

機械学習概論

3.2.1 再現率と適合率の関係

/ 32

コース演習一覧

前項で様々な性能評価指標について学習いたしました。この項では、データから得られた**再現率**と**適合率**を用いてモデルの性能を評価する方法について学習していきます。

復習になりますが、TP, FN, FP, TNの関係性と、再現率と適合率について再度確認しましょう。

予測されたクラス		P	N
実際のクラス	P	真陽性 (TP)	偽陰性 (FN)
	N	偽陽性 (FP)	真陰性 (TN)

正解
 不正解

図3.2.1-1 混同行列

適合率/精度(precision) 陽性であると予測した内の何%が当たっていたかを示します。

再現率(recall) 本当に陽性であるケースの内、何%を陽性と判定できたかを示します。

$$\text{適合率/精度}(\text{precision}) = \frac{TP}{FP + TP}$$

$$\text{再現率}(\text{recall}) = \frac{TP}{FN + TP}$$

図3.2.1-2 適合率・再現率

この **二つの性能評価指標の関係は、トレードオフの関係**になります。

トレードオフの関係というのは、再現率を高くしようとする**と適合率が低くなり、適合率を高くしようとする**と再現率が低くなる****ことを意味します。

例えば、ある病院の癌検診の例を考えます。

この病院が保守的な検査を行い、たくさんの陽性(癌である宣告)を出したと考えます。

するとどうでしょうか。たくさん陽性を出している**ので、本当に陽性である方の的中率が上がる**ので、これは**再現率が高くなる******ます。

しかし、反対に少しでも癌の兆候が見られればすぐ陽性と判断してしまっている**ので、**適合率が下がります****。

今度は、たくさんの陰性(癌ではない宣告)を出したと考えます。

すると、一般的には、陰性の患者数の方が多い**ため、たくさんの陰性判断をすることで適合率が上がります**。逆に、再現率は低くなってしまいます。このように、片方を上げよう**とすると片方が下がってしまう**のです。

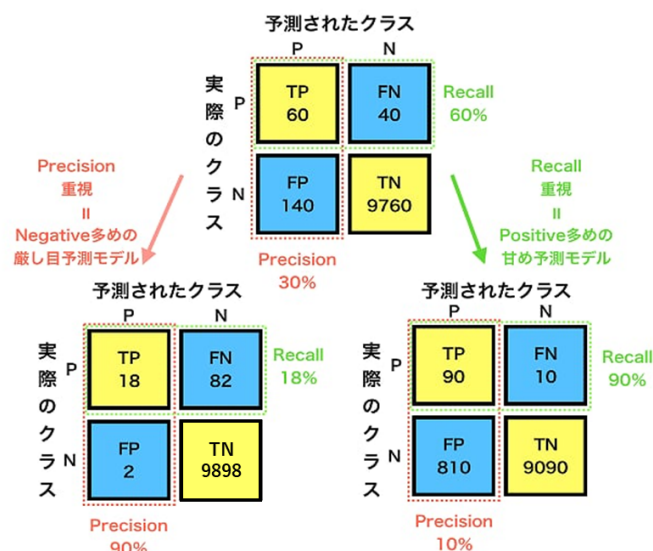


図3.2.1-3 トレードオフ

今回のような **癌検診のケース**だと、**再現率(recall)を重視**するのが良いでしょう。というのも「**癌の発見を見逃す**」というケースは**人の命に関わる重大なケース**であり、できるだけFNの数を少なくすることが必要であるためです。

逆に、例えば **WEBサービスのレコメンド**などだと**適合率/精度 (precision)を重視**するのが良いでしょう。

例えば、「自分の好みでない商品をレコメンド」してしまうと、サービスの信頼性・ブランド力が毀損してしまうためです。

つまり、「**自分の好みの商品をレコメンドできない (=購買機会の減少)**」ことよりも、「**自分の好みでない商品をレコメンドしてしまう (=信頼性の減少)**」ことを避けたいケースだと、できるだけFPの数を少なくすることが必要であるためです。

以上のようなこだわりが特にないケースだと、**再現率と適合率の両方を考慮したF値** が用いられます。