

## المحور الأول: الانحدار اللوجستي

### 1. مقدمة إلى الانحدار اللوجستي

الانحدار اللوجستي هو حجر الزاوية في النمذجة الإحصائية، خاصة في السيناريوهات التي يكون فيها الناتج ثنائيًا (مثل: نجاح/فشل، نعم/لا). يربط هذا الأسلوب بين الانحدار الخطي ومهام التصنيف من خلال التنبؤ بالاحتمالات بدلاً من القيم المستمرة. تضمن الدالة اللوجستية أن تكون التنبؤات محصورة بين 0 و1، مما يجعلها مناسبة للتفسير الاحتمالي.

#### التطبيقات الرئيسية:

- الحفاظ على العملاء: التنبؤ بما إذا كان العميل سيتترك الشركة أم سيظل وفيها لها.
- الرعاية الصحية: تشخيص الأمراض بناءً على بيانات المرضى.
- التسويق: تحديد المشتريين المحتملين من البيانات الديموغرافية.
- المالية: تقييم مخاطر الائتمان (تخلف/عدم تخلف).

### 2. الدالة اللوجستية

الدالة السينية، المعروفة كالتالي:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X)}}$$

هي جوهر الانحدار اللوجستي، تقوم هذه الدالة بتحويل أي قيمة حقيقية إلى قيمة بين 0 و1، تمثل احتمال الفئة الإيجابية  $(Y = 1)$ .

لماذا يتم استخدام الدالة السينية؟

- التفسير الاحتمالي: يمكن تفسير المخرجات مباشرة كاحتمالات.
- انتقال سلس: المنحنى ينتقل بسلاسة بين 0 و1، مما يتجنب التغيرات المفاجئة.
- البساطة الرياضية: مشتقاتها بسيطة، مما يساعد في خوارزميات التحسين.

### 3. افتراضات الانحدار اللوجستي

فهم الافتراضات التي يقوم عليها الانحدار اللوجستي أمر بالغ الأهمية لتطبيقه بشكل صحيح:

1. الناتج الثنائي: يجب أن تكون المتغير التابع ثنائيًا (مثل: 0/1)

2. خطية لوغاريتم الاحتمالات: العلاقة بين المتغيرات التنبؤية ولوغاريتم الاحتمالات للنتيجة يجب أن تكون خطية.
3. الاستقلالية: يجب ألا تؤثر الملاحظات على بعضها البعض (لا يوجد ارتباط ذاتي).
4. عدم وجود تعدد الخطية: يجب ألا تظهر المتغيرات التنبؤية ارتباطات عالية، مما قد يؤدي إلى زعزعة استقرار تقديرات المعاملات.
5. حجم عينة كبير: يعمل الانحدار اللوجستي بشكل أفضل مع مجموعات بيانات أكبر، مما يضمن تقديرات موثوقة للمعاملات.

#### 4. صياغة النموذج: من الخطي إلى اللوجستي

يبدأ نموذج الانحدار اللوجستي بمفهوم لوغاريتم الاحتمالات: (log)

$$\log(P) = \ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n$$

يعبر هذا المعادلة عن اللوغاريتم الطبيعي لاحتمالات  $Y = 1$  كمجموعة خطية من المتغيرات التنبؤية. بحل المعادلة بالنسبة لـ  $P$ ، نحصل على:

$$P = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n}}$$

تؤكد هذه الصياغة أن  $P$  يبقى ضمن المجال  $[0, 1]$ .

#### 5. تقدير المعلمات: الاحتمال الأقصى

يستخدم تقدير الاحتمال الأقصى (MLE) لتقدير المعاملات ( $\beta$ ) التي تعظم احتمال ملاحظة البيانات المعطاة. دالة الاحتمال هي:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^N P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1-Y_i}$$

أخذ اللوغاريتم الطبيعي يبسط العملية من ضرب إلى جمع:

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^N [Y_i \ln P_i + (1 - Y_i) \ln(1 - P_i)]$$

تُستخدم تقنيات التحسين مثل نيوتن-رافسون، أو الانحدار التدريجي، أو طرق شبه نيوتن لإيجاد القيم المثلى لـ  $\beta$ .

## 6. تقييم النموذج

تقييم نموذج الانحدار اللوجستي يتضمن تقييم أدائه التنبؤي وقدرته على التفسير.

المقاييس الشائعة:

1. مصفوفة الارتباك: جدول يلخص الإيجابيات الحقيقية (TP)، السلبيات الحقيقية (TN)، الإيجابيات الكاذبة (FP)، والسلبيات الكاذبة (FN).
2. الدقة: نسبة التنبؤات الصحيحة:

$$\text{الدقة} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

3. الدقة التنبؤية: نسبة التنبؤات الإيجابية التي كانت صحيحة:

$$\text{الدقة التنبؤية} = \frac{TP}{TP + FP}$$

4. الاستدعاء (الحساسية): نسبة الإيجابيات الحقيقية التي تم تحديدها بشكل صحيح:

$$\text{الاستدعاء} = \frac{TP}{TP + FN}$$

5. ROC-AUC: يقيس التوازن بين معدل الإيجابيات الحقيقية (الحساسية) ومعدل الإيجابيات الكاذبة (الخصوصية) عبر عتبات مختلفة.

## 7. تفسير المعاملات

يمثل كل معامل ( $\beta$ ) في الانحدار اللوجستي التغيير في لوغاريتم الاحتمالات لكل زيادة بوحدة واحدة في المتغير التنبؤي المقابل. يؤدي رفع المعامل إلى الأس إلى الحصول على نسبة الاحتمالات:

$$e^{\beta} = \text{نسبة الاحتمالات}$$

- نسبة الاحتمالات:  $1 < \beta$  المتغير التنبؤي يزيد من احتمال  $Y = 1$ .
- نسبة الاحتمالات:  $1 > \beta$  المتغير التنبؤي يقلل من احتمال  $Y = 1$ .