

データサイエンス・リテラシー

予測精度と学習方法



イラスト：©いらすとや

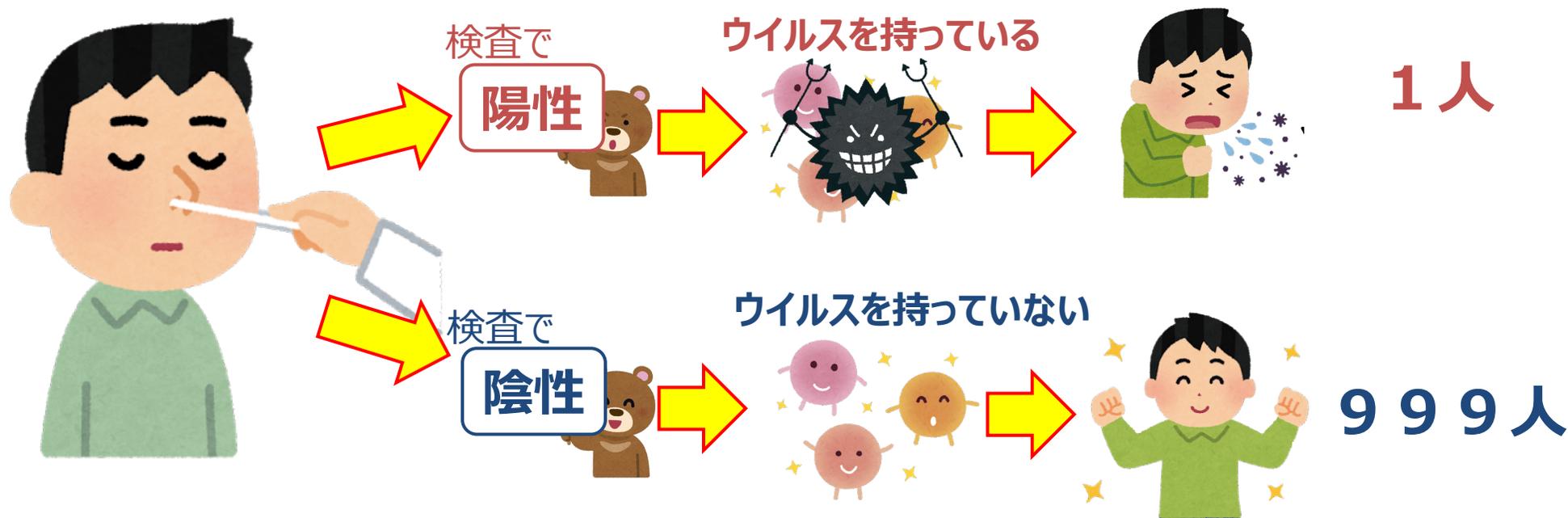
Table of Contents

4-1. 予測精度と学習方法



識別モデル・技術の評価

例：ウイルスに感染しているかどうかの検査

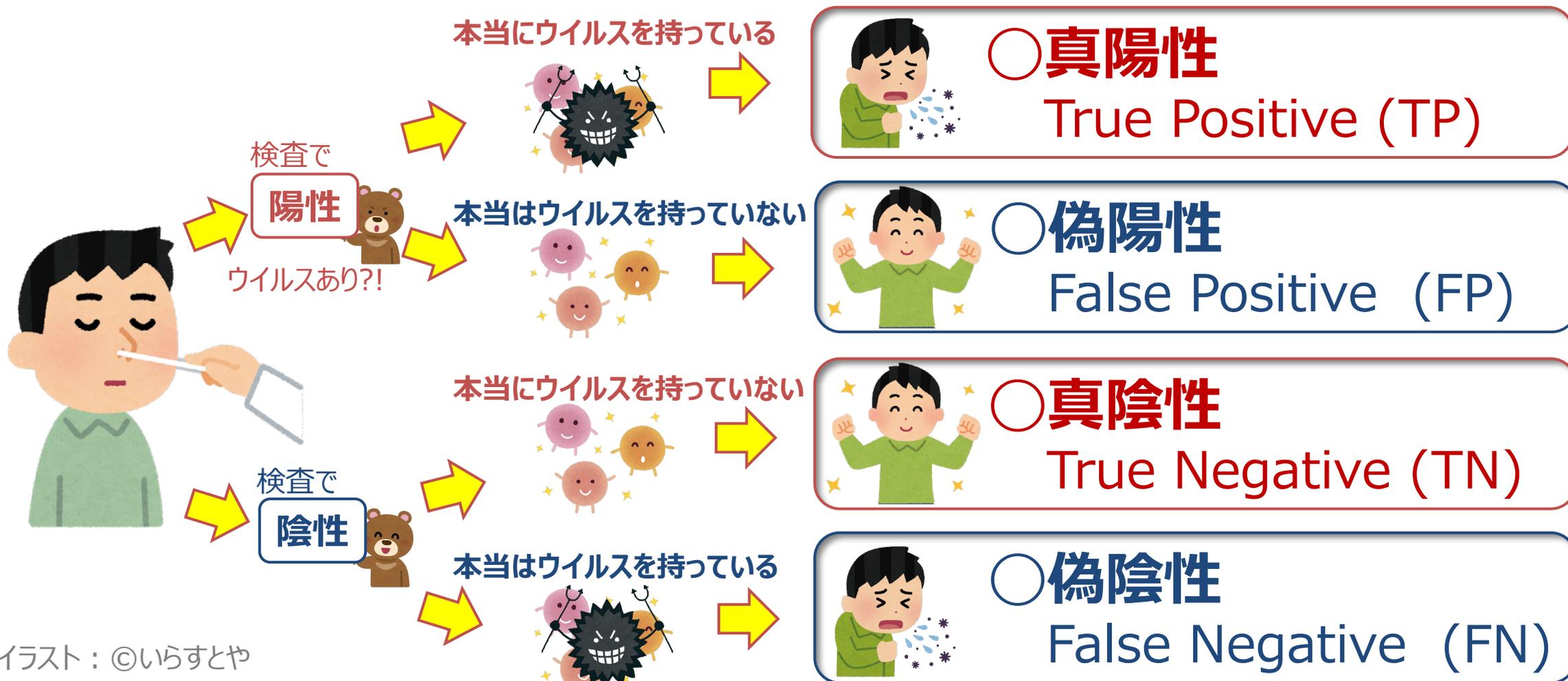


□1000人に1人が感染するようなウイルスだと？

→ 常に「陰性」を示す偽検査でも精度は ? %

識別モデル・技術の評価

検査が100%正しいとは言えないので、いろんなケースが考えられる



イラスト：©いらすとや

識別モデル・技術の評価

コンフュージョンマトリックス (Confusion Matrix: 混同行列)

□ 識別精度の評価 (例: ウイルスに感染しているかどうかの検査)

検査の結果 (予測結果)

検査で

陽性



検査で

陰性



実際の状態



真陽性

True Positive (TP)

偽陰性

False Negative (FN)



偽陽性

False Positive (FP)

真陰性

True Negative (TN)

イラスト: ©いらすとや

識別モデル・技術の評価

精度・正答率・正解率 (Accuracy : アクユラシー)

□ 識別精度の評価 (例 : ウイルスに感染しているかどうかの検査)

検査の結果 (予測結果)

検査で

陽性

検査で

陰性

実際の状態



真陽性

True Positive (TP)

偽陰性

False Negative (FN)

偽陽性

False Positive (FP)

真陰性

True Negative (TN)

今まで考えていた精度 :
全検査のうち正解の割合

[真陽性] + [真陰性]

[全検査]

= 正答率、精度
(Accuracy)

イラスト : ©いらすとや

識別モデル・技術の評価

適合率・陽性的中率 (Precision : プレジジョン)

口識別精度の評価 (例 : ウイルスに感染しているかどうかの検査)

検査の結果 (予測結果)

検査で

陽性



検査で

陰性



検査が陽性の人のうち
実際に陽性だった割合

実際の状態



真陽性

True Positive (TP)

偽陰性

False Negative (FN)

偽陽性

False Positive (FP)

真陰性

True Negative (TN)

[真陽性]

[真陽性] + [偽陽性]

= 適合率
(Precision)

※「適合率(陽性的中率)」を分野によって「精度」と呼ぶことがあるので注意

イラスト : ©いらすとや

識別モデル・技術の評価

再現率・真陽性率・検出率・感度 (Recall : リコール)

□ 識別精度の評価 (例 : ウイルスに感染しているかどうかの検査)

検査の結果 (予測結果)

検査で

陽性



検査で

陰性



実際に陽性の人のうち
検査も陽性だった割合

実際の状態



真陽性

True Positive (TP)

偽陰性

False Negative (FN)

偽陽性

False Positive (FP)

真陰性

True Negative (TN)

[真陽性]

[真陽性] + [偽陰性]

= 再現率 (感度)
(Recall)

イラスト : ©いらすとや

識別モデル・技術の評価

特異度 (Specificity : スペシフィシティ)

□ 識別精度の評価 (例 : ウイルスに感染しているかどうかの検査)

検査の結果 (予測結果)

検査で

陽性



検査で

陰性



実際に陰性の人のうち
検査も陰性だった割合

実際の状態



真陽性

True Positive (TP)

偽陰性

False Negative (FN)

[真陰性]

[偽陽性]+[真陰性]



偽陽性

False Positive (FP)

真陰性

True Negative (TN)

= 特異度
(Specificity)

イラスト : ©いらすとや

識別モデル・技術の評価

計算例

□ 識別精度の評価（例：新型コロナウイルスに感染しているかどうかの検査）

※数値は予想される概算値で厳密な値ではありません

検査の結果（予測結果）

検査で

陽性



検査で

陰性



精度 =

真陽性 (TP)

3500

偽陰性 (FN)

1500

適合率 =

再現率 =

偽陽性 (FP)

95

真陰性 (TN)

94905

特異度 =

10万人の検査に対して感染者が5%の場合

実際の状態



イラスト：©いらすとや

識別モデル・技術の評価

計算例

□ 識別精度の評価（例：新型コロナウイルスに感染しているかどうかの検査）

※数値は予想される概算値で厳密な値ではありません

検査の結果（予測結果）

検査で

陽性

検査で

陰性

真陽性 (TP)

3500

偽陰性 (FN)

1500

偽陽性 (FP)

95

真陰性 (TN)

94905

10万人の検査に対して感染者が5%の場合

$$\text{精度} = \frac{3,500 + 94,905}{100,000} = 98.4\%$$

$$\text{適合率} = \frac{3,500}{3,500 + 95} = 97.4\%$$

$$\text{再現率} = \frac{3,500}{3,500 + 1,500} = 70.0\%$$

$$\text{特異度} = \frac{94,905}{94,905 + 95} = 99.9\%$$

実際の状態



イラスト：©いらすとや

識別モデル・技術の評価

計算例

□ 識別精度の評価（例：新型コロナウイルスに感染しているかどうかの検査）

※数値は予想される概算値で厳密な値ではありません

検査の結果（予測結果）

検査で

陽性



検査で

陰性



精度 =

真陽性 (TP)

56,000

偽陰性 (FN)

24,000

適合率 =

再現率 =

偽陽性 (FP)

20

真陰性 (TN)

19,980

特異度 =

10万人の検査に対して感染者が80%の場合

実際の状態



イラスト：©いらすとや

識別モデル・技術の評価

計算例

□ 識別精度の評価（例：新型コロナウイルスに感染しているかどうかの検査）

※数値は予想される概算値で厳密な値ではありません

検査の結果（予測結果）

検査で

陽性



検査で

陰性



真陽性 (TP)

56,000

偽陰性 (FN)

24,000

偽陽性 (FP)

20

真陰性 (TN)

19,980

10万人の検査に対して感染者が80%の場合

$$\text{精度} = \frac{56,000 + 19,980}{100,000} \sim 76.0\%$$

$$\text{適合率} = \frac{56,000}{56,000 + 20} \sim 100.0\%$$

$$\text{再現率} = \frac{56,000}{56,000 + 24,000} = 70.0\%$$

$$\text{特異度} = \frac{19,980}{19,980 + 20} = 99.9\%$$

実際の状態



イラスト：©いらすとや

識別モデル・技術の評価

多クラス分類のコンフュージョンマトリックスと適合率・再現率

予測結果

	A	B	C
A	True A (TA)	False B(A) (FBA)	False C(A) (FCA)
B	False A(B) (FAB)	True B (TB)	False C(B) (FCB)
C	False A(C) (FAC)	False B(C) (FBC)	True C (TC)

実際の状態

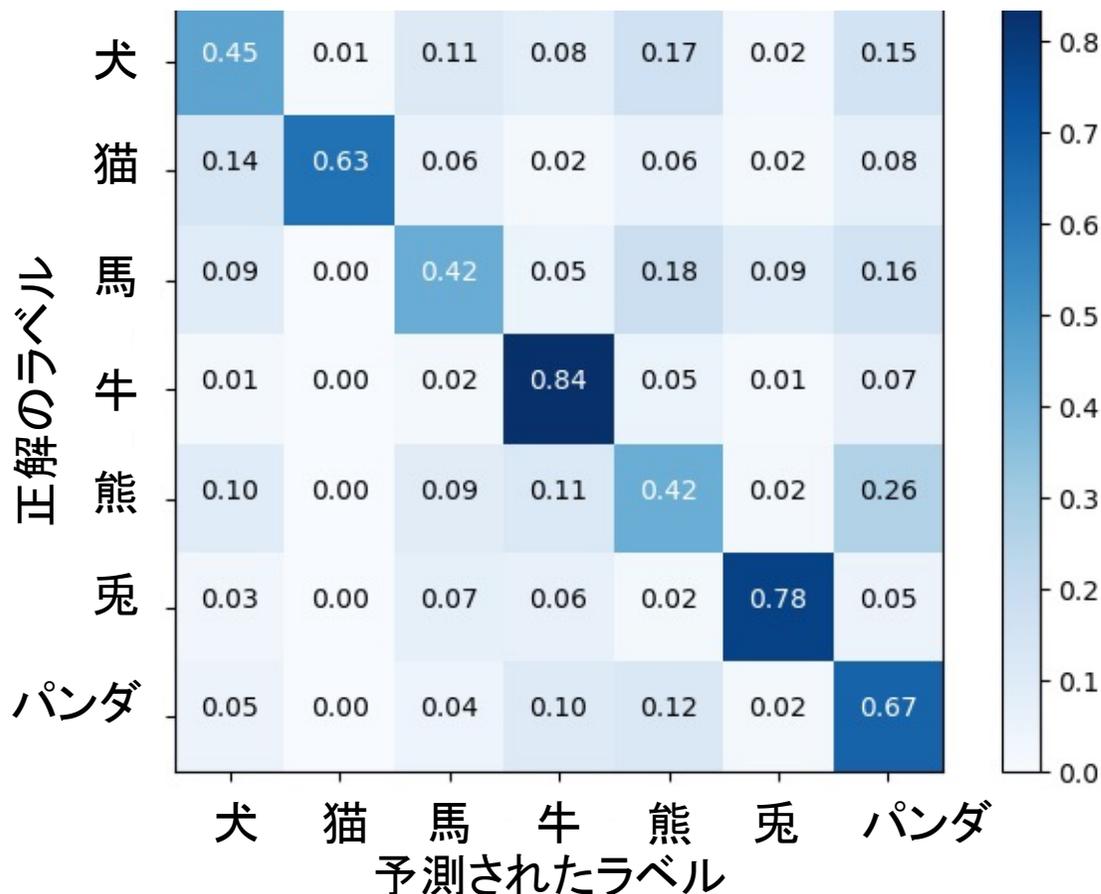
$$\text{正答率} = \frac{[TA] + [TB] + [TC]}{[\text{全検査}]}$$

$$\text{Aの適合率} = \frac{[TA]}{[TA] + [FAB] + [FAC]}$$

$$\text{Aの再現率} = \frac{[TA]}{[TA] + [FBA] + [FCA]}$$

識別モデル・技術の評価

多クラス分類での再現率のヒートマップ



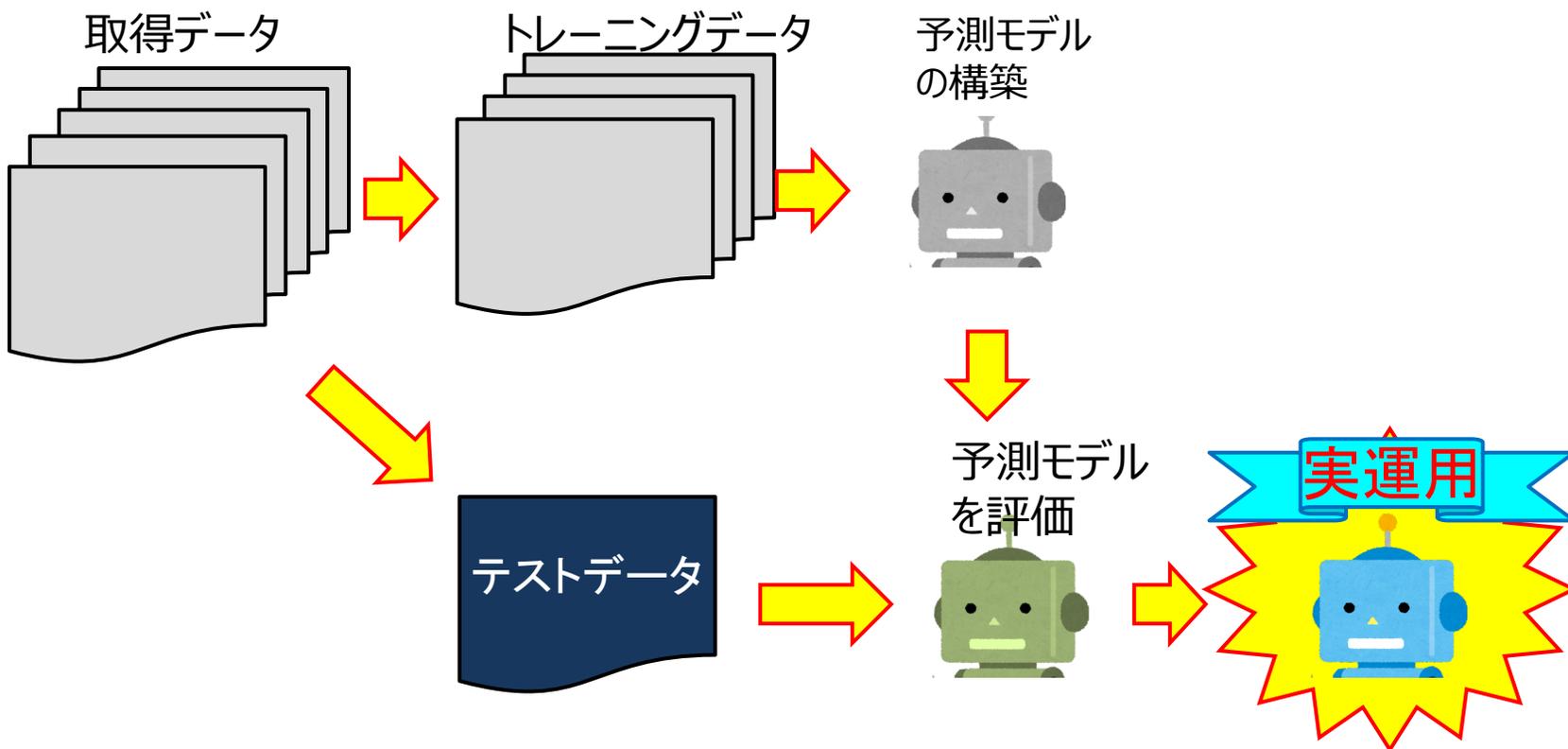
- 対角線上が濃い青色になると識別精度（再現率）が高い。
- この分析器では「熊」は「パンダ」と間違えやすい。
- 逆に「パンダ」は「熊」や「牛」と間違えやすい

※例として作成した図で実際に分析した結果ではありません。

識別モデル・技術の評価

教師あり学習でのモデル構築

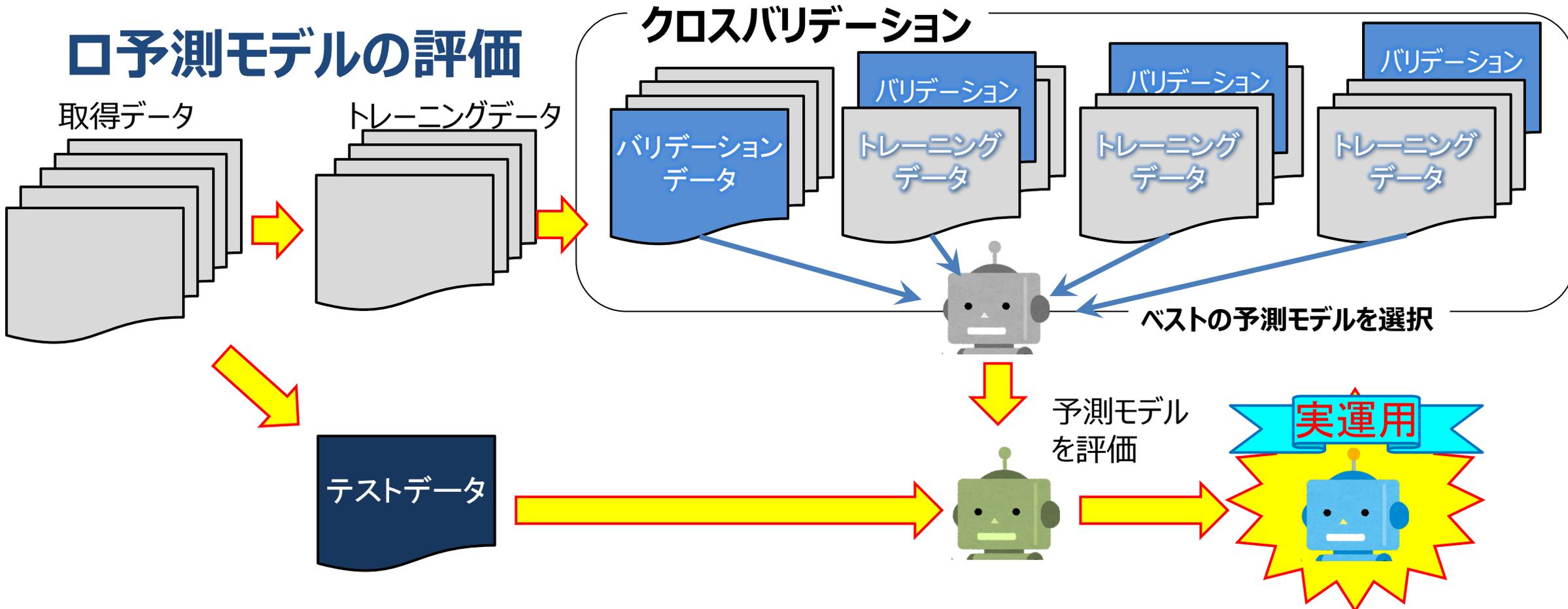
□ 識別精度の評価



識別モデル・技術の評価

教師あり学習でのモデル構築 —クロスバリデーション（交差検証）—

予測モデルの評価



イラスト：©いらすとや