

ΜΗ ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗ

Τα μη γραμμικά μοντέλα έχουν την πιο κάτω μορφή:

$$Y_i = f(X_i, \gamma) + \varepsilon_i$$

- η μορφή αυτή μοιάζει με τη μορφή που έχουμε για τα γραμμικά μοντέλα (δηλαδή η παρατήρηση Y_i είναι το άθροισμα της αναμενόμενης συνάρτησης $f(X_i, \gamma)$ με τυχαία σφάλματα ε_i .
- η διαφορά είναι ότι η αναμενόμενη συνάρτηση εδώ είναι **μη γραμμική**

ΜΗ ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗ

- Τα σφάλματα είναι τυχαίες μεταβλητές με τις πιο κάτω υποθέσεις:
- $E(\varepsilon_i)=0$
- Σταθερή διασπορά
- Ανά δύο τα σφάλματα είναι ασυσχέτιστα $E(\varepsilon_i, \varepsilon_j)=0, \forall i \neq j$
- Επίσης πολλές φορές υποθέτουμε ότι είναι κανονικές μεταβλητές



ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗ

Το λογιστικό μοντέλο είναι ένα

1. μη γραμμικό μοντέλο
 2. τα σφάλματα δεν ακολουθούν κανονική κατανομή και
 3. η μεταβλητή απόκρισης είναι διακριτή.
- Η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις στις οποίες επιθυμούμε να προβλέψουμε την απουσία ή την παρουσία ενός χαρακτηριστικού, ή ενός συμβάντος. Είναι μια γενίκευση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης για την περίπτωση όπου η εξαρτημένη μεταβλητή (Y) είναι δίτιμη (δηλαδή παίρνει την τιμή 0 όταν απουσιάζει το χαρακτηριστικό ή την τιμή 1 όταν υπάρχει το χαρακτηριστικό).

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗ

Ερμηνεία

- Απλό γραμμικό μοντέλο:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$$



Δίτιμη μεταβλητή (0, 1)

- Επειδή ισχύει $E(\varepsilon_i) = 0$

$$\begin{aligned} E(Y_i) &= E(\beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i) \\ &= E(\beta_0 + \beta_1 X_i) + E(\varepsilon_i) \\ &= \beta_0 + \beta_1 X_i \end{aligned}$$

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗ

Επίσης αφού είναι δίτιμη μεταβλητή η Y_i , θα είναι μια μεταβλητή Bernoulli με

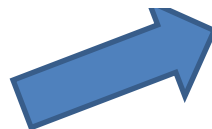
- Όταν το $Y_i = 1$ έχουμε $P(Y_i = 1) = \pi_i$
- Όταν το $Y_i = 0$ έχουμε $P(Y_i = 0) = 1 - \pi_i$

Με βάση τον ορισμό της αναμενόμενης τιμής έχουμε

$$E(Y_i) = 1\pi_i + 0(1 - \pi_i) = \pi_i$$

Εξισώνοντας τους τύπους των δύο αναμενόμενων τιμών έχουμε

$$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i = \pi_i$$



Όταν το $Y_i = 1$ έχουμε $P(Y_i = 1) = \pi_i$

Όταν ανεξάρτητη μεταβλητή η X_i

ΓΙΑΤΙ ΎΧΙ ΓΡΑΜΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

1. Τα σφάλματα δεν είναι κανονικά

Έχουμε

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \Leftrightarrow \varepsilon_i = Y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_i)$$

Όταν

$$Y_i = 0: \varepsilon_i = -\beta_0 - \beta_1 X_i$$

$$Y_i = 1: \varepsilon_i = 1 - \beta_0 - \beta_1 X_i$$

Όχι κανονική κατανομή σφαλμάτων



ΓΙΑΤΙ ΌΧΙ ΓΡΑΜΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

2. Τα σφάλματα έχουν άνισες διασπορές

Όταν η αποκρινόμενη μεταβλητή παίρνει τις τιμές 0 ή 1 τα σφάλματα δεν έχουν ίσες διασπορές.

$$\text{Var}(\varepsilon_i) = \text{Var}(Y_i - \pi_i) = \text{Var}(Y_i) + \text{Var}(-\pi_i) = \text{Var}(Y_i) + 0 = \text{Var}(Y_i)$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(Y_i) &= E\left\{(Y_i - E(Y_i))^2\right\} \\ &= (1 - \pi_i)^2 \pi_i + (0 - \pi_i)^2 (1 - \pi_i) \\ &= \pi_i (1 - \pi_i) [(1 - \pi_i) + \pi_i] \\ &= \pi_i (1 - \pi_i) \\ &= (E(Y_i))(1 - E(Y_i)) \\ &= (\beta_0 + \beta_1 X_i)(1 - \beta_0 - \beta_1 X_i) \\ &= \text{Var}(\varepsilon_i) \quad (4)\end{aligned}$$

Από την σχέση βλέπουμε πως η διασπορά των σφαλμάτων εξαρτάται από τα X_i , άρα η τιμή της διασποράς θα είναι διαφορετική για κάθε διαφορετικό X_i

ΓΙΑΤΙ ΉΧΙ ΓΡΑΜΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

- Περιορισμός στη συνάρτηση απόκρισης

Η συνάρτηση απόκρισης επειδή παριστάνει πιθανότητες θα πρέπει να ισχύει ο περιορισμός

$$0 \leq E(Y) = \pi \leq 1.$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Το μοντέλο που χρησιμοποιούμε όταν η Y_i είναι δίτιμη είναι το λογιστικό, το οποίο ορίζεται ως εξής:

$$Y_i = E(Y_i) + \varepsilon_i$$

όπου Y_i ανεξάρτητη τ.μ. Bernoulli

$$E(Y_i) = \pi_i = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}} = \left[1 + e^{(-\beta_0 - \beta_1 X_i)} \right]^{-1}$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Είδαμε πως η αναμενόμενη συνάρτηση πρέπει να παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$

$$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i = \pi_i .$$

Οι τιμές όμως της $E(Y_i)$ κυμαίνονται σε όλο το σύνολο των πραγματικών αριθμών.

Για να αντιμετωπίσουμε αυτό το πρόβλημα, μια σκέψη θα ήταν να αντικαταστήσουμε την πιθανότητα π_i της επιτυχίας του γεγονότος με τη σχετική πιθανότητα επιτυχίας, δηλαδή με το λόγο της πιθανότητας επιτυχίας του γεγονότος προς την πιθανότητα αποτυχίας του γεγονότος

$$\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} .$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

- Το μοντέλο

$$\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

πάλι δεν είναι απόλυτα σωστό γιατί παίρνει τιμές από $(0, +\infty)$. Επομένως προτείνεται ο μετασχηματισμός

$$\pi'_i = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right)$$

$$\pi'_i = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Έχουμε

$$\pi'_i = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

$$\Leftrightarrow \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_i} \Leftrightarrow \pi_i = e^{\beta_0 + \beta_1 X_i} (1 - \pi_i)$$

$$\Leftrightarrow \pi_i + \pi_i e^{\beta_0 + \beta_1 X_i} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_i} \Leftrightarrow \pi_i (1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}) = e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}$$

$$\Leftrightarrow \pi_i = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}$$

$$\Leftrightarrow E(Y_i) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Επίσης ισχύει

$$E(Y_i) = \left(1 + e^{-\beta_0 - \beta_1 X_i}\right)^{-1} :$$

Απόδειξη

$$\begin{aligned} E(Y_i) &= \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} = \left(\frac{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} \right)^{-1} = \left(\frac{1}{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} + \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} \right)^{-1} \\ &= \left(e^{-\beta_0 - \beta_1 X_i} + 1 \right)^{-1} \end{aligned}$$

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Ορισμός

Ο λόγος $\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$

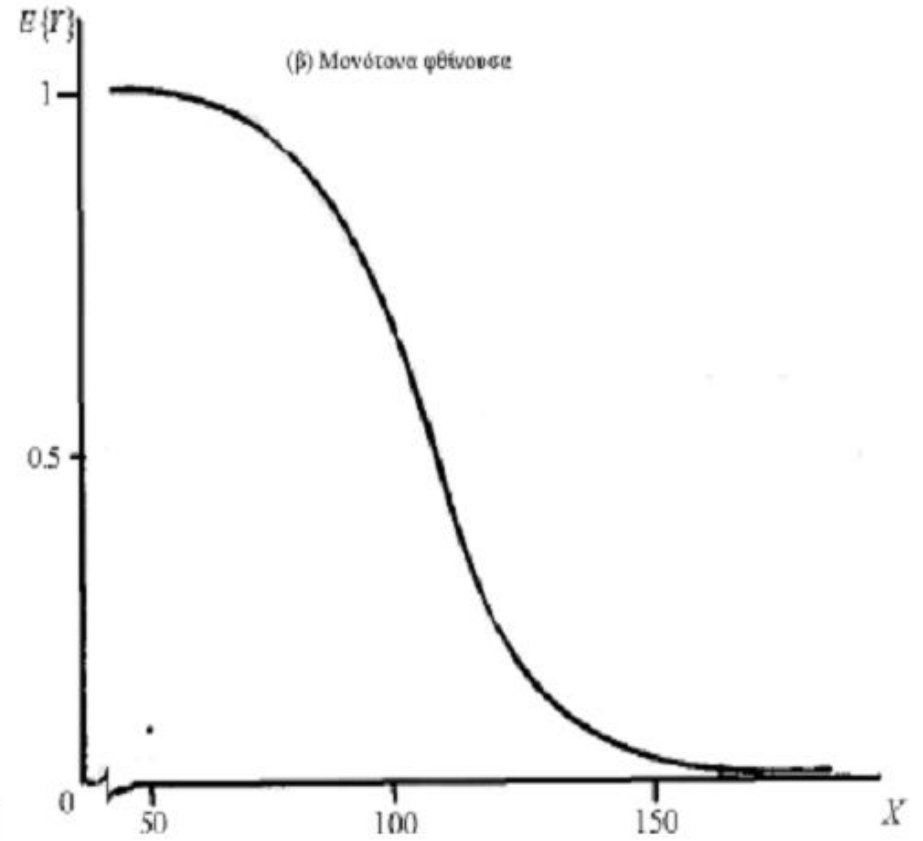
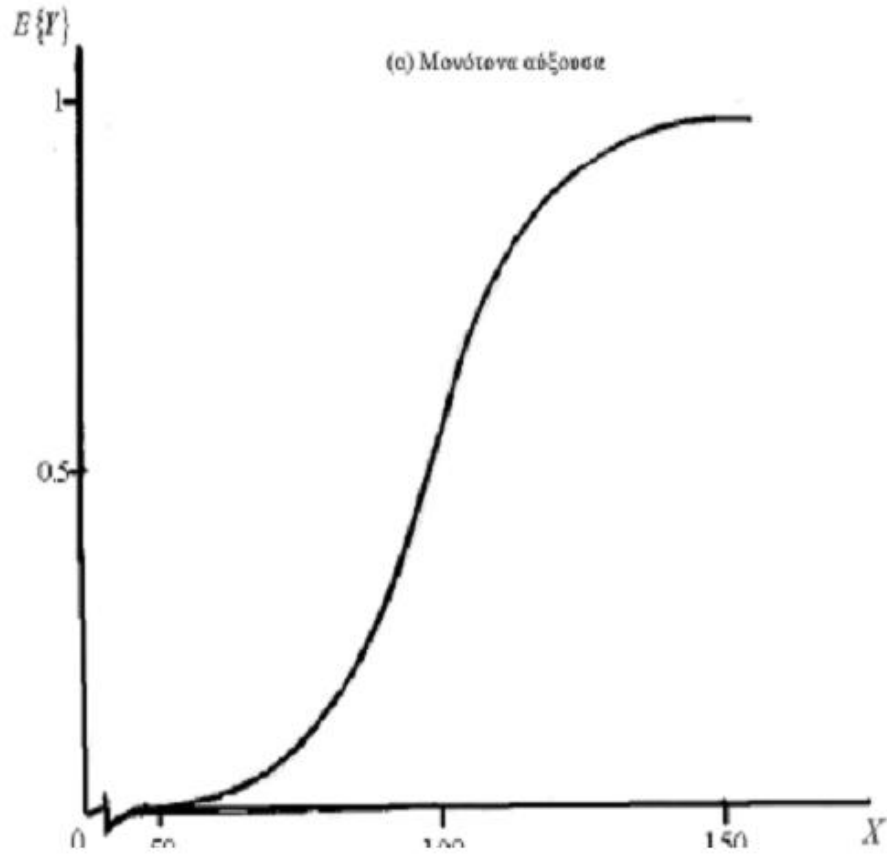
ονομάζεται odds ενώ ο μετασχηματισμός $\pi'_i = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right)$

ονομάζεται logit μετασχηματισμός της πιθανότητας

Η αναμενόμενη λογιστική συνάρτηση είναι:

- Είτε μονότονα αύξουσα συνάρτηση είτε μονότονα φθίνουσα,
- Είναι σχεδόν γραμμική στην περιοχή $[0.2, 0.8]$,
- Πλησιάζει το 0 και 1 στις ακραίες τιμές της εμβέλειας του X

ΑΠΛΟ ΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ



ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΙΘΑΝΟΦΑΝΕΙΑΣ

Αφού τα Y_i είναι τυχαίες μεταβλητές Bernoulli όπου

$$P(Y_i = 1) = \pi_i$$

$$P(Y_i = 0) = 1 - \pi_i$$

η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι:

$$f_i(Y_i) = \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1-Y_i} \quad Y_i = 0, 1 \quad \text{και} \quad i = 1, \dots, n$$

ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΙΘΑΝΟΦΑΝΕΙΑΣ

Οι παρατηρήσεις Y_i είναι ανεξάρτητες οπότε η από κοινού συνάρτησης πιθανότητας θα είναι:

$$g(Y_1, \dots, Y_n) = \prod_{i=1}^n f_i(Y_i) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1 - Y_i}$$

$$\ln g(Y_1, \dots, Y_n) = \ln \prod_{i=1}^n \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1 - Y_i}$$

$$= \sum_{i=1}^n \left[Y_i \ln \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) \right] + \sum_{i=1}^n \ln(1 - \pi_i)$$

$$\pi_i' = \ln \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

$$E(Y_i) = \pi_i = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}} = \left[1 + e^{(-\beta_0 - \beta_1 X_i)} \right]^{-1}$$

ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΙΘΑΝΟΦΑΝΕΙΑΣ

$$\begin{aligned}\ln L(\beta_0, \beta_1) &= \sum_{i=1}^n Y_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) + \sum_{i=1}^n \ln \left(1 - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n Y_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) + \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i} - e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n Y_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) + \sum_{i=1}^n \ln (1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i})^{-1} \\ &= \sum_{i=1}^n Y_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) - \sum_{i=1}^n \ln (1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_i})\end{aligned}$$

Εκτιμήσεις β_0 και β_1 \longrightarrow $\hat{\pi} = \frac{e^{b_0 + b_1 X}}{1 + e^{b_0 + b_1 X}} \longrightarrow \hat{\pi}' = \ln \left(\frac{\hat{\pi}}{1 - \hat{\pi}} \right)$

$\hat{\pi}' = b_0 + b_1 X$

ΕΡΜΗΝΕΙΑ

συντελεστής παλινδρόμησης b_1

Η ερμηνεία προέρχεται από την ιδιότητα που έχει ο εκτιμώμενος λόγος πιθανοτήτων (odds) $\frac{\pi_i}{1-\pi_i}$ ο οποίος πολλαπλασιάζεται με το e^{b_1} για κάθε μοναδα που αυξάνεται το X

$$OR = \frac{odds_2}{odds_1} = e^{b_1}$$

Αν το b_1 είναι θετικό, ο παράγοντας e^{b_1} είναι μεγαλύτερος από τη μονάδα, δηλαδή ο εκτιμώμενος λόγος πιθανοτήτων αυξάνεται. Αν το b_1 είναι αρνητικό, ο παράγοντας e^{b_1} είναι μικρότερος της μονάδας, και άρα ο εκτιμώμενος λόγος πιθανοτήτων μειώνεται.