

Розпізнавання фізичної активності за допомогою моделі нейронної мережі

Постановка задачі:

- 1) Назбирати дата сет для декількох класів фізичної активності (збалансований), маркування даних і дата аналіз.
- 2) Використати декілька алгоритмів по feature selection і порівняти результати, які вони будуть повертати;
- 3) Поставити "правильні" активаційні функції для власних моделей;
- 4) Вивести метрики, порівняти результати метрик, зробити висновки;
- 5) Все на базі методологій;
- 6) Глянути до методів tensorflow чи pytorch.

Критерії валідації:

- 1) Точність моделі нейронної мережі 80% і більше.

Етап 1: Data Collection

Дані було зібрано за допомогою програми HyperIMU.



Налаштування параметрів запису даних наведено на рис. 1 та рис. 2.

Рис. 1. Параметри запису даних акселерометра та гіроскопа

Рис. 2. Інформація про дані, які будуть записуватися

Із рис. 1 видно, що період запису даних становить 25 мс, тобто частота запису даних дорівнює $1/25 * 10^{-3} = 40$ Гц.

Окрім даних з осей акселерометра та гіроскопа було також додано стовпець 'Timestamp', який потрібен буде для дослідження стабільності частоти забору даних.

Дані записувалися для п'яти різних видів фізичної активності:

- 1) Присідання;
- 2) Ходьба;
- 3) Легкий біг (Jogging);
- 4) Випади на кожную ногу (рис. 3);
- 5) Lateral Squat Slide (Переміщення центру маси з однієї ноги на іншу) (рис. 4).



Рис. 3. Випади на кожную ногу

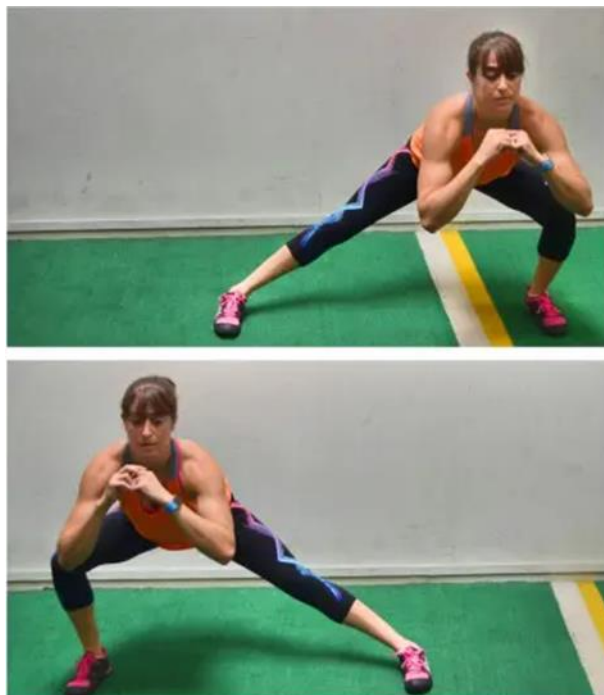


Рис. 4. Lateral squat slide

Під час запису даних смартфон знаходився у правій руці у горизонтальному положенні (вісь OZ акселерометра смартфона спрямована перпендикулярно до горизонталі).

Для кожного виду активності записувався окремий датасет/-и тривалістю більше 5 хв. Зокрема:

- 1) Присідання – 5 датасетів тривалістю понад 1 хв (приблизно 1 хв 15 с) кожен;
- 2) Ходьба – 1 датасет тривалістю 5.5 хв;
- 3) Легкий біг – 2 датасети тривалістю приблизно по 3 хв;
- 4) Випади на кожную ногу – 5 датасетів тривалістю приблизно по 1 хв 20 с кожен;
- 5) Lateral Squat Slide – 2 датасети тривалістю 1 хв 15 с + 2 датасети тривалістю приблизно 1 хв 45 с.

Усі вищезгадані датасети було об'єднано в один-єдиний тренувальний датасет.

Також для тестування було записано окремий датасет, який містить дані всіх видів активності (вправи виконувалися відразу одна після одної із невеликими перервами).

Отже, записані датасети містять сім стовпців: перший містить дані 'timestamp' у мс, наступні три відповідають даним трьох осей (OX, OY, OZ) акселерометра і виміряні у м/с^2 , останні три стовпці – три осі гіроскопа (рад/с).

Етап 2: Data Cleaning and Preprocessing

Оскільки датасети замірялися у різні дні, що було викликано неможливістю виконання вправ через втому м'язів, для дослідження стабільності частоти забору даних було створено окремий стовпець - 'time', який містить час здійснення заміру відносно початку виконання вправ (позначка 0) так, ніби згадані раніше вправи виконувалися безперервно в часі (як у випадку із тестовим датасетом). Для того, щоб об'єднати два датасети, різниця в часі між замірами яких є значною (наприклад, заміри для першого датасету присідань робилися о 13:20, а для другого – о 20:18 того ж дня), проміжок часу між двома датасетами замінявся середнім значенням періоду одного заміру першого датасету.

Також з метою запобігання проблем із маркуванням даних у Label Studio та тренування моделей нейронної мережі було здійснено декілька перевірок вмісту отриманого датафрейму:

- 1) Наявність null-values;
- 2) Наявність рядків із значенням стовпця 'time' < 0;
- 3) Час йде у правильному напрямку, тобто збільшується (перевірка наявності викидів у стовпці 'time').

```
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 63529 entries, 0 to 63528
Data columns (total 8 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype  
---  -
 0   timestamp  63529 non-null  int64  
 1   time        63529 non-null  float64 
 2   accX        63529 non-null  float64 
 3   accY        63529 non-null  float64 
 4   accZ        63529 non-null  float64 
 5   gyrX        63529 non-null  float64 
 6   gyrY        63529 non-null  float64 
 7   gyrZ        63529 non-null  float64 
dtypes: float64(7), int64(1)
memory usage: 3.9 MB
```

Рис. 5. Інформація про тренувальний датасет

```
len(df[df['time'] < 0])
```

0

Рис. 6. Перевірка наявності від'ємного часу

```
# Check if the 'time' column of the dataframe is sorted in ascending order
df['time'].is_monotonic_increasing
```

True

Рис. 7. Перевірка наявності викидів у стовпці 'time'

Аналогічні перевірки було здійснено і для тестового датасету (рис. 8).

```
test_df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 12557 entries, 0 to 12556
Data columns (total 8 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype  
---  -
0   timestamp   12557 non-null  int64  
1   time        12557 non-null  float64 
2   accX        12557 non-null  float64 
3   accY        12557 non-null  float64 
4   accZ        12557 non-null  float64 
5   gyrX        12557 non-null  float64 
6   gyrY        12557 non-null  float64 
7   gyrZ        12557 non-null  float64 
dtypes: float64(7), int64(1)
memory usage: 784.9 KB
```

```
len(test_df[test_df['time'] < 0])
```

0

```
test_df['time'].is_monotonic_increasing
```

True

Рис. 8. Перевірка вмісту датафрейму test_df (тестового датасету)

Проведені тести не показали наявності у датасетах аномалій або викидів, тому можна переходити до маркування даних у Label Studio.

Етап 3: Data Labeling

Тренувальний і тестовий датасети було промарковано у Label Studio (рис. 9-10).

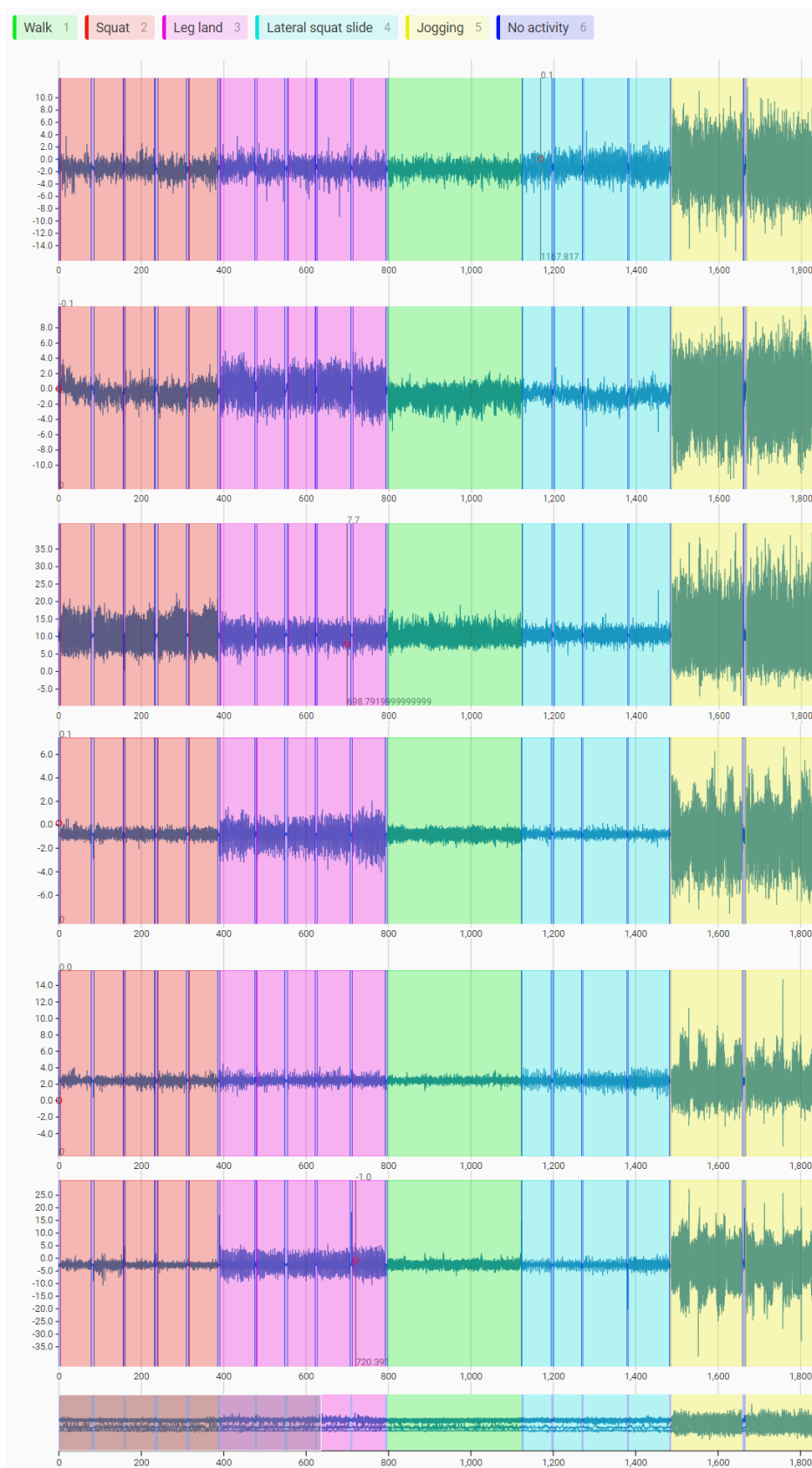


Рис. 9. Результати маркування тренувального датасету у Label Studio

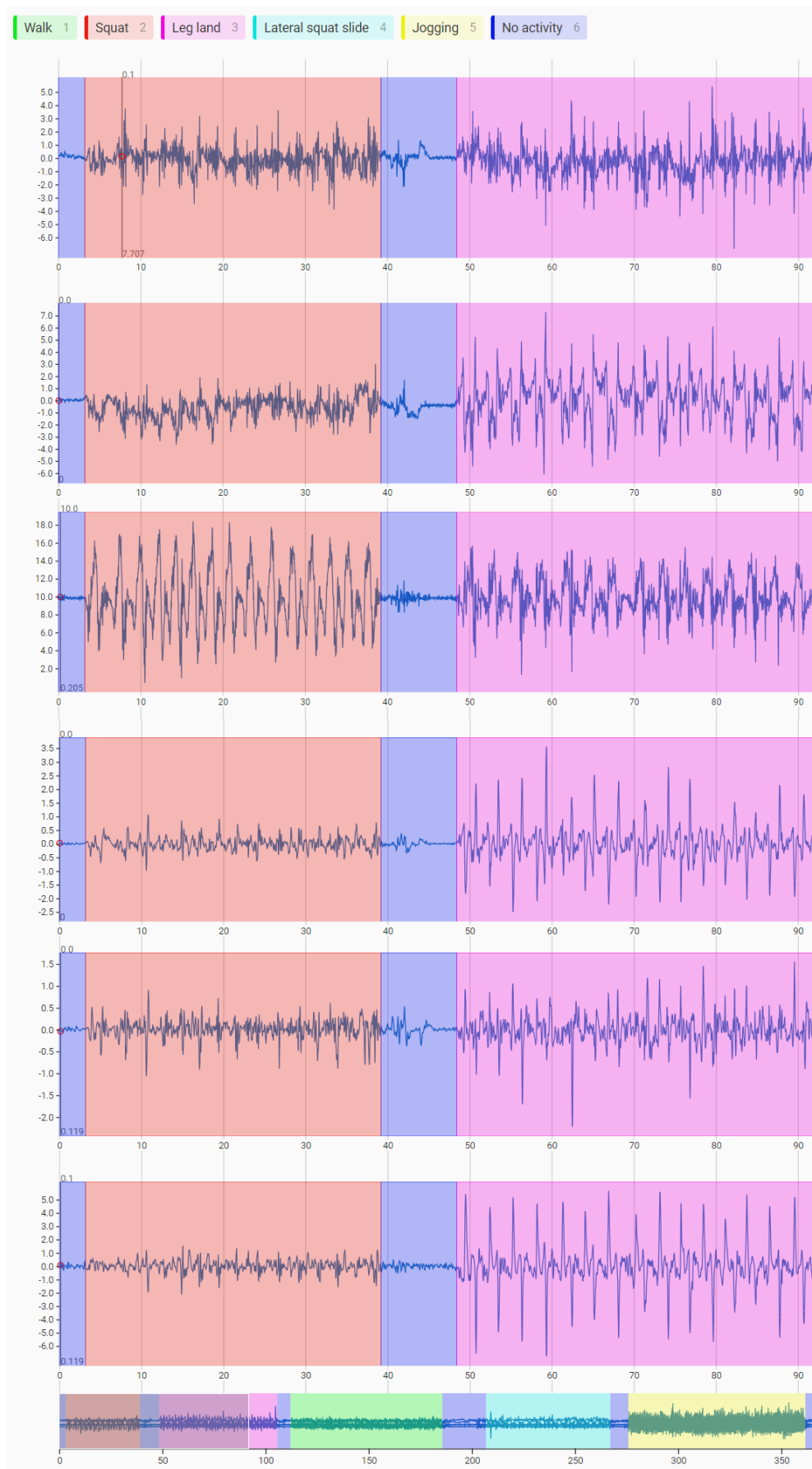


Рис. 10. Результати маркування тестового датасету у Label Studio

Варто відзначити наявність ще одного класу - 'No activity' (рис. 9-10), який використано для позначення калібрування датчиків на початку та в кінці запису даних (тренувальний датасет) та перерви між вправами (тестовий датасет), які були необхідні для відпочинку м'язів.

Етап 4: Frequency stability analysis

Перед фільтруванням показів осей акселерометра та гіроскопа (Data Filtering), розглянемо спочатку стабільність частоти забору даних для тренувального і тестового датасетів.

```
time_diffs = df['time'].diff()
freq = 1.0 / time_diffs.mean()
print(f"Measurement time = {df.iloc[-1]['time'] - df.iloc[0]['time']} s")
print(f"Number of measurements (number of rows in the data set) = {len(df)}")
print(f"Average measurement period = {time_diffs.mean():.3f} s")
print(f"Average frequency of measurement = {freq:.3f} Hz")
```

```
Measurement time = 1852.281 s
Number of measurements (number of rows in the data set) = 63529
Average measurement period = 0.029 s
Average frequency of measurement = 34.297 Hz
```

Рис. 11. Інформація про час вимірювання, середній період та частоту забору даних

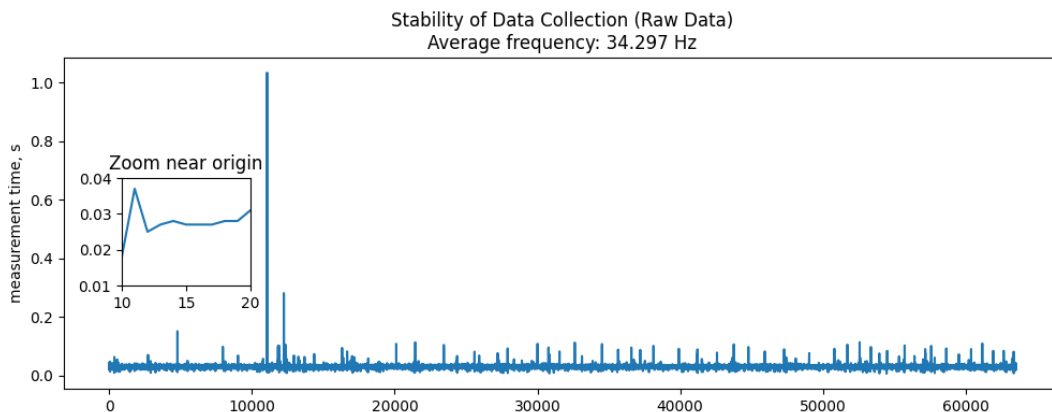


Рис. 12. Графік стабільності періоду забору даних

Із рис. 12 видно, що більша частина даних замірялася із періодом приблизно 0.03 с. Однак спостерігаються і аномальні значення періоду вимірювання, серед яких яскраво вирізняється значення періоду понад 1 с.

Пояснити отримані коливання періоду забору даних можна так:

- 1) Незначні коливання відносно очікуваного значення періоду (25 мс) пояснюються наявністю обмеження апаратного забезпечення та точністю позначок часу, через що фактичні інтервали вибірки можуть дещо відрізнятися від запланованого значення. Невеликі варіації

частоти дискретизації можуть призвести до запису точок даних з періодами трохи довгими за очікуване значення.

2) Наявність даних із періодом вимірювання понад 40 мс може бути пов'язана з перериванням процесу запису даних для виконання періодичних збережень або інших операцій. Зокрема, буферизація та очищення: для оптимізації збереження даних можна використовувати механізми буферизації для збору даних пакетами перед записом у сховище. Періодично ці буфери очищаються, що призводить до пауз у процесі запису даних.

3) Наявність аномалій із періодом запису понад 100 мс можна пояснити двома причинами:

3.1) Фонові процеси: операційна система смартфона та інші фонові процеси можуть впливати на частоту дискретизації датчика. Якщо пристрій перебуває під великим навантаженням або працює з енергоємними програмами, це може вплинути на частоту дискретизації датчика.

3.2) Помилки датчиків або збої: технічні проблеми, помилки датчиків або збої також можуть призвести до нерегулярних інтервалів вибірки в записаних даних.

Обидва пояснення звучать реалістично, враховуючи, що деякі вимірювання проводилися із коротким інтервалом часу між вправами, що в свою чергу сприяло нагріванню процесора смартфона (особливо в жаркі літні дні) і тому могли відбуватися збої датчиків, а запис даних цілком міг перериватися системними процесами для охолодження пристрою.

Враховуючи майже однакову наявність аномалій та викидів (період вимірювання перевищує 40 мс) протягом усього часу вимірювання, було прийнято рішення видалити із оригінального датасету відповідні рядки, в результаті чого розмір датасету зменшився із 63529 (рис. 5) до 63049 (рис. 13).

```
df = df[df['time'].diff() <= 0.04]
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 63049 entries, 2 to 63528
Data columns (total 9 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
0   timestamp    63049 non-null  int64
1   time         63049 non-null  float64
2   accX         63049 non-null  float64
3   accY         63049 non-null  float64
4   accZ         63049 non-null  float64
5   gyrX         63049 non-null  float64
6   gyrY         63049 non-null  float64
7   gyrZ         63049 non-null  float64
8   activity     63049 non-null  object
dtypes: float64(7), int64(1), object(1)
memory usage: 4.8+ MB
```

Рис. 13. Вилучення аномалій, пов'язаних із періодом забору даних

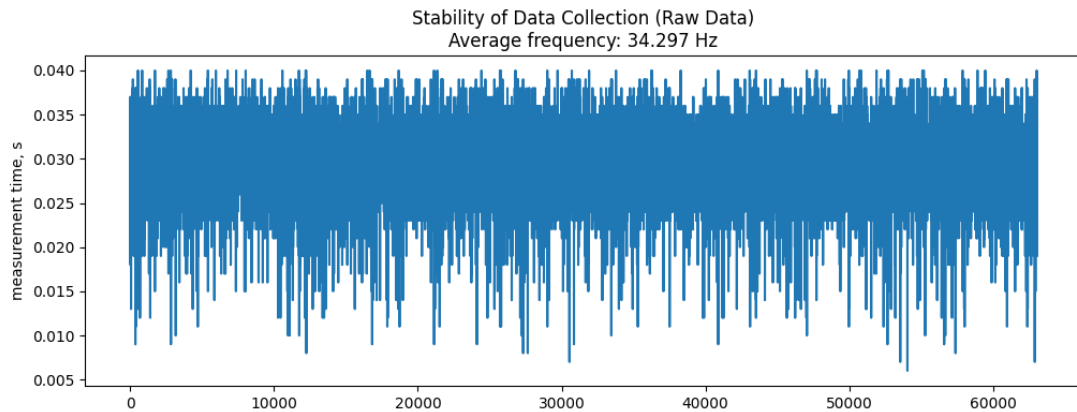


Рис. 14. Графік стабільності періоду забору даних після видалення аномалій та викидів