

Нейронно-сетевой алгоритм восстановления метеопараметров из профилей индекса рефракции



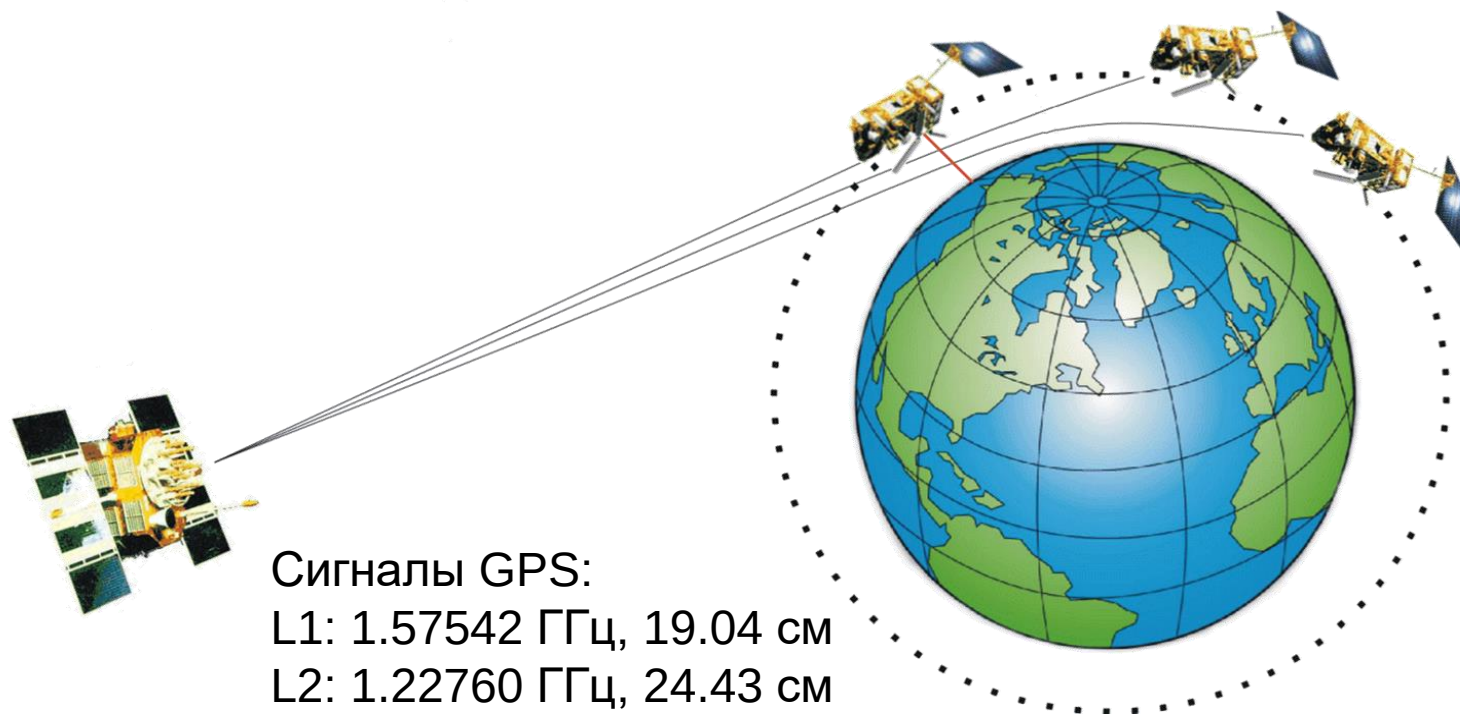
М.Е. Горбунов

Институт физики атмосферы им. А. М. Обухова РАН
Гидрометцентр России, Москва, Россия



Содержание

- Радиозатменное зондирование атмосферы Земли
- Восстановление показателя преломления
- Методы восстановления метеопараметров из показателя преломления
- Нейронно-сетевой метод



1. Измерение рефракции сигналов систем спутниковой навигации (GPS, ГЛОНАСС, Галилео) в атмосфере Земли на трассах космос-космос.
2. Восстановление вертикальных профилей температуры, давления и влажности.

М.Е.Горбунов

**ФИЗИЧЕСКИЕ
И МАТЕМАТИЧЕСКИЕ
ПРИНЦИПЫ
СПУТНИКОВОГО
РАДИОЗАТМЕННОГО
ЗОНДИРОВАНИЯ
АТМОСФЕРЫ ЗЕМЛИ**



Эксперимент GPS/MET



1. Эксперимент **GPS/MET** (**GPS Meteorology**) проводился в **UCAR** (Университетская корпорация по атмосферным исследованиям, Боулдер, США) в 1995 – 1997 гг. при помощи спутника MicroLab-1. Эксперимент показал широкие возможности радиозатменного метода.
2. **Институт физики атмосферы им. Обухова РАН** активно участвовал в обработке данных. Были разработаны методы обработки данных, основанные на волновой оптике.

Эксперимент CHAMP



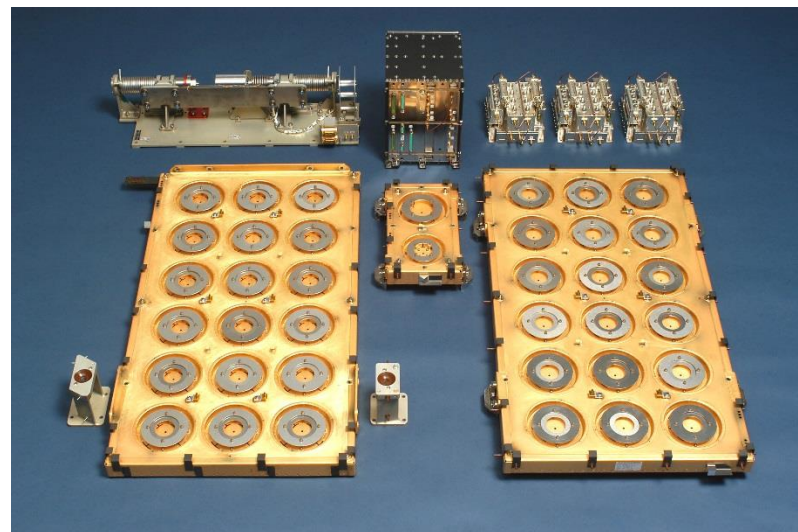
1. **CHAMP (Challenging Minisatellite Payload, Германия, США)** – запущен в 2000 г. Обработка данных выполнялась в **Центре геофизических исследований (Потсдам)** и **Институте Макса Планка по метеорологии** в сотрудничестве с **ИФА РАН**.
2. Около 200 глобально распределенных зондирований в день.
3. Оперативная обработка выполнялась в **Институте Макса Планка** на основе алгоритмов, разработанных в **ИФА им. Обухова РАН**.
4. **Немецкая Служба Погоды** сотрудничала с **ИФА им. Обухова РАН** в области ассимиляции данных CHAMP в модель численного прогноза погоды.

Эксперимент COSMIC



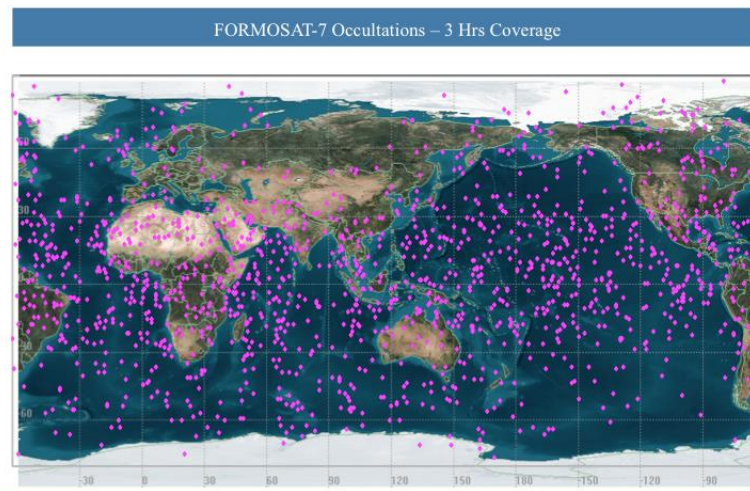
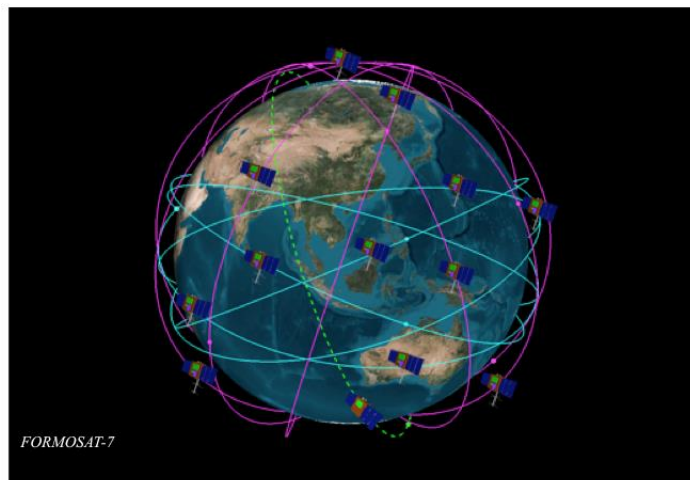
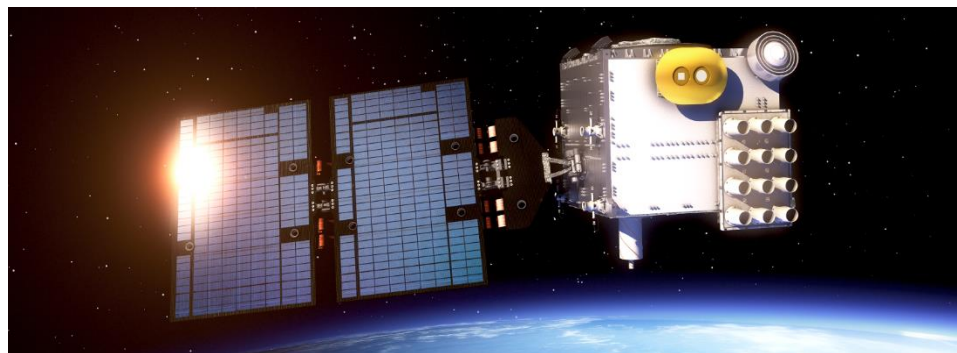
1. **COSMIC** (**C**onstellation **O**bserving **S**ystem for **M**eteorology, **I**onosphere, and **C**limate, Тайвань, США): 6 низкоорбитальных спутников, 2006.
2. Около 3000 глобально распределенных зондирований в день.
3. В приемнике впервые реализована схема открытой петли.

Эксперимент GRAS/Metop



1. Приемник **GRAS** (Global navigation satellite system Receiver for Atmospheric Sounding) на спутнике **MetOp** (Meteorological Operational satellite) **Европейского космического агентства** (запущен 19 октября 2006 г.).
2. Около 600 глобально распределенных зондирований в день.
3. Анализ и валидация данных выполняются в **Датском Метеорологическом Институте** в сотрудничестве с **ИФА им. Обухова РАН**.

COSMIC-2A, FormoSat-7



- Продолжение программы COSMIC.
- Конфигурация из 6 спутников.
- Запущен в 2019 году, только в тропической конфигурации.



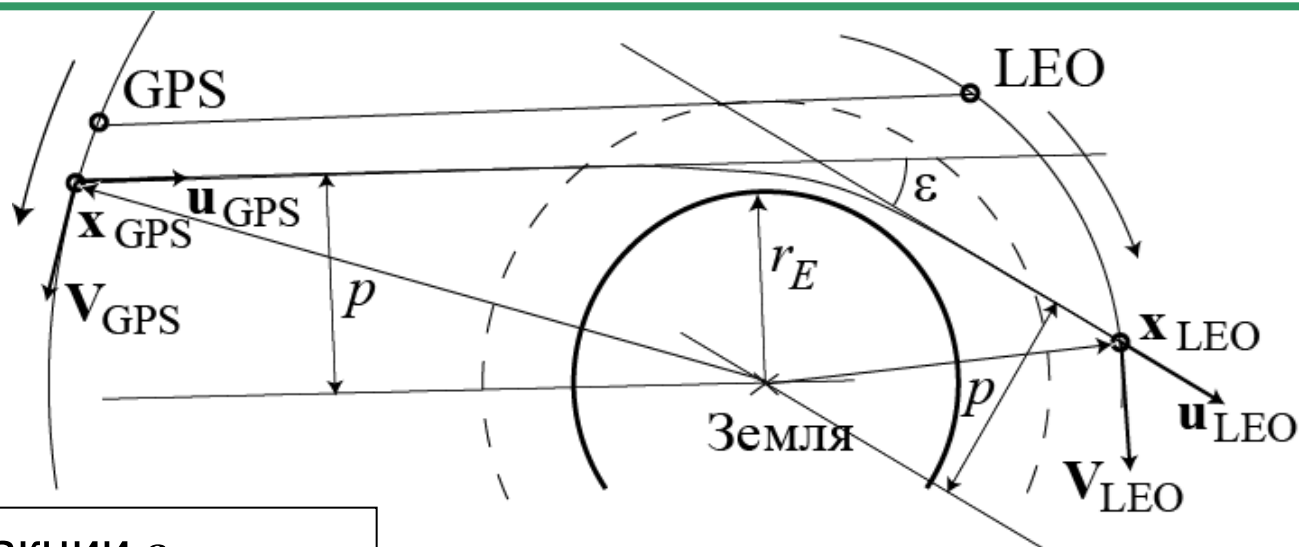
Spire: CubeSat



SPIRE GLOBAL, INC.

- Десятки мини-спутников;
- 4 месяца между проектированием и запуском;
- Время жизни спутников около 2 лет;
- 28+ наземных станций.

Радиозатменное зондирование



Угол рефракции ε
Прицельный параметр p

Линейное
преобразование
 $\varepsilon(p) \longleftrightarrow \ln n(x)$

Показатель преломления n
Расстояние от центра Земли r
Рефракционный радиус x

$$\varepsilon(p) = -2p \int_{r_0}^{\infty} \frac{d \ln n(r)}{dr} \frac{dr}{\sqrt{n(r)^2 r^2 - p^2}}$$

$$n(x) = \exp \left(\frac{1}{\pi} \int_p^{\infty} \frac{\varepsilon(p) dp}{\sqrt{p^2 - x^2}} \right)$$

$$x = n(r)r; \quad r(x) = \frac{x}{n(x)}$$



Показатель преломления

$$n \equiv 1 + N = 1 + c_1 \frac{P}{T} + c_2 \frac{P_w}{T^2} - \frac{e^2}{8\pi^2 \varepsilon_0 m_e} \frac{N_e}{f^2}; \quad P_w = \frac{Pq}{a_q + (1 - a_q)q}; \quad a_q = \frac{R_d}{R_w}$$

Показатель преломления

Параметры нейтральной атмосферы

P – давление

T – температура

P_w – давление водяного пара

q – удельная влажность

Параметры ионосферы

N_e – концентрация электронов

Физические константы

$c_1 = 7.76 \times 10^{-5}$ К/гПа

$c_2 = 0.37$ К²/гПа

ε_0 – диэлектрическая проницаемость вакуума

e – заряд электрона

m_e – масса электрона

R_d – газовая постоянная сухого воздуха

R_w – газовая постоянная водяного пара

Вклад крупномасштабных ионосферных неоднородностей удаляется посредством двухчастотной линейной ионосферной коррекции. Вклад неоднородностей с мелкими масштабами < 1 км подавляется посредством статистической регуляризации.

$$\varepsilon = \frac{\varepsilon_1 f_1^2 - \varepsilon_2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2}$$



Гидростатическое приближение

Уравнение состояния

$$\rho_d = \rho(1 - q),$$

$$\rho_w = \rho q.$$

$$P = (\rho_d R_d + \rho_w R_w) T$$

$$= (1 + (a_q^{-1} - 1)q) \rho R_d T \equiv \rho R_d T_v,$$

$$T_v = (1 + (a_q^{-1} - 1)q) T \text{ (виртуальная } T)$$

Уравнение гидростатики

$$\begin{aligned} \frac{dP(z)}{dz} &= -g(z)\rho(z) = \\ &= -\frac{g(z)P}{R_d T_v} \end{aligned}$$

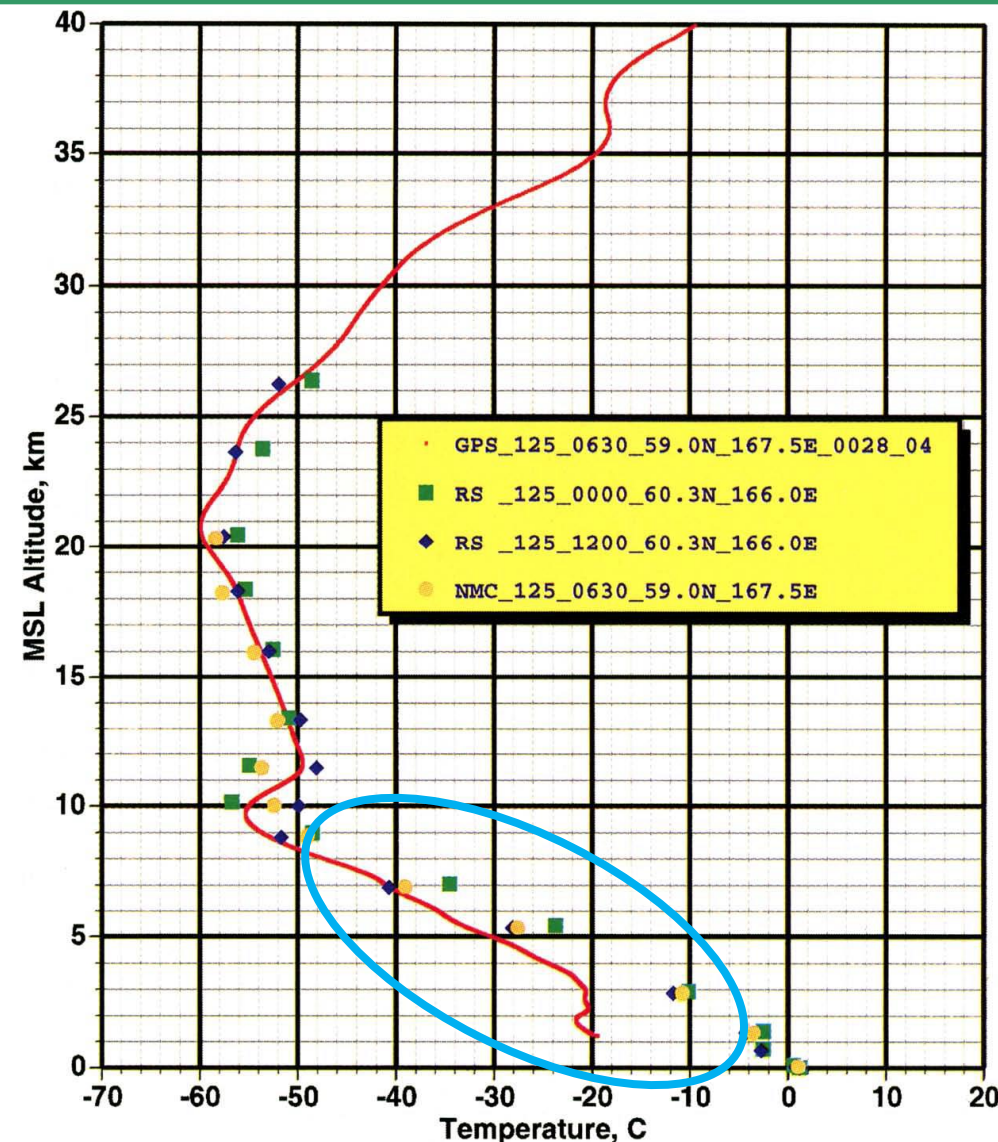
Сухая атмосфера

$$\rho(z) = \frac{N(z)}{c_1 R_d} \xrightarrow{\text{Уравнение гидростатики}} P(z) \xrightarrow{\text{Уравнение состояния}} T(z)$$

Восстановление «сухих температуры и давления» $T_{\text{dry}}(z)$ и $P_{\text{dry}}(z)$.

$$P_{\text{dry}} = \int_z^\infty \frac{g(z') N(z')}{c_1 R_d} dz', \quad T_{\text{dry}} = \frac{P_{\text{dry}}}{\rho R_d} = \int_z^\infty \frac{g(z') N(z')}{R_d N(z)} dz' \neq T_v$$

Кто виноват? Что делать?



Ware, R., Rocken, C., Solheim, F., Exner, M., Schreiner, W., Anthes, R., Feng, D., Herman, B., Gorbunov, M., Sokolovskiy, S., Hardy, K., Kuo, Y., Zou, X., Trenberth, K., Meehan, T., Melbourne, W., Businger, S.

GPS Sounding of the Atmosphere from Low Earth Orbit: Preliminary Results

Bull. Amer. Meteor. Soc. 1996, Vol. 77, No. 1, p. 19-40

Высота, на которой вклад влажности становится малым, меняется от 8 км в полярных областях до 12 км в тропиках. В нижней тропосфере максимальная ошибка восстановления температуры меняется от 15 К в полярных областях до 40 К в тропиках.



Гибридная температура

Использование **восстановленного индекса рефракции** $N(z)$ и **априорной удельной влажности** $q(z)$ (например, из численного прогноза) для вычисления температуры:

$$T(P, q, N) = \frac{1}{2N} \left(C_1 P + \sqrt{C_1^2 P^2 + \frac{4C_3 N P q}{a_q + (1 - a_q)q}} \right).$$

Уравнение гидростатики принимает следующий вид:

$$\frac{dP(z)}{dz} = -\frac{g(z)P}{R_d T_v} = -\frac{g(z)P(z)}{R_d \left(1 + (a_q^{-1} - 1) \underbrace{q(z)} \right) T \left(P(z), \underbrace{q(z)}, \underbrace{N(z)} \right)}.$$

При известных $N(z)$ и $q(z)$ правая часть является известной функцией высоты и давления. Это позволяет проинтегрировать уравнение гидростатики и получить профили давления $P(z)$ и температуры $T(z) = T(P(z), q(z), N(z))$. Получаемая таким образом температуры называется гибридной.



Гибридная влажность

Гибридная удельная влажность определяется аналогичным образом из восстановленного индекса рефракции $n(z)$ и априорной температуры $T(z)$.

$$q(P, T, N) = \frac{a_q T (C_1 P - NT)}{(1 - a_q) NT^2 - (C_1 (1 - a_q) T + C_3) P}.$$

Уравнение гидростатики принимает следующий вид:

$$\frac{dP(z)}{dz} = -\frac{g(z)P}{R_d T_v} = -\frac{g(z)P(z)}{R_d \left(1 + (a_q^{-1} - 1) q(P(z), \underbrace{T(z)}, \underbrace{N(z)}) \right) \underbrace{T(z)}}.$$

При известных $N(z)$ и $T(z)$ правая часть здесь является известной функцией высоты и давления. Интегрируя это уравнение, мы получаем профили давления $P(z)$ и удельной влажности $q(z) = q(P(z), T(z), N(z))$.

1. Вариационное усвоение

M. Gorbunov, R. Stefanescu, V. Irisov and D. Zupanski, **Variational assimilation of radio occultation observations into numerical weather prediction models: Equations, strategies, and algorithms**, *Remote Sensing, Special Issue “Selected Papers from IGL-1 2018 — First International Workshop on Innovating GNSS and LEO Occultations & Reflections for Weather, Climate and Space Weather”*, 2019, 11(24), 2886

2. Зондирование на крыле линии водяного пара 22.6 ГГц

Schweitzer, S., Kirchengast, G., Schwaerz, M., Fritzer, J. and Gorbunov, M. E. **Thermodynamic state retrieval from microwave occultation data and performance analysis based on end-to-end simulations**, *J. Geophys. Res.* 2011, **116(D10)**.



Наложение дополнительных ограничений

O'Sullivan, D. B., B. M. Herman, D. Feng, D. E. Flittner, and D. M. Ward. 2000. "Retrieval of Water Vapor Profiles from GPS/MET Radio Occultations." *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 81 (5): 1031–40:

$$T(P) = a_T + b_T \ln P + c_T \ln^2 P.$$

Vespe, F., C. Benedetto, and R. Pacione. 2004. "The Use of Refractivity Retrieved by Radio Occultation Technique for the Derivation of Atmospheric Water Vapor Content." *Phys. Chem. Earth.* 29 (2–3): 257–65:

Модель Хопфилда:

$$N_d(z) = N_{d,0} \left(\frac{z_s(T_0) - z}{z_s(T_0)} \right)^\gamma = C_1 \frac{P_d(z)}{T(z)},$$
$$z_s(T_0) = a_s + b_s(T_0 - 273.16),$$
$$a_s = 40.136 \text{ km}, \quad b_s = 0.14872 \frac{\text{km}}{\text{K}}.$$

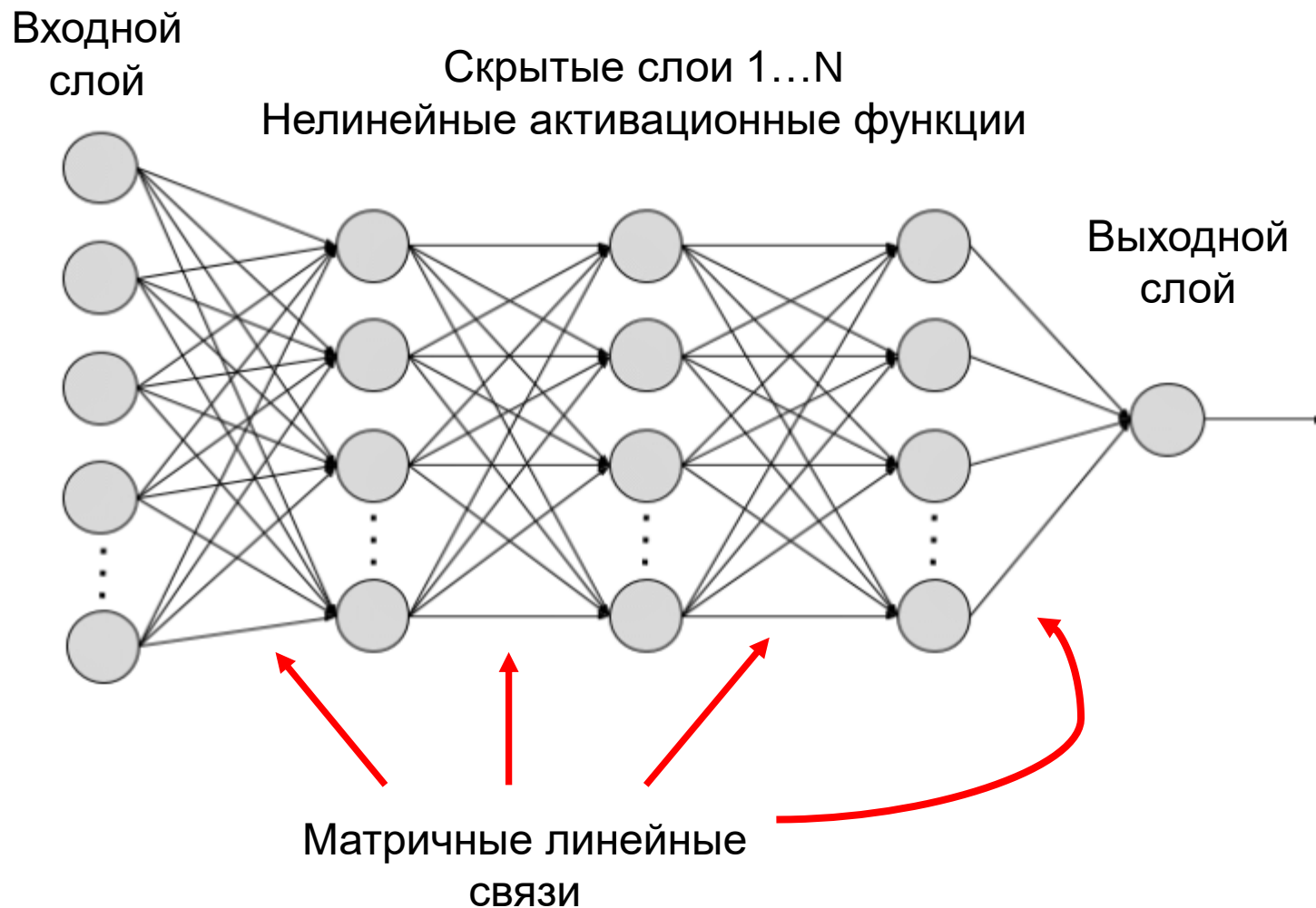
где $\gamma = 4$ – политропный индекс, $N_{d,0} = N_d(0) = C_1 P_{d,0}/T_0$ – сухая компонента индекса рефракции на поверхности Земли, $P_{d,0} = P_d(0)$, $T_0 = T(0)$, и $z_s(T_0)$ – высота стратопauзы. Параметры $P_{d,0}$ и T_0 определяются методом наименьших квадратов из $N(z)$ на высотах, где влажность пренебрежимо мала.



Нейронно-сетевой подход

1. Pelliccia, Fabrizio, Stefania Bonafoni, Patrizia Basili, Roberta Anniballe, Nazzareno Pierdicca, and Piero Ciotti. 2009. "Estimation of Tropospheric Profiles Using COSMIC GPS Radio Occultation Data with Neural Networks." *It. J. Remote Sens.*, October, 23–38.
2. Bonafoni, S., F. Pelliccia, and R. Anniballe. 2009. "Comparison of Different Neural Network Approaches for the Tropospheric Profiling over the Inter-Tropical Lands Using GPS Radio Occultation Data." *Algorithms* 2: 31–45.
3. Pelliccia, F., F. Pacifici, S. Bonafoni, P. Basili, N. Pierdicca, P. Ciotti, and W. J. Emery. 2011. "Neural Networks for Arctic Atmosphere Sounding from Radio Occultation Data." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49 (12): 4846–55.
4. Shyam, Abhineet, B. S. Gohil, and Sujit Basu. 2016. "Retrieval of Water Vapour Profiles from Radio Occultation Refractivity Using Artificial Neural Network." *Indian J. Radio Space Phys.* 42 (6): 411–19.

Нейронная сеть



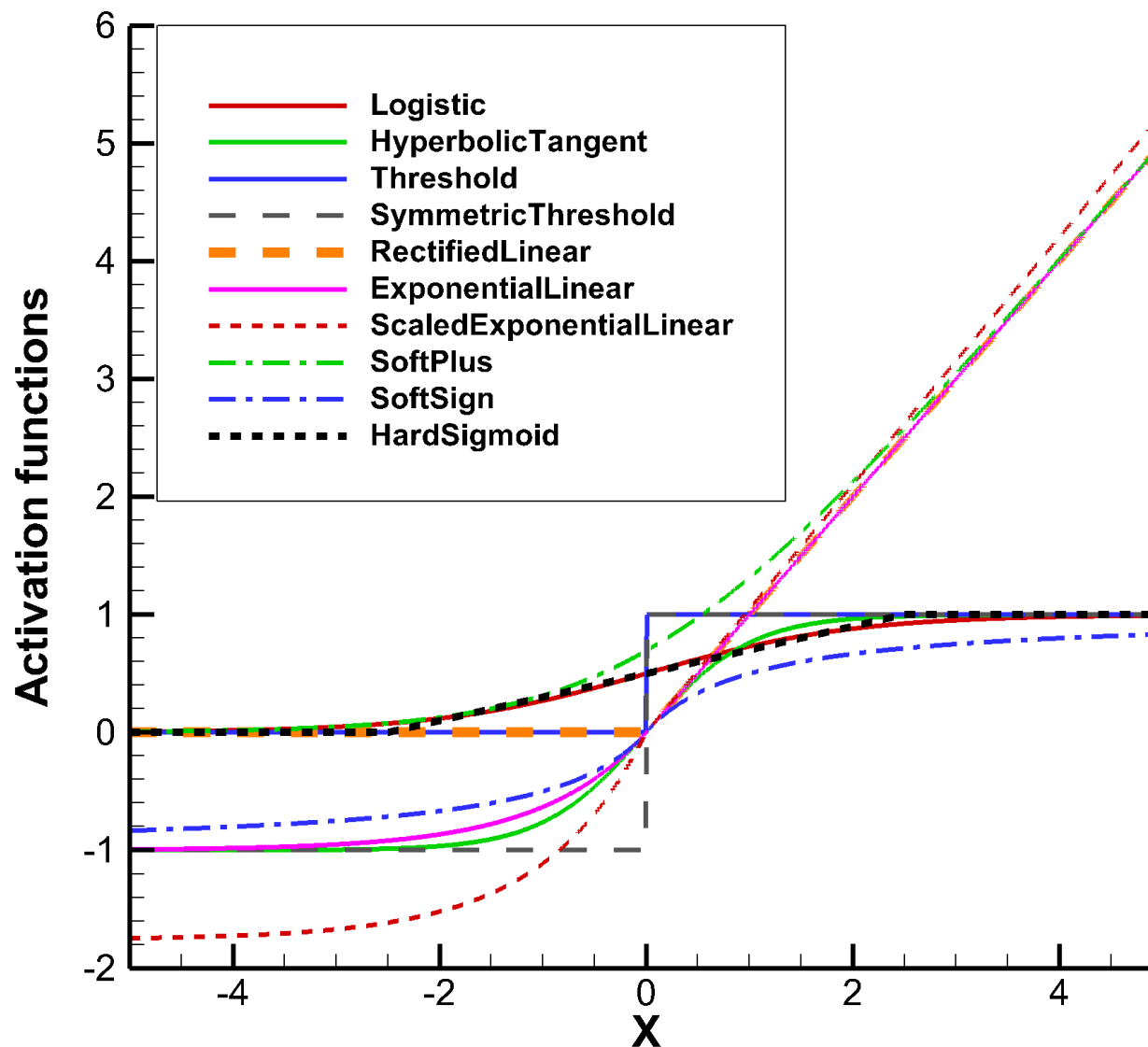


Активационные функции

Библиотека **OpenNN**, C++, открытый доступ.

Название активационной функции	Формула
Logistic	$\frac{1}{1 + \exp(-x)}$
HyperbolicTangent	$\tanh(x)$
Threshold	$\theta(x)$
SymmetricThreshold	$2\theta(x) - 1$
RectifiedLinear	$\max(0, x)$
ExponentialLinear	$\theta(-x)(\exp(x) - 1) + \theta(x)x$
ScaledExponentialLinear	$\alpha\beta \theta(-x)(\exp(x) - 1) + \alpha \theta(x)x$ $\alpha = 1.0507, \beta = 1.67326$
SoftPlus	$\ln(1 + \exp(x))$
SoftSign	$\frac{x}{1 + x }$
HardSigmoid	$0.2\max(-2.5, \min(2.5, x)) + 0.5$

Активационные функции





Нейронно-сетевой подход

Вектор входных переменных искусственной нейронной (ИНС) сети $\mathbf{X} = \{X_m\}$:

- 1) широта ϕ
- 2) высота z ,
- 3) локальный профиль индекса рефракции $N(z_i)$,
- 4) локальный профиль давлений $P(z_i)$,
- 5) сухое давление $P_{\text{dry}}(z)$.

Переменные являются функциями координат (z, ϕ, λ) . Долгота λ не включается в $\mathbf{X}$.
Сетка для коротких локальных профилей:

$$z_i = z + i \Delta z, \quad i = 0, 1, 2$$
$$\Delta z = 1 \text{ км}$$

Сухое давление $P_{\text{dry}}(z)$ получаем, интегрируя уравнения гидростатики с $q(z) \equiv 0$.

Выходная переменная: $T(z)$ или $q(z)$.

Получаемые зависимости $T(P, N, z)$ или $q(P, N, z)$ использовались для интегрирования уравнения гидростатики.

Нейронно-сетевой подход

Тренировочная стратегия основана на рандомизации. Мы проводили множество итераций тренировок и валидаций. На каждой итерации мы случайным образом задавали архитектуру ИНС, определяемую следующими параметрами:

- 1) количество перцептронных слоев (от 3 до 5),
- 2) количество нейронов в каждом слое (от 8 до 20),
- 3) активационные функции для каждого слоя.

Тренировка ИНС выполнялась на наборах данных $\mathbf{X}_n^{(t)}, Y_n^{(t)}, n = 1, \dots, K_t$, а валидация – на наборах данных $\mathbf{X}_n^{(v)}, Y_n^{(v)}, n = 1, \dots, K_v$. При валидации вычислялась среднеквадратичная ошибка (СКО):

$$\mathfrak{S}_Y^{(v)} = \left(\frac{1}{K_v} \sum_{n=1}^{K_v} \left(Y_n^{(v)} - \mathfrak{N}_Y(\mathbf{X}_n^{(v)}) \right)^2 \right)^{1/2},$$

где $\mathfrak{N}_Y(\mathbf{X})$ тренированная ИНС для переменной Y . Результирующая СКО $\mathfrak{S}_Y^{(v)}$ сравнивалась с наименьшей, достигнутой в предыдущих итерациях. Если текущий результат оказывался лучше, он сохранялся вместе с соответствующей ИНС.

Тренировочный и валидационный наборы данных:

- поля GFS для месяцев с 1 по 12, для 15-го дня каждого месяца
- сроки 0, 6, 12 и 18 часов.
- случайные координаты (z, ϕ, λ) с $z_{\min}(\phi, \lambda) \leq z \leq 12 \text{ km}$
 $z_{\min}(\phi, \lambda)$ – минимальная высота модельных полей,
 ϕ – широта,
 λ – долгота.
- Выходная переменная Y :
температура T
удельная влажность q .
- Тренировочные наборы данных $\mathbf{X}_n^{(t)}, Y_n^{(t)}$ включали 10 точек данных для каждого месяца, всего $K_t = 480$ выборок
- валидационные наборы данных $\mathbf{X}_n^{(v)}, Y_n^{(v)}$ включали 100 точек данных для каждого месяца, всего $K_v = 4800$ выборок.

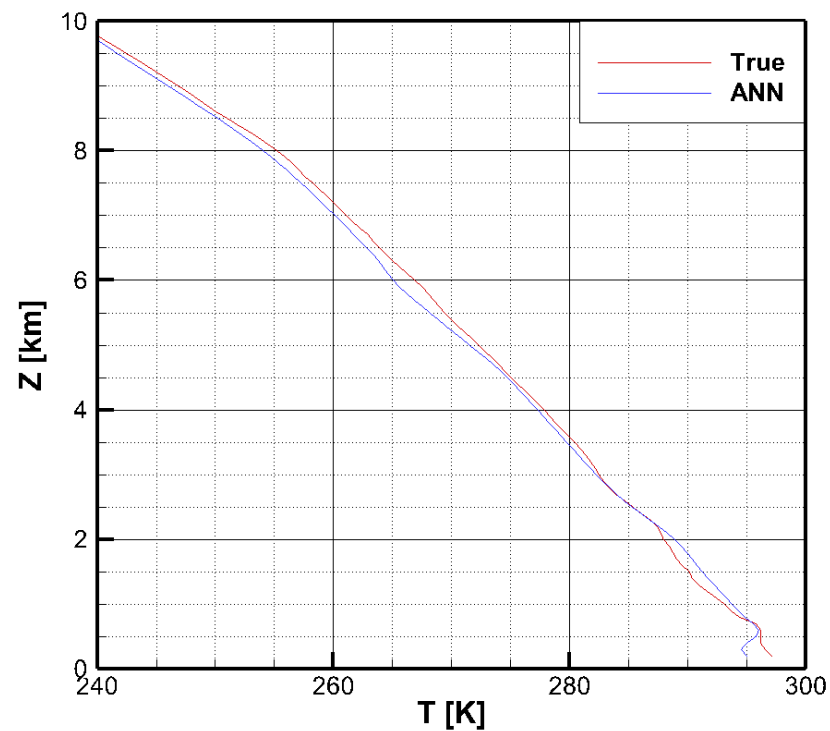
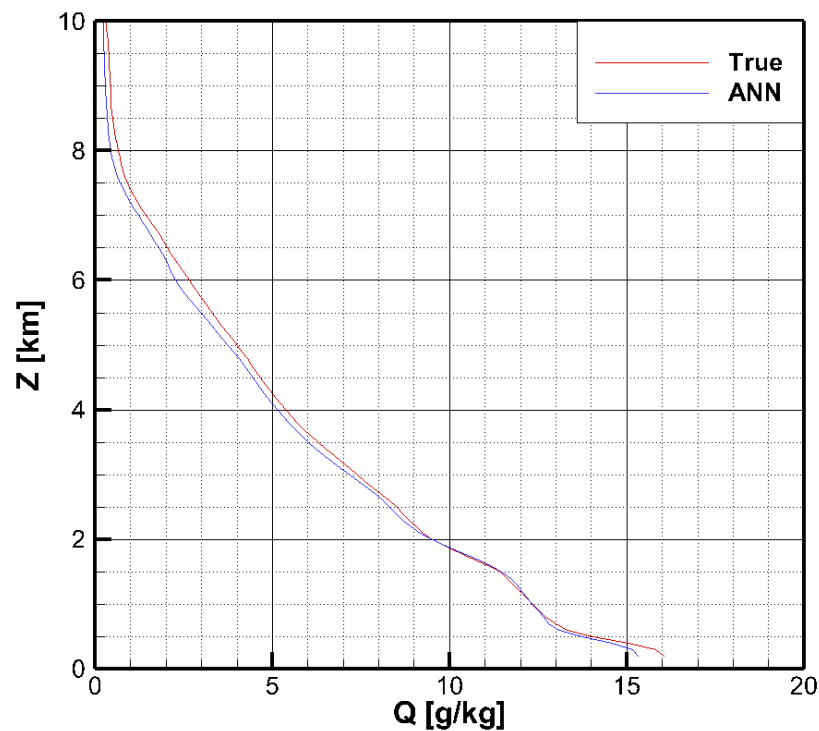


Рис. 1. Пример восстановления влажности и температуры для точки 0°N 5°E. Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

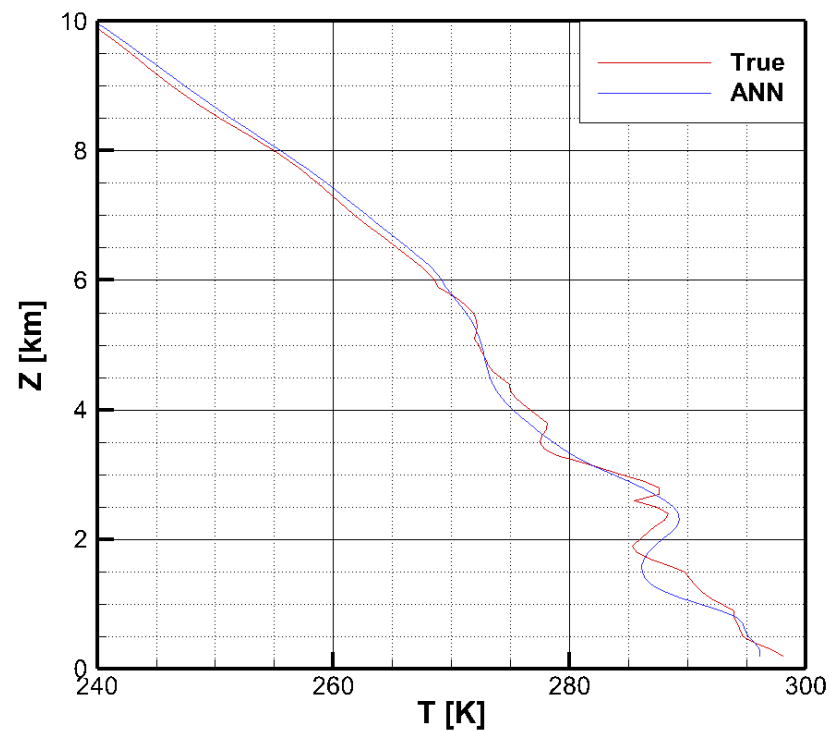
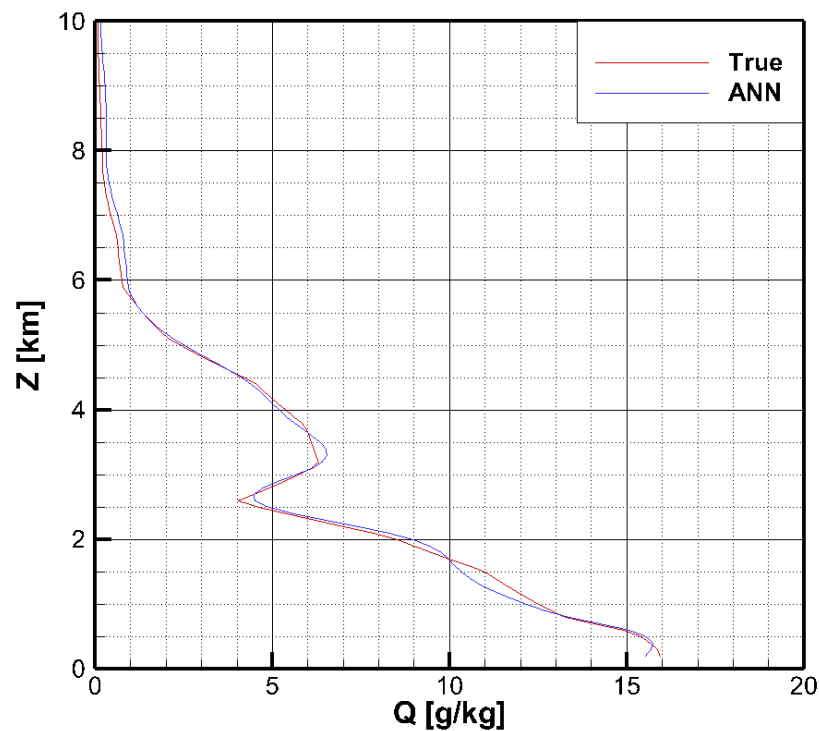


Рис. 2. Пример восстановления влажности и температуры для точки $0^{\circ}\text{N } 10^{\circ}\text{W}$. Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

Результаты

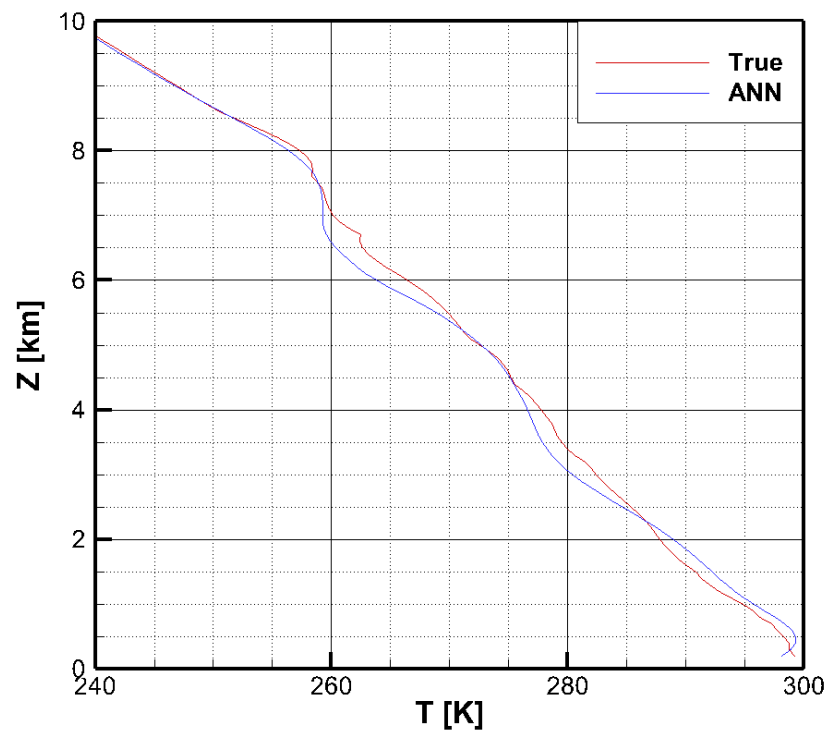
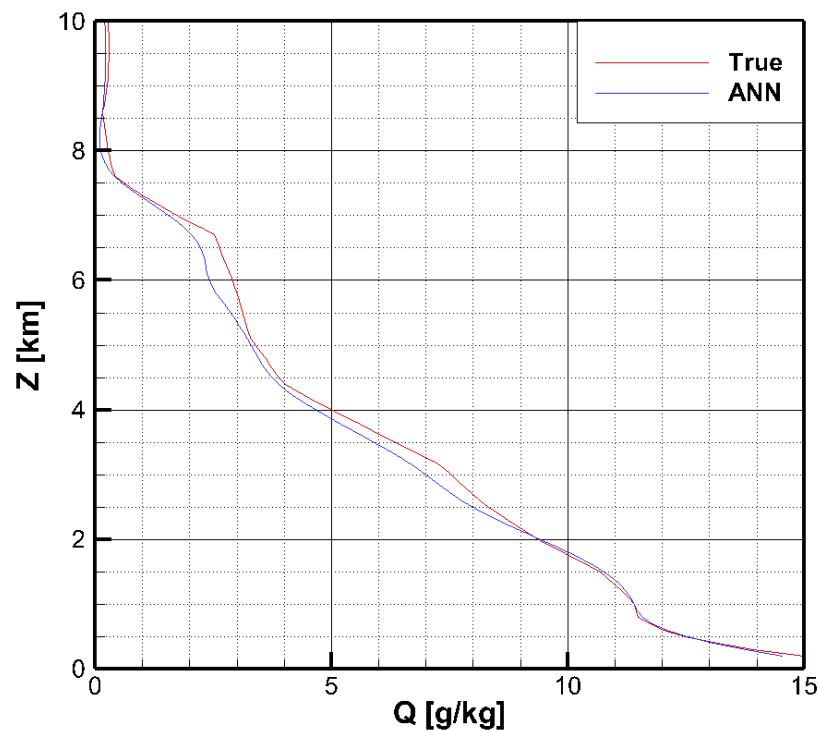


Рис. 3. Пример восстановления влажности и температуры для точки 5°N 4°E. Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

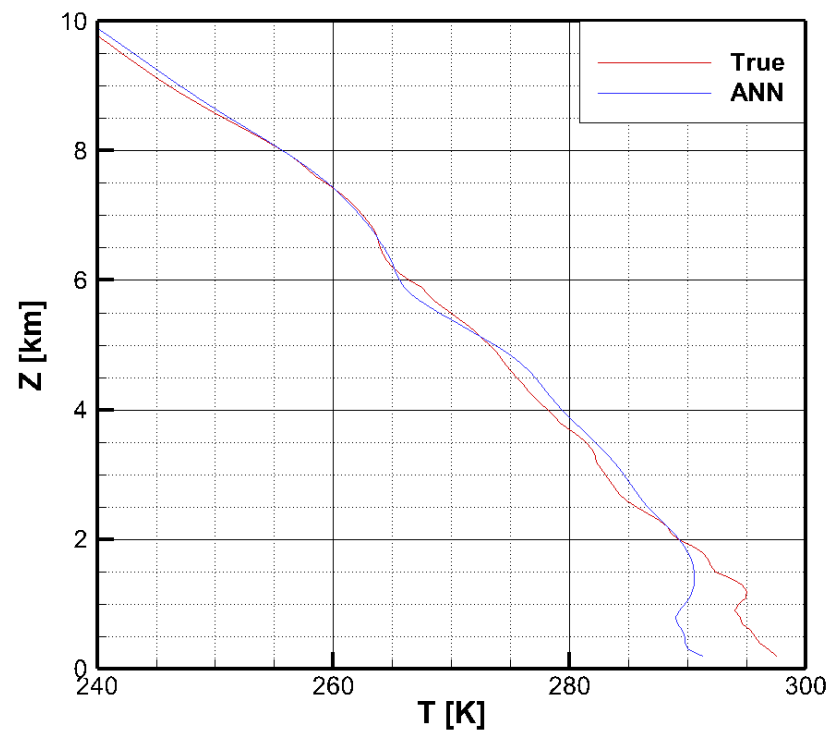
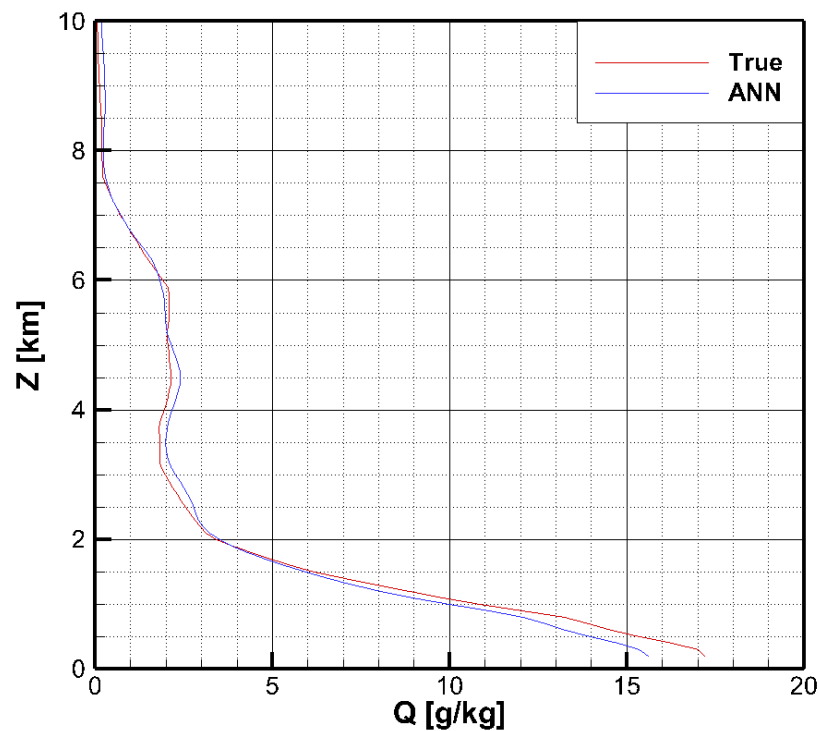


Рис. 4. Пример восстановления влажности и температуры для точки 5°N 5°W. Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

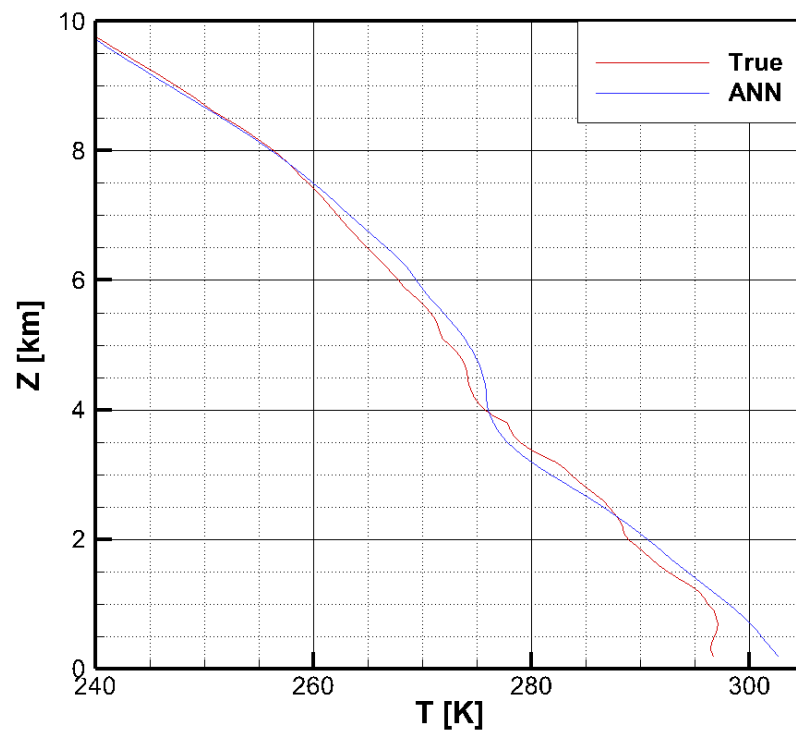
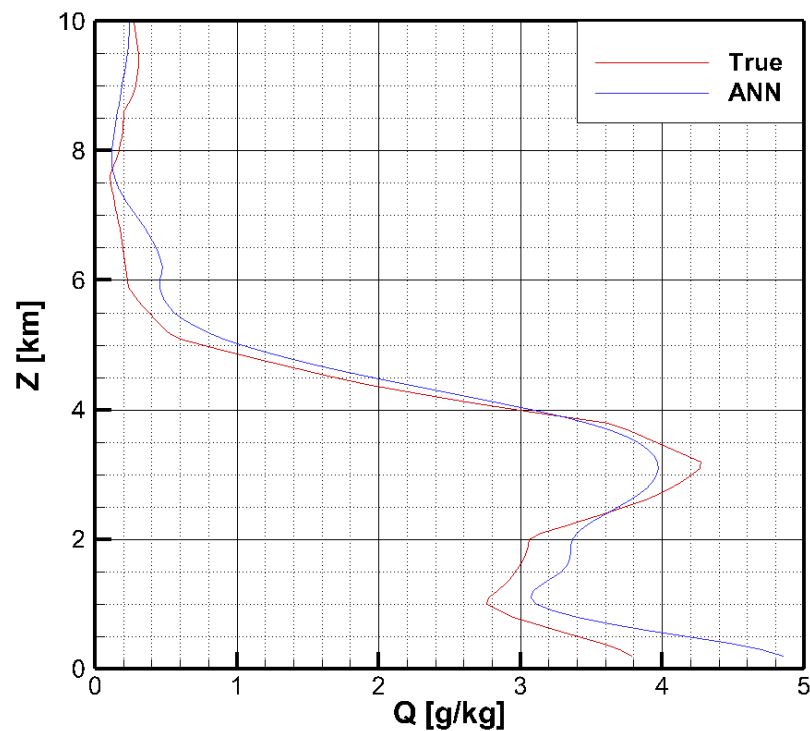


Рис. 5. Пример восстановления влажности и температуры для точки 10°N 12°E . Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

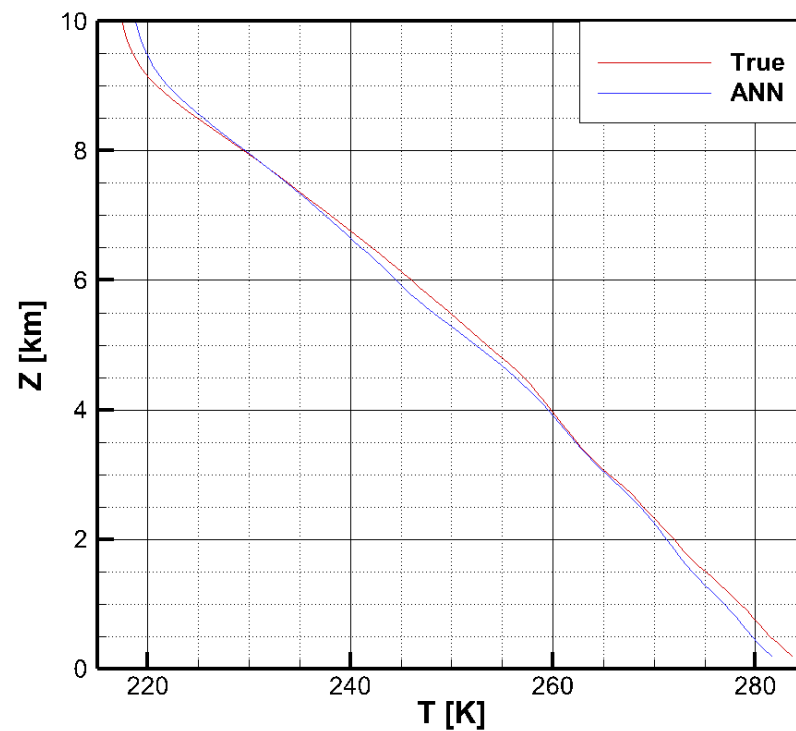
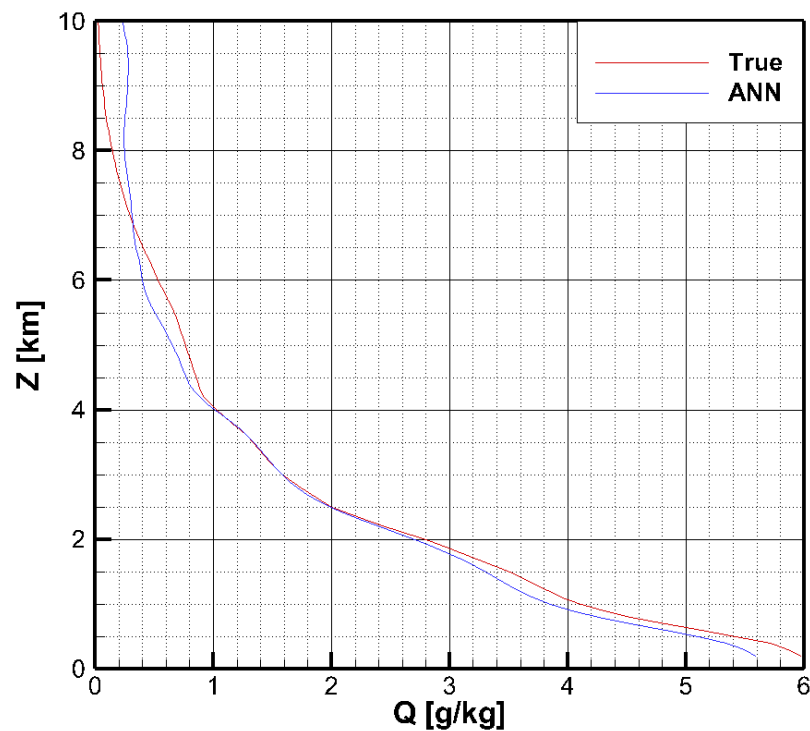


Рис. 6. Пример восстановления влажности и температуры для точки $40^{\circ}\text{N } 10^{\circ}\text{E}$. Красная линия – эталонный профиль GFS 15/01/2018, UTC 00, голубая линия – результат восстановления из профиля индекса рефракции при помощи ИНС.

Результаты

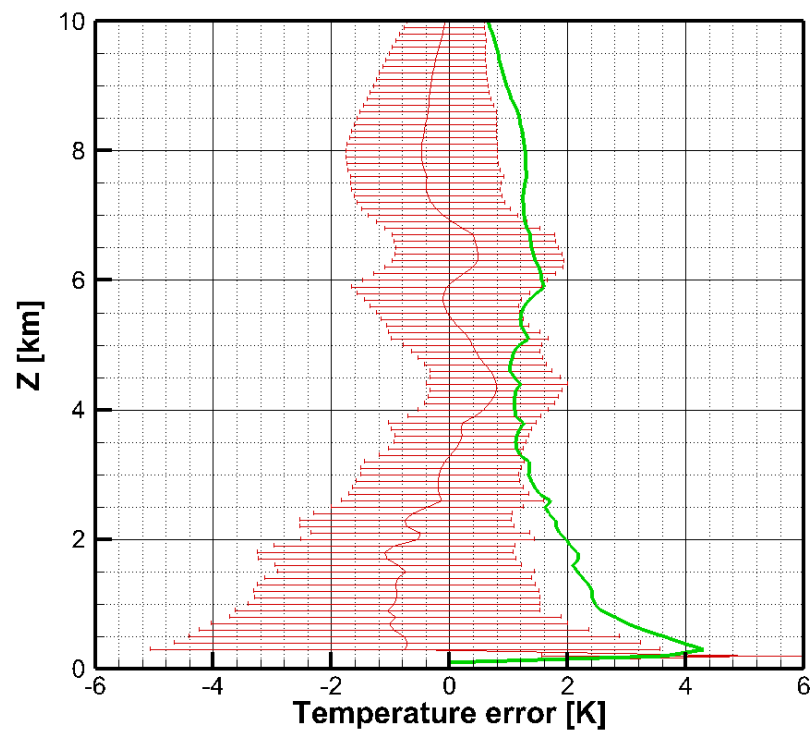
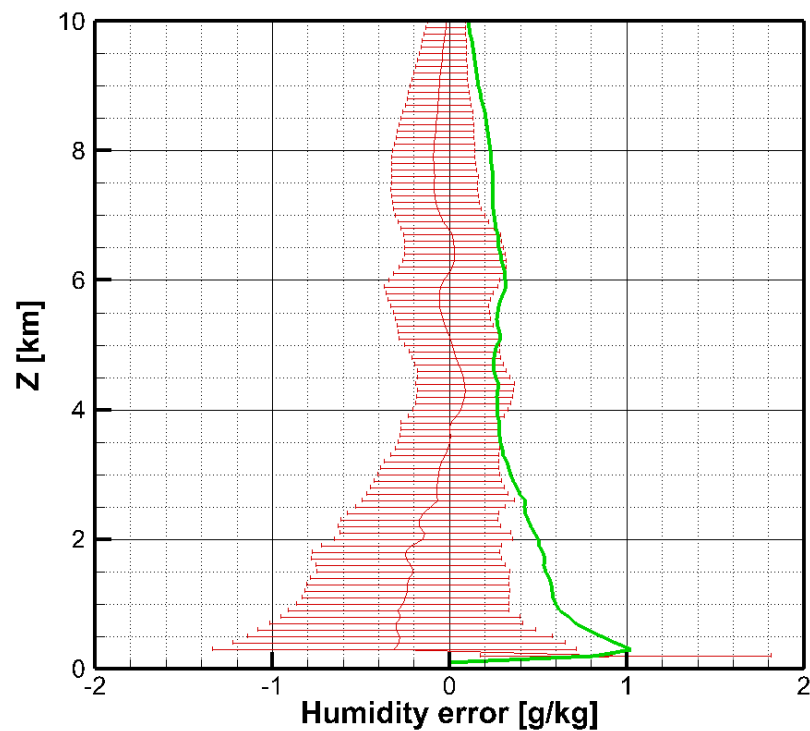


Рис. 7. Статистика ошибок восстановления влажности и температуры для тропиков. Красная линия – средние ошибки, горизонтальные линии – коридор ошибок, зеленая линия – СКО.



Результаты

- В данной работе мы разработали алгоритм восстановления температуры и влажности по профилям индекса рефракции.
- Алгоритм основан на интегрировании уравнения гидростатики.
- Зависимость влажности от широты, давления и индекса рефракции аппроксимируется при помощи ИНС.
- Тренировка ИНС выполнялась на профилях термодинамических переменных из GFS.
- Статистический анализ показывает, что удельная влажности восстанавливается с точностью в пределах 1 г/кг, и эта величина убывает с высотой.

Спасибо за внимание!

