

ML 模型從訓練到部署

單點預測誤差的監控概念



Model Training



Performance
Monitoring



吳彥霖



ML 模型的預測監控

- 對於迴歸問題 ...

單點誤差

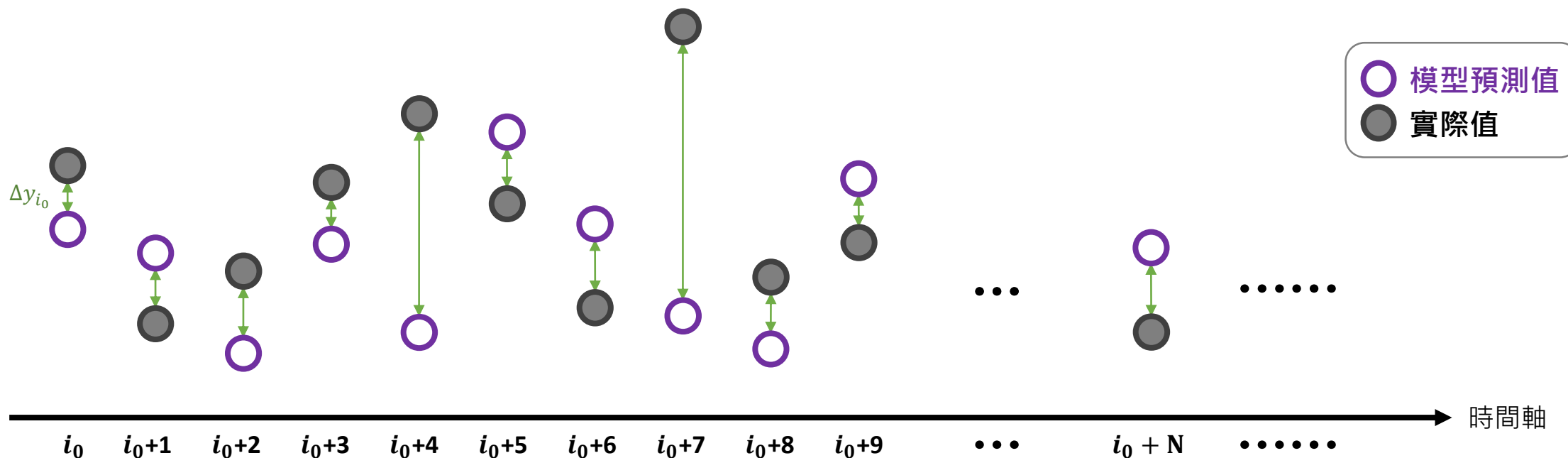
$$\Delta y_i = y_i - \hat{y}_i$$

- 個別的準確性
- 監控即時的異常

平均絕對誤差

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N |\Delta y_i|$$

- 整體的平均表現
- 追蹤長期的表現



單點預測誤差的監控上界： $MAE_{in\ sample}$

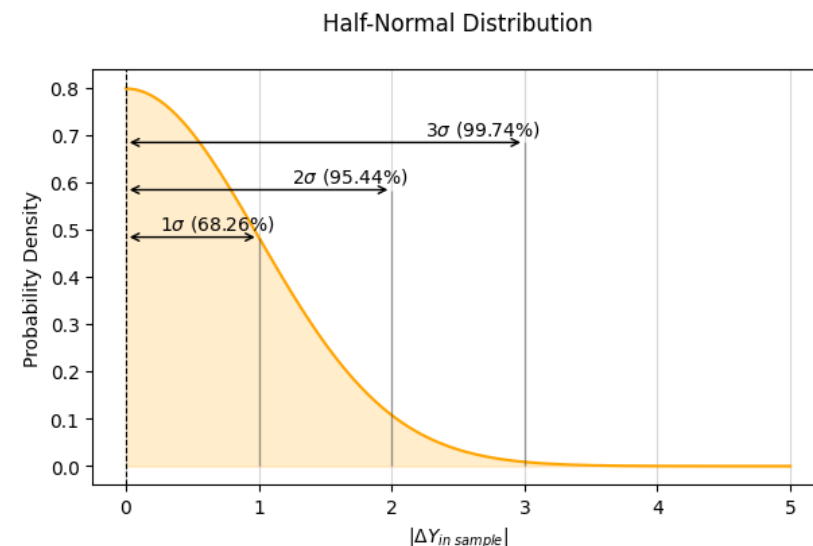
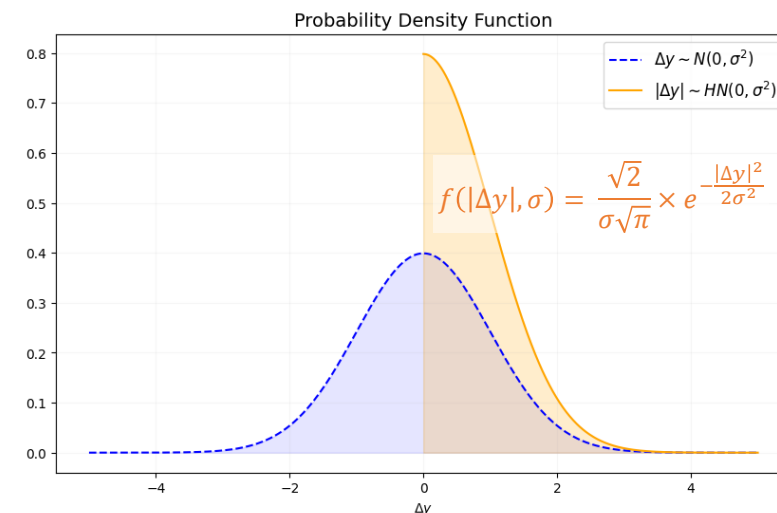
- 以 $MAE_{in\ sample}$ 作為單點預測誤差的監控上界，
相當於基於 ML 模型的殘差(Residual)分布，制訂監控界線。
- 在訓練集中，訓練 ML 模型時 ...
 - 若殘差 ΔY 服從常態分佈，
則，絕對誤差 $|\Delta Y|$ 服從半常態分布(Half-Normal Distribution)。
 - 當絕對誤差 $|\Delta Y|$ 服從半常態分布，
則，可推導出 $\sigma_{|\Delta Y|}$ 與 $MAE_{in\ sample}$ 的關係：

推導過程

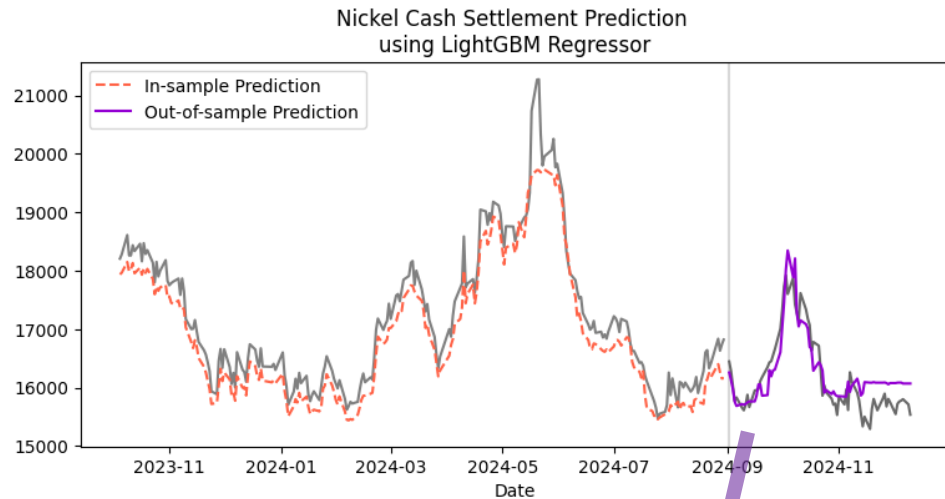
$$\begin{aligned} E(|\Delta y|) &= \int_0^{\infty} |\Delta y| \times \frac{\sqrt{2}}{\sigma\sqrt{\pi}} \times e^{-\frac{|\Delta y|^2}{2\sigma^2}} d(|\Delta y|) \\ &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \times \int_0^{\infty} e^{-\frac{|\Delta y|^2}{2\sigma^2}} d(|\Delta y|^2) \\ &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \times \sigma \\ \Rightarrow MAE &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \times \sigma \approx 0.8 \times \sigma \\ \text{i.e., } \sigma &\approx 1.25 \times MAE \end{aligned}$$

$$MAE_{in\ sample} \approx 0.8 \times \sigma_{|\Delta Y|}$$

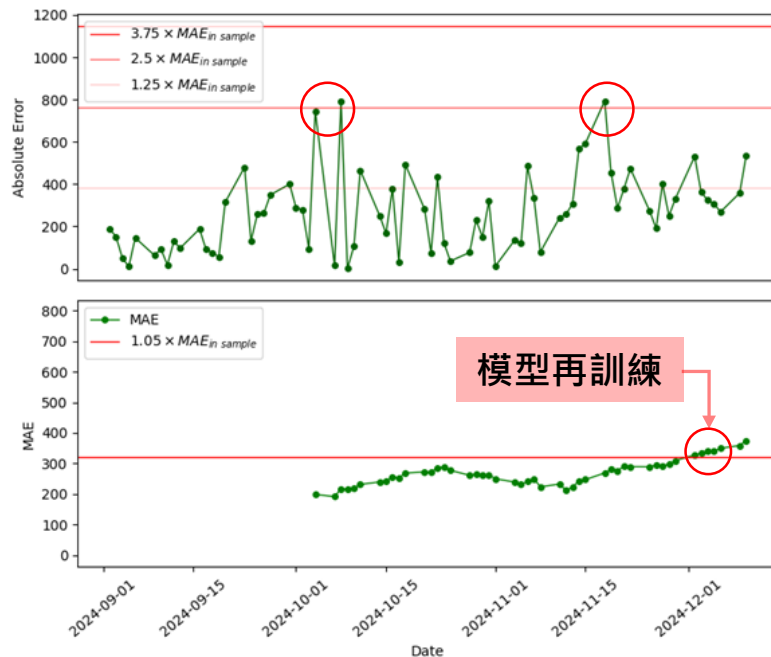
$$\sigma_{|\Delta Y|} \approx 1.25 \times MAE_{in\ sample}$$



單點預測誤差的監控 – 實務案例



預測誤差監控



■ 迴歸問題

■ 目的：預測鎳現金結算價格

■ 訓練集 2023 年 10 月 ~ 2024 年 8 月

■ 訓練 ML 模型時的回測 $MAE_{in sample} \approx 180$

ML 模型的預測能力監控

■ 測試集 2024 年 9 月 ~ 2024 年 12 月

■ 單點預測誤差 AE 的監控上界 = $2.5 \times MAE_{in sample}$
 $\approx 2 \times \sigma_{|\Delta Y_{in sample}|}$

■ 整體預測能力 MAE 的監控上界 = $1.05 \times MAE_{in sample}$

➤ 結合單點預測誤差與整體預測指標的監控，
能更即時示警 ML 模型預測失準的現象。



Takeaway

針對迴歸問題 ...

● 在 ML 模型訓練時，

- 當 $R^2 \nearrow 1$ 時，則 $MAE_{in\ sample} \searrow 0$ 。
- 當 $R^2 \nearrow 1$ 時，則，殘差 ΔY 越近似常態分布。
甚至，絕對誤差 $|\Delta Y|$ 則會近似於半常態分布。
- 當絕對誤差 $|\Delta Y_{in\ sample}|$ 符合半常態分布時，
可得 $MAE_{in\ sample} \approx 0.8 \times \sigma_{|\Delta Y_{in\ sample}|}$ 。

● 當 ML 模型上線後，

- 可採用 SPC 管制概念，監控單點預測的絕對誤差。
- 若以 $MAE_{in\ sample}$ 為單點誤差監控的上界基準，
相當於 $0.8 \times \sigma_{|\Delta Y_{in\ sample}|}$ 作為管制界線的基準。

