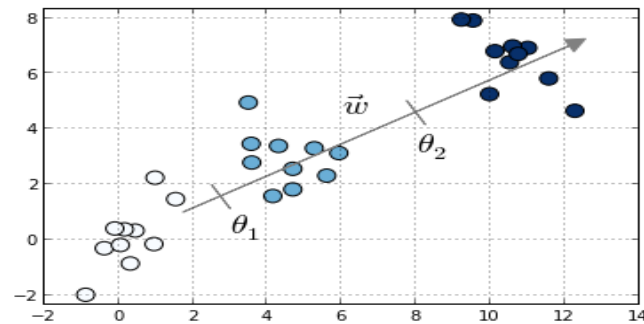


# Ординальная версия логистической регрессии

- Ординальная классификация- это случай классификации, когда имеется несколько упорядоченных по какому-либо признаку классов. Фактически это гибрид классификации и регрессии. Также это гибрид бинарной и мультиклассовой классификации.



Взято с <https://pythonhosted.org/mord/>

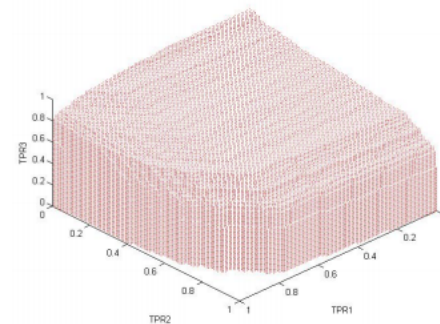
- Для данного случая, подобно случаю бинарной классификации, в модели рассчитывается один балл, который задаёт вероятности принадлежности к любому классу.
- В случае бинарной классификации вероятности принадлежности к положительному классу, большей 50% соответствуют положительные значения балла, отрицательному-классу-отрицательные значения. Т. е. каждому классу соответствует свой регион. Аналогично и в ординальной версии.
- Для задания  $n$  интервалов, соответствующих  $n$  классам в ординальной версии Логистической Регрессии используется  $n-1$  порогов.

# Ординальная версия логистической регрессии

- Для получения  $n-1$  пределов необходимо определить соответствующие штрафные функции. В бинарном случае штрафная функция зависела от  $y \cdot \text{score}$ .
- Переопределение  $y$  очевидно. Если данный порог разделяет классы  $0 \dots i$  и  $i+1 \dots n$ , то для первых  $y$  будет равен  $-1$ , для вторых  $1$ .
- Вместо  $\text{score}$  в случае бинарной классификации будет использоваться разница балла и порога.
- Чтобы понять как включить порог в функцию вероятности вернемся обратно к бинарному случаю. В бинарном случае порог один и используемый ранее балл- это разница классификационного балла и порога. Очевидно, что порог в бинарном случае это нулевой коэффициент (он же коэффициент сдвига). Отсюда следует:
  - В ординальной версии нам не нужны нулевые коэффициенты в формуле классификационного балла- их заменят пороговые значения.
  - Мы как прежде можем получать вероятности, подставляя в логистическую функцию разность балла и порога.
  - Для  $n-1$  порогов мы можем таким образом рассчитать вероятности принадлежности классам в диапазонах от  $1$  до  $n$  включительно, от  $2$  до  $n$  включительно, от  $n$  до  $n$  включительно. Вычитая соседние вероятности друг из друга получаем вероятность принадлежности к отдельным классам.
- Существует два подхода объединения штрафных функций пределов в общую штрафную функцию: AT (All Threshold)- сумма штрафных функций всех пределов, IT (Immediate-Threshold)- сумма штрафных функций ограничивающих интервалы, соответствующие классам объектов.

# Оценка дискриминационной способности в ординальных моделях

- Пусть у нас есть функция  $f(x)$  возвращающая классификационный балл. Мы знаем что в бинарном случае  $AUROC = \frac{1}{n_- n_+} \sum_{i=1}^{n_-} \sum_{j=1}^{n_+} I_{f(x_i) < f(x_j)}$
- Мы можем легко обобщить это выражение на ординальный случай
 
$$\frac{1}{\prod_{k=1}^r n_k} \sum_{y_{j_1} < \dots < y_{j_r}} I_{f(x_{j_1}) < \dots < f(x_{j_r})}$$
- Это выражение почти никогда не получается посчитать напрямую из-за непомерной вычислительной сложности, поэтому используется ряд его аппроксимаций



$$Cons(f) = \frac{1}{r-1} \sum_{l=1}^{r-1} AUC_l(f)$$

$$AUC_l(f) = \frac{1}{\sum_{i=1}^l n_i \sum_{j=l+1}^n n_j} \sum_{i: y_i \leq l} \sum_{j: y_j > l} I_{f(x_i) < f(x_j)}$$

$$Ovo(f) = \frac{2}{r(r-1)} \sum_{l < k} AUC_{lk}(f)$$

$$AUC_{lk}(f) = \frac{1}{n_l n_k} \sum_{i: y_i = l} \sum_{j: y_j = k} I_{f(x_i) < f(x_j)}$$

$$Pairs(f) = \frac{1}{\sum_{k < l} n_k n_l} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1; y_i < y_j}^n I_{f(x_i) < f(x_j)}$$

Взято с <http://dmip.webs.upv.es/ROCML2006/Papers/waegemanROCML06.pdf>