

ЛИТЕРАТУРА

1. Кругликов С. В., Наймарк С. И. Интегральные МДП фотодиодные устройства и их применение. Ч. 1. // Обзоры по электронной технике. Сер. 3.— Микроэлектроника.— М.: ЦНИИЭлектроника.— 1980.— Вып. 2(743).
2. Наймарк С. И. Многоэлементные МДП-интегральные фотодиодные преобразователи оптических сигналов. Ч. 2. // Там же.— 1983.— Вып. 2(937).
3. Наймарк С. И. Многоэлементные МДП-интегральные фотодиодные преобразователи оптических сигналов. Ч. 1. // Там же.— Вып. 1(936).
4. Кибирев С. Ф., Коняев С. И., Наймарк С. И. Фотоматричный ассоциативный накопитель // Автометрия.— 1983.— № 6.
5. Пат. 2050720 (ФРГ). Электроно- и оптоуправляемый элемент памяти/В. Д. Козноски.— Оpubл. 05.04.73.
6. А. с. 868834 (СССР). Ассоциативный запоминающий элемент на МДП-транзисторах/С. И. Наймарк, С. И. Коняев.— Оpubл. в БИ, 1981, № 36.

Поступила в редакцию 26 декабря 1986 г.

УДК 551.508.9

Г. Н. ГЛАЗОВ, В. М. ДУБЯГИН

(Томск)

АЛГОРИТМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНЫХ КОНЦЕНТРАЦИЙ ГАЗОВ КР-ЛИДАРОМ

Постановка задачи. В ряде приложений лидарного зондирования необходимо не только измерять концентрацию газа M_1 , но и обнаруживать ее отклонение от обычного нормального значения M_1^H . Синтезируем алгоритмы испытания гипотезы H_0 о том, что $M_1 = M_1^H$, против гипотезы H_1 , что $M_1 \neq M_1^H$. Оставим без изменения структуру существующих двухканальных приемников лидаров комбинационного рассеяния (КР), ориентированных на измерение концентраций [1], дополнив ее блоком субоптимального обнаружения 12 (рис. 1).

Первый канал настроен на Q -ветвь зондируемого газа, второй — на Q -ветвь азота. Время приема разбито на интервалы длиной T , в которых мощность регистрируется методом счета одноэлектронных импульсов (ОИ) [2] в первом ($j=1$) и втором ($j=2$) каналах. Для устранения смещения регистрируются фоновые-темновые ОИ в первом ($j=3$) и втором ($j=4$) каналах за время $T_{\text{ш}}$ вне эхосигналов КР. Решение принимается по серии $\mu = \overline{1, N}$ актов зондирования на основе выборки канальных отсчетов $\{n_{\mu j}\}$, $j = \overline{1, 4}$, выборки энергии лазерных импульсов $\{I_{\mu}\}$ и априорных данных, где $n_{\mu i} = n_{\text{сиг}i} + n_{\text{ш}i}$ ($i = 1, 2$), $n_{\text{сиг}i}$ и $n_{\text{ш}i}$ — числа ОИ КР-сигналов и помех со средними $\bar{n}_{\text{сиг}i} = K_i I_{\mu} M_i$ и $\bar{n}_{\text{ш}i}$ [1], M_2 — концентрация азота. «Мешающие» параметры: $K_1, K_2, \bar{n}_{\text{ш}1}, \bar{n}_{\text{ш}2}$. Величины K_1, K_2 практически связаны известным отношением $\nu = K_1/K_2$ [1]. Условные распределения $P_j(n_{\mu j}|M_1)$ ($\mu = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, 4}$) — пуассоновские (ПР) [2].

Решающее правило: « H_0 », если $\Lambda > c$; « H_1 », если $\Lambda \leq c$. Функционал отношения правдоподобия Λ и порог c

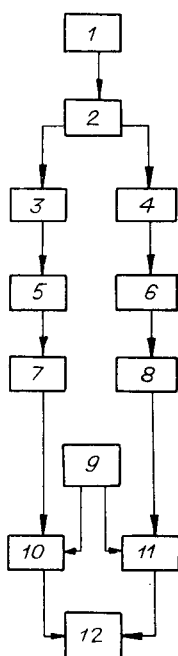


Рис. 1. Блок-схема лидарного приемника:

1 — приемная антенна; 2 — монохроматор; 3, 4 — фильтры; 5, 6 — ФЭУ; 7, 8 — дискриминаторы-формирователи; 9 — блок синхронизации, стробирования и управления; 10, 11 — счетчики; 12 — блок обработки.

определяются, исходя из выбранного критерия обнаружения [3]. Выбор критерия обуславливается имеющейся априорной информацией.

Байесовские алгоритмы. Если накопленный эмпирический материал позволяет задать вероятности $p = p\{M_1 = M_1^H\}$ и $q = 1 - p$, плотность вероятности концентрации $P_M = p\delta(M_1 - M_1^H) + qP_M^1(M_1)$, матрицу потерь (цен) $\Pi = \{\Pi_{ik}\}$ ($i, k = 0, 1$), то примем байесовский критерий [3]. Тогда

$$c = \ln(q/p) + \ln[(\Pi_{10} - \Pi_{11})/(\Pi_{01} - \Pi_{00})];$$

$$\Lambda = \sum_{\mu=1}^N \ln P_1(n_{\mu 1} | M_1^H, \widehat{K}_1, \widehat{n}_{g1}, \widehat{n}_{g2}) - \ln \int_0^\infty \prod_{\mu=1}^N P_1(n_{\mu 1} | M_1, \widehat{K}_1, \widehat{n}_{g1}, \widehat{n}_{g2}) P_M^1(M_1) dM_1; \quad (1)$$

средний риск как мера эффективности обнаружения:

$$r = p\Pi_{00} + q\Pi_{10} + p(\Pi_{01} - \Pi_{00})\alpha^*(M_1^H) - q(\Pi_{10} - \Pi_{11})(1 - \beta^*_M);$$

$$\beta^*_M = \int_0^\infty \beta^*(M_1) P_M^1(M_1) dM_1, \quad \beta^*(M_1) = \beta_\Lambda^*(M_1) = \sum_{\Lambda > c} P_\Lambda(\Lambda | M_1),$$

$$\alpha^*(M_1^H) = \alpha_\Lambda^*(M_1^H) = \sum_{\Lambda < c} P_\Lambda(\Lambda | M_1^H),$$

где P_Λ — дискретное распределение Λ . Поскольку точное выражение для P_Λ найти невозможно, необходимо прибегать к приближениям. Возможны два варианта приближений.

Вариант 1. Огрубление оценок параметров и переход к алгоритмам обнаружения и оценки его эффективности в четырехмерном пространстве минимальной достаточной статистики (МДС) $\mathbf{n} = \{n_j\}$, $n_j = \sum_{\mu} n_{\mu j}$, $j = \overline{1, 4}$.

Пусть выполняются условия:

- 1) относительная дисперсия энергий I_μ $\delta_I^2 = D(I)/\langle I \rangle^2 \ll 1$;
- 2) $\langle \bar{n}_{c1} \rangle \ll \langle \bar{n}_{c2} \rangle$;
- 3) $\kappa = T/T_{ш} \ll 1$.

Тогда можно применять простые оценки для \bar{n}_{g1} , \bar{n}_{g2} , K_1 [4], обозначив их символом \wedge :

$$\widehat{\bar{n}}_{g1} = \kappa \frac{n_3}{N}; \quad \widehat{\bar{n}}_{g2} = \kappa \frac{n_4}{N}; \quad \widehat{K}_1 = \frac{\nu}{M_2 \langle I \rangle} \left(\frac{n_2}{N} - \widehat{\bar{n}}_{g2} \right). \quad (2)$$

Используя условие 1 и оценки (2), получаем МДС \mathbf{n} . Тогда

$$\alpha^*(M_1^H) = \alpha_n^*(M_1^H) = \sum_{G_1} P_n(\mathbf{n} | M_1^H),$$

$$\beta^*(M_1) = \beta_n^*(M_1) = \sum_{G_0} P_n(\mathbf{n} | M_1);$$

решающее правило: « H_0 », если $\mathbf{n} \in G_0 = \{\mathbf{n}: \Lambda > c\}$; « H_1 », если $\mathbf{n} \in G_1 = \{\mathbf{n}: \Lambda \leq c\}$. Здесь P_{n_j} ($j = \overline{1, 4}$) — ПР,

$$P_n(\mathbf{n} | M_1) = P_{n_1}(n_1 | M_1) \prod_{j=2}^4 P_{n_j}(n_j),$$

$$\Lambda = n_1 \ln \langle \widehat{\bar{n}}_1 | M_1^H \rangle - N \langle \widehat{\bar{n}}_1 | M_1^H \rangle - \ln \int_0^\infty \langle \widehat{\bar{n}}_1 | M_1 \rangle^{n_1} e^{-N \langle \widehat{\bar{n}}_1 | M_1 \rangle} P_M^1(M_1) dM_1, \quad (3)$$

$$\langle \widehat{\bar{n}}_1 | M_1 \rangle = [\nu M_1 (n_2 - \kappa n_4) / M_2 + \kappa n_3] / N.$$

Полученные алгоритмы обнаружения и вычисления его эффективности громоздки. Можно показать [5], что при $N \gg 1$ допустимы более простые выражения для Λ , r , получающиеся, если формально положить

$P_M^1 \simeq \delta(M_1 - M_1^a)$, где M_1^a — характерное значение M в H . Тогда
Вариант 2. Непрерывная аппроксимация f_Λ для P_Λ .

Взяв гауссову аппроксимацию f_Λ [3], получаем $\alpha^*(M_1^H) = \Phi(c_0)$, $\beta^*(M_1) = 1 - \Phi(c_1)$, где $c_i = (c - \bar{\Lambda}_i) / \sigma_i(\Lambda)$ ($i = 0, 1$), Φ — функция гауссова распределения, $\sigma_i(\Lambda)$ — среднеквадратичное отклонение Λ в H_i . Средние $\bar{\Lambda}_i$ и дисперсии $D_i = \sigma_i^2$ в H_i величины (1) (или (3), (4)) можно получить разложением в ряд Тейлора.

Нейман-пирсоновские алгоритмы. При априорной неопределенности M_1 примем критерий Неймана — Пирсона. Тогда

$$\Lambda = \sum_{\mu=1}^N \left\{ n_{\mu 1} \ln \left[\frac{(\hat{n}_{\mu 1} | M_1^H)}{(\hat{n}_{\mu 1} | \hat{M}_1)} \right] + (\hat{n}_{\mu 1} | \hat{M}_1) - (\hat{n}_{\mu 1} | M_1^H) \right\}; \quad (5)$$

порог c определяется из неравенства $\alpha_\Lambda^*(M_1^H) \leq \alpha$; вероятность «пропуска цели» β , характеризующая эффективность обнаружения, равна $\beta_\Lambda^*(\hat{M}_1)$. Здесь $(\hat{n}_{\mu 1} | M_1) = \hat{K}_1 I_\mu M_1 + \hat{n}_{g1}$, α — задаваемая вероятность «ложной тревоги». Возможны те же два варианта приближений.

Вариант 1. При условиях 1—3, взяв оценки (2) и оценку [4]

$$\hat{M}_1 = \frac{1}{\hat{K}_1 \langle I \rangle} \left(\frac{n_1}{N} - \hat{n}_{g1} \right), \quad (6)$$

получаем МДС п. Тогда

$$\Lambda = n_1 [1 + \ln(N \langle \hat{n}_1 | M_1^H \rangle / n_1)] - N \langle \hat{n}_1 | M_1^H \rangle; \quad (7)$$

решающее правило: « H_0 », если $\mathbf{n} \in G_0$; « H_1 », если $\mathbf{n} \in G_1$; $\beta = \beta_n^*(\hat{M}_1)$; G_1 (G_0 дополняет G_1) находится из неравенства $\alpha_n^*(M_1^H) \leq \alpha$.

Апостериорные оценки для G_1 и β определяются через оценки средних ПР P_{nj} , $j = \overline{1, 4}$. Как показал численный эксперимент, оценки (2), (6) допустимы, если $N \gg 1$.

Численный эксперимент. Для выбора вида аппроксимаций f_Λ , оценки вклада флуктуаций I_μ в ошибки обнаружения и определения его эффективности в реальных условиях зондирования был проведен замкнутый численный эксперимент.

Алгоритм эксперимента приведен на рис. 2. Сначала при заданных параметрах лидара, атмосферы и газа разыгрываются реализации сигналов и помех приемника в H_0 и наборе гипотез H_1 , затем моделируется процесс их обработки и принятия решений. Выборочные величины $n_{\mu j}$ разыгрываются как суммы пуассоновских вкладов сигнала, фона и темновых ОИ; значения I_μ — как равномерно или нормально распределенные величины. Истинная концентрация газа в гипотезе H_1 задается последовательностью вариантов H_{1s} : $M_1 = M_1^H + s \Delta M_1$, $s = \overline{1, N_2}$. В каждом H_{1s} набор оценок параметров и концентрации формируется путем приближенного решения системы уравнений правдоподобия [4]. Для каждой дальности зондирования и в каждом H_{1s} замкнутый цикл повторяется N_{1s} раз, в H_0 — N_{10} раз. Величины N_{1s} и N_{10} выбираются исходя из требуемой точности моделирования. Оценка \hat{c} для c находится как l -й член вариационного ряда $\{\Lambda_J\}$, $J = \overline{1, N_{10}}$ в H_0 , где $l = \text{entier}(\alpha N_{10})$. Оценка $\hat{\beta}$ для β в H_{1s} находится как N_3 / N_{1s} , где N_3 — число значений Λ_J , больших c .

Двухэтапная процедура оценивания β в эксперименте не сводится к обычной для методов Монте-Карло оценке, поэтому были получены вы-

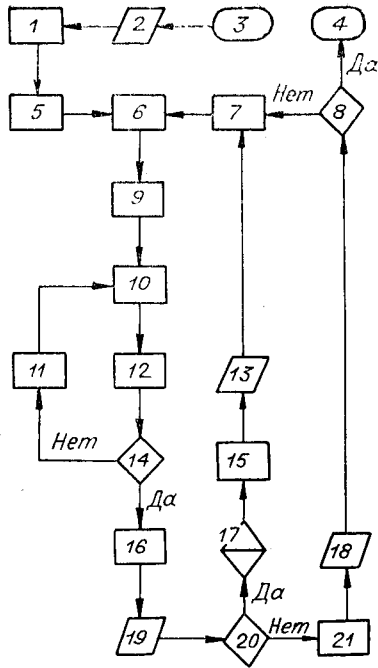


Рис. 2. Блок-схема алгоритма моделирования: 1 — моделирование I_{μ} , $\mu = 1, \bar{N}$; 2 — ввод данных; 3 — пуск; 4 — останов; 5 — $s := 0$; $N_1 := N_{10}$; 6 — $M_1 := M_1^H + s\Delta M_1$; 7 — $s := s + 1$; $N_1 := N_{1s}$; 8 — $s := N_2$; 9 — $J := 1$; 10 — моделирование $n_{\mu j}$, $\mu = 1, \bar{N}$, $j = 1, 4$; 11 — $J := J + 1$; 12 — определение оценок M_1 и «мешающих» параметров, вычисление Λ ; 13 — вывод c ; 14 — $J = N_1$; 15 — определение c ; 16 — определение средних и дисперсий оценок параметров и Λ ; 17 — построение части вариационного ряда $\{\Lambda_j\}$, $J = 1, \bar{N}$; 18 — вывод β ; 19 — вывод гистограммы Λ , средних и дисперсий оценок параметров и Λ ; 20 — $s := 0$; 21 — определение β

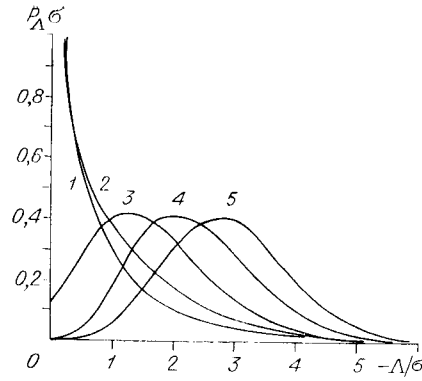


Рис. 3. Сглаженные гистограммы Λ : кривая 1 — $\delta = 0$; 2 — 1; 3 — 2; 4 — 4; 5 — 6

Рис. 2. Блок-схема алгоритма моделирования: 1 — моделирование I_{μ} , $\mu = 1, \bar{N}$; 2 — ввод данных; 3 — пуск; 4 — останов; 5 — $s := 0$; $N_1 := N_{10}$; 6 — $M_1 := M_1^H + s\Delta M_1$; 7 — $s := s + 1$; $N_1 := N_{1s}$; 8 — $s := N_2$; 9 — $J := 1$; 10 — моделирование $n_{\mu j}$, $\mu = 1, \bar{N}$, $j = 1, 4$; 11 — $J := J + 1$; 12 — определение оценок M_1 и «мешающих» параметров, вычисление Λ ; 13 — вывод c ; 14 — $J = N_1$; 15 — определение c ; 16 — определение средних и дисперсий оценок параметров и Λ ; 17 — построение части вариационного ряда $\{\Lambda_j\}$, $J = 1, \bar{N}$; 18 — вывод β ; 19 — вывод гистограммы Λ , средних и дисперсий оценок параметров и Λ ; 20 — $s := 0$; 21 — определение β

ражения для смещения $S[\hat{\beta}(\hat{c})]$ и дисперсии $D[\hat{\beta}(\hat{c})]$ оценки $\hat{\beta}$:

$$S[\hat{\beta}(\hat{c})] \simeq -\frac{\alpha(1-\alpha)}{2N_{10}} \frac{f'_{\Lambda}(c|H_1)}{f_{\Lambda}(c|H_0)},$$

$$D[\hat{\beta}(\hat{c})] \simeq \frac{\beta(1-\beta)}{N_{1s}} + \frac{\alpha(1-\alpha)}{N_{10}} \frac{f_{\Lambda}^2(c|H_1)}{f_{\Lambda}(c|H_0)} + 0\left(\frac{1}{N_{1s}N_{10}}\right). \quad (8)$$

В проведенном эксперименте числа N_{10} , N_{1s} ($s = 1, \bar{N}_2$) подбирались так, чтобы $D[\hat{\beta}(\hat{c})]/\beta^2 \leq 0,01$. Некоторые условия эксперимента: зондирующая длина волны 308 нм, эффективная площадь приемного объектива 0,75 м², $\langle I \rangle = 1$ Дж, $\delta_I^2 = 0-0,024$, высота зондирования $h = 0,5-2,0$ км, высотное разрешение 200 м, метеорологическая дальность видимости 13 км, $\alpha = 0,02$, $\kappa = 1$. В качестве зондируемого брался воображаемый газ с относительной концентрацией $m = 1-10$ млн⁻¹, имеющий относительно азоту сечение КР 3,5 и сдвиг КР азота.

Результаты эксперимента подтвердили применимость (8) и показали практическую независимость значений β , дисперсий и смещений оценок для M_1 и «мешающих» параметров от формы распределения $\{I_{\mu}\}$ и даже от наличия этих флуктуаций вообще, если $N \geq 15$. Например, при $N = 15$, $h = 1$ км, $M_1^H = 1,156 \cdot 10^{20}$ м⁻³ ($m = 5$ млн⁻¹), $\delta = (M_1 - M_1^H)/M_1^H = 1$ β принимает значения $6,76 \cdot 10^{-2}$; $6,85 \cdot 10^{-2}$, а $D(\hat{M}_1)$ — значения $1,625 \cdot 10^{39}$; $1,591 \cdot 10^{39}$ м⁻⁶ при $\delta_I = 0,155$ и 0 соответственно. Это позволяет при $N \geq 15$ использовать простые алгоритмы обнаружения и вычисления его эффективности для варианта 1.

На рис. 3 даны примеры сглаженных гистограмм P_{Λ} для различных значений δ и условий: $h = 1$ км, $M_1^H = 2,312 \cdot 10^{19}$ м⁻³ ($m = 1$ млн⁻¹), $\delta_I = 0,155$, $N = 15$. Как видим, возможны два варианта аппроксимаций: А — в обеих гипотезах P_{Λ} аппроксимируется гамма-распределением; Б — в H_0 — экспоненциальным, а в H_{1s} — гамма-распределением. Во всем диапазоне задаваемых условий вариант А приводит к относительным

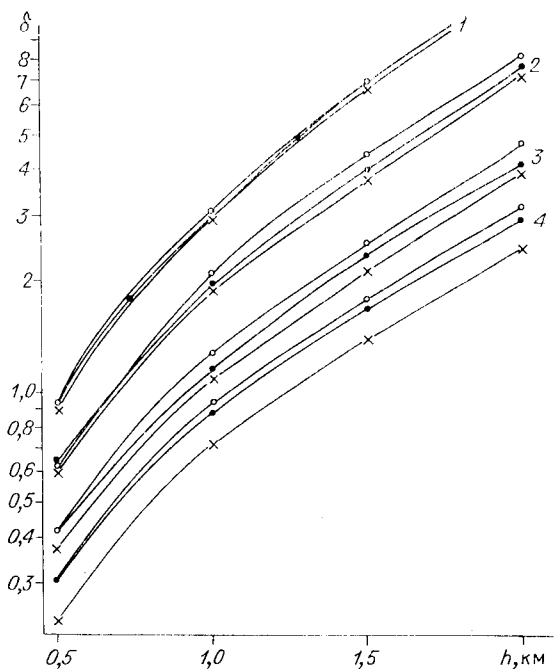


Рис. 4. Относительные отклонения концентрации, обнаруживаемые с $\beta = 0,01$:

линии с кружками — для оптимальной схемы обработки, с точками — для аппроксимационной схемы, с крестиками — предельно достижимые; кривая 1 — $m = 1$; 2 — 2; 3 — 5; 4 — 10 млн^{-1}

ошибкам определения с $0 < \delta_c < 0,03$ и $\beta 0 < \delta_\beta < 0,06$, Б — к ошибкам $-0,35 < \delta_c < 0$, $-0,25 < \delta_\beta < 0$. Например, при $h = 1 \text{ км}$, $M_1^H = 1,156 \cdot 10^{20} \text{ м}^{-3}$, $\delta = 0,5$, $N = 15$ имеем $\delta_c = 0,0282$, $-0,264$, $\delta_\beta = 0,043$, $-0,189$ для вариантов А, Б соответственно.

Вариант 2. В аппроксимации А получаем $c = D_0(\Lambda) \times X^{-1} [1 - \alpha |2\bar{\Lambda}_0^2 / D_0(\Lambda)| / (2\bar{\Lambda}_0)]$, где X^{-1} — обратная функция

интегральной функции X распределения «хи-квадрат»; в Б — $c = -\Lambda_0 \ln \alpha$. В А и Б $\beta = X [2c\bar{\Lambda}_1 / D_1(\Lambda) |2\bar{\Lambda}_1^2 / D_1(\Lambda)|]$. Средние $\bar{\Lambda}_i$ и дисперсии D_i в H_i ($i = 0, 1$) величины (5) (или (7)) легко получить разложением ее в ряд Тейлора.

На рис. 4 приведены для сравнения значения δ , полученные для оптимальной схемы последетекторной обработки (численный эксперимент с $\delta_T = 0,155$); по алгоритму 2А с использованием (7); предельно достижимые (при заданных K_1 , \bar{n}_{g1} , $\delta_T = 0$, $M_1 | H_1$). Как видим, эффективность оптимальных схем достаточно близка к предельно достижимой и к эффективности аппроксимационного алгоритма.

Итак, полученные простые алгоритмы обнаружения аномальных концентраций газов имеют хорошую точность, просты в реализации. Лучшей точностью обладают алгоритмы варианта 1. Более просты аппроксимационные алгоритмы обнаружения и вычисления его эффективности варианта 2, причем наиболее грубая аппроксимация Б при нейман-пирсоновском критерии дает очень простой алгоритм обнаружения.

Предложенная двухэтапная процедура моделирования и соотношения для смещения и дисперсии оценки β справедливы для широкого класса нейман-пирсоновских параметрических обнаружителей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лазерный контроль атмосферы/Под ред. Э. Д. Хинкли.— М.: Мир, 1979.
2. Астафуров В. Г., Глазов Г. Н. Статистика фотоотчетов и режим регистрации лидарного сигнала // Дистанционное зондирование атмосферы.— Новосибирск: Наука, 1978.
3. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники.— М.: Сов. радио, 1968.— Кн. 2.
4. Дубягин В. М. Оптимальная оценка концентрации атмосферного газа лидаром комбинационного рассеяния // Опτικο-метеорологические исследования земной атмосферы.— Новосибирск: Наука, 1987.
5. Глазов Г. Н., Дубягин В. М. Обнаружение нестандартных концентраций атмосферных газов на базе лидара комбинационного рассеяния // Опτικο-метеорологические исследования земной атмосферы.— Новосибирск: Наука, 1987.

Поступила в редакцию 15 декабря 1986 г.