EAGE

SATBAYEV UNIVERSITY

ИНЖЕНЕРНАЯ И РУДНАЯ ГЕОФИЗИКА 2018

23 – 27 апреля 2018 г. ■ Алма-Ата, Казахстан

Генеральный спонсор

RadExPro seismic software

www.eage.ru

ПРИМЕНЕНИЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ В АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКЕ

Е.В. КАРШАКОВ

ИПУ РАН

ООО «Геотехнологии»

geotechnologies-rus.com

ИНЖЕНЕРНАЯ И РУДНАЯ ГЕОФИЗИКА 2018

ПРИМЕНЕНИЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ В АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКЕ

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР
2. ОБРАТНАЯ ЗАДАЧА КАК СТОХАСТИЧЕСКАЯ ЗАДАЧА ОЦЕНИВАНИЯ
3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА
4. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ: РАСЧЕТ КАЖУЩИХСЯ СОПРОТИВЛЕНИЙ
5. ВЫВОДЫ

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ

Smith, R. [2014] Electromagnetic induction methods in mining geophysics from 2008 to 2012. Surv. Geophys., 35, 123–156

Legault, J.M. [2015] Airborne electromagnetic systems – state of the art and future directions: CSEG Recorder, 40(6), 38–49

Hodges, D.G. and Christensen, A.N. [2017] Airborne geophysics: Proceedings of Exploration 17: 6th International Conference on Mineral Exploration. Tschirhart, V. and Thomas , M.D. Eds., 5–16

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ


VTEM, GEOTECH, КАНАДА


MEGATEM, CGG, КАНАДА-ФРАНЦИЯ


SGFEM, SANDER, КАНАДА


RESOLVE,
CGG, КАНАДА-ФРАНЦИЯ

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ

AG-CAT, XCALIBUR, ЮАР


TEM-8, BATTELLE, США


XCITE, NRG, ЮАР


ЭКСПЕРИМЕНТ, ЙЕМЕН

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ

ЕМ4Н, НФ ВСЕГЕИ, НОРИЛЬСК

ЭКВАТОР, ГЕОТЕХНОЛОГИИ, МОСКВА

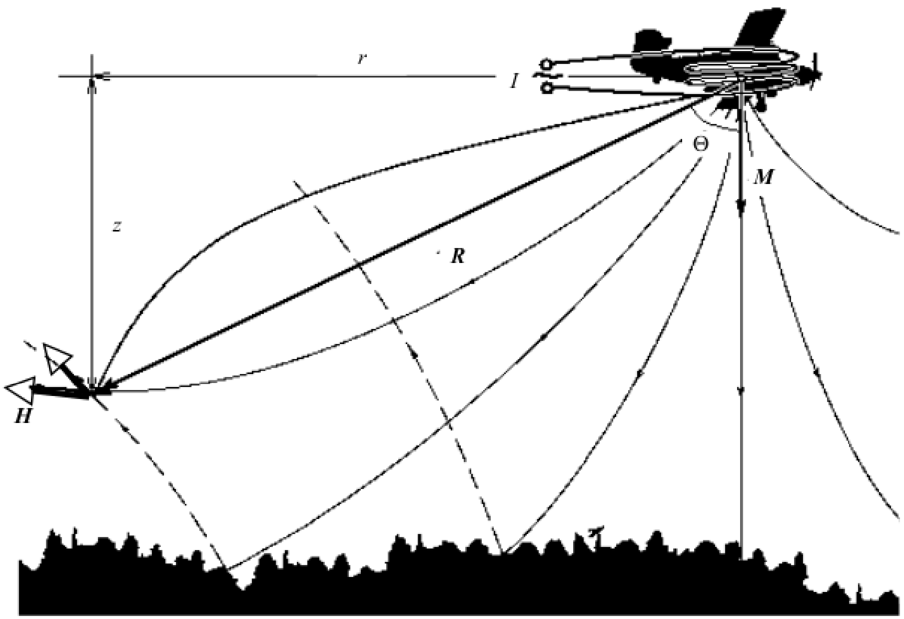
МОДИФИКАЦИЯ ЕМ4Н, АЭРОГЕОФИЗИКА, МОСКВА

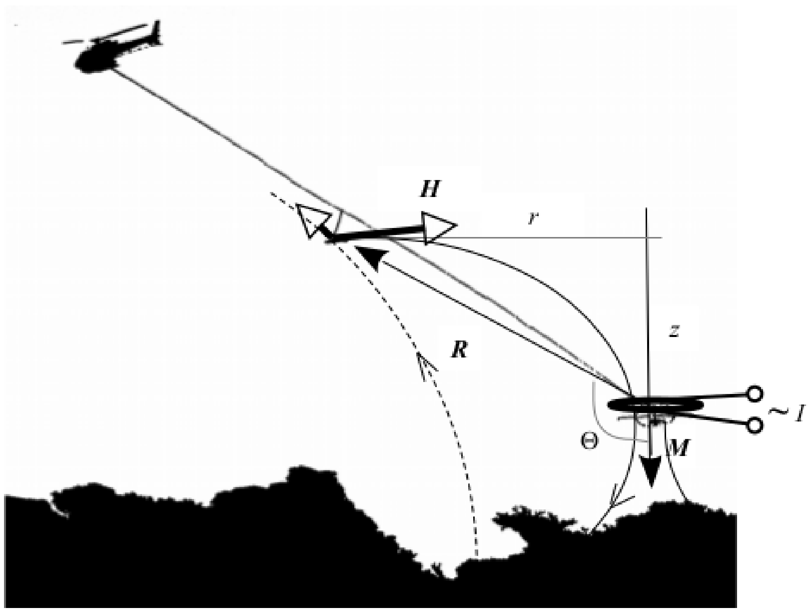
ИМПУЛЬС, АЭРОГЕОФИЗИЧЕСКАЯ РАЗВЕДКА, НОВОСИБИРСК

EAGE SATBAYEV UNIVERSITY

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ

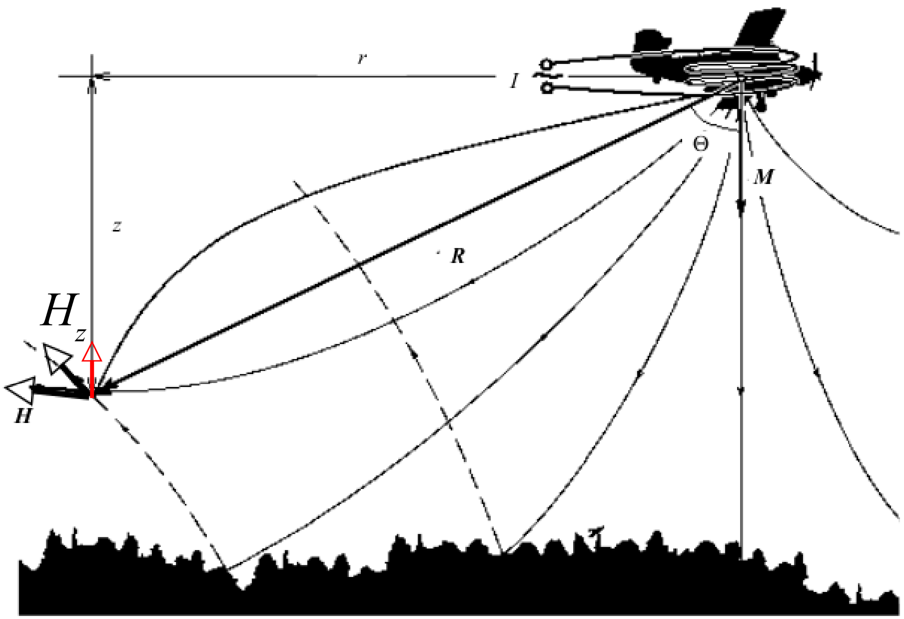


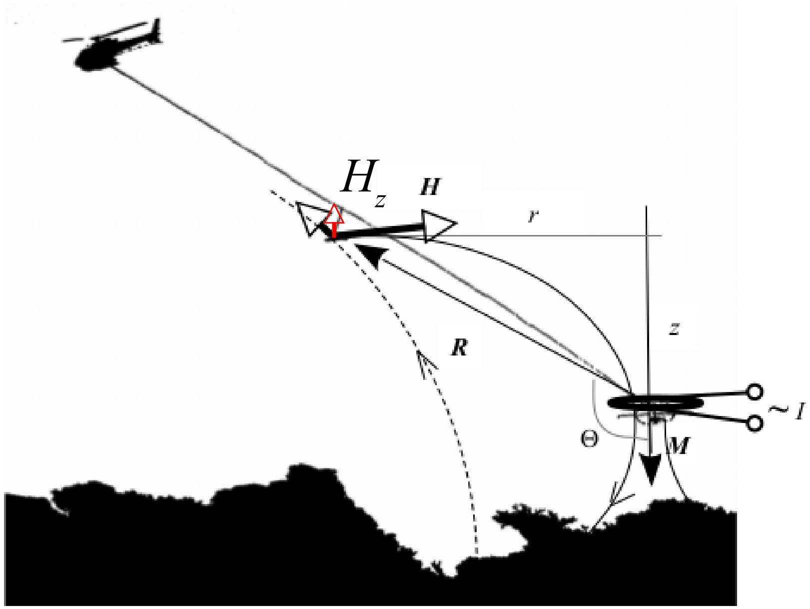


ИНЖЕНЕРНАЯ И РУДНАЯ ГЕОФИЗИКА 2018

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

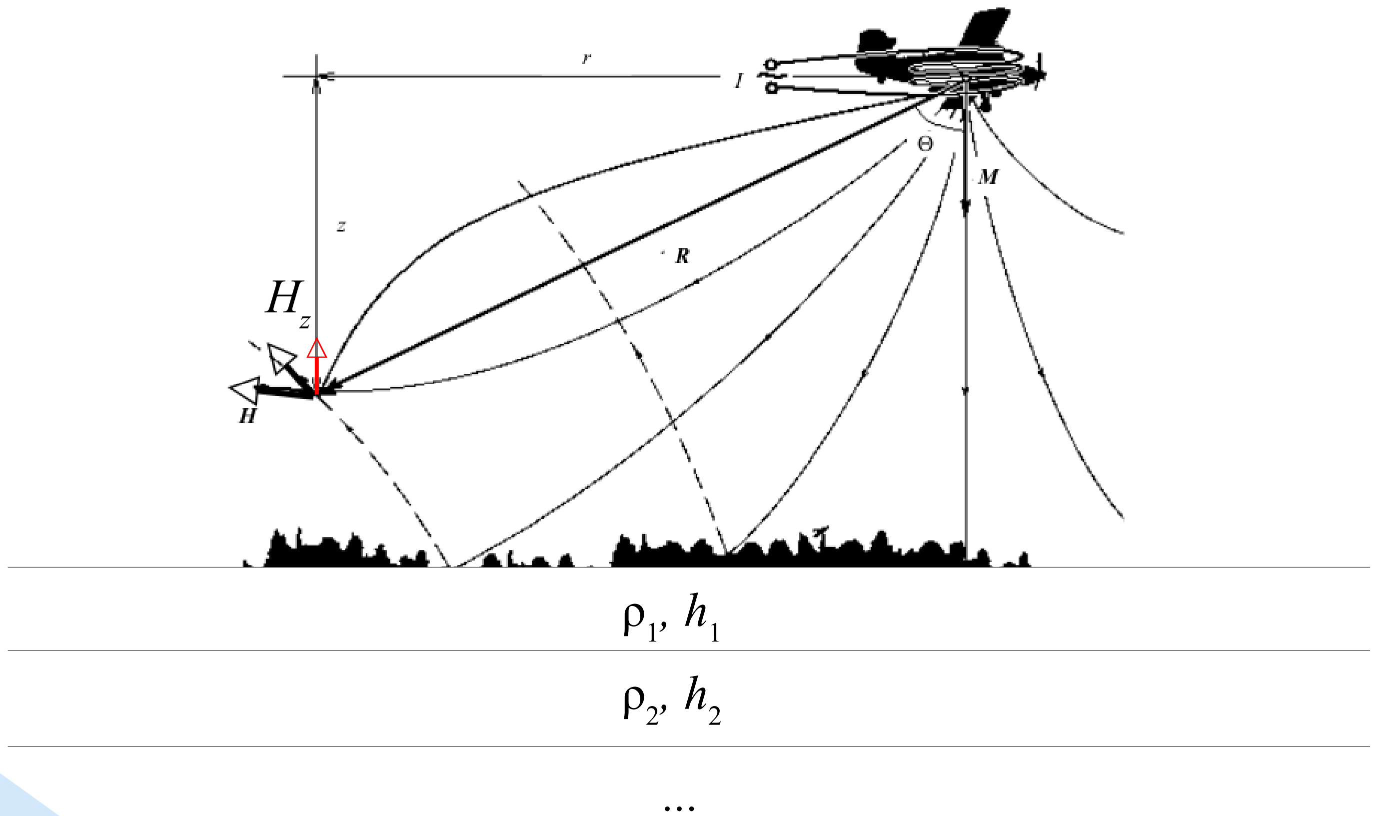
СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ





1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

СИСТЕМЫ АЭРОЭЛЕКТРОРАЗВЕДКИ



1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

МЕТОДЫ ИНВЕРСИИ

Guillemoteau, J., Sailhac, P. and Béhaegel, M. [2011] Regularization strategy for the layered inversion of airborne transient electromagnetic data: application to in-loop data acquired over the basin of Franceville (Gabon). Geophysical Prospecting, 59, 1132–1143

Chang-Chun, Y., Xiu-Yan, R., Yun-He, L., Yan-Fu, Q., Chang-Kai, Q. and Jing, C. [2015] Review on airborne electromagnetic inverse theory and applications. Geophysics, 80(4), W17–W31

Auken, E., Boesen, T. and Christiansen, A.V. [2017] A review of airborne electromagnetic methods with focus on geotechnical and hydrological applications from 2007 to 2017. Chapter 2 in: Advances in Geophysics, 58, 47–93

1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ АЭР

МЕТОДЫ ИНВЕРСИИ

Метод Гаусса-Ньютона

LCI
laterally constrained inversion (Лев.-Марк.)

$$\tilde{\mathbf{x}}^{+} = \tilde{\mathbf{x}}^{-} + [\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} + \mathbf{S}^T \mathbf{S}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\, \tilde{\mathbf{x}}^{-})$$
$$\tilde{\mathbf{x}}_j^{-} = \tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^{+}$$
$$\mathbf{S} = \lambda \mathbf{I}$$

VCI
vertically constrained inversion (рег. Тихонова)

$$\tilde{\mathbf{x}}^{+} = \tilde{\mathbf{x}}^{-} + [\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} + \mathbf{D}^T \mathbf{D}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\, \tilde{\mathbf{x}}^{-})$$
$$\tilde{\mathbf{x}}^{-} = 0$$
$$\mathbf{D} = \begin{pmatrix} 1/\delta h_1 & -1/\delta h_1 & & & \\ 1/\delta h_2^2 & -2/\delta h_2^2 & 1/\delta h_2^2 & & \\ & \dots & & & \\ & & \dots & & \\ & 1/\delta h_{N-1}^2 & -2/\delta h_{N-1}^2 & 1/\delta h_{N-1}^2 \\ & & -1/\delta h_N & 1/\delta h_N \end{pmatrix}$$

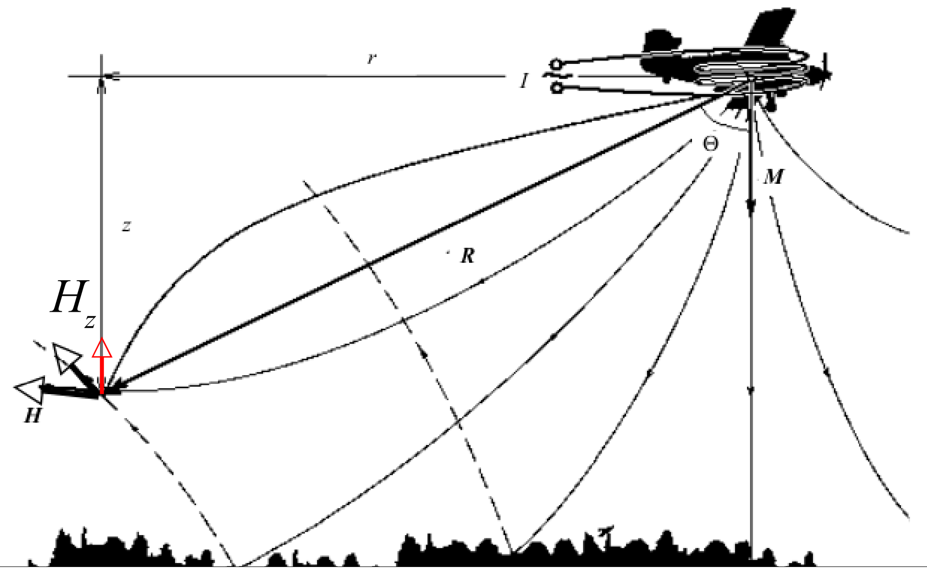
SVD
singular value decomposition

$$\tilde{\mathbf{x}}^{+} = \tilde{\mathbf{x}}^{-} + [\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\, \tilde{\mathbf{x}}^{-})$$
$$\tilde{\mathbf{x}}^{-} = 0$$
$$\mathbf{R} = \mathbf{I}$$
$$[\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \rightarrow \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{U}^T$$

2. ОБРАТНАЯ ЗАДАЧА КАК СТОХАСТИЧЕСКАЯ ЗАДАЧА ОЦЕНИВАНИЯ

$$t_j:\quad \mathbf{z}_j=\left(\operatorname{Re}H_z(\omega_0),\operatorname{Im}H_z(\omega_0),\dots,\operatorname{Re}H_z(\omega_K),\operatorname{Im}H_z(\omega_K),H_z(\delta t_0),\dots,H_z(\delta t_S)\right),\quad \mathbf{z}_j\in\mathbf{R}^N$$

$$\mathbf{x}_j=\left(\ln\rho_1,\dots,\ln\rho_m,\ln h_1,\dots,\ln h_{m-1}\right),\quad \mathbf{x}_j\in\mathbf{R}^M$$



ρ_1, h_1

ρ_2, h_2

...

2. ОБРАТНАЯ ЗАДАЧА
КАК СТОХАСТИЧЕСКАЯ ЗАДАЧА ОЦЕНИВАНИЯ

$$\mathbf{z}_j = \mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{r}_j, \quad E[\mathbf{r}_j] = 0, \quad E[\mathbf{r}_j \mathbf{r}_k^T] = \mathbf{R}_j \delta_{jk},$$

$$H_z(r, z, h_T, \omega) = -\frac{1}{2\pi} \int_0^\infty u(n_0, z, h_T, \omega) J_0(n_0 r) n_0^2 dn_0,$$

$$u(n_0, z, h_T, \omega) = \frac{M e^{-n_0(z+h_T)}}{2} \cdot \frac{n_1 - n_0 R^*}{n_1 + n_0 R^*},$$

$$R^* = \operatorname{th}\left\{ n_1 h_1 + \operatorname{arcth}\left[\frac{n_1}{n_2} \operatorname{th}\left(n_2 h_2 + \cdots \left(n_{K-1} h_{K-1} + \operatorname{arcth} \frac{n_{K-1}}{n_K} \right) \cdots \right) \right] \right\}, \quad n_j = \sqrt{n_0^2 - \frac{i\omega\mu_0}{\rho_j}}, \quad \operatorname{Re} n_j > 0,$$

$$H_z(t) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{L} SH_z([1+2k]\omega_0) \cdot ST([1+2k]\omega_0) \cdot SR([1+2k]\omega_0) \cdot e^{-i[1+2k]\omega_0 t}$$

2. ОБРАТНАЯ ЗАДАЧА КАК СТОХАСТИЧЕСКАЯ ЗАДАЧА ОЦЕНИВАНИЯ

$$\mathbf{z}_j = \mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{r}_j, \quad E[\mathbf{r}_j] = 0, \quad E[\mathbf{r}_j \mathbf{r}_k^T] = \mathbf{R}_j \delta_{jk},$$

$$\mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{q}_j, \quad E[\mathbf{q}_j] = 0, \quad E[\mathbf{q}_j \mathbf{q}_k^T] = \mathbf{Q}_j \delta_{jk}$$

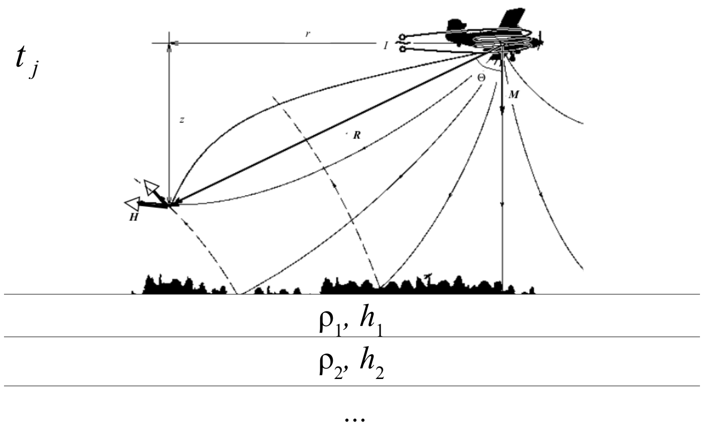
$$\tilde{\mathbf{x}}_0^- = E[\mathbf{x}_0], \quad \mathbf{P}_0^- = E[\Delta \mathbf{x}_0 \Delta \mathbf{x}_0^T].$$

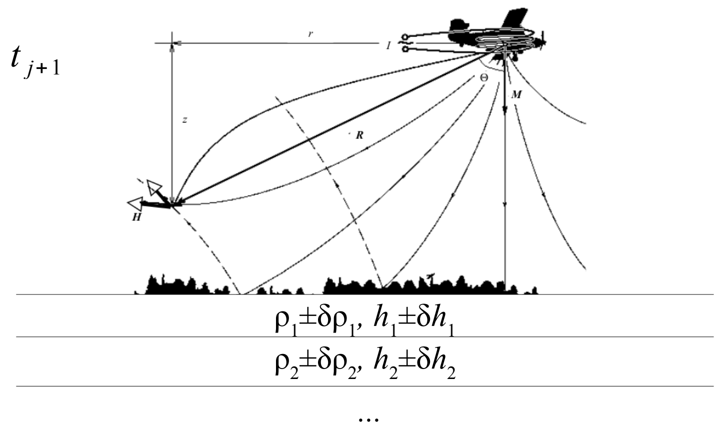
2. ОБРАТНАЯ ЗАДАЧА
КАК СТОХАСТИЧЕСКАЯ ЗАДАЧА ОЦЕНИВАНИЯ

$$\mathbf{z}_j = \mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{r}_j, \quad E[\mathbf{r}_j] = 0, \quad E[\mathbf{r}_j \mathbf{r}_k^T] = \mathbf{R}_j \delta_{jk},$$

$$\mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{q}_j, \quad E[\mathbf{q}_j] = 0, \quad E[\mathbf{q}_j \mathbf{q}_k^T] = \mathbf{Q}_j \delta_{jk} \qquad\qquad \mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{x}_j + \mathbf{q}_j$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_0^- = E[\mathbf{x}_0], \quad \mathbf{P}_0^- = E[\Delta\mathbf{x}_0 \Delta\mathbf{x}_0^T].$$





3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

$$\mathbf{z}_j = \mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{r}_j,\ \ E[\mathbf{r}_j] = 0,\ \ E[\mathbf{r}_j \mathbf{r}_k^T] = \mathbf{R}_j \delta_{jk},$$

$$\mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{q}_j,\ \ E[\mathbf{q}_j] = 0,\ \ E[\mathbf{q}_j \mathbf{q}_k^T] = \mathbf{Q}_j \delta_{jk}$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_0^- = E[\mathbf{x}_0],\ \ \mathbf{P}_0^- = E[\Delta \mathbf{x}_0 \Delta \mathbf{x}_0^T].$$

3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

$$\mathbf{z}_j=\mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{r}_j,\quad E[\mathbf{r}_j]=0,\quad E[\mathbf{r}_j\mathbf{r}_k^T]=\mathbf{R}_j\delta_{jk},$$

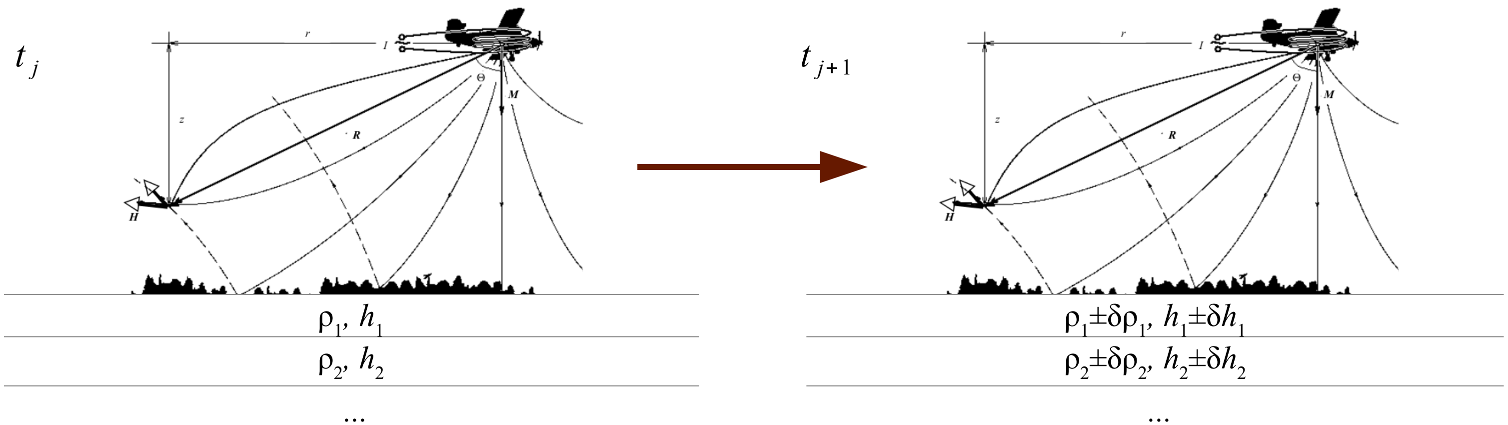
$$\mathbf{x}_{j+1}=\mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{q}_j,\quad E[\mathbf{q}_j]=0,\quad E[\mathbf{q}_j\mathbf{q}_k^T]=\mathbf{Q}_j\delta_{jk}$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_0^-=E[\mathbf{x}_0],\quad \mathbf{P}_0^-=E[\Delta\mathbf{x}_0\Delta\mathbf{x}_0^T].$$

1. ЭТАП ПРОГНОЗА

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^-=\mathbf{f}_{j-1}(\tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^+),$$

$$\mathbf{P}_j^-=\mathbf{A}_{j-1}\mathbf{P}_{j-1}^+\mathbf{A}_{j-1}^T+\mathbf{Q}_{j-1},\quad \mathbf{A}_{j-1}=\frac{\partial\mathbf{f}_{j-1}}{\partial\mathbf{x}}.$$

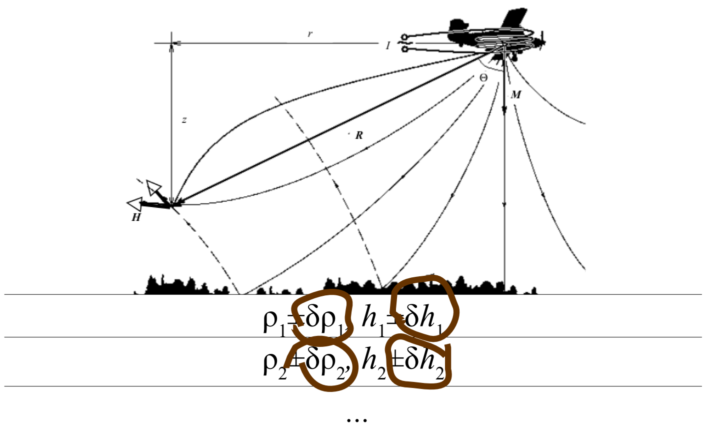


3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

$$\mathbf{z}_j=\mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{r}_j,\quad E[\mathbf{r}_j]=0,\quad E[\mathbf{r}_j\mathbf{r}_k^T]=\mathbf{R}_j\delta_{jk},$$

$$\mathbf{x}_{j+1}=\mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{q}_j,\quad E[\mathbf{q}_j]=0,\quad E[\mathbf{q}_j\mathbf{q}_k^T]=\mathbf{Q}_j\delta_{jk}$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_0^-=E[\mathbf{x}_0],\quad \mathbf{P}_0^-=E[\Delta\mathbf{x}_0\Delta\mathbf{x}_0^T].$$



1. ЭТАП ПРОГНОЗА

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^-=\mathbf{f}_{j-1}(\tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^+),$$

$$\mathbf{P}_j^-=\mathbf{A}_{j-1}\mathbf{P}_{j-1}^+\mathbf{A}_{j-1}^T+\mathbf{Q}_{j-1},\quad \mathbf{A}_{j-1}=\frac{\partial\mathbf{f}_{j-1}}{\partial\mathbf{x}}.$$

2. ЭТАП КОРРЕКЦИИ

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^{k+}=\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-}+\mathbf{K}_j^k\left(\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})\right),$$

$$\mathbf{P}_j^{k+}=\left(\mathbf{I}-\mathbf{K}_j^k\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^k)}{\partial\mathbf{x}}\right)\mathbf{P}_j^{k-},$$

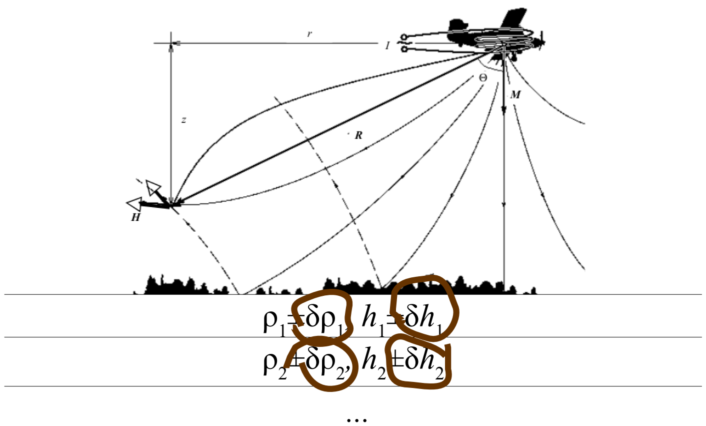
$$\mathbf{K}_j^k=\mathbf{P}_j^{k-}\left(\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\right)^T\left[\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\mathbf{P}_j^{k-}\left(\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\right)^T+\mathbf{R}_j\right]^{-1}.$$

3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

$$\mathbf{z}_j=\mathbf{h}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{r}_j,\quad E[\mathbf{r}_j]=0,\quad E[\mathbf{r}_j\mathbf{r}_k^T]=\mathbf{R}_j\delta_{jk},$$

$$\mathbf{x}_{j+1}=\mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j)+\mathbf{q}_j,\quad E[\mathbf{q}_j]=0,\quad E[\mathbf{q}_j\mathbf{q}_k^T]=\mathbf{Q}_j\delta_{jk}$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_0^-=E[\mathbf{x}_0],\quad \mathbf{P}_0^-=E[\Delta\mathbf{x}_0\Delta\mathbf{x}_0^T].$$



1. ЭТАП ПРОГНОЗА

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^-=\mathbf{f}_{j-1}(\tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^+),$$

$$\mathbf{P}_j^-=\mathbf{A}_{j-1}\mathbf{P}_{j-1}^+\mathbf{A}_{j-1}^T+\mathbf{Q}_{j-1},\quad \mathbf{A}_{j-1}=\frac{\partial\mathbf{f}_{j-1}}{\partial\mathbf{x}}.$$

2. ЭТАП КОРРЕКЦИИ

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^{k+}=\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-}+\mathbf{K}_j^k\left(\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})\right),$$

$$\mathbf{P}_j^{k+}=\left(\mathbf{I}-\mathbf{K}_j^k\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^k)}{\partial\mathbf{x}}\right)\mathbf{P}_j^{k-},$$

$$\mathbf{K}_j^k=\mathbf{P}_j^{k-}\left(\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\right)^T\left[\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\mathbf{P}_j^{k-}\left(\frac{\partial\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-})}{\partial\mathbf{x}}\right)^T+\mathbf{R}_j\right]^{-1}.$$

ИТЕРАЦИИ ПО k

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-}=\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-1+},\quad \mathbf{P}_j^{k-}=\frac{\|\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-1+})\|^2}{\|\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k-1-})\|^2}\mathbf{P}_j^{k-1-}.$$

$$\|\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k+})\|=\sqrt{(\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k+}))^T\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{z}_j-\mathbf{h}_j(\tilde{\mathbf{x}}_j^{k+}))}.$$

3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

МЕТОДЫ ИНВЕРСИИ

Simon, D. [2006] Optimal State Estimation. Kalman, H∞ and Nonlinear Approaches. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.

Александров, В.В., Болтянский, В.Г., Лемак, С.С., Парусников, Н.А., Тихомиров, В.М. [2000] Оптимизация динамики управляемых систем: Учебное пособие. М.: МГУ.

LCI laterally constrained inversion

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} + \mathbf{S}^T\mathbf{S}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

VCI vertically constrained inversion

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} + \mathbf{D}^T\mathbf{D}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

SVD singular value decomposition

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

Фильтр Калмана

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \mathbf{P}^-\mathbf{H}^T\left[\mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{P}^-\mathbf{H}^T\right]^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

3. ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

МЕТОДЫ ИНВЕРСИИ

Simon, D. [2006] Optimal State Estimation. Kalman, H∞ and Nonlinear Approaches. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.

Александров, В.В., Болтянский, В.Г., Лемак, С.С., Парусников, Н.А., Тихомиров, В.М. [2000] Оптимизация динамики управляемых систем: Учебное пособие. М.: МГУ.

LCI
laterally constrained inversion

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} + \mathbf{S}^T\mathbf{S}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\,\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

VCI
vertically constrained inversion

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} + \mathbf{D}^T\mathbf{D}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\,\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

SVD
singular value decomposition

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \left[\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}\right]^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\,\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

Фильтр Калмана

$$\tilde{\mathbf{x}}^+ = \tilde{\mathbf{x}}^- + \mathbf{P}^-\mathbf{H}^T\left[\mathbf{R} + \mathbf{H}\,\mathbf{P}^-\mathbf{H}^T\right]^{-1}\left(\mathbf{z} - \mathbf{H}\,\tilde{\mathbf{x}}^-\right)$$

Обеспечение вычислительной устойчивости

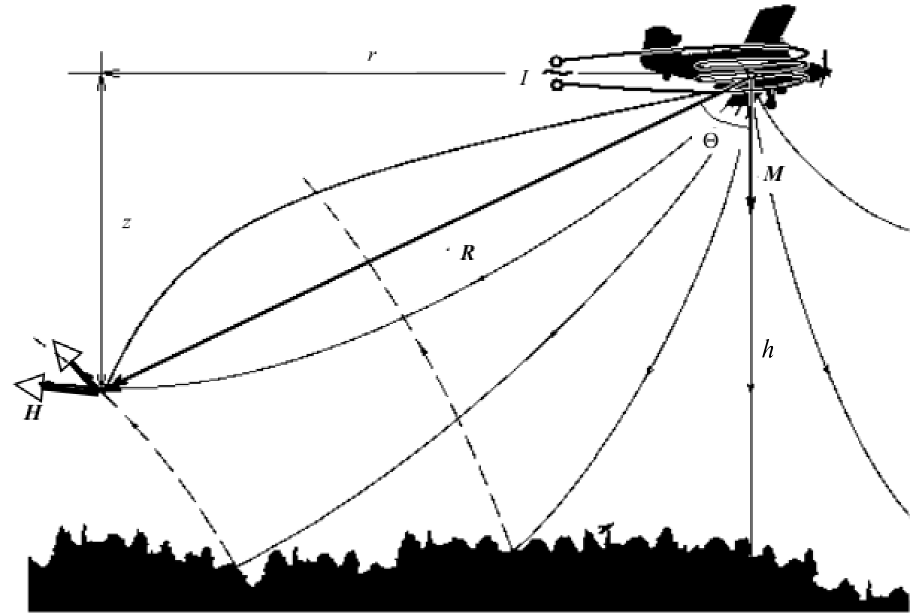
$$\mathbf{P} = \mathbf{S}^T\mathbf{S} \quad \text{или} \quad \mathbf{P} = \mathbf{L}^T\mathbf{D}\,\mathbf{L} \quad \left(\mathbf{P} = \mathbf{U}^T\mathbf{D}\,\mathbf{U}\right)$$

4. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ: РАСЧЕТ КАЖУЩИХСЯ СОПРОТИВЛЕНИЙ

МЕТОДЫ ДВУМЕРНЫХ ПАЛЕТОК

Fraser, D.C. [1987] Layered-earth resistivity mapping: Fitterman, D.V. (Ed.), Developments and Applications of Modern Airborne Electromagnetic Surveys, US Geological Survey Bulletin, 33-41

1. $\operatorname{Re} H_z, \ \operatorname{Im} H_z$
2. $|H_z|, \ 2h-z$
3. $\operatorname{Re} H_z, \ 2h-z$
4. $\operatorname{Im} H_z, \ 2h-z$
5. $\arg H_z, \ 2h-z$



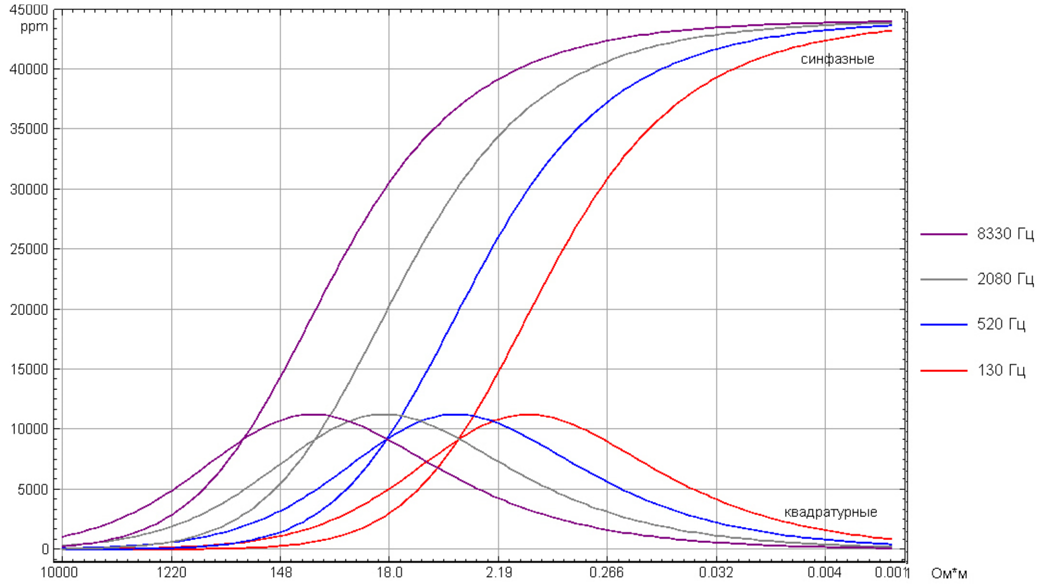
EAGE SATBAYEV UNIVERSITY

4. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ:
РАСЧЕТ КАЖУЩИХСЯ СОПРОТИВЛЕНИЙ

МЕТОДЫ ДВУМЕРНЫХ ПАЛЕТОК

Fraser, D.C. [1987] Layered-earth resistivity mapping: Fitterman, D.V. (Ed.), Developments and Applications of Modern Airborne Electromagnetic Surveys, US Geological Survey Bulletin, 33-41

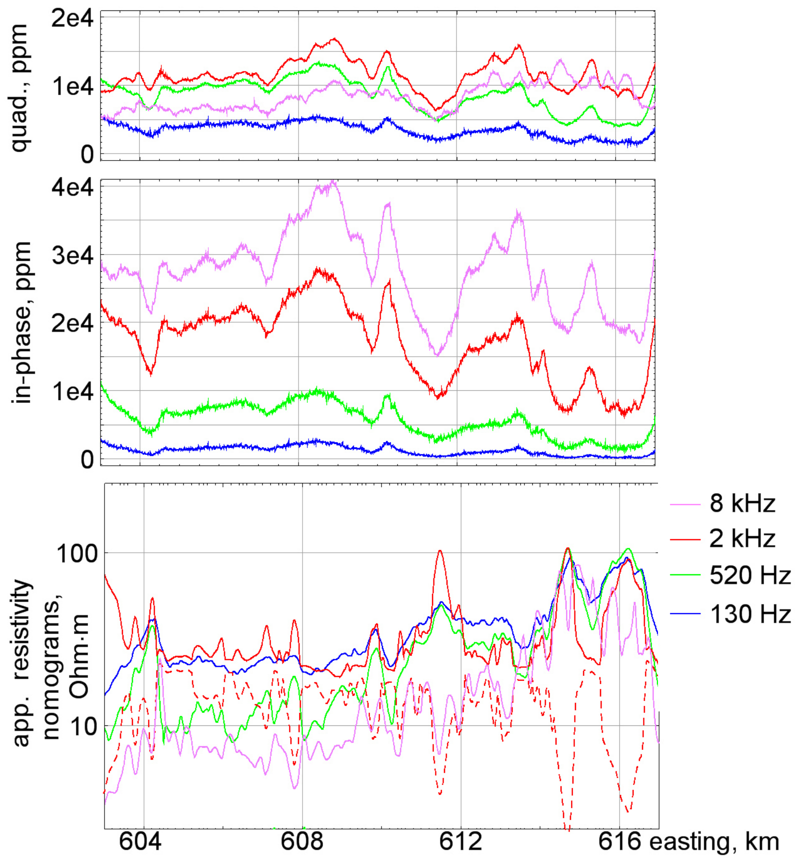
1. $\operatorname{Re} H_z,\ \operatorname{Im} H_z$
2. $|H_z|,\ 2h-z$
3. $\operatorname{Re} H_z,\ 2h-z$
4. $\boxed{\operatorname{Im} H_z,\ 2h-z}$
5. $\arg H_z,\ 2h-z$



ИНЖЕНЕРНАЯ И РУДНАЯ ГЕОФИЗИКА 2018

4. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ: РАСЧЕТ КАЖУЩИХСЯ СОПРОТИВЛЕНИЙ

МЕТОДЫ ДВУМЕРНЫХ ПАЛЕТОК

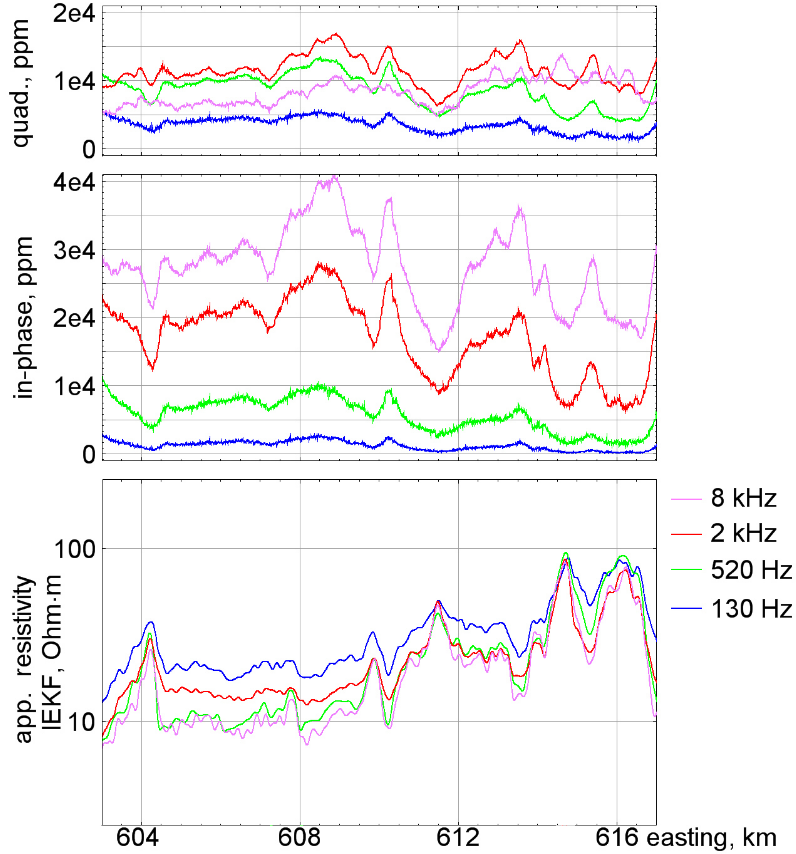


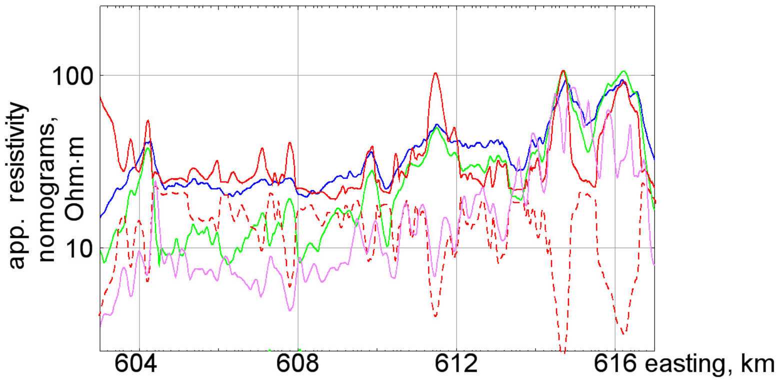
4. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ: РАСЧЕТ КАЖУЩИХСЯ СОПРОТИВЛЕНИЙ

ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

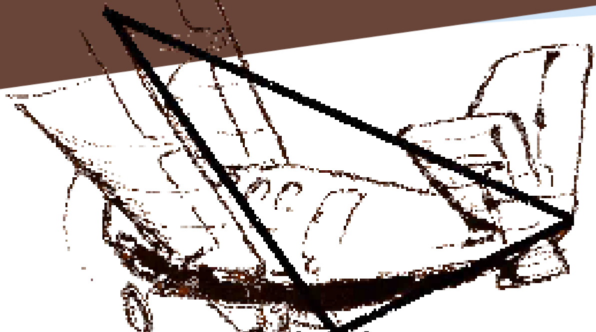
$$\mathbf{z} = (\mathrm{Re}\, H_z, \mathrm{Im}\, H_z)$$

$$\mathbf{x} = (\rho)$$





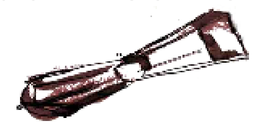
5. ВЫВОДЫ



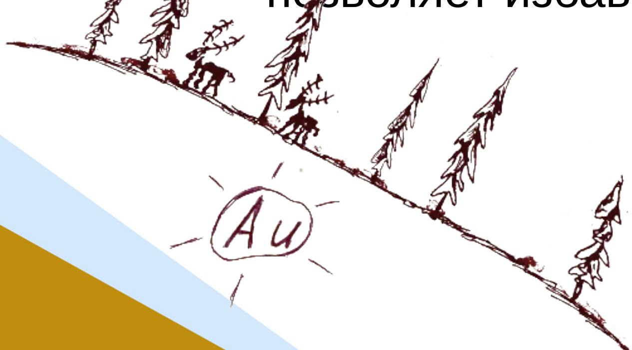
ИТЕРАЦИОННЫЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

1. Не заменяет, но обобщает существующие методы инверсии, применяемые при первичной обработке данных аэроэлектроразведки.

2. Дает возможность использовать опыт современной теории оценивания: калмановское сглаживание, стохастические меры оцениваемости и т. п.



3. В задаче определения кажущегося удельного сопротивления позволяет избавиться от неоднозначности.



Рисунки: А.К. Волковицкий