرق بين ٣ أجزاء من البيانات التى لدينا كالتالى:

مجموعة اختبار	مجموعة تحقق	مجموعة تدريب
- النموذج يعطي التوقعات	- يتم تقييم النموذج	- يتم تدريب النموذج
- بیانات لم یسبق رؤیتها	- غالباً %20 من مجموعة	- غالباً %80 من مجموعة
من قبل	البيانات	البيانات
	- يطلق عليها كذلك المجموعة	
	المُجنّبة أو مجموعة التطوير	

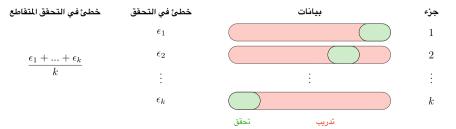
بمجرد اختيار النموذج، يتم تدريبه على مجموعة البيانات بالكامل ثم يتم اختباره على مجموعة اختبار لم يسبق رؤيتها من قبل. كما هو موضح فى الشكل التالى:



 $\square$  التحقق المتقاطع (Cross-validation) – التحقق المتقاطع، وكذلك يختصر بـ  $\mathrm{CV}$ ، هو طريقة تستخدم لاختيار نموذج بحيث لا يعتمد بشكل كبير على مجموعة بيانات التدريب المبدأية. أنواع التحقق المتقاطع المختلفة ملخصة في الجدول التالي:

Leave-p-out	k-fold
التدريب على $p-p$ عينة والتقييم باستخدام -	التدريب على $k-1$ جزء والتقييم باستخدام الجزء -
الا $p$ عينات المتبقية	الباقي
الحالة $p=1$ يطلق عليها $p=1$ الإبقاء على واحد (leave-one-out)	۱۰ أو $k=5$ بشكل عام

الطريقة الأكثر استخداماً يطلق عليها التحقق المتقاطع س جزء  $\square$ أجزاء (k-fold)، ويتم فيها تقسيم البيانات إلى الطريقة الأكثر استخدام البيانات إلى مرة. k جزء، بحيث يتم تدريب النموذج باستخدام k-1 والتحقق باستخدام الجزء المتبقي، ويتم تكرار ذلك k مرة. يتم بعد ذلك حساب معدل الأخطاء في الأجزاء k ويسمى خطأ التحقق المتقاطع.



□ ضبط (Regularization) – عمليه الضبط تهدف إلى تفادي فرط التخصيص (overfit) للنموذج، وهو بذلك يتعامل مع مشاكل التباين العالى. الجدول التالى يلخص أنواع وطرق الضبط الأكثر استخداماً:

Elastic Net	Ridge	LASSO
المفاضلة بين اختيار المتغيرات والمُعاملات الصغيرة	يجعل المُعاملات أصغر	- يقلص المُعاملات إلى ٠
		- جيد لاختيار المتغيرات
$(1-\alpha)  \theta  _1 + \alpha  \theta  _2^2 \leqslant 1$	$ \theta  _{2} \leq 1$	$  \theta  _1 \leqslant 1$
	$\ldots + \lambda   \theta  _2^2$	$ + \lambda   \theta  _1$
$\lambda \in \mathbb{R},  \alpha \in [0,1]$	$\lambda \in \mathbb{R}$	$\lambda \in \mathbb{R}$

التشخيصات

□ الانحياز (Bias) – الانحياز للنموذج هو الفرق بين التنبؤ المتوقع والنموذج الحقيقي الذي نحاول تنبؤه للبيانات المعطاة.

□ التباين (Variance) – تباين النموذج هو مقدار التغير في تنبؤ النموذج لنقاط البيانات المعطاة.

Underfitting

□ موازنة الانحياز التباين (Bias/variance tradeoff) – كلما زادت بساطة النموذج، زاد الانحياز، وكلما زاد تعقيد النموذج، زاد التباين.

Just right

Overfitting

- خطأ التدريب منخفض جداً - خطأ التدريب أقل بكثير من خطأ الاختبار - تباين عالي	- خطأ التدريب أقل بقليل من خطأ الاختبار	- خطأ التدريب عالي - خطأ التدريب قريب من خطأ الاختبار - انحياز عالي	الأعراض
my			توضيح الانحدار
			توضيح التصنيف
Error Giàsi Giasi	Error تحقق تدریب Epochs	Error تحقق تدریب Epochs	توضيح التعلم العميق
- إجراء الضبط (regularization) - الحصول على المزيد من البيانات		- زيادة تعقيد النموذج - إضافة المزيد من الخصائص - تدريب لمدة أطول	العلاجات الممكنة

🗖 تحليل الخطأ – تحليل الخطأ هو تحليل السبب الرئيسي للفرق في الأداء بين النماذج الحالية والنماذج المثالية.

□ تحليل استئصالي (Ablative analysis) – التحليل الاستئصالي هو تحليل السبب الرئيسي للفرق في الأداء بين النماذج الحالية والنماذج المبدئية (baseline).