

## ОБ ОДНОЙ ЗАДАЧЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ СИСТЕМ С АДДИТИВНЫМ ДРОБНЫМ БРОУНОВСКИМ ПОЛЕМ

**Аннотация.** Исследована задача непараметрического оценивания (идентификации) для достаточно широкого класса случайных полей на плоскости, удовлетворяющих решению стохастического дифференциального уравнения в частных производных с аддитивным дробным броуновским полем. Асимптотические свойства оценки параметра сноса изучены с использованием метода сита.

**Ключевые слова:** задача идентификации, дробное броуновское поле, параметр сноса, метод сита.

Проблемы оценивания функций, которые являются коэффициентами дифференциальных операторов в параболических и гиперболических стохастических уравнениях в частных производных (stochastic partial differential equation, SPDE), часто возникают в прикладных моделях метеорологии, физической химии, экономике, океанографии и т.д. Асимптотические свойства оценок параметров SPDE изучались, в частности, в работах [1–5].

Для исследования регрессионных моделей с полумартингалами У. Гренандер в 1981 г. использовал так называемый «метод сита» [6], состоящий в максимизации функции правдоподобия на возрастающей последовательности конечномерных подпространств. Размерность «сита» стремится к бесконечности с увеличением размера выборки, а последовательность ограниченных оценок максимального правдоподобия параметра состоятельна и асимптотически нормальна. Данный метод в [7] использовался для изучения непараметрических оценок, в частности, функций от винеровского процесса, оценки коэффициента сноса линейной диффузии, оценки среднего для гауссова процесса, а в работе [8] его применяли для оценивания бесконечномерного параметра в модели нестационарной линейной диффузии.

В настоящей статье метод сита использован для задачи идентификации параметра сноса SPDE в системе с аддитивным дробным броуновским полем, заданным на плоскости. Аналогичные результаты для одномерной системы с аддитивным дробным броуновским движением получены Рао в [9], подобная задача для SPDE с аддитивным броуновским полем представлена в [10].

Рассмотрим SPDE

$$dX(s, t) = \theta(s, t)X(s, t)dsdt + dB^H(s, t), X(0, 0) = \xi, (s, t) \in [0, T]^2,$$

где  $\theta(s, t) \in L^2([0, T]^2, dt ds)$ ,  $B^H(s, t)$  — дробное броуновское поле с  $H = (\alpha, \beta)$ ,  $\alpha, \beta \in (1/2, 1)$ ,  $\xi$  — гауссова случайная величина, не зависящая от  $B^H(s, t)$ . Другими словами,  $X(s, t)$  удовлетворяет уравнению

$$X(s, t) = \xi + \int_0^s \int_0^t \theta(u, v)X(u, v)dudv + B^H(s, t).$$

Положим  $c_\theta(s, t) = \theta(s, t)X(s, t)$ ,  $(s, t) \in [0, T]^2$ , и предположим, что траектории  $c_\theta$  достаточно гладкие для существования случайного процесса

$$R_\theta(s, t) = \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) c_\theta(u, v) du dv,$$

где

$$k_\alpha(s, t) = \frac{s^{1/2-\alpha} (t-s)^{1/2-\alpha}}{2\alpha \Gamma(3/2-\alpha) \Gamma(1/2+\alpha)}, \quad \omega_t^\alpha = \frac{\Gamma(3/2-\alpha) t^{2-2\alpha}}{2\alpha \Gamma(3-2\alpha) \Gamma(\alpha+1/2)}.$$

Предположим также, что траектории  $\{R_\theta(s, t), (s, t) \in [0, T]^2\}$  принадлежат  $L^2([0, T]^2, d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta)$  почти наверное. Определим

$$Z(s, t) = \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) dX(u, v).$$

Принимая во внимание, что

$$M^{\alpha\beta}(s, t) = \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) dW^{\alpha\beta}(u, v), \quad 0 \leq s, t, u, v \leq T,$$

получаем

$$Z(s, t) = \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) c_\theta(u, v) du dv + M^{\alpha\beta}(s, t).$$

Кроме того,

$$X(s, t) = \int_0^s \int_0^t K_\alpha(s, u) K_\beta(t, v) dZ(u, v),$$

где  $K_\alpha(s, t) = \alpha(2\alpha-1) \int_0^s r^{2\alpha-1} (r-t)^{\alpha-3/2} dr$ , а также справедливо [11]

$$Z(s, t) = \int_0^s \int_0^t R_\theta(u, v) d\omega_u^\alpha d\omega_v^\beta + M^{\alpha\beta}(s, t).$$

Очевидно, что фильтрация, генерируемая  $\{Z(s, t), (s, t) \in [0, T]^2\}$  и  $\{X(s, t), (s, t) \in [0, T]^2\}$ , совпадает, т.е. можно без потери информации использовать одно поле вместо другого. Пусть  $P_\theta(s, t)$  — мера, генерируемая полем  $\{X(s, t), (s, t) \in [0, T]^2\}$ , когда  $\theta(s, t)$  — настоящая функция сноса. Из теоремы Гирсанова [12] следует, что существует производная Радона–Никодима по отношению к  $P_0(s, t)$ , заданная следующим образом:

$$\frac{dP_\theta(T, T)}{dP_0(T, T)} = \exp \left( \int_0^T \int_0^T R_\theta(s, t) dZ(s, t) - \frac{1}{2} \int_0^T \int_0^T [R_\theta(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right).$$

Из определения процесса  $Z(s, t)$  получим, что его распределение по мере  $P_\theta(s, t)$  является таким же как процесса  $X(s, t)$  по мере  $P_0(s, t)$ .

Будем полагать, что  $X$  наблюдается на  $[0, T]^2$  и  $\{X_i, i=1, n\}$  — случайная выборка  $n$  независимых наблюдений. Тогда логарифм функции правдоподобия

$$L_n(X_1, \dots, X_n, \theta) = L_n(\theta) = \sum_{i=1}^n \left( \int_0^T \int_0^T R_\theta^{(i)}(s, t) dZ(s, t) - \frac{1}{2} \int_0^T \int_0^T [R_\theta^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right),$$

где  $R_\theta^{(i)}(s, t)$  определяется по аналогии с  $R_\theta(s, t)$  для  $X_i$ .

Пусть  $\{V_n, n \geq 1\}$  — возрастающая последовательность подпространств конечных размерностей  $\{d_n\}$ ,  $\bigcup_{n \geq 1} V_n$  плотно в  $L^2([0, T]^2, ds dt)$ . Используем описан-

ный метод сита для максимизации  $L_n(\theta)$  на подпространствах  $V_n$ .

Обозначим  $\{e_1, \dots, e_{d_n}\}$  базис  $V_n$ , тогда для  $\theta \in V_n$  имеем  $\theta(\cdot) = \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j e_j(\cdot)$ ,

и следовательно,

$$\begin{aligned} R_\theta^{(i)}(s, t) &= \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) \theta(u, v) X_i(u, v) du dv = \\ &= \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j e_j(u, v) \right] X_i(u, v) du dv = \\ &= \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_j(u, v) X_i(u, v) du dv. \end{aligned}$$

Обозначим

$$\frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_j(u, v) X_i(u, v) ds dt = \Phi_{ij}(s, t).$$

Тогда  $R_\theta^{(i)}(s, t) = \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \Phi_{ij}(s, t)$ . Далее,

$$\begin{aligned} \int_0^T \int_0^T R_\theta^{(i)}(s, t) dZ_i(s, t) &= \int_0^T \int_0^T \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \Phi_{ij}(s, t) \right] dZ_i(s, t) = \\ &= \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \int_0^T \int_0^T \Phi_{ij}(s, t) dZ_i(s, t) = \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j R_{ij}. \end{aligned}$$

Кроме того,

$$\begin{aligned} \int_0^T \int_0^T (R_\theta^{(i)}(s, t))^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta &= \int_0^T \int_0^T \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \Phi_{ij}(s, t) \right]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \\ &= \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \theta_j \theta_k \int_0^T \int_0^T \Phi_{ij}(s, t) \Phi_{ik}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \\ &= \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \theta_j \theta_k \left[ \int_0^T \int_0^T \Phi_{ij}(s, t) \Phi_{ik}(s, t) dZ(s, t) - \int_0^T \int_0^T \Phi_{ij}(s, t) \Phi_{ik}(s, t) dM^{\alpha\beta}(s, t) \right] =: \\ &=: \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \theta_j \theta_k \Lambda_{ijk}. \end{aligned}$$

Логарифм функции правдоподобия, соответствующий  $\{X_i\}$ , задается как

$$\begin{aligned} L_n(\theta) &= \sum_{i=1}^n \left( \int_0^T \int_0^T R_\theta^{(i)}(s, t) dZ_i(s, t) - \frac{1}{2} \int_0^T \int_0^T (R_\theta^{(i)}(s, t))^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right) = \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j R_{ij} - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \theta_j \theta_k \Lambda_{ijk} \right] = \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j \sum_{i=1}^n R_{ij} - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \sum_{i=1}^n \theta_j \theta_k \Lambda_{ijk} \right] = \\ &= n \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \theta_j B_j^{(n)} - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} \theta_j \theta_k A_{jk}^{(n)} \right], \end{aligned}$$

где  $B_j^{(n)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_{ij}$ ,  $j = \overline{1, d_n}$ ,  $A_{jk}^{(n)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Lambda_{ijk}$ ,  $j = \overline{1, d_n}$ . В векторно-матричном виде, обозначив  $\theta^{(n)} = (\bar{\theta}_j)$ ,  $B^{(n)} = (B_j^{(n)})$ ,  $A^{(n)} = (A_{jk}^{(n)})$ , получим  $L_n(\theta) = n[B^{(n)}\theta^{(n)} -$

$-\frac{1}{2}(\theta^{(n)})' A^{(n)} \theta^{(n)}$ ]. Поэтому оценка максимального правдоподобия  $\hat{\theta}^{(n)}(\cdot) =$   
 $= \sum_{j=1}^n \hat{\theta}_j^{(n)} e_j(\cdot)$ , где  $\{\hat{\theta}_j^{(n)}\} = \hat{\theta}^{(n)}$  — решение матричного уравнения  $A^{(n)} \hat{\theta}^{(n)} = B^{(n)}$ ,  
или, если  $A^{(n)}$  обратима,  $\hat{\theta}^{(n)} = (A^{(n)})^{-1} B^{(n)}$ .

Построим теперь в  $V_n$  ортонормированный базис так, чтобы при  $n \rightarrow \infty$  матрица  $A^{(n)}$  обращалась в единичную. Отметим, что

$$\begin{aligned} A_{jk}^{(n)} &= \frac{1}{n} \int_0^T \int_0^T \Phi_{ij}(s, t) \Phi_{ik}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T E \left[ \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_j(u, v) X_i(u, v) du dv \right) \times \right. \\ &\quad \left. \times \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_k(u, v) X_i(u, v) du dv \right) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta. \end{aligned}$$

Согласно усиленному закону больших чисел при  $n \rightarrow \infty$  имеем

$$\begin{aligned} A_{jk}^{(n)} &\rightarrow \int_0^T \int_0^T E \left[ \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_j(u, v) X(u, v) du dv \right) \times \right. \\ &\quad \left. \times \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) e_k(u, v) X(u, v) du dv \right) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta. \end{aligned}$$

Рассмотрим последовательность  $\phi_i$ ,  $i = \overline{1, d_n}$ , которая является искомым базисом в  $V_n$  в смысле внутреннего произведения

$$\begin{aligned} \langle h, g \rangle &= \int_0^T \int_0^T E \left[ \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) h(u, v) X(u, v) du dv \right) \times \right. \\ &\quad \left. \times \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) g(u, v) X(u, v) du dv \right) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta. \end{aligned}$$

Обозначим  $\hat{\zeta}^{(n)} = \{\hat{\xi}_1^{(n)}, \dots, \hat{\xi}_{d_n}^{(n)}\}$  координаты  $\hat{\theta}^{(n)}$  в новом базисе  $\phi_i$ ,  $i = \overline{1, d_n}$ .

Тогда вектор  $\hat{\zeta}^{(n)}$  является решением уравнения  $a^{(n)} \hat{\zeta}^{(n)} = b^{(n)}$ , где  $a^{(n)}$  и  $b^{(n)}$  задаются соответственно как

$$\begin{aligned} a_{jk}^{(n)} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T \left[ \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) \phi_j(u, v) X_i(u, v) du dv \right) \times \right. \\ &\quad \left. \times \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) \phi_k(u, v) X_i(u, v) du dv \right) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta, \\ b_j^{(n)} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T \left[ \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s, u) k_\beta(t, v) \phi_j(u, v) X_i(u, v) du dv \right) \right] dZ(s, t). \end{aligned}$$

Пусть  $\theta^{(n)} = \sum_{i=1}^{d_n} \zeta_i \phi_i$  — проекция  $\theta$  на  $V_n$  в смысле определенного ранее

внутреннего произведения. Тогда

$$\begin{aligned}
& b_j^{(n)} - \sum_{i=1}^{d_n} a_{jk}^{(n)} \zeta_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dZ_i(s, t) - \sum_{i=1}^{d_n} a_{jk}^{(n)} \zeta_k = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) [R_{\theta}^{(i)}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + dM_i^{\alpha\beta}(s, t)] - \sum_{i=1}^{d_n} a_{jk}^{(n)} \zeta_k = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta}^{(i)}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t) - \sum_{i=1}^{d_n} a_{jk}^{(n)} \zeta_k = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) \left[ \sum_{r=1}^{\infty} \zeta_r R_{\phi_r}^{(i)}(s, t) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t) - \sum_{i=1}^{d_n} a_{jk}^{(n)} \zeta_k = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) \left[ \sum_{r=1}^{d_n} \zeta_r R_{\phi_r}^{(i)}(s, t) + \sum_{r=d_n+1}^{\infty} \zeta_r R_{\phi_r}^{(i)}(s, t) \right] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \\
& + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t) - \sum_{i=1}^{d_n} \zeta_k \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t) = \\
& = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T [R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t) - E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t))] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \\
& + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t),
\end{aligned}$$

поскольку, с одной стороны,

$$\langle \theta - \theta^{(n)}, \phi_j \rangle = E \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta,$$

а с другой, —  $\langle \theta - \theta^{(n)}, \phi_j \rangle = 0$  вследствие ортогональности базиса  $\{\phi_i, i \geq 1\}$ .

Поэтому  $a^{(n)}(\hat{\zeta}^{(n)} - \zeta^{(n)}) = c^{(n)}$  — векторы с компонентами  $\zeta = \{\zeta_i\}$  и

$$\begin{aligned}
c_j^{(n)} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T [R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t) - E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\theta - \theta^{(n)}}^{(i)}(s, t))] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta + \\
& + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t).
\end{aligned}$$

Положим  $\delta_{jk} = 1 - \sum_{j \neq k}$ . Из ортогональности базиса  $\{\phi_i\}$  следует, что

$$\begin{aligned}
a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^T \int_0^T [R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) - E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t))] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_{ijk}, \\
c_j^{(n)} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_{ij}^{(n)} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{\xi}_{ij}.
\end{aligned}$$

Очевидно,  $E\xi_{ijk} = 0$ , а  $Ea_{jk}^{(n)} = \delta_{jk}$ , поэтому, принимая во внимание, что  $X_i$  одинаково распределены, и, применяя неравенство Коши–Буняковского, получаем

$$\begin{aligned}
E(a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk})^2 &= \text{Var}(a_{jk}^{(n)}) = \frac{1}{n} \text{Var}(\xi_{1jk}) = \frac{1}{n} E(\xi_{1jk}^2) = \\
&= \frac{1}{n} E \left( \int_0^T \int_0^T [R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) - E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t))] d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right)^2 \leq \\
&\leq \frac{1}{n} E \left( \int_0^T \int_0^T [R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) - E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t))]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right) \omega_T^\alpha \omega_T^\beta = \\
&= \frac{1}{n} \omega_T^\alpha \omega_T^\beta \int_0^T \int_0^T E \left[ R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) \right]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta.
\end{aligned}$$

Из определения  $R_\theta(s, t)$  следует, что это поле гауссово, а  $M^{\alpha\beta}$  — также гауссово и является сильным мартингалом с квадратической вариацией  $\omega_T^\alpha \omega_T^\beta$ . Поскольку для двух гауссовых величин:  $\xi_1$  и  $\xi_2$ , существует  $c = \text{const} > 0$ , что  $E\xi_1 \xi_2 \leq c E\xi_1^2 E\xi_2^2$  [9, лемма 5.1], применив данное соотношение к последней формуле, получим

$$\begin{aligned}
E(a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk})^2 &\leq \frac{1}{n} \omega_T^\alpha \omega_T^\beta \int_0^T \int_0^T E[R_{\phi_j}^{(i)}(s, t) R_{\phi_k}^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \leq \\
&\leq \frac{c}{n} \omega_T^\alpha \omega_T^\beta \int_0^T \int_0^T E[R_{\phi_j}^{(i)}(s, t)]^2 E[R_{\phi_k}^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \leq \\
&\leq \frac{c \omega_T^\alpha \omega_T^\beta}{n} \sup_{(s, t) \in [0, T]^2} E[R_{\phi_j}^{(i)}(s, t)]^2 \int_0^T \int_0^T E[R_{\phi_k}^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \leq \\
&\leq \frac{c \omega_T^\alpha \omega_T^\beta}{n} \sup_{(s, t) \in [0, T]^2} E[R_{\phi_j}^{(i)}(s, t)]^2,
\end{aligned}$$

так как  $\int_0^T \int_0^T E[R_{\phi_k}^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = 1$ ,  $[\phi_i]$  — ортонормированный базис. Очевидно, что  $E(\xi_{ij}^{(n)}) = 0$  и  $E(\tilde{\xi}_{ij}) = 0$ . Более того,

$$E(\hat{\xi}_{ij})^2 = E \left[ \int_0^T \int_0^T R_{\phi_k}^{(i)}(s, t) dM_i^{\alpha\beta}(s, t) \right]^2 = \int_0^T \int_0^T E[R_{\phi_k}^{(i)}(s, t)]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = 1.$$

Для  $E(\xi_{ij}^{(n)})^2$  имеем следующую оценку:

$$E(\xi_{ij}^{(n)})^2 \leq c \omega_T^\alpha \omega_T^\beta \sup_{(s, t) \in [0, T]^2} E[R_{\phi_j}^{(i)}(s, t)]^2 \|\theta - \theta^{(n)}\|^2.$$

Оценим  $E(c_j^{(n)})^2$ , приняв во внимание, что  $E(c_j^{(n)}) = 0$ . Легко видеть, что

$$\begin{aligned}
E(c_j^{(n)})^2 &= \text{Var}(c_j^{(n)}) = \frac{1}{n} \text{Var}(\tilde{\xi}_{1j}^{(n)} + \xi_{1j}) \leq \frac{1}{n} E(\tilde{\xi}_{1j}^{(n)} + \tilde{\xi}_{1j})^2 \leq \\
&\leq \frac{2}{n} [E(\tilde{\xi}_{1j}^{(n)})^2 + E(\tilde{\xi}_{1j})^2] \leq \frac{2}{n} [1 + c \omega_T^\alpha \omega_T^\beta \sup_{(s, t) \in [0, T]^2} E(R_{\phi_j}^{(i)}(s, t))^2] \|\theta - \theta^{(n)}\|^2.
\end{aligned}$$

**Теорема 1.** Пусть  $U_n$  — возрастающая последовательность определенных ранее подпространств в  $L^2([0, T]^2, dsdt)$  размерности  $d_n$  ( $d_n \rightarrow \infty$ ) и  $\{\phi_i, i = \overline{1, d_n}\}$  — ортонормированный базис в  $U_n$ . Предположим, что последовательность

$$\gamma_n = \sup_{(s,t) \in [0,T]^2} \sup_{1 \leq j \leq d_n} \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s,u) k_\beta(t,v) \phi_j(u,v) X(u,v) du dv \right)^2$$

такова, что  $\frac{d_n^2 \gamma_n^2}{n} \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow 0$  и  $\frac{d_n \gamma_n}{n} \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ . Тогда  $\|\hat{\xi}^{(n)} - \xi^{(n)}\| \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$  (по вероятности).

**Доказательство.** К разности  $\hat{\xi}^{(n)} - \xi^{(n)} = (a^{(n)})^{-1} c^{(n)}$  применим результат [9, лемма 5.2] и получим

$$\|\hat{\xi}^{(n)} - \xi^{(n)}\| \leq \left\{ 1 - \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} (a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk})^2 \right]^{1/2} \right\}^{-1} \|c^{(n)}\|.$$

Из условий теоремы и оценки для  $a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk}$  непосредственно следует, что

$$E \left[ \sum_{j=1}^{d_n} \sum_{k=1}^{d_n} (a_{jk}^{(n)} - \delta_{jk})^2 \right] \leq \frac{cd_n^2 \gamma_n^2}{n} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty,$$

$$E \|c^{(n)}\|^2 \leq c \gamma_n \left[ \frac{d_n}{n} + \frac{d_n \gamma_n \|\theta - \theta^{(n)}\|^2}{n} \right] \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty.$$

Поэтому  $\|\hat{\xi}^{(n)} - \xi^{(n)}\| \rightarrow 0$ ,  $n \rightarrow 0$ , по вероятности.

Теорема доказана.

Далее рассмотрим  $\|\hat{\theta}^{(n)} - \theta^{(n)}\|^2$ :

$$\begin{aligned} & \|\hat{\theta}^{(n)} - \theta^{(n)}\|^2 = \\ & = \int_0^T \int_0^T E \left[ \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s,u) k_\beta(t,v) |\hat{\theta}^{(n)}(u,v) - \theta^{(n)}(u,v)| X(u,v) du dv \right]^2 d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta = \\ & = \sum_{j=1}^{d_n} |\hat{\xi}_j^{(n)} - \xi_j| + \sum_{j=d_n+1}^{\infty} \xi_j^2 \rightarrow 0. \end{aligned}$$

Первое слагаемое стремится к нулю согласно теореме 1. Поскольку  $\bigcup_{n \geq 1} V_n$

плотно в  $L^2([0,T]^2)$ , оно также плотно и в метрике, генерируемой внутренним произведением  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ . Отсюда следует, что по вероятности

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \frac{d}{d\omega_t^\beta} \int_0^s \int_0^t k_\alpha(s,u) k_\beta(t,v) |\hat{\theta}^{(n)}(u,v) - \theta^{(n)}(u,v)| X(u,v) du dv = 0.$$

**Лемма 1** [10, лемма 5.5]. Пусть случайные величины  $\eta^{(n)} = (\eta_1^{(n)}, \dots, \eta_{d_n}^{(n)})$

таковы, что  $\sum_{j=1}^{d_n} (\eta_j^{(n)})^2 \rightarrow \eta^2$ ,  $n \rightarrow \infty$ . Тогда случайная величина  $\sum_{j=1}^{d_n} c_j^{(n)} \eta_j^{(n)}$

асимптотически нормальна со средним 0 и вариацией  $\eta^2$ .

**Теорема 2.** Пусть  $\eta^{(n)}$  таковы, что  $\sum_{j=1}^{d_n} (\eta_j^{(n)})^2 \rightarrow \eta^2$ ,  $n \rightarrow \infty$ , выполнены

условия теоремы 1, а также

$$\frac{d_n^3 \gamma_n^2}{n} \rightarrow 0, \quad \frac{d_n^3 \gamma_n^3}{n} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty.$$

Тогда  $\sqrt{n} \sum_{j=1}^{d_n} \eta_j^{(n)} (\tilde{\xi}_i^{(n)} - \xi_i)$  асимптотически нормальна с  $N(0, \eta^2)$ .

**Доказательство** в большой степени повторяет одномерный случай, поэтому приведем лишь основные его шаги. Из приведенных ранее свойств  $R_\theta(s, t)$ :

$$R_\theta^2(s, t) = \left( \frac{d}{d\omega_s^\alpha} \right)^2 \left( \frac{d}{d\omega_t^\beta} \right)^2 \int_0^s \int_0^t \int_0^u \int_0^v \frac{dk_\alpha(s, u)}{ds} \frac{dk_\beta(t, v)}{dt} \times \\ \times \theta(u, v) X(u, v) \frac{dk_\alpha(s, x)}{ds} \frac{dk_\beta(t, y)}{dt} dx dy du dv; \\ E \left( \int_0^T \int_0^T R_\theta^2(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right) = \int_0^T \int_0^T \left( \frac{ds}{d\omega_s^\alpha} \right)^2 \left( \frac{dt}{d\omega_t^\beta} \right)^2 \Upsilon d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta,$$

где

$$\Upsilon = \int_0^s \int_0^t \int_0^u \int_0^v \frac{dk_\alpha(s, u)}{ds} \frac{dk_\beta(t, v)}{dt} \frac{dk_\alpha(s, x)}{ds} \frac{dk_\beta(t, y)}{dt} \theta(u, v) \theta(x, y) \times \\ \times E(X(u, v) X(x, y)) du dv dx dy.$$

Принимая во внимание, что  $\frac{dk_H(t, s)}{dt} = \frac{s^{1/2-H} (t-s)^{1/2-H} (1/2-H)}{2\alpha\Gamma(3/2-H)\Gamma(1/2+H)}$ , получаем

$$E \left( \int_0^T \int_0^T R_\theta^2(s, t) d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta \right) = \tilde{C} \int_0^T \int_0^T s^{4\alpha-2} t^{4\beta-2} \Psi d\omega_s^\alpha d\omega_t^\beta,$$

где

$$\Psi = \int_0^s \int_0^t \int_0^u \int_0^v v^{1/2-\beta} (t-v)^{-1/2-\beta} y^{1/2-\beta} (t-y)^{-1/2-\beta} u^{1/2-\alpha} (s-u)^{-1/2-\alpha} \times \\ \times x^{1/2-\alpha} (s-x)^{-1/2-\alpha} \theta(u, v) \theta(x, y) E(X(u, v) X(x, y)) du dv dx dy.$$

Теорема доказана.

Полученные результаты относительно асимптотического поведения оценки коэффициента сдвига стохастического дифференциального уравнения с дробным броуновским полем можно использовать при решении разнообразных прикладных задач, а также в последующих работах по данной тематике.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Lototsky S. Parameter estimation for stochastic parabolic equations: asymptotic properties of a two-dimensional projection based estimator // Stat. Inference for Stoch. Process. — 2003. — 6, N 1. — P. 65–87.
2. Huebner M., Rozovskii B. L. On asymptotic properties of maximum likelihood estimators for parabolic stochastic PDE's // Probability Theory and Related Fields. — 1995. — 103, N 2. — P. 143–163.
3. Knopov P.S., Derieva E.N. Estimation and control problems for stochastic partial differential equations. — New York: Springer, 2013. — 240 p.
4. Ibragimov I. A., Khasminskii R. Z. Some estimation problems in infinite dimensional white noise // Festschrift for Lucien Le Cam. — Berlin: Springer, 1997. — P. 259–274.

5. Касицька Є. Й., Кнопов П. С. Асимптотичні властивості оцінки коефіцієнта зсуву стохастичного диференціального рівняння з дробовим броунівським рухом // Теорія ймовір. та матем. статист. — 2008. — № 79. — С. 65–72.
6. Grenander U. Abstract Inference. — New York: Wiley, 1981. — 526 p.
7. McKeague I. W. Estimation for a semimartingale regression model using the method of sieves // The Annals of Statistics. — 1986. — 14, N 2. — P. 579–589.
8. Nguyen H.T., Pham T. D. Identification of nonstationary diffusion model by the method of sieves // SIAM Journal on Control and Optimization. — 1982. — 20, N 5. — P. 603–611.
9. Prakasa Rao B. L. S. Statistical inference for fractional diffusion processes. — Chichester: Wiley, 2010. — 278 p.
10. Huebner M., Lototsky S. Asymptotic analysis of the sieve estimator for a class of parabolic SPDEs // Scandinavian Journal of Statistics. — 2000. — 27. — P. 353–370.
11. Sottinen T., Tudor C. A. Parameter estimation for stochastic equations with additive fractional Brownian sheet // Stat. Inference for Stoch. Process. — 2008. — N 11. — P. 221–236.
12. Кнопов П. С., Штатланд Э. С. Об абсолютной непрерывности мер, соответствующих некоторым случайным полям на плоскости // Вопросы статистики и управления случайными процессами. — Киев: Ин-т математики, 1973. — С. 153–169.

*Надійшла до редакції 03.12.2015*

**О.М. Дерієва, С.П. Шпига**  
**ПРО ОДНУ ЗАДАЧУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СИСТЕМ З АДИТИВНИМ ДРОБОВИМ  
БРЮНІВСЬКИМ ПОЛЕМ**

**Анотація.** Досліджено задачу непараметричного оцінювання (ідентифікації) для достатньо широкого класу випадкових полів на площині, які задовільняють розв'язку стохастичного диференціального рівняння в частинних похідних з адитивним дробовим броунівським полем. Асимптотичні властивості оцінки параметра зсуву вивчено з використанням методу сита.

**Ключові слова:** задача ідентифікації, дробове броунівське поле, параметр зсуву, метод сита.

**O.M. Deriyeva, S.P. Shpyga**  
**ON A PROBLEM OF SYSTEM IDENTIFICATION WITH ADDITIVE  
FRACTIONAL BROWNIAN FIELD**

**Abstract.** In the paper we investigate the problem of nonparametric estimation (identification) for a sufficiently wide class of random fields on a plane satisfying the solution of stochastic partial differential equations with additive fractional Brownian field. The asymptotic properties of the drift parameter are analyzed using the sieve method.

**Keywords:** identification problem, fractional Brownian field, drift parameter, method of sieves.

**Дериєва Елена Николаївна,**  
кандидат фіз.-мат. наук, старший науковий співробітник Інститута кибернетики ім. В.М. Глушкова НАН України, Київ, e-mail: derieva@gmail.com

**Шпига Сергей Петрович,**  
младший науковий співробітник Інститута кибернетики ім. В.М. Глушкова НАН України, Київ,  
e-mail: shpyga@meta.ua