## Politechnika Gdańska

Wydział Fizyki Technicznej i Matematyki Stosowanej

### Anna Wieżel

Nr albumu: 132540

## Funkcjonalne Modele Liniowe

Praca magisterska na kierunku MATEMATYKA w zakresie MATEMATYKA FINANSOWA

> Praca wykonana pod kierunkiem **dra hab. Karola Dziedziula** Katedra Analizy Matematycznej i Numerycznej

### Oświadczenie kierujcego prac

Potwierdzam, że niniejsza praca została przygotowana pod moim kierunkiem i kwalifikuje si do przedstawienia jej w postpowaniu o nadanie tytułu zawodowego.

Data

Podpis kierujcego prac

## Oświadczenie autora (autorów) pracy

Świadom odpowiedzialności prawnej oświadczam, że niniejsza praca dyplomowa została napisana przeze mnie samodzielnie i nie zawiera treści uzyskanych w sposób niezgodny z obowizujcymi przepisami.

Oświadczam również, że przedstawiona praca nie była wcześniej przedmiotem procedur zwizanych z uzyskaniem tytułu zawodowego w wyższej uczelni.

Oświadczam ponadto, że niniejsza wersja pracy jest identyczna z załczon wersj elektroniczn.

Data

Podpis autora (autorów) pracy

#### Streszczenie

 $\cos$ 

#### Słowa kluczowe

funkcjonalna analiza danych, dane funkcjonalne, funkcjonalne modele liniowe, test istotności

### Dziedzina pracy (kody wg programu Socrates-Erasmus)

- 11.1 Matematyka
- 11.2 Statystyka

#### Klasyfikacja tematyczna

62 Statistics62-07 Data analysis62J12 Generalized linear models

Tytuł pracy w jzyku angielskim

Functional Linear Models

# Spis treści

Wstęp	. 5
1. Preliminaria	. 7
1.1. Klasyfikacja operatorów liniowych	. 7
1.2. Przestrzeń $L^2$	. (
1.3. Zmienne funkcjonalne w $L^2$ . Pojęcie operatora kowariancji	. (
1.4. Funkcjonalne modele liniowe	. 10
2. Test istotności w funkcjonalnym modelu liniowym	. 13
2.1. Idea ogólna	. 13
2.2. Formalizm	15
3. Przykład zastosowania	. 17
A. Kod w R	. 19
Ribliografia	21

# Wstęp

Odpowiednik testu istotności dla prostego modelu regresji = F-test (+ t-test) [patrz: artykuł]

## Rozdział 1

## Preliminaria

Przestrzenią funkcyjną nazywać będziemy przestrzeń liniową funkcji z dowolnego zbioru X do zbioru Y.

#### Definicja 1.0.1 [Ferraty, Vieu]

Zmienną losową X nazywamy **zmienną funkcjonalną** wtedy i tylko wtedy, gdy przyjmuje wartości w nieskończenie wymiarowej przestrzeni (przestrzeni funkcyjnej). Obserwację  $\chi$  zmiennej X nazywamy **daną funkcjonalną** (ang. functional data).

Jeśli zmienna funkcjonalna X (odpowiednio obserwacja  $\chi$ ) jest krzywą, to zachodzi  $X=\{X(t),\ t\in T\}$  (odp.  $\chi=\{\chi(t),\ t\in T\}$ ), gdzie zbiór indeksów  $T\subset\mathbb{R}$ . Taką zmienną funkcjonalną możemy zatem utożsamiać z procesem stochastycznym z nieskończenie wymiarową przestrzenią stanów. W szczególności, zmienna funkcjonalna może być powierzchnią, czyli dwuwymiarowym wektorem krzywych - wtedy, analogicznie, T będzie dwuwymiarowym zbiorem indeksów tj.  $T\subset\mathbb{R}^2$  - lub dowolnie wymiarowym wektorem krzywych.

W niniejszej pracy skupimy się na zmiennych funkcjonalnych przyjmujących postać krzywych.

Aby zbudować pojęcia średniej oraz kowariancji dla zmiennych funkcjonalnych wprowadzimy niezbędne pojęcia z dziedziny operatorów liniowych.

## 1.1. Klasyfikacja operatorów liniowych

Niech  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  będzie przestrzenią probabilistyczną,  $\Omega$  jest zatem zbiorem scenariuszy  $\omega$ ,  $\mathcal{F}$  jest  $\sigma$ -algebrą podzbiorów  $\Omega$ , a P miarą prawdopodobieństwa nad  $\mathcal{F}$ . Dla uproszczenia zakładamy zupełność zadanej przestrzeni probabilistycznej. Rozważmy proces stochastyczny z czasem ciągłym  $X = \{X_t, t \in T\}$ , gdzie T jest przedziałem w  $\mathbb{R}$ , zdefiniowany na przestrzeni probabilistycznej  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ , taki, że  $X_t(\omega)$  należy do przestrzeni funkcyjnej E dla wszystkich  $\omega \in \Omega$ .

W pracy rozważać będziemy zmienne funkcjonalne przyjmujące wartości w przestrzeni Hilberta.

Rozważmy ośrodkową nieskończenie wymiarową przestrzeń Hilberta H z iloczynem skalarnym  $\langle\cdot,\cdot\rangle$  zadającym normę  $\|\cdot\|$  i oznaczmy przez  $\mathcal L$  przestrzeń ciągłych (ograniczonych) operatorów liniowych w H z normą

$$\|\varPsi\|_{\mathcal{L}} := \sup\{\|\varPsi(x)\|: \ \|x\| \leqslant 1\}.$$

#### Definicja 1.1.1 [Horváth, Kokoszka]

Operator  $\Psi \in \mathcal{L}$  nazywamy **operatorem zwartym**, jeśli istnieją dwie ortonormalne bazy  $\{\nu_j\}_{j=1}^{\infty}$  i  $\{f_j\}_{j=1}^{\infty}$ , oraz rzeczywisty ciąg  $\{\lambda_j\}_{j=1}^{\infty}$  zbieżny do zera, takie że

$$\Psi(x) = \sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j \langle x, \nu_j \rangle f_j, \quad x \in H.$$
 (1.1)

Bez straty ogólności możemy założyć, że w przedstawionej reprezentacji  $\lambda_j$  są wartościami dodatnimi, w razie konieczności wystarczy  $f_j$  zamienić na  $-f_j$ .

Równoważną definicją operatora zwartego jest spełnienie następującego warunku: zbieżność  $\langle y, x_n \rangle \to \langle y, x \rangle$  dla każdego  $y \in H$  implikuje  $\| \Psi(x_n) - \Psi(x) \| \to 0$ .

Inną klasą operatorów są operatory Hilberta-Schmidta, którą oznaczać będziemy przez  $\mathcal{S}$ .

#### Definicja 1.1.2 |Bosq|

**Operatorem Hilberta-Schmidta** nazywamy taki operator zwarty  $\Psi \in \mathcal{L}$ , dla którego ciąg  $\{\lambda_j\}_{j=1}^{\infty}$  w reprezentacji (1.1) spełnia  $\sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j^2 < \infty$ .

#### Uwaga 1.1.1 |Bosq|, |Horváth, Kokoszka|

Klasa S jest przestrzenią Hilberta z iloczynem skalarnym

$$\langle \Psi_1, \Psi_2 \rangle_{\mathcal{S}} := \sum_{j=1}^{\infty} \langle \Psi_1(e_j), \Psi_2(e_j) \rangle,$$

 $gdzie\ \{e_j\}_{j=1}^{\infty}\ jest\ dowolna\ baza\ ortonormalna\ w\ H.$ 

Powyższy iloczyn skalarny zadaje normę  $\|\Psi\|_{\mathcal{S}} := \left(\sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j^2\right)^{1/2}$ .

#### Definicja 1.1.3 |Bosq|

Operator liniowy nazywamy **operatorem śladowym** (ang. nuclear operator), jeśli równość (1.1) spełniona jest dla ciągu takiego, że  $\sum_{j=1}^{\infty} |\lambda_j| < \infty$ .

#### Uwaga 1.1.2 |Bosq|

Klasa operatorów śladowych  $\mathcal{N}$  z normą  $\|\Psi\|_{\mathcal{N}} := \sum_{j=1}^{\infty} |\lambda_j|$  jest przestrzenią Banacha.

#### Definicja 1.1.4 | Horváth, Kokoszka|

Operator  $\Psi \in \mathcal{L}$  nazywamy **symetrycznym**, jeśli

$$\langle \Psi(x), y \rangle = \langle x, \Psi(y) \rangle, \quad x, y \in H,$$

oraz **nieujemnie określonym** (połowicznie pozytywnie określonym, ang. positive semidefinite), jeśli

$$\langle \Psi(x), x \rangle \geqslant 0, \quad x \in H.$$

#### Uwaga 1.1.3 [Horváth, Kokoszka]

Symetryczny nieujemnie określony operator Hilberta-Schmidta  $\Psi$  możemy przedstawić w reprezentacji

$$\Psi(x) = \sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j \langle x, \nu_j \rangle \nu_j, \quad x \in H,$$
(1.2)

gdzie ortonormalne  $\nu_j$  są **funkcjami własnymi**  $\Psi$ , tj.  $\Psi(\nu_j) = \lambda_j \nu_j$ . Funkcje  $\nu_j$  mogą być rozszerzone do bazy, przez dopełnienie ortogonalne podprzestrzeni rozpiętej przez oryginalne  $\nu_j$ . Możemy zatem założyć, że funkcje  $\nu_j$  w (1.2) tworzą bazę, a pewne wartości  $\lambda_j$  mogą być równe zero.

#### 1.2. Przestrzeń $L^2$

Przestrzeń  $L^2 = L^2(K, \mathcal{A}, \mu)$  nad pewną przestrzenią liniową K jest zbiorem mierzalnych funkcji rzeczywistych określonych na K spełniających  $\int_K x^2(t)dt < \infty$ . Przestrzeń  $L^2$  jest ośrodkową przestrzenią Hilberta z iloczynem skalarnym

$$\langle x, y \rangle := \int_K x(t)y(t)dt.$$

Tak jak zwyczajowo zapisujemy  $L^2$  zamiast  $L^2(K)$ , tak w przypadku symbolu całki bez wskazania obszaru całkowania będziemy mieć na myśli całkowanie po całej przestrzeni K. Jeśli  $x, y \in L^2$ , równość x = y zawsze oznaczać będzie  $\int [x(t) - y(t)]^2 dt = 0$ .

Ważną klasę operatorów liniowych na przestrzeni  $L^2$  stanowią operatory całkowe.

**Definicja 1.2.1** Operatorem całkowym nazywamy operator liniowy  $\Psi$  dający się przedstawić w formie

$$\varPsi(x)(t) = \int \psi(t,s) x(s) ds, \quad x \in L^2,$$

 $gdzie \ \psi \ stanowi \ jqdro \ całkowe \ operatora \ \Psi.$ 

Uwaga 1.2.1 [Horváth, Kokoszka]

Operatory całkowe są operatorami Hilberta-Schmidta wtedy i tylko wtedy, gdy

$$\iint \psi^2(t,s)dtds < \infty.$$

Ponadto zachodzi

$$\|\Psi\|_{\mathcal{S}}^2 = \iint \psi^2(t,s)dtds.$$

Uwaga 1.2.2 (Twierdzenie Mercera) [Horváth, Kokoszka]

Jeśli operator spełnia również  $\psi(s,t) = \psi(t,s)$  oraz  $\iint \psi(t,s)x(t)x(s)dtds \geqslant 0$ , to operator całkowy  $\Psi$  jest symetryczny i nieujemnie określony, zatem z uwagi 1.1.3 mamy

$$\psi(t,s) = \sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j \nu_j(t) \nu_j(s) \quad w \ L^2(K) \times L^2(K).$$

Jeżeli funkcja  $\psi$  jest ciągła, powyższe rozwinięcie jest prawdziwe dla wszystkich  $s,t\in K$  i szereg jest zbieżny jednostajnie.

## 1.3. Zmienne funkcjonalne w $L^2$ . Pojęcie operatora kowariancji

Rozważmy zmienną funkcjonalną  $X = \{X(t), t \in T\}$  będącą krzywą  $(T \subset \mathbb{R})$  jako element losowy z przestrzeni  $L^2(T)$  zaopatrzonej w  $\sigma$ -algebrę borelowskich podzbiorów T. Mówimy, że zmienna X jest **całkowalna**, jeśli  $\mathbb{E} \|X\| = \mathbb{E} \left[ \int X^2(t) dt \right]^{1/2} < \infty$ .

Definicja 1.3.1 |Bosq|

**Operator kowariancji** scentrowanej zmiennej funkcjonalnej X (tj.  $\mathbb{E}X = 0$ ) przyjmującej wartości w przestrzeni funkcyjnej  $L^2$  spełniającej  $\mathbb{E} \|X\|^2 < \infty$  definiujemy następująco

$$C_X(x) := \mathbb{E}[\langle X, x \rangle X], \quad x \in L^2.$$

Jeśli Y jest zmienną funkcjonalną spełniającą powyższe warunki, wtedy operator kowariancji między zmiennymi X i Y przedstawiamy następująco

$$C_{X,Y}(x) := \mathbb{E}[\langle X, x \rangle Y], \quad x \in L^2$$

oraz

$$C_{Y,X}(x) := \mathbb{E}[\langle Y, x \rangle X], \quad x \in L^2.$$

Operatory kowariancji są operatorami śladowymi,...

$$C_X(x)(t) = \int c(t, s)x(s)ds$$
, gdzie  $c(t, s) = \mathbb{E}[X(t)X(s)]$ .

Oczywistym jest, że c(t,s) = c(s,t) i mamy

$$\iint c(t,s)x(t)x(s)dtds = \iint \mathbb{E}\left[X(t)X(s)\right]x(t)x(s)dtds = \mathbb{E}\left[\left(\int X(t)x(t)dt\right)^2\right] \geqslant 0.$$

Zatem operator kowariancji  $C_X$  jest symetryczny oraz nieujemnie określony. Wartości własne  $\lambda_j$  operatora  $C_X$  są dodatnie i spełniony jest warunek  $\sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j = \mathbb{E} \|X\|^2 < \infty$ .  $C_X$  jest operatorem Hilberta-Schmidta (a nawet operatorem śladowym) i posiada on następującą reprezentację

$$C_X(x) = \sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j \langle x, \nu_j \rangle \nu_j, \quad x \in L^2.$$

Zakładamy, że zmienne  $X_n$ ,  $Y_n$  są scentrowanymi zmiennymi losowymi przyjmującymi wartości w przestrzeni Hilberta  $L^2$ . Oznaczając przez X (analogicznie Y) losową funkcję o tym samym rozkładzie co  $X_n$  ( $Y_n$ ) wprowadzamy operatory

$$C(x) = \mathbb{E}[\langle X, x \rangle X], \quad \Gamma(x) = \mathbb{E}[\langle Y, x \rangle Y], \quad \Delta(x) = \mathbb{E}[\langle X, x \rangle Y].$$

...

### 1.4. Funkcjonalne modele liniowe

Rozróżniamy 3 postaci funkcjonalnych modeli liniowych

(i) pelen model funkcjonalny (ang. the fully functional model)

$$Y(t) = \int \beta(s,t)X(s)ds + \varepsilon(t),$$

(ii) model z odpowiedzią skalarną (ang. the scalar response model)

$$Y = \int \beta(s)X(s)ds + \varepsilon,$$

(iii) model z odpowiedzią funkcyjną (ang. the functional response model)

$$Y(t) = \beta(t)x + \varepsilon(t).$$

Rozważmy pełen model funkcjonalny postaci

$$\mathbf{Y}(t) = \int \beta(s, t) \mathbf{X}(s) ds + \boldsymbol{\varepsilon}(t),$$

gdzie

$$\mathbf{Y}(t) = \begin{bmatrix} Y_1(t) \\ Y_2(t) \\ \vdots \\ Y_N(t) \end{bmatrix}, \mathbf{X}(s) = \begin{bmatrix} X_1(s) \\ X_2(s) \\ \vdots \\ X_N(s) \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon}(t) = \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \\ \vdots \\ \varepsilon_N(t) \end{bmatrix}.$$

## Rozdział 2

## Test istotności w funkcjonalnym modelu liniowym

### 2.1. Idea ogólna

Jednym z podstawowych testów na efektywność modelu jest test istotności zmiennych objaśniających. Zarówno jak i w przypadku klasycznego modelu liniowego w przypadku funkcjonalnego modelu liniowego badamy zerowanie się funkcji  $\beta$ , tj.

$$H_0: \boldsymbol{\beta} = 0 \text{ przeciw } H_A: \boldsymbol{\beta} \neq 0.$$

Zauważmy, że przyjęcie  $H_0$  nie oznacza braku związku między zmienną objaśnianą a objaśniającą. Prowadzi jedynie do stwierdzenia braku zależności liniowej.

Zakładamy, że zmienna objaśniana  $Y_n$ , zmienne objaśniające  $X_n$  i błędy  $\varepsilon_n$  są scentrowanymi zmiennymi losowymi przyjmującymi wartości w przestrzeni Hilberta  $L^2$ . Oznaczając przez X (analogicznie Y) losową funkcję o tym samym rozkładzie co  $X_n$  ( $Y_n$ ) wprowadzamy operatory

$$C(x) = \mathbb{E}[\langle X, x \rangle X], \quad \Gamma(x) = \mathbb{E}[\langle Y, x \rangle Y], \quad \Delta(x) = \mathbb{E}[\langle X, x \rangle Y].$$

Przez  $\hat{C}$ ,  $\hat{\Gamma}$ ,  $\hat{\Delta}$  oznaczamy ich estymatory, np.

$$\hat{C}(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \langle X_n, x \rangle X_n.$$

Definiujemy również wartości i wektory własne C i  $\Gamma$ 

$$C(v_k) = \lambda_k v_k, \quad \Gamma(u_i) = \gamma_i u_i,$$

których estymatory będziemy oznaczać  $(\hat{\lambda}_k, \hat{v}_k), (\hat{\gamma}_j, \hat{u}_j).$ 

Test obejmuje obcięcie powyższych operatorów na podprzestrzenie skończenie wymiarowe. Podprzestrzeń  $\mathcal{V}_p = \operatorname{span}\{v_1,...,v_p\}$  zawiera najlepsze przybliżenia  $X_n$ , które są liniowymi kombinacjami pierwszych p głównych składowych (FPC). Metodą głównych składowych wyznaczamy p największych wartości własnych operatora  $\hat{C}$  tak, że  $\hat{\mathcal{V}}_p = \operatorname{span}\{\hat{v}_1,...,\hat{v}_p\}$  zawiera najlepsze przybliżenie  $X_n$ . Analogicznie  $\mathcal{U}_q = \operatorname{span}\{u_1,...,u_q\}$  zawiera przybliżenia  $\operatorname{span}\{Y_1,...,Y_N\}$ .

Z równości

$$Y(t) = \int \beta(s,t) X(s) ds + \varepsilon(t)$$

wynika  $\Delta = \beta C$  i dla  $k \leq p$  mamy

$$\beta(\upsilon_k) = \lambda_k^{-1} \Delta(\upsilon_k).$$

Stąd,  $\beta$  zeruje się na span $\{v_1,...,v_p\}$  wtedy i tylko wtedy, gdy  $\Delta(v_k)=0$  dla każdego k=1,...,p. Zauważmy, że

$$\Delta(v_k) \approx \hat{\Delta}(v_k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \langle X_n, v_k \rangle Y_n.$$

Skoro zatem span $\{Y_1,...,Y_N\}$  są dobrze aproksymowane przez  $\mathcal{U}_q$ , to możemy ograniczyć się do sprawdzania czy

$$\langle \hat{\Delta}(v_k), u_j \rangle = 0, \quad k = 1, ..., p, \quad j = 1, ..., q.$$
 (2.1)

Jeśli  $H_0$  jest prawdziwa, to dla każdego  $x \in \mathcal{V}_p$ ,  $\beta(x)$  nie należy do  $\mathcal{U}_q$ . Co znaczy, że żadna funkcja  $Y_n$  nie może być opisana jako liniowa kombinacja  $X_n$ , n = 1, ..., N. Statystyka testowa powinna zatem sumować kwadraty iloczynów skalarnych (2.1). Poniższe twierdzenia prowadzą do wyznaczenia statystyki

$$\hat{T}_{N}(p,q) = N \sum_{k=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} \hat{\lambda}_{k}^{-1} \hat{\gamma}_{j}^{-1} \left\langle \hat{\Delta}(\hat{v}_{k}), \hat{u}_{j} \right\rangle^{2}, \tag{2.2}$$

która zbiega według rozkładu do rozkładu  $\chi^2$  z pq stopniami swobody. Przy czym

$$\left\langle \hat{\Delta}(\hat{v}_k), \hat{u}_j \right\rangle = \left\langle \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\langle X_n, \hat{v}_k \right\rangle Y_n, \hat{u}_j \right\rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\langle X_n, \hat{v}_k \right\rangle \left\langle Y_n, \hat{u}_j \right\rangle$$

oraz  $\lambda_k = \mathbb{E} \langle X, v_k \rangle^2$  i  $\gamma_j = \mathbb{E} \langle Y, u_j \rangle^2$ .

**Uwaga 2.1.1** Oczywistym jest, że jeśli odrzucamy  $H_0$ , to  $\beta(v_k) \neq 0$  dla pewnego  $k \geqslant 1$ . Jednak ograniczając się do p największych wartości własnych, test jest skuteczny tylko jeśli  $\beta$  nie zanika na którymś wektorze  $v_k$ , k = 1, ..., p. Aczkolwiek takie ograniczenie jest intuicyjnie niegroźne, ponieważ test ma za zadanie sprawdzić czy główne źródła zmienności Y mogą być opisane przez główne źródła zmienności zmiennych X.

#### Schemat przebiegu testu

- 1. Sprawdzamy założenie o liniowości metodą FPC score predictor-response plots.
- 2. Wybieramy liczbę głównych składowych p i q metodami  $scree\ test$  oraz CPV.
- 3. Wyliczamy wartość statystyki  $\hat{T}_N(p,q)$  (2.2).
- 4. Jeśli  $\hat{T}_N(p,q) > \chi_{pq}^2(1-\alpha)$ , to odrzucamy hipotezę zerową o braku liniowej zależności. W przeciwnym razie nie mamy podstaw do odrzucenia  $H_0$ .

...

#### 2.2. Formalizm

#### Założenia:

1. Trójka  $(Y_n, X_n, \varepsilon_n)$  tworzy ciąg niezależnych zmiennych losowych o jednakowym rozkładzie, takich że  $\varepsilon_n$  jest niezależne od  $X_n$  oraz

$$\mathbb{E}X_n = 0, \quad \mathbb{E}\varepsilon_n = 0,$$

$$\mathbb{E}||X_n||^4 < \infty$$
 i  $\mathbb{E}||\varepsilon_n||^4 < \infty$ .

2. Wartości własne operatorów C oraz  $\Gamma$  spełniają, dla pewnych p>0 i q>0

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p > \lambda_{p+1}, \quad \gamma_1 > \gamma_2 > \dots > \gamma_q > \gamma_{q+1}.$$

**Twierdzenie 2.2.1** Jeśli spełnione są  $H_0$  i powyższe Założenia, to  $\hat{T}_N(p,q) \stackrel{d}{\longrightarrow} \chi^2_{pq}$  przy  $N \to \infty$ .

**Twierdzenie 2.2.2** Przy powyższych Założeniach oraz jeśli  $\langle \beta(v_k), u_j \rangle \neq 0$  dla pewnych  $k \leqslant p$  oraz  $j \leqslant q$ , to  $\hat{T}_N(p,q) \xrightarrow{P} \chi^2_{pq}$  przy  $N \to \infty$ .

Dowody...

## Rozdział 3

# Przykład zastosowania

Magnetometer data...

## Dodatek A

## Kod w R

...

## Bibliografia

- [Bosq] D. Bosq, Linear Processes in Function Spaces. Springer, 2000.
- [Ferraty, Vieu] F. Ferraty, P. Vieu, Nonparametric Functional Data Analysis. Theory and practice. Springer, 2006.
- [Horváth, Kokoszka] Lajos Horváth, Piotr Kokoszka, Interference for Functional Data with Applications. Springer, 2012.
- [I] INTERMAGNET http://www.intermagnet.org/index-eng.php
- [Kokoszka et al. 2008] P. Kokoszka, I. Maslova, J. Sojka, L. Zhu, Testing for lack of dependence in the functional linear model. Canadian Journal of Statistics, 2008, 36, 207-222.
- [Ramsay, Silverman] J. O. Ramsay, B. W. Silverman, Functional Data Analysis. Springer, 2005.