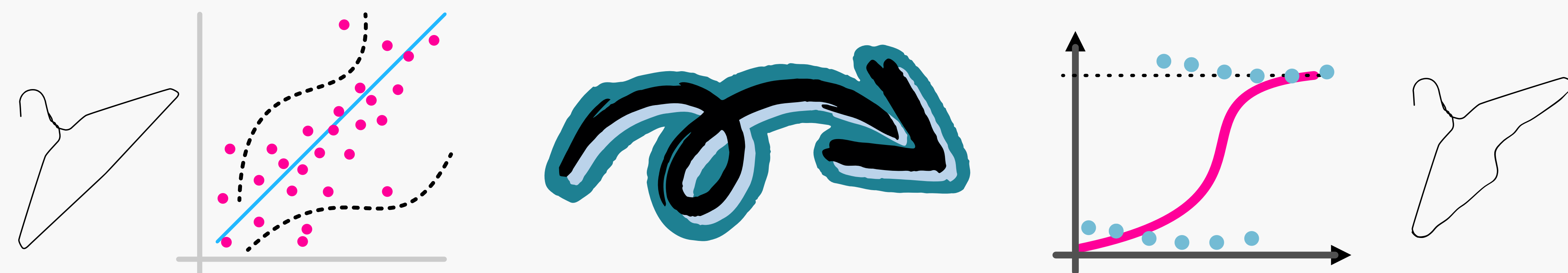


.5


$$\begin{aligned} A &= A - \alpha \frac{\partial}{\partial A} J(A, B) \\ B &= B - \alpha \frac{\partial}{\partial B} J(A, B) \end{aligned}$$

- α (Learning Rate symbol) رمز معدل التعلم
- ∂ (Partial derivation symbol) رمز الاشتقاق الجزئي

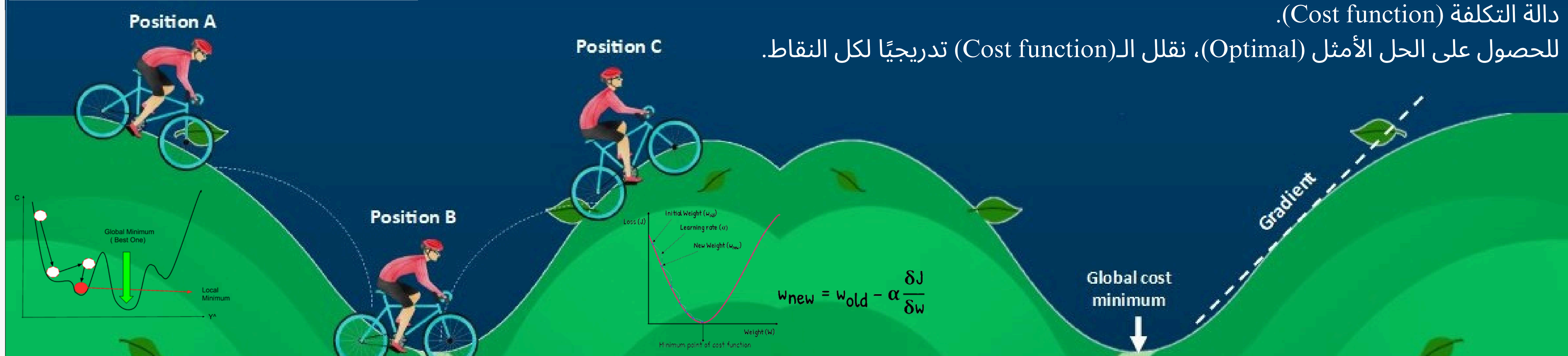
0 • كيف نجد الحل الأمثل؟ (Optimal Solution)

الآن بعد أن عرفنا دالة الفرضية (Hypothesis function) ودالة الخسارة (Loss function)، نتعرف على:

Gradient Descent

الفريدينت ديست (الانحدار التدريجي) هي واحدة من أكثر الخوارزميات استخدامًا لتحسين دالة التكلفة (Cost function).

للحصول على الحل الأمثل (Optimal)، نقلل الـ (Cost function) تدريجيًا لكل النقاط.



7. تقييم المودل (Model Evaluation) • 8. افتراضات المودل (Assumptions of the Model)

- **نتيجة ثنائية (Binary Outcome):** المتغير التابع يكون ثنائيًا Binary.
- **الخطية في النسب (Linearity in Logits):** يتم تمثيل نسب الاحتمالات (log odds) كعلاقة خطية (linear relationship) مع المتغيرات المستقلة.
- **عدم التعدد الخطي (No Multicollinearity):** المتغيرات المستقلة لا يجب أن تكون مرتبطة بشكل كبير ببعضها البعض.
- **حجم العينة الكبير (Large Sample Size):** يتطلب حجم عينة كافٍ للحصول على نتائج موثوقة (reliable).

7. تقييم المودل (Model Evaluation)

- مصفوفة الالتباس (Confusion Matrix):
جدول يستخدم لوصف أداء المودل.
- منحنى ROC:
رسم بياني يظهر أداء (Classification model) عند جميع العتبات (thresholds).
- AUC:
المساحة تحت منحنى ROC، وكلما زادت قيمتها كلما كان المودل أفضل.

أساسيات تعلم الآلة ML - الانحدار اللوجستي Logistic Regression

1. الانحدار اللوجستي

الانحدار اللوجستي (Logistic Regression) يُستخدم لحل مشاكل التصنيف الثنائي (Binary classification) لفئتين (Two Classes)

ما هو الهدف؟

١. إيجاد احتمالية انتماء المدخلات إلى فئة معينة. الناتج المتوقع يكون تصنيفي بحث! (Categorical)، مثلاً هل الصورة صورة قطة أم نمر أم غزال؟، صفر أو واحد، السرطان حميد أو خبيث، نعم أم لا... الخ

2. كيف يتم حسابه؟	3. كيف نحدد أفضل تطابق (Fit)؟
-------------------	-------------------------------

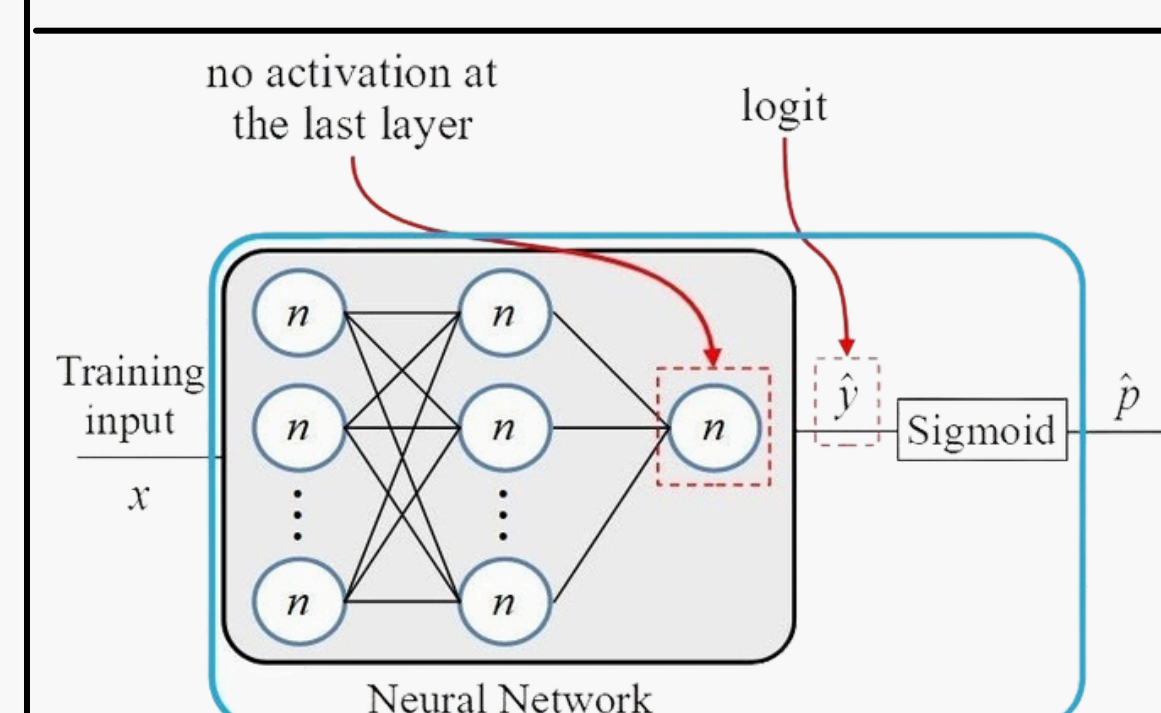
لكل خوارزمية ML بارامترية، نحتاج إلى

دالة خسارة (Loss function).

نريد تقليلها قدر الإمكان (Minimize it)

للوصول إلى أكبر نهاية صغرى (Global minimum)

لتحديد البارامترات (القيم) المثلى!



بمشاهدة الـ (Loss function) نرى أن:

- الدالة تقترب من الصفر 0 عندما تنبأ بشكل صحيح.
- تقترب الدالة من اللانهاية (Infinity) إذا تنبأنا بشكل غير صحيح.

إلى
الأنهائية
وما
بعد

4. كيف نحصل عليه رياضياً؟

لمشكلة التصنيف الثنائي Binary، ناتج المودل يقابل احتمالية التنبؤ بكون y تساوي:

- 1 للكلّاس (الفئة) الأولى
0 للكلّاس ، (الفئة) الثانية

إذا عرفنا فرضيتنا (Hypothesis function) على النحو التالي:

$$P(y = 1|x; A, B) = \hat{y}$$

سنعلم أيضًا أن 0:

$$P(y = 0|x; A, B) = 1 - \hat{y}$$

بناءً على هذين المعادلتين، يمكننا الحصول على دالة الخسارة (Loss function) لتقليلها قدر الإمكان.

$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(y^{(i)}, \hat{y}^{(i)}) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \log(\hat{y}^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{y}^{(i)})]$$

دالة الخسارة تسمى (Binary Cross-Entropy Loss أو Log Loss Function)