

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОПТИМАЛЬНОЙ ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ ЭКСТРАПОЛЯЦИИ РЕАЛИЗАЦИИ СЛУЧАЙНОГО ПРОЦЕССА С ФИЛЬТРАЦИЕЙ ПОГРЕШНОСТЕЙ ИЗМЕРЕНИЙ

Igor Atamanyuk*, Yuriy Kondratenko**

*Mykolayiv State Agrarian University, Ukraine
Krylova Street 17, Mykolayiv 54040, Ukraine
e-mail: atamanyuk_igor@mail.ru

**Petro Mohyla Black Sea State University
68-th Desantnykiv Street 10, Mykolaiv 54003, Ukraine
e-mail: y_kondratenko@rambler.ru

Аннотация. Получен полиномиальный алгоритм оптимальной экстраполяции случайного процесса с фильтрацией погрешностей измерений. Алгоритм прогноза также как и каноническое разложение, положенное в его основу, не накладывает никаких существенных ограничений на класс исследуемых случайных процессов (линейность, марковость, стационарность, монотонность и т.д.).

Ключевые слова: случайная последовательность, каноническое разложение.

ВВЕДЕНИЕ

Решение многих актуальных научно-технических задач связано с применением экстраполирующих алгоритмов и устройств, которые по известной т.е. доступной наблюдению части процесса позволяют сделать оценки неизвестной недоступной его части. В частности экстраполирующие алгоритмы используются в системах автоматического управления инерционными объектами и в системах с запаздыванием. Исключительно широкое распространение получил алгоритм линейного прогнозирования, используемый в вокодерах современных систем цифровой связи, в системах сжатия аудио- и видеосигналов [1]. Также широко применяются прогнозирующие алгоритмы на основе нейронных сетей, фильтры Калмана-Бьюси, метод группового учета аргументов и ряд других [2-7]. Однако, несмотря на указанное разнообразие, потребность в быстродействующих, робастных и максимально точных алгоритмах и устройствах прогноза продолжает быть актуальной в настоящее время и в перспективе.

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ

Наиболее универсальное решение задачи прогноза получено в [8] в предположении, что исследуемый случайный процесс $X(t)$ задан своим каноническим разложением [9] в дискретном ряде точек $t_i, i = \overline{1, I}$:

$$X(i) = \sum_{v=1}^i V_v \varphi_v(i), \quad i = \overline{1, k}. \quad (1)$$

Универсальность полученного решения определяется тем, что каноническое разложение (1) существует и точно описывает в точках t_i любой случайный процесс с конечной дисперсией.

В (1) без ограничения общности положено $M[X(i)] = 0, i = \overline{1, I}$, а элементы канонического разложения определены стандартным образом:

$$V_1 = X(1), V_i = X(i) - \sum_{v=1}^{i-1} V_v \phi_v(i), i = \overline{2, I}, \quad (2)$$

$$D_1 = D_x(1), D_i = D_x(i) - \sum_{v=1}^{i-1} D_v \phi_v^2(i), i = \overline{2, I}, \quad (3)$$

$$\varphi_\mu(i) = \frac{1}{D_\mu} [R_x(\mu, i) - \sum_{v=1}^{\mu-1} D_v \varphi_v(\mu) \varphi_v(i)], \mu = \overline{1, I}, i = \overline{\mu, I}. \quad (4)$$

В (3), (4) $D_x(i), i = \overline{1, I}$, - дискретизированная функция дисперсии, а $R_x(\mu, i), \mu = \overline{1, I}, i = \overline{\mu, I}$, - корреляционная матрица случайной последовательности $X(i), i = \overline{1, I}$.

На базе представления (1) алгоритм оптимальной в среднеквадратическом смысле линейной экстраполяции реализации случайного процесса $X(t)$ по k известным последовательным начальным значениям $X(\mu) = x(\mu), \mu = \overline{1, k}, k < I$, может быть представлен в одной из двух эквивалентных форм.

Первая из них представляет собой рекуррентное соотношение:

$$m_x^{(\mu)}(i) = \begin{cases} 0, \mu = 0, i = \overline{1, I}, \\ m_x^{(\mu-1)}(i) + [x(\mu) - m_x^{(\mu-1)}(\mu)] \varphi_\mu(i), \mu = \overline{1, k}, i = \overline{\mu+1, I}. \end{cases} \quad (5)$$

Вторая явная форма записи имеет вид:

$$m_x^{(k)}(i) = \sum_{\mu=1}^k x(\mu) f_\mu^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}, \quad (6)$$

где: $f_\mu^{(k)}(i)$ - весовые функции, которые определяются через координатные функции $\varphi_v(i)$ исходного канонического разложения (1) рекуррентным образом:

$$f_\mu^{(k)}(i) = \begin{cases} f_\mu^{(k-1)}(i) - f_\mu^{(k-1)}(k) \varphi_k(i), \mu \leq k-1 \\ \varphi_k(i), \mu = k. \end{cases} \quad (7)$$

В предположении, что в процессе $X(t)$ имеют место только корреляционные связи выражения (5),(6) определяют условное математическое ожидание случайного процесса:

$$X^{(k)}(i) = m_x^{(k)}(i) + \sum_{v=k+1}^i V_v \varphi_v(i), i = \overline{k+1, I}, \quad (8)$$

возникающего из априорного при условии $X(\mu) = x(\mu), \mu = \overline{1, k}$.

Таким образом, оценки (5),(6) будущих значений экстраполируемой реализации процесса обеспечивают минимум среднего квадрата ошибки прогноза:

$$E_x^{(k)}(i) = M[m_x^{(k)}(i) - X(i)]^2, i = \overline{k+1, I}, \quad (9)$$

равный дисперсии апостериорного процесса:

$$E_x^{(k)}(i) = D_x^{(k)}(i) = \sum_{v=k+1}^i D_v \varphi_v^2(i), i = \overline{k+1, I}. \quad (10)$$

Увеличение объема информации о случайном процессе используемой в алгоритме прогноза возможно на базе канонического разложения [10]:

$$X(i) = M[X(i)] + \sum_{v=1}^i \sum_{\lambda=1}^{N-1} W_v^{(\lambda)} \beta_{1v}^{(\lambda)}(i), i = \overline{1, I}. \quad (11)$$

Элементы разложения (11) определяются следующими рекуррентными соотношениями:

$$W_v^{(\lambda)} = X^\lambda(v) - \sum_{\mu=1}^{v-1} \sum_{j=1}^{N-1} W_\mu^{(j)} \beta_{\lambda\mu}^{(j)}(v) - \sum_{j=1}^{\lambda-1} W_v^{(j)} \beta_{\lambda v}^{(j)}(v), v = \overline{1, I}, \quad (12)$$

$$D_\lambda(v) = M\left[\left\{W_v^{(\lambda)}\right\}^2\right] = M\left[X^2(v)\right] - \sum_{\mu=1}^{v-1} \sum_{j=1}^{N-1} D_j(\mu) \left\{\beta_{\lambda\mu}^{(j)}(v)\right\}^2 - \sum_{j=1}^{\lambda-1} D_j(v) \left\{\beta_{\lambda v}^{(j)}(v)\right\}^2, v = \overline{1, I}, \quad (13)$$

$$\beta_{hv}^{(\lambda)}(i) = \frac{M\left[W_v^{(\lambda)} X^h(i)\right]}{M\left[\left\{W_v^{(\lambda)}\right\}^2\right]} = \frac{1}{D_\lambda(v)} \left\{M\left[X^\lambda(v) X^h(i)\right] - \sum_{\mu=1}^{v-1} \sum_{j=1}^{N-1} D_j(\mu) \beta_{\lambda\mu}^{(j)}(v) \beta_{h\mu}^{(j)}(i) - \sum_{j=1}^{\lambda-1} D_j(v) \beta_{\lambda v}^{(j)}(v) \beta_{hv}^{(j)}(i)\right\}, \lambda = \overline{1, h}, v = \overline{1, i}. \quad (14)$$

В каноническом разложении (11) случайный процесс $X(t)$ представлен в исследуемом ряде точек $t_i, i = \overline{1, I}$ с помощью $N-1$ массивов $\{W^{(\lambda)}\}, \lambda = \overline{1, N-1}$ некоррелированных центрированных случайных коэффициентов $W_i^{(\lambda)}, i = \overline{1, I}$. Данные коэффициенты содержат информацию о значениях $X^\lambda(i), \lambda = \overline{1, N-1}, i = \overline{1, I}$, а координатные функции $\beta_{hv}^{(\lambda)}(i), \lambda, h = \overline{1, N-1}, v, i = \overline{1, I}$ описывают вероятностные связи порядка $\lambda + h$ между сечениями t_v и $t_i, v, i = \overline{1, I}$.

Алгоритм экстраполяции также как и в линейном случае (5),(6) имеет две формы записи [11]:

$$m_x^{(\mu, l)}(h, i) = \begin{cases} 0, \mu = 0; \\ m_x^{(\mu, l-1)}(h, i) + (x^h(\mu) - m_x^{(\mu, l-1)}(l, \mu)) \phi_{h\mu}^{(l)}(i), l \neq 1, \\ m_x^{(\mu, N-1)}(h, i) + (x^h(\mu) - m_x^{(\mu-1, N-1)}(l, \mu)) \phi_{h\mu}^{(1)}(i), l = 1, \end{cases} \quad (15)$$

Либо:

$$m_x^{(k, N-1)}(1, i) = \sum_{j=1}^k \sum_{v=1}^{N-1} x^v(j) S_{((j-1)(N-1)+v)}^{(k(N-1))} ((i-1)(N-1)+1), \quad (16)$$

где:

$$S_{\lambda}^{(\alpha)}(\xi) = \begin{cases} S_{\lambda}^{(\alpha-1)}(\xi) - S_{\lambda}^{(\alpha-1)}(\alpha)\gamma_k(i), & \lambda \leq \alpha-1, \\ \gamma_{\alpha}(\xi), & \lambda = \alpha, \end{cases} \quad (17)$$

$$\gamma_{\alpha}(\xi) = \begin{cases} \beta_{1, [\alpha/(N-1)]+1}^{(\text{mod}_{N-1}(\alpha))}([\alpha/(N-1)]+1), & \text{для } \xi \leq k(N-1), \\ \beta_{1, [\alpha/(N-1)]+1}^{(\text{mod}_{N-1}(\alpha))}(i), & \text{если } \xi = (i-1)(N-1) + 1. \end{cases} \quad (18)$$

При этом средний квадрат погрешности экстраполяции определяется как

$$M[X(i/x^v(j), v=1, \overline{N-1}, j=1, \overline{k}) - m_x^{(k, N-1)}(1, i)] = M[X^2(i)] - \sum_{j=1}^k \sum_{v=1}^{N-1} M[(W_j^{(v)})^2] (\beta_{1j}^{(v)}(i))^2, i = \overline{k+1, I}. \quad (19)$$

Выражение $m_x^{(\mu, l)}(h, i) = M[X^h(i)/x^v(j), j = \overline{1, \mu-1}, v = \overline{1, N-1}; x^v(\mu), v = \overline{1, l}]$ для $h=1, l=N-1, \mu=k$ является несмещенной оптимальной оценкой $m_x^{(k, N-1)}(1, i)$ будущего значения $x(i), i = \overline{k+1, I}$, при условии, что для вычисления данной оценки используются значения $x^v(j), v = \overline{1, N-1}, j = \overline{1, k}$ т.е. известны результаты измерений случайного процесса $X(t)$ в точках $t_j, j = \overline{1, k}$. Однако в реальных ситуациях предположение о том, что измеренные значения $x(j), j = \overline{1, k}$ известны абсолютно точно никогда не выполняется.

Положим, что в результате измерений наблюдается случайный процесс:

$$Z(i) = X(i) + Y(i), i = \overline{1, I}, \quad (20)$$

где: $Y(i), i = \overline{1, I}$, - случайная погрешность измерения, $X(i), i = \overline{1, I}$, - ненаблюдаемая составляющая. Без ограничения общности предполагается, что составляющие (20) некоррелированы $M[X(i), Y(j)] = 0, i, j = \overline{1, I}$ и $M[X(i)] = M[Y(i)] = 0, i = \overline{1, I}$.

В рамках такой постановки простейшее решение задачи предполагает использование для прогноза алгоритма (5), (6), подставляя в него результаты измерений:

$$m_{x/z}^{(\mu)}(i) = \begin{cases} 0, \mu = 0, i = \overline{1, I}, \\ m_{x/z}^{(\mu-1)}(i) + [z(\mu) - m_{x/z}^{(\mu-1)}(\mu)]\phi_{\mu}(i), \mu = \overline{1, k}, i = \overline{\mu+1, I}, \end{cases} \quad (21)$$

или

$$m_{x/z}^{(k)}(i) = \sum_{\mu=1}^k z(\mu) f_{\mu}^k(i), i = \overline{k+1, I}. \quad (22)$$

Условное математическое ожидание по-прежнему остается несмещенной оценкой будущих значений истинной экстраполируемой реализации. При этом ошибка одиночной экстраполяции запишется как:

$$\Delta_{x/z}^{(k)}(i) = m_{x/z}^{(k)}(i) - x^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I},$$

где: $x^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}$ - истинные значения экстраполируемой реализации в области прогноза. Эти значения фактически неизвестны и в области прогноза реализация $x^{(k)}(i)$ развивается случайным образом, вследствие чего ошибка одиночной экстраполяции приобретает случайный характер:

$$\delta_{x/z}^{(k)}(i) = m_{x/z}^{(k)}(i) - m_x^{(k)}(i) - \sum_{v=k+1}^i V_v \varphi_v(i). \quad (23)$$

Применение к последнему выражению операции математического ожидания

$$S^{(k)}(i) = M[\delta_{x/z}^{(k)}(i)] = m_{x/z}^{(k)}(i) - m_x^{(k)}(i) = \sum_{\mu=1}^k y(\mu) f_{\mu}^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}, \quad (24)$$

показывает, что в данном случае в отличие от идеального, одиночная экстраполяция сопровождается условной систематической ошибкой.

Соответственно дисперсия погрешности одиночной экстраполяции из (23),(24) определяется как:

$$M[|\delta_z^{(k)}(i) - S^{(k)}(i)|^2] = \sum_{v=k+1}^i D_v \varphi_v^2(i) = D_x^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}. \quad (25)$$

С использованием (23), (24) средний квадрат погрешности одиночной экстраполяции запишется в виде:

$$E_{z/z}^{(k)}(i/z(\mu), \mu = \overline{1, k}) = \{S^{(k)}(i)\}^2 + D_x^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}. \quad (26)$$

Поскольку погрешность (26) является условной, для полной характеристики точности алгоритма (21),(22) необходимо усреднение (26) по условию, в предположении, что значения $z(\mu), \mu = \overline{1, k}$ случайны, что дает окончательное выражение для среднего квадрата ошибки прогноза:

$$E_{x/z}^{(k)}(i) = \sum_{\mu=1}^k \sum_{v=1}^k R_y(\mu, v) f_{\mu}^{(k)}(i) f_v^{(k)}(i) + D_x^{(k)}(i), i = \overline{k+1, I}. \quad (27)$$

Повышение качества экстраполяции случайного процесса $X(t)$, наблюдаемого с шумами, возможно за счет перехода от результатов измерения $z(\mu), \mu = \overline{1, k}, k < I$ к оценке [12]:

$$x(\mu) = (1 - B^{(\mu)}) m_x^{(\mu-1)}(\mu) + B^{(\mu)} z(\mu), \mu = \overline{1, k}. \quad (28)$$

Алгоритм оптимальной линейной экстраполяции с предварительной фильтрацией погрешностей измерения приобретает вид:

$$m_x^{(\mu)}(i) = \begin{cases} 0, \mu = 0, i = \overline{1, I}, \\ m_x^{(\mu)}(i) + B^{(\mu)} [z(\mu) - m_x^{(\mu-1)}(\mu)] \varphi_{\mu}(i), \mu = \overline{1, k}, i = \overline{\mu+1, I}, \end{cases} \quad (29)$$

или

$$m_x^{(k)}(i) = \sum_{\mu=1}^k z(\mu) L_{\mu}^{(k)}(i), k < I, i = \overline{k+1, I}, \quad (30)$$

где: $L_{\mu}^{(k)}(i)$ - аналогичные (7) весовые функции, определяемые как:

$$L_{\mu}^{(k)}(i) = \begin{cases} L_{\mu}^{(k-1)}(i) - L_{\mu}^{(k)}(k) B^{(k)} \varphi_k(i), \mu < k, \\ B^{(k)} \varphi_k(i), \mu = k, \end{cases} \quad (31)$$

Коэффициенты $B^{(\mu)}, \mu = \overline{1, k}$ определяются из условия минимума среднего квадрата погрешности фильтрации с помощью выражения

$$B^{(k)} = \frac{B_1^{(k)} + B_2^{(k)} - B_3^{(k)}}{B_1^{(k)} + B_2^{(k)} - 2B_3^{(k)} + D_y(k)}, \quad (32)$$

где:

$$\begin{aligned} B_1^{(k)} &= D_x(k) - 2 \sum_{\mu=1}^{k-1} R_x(\mu, k) L_{\mu}^{(k-1)}(k) + \sum_{\mu=1}^{k-1} \sum_{\nu=1}^{k-1} R_x(\mu, \nu) L_{\mu}^{(k-1)}(k) L_{\nu}^{(k-1)}(k), \\ B_2^{(k)} &= \sum_{\mu=1}^{k-1} \sum_{\nu=1}^{k-1} R_y(\mu, \nu) L_{\mu}^{(k-1)}(k) L_{\nu}^{(k-1)}(k), \\ B_3^{(k)} &= \sum_{\mu=1}^{k-1} R_y(\mu, k) L_{\mu}^{(k-1)}(k). \end{aligned}$$

Средний квадрат погрешности экстраполяции с использованием алгоритма линейной фильтрации определяется как:

$$\begin{aligned} E_{x/x}^{(k)}(i) &= \sum_{\mu=1}^k \sum_{\nu=1}^k R_x(\mu, \nu) [L_{\mu}^{(k)}(i) - f_{\mu}^{(k)}(i)] [L_{\nu}^{(k)}(i) - f_{\nu}^{(k)}(i)] + \\ &+ \sum_{\mu=1}^k \sum_{\nu=1}^k R_y(\mu, \nu) L_{\mu}^{(k)}(i) L_{\nu}^{(k)}(i) + D_x^{(k)}(i), \quad i = \overline{k+1, I}. \end{aligned} \quad (33)$$

Дополнительное снижение погрешности прогноза возможно за счет использования в операции фильтрации полиномиального алгоритма экстраполяции (15), (16), в котором учтены нелинейные свойства исследуемого случайного процесса. Несмещенная оценка неизвестной величины $x(\mu)$, рассматриваемая как взвешенное среднее результата прогноза на μ -й шаг $m_x^{(k, N-1)}(1, \mu)$ и результата μ -того измерения $z(\mu)$,

запишется как:

$$x(\mu) = (1 - F^{(\mu)}) m_x^{(k, N-1)}(1, \mu) + F^{(\mu)} z(\mu), \quad \mu = \overline{1, k}. \quad (34)$$

Путем последовательной подстановки с использованием оценки (34) алгоритм экстраполяции (15) приводится к виду:

$$m_x^{(\mu, l)}(h, i) = \begin{cases} 0, & \mu = 0, \\ m_x^{(\mu, l-1)}(h, i) + F^{(\mu)} (z^h(\mu) - m_x^{(\mu, l-1)}(l, \mu)) \varphi_{h\mu}^{(l)}(i), & l \neq 1, \\ m_x^{(\mu, N-1)}(h, i) + F^{(\mu)} (z^h(\mu) - m_x^{(\mu-1, N-1)}(l, \mu)) \varphi_{h\mu}^{(1)}(i), & l = 1. \end{cases} \quad (35)$$

Алгоритм (35) имеет эквивалентную явную форму записи:

$$m_x^{(k, N-1)}(1, i) = \sum_{j=1}^k \sum_{\nu=1}^{N-1} z^{\nu}(j) G_{((j-1)(N-1)+\nu)}^{(k(N-1))}((i-1)(N-1)+1), \quad (36)$$

где:

$$G_{\lambda}^{(\alpha)}(\xi) = \begin{cases} G_{\lambda}^{(\alpha-1)}(\xi) - G_{\lambda}^{(\alpha-1)}(\alpha) \gamma_k(i), & \lambda \leq \alpha-1, \\ \gamma_{\alpha}(\xi), & \lambda = \alpha, \end{cases} \quad (37)$$

$$\gamma_{\alpha}(\xi) = \begin{cases} F^{([\alpha/(N-1)]+1)} \beta_{1, [\alpha/(N-1)]+1}^{(\text{mod}_{N-1}(\alpha))}([\alpha/(N-1)]+1), & \text{для } \xi \leq k(N-1), \\ F^{([\alpha/(N-1)]+1)} \beta_{1, [\alpha/(N-1)]+1}^{(\text{mod}_{N-1}(\alpha))}(i), & \text{если } \xi = (i-1)(N-1) + 1. \end{cases} \quad (38)$$

Оптимальные значения весовых коэффициентов определяются из условия минимума среднего квадрата погрешности фильтрации:

$$E_{\Phi}(k) = M\left[|X(k) - \hat{X}(k)|^2\right] = M\left[(1 - F^{(k)}) \times \sum_{j=1}^k \sum_{v=1}^{N-1} z^v(j) G_{((j-1)(N-1)+v)}^{(k(N-1))} ((k-1)(N-1)+1) + F^{(k)} Z(k) - X(k)\right]^2. \quad (39)$$

После дифференцирования этого выражения по $F^{(k)}$ и решения соответствующего уравнения получаем выражение для расчета оптимального значения коэффициента:

$$F^{(k)} = \frac{F_1^{(k)} + F_2^{(k)} - F_3^{(k)}}{F_1^{(k)} + F_2^{(k)} - 2F_3^{(k)} + D_y(k)}, \quad (40)$$

где

$$\begin{aligned} F_1^{(k)} &= D_x(k) - 2 \sum_{j=1}^{k-1} \sum_{v=1}^{N-1} M[x^v(j)x(k)] G_{((j-1)(N-1)+v)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1) + \\ &+ \sum_{j=1}^{k-1} \sum_{v=1}^{N-1} \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{\mu=1}^{N-1} M[x^v(j)x^\mu(l)] G_{((j-1)(N-1)+v)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1) \times \\ &\times G_{((l-1)(N-1)+\mu)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1), \\ F_2^{(k)} &= \sum_{j=1}^{k-1} \sum_{v=1}^{N-1} \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{\mu=1}^{N-1} M[y^v(j)y^\mu(l)] G_{((j-1)(N-1)+v)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1) \times \\ &\times G_{((l-1)(N-1)+\mu)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1), \\ F_3^{(k)} &= \sum_{j=1}^{k-1} \sum_{v=1}^{N-1} M[y^v(j)y(k)] G_{((j-1)(N-1)+v)}^{((k-1)(N-1))} ((k-1)(N-1)+1). \end{aligned}$$

Каждый элемент формулы (40) имеет очевидный физический смысл. В частности, слагаемое $F_1^{(k)}$ определяет вклад в результирующую погрешность, вносимый стохастической природой процесса $X(t)$, слагаемые $F_2^{(k)}$ и $F_3^{(k)}$ связаны с погрешностями прошлых измерений, а слагаемое $D_y(k)$ есть дисперсия последнего измерения.

Следует отметить, что несмотря на относительную громоздкость выражений алгоритм (36),(37) является достаточно простым в вычислительном отношении так как все параметры могут быть определены предварительно до решения задачи прогноза.

ВЫВОДЫ

Таким образом, получен полиномиальный алгоритм оптимальной экстраполяции случайного процесса с фильтрацией погрешностей измерений, не накладывающий существенных ограничений на класс исследуемых случайных процессов (линейность, марковость, стационарность, монотонность и т.д.).

ЛИТЕРАТУРА

1. Оппенгейм Э. Цифровая обработка речевых сигналов. //Применение цифровой обработки сигналов. /Под. ред. Э.Оппенгейма.-М.:Мир, 1980.-550 с.
2. Колмогоров А.Н. Интерполирование и экстраполирование стационарных случайных последовательностей. //Известия АН СССР. Сер. Мат.-1941.-№5-С. 3-14.

3. Wiener N. The interpolation, extrapolation and smoothing of stationary time series.-N.Y.J. Wiley, 1949.-169 p.
4. Kalman R.E. and Busi R.S. A new results in leaner filtering and prediction theory. // Trans. ASME, J.Basic End., 1961.
5. Ивахнеко А.Г. Начала индуктивной теории нечетного распознавания и прогнозирования случайных процессов и событий. – Киев, 1991. – 48 с. – (Преп./АН УССР. Ин-т кибернебтики АН Украины; 91-32).
6. Ивахнеко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными. – Киев: Техніка, 1975, - 312 с.
7. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. Вып. 1:Пер.с англ. /Под ред. В.Ф. Писаренко.-М.:Мир, 1974. - 406 с.
8. Кудрицкий В.Д. Прогнозирующий контроль радиоэлектронных устройств.- К.: Техника, 1982.-168 с.
9. Пугачев В.С. Теория случайных функций и ее применение. -М.:Физматгиз, 1962.-720 с.
10. Атаманюк І.П. Поліноміальний канонічний розклад скалярного випадкового процесу зміни параметрів радіоелектронних пристроїв.//Вісник ЖІТІ ,2000.-№13/Технічні науки.-С.99-101.
11. Атаманюк И.П. Полиномиальный алгоритм оптимальной экстраполяции параметров стохастических систем. //Управляющие системы и машины. – 2002. - №1. - с.16-19.
12. Кудрицкий В.Д., Атаманюк И.П., Иващенко Е.Н. Оптимальная линейная экстраполяция реализации случайного процесса с фильтрацией погрешностей коррелированных измерений. //Кибернетика и системный анализ.- 1995.- №1.- с. 99-107.

INFORMATION TECHNOLOGY OF OPTIMUM POLYNOMIAL EXTRAPOLATION OF REALIZATION OF RANDOM PROCESS WITH A FILTRATION OF ERRORS OF MEASUREMENTS

Summary. It is received polynomial algorithm of optimum extrapolation of random process with a filtration of errors of measurements. The algorithm of the forecast also as the canonical decomposition put in its basis, does not impose any essential restrictions on a class of investigated random processes (linearity, condition of markov, stationary, monotony, etc.).

Key words: casual sequence, canonical decomposition.