

**Рандомизация процесса
получения данных как средство
«обогащения» наблюдений и
ускорения обработки**

Граничин Олег Николаевич

[\(oleg_granichin@mail.ru\)](mailto:oleg_granichin@mail.ru)

3 марта 2011

**Перспективные компьютерные системы:
устройства, методы и концепции**

1. Введение

О себе

Трудности задач анализа информации и управления в реальном времени

- Процесс получения данных и управления
- Неопределенности
- Байесовский подход
- Недостаточность разнообразия исходных данных.
Изменчивость данных со временем
- Ограничениями по ресурсам в условиях реального времени

Области научных интересов

- Оптимизация и адаптивное управление
- Мультиагентные системы
- Вычислительная лингвистика
- Business Intelligence
- Новые модели вычислений
- Hi-tech Entrepreneurship

Topics in Math

- Randomized algorithms
- Stochastic optimizations (SPSA)
- Clustering
- Compressive sensing
- Financial mathematics
- Adaptive control
- Image and Video processing

Most interesting results

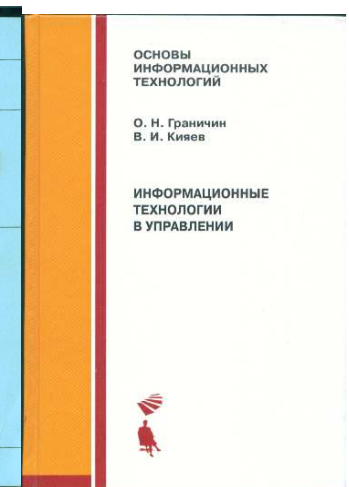
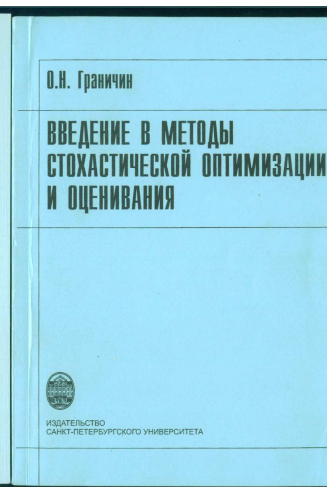
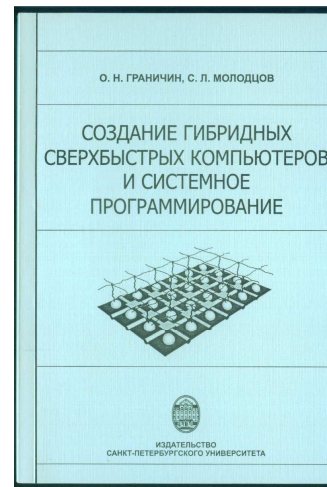
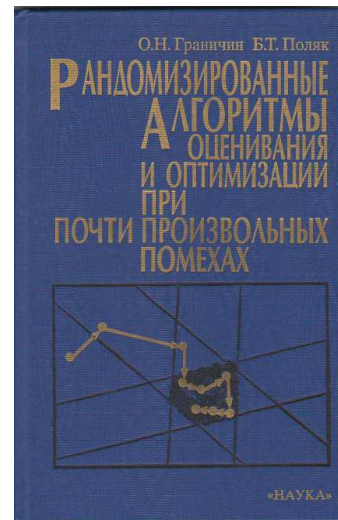
- l_1 -optimization
- SPSA algorithms
- Estimation under almost arbitrary noise
- Randomized clustering stability algorithm
- Randomized algorithm of R/S analysis
- Oriental languages recognition

Проекты (текущие)

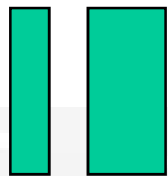
- Рандомизированные алгоритмы оптимизации, оценивания и кластеризации (бюджет СПбГУ)
- Мульти-агентное управление «роем» малых БПЛА (СТАРТ)
- Распознавание текстов на восточных языках (бюджет СПбГУ)
- Расчет границы континентального шельфа РФ (ГНИГИ)
- Адаптивная балансировка загрузки узлов в ГРИД (Интел)
- Atom/MeeGo for mobility (Интел)
- Эффективность использования помещений в СПбГУ (бюджет СПбГУ)

Учебные курсы

- Stochastic programming
- Quantum computing



Смена парадигмы



ExaScale

Процесс вычисления — набор асинхронных моделей взаимодействующих динамических систем

Стохастические системы

Гибридные системы

.....

**INTERNATIONAL JOURNAL OF
NANOTECHNOLOGY AND MOLECULAR
COMPUTATION**

January-March 2010, Vol. 2, No. 1

**Computational Model Based
on Evolutionary Primitives:
Turing Machine Generalization**

Oleg Granichin, Saint-Petersburg State University, Russia

Valentin Vasilev, Saint-Petersburg State University, Russia

Внешний вид БПЛА

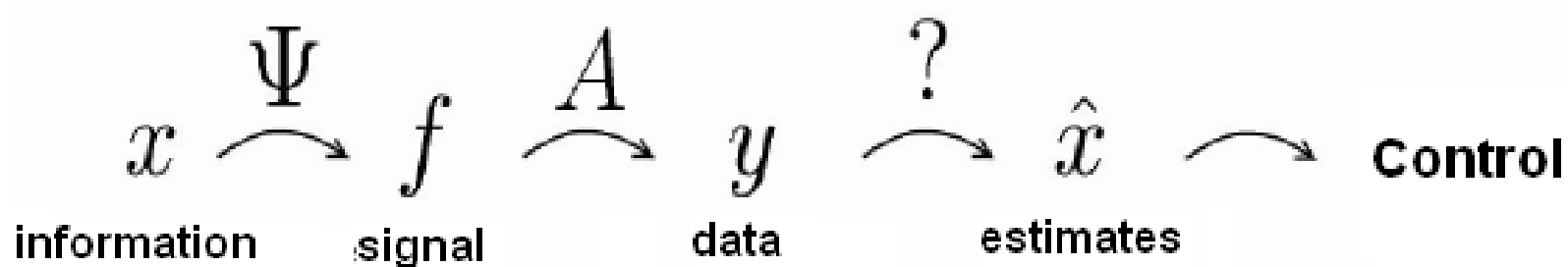


Система управления



Что важно?

- Information
- Signal
- ?



Информация, данные, знания

As an influence which leads to a transformation

- *information* is something potentially perceived as representation, though not created or presented for that purpose
- information has been perceived by a conscious mind and also interpreted by it, the specific context associated with this interpretation may cause the transformation of the information into *knowledge*
- *data* is signed and saved

Обратные задачи

Информация, данные, знания



$$y = \Phi x \quad (= \Phi(x))$$

y – dim m

x – dim N

Сколько измерений надо
сделать?

$$y = \Phi x + v$$



$$m > N$$

Анализ информации в распределенных сетях и реальном времени

- Трудности
 - ограничения ресурсов
 - недостаточная вариативность
данных наблюдения

Детерминированные подходы часто «проваливаются»

- В теории и практике возникает много трудностей, когда мы пытаемся исследовать “сложные” системы. Во многих практических приложениях традиционные детерминированные алгоритмы не дают результатов, когда система сложная. Часто это ведет к так называемым *NP*-сложным задачам.

Рандомизированные алгоритмы

- Один или несколько шагов базируются на случайном выборе одного из многих детермированных правил.
- Рандомизация может оказаться мощным средством для решения ряда проблем, которые кажутся не решаемыми детерминированными методами.

Снижение негативных влияний ограничений реального времени

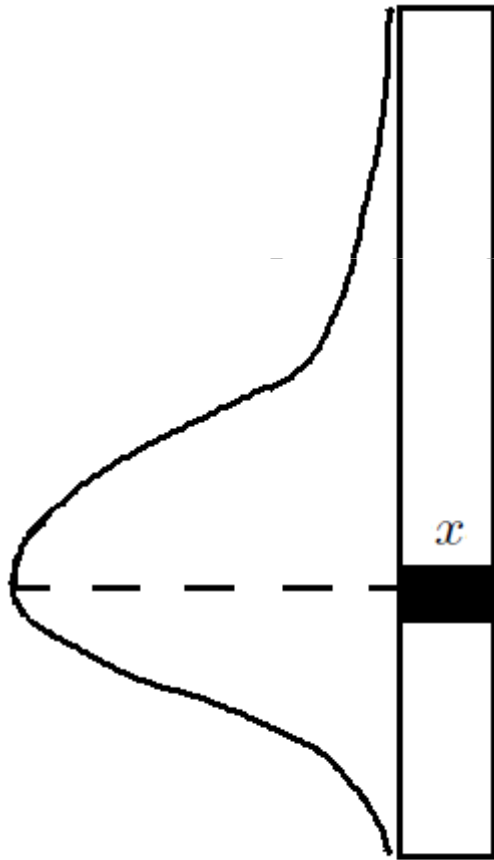
- Рандомизация может быть использована для обогащения данных наблюдений.
- Рандомизированный сценарный подход позволяет решить задачи “эффективно с высокой вероятностью” для почти всех ограничений, которые часто может быть очень много.

Обогащение данных наблюдений

$n = 1, 2, \dots$

$$y_n = \Phi(x) + v_n$$

B — Bayesian distribution



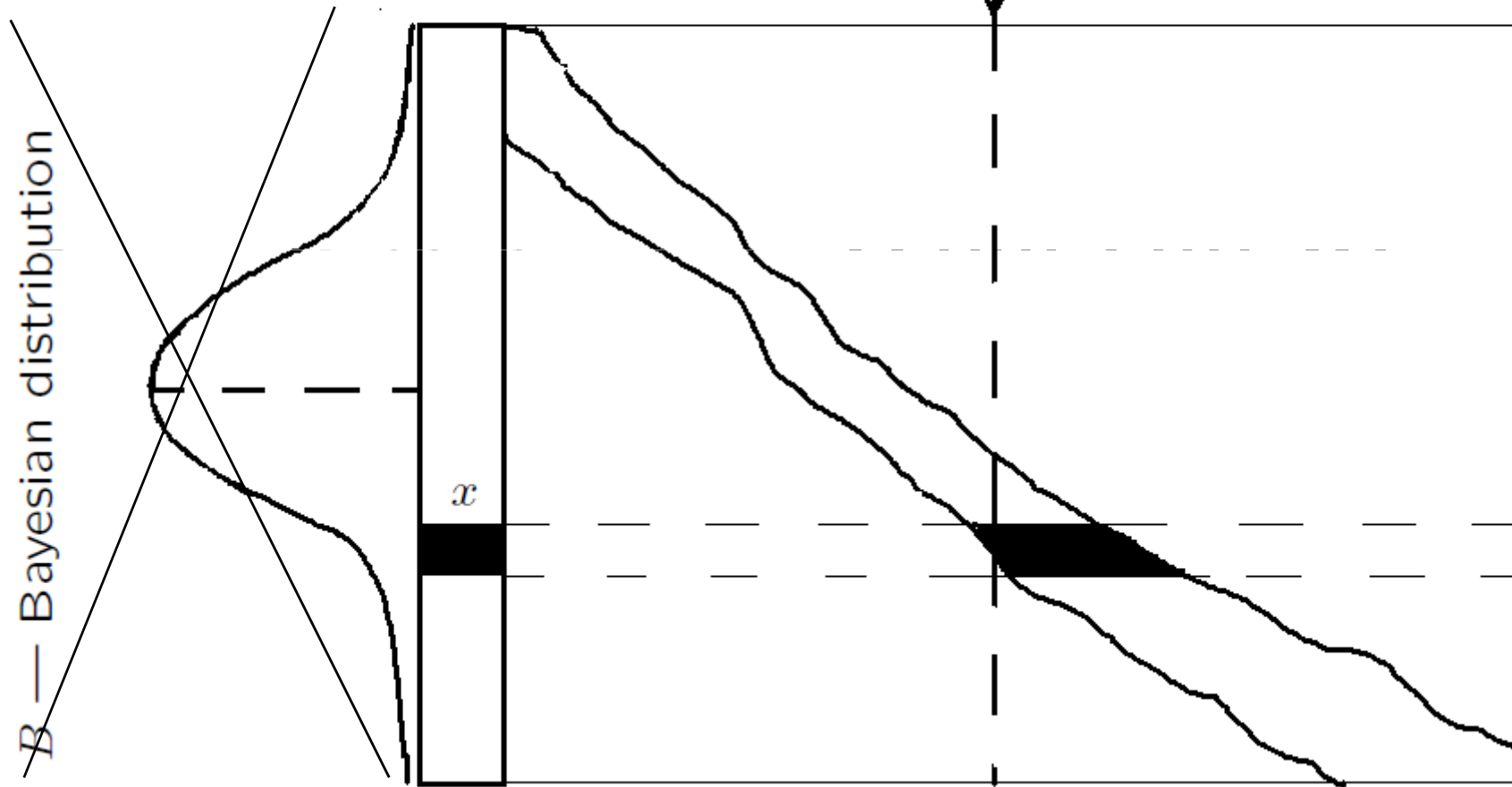
- For time series we can iteratively estimate B

Обогащение данных наблюдений

$n = 1, 2, \dots$

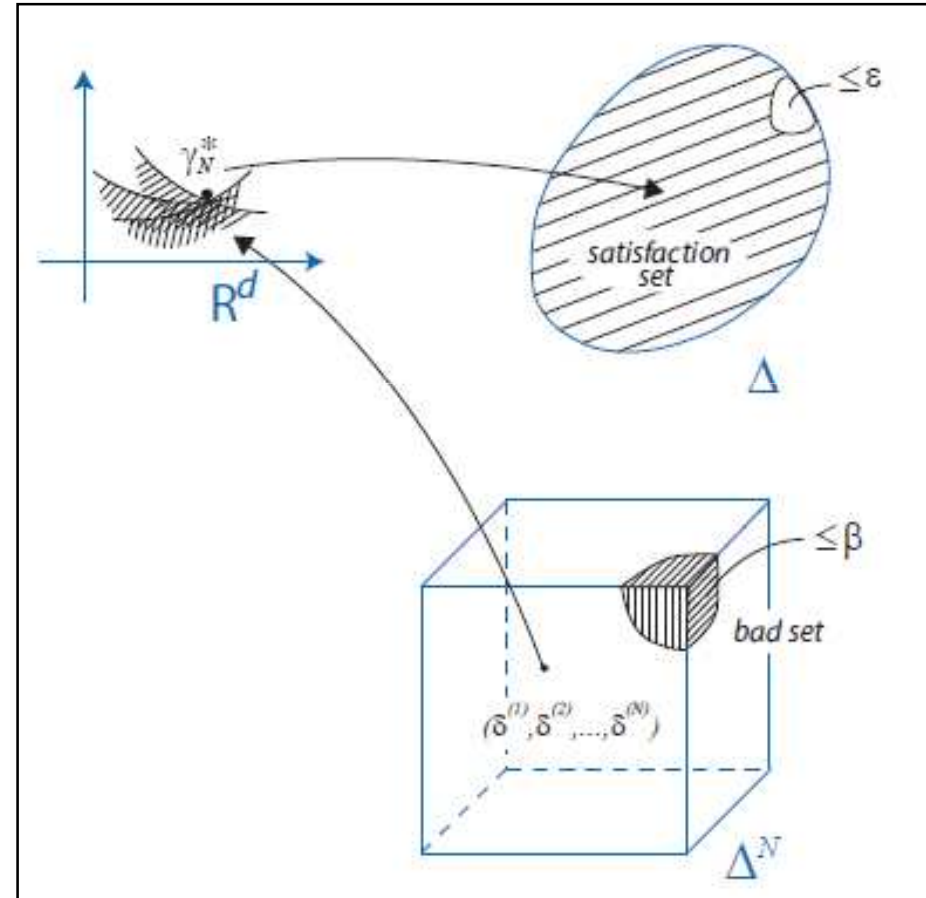
$$y_n = \Phi_n x_n + v_n$$

P — random Perturbation



Сценарный подход

- To choose a-priori the number of sample N
- To solve a problem with $Prob=1-b$ for almost all conditions (except measure e)



Рандомизация...

1930...

- Fisher (remove bias)

1950...

- Metropolis, Ulam (method Monte-Carlo)

1980-90

- Luing, Guffi, Polyak, Thibakov, Spall (fast algorithms)
- Granichin (arbitrary noise)
- Vadiyasagar (randomized Learning Theory)

2000....

- Campi *etc.*

+ характеристики

- Значительное сокращение числа операций
- Снижение систематических ошибок (эффекта смещения)
- Точность обычно не зависит от размерности данных

Произвольные помехи

$$y_n = \varphi_n \theta^* + v_n, \quad n = 1, 2, \dots$$

$\{\varphi_n\}$ is known random with mean M_φ and $\sigma_\varphi^2 > 0$

$\{\theta^* = 1\}$ *signal is present*

$\{\theta^* = 0\}$ *no signal*

$\{v_n\}$ is unknown but bounded noise

$$(MSE) \quad \hat{\theta}_n = \frac{\sum_{k=1}^n \varphi_k y_k}{\sum_{k=1}^n \varphi_k^2} \rightarrow \theta^* + \frac{M_\varphi M_v}{\sigma_\varphi^2} \quad \text{a.s.}$$

$$\delta = \frac{M_\varphi M_v}{\sigma_\varphi^2} + \frac{1}{2} \quad \text{decision level}$$

If $\hat{\theta}_n < \delta$ then — otherwise +

Рандомизированный МНК

$$\Delta_n = \varphi_n - M_\varphi$$

$$\Delta_n y_n = \Delta_n^2 \theta^* + \Delta_n M_\varphi \theta^* + \Delta_n v_n$$

$$\frac{\sum_{k=1}^n \Delta_k y_k}{\sum_{k=1}^n \Delta_k^2} = \theta^* + \frac{\sum_{k=1}^n \Delta_k (M_\varphi \theta^* + v_k)}{\sum_{k=1}^n \Delta_k^2}$$

$$(RMSE) \quad \hat{\theta}_n = \frac{\sum_{k=1}^n \Delta_k y_k}{\sum_{k=1}^n \Delta_k^2} \rightarrow \theta^* \quad \text{a.s.}$$

Моделирование

European
XFEL

TBM 2

12.0 %

TOTAL

27.5 %

TUNNEL BORING PROGR

[Overview](#)[Research](#)[Organization](#)[Construction Project](#)[News, events, ...](#)[Information fo](#)

CONTACT DETAILS

Prof. Serguei Molodtsov
Management Board
Scientific Director, Member of the Management Board
Phone +49 (0)40 8998-5779
Fax +49 (0)40 8998-1905
Mobile +49 (0)178 780 742 9

[Overview](#)[Research](#)[Organization](#)[Company](#)[Corporate Desi](#)[Press office](#)[Job offers](#)[Calls for tender](#)[Staff](#)[Construction](#)[News](#)[Events](#)

Granichin O. N., Molodtsov S. L. и др. Method of measurements with random perturbation: application in photoemission experiments // Review of scientific instruments. 79, 036103. 2008.

Многомерная оптимизация

$x_1, x_2, \dots$ — points of measurements $\in \mathbb{R}^d$

$y_1, y_2, \dots$ — observations $\in \mathbb{R}^1$

$$y_n = F(x_n, w_n) + v_n$$

$w_1, w_2, \dots$ — uncontrollable unknown

random with unknown distribution $P(\cdot)$

$v_1, v_2, \dots$ — unknown but bounded (nonrandom)

The goal is

$$f(x) = \int F(x, w) P(dw) \rightarrow \max$$

Конечно-разностные аппроксимации

- Number of observations = $2d$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} - \alpha_n \frac{Y_n^+ - Y_n^-}{2\beta_n},$$

$$Y_n^\pm = \begin{pmatrix} F\left(w_{2r(n-1)+\frac{3\pm 1}{2}}, \hat{\theta}_{n-1} \pm \beta_n e_1\right) \\ F\left(w_{2r(n-1)+\frac{7\pm 1}{2}}, \hat{\theta}_{n-1} \pm \beta_n e_2\right) \\ \vdots \\ F\left(w_{2rn-\frac{1\pm 1}{2}}, \hat{\theta}_{n-1} \pm \beta_n e_r\right) \end{pmatrix}$$

SPSA Algorithm

$\Delta_1, \Delta_2, \dots$ — probing sampling
with Bernoulli distribution $\Delta_n = \begin{pmatrix} \pm 1 \\ \pm 1 \\ \vdots \\ \pm 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^d$
(simultaneous perturbation)

$$\hat{\theta}_0 \in \mathbb{R}^d$$

$$x_n^\pm = \hat{\theta}_{n-1} \pm \beta_n^\pm \Delta_n$$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} + \frac{\alpha_n}{\beta_n^+ + \beta_n^-} \Delta_n (y_n^+ - y_n^-)$$

One Measurement Form

$$x_n = \hat{\theta}_{n-1} + \beta_n \Delta_n$$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} + \frac{\alpha_n}{\beta_n} \Delta_n y_n$$

- We reduce number of observations
to 1 or 2 instead $2d$

The SPSA Grounds

$$E(\theta_n - \frac{\alpha_n}{\beta_n} \Delta_n f(\theta_n + \beta_n \Delta_n)) \approx$$

$$\theta_n - \frac{\alpha_n}{\beta_n} E(\Delta_n f(\theta_n) + \frac{\beta_n \Delta_n \Delta_n \nabla f(\theta_n)}{2}) =$$

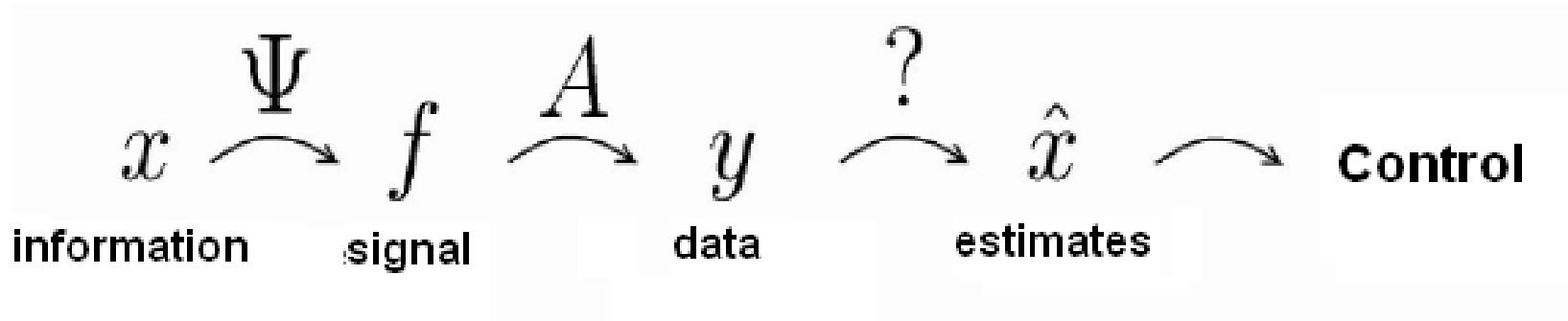
$$\theta_n - \frac{\alpha_n}{2} \nabla f(\theta_n).$$

Преимущества SPSSA

- Асимптотически оптимальная скорость сходимости
- Min число измерений на итерации
- Состоятельность при почти произвольных помехах
- Работоспособность в нестационарных задачах
- Легко может быть реализован на квантовом компьютере

*Randomized Measurements
and l_1 -optimization
(Compressive Sensing)*

Data processing



$$\Phi = A \Psi$$

$$y = \Phi x$$

Information theory

Shanon-Nyquist-Kotel'nikov Theorem

$$x = \{f(t) : t \in \mathbb{R}\} \in L_2(\mathbb{R})$$

$$N=2\omega_{\max}$$

$$f(t) = \sum_{i \in \mathbb{Z}} y_i \operatorname{sinc}(\pi(\omega_{\max} t - i)),$$

$$y_i = f\left(\frac{i}{\omega_{\max}}\right), \operatorname{sinc}(t) = \frac{\sin(t)}{t}.$$

From 1D to 2D, 3D

1D – 1940-80

- $N=10^3$

2D – 1980-90

- $N=10^6$ – Large

3D – 2000-10

- $N=10^9$ – Huge

$m \ll N$ *Is it possible?*

Sparse (compressive) signals

s-sparse vector

$x = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 7, 0, \dots, 0, 3, 0, \dots)^T$ – 3-sparse

s-sparse signals

$$f \quad N \times 1 \quad \mathbb{R}^N$$

$$f[n], \quad n = 1, 2, \dots, N$$

$$\{\psi_j\}_{j=1}^N$$

$$\Psi = (\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N) \quad N \times N$$

$$f = \sum_{j=1}^N x[j] \psi_j, \quad \text{or} \quad f = \Psi x,$$

$$x[j] = \langle x, \psi_j \rangle = \psi_j^T x,$$

Transform coding

Ineffectiveness

- all N data are needed
- all new N elements are to be calculate but many of them are zero
- $2s$ elements are to be coding

New paradigm

Compressive sensing

- $m \ll N$
- compressive (sparse) signals

Candes E., Romberg J., Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information // IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. **52**. No. 2. Feb. 2006. P. 489–509.

Donoho D. Compressed sensing // IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. **52**. No. 4. Apr. 2006. P. 1289–1306.

Compressive Sensing

$$m < N$$

$$\{a_i\}_{i=1}^m$$

$$y_i = \langle a_i, f \rangle$$

$$y \quad m \times 1$$

$$y = Af = A\Psi x = \Phi x,$$

$$\Phi = A\Psi \quad m \times N$$

Problems

- How to choose an universal matrix A ?
- What is signal recovery algorithm?

Matrix A

- Restricted Isometric Property

$$\sqrt{1 - \delta} \leq \frac{\|\Phi z\|_2}{\|z\|_2} \leq \sqrt{1 + \delta}$$

- Incoherence

$$\mu(A, \Psi) = \sqrt{N} \max_{i,j} \frac{|\langle a_i, \psi_j \rangle|}{\|a_i\|_2}.$$

Universal random matrix A

- Gaussian $N(0, 1/m)$
- Bernoulli $P(a[i, j] = \pm 1/\sqrt{m}) = \frac{1}{2}$
- or $a[i, j] \in \{0, \pm\sqrt{3/m}\}$

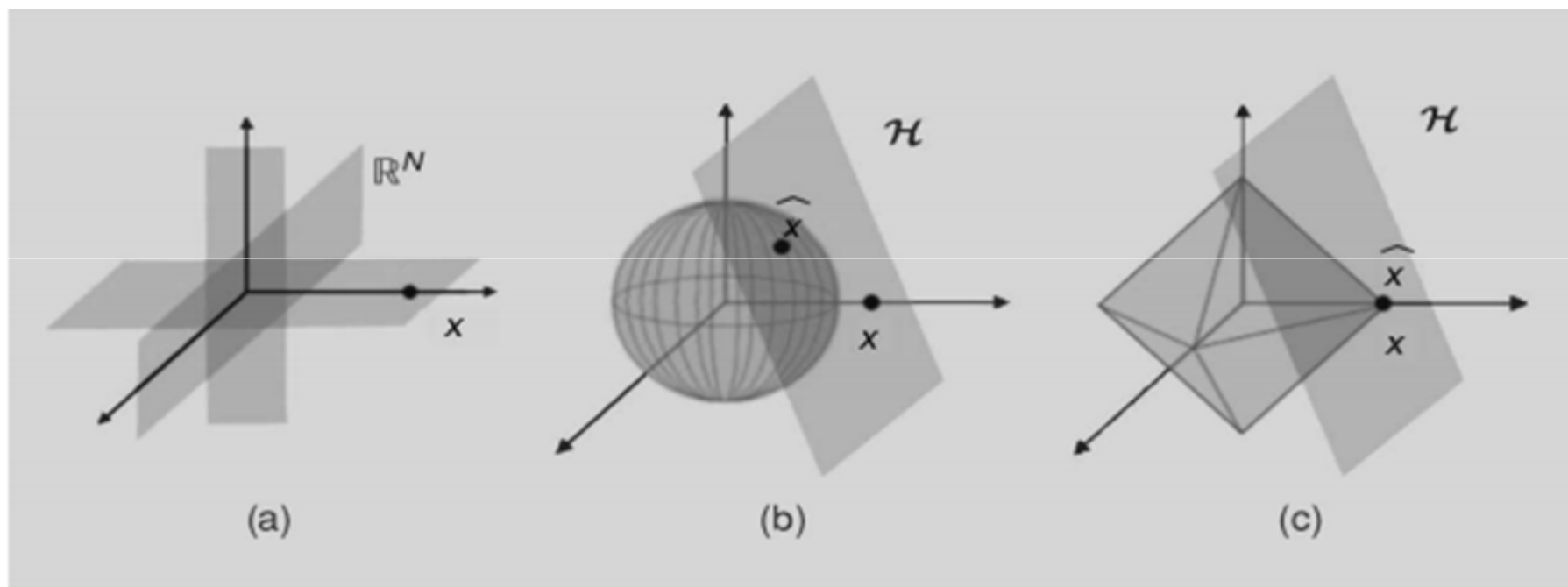
$$m \geq c s \log(N/s)$$

Signal recovery algorithm

To solve l_1 -optimization problem

$$\|x\|_1 = \sum_j |x[j]| \rightarrow \min : \quad y = \Phi x$$

l_1 -optimization



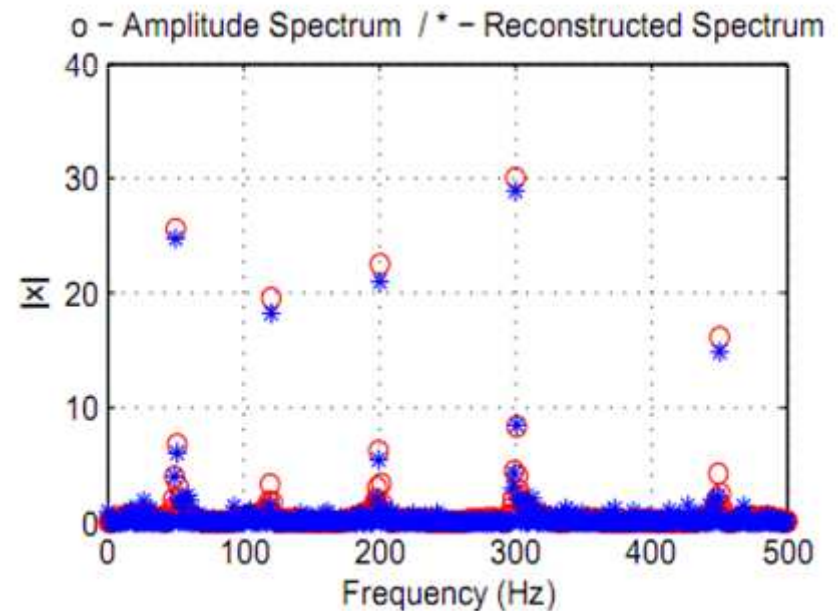
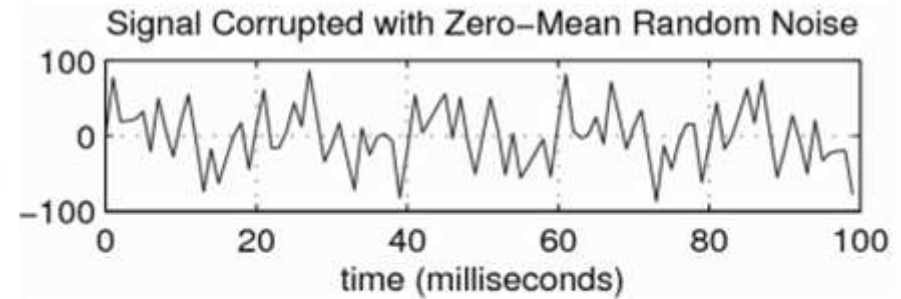
Example

$$f(t) = \sum_{j=0}^N x[j] \exp^{i2\pi jt/N},$$

$$t = 0, \dots, N - 1,$$

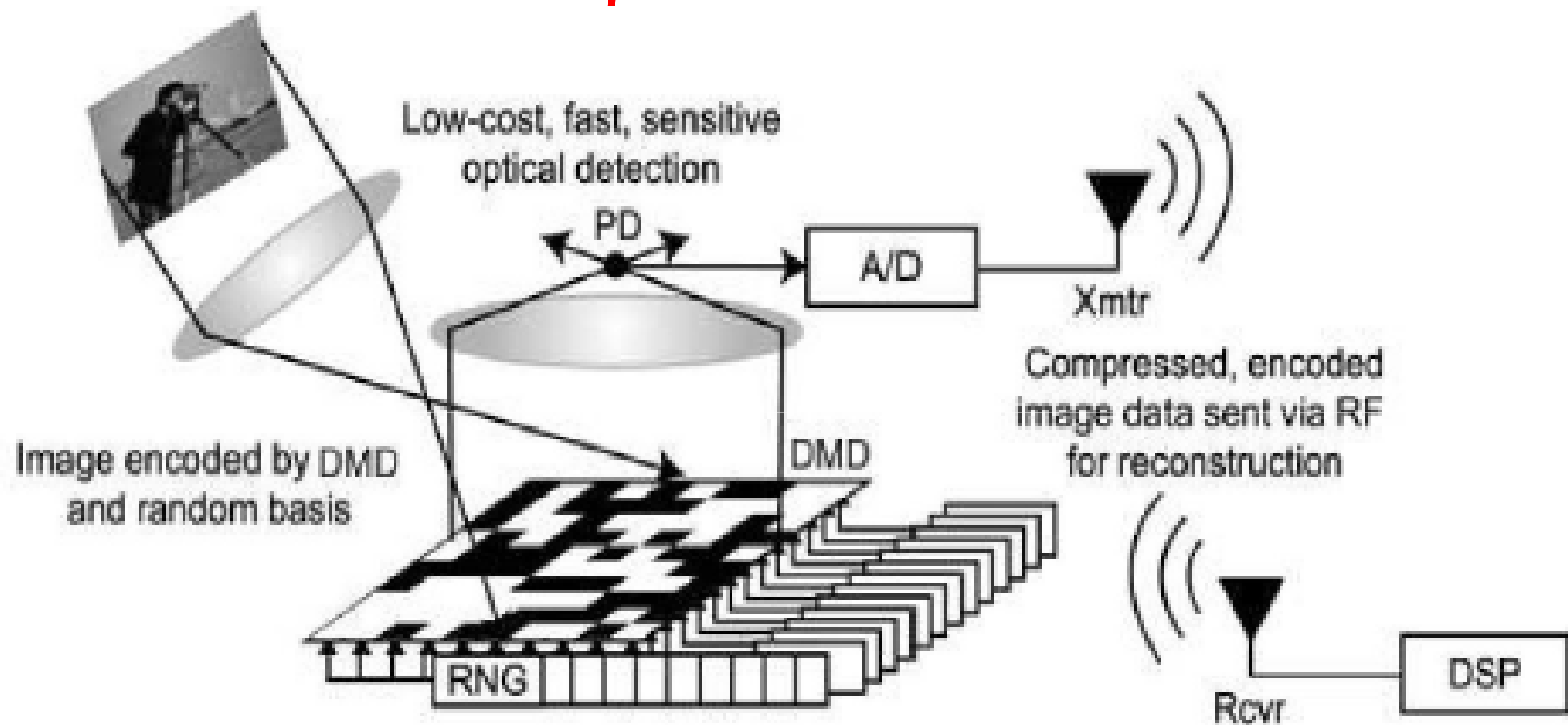
$$s \ll N$$

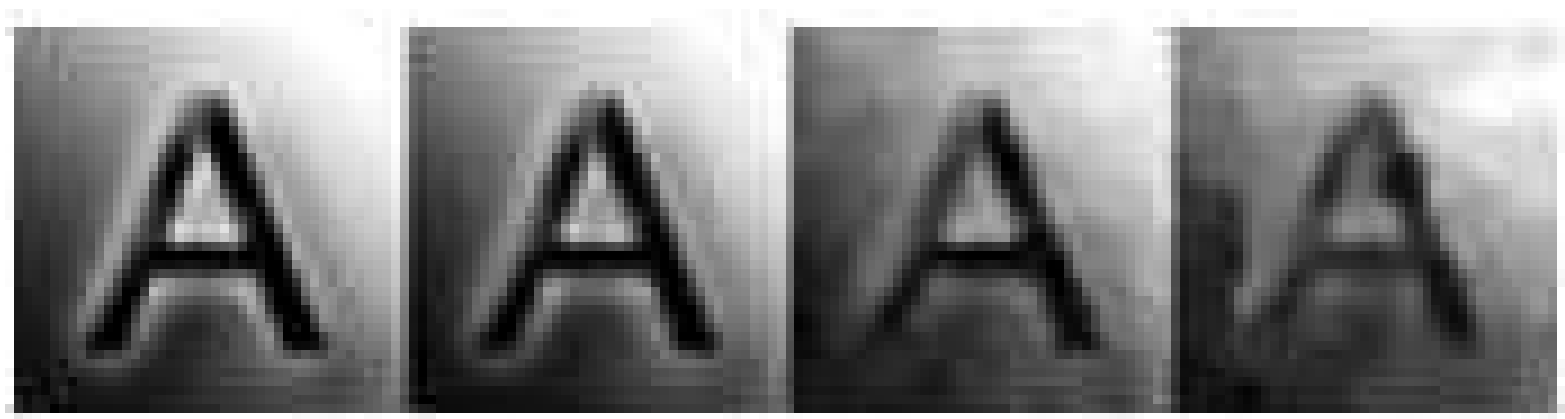
$$s = 5$$



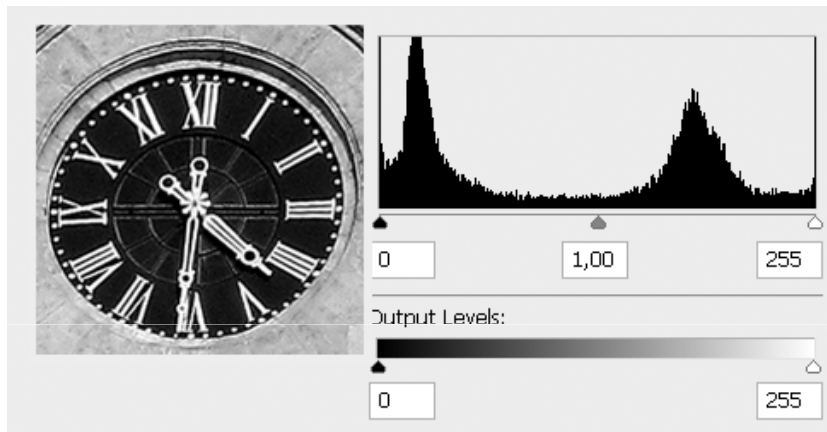
Определение частот и амплитуд 5-редкого сигнала.

One pixel camera

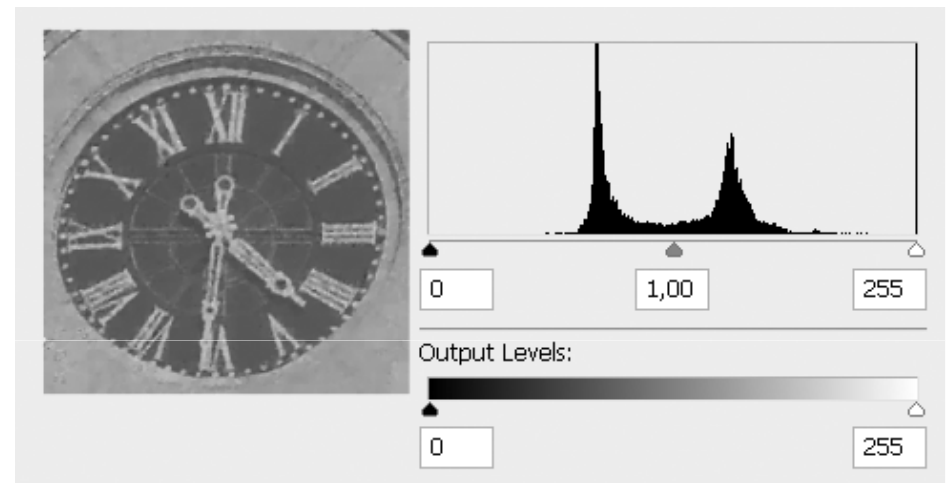




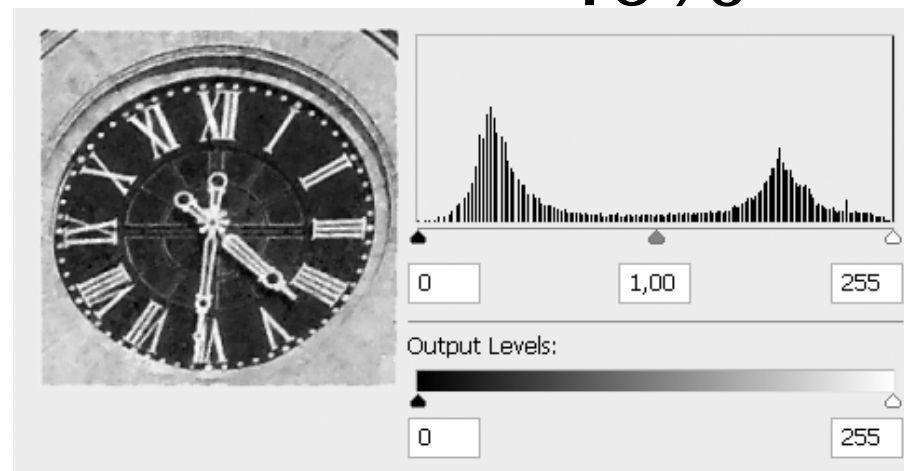
Original 100% 40% 20%



Original



40%



Approach	Geometric/ Combinatorial	Number of Measurements m	Number of Iterations	Worst Case Time Complexity	k -term Approximation	Noise Resilience
ℓ_1 Embedding of Expander Codes	Combinatorial	$O(k(\log n)^{\log n})$	-	$O(n^3)$	Compressible	No
Unique Neighborhood	Combinatorial	$O(n)$	$O(n)$	$O(n)$	Almost k -sparse	Sparse Noise
Unique Neighborhood	Combinatorial	$O(k \log n)$	$O(k \log n)$	$O(n \log n)$	Almost k -sparse	Sparse Noise
RIP-1	Geometric	$O(k \log(\frac{n}{k}))$	-	$O(n^3)$	Compressible	Sparse Noise
Hash Functions	Combinatorial	$O(k \log \frac{n}{k} \log n)$	$O(k \log \frac{n}{k} \log n)$	$O(k \log^3 n)$	Compressible	Sparse Noise
All Unique Neighborhoods	Combinatorial	$O(k \log(\frac{n}{k}))$	$O(n)$	$O(n \log(\frac{n}{k}))$	Compressible	Sparse Noise
RIP-1	Geometric	$O(k \log(\frac{n}{k}))$	$R =$ $O(\log(\frac{d\ x\ _1}{\ e\ _1}))$	$O(n \log(\frac{n}{k}) \log R)$	Compressible	Sparse Noise
Unique Neighborhood	Combinatorial	$O(k \log(\frac{n}{k}))$	$O(k)$	$O(n \log(\frac{n}{k}))$	Almost k -sparse	Sparse Noise

*A randomized algorithm for
estimation amount of clusters
(Cluster Stability)*

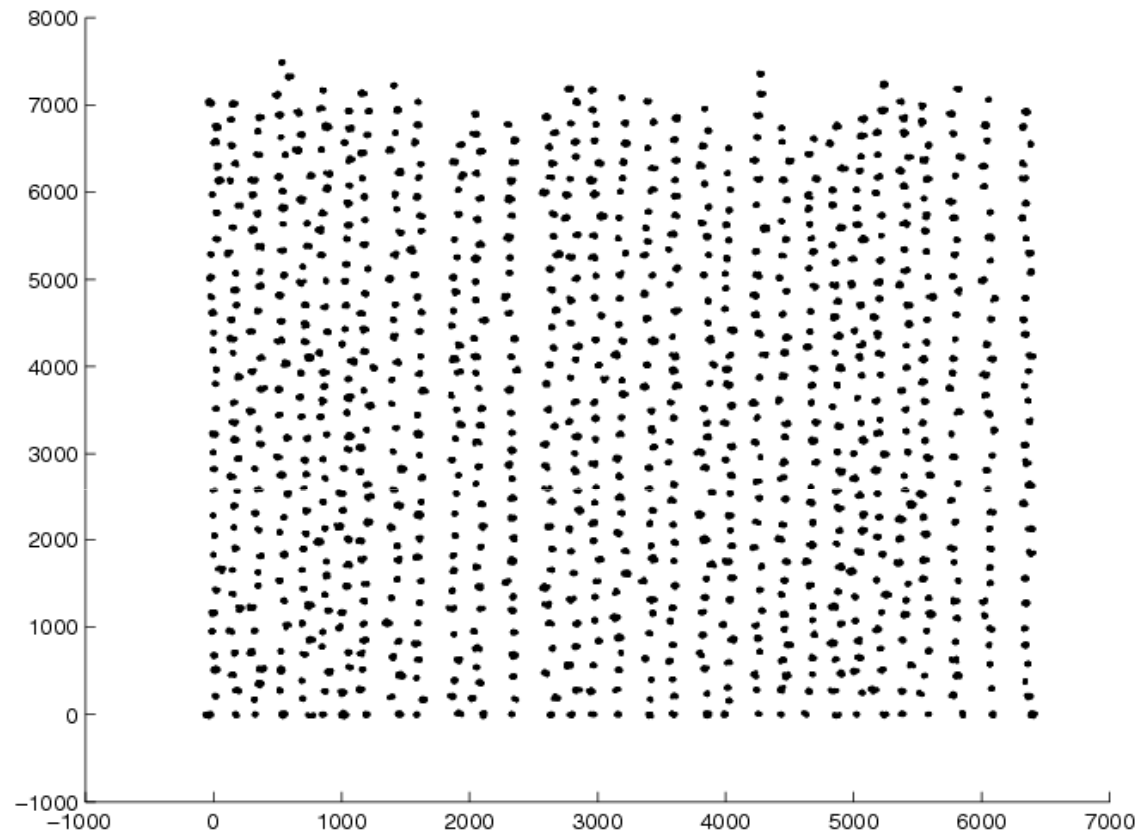
Example. Synthetic data set

The synthetic dataset is simulated as a set of 1024 clusters of 8-16 instances each. Instances in each cluster were generated according to a uniform distribution based on circle with radius from 10 to 30

(random value for each cluster).

- Number of Instances: 11245
- Number of Attributes: 2

Example. Synthetic data set



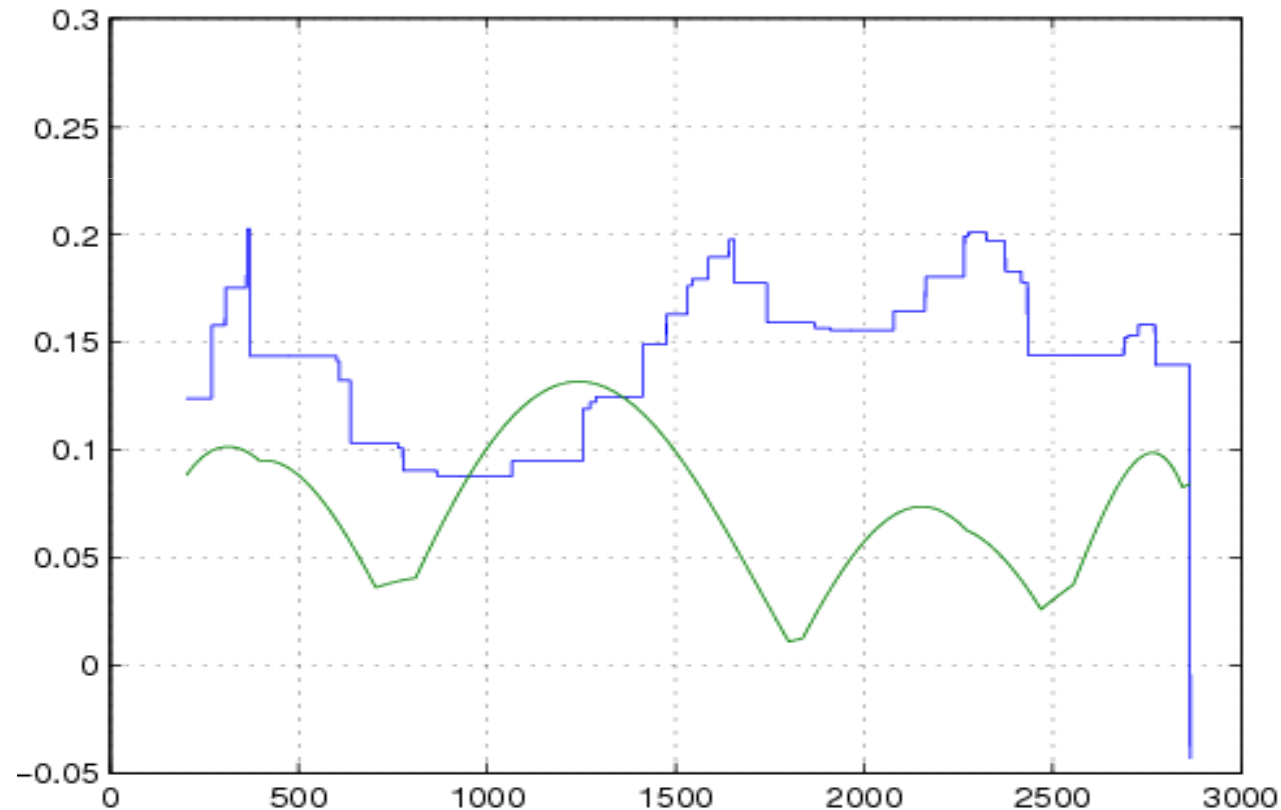
The scatter plot of the considered synthetic data set

Example. Synthetic data set

Scenario approach allows us to reduce significantly the number of clusterization algorithms computation.

We choose $M=8$, $N=10$, $T=3$ and $D=0.7$.

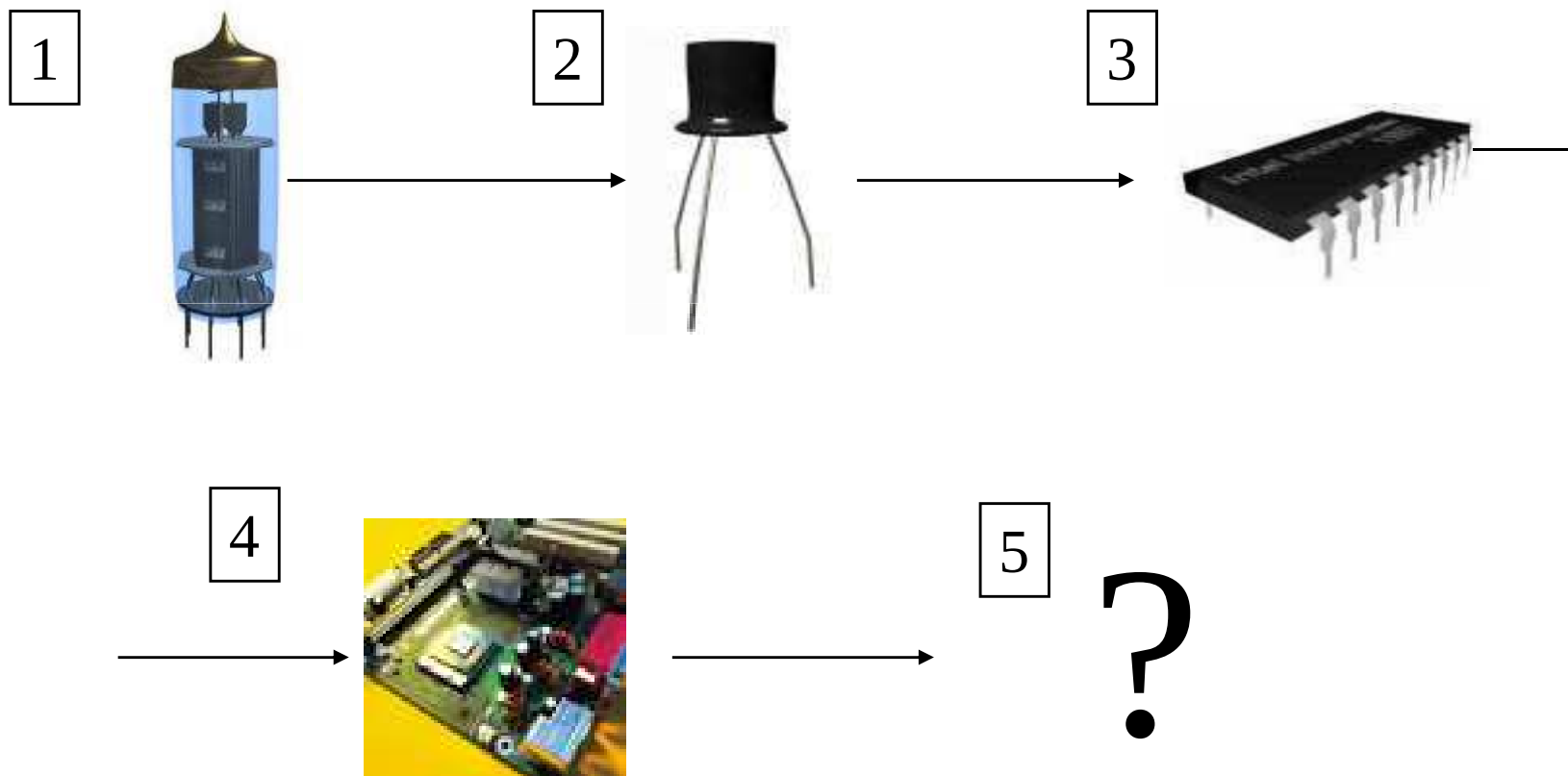
We calculate only 30 values of $I(k)$ instead 3100.



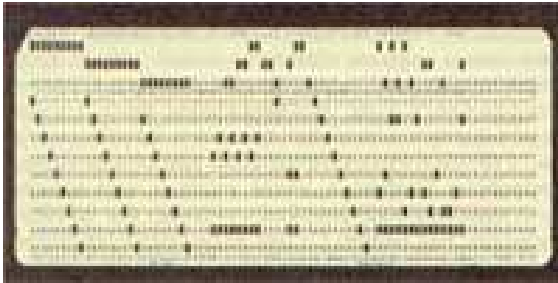
***Создание принципиально
новых сверхбыстрых
вычислительных устройств***

Олег Граничин
(oleg_granichin@mail.ru)

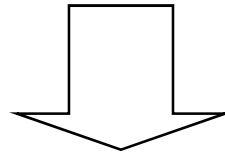
Поколения компьютеров



Изменение функциональности

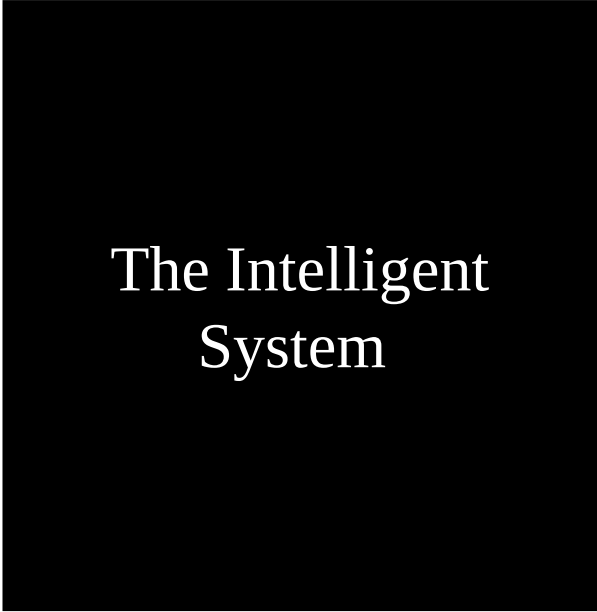


Компьютеры,
ориентированные на задачу



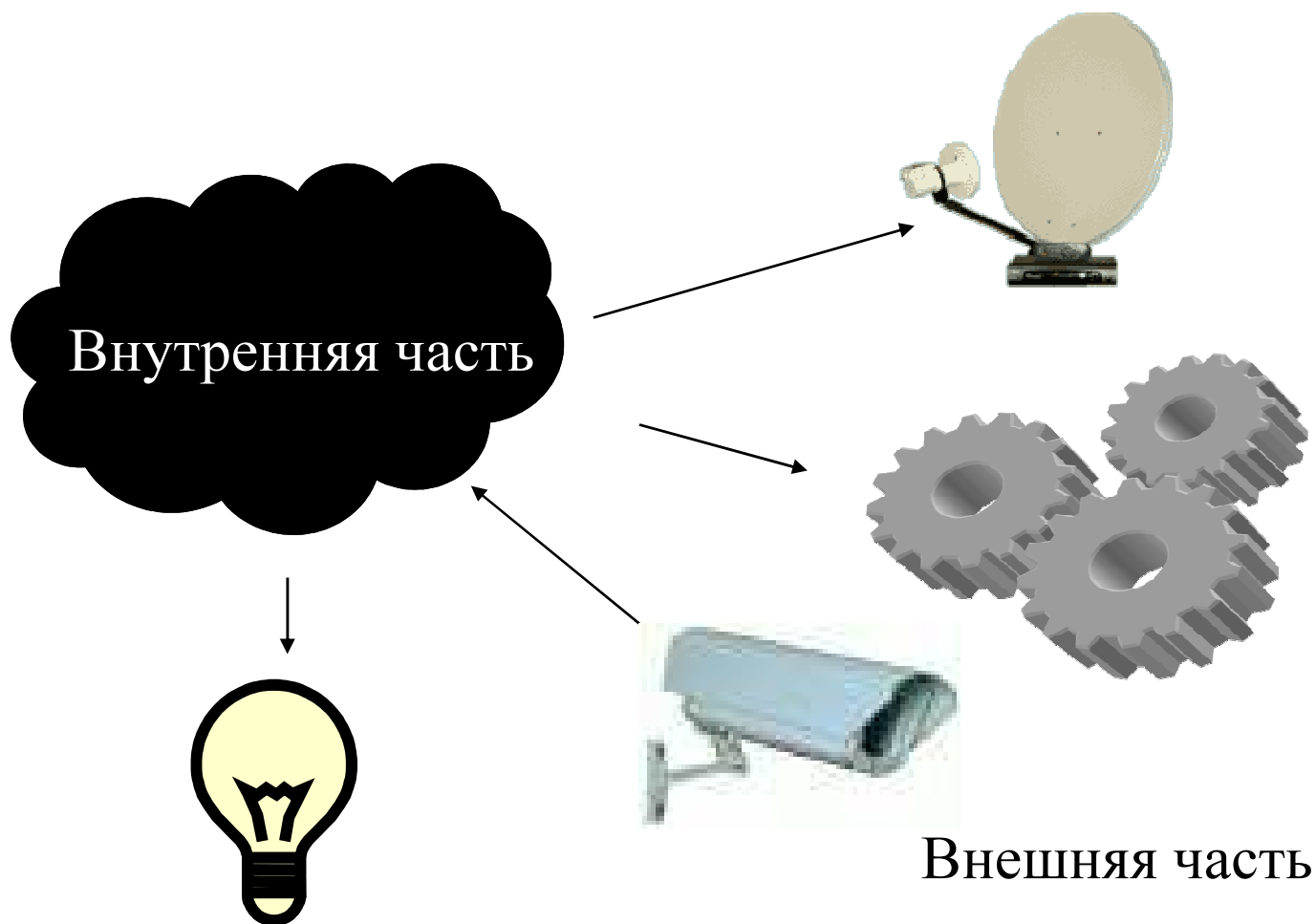
Операционные системы,
многозадачность,
универсальность и т.п.

Что дальше?

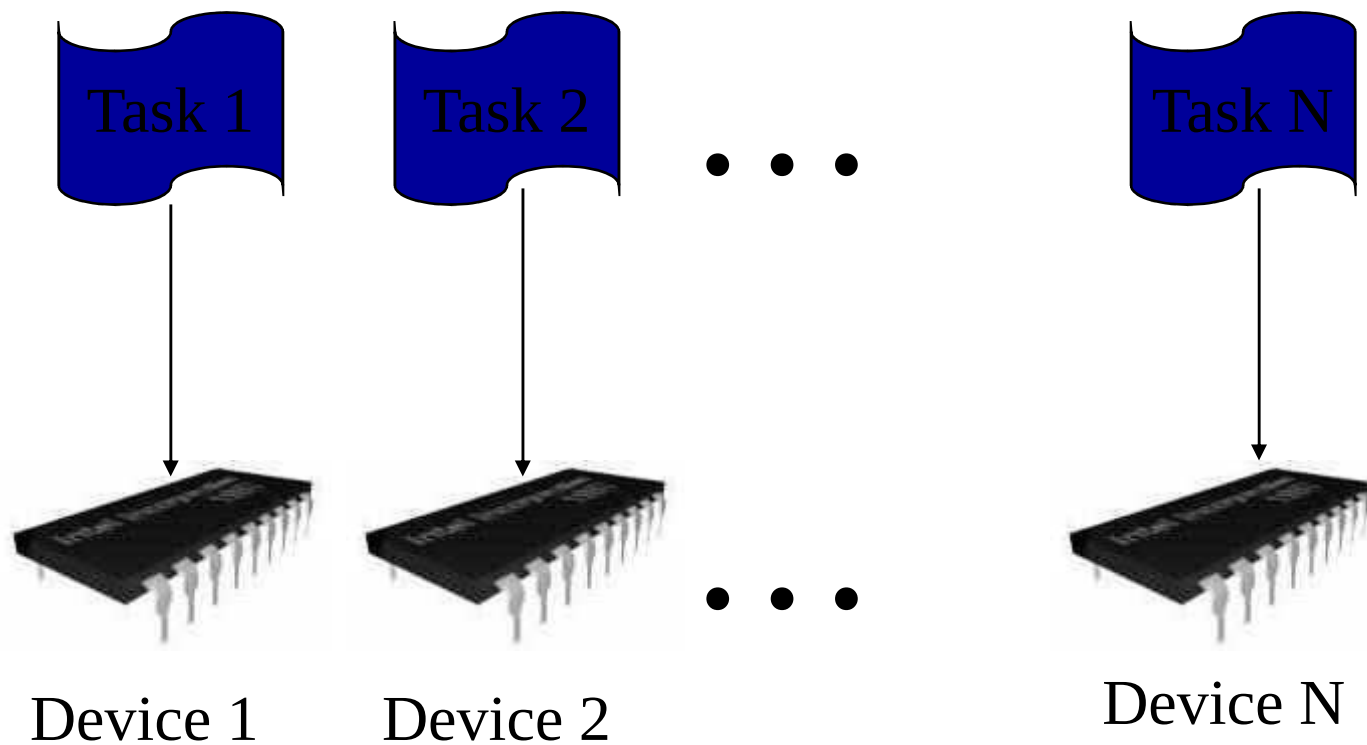


The Intelligent
System

Как создать искусственный интеллект



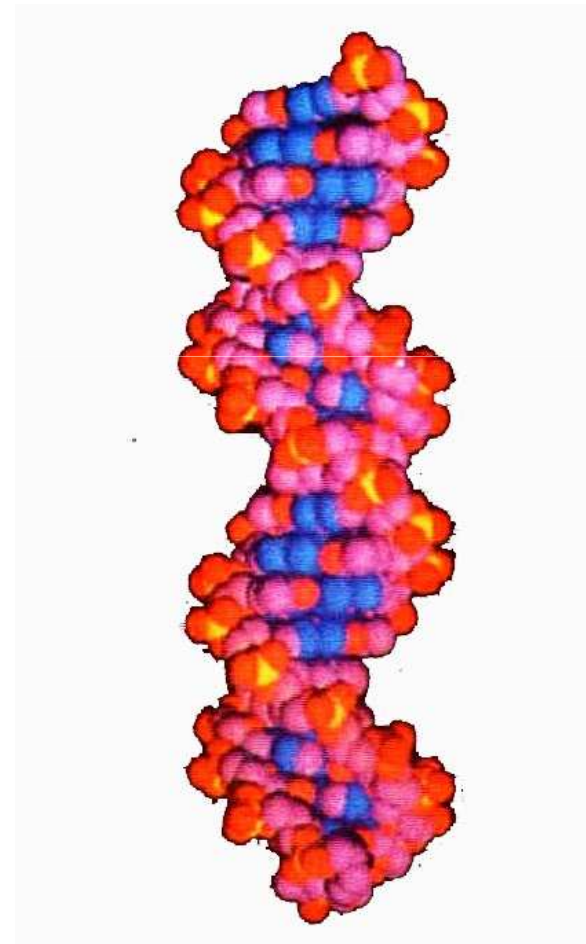
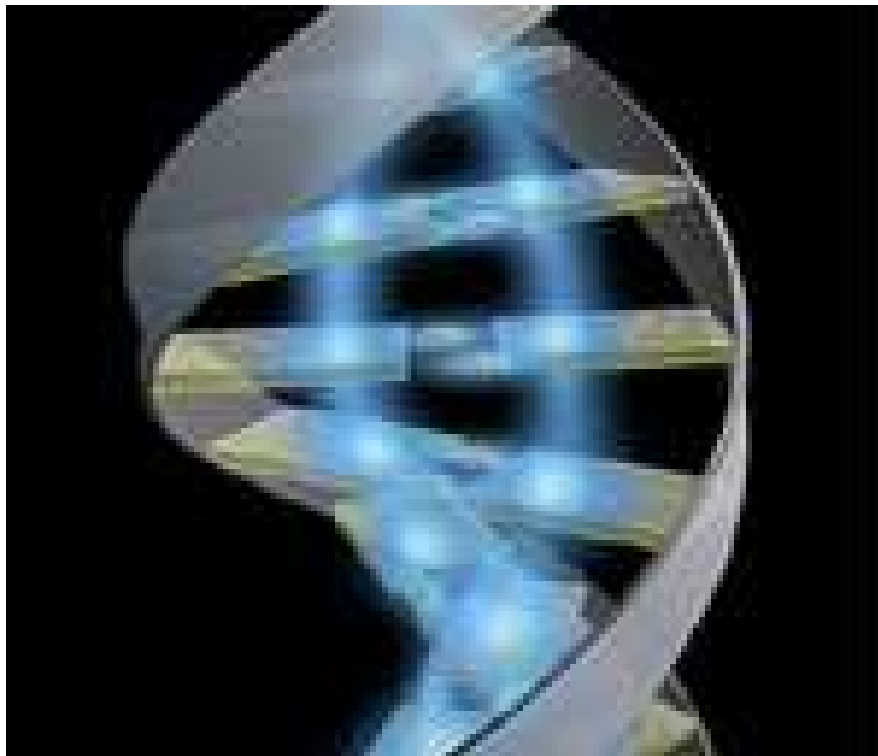
Интеллектуальный выбор



Условия для внутренней части ИС

- Для любой задачи, в системе есть специальное устройство для ее решения
- Информация из внешнего мира «доставляется» ко всем таким устройствам одновременно

Пример возможной реализации внутренней части



Информационный резонанс



Что такое вычисления?

- от Абака
- до Компьютера
- ...?

Тезис Черча-Тьюринга

1. В информатике принимают на веру тезис Черча-Тьюринга о том, что любой процесс, который интуитивно мог бы быть назван процедурой, реализуем машиной Тьюринга. В основе этой веры лежит убежденность в возможности записать любой физический процесс в виде конечномерной модели: $\dot{x} = F(x)$, где x из какого-то конечномерного пространства. На этой основе создана и развивается вся современная теория сложности алгоритмов



При разработке нового вычислительного устройства "в железе" надо только уметь реализовывать несколько элементарных операций, а любой более сложный алгоритм может быть составлен из их последовательного или параллельного применения.

2. Это ведет к разделению направлений работ:
одни создают "железо", другие разрабатывают алгоритмы

Уменьшение элементной базы

3. Основа современной ВТ полупроводники - диоды и транзисторы.

За последние 40 лет каждый год размер элементарного "вентилля" в ВУ уменьшается на 30%.

В 2010 будет запущен завод по производящих микросхемы по технологии 22 нм

Уровень $100\text{\AA}=10\text{нм}$ - размер молекул - предельная величина. Вся логика развития элементной базы ВТ ведет к "молекулярной электронике", но в силу принципа неопределенности Гейзенберга в ней очень мало места для классической информации - битов {0} и {1}, не изменяющихся на протяжении одного такта ВУ.

Будущий «скачок»

4. Изучение проблем в математическом описании различных быстроизменяющихся динамических процессов приводит к выводу о том, что в природе есть очень много важных процессов, которые принципиально не описываются конечномерными моделями.

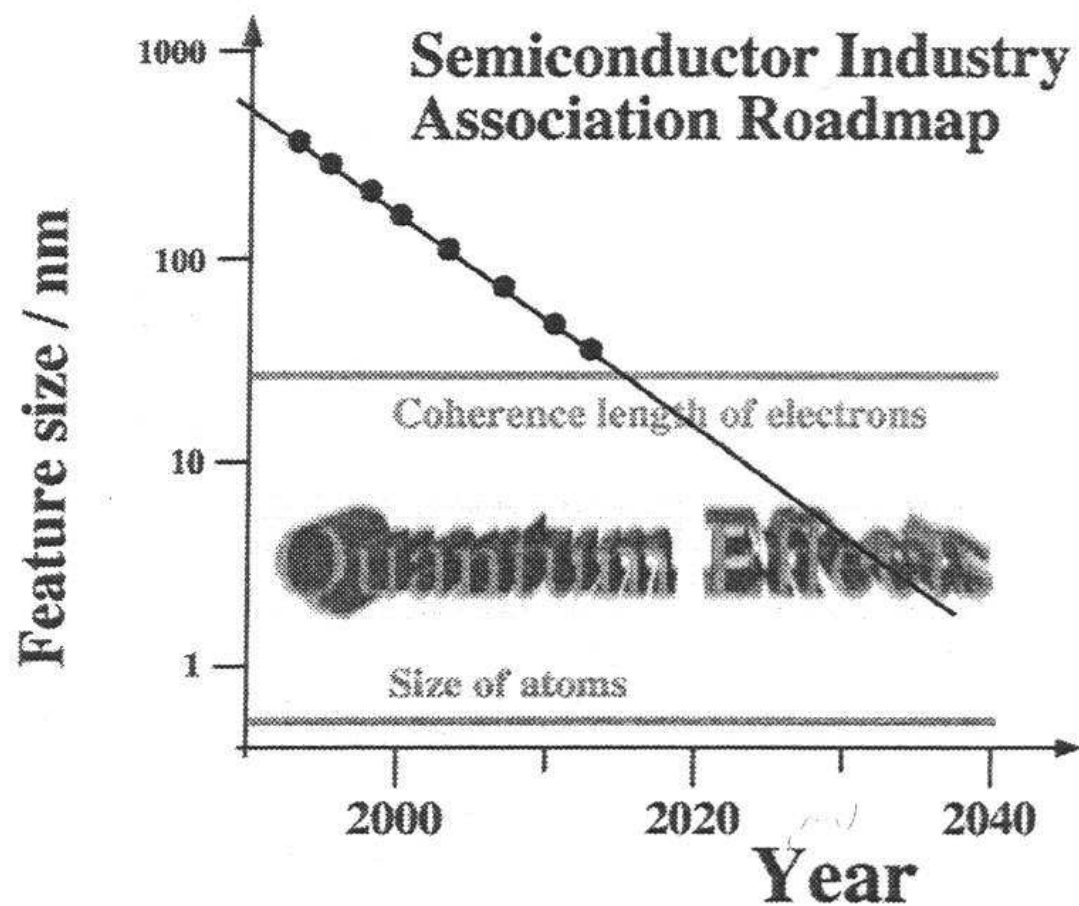
Примеры: кластеризация в потоках концентрированных дисперсных смесей, образование многомасштабных вихревых структур в турбулентных течениях жидкости и пластических течениях твердых материалов при импульсном нагружении, образование белка в клетках живых микроорганизмов, а также иерархии структур в живых системах.



Вполне вероятно ошибочность тезиса Черча-Тьюринга, т.е. совсем не обязательно какое-то вновь придуманное изобретателем новое вычислительное устройство будет эквивалентно (в смысле вычислительной мощности) набору из более простых.

Вывод: Качественный скачок в развитии ВТ произойдет при соединении усилий разработчиков "железа" и алгоритмов на разработке высокоэффективных сложных "железок", способных решать сложные задачи.

Современные разработки аппаратуры для выполнения квантовых вычислений



Electronic structure of pristine and activated bacterial S-layers (*Bacillus spharicus*)

S.L. Molodtsov *Inst. of Solid State Physics TU Dresden*

* Supported by SFB463

Cooperation

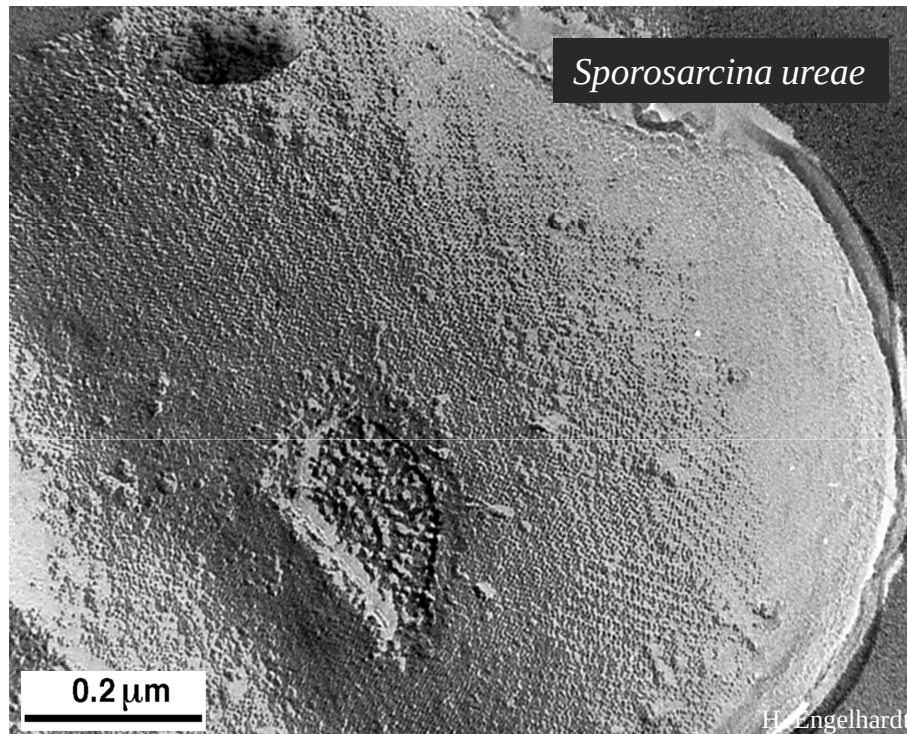


A. Kirchner, M. Mertig
W. Pompe

D.V. Vyalikh, S. Danzenbächer, M. Besold
Yu.S. Dedkov, S.L. Molodtsov

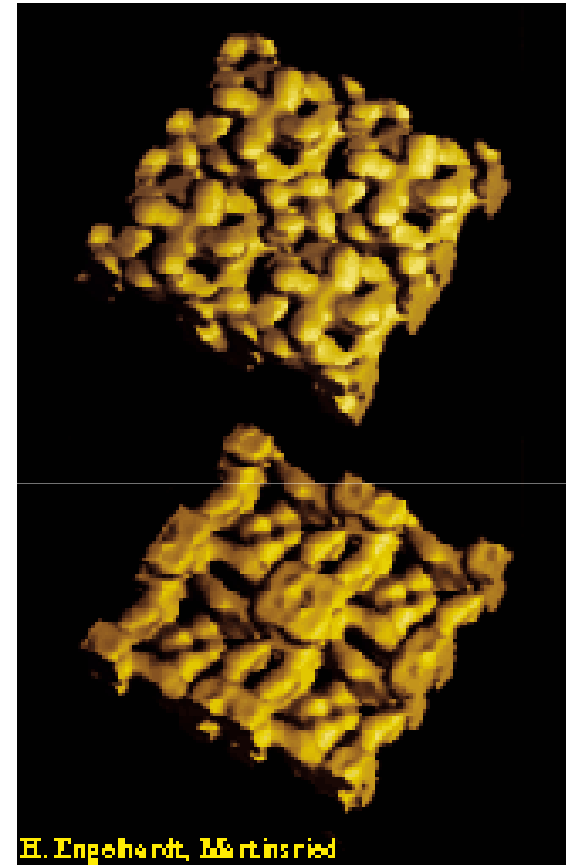
S layer: Structural properties

H. Eberhardt *et al.*, J. Bacteriol. 168 (1986) 309



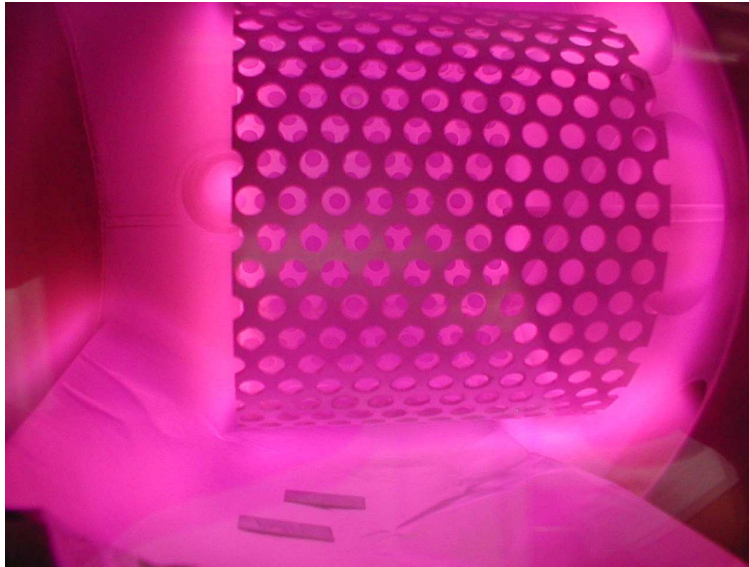
H. Eberhardt, NATO ASI Series (Springer-Verlag, 1991)

Transmission electron microscopy image



3D reconstruction of S layer viewed from
outer (top) and inner (bottom) surface

Growth of S layer on SiO_x/Si substrates



Plasma treatment of substrates

Protein subunits are composed
of 20 different amino acids.
Their atomic composition is



without plasma treatment

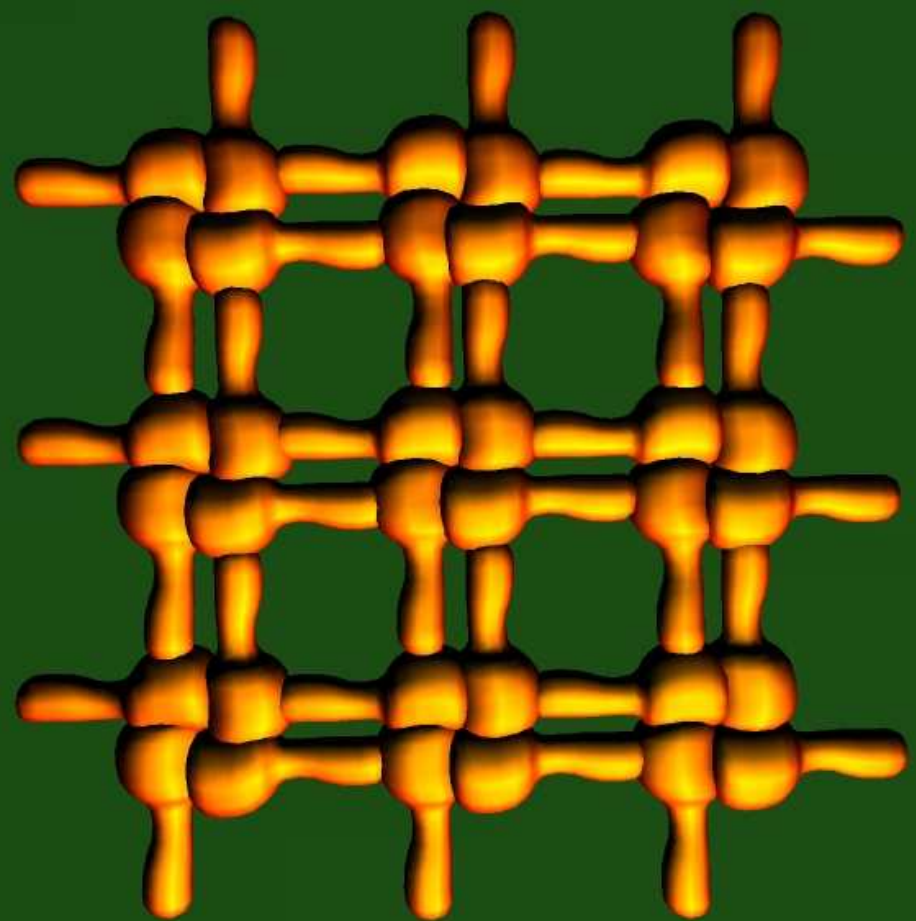


Solution of sodium phosphate,
MgCl₂ and NaN₃

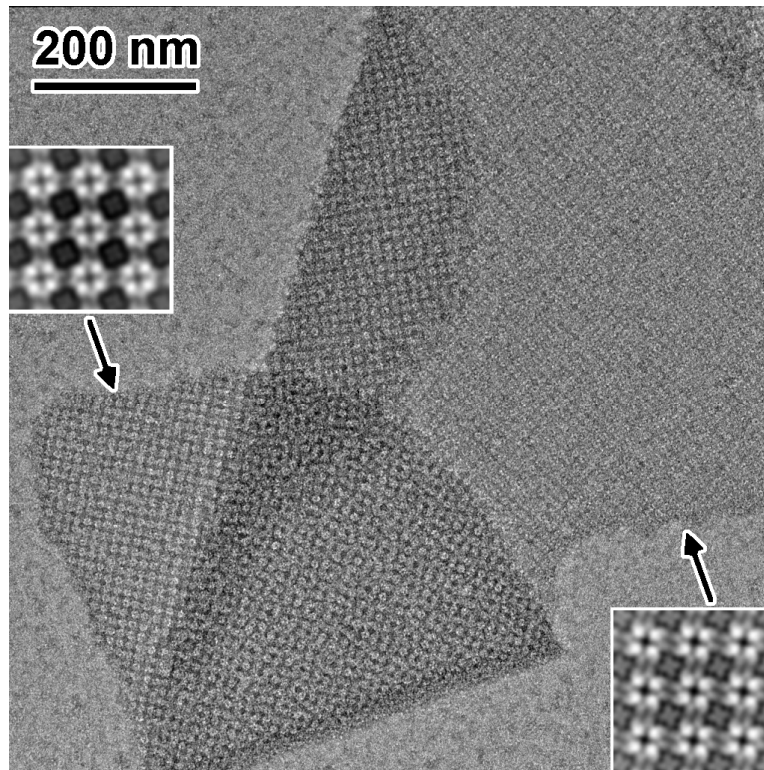
with plasma treatment



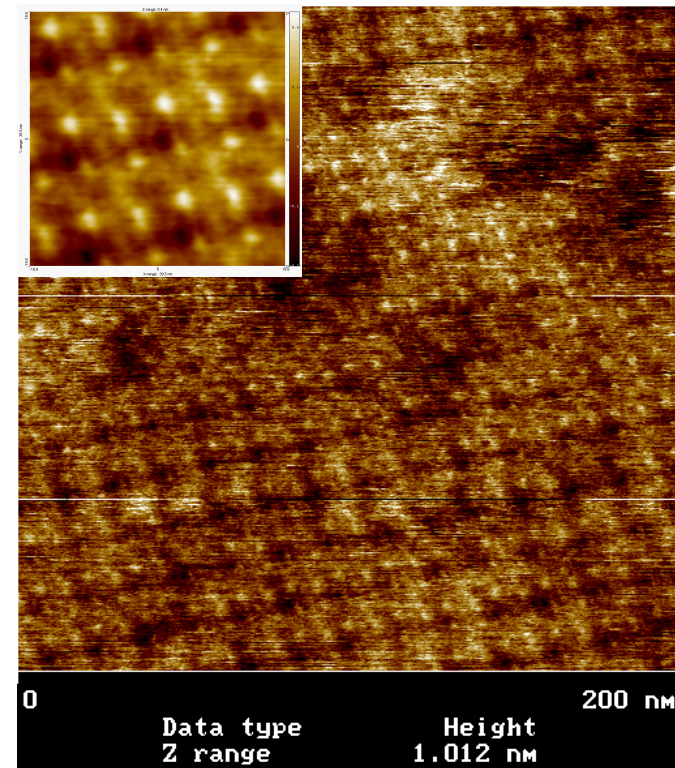




S layer: Sample characterization

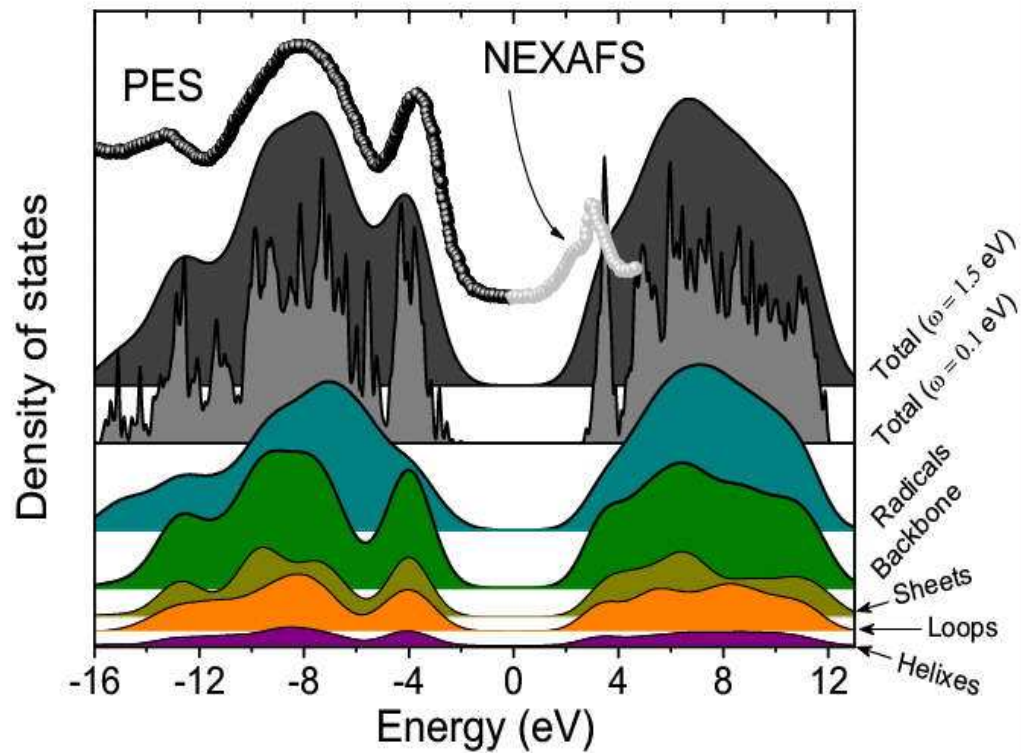


TEM micrograph image

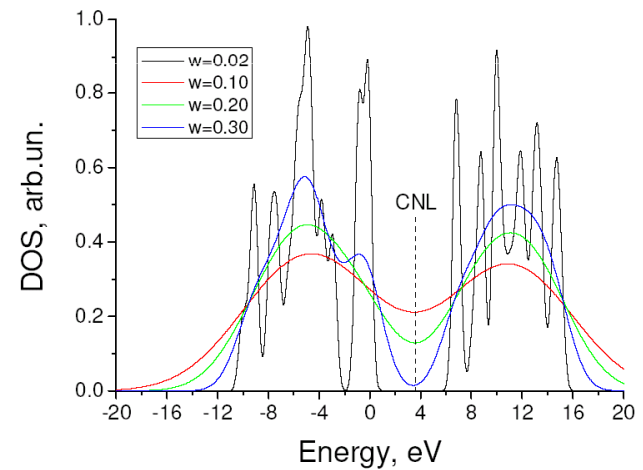
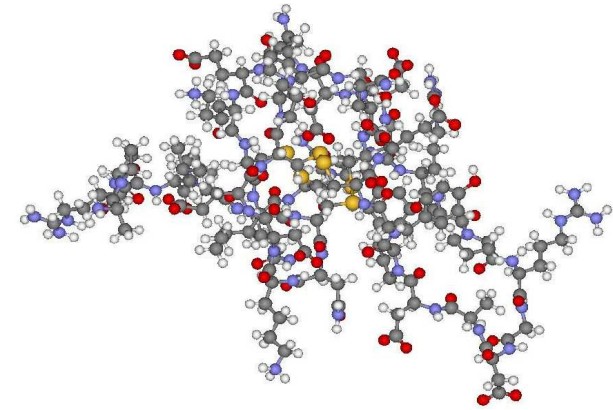


AFM image

Electronic structure of S-layer: LDA, building-block model

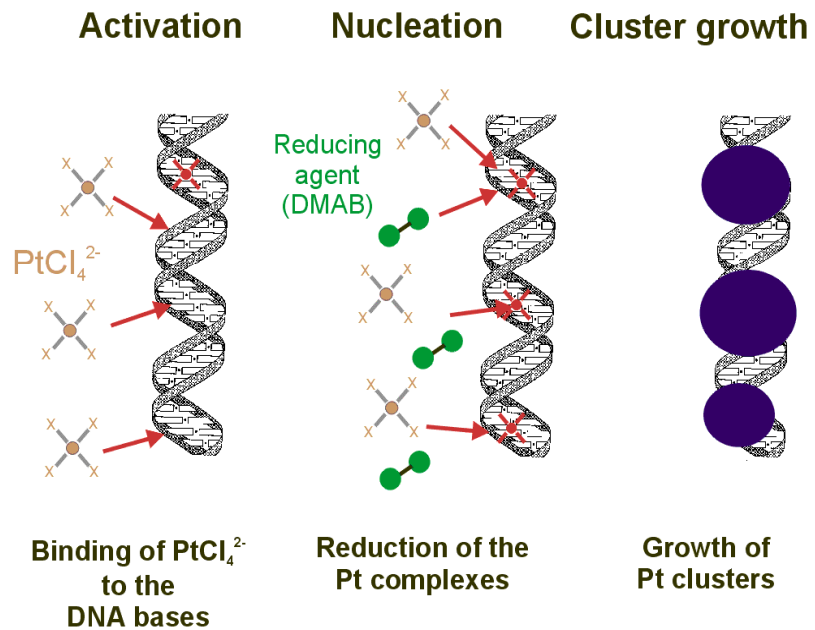


Theory: broadened with exp. resolution

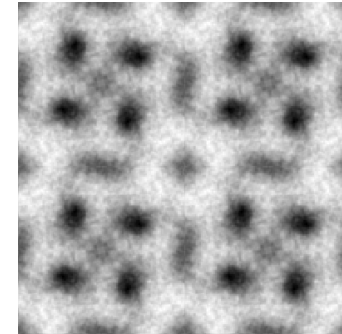


Charge-neutrality level model

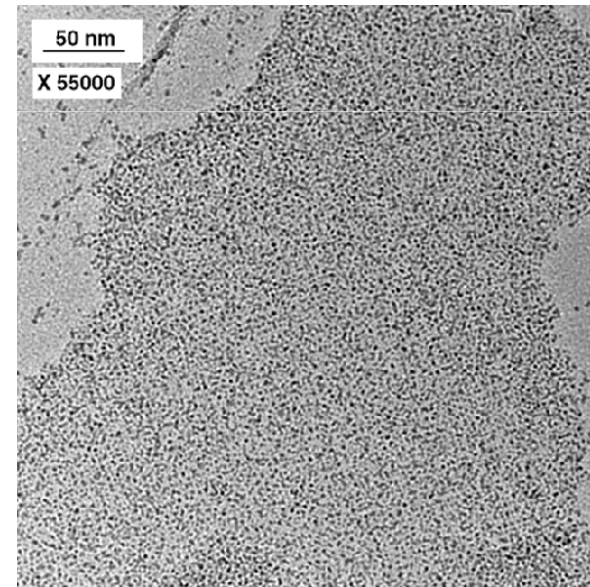
Electronic structure of activated (K_2PtCl_4) and reduced (DMAB) Pt/S-layer



Sample preparation

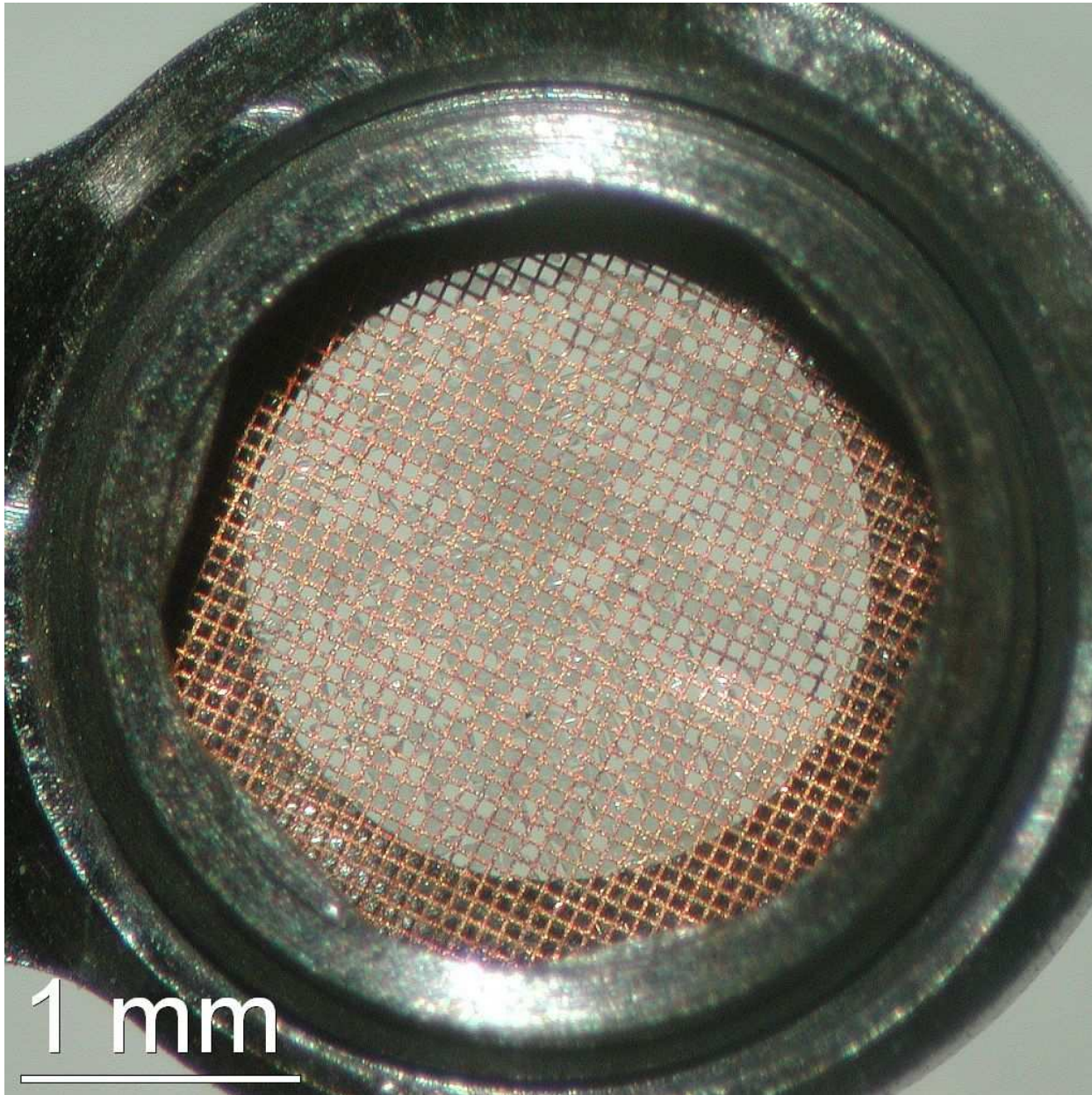


Averaged
symmetrized unit cells

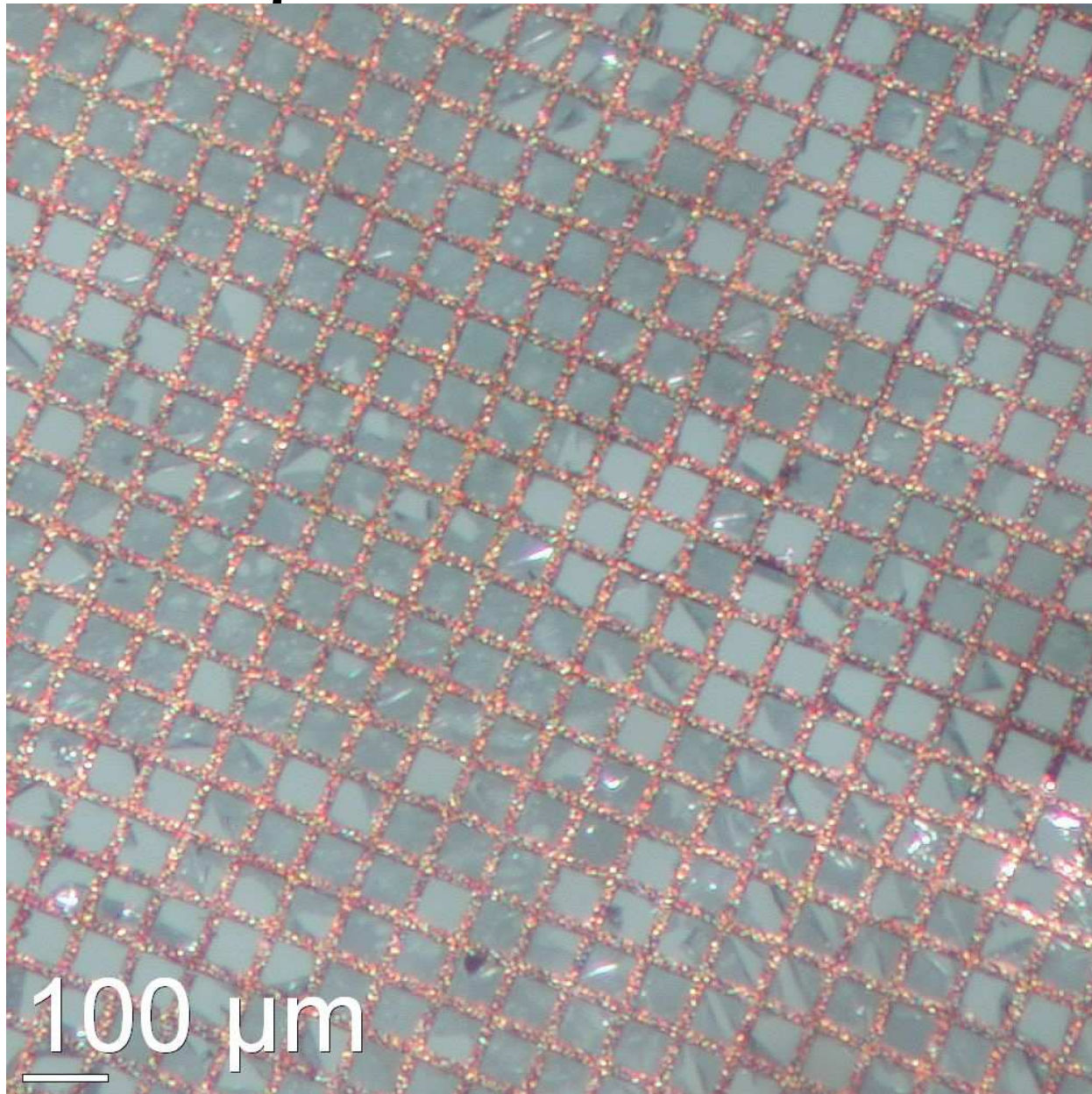


Regular metal cluster arrays

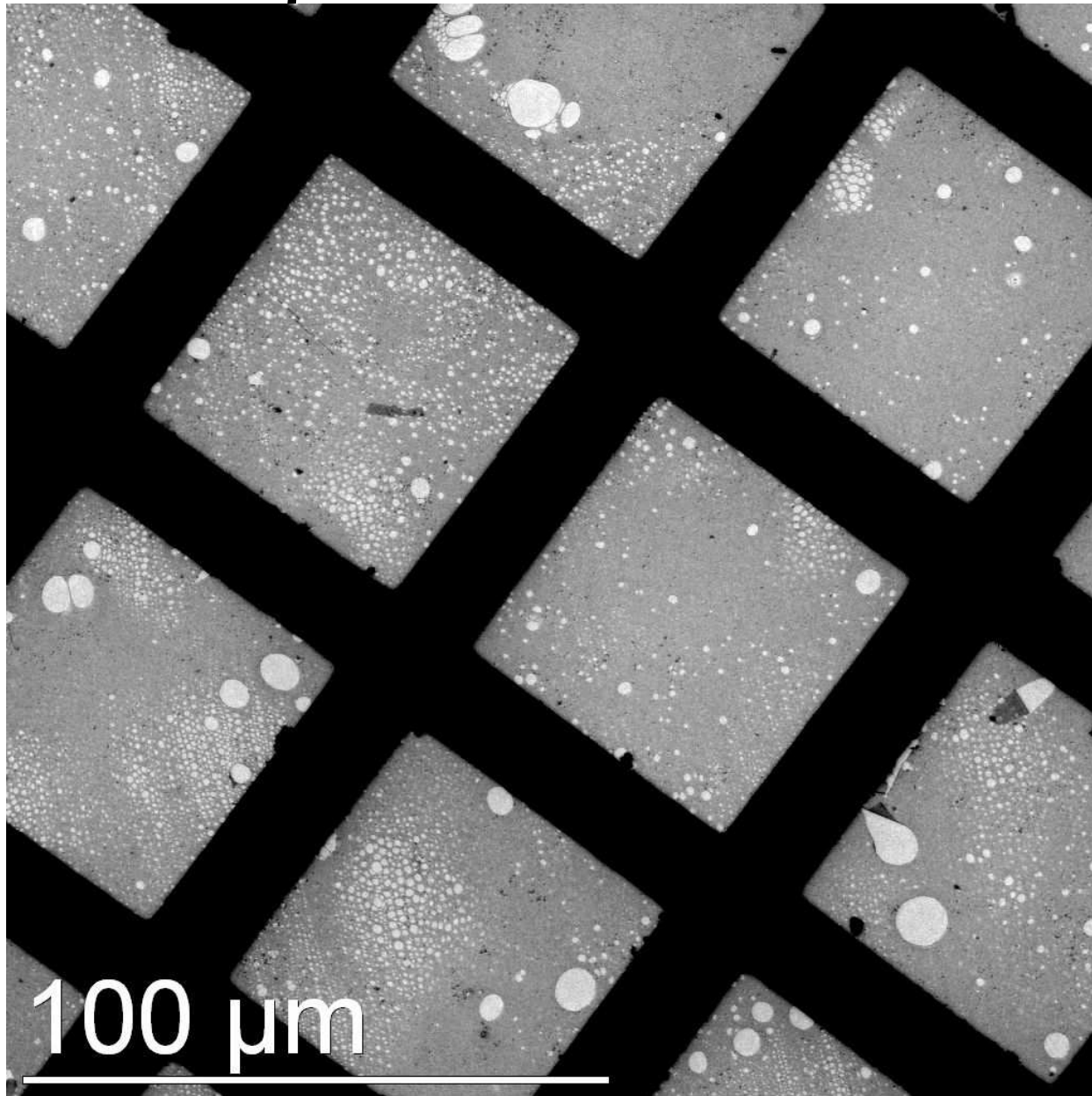
$$1 \text{ mm} = 10^{-3} \text{ m} = 0.001 \text{ m}$$



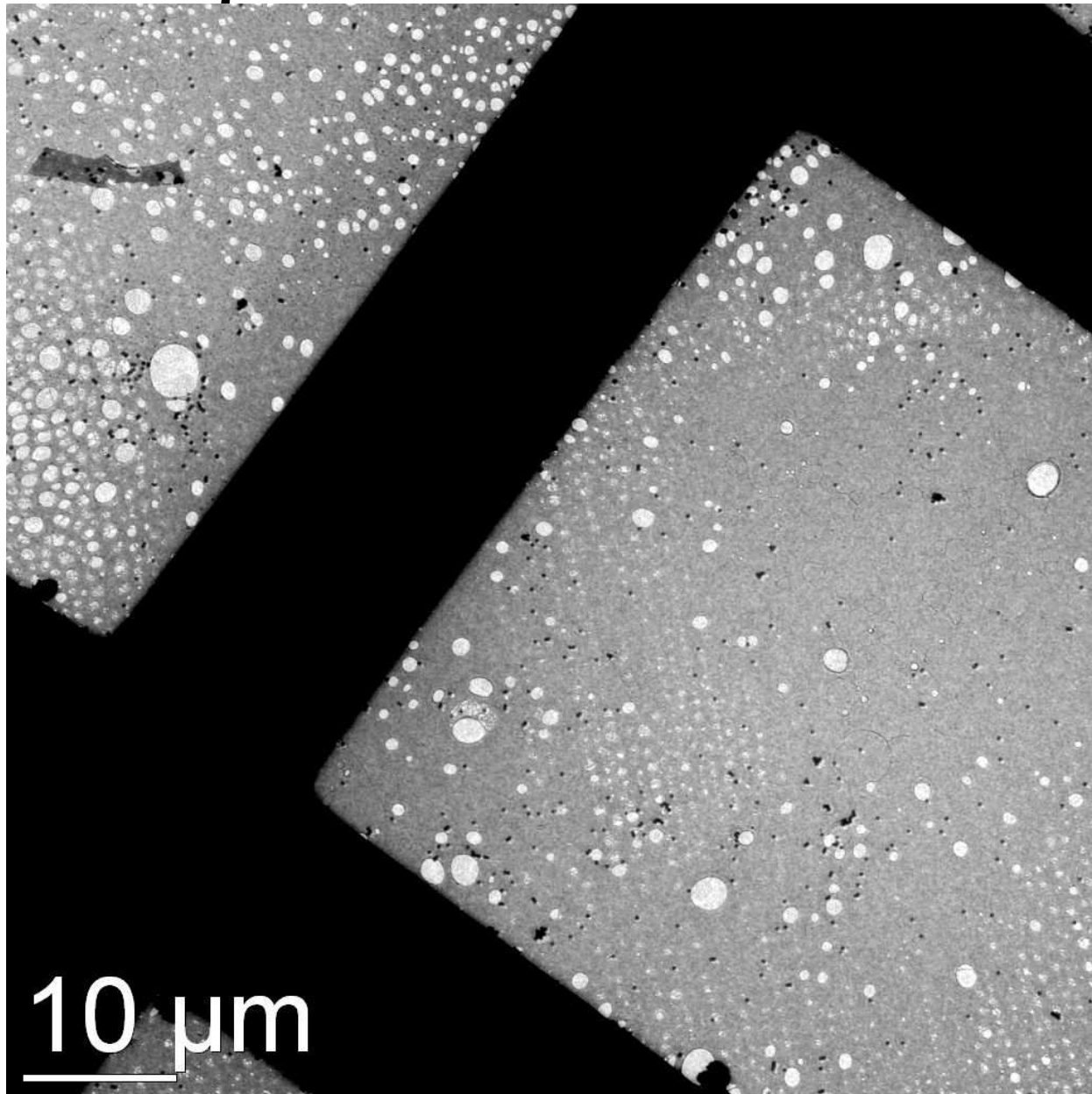
$$100\ \mu\text{m} = 10^{-4}\ \text{m} = 0.0001\ \text{m}$$



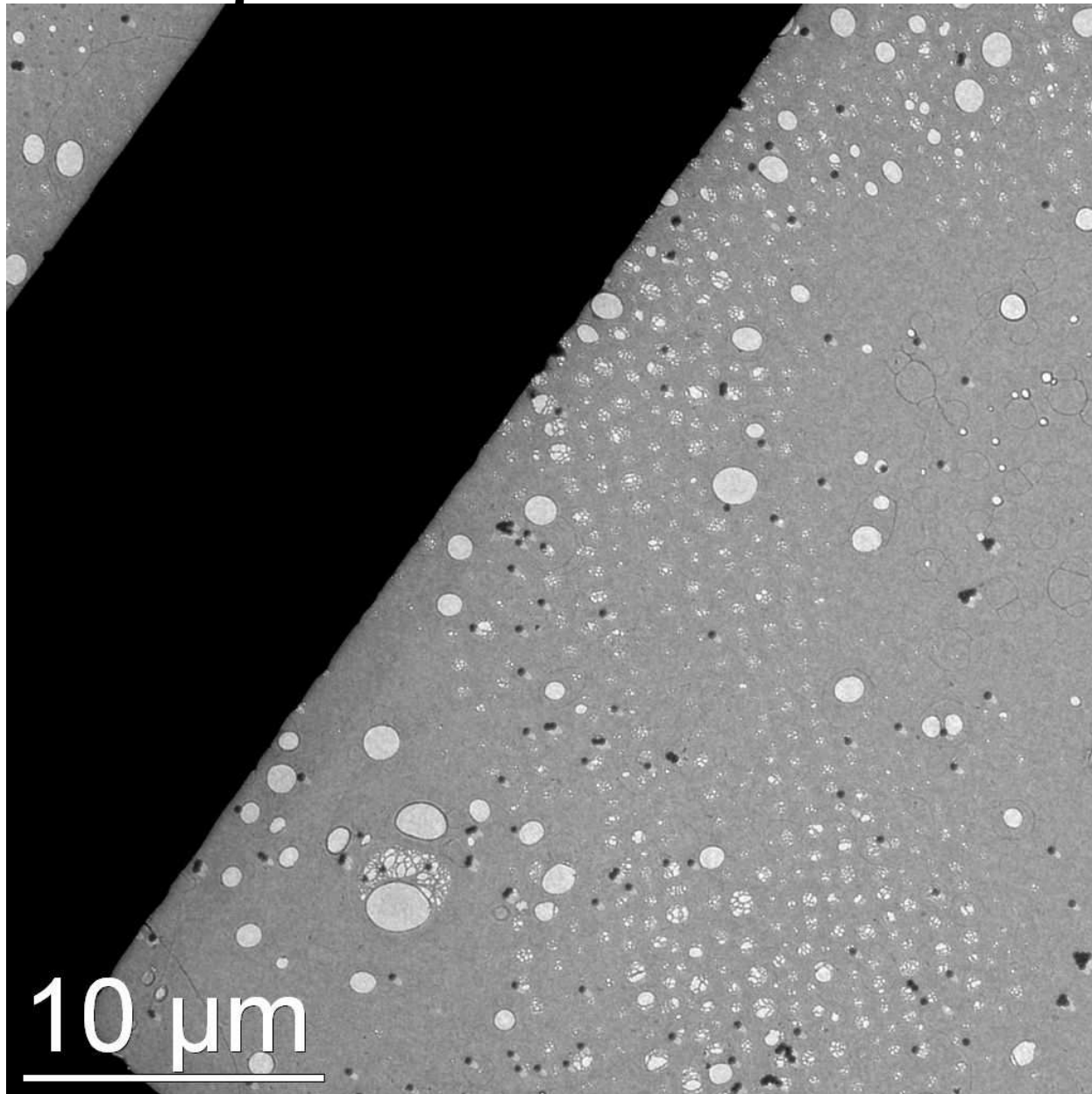
$$100\ \mu\text{m} = 10^{-4}\ \text{m} = 0.0001\ \text{m}$$



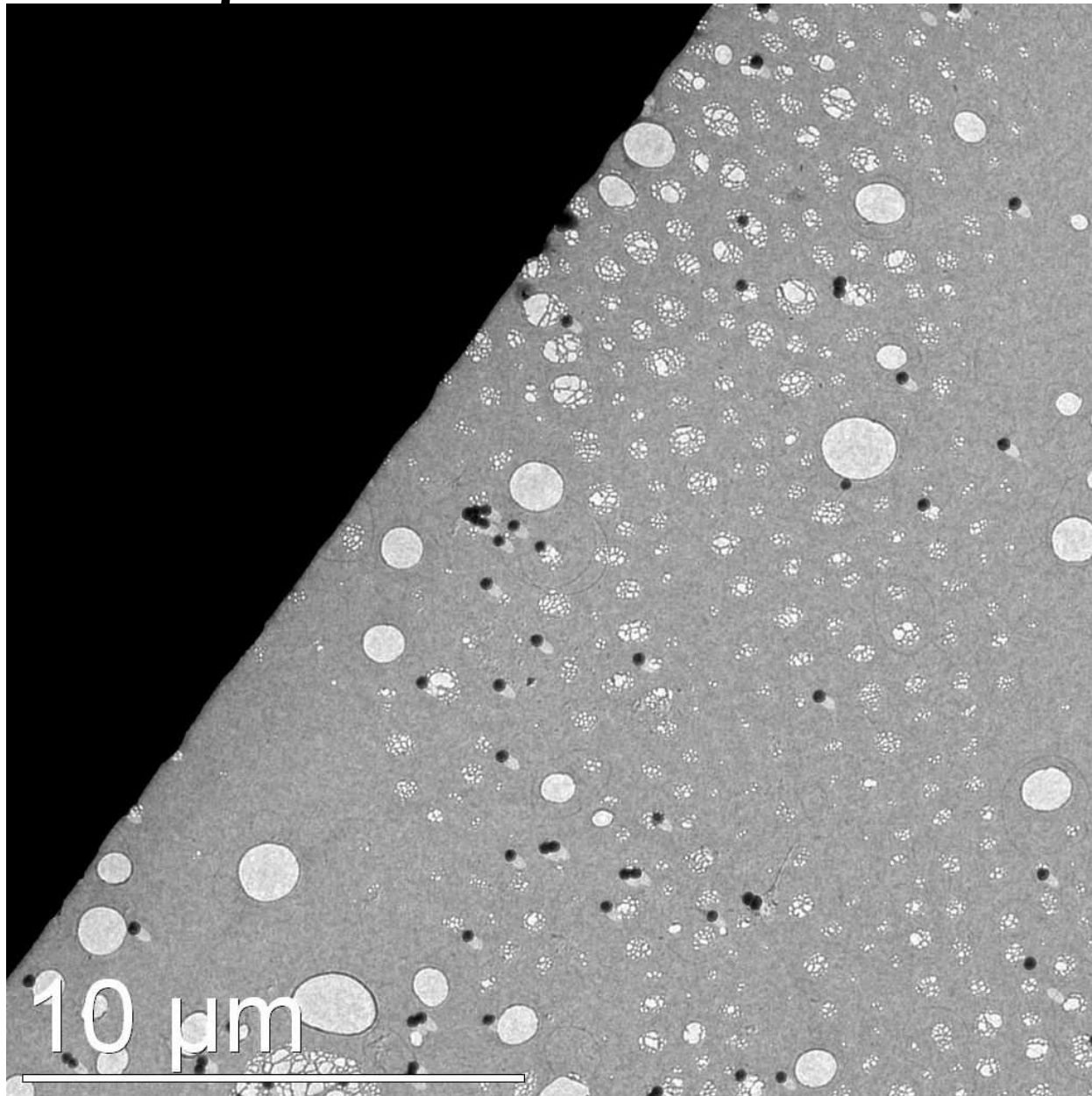
$$10\ \mu\text{m} = 10^{-5}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



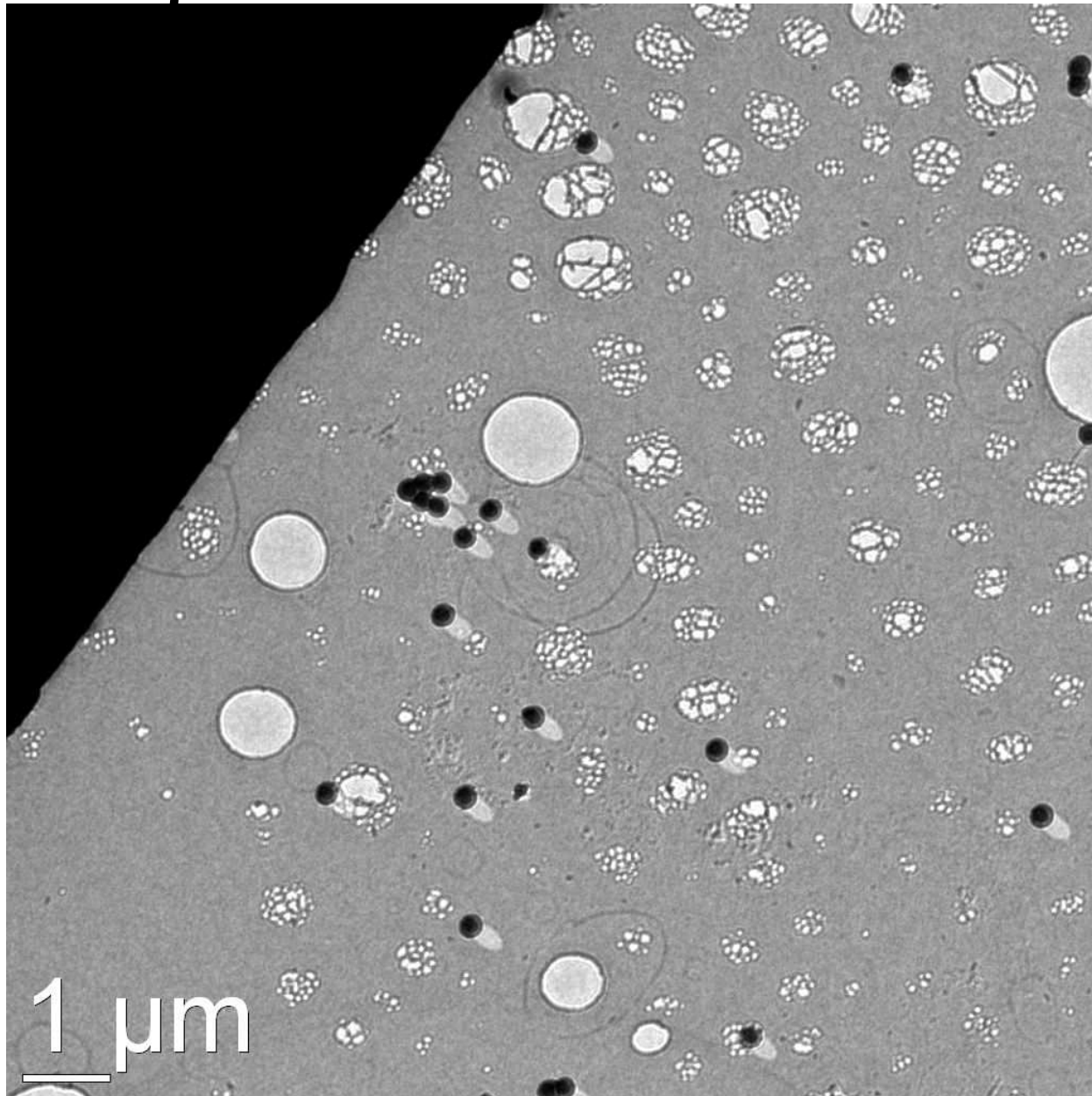
$$10\ \mu\text{m} = 10^{-5}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



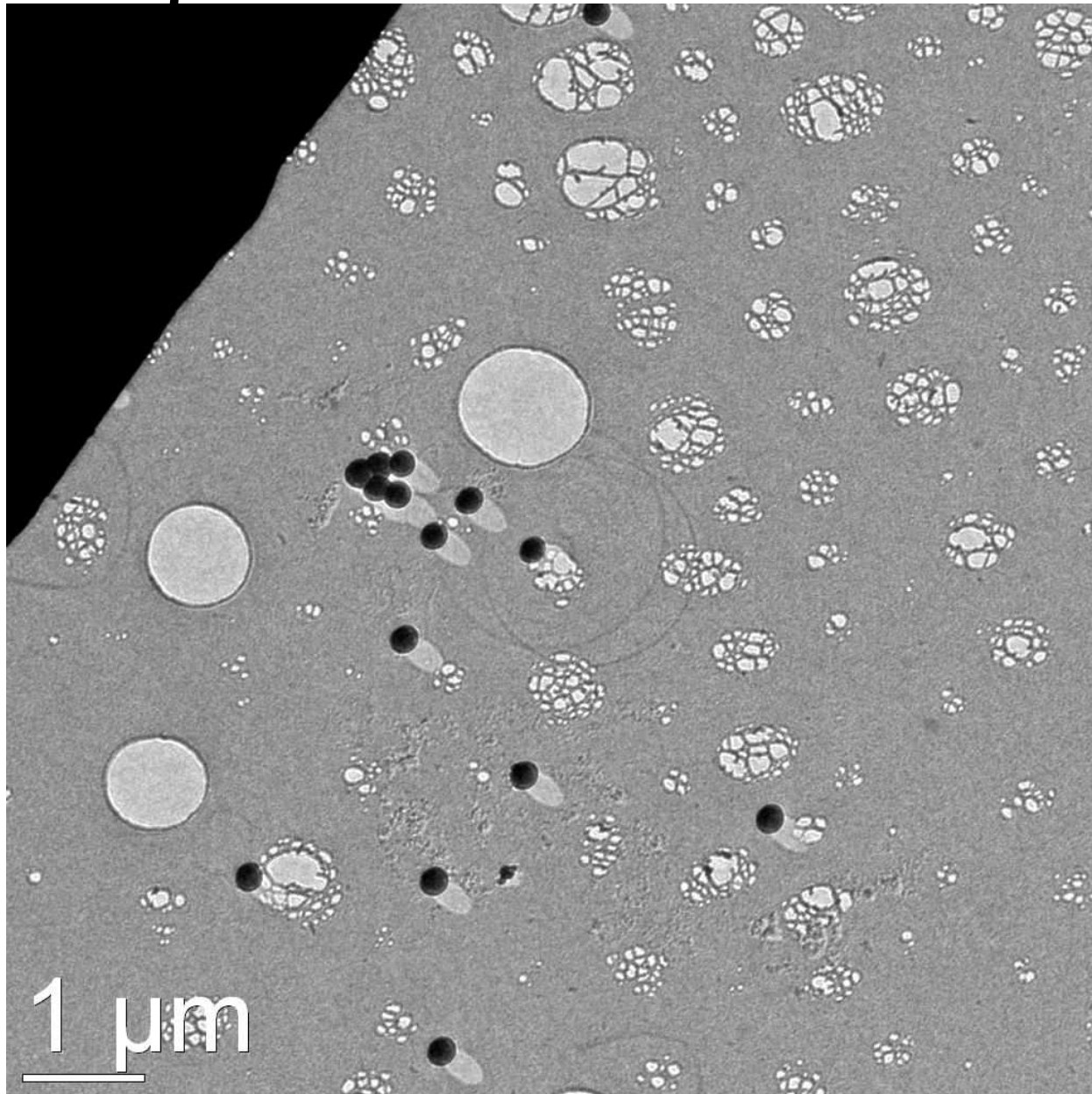
$$10\ \mu\text{m} = 10^{-5}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



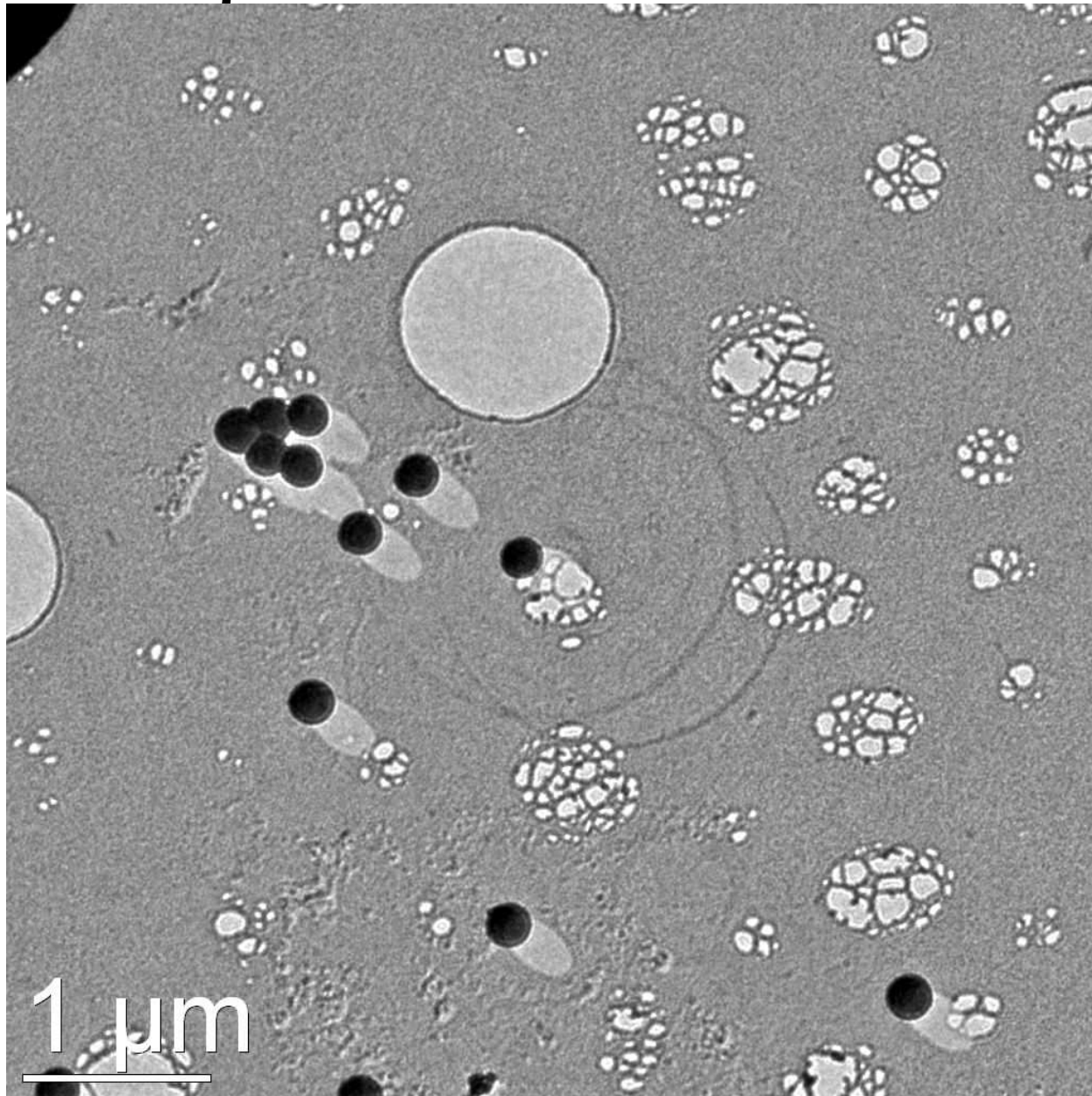
$$1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



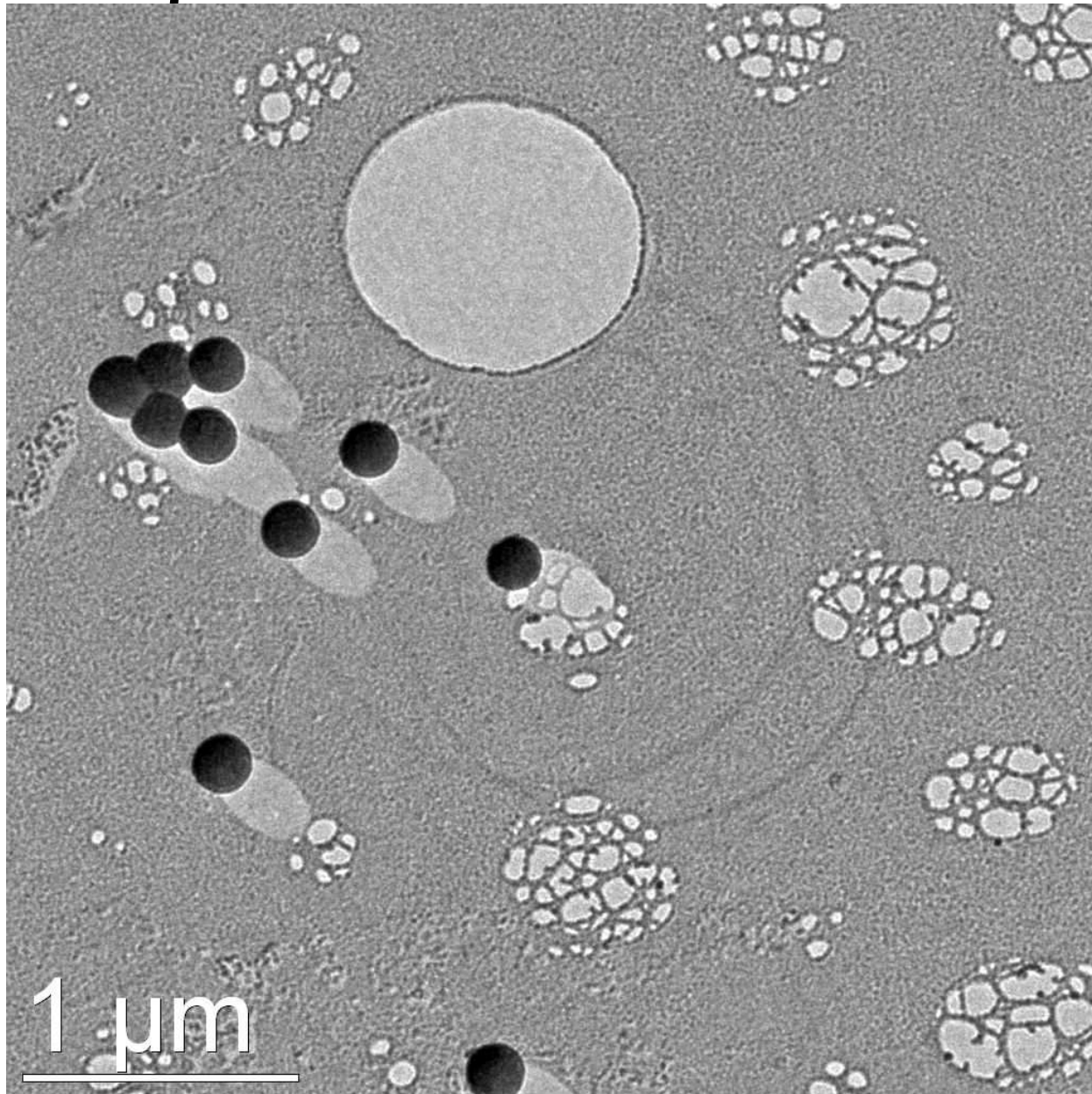
$$1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



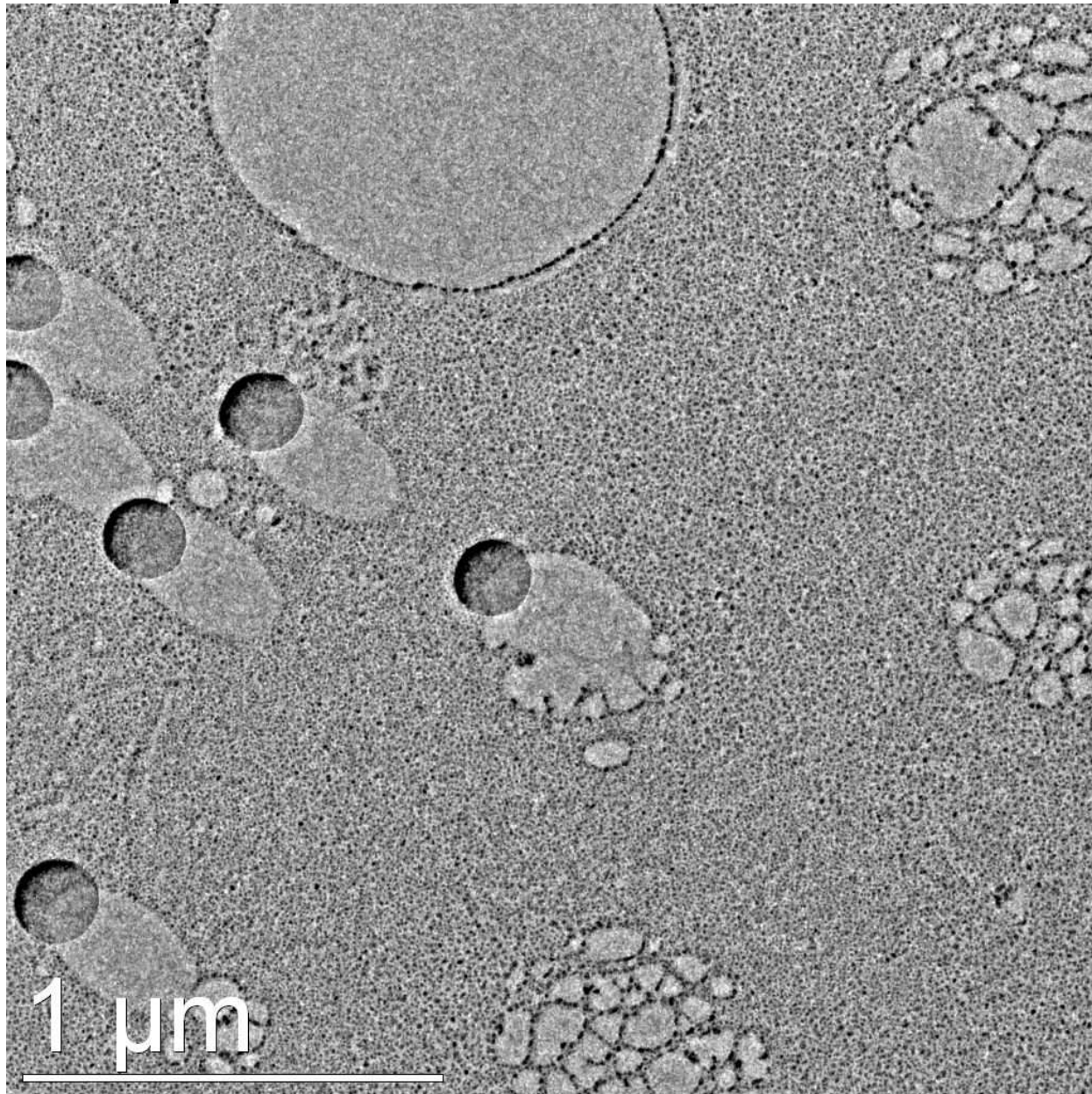
$$1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 0.000001$$



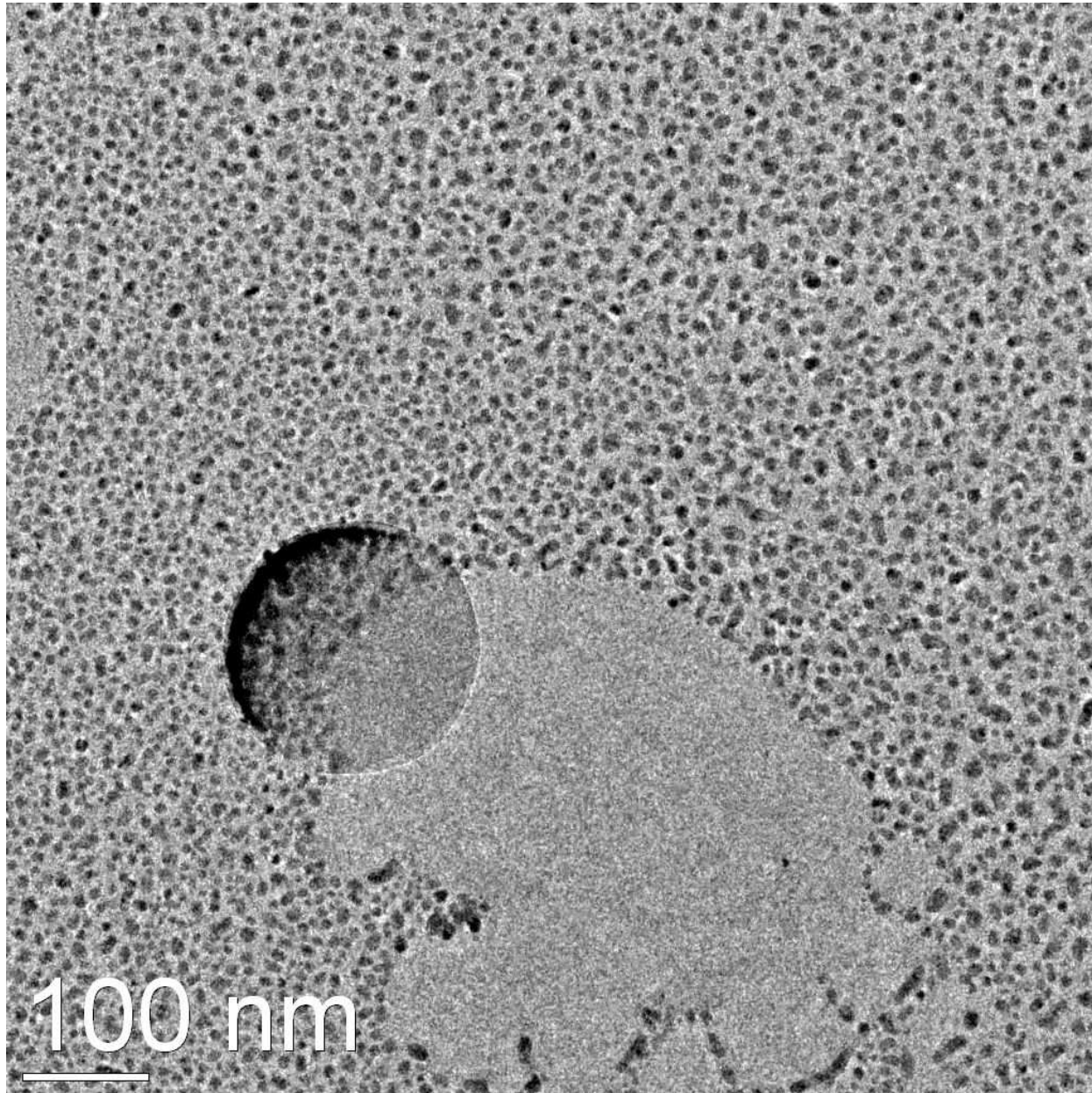
$$1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



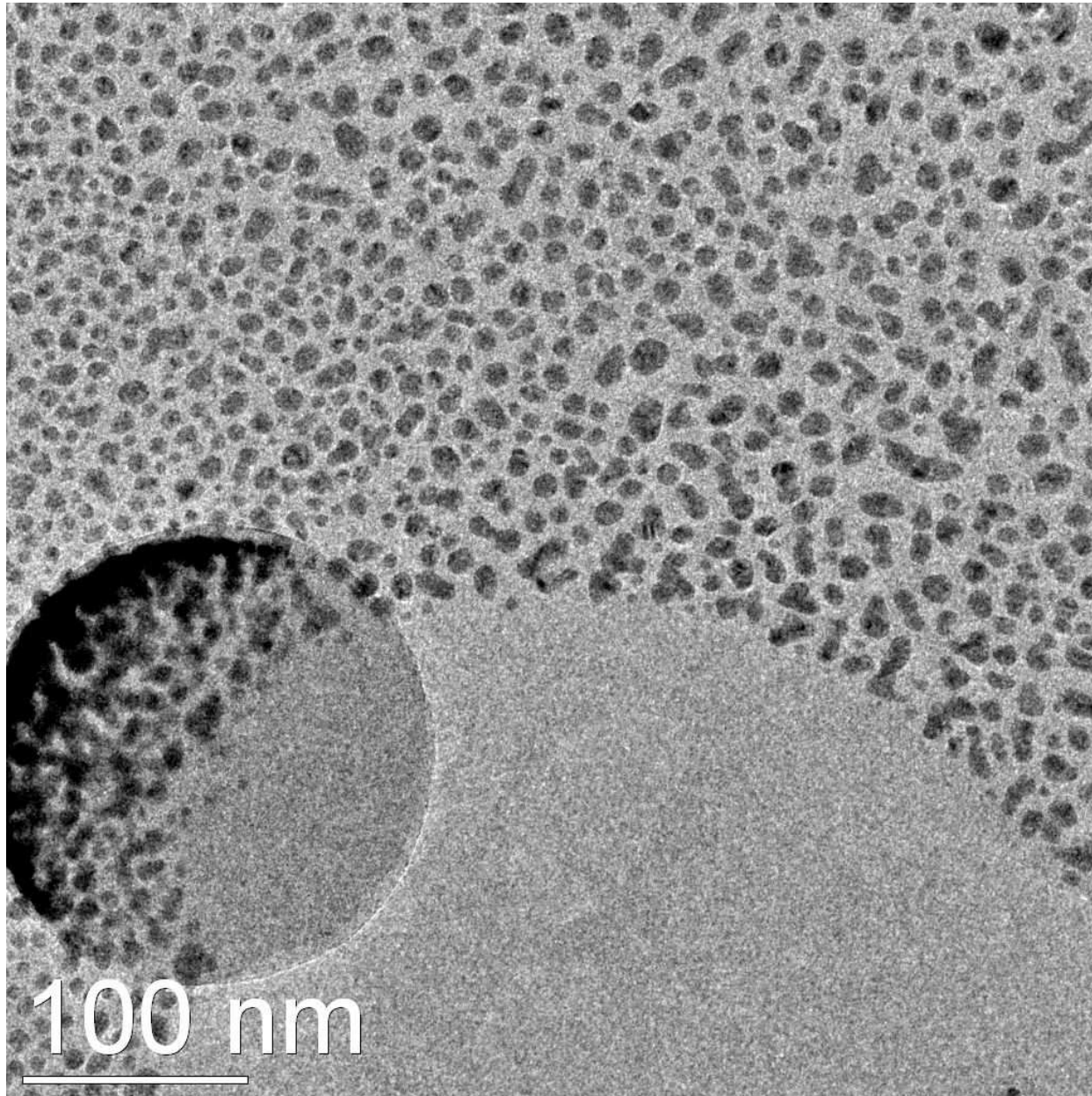
$$1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 0.000001\ \text{m}$$



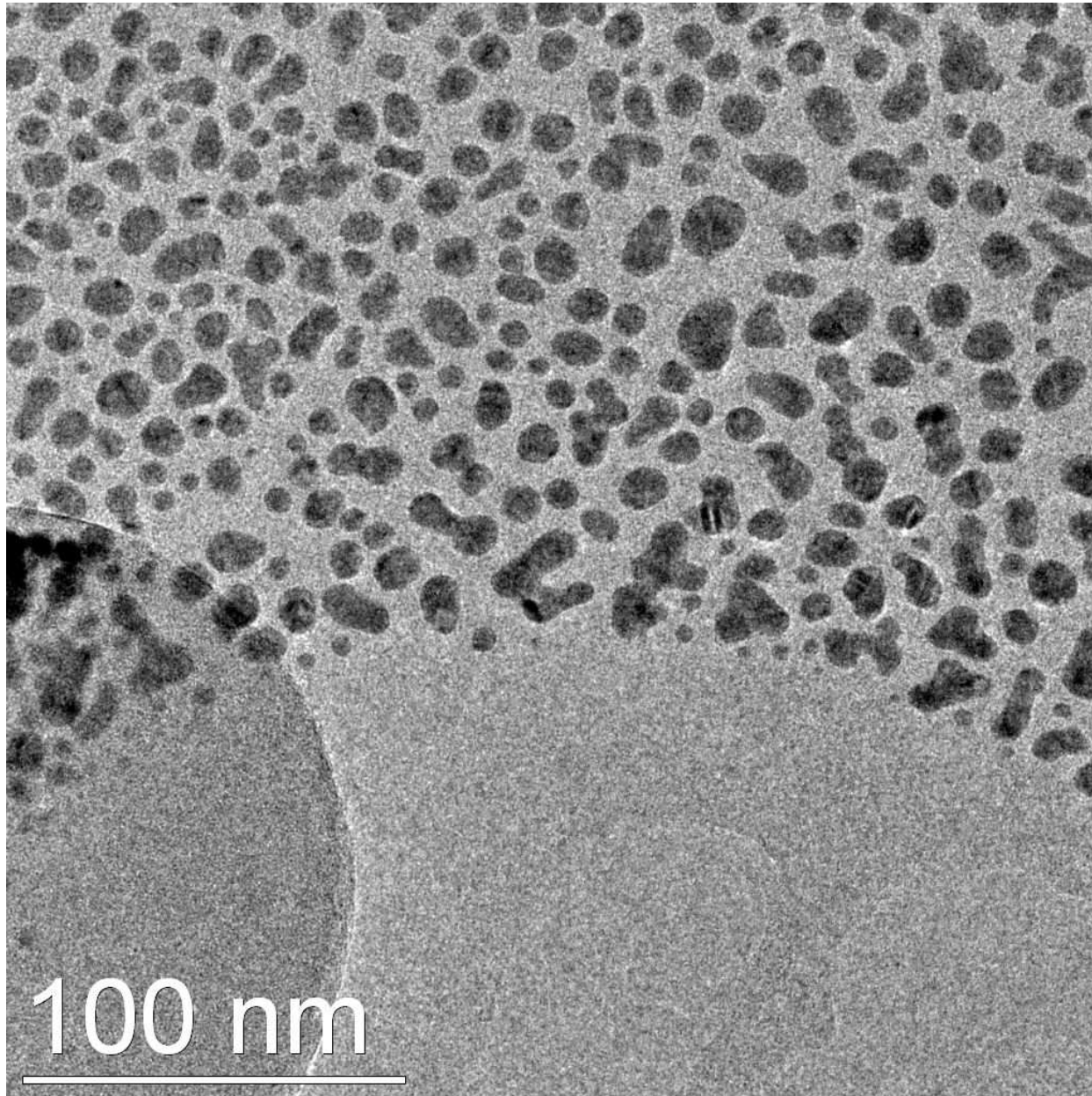
$$100 \text{ nm} = 10^{-7} \text{ m} = 0.0000001 \text{ m}$$



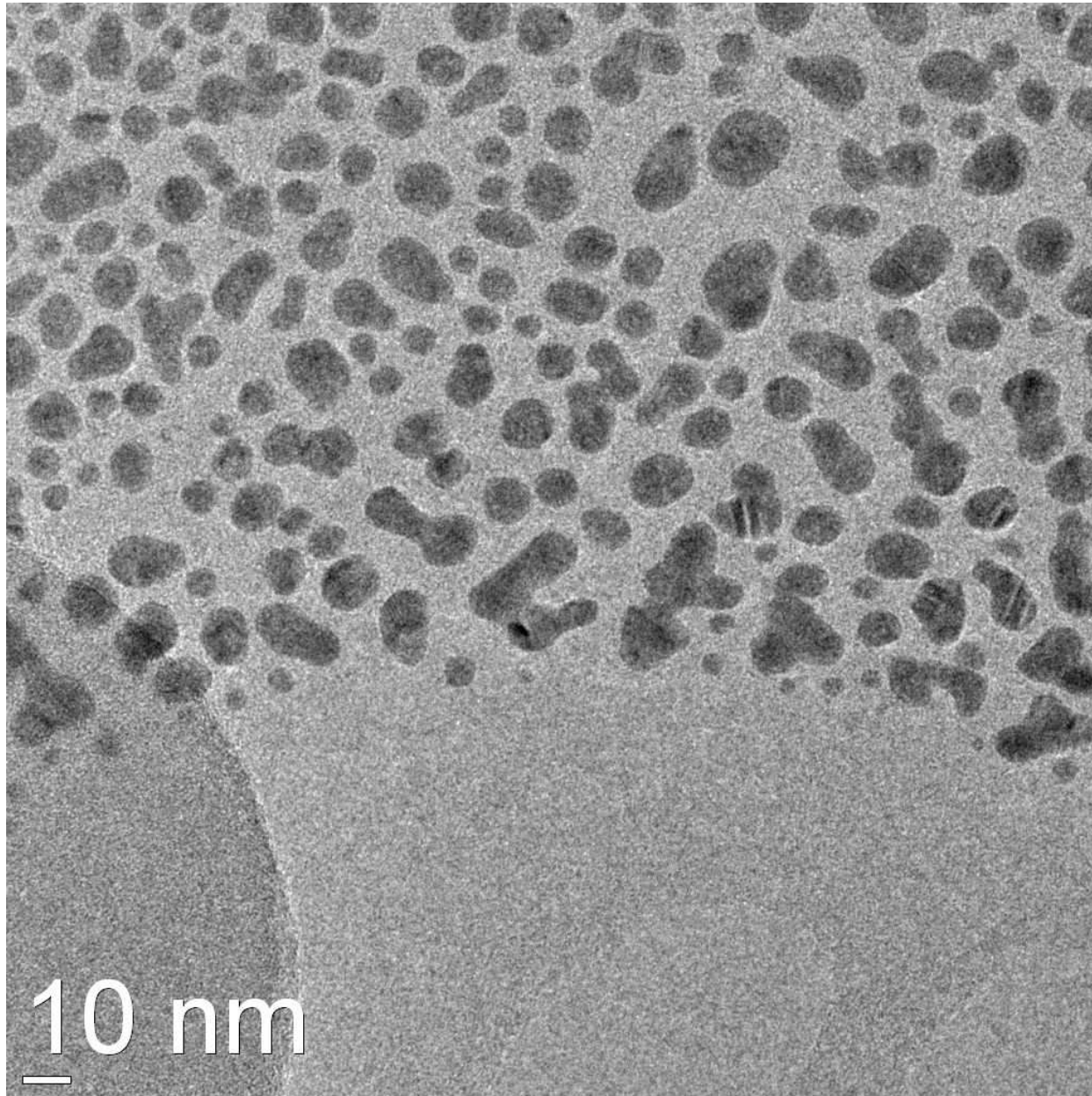
$$100 \text{ nm} = 10^{-7} \text{ m} = 0.0000001 \text{ m}$$



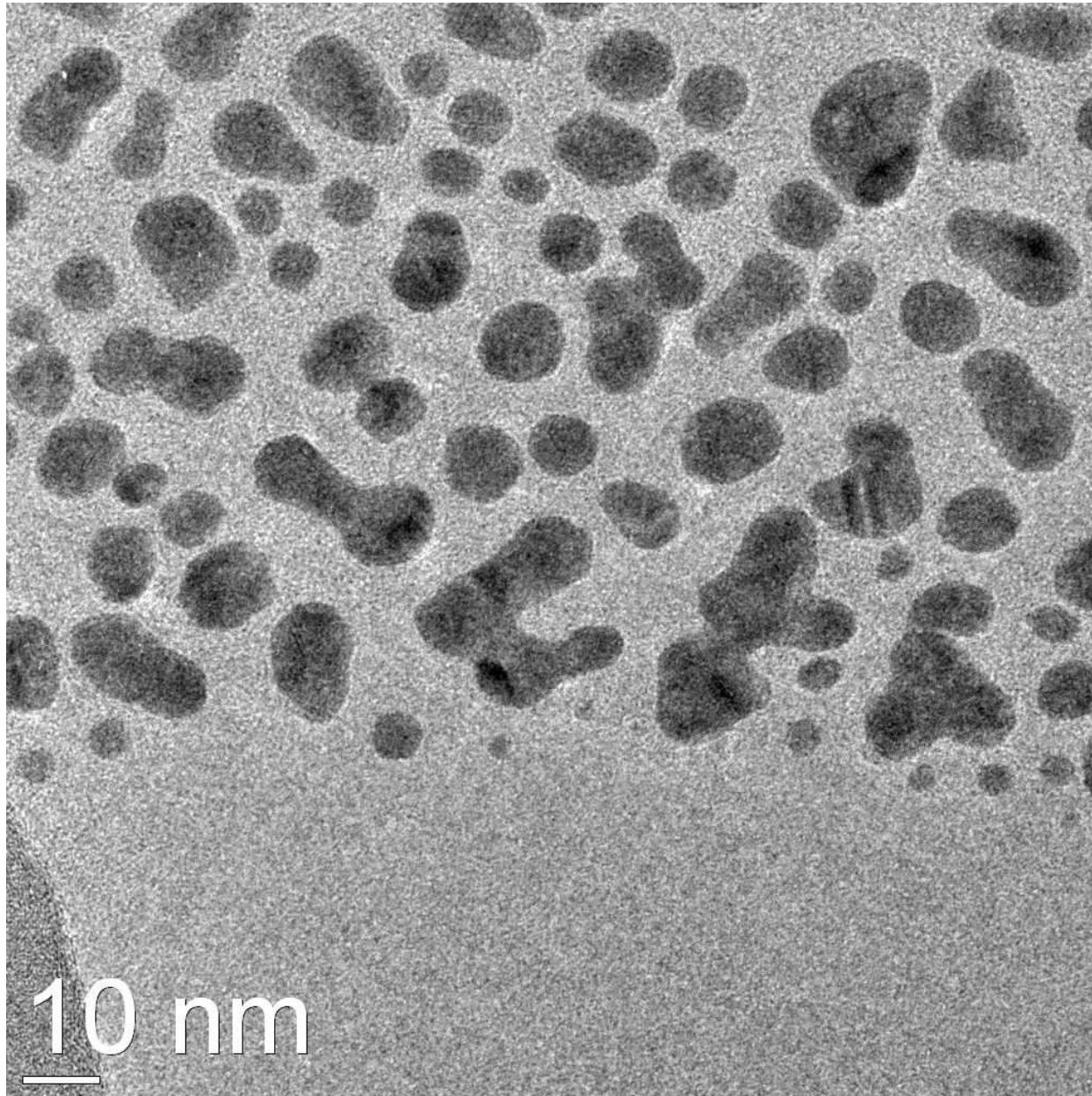
$$100 \text{ nm} = 10^{-7} \text{ m} = 0.0000001 \text{ m}$$



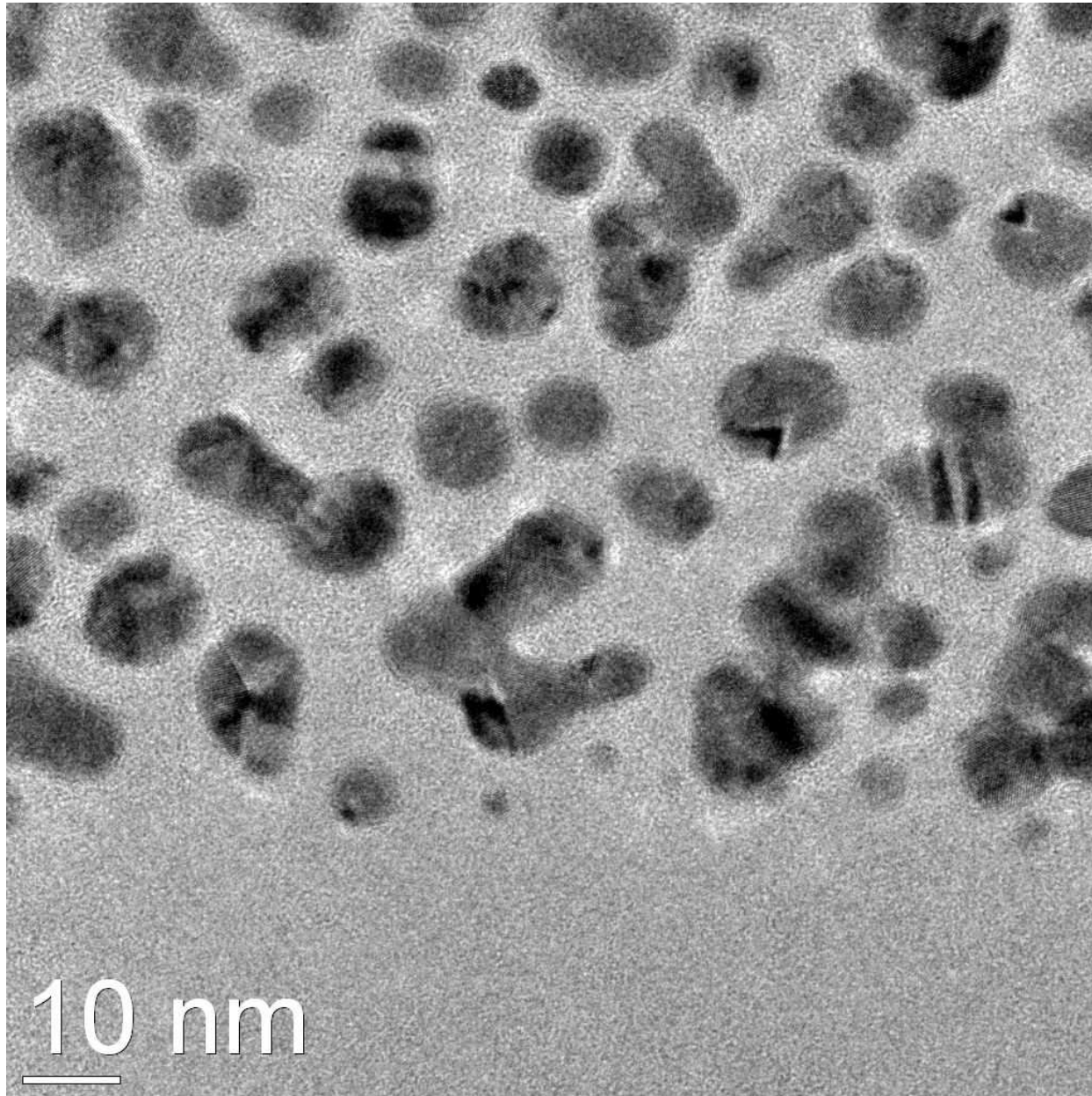
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.00000001 \text{ m}$$



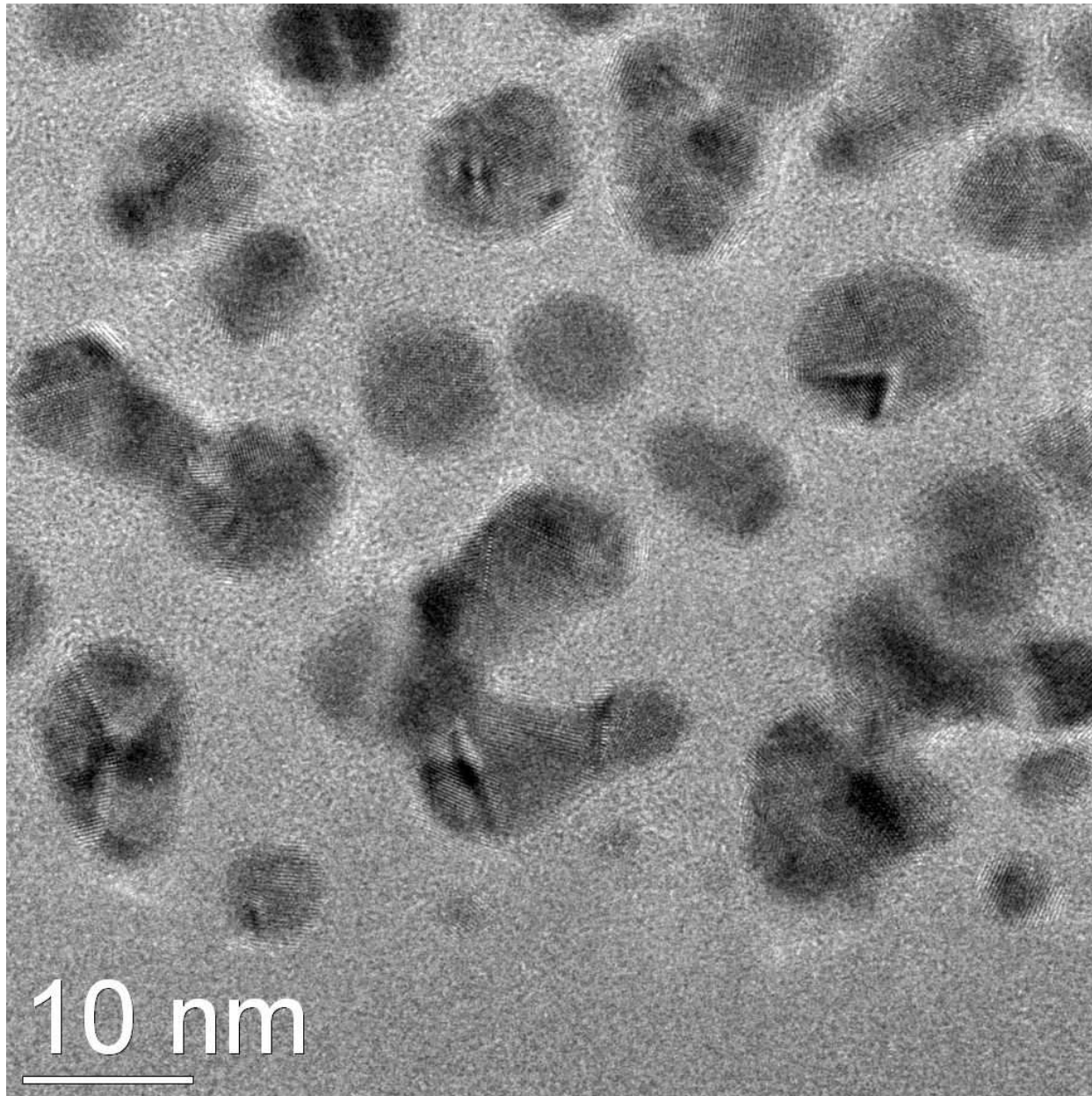
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



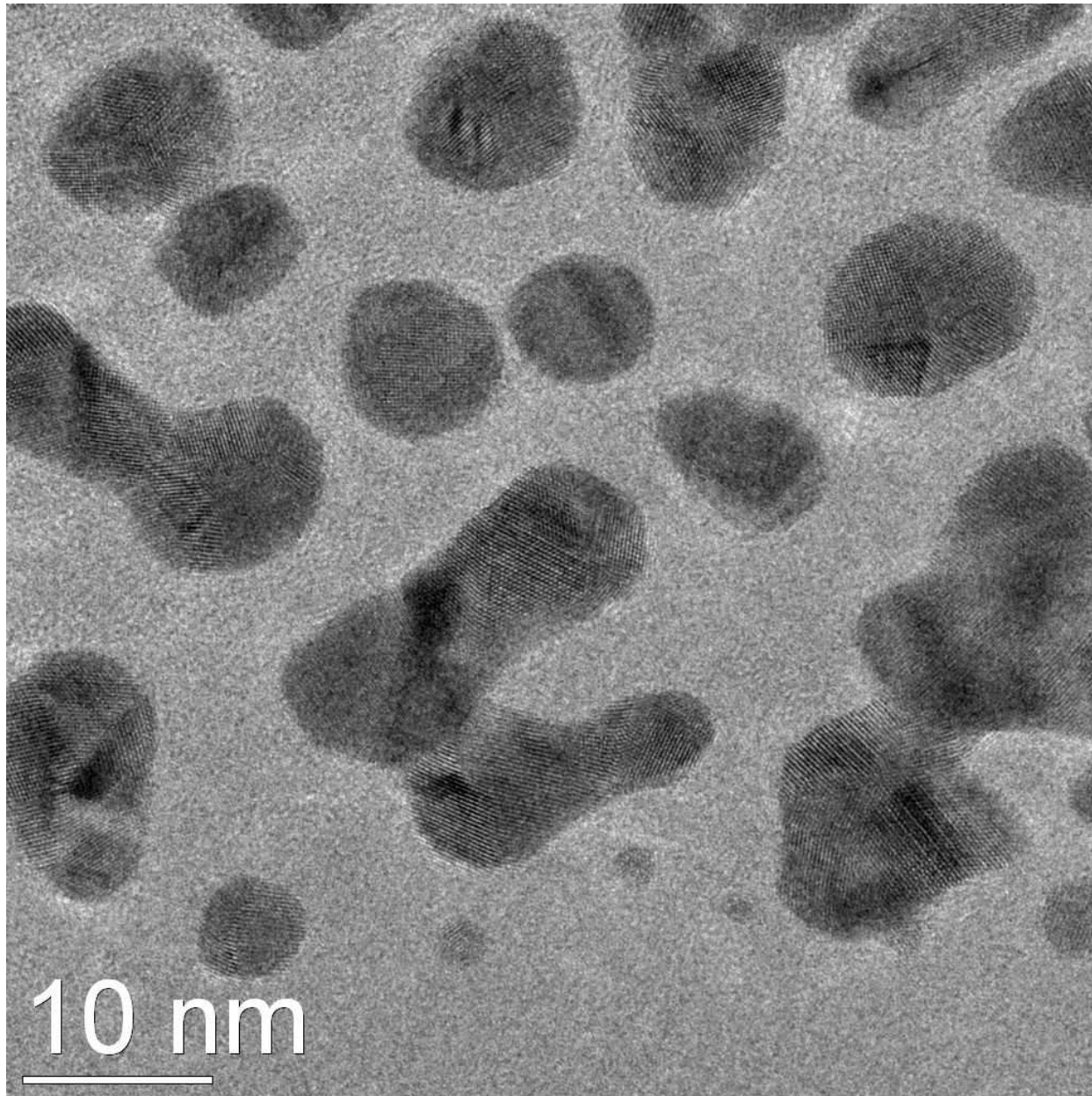
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



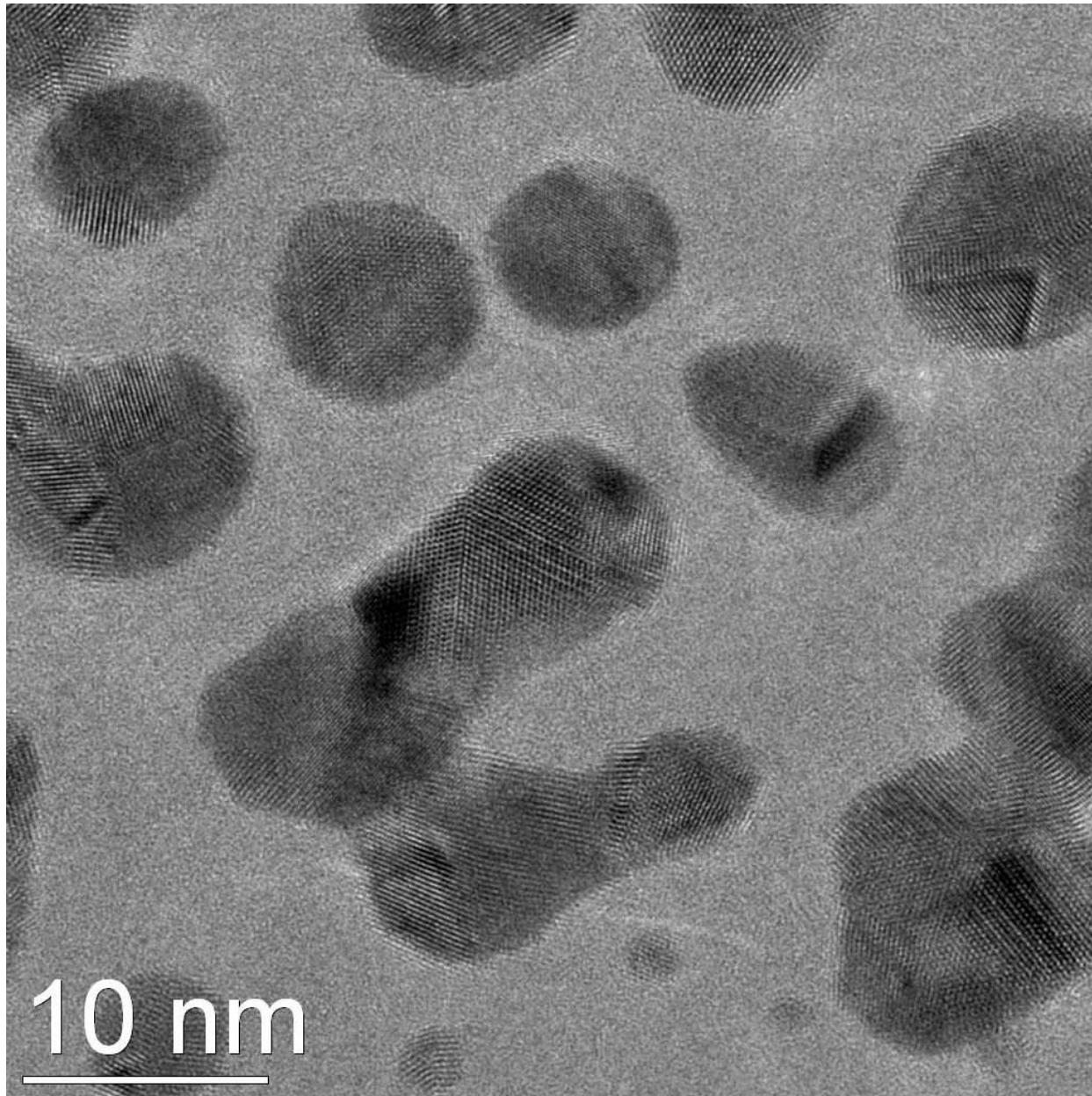
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



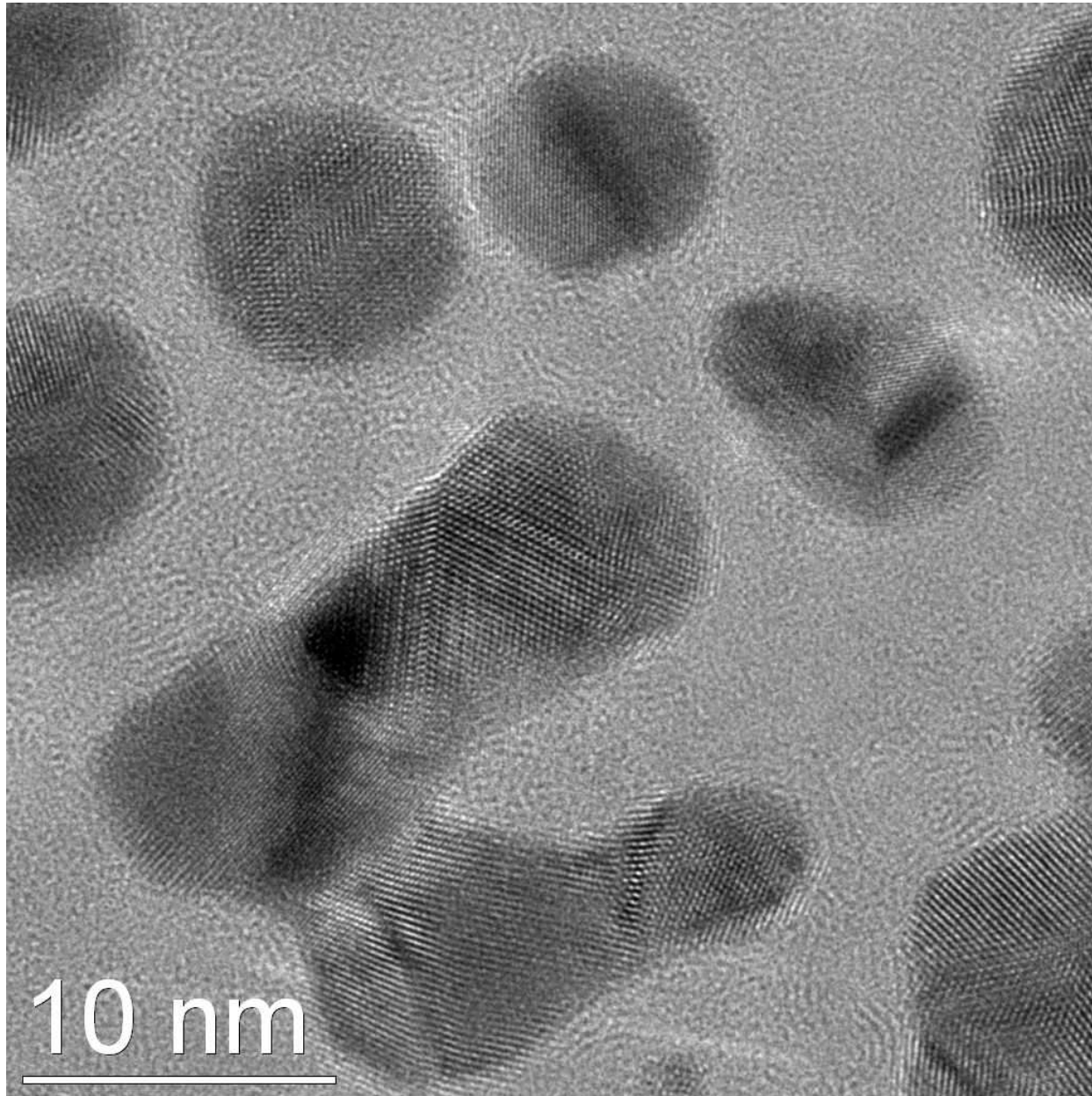
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



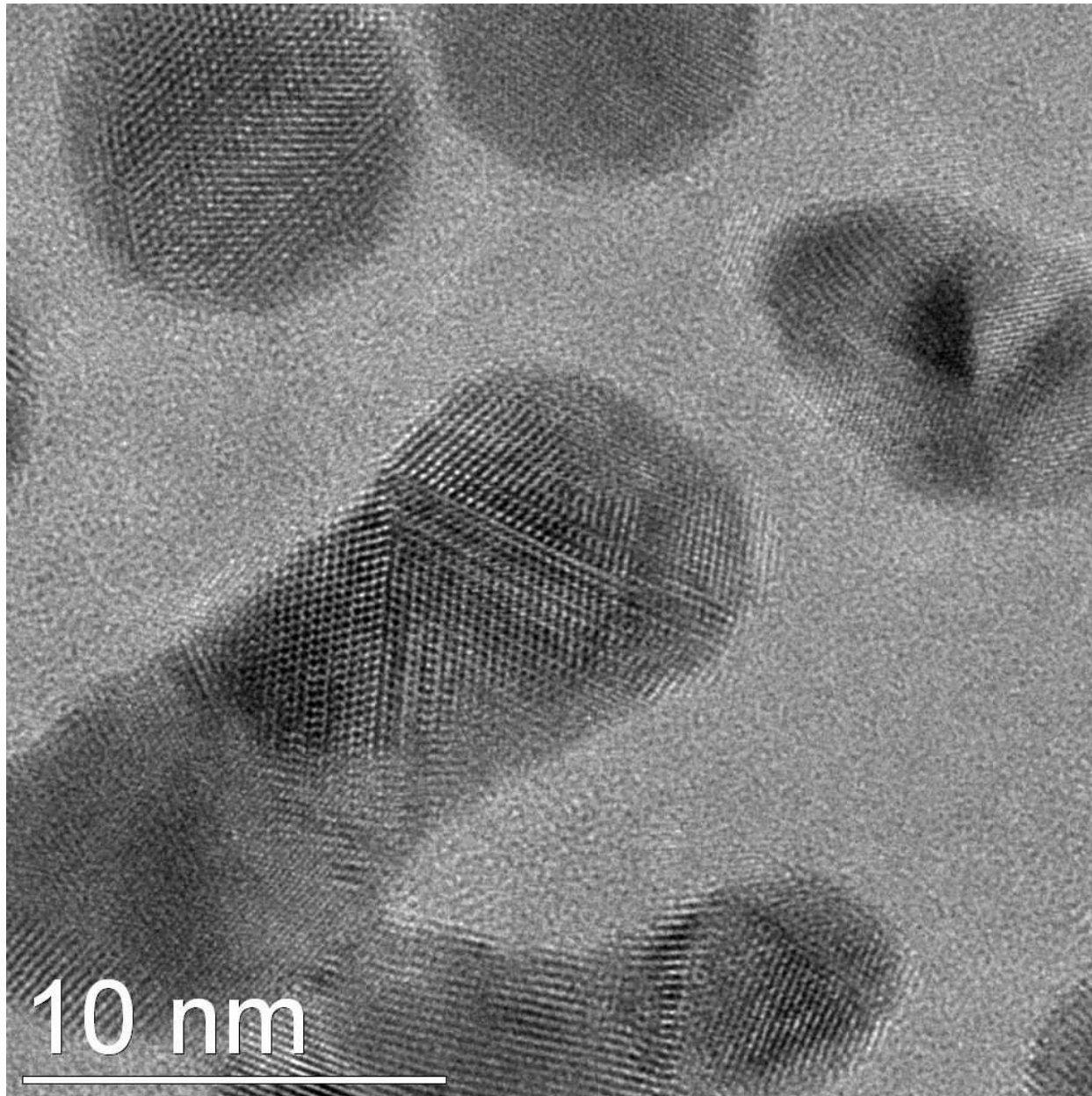
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



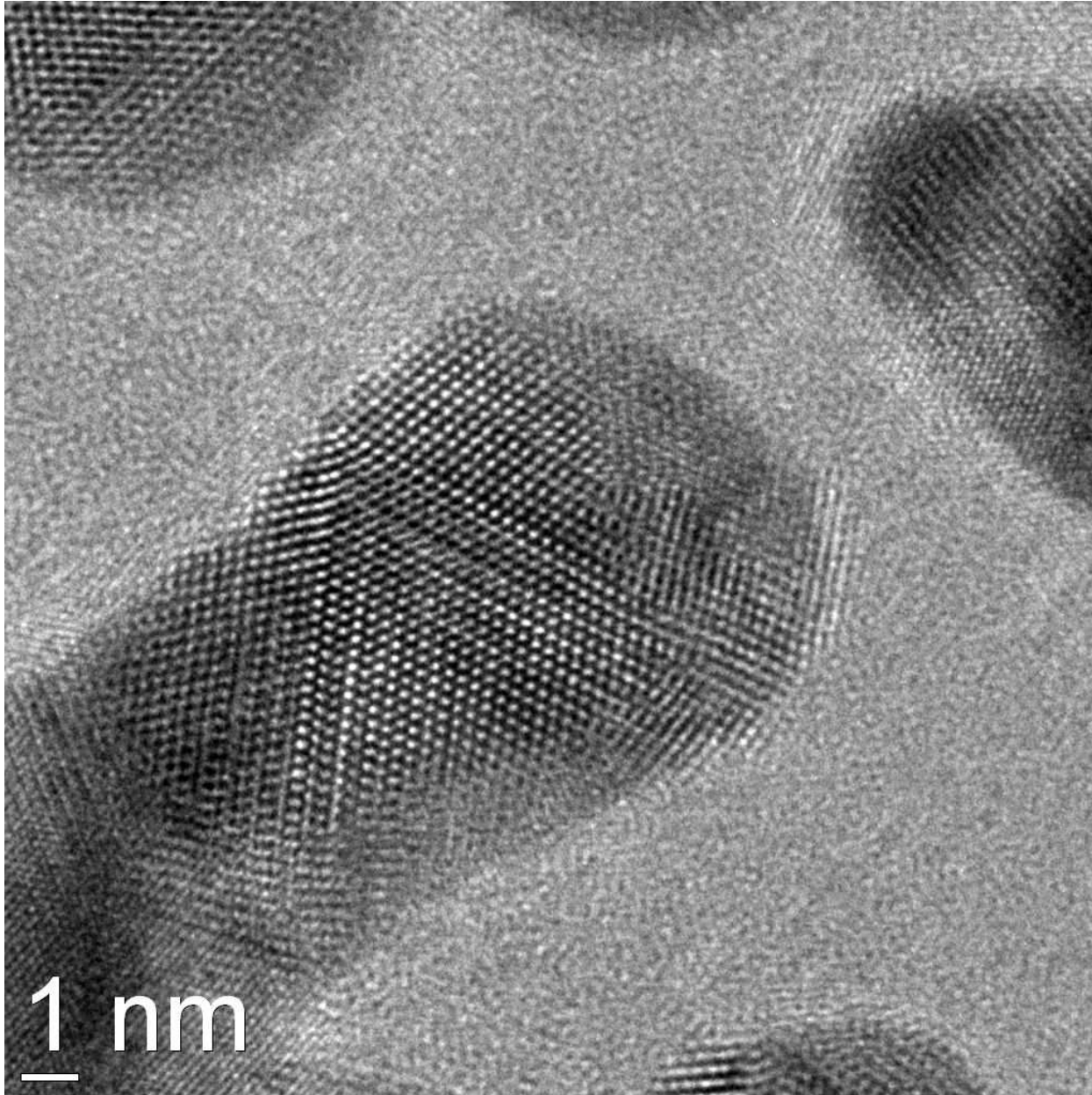
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



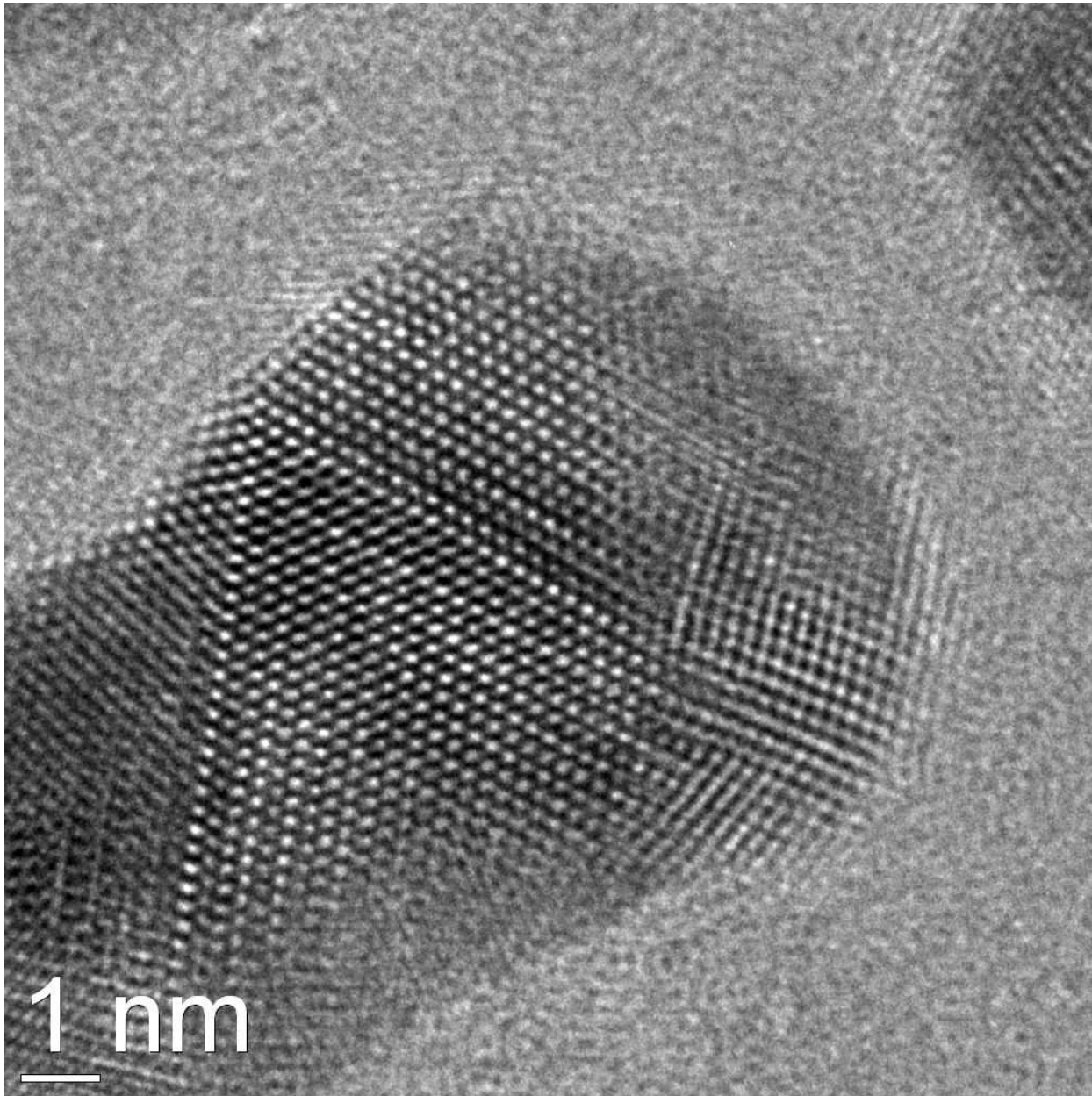
$$10 \text{ nm} = 10^{-8} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



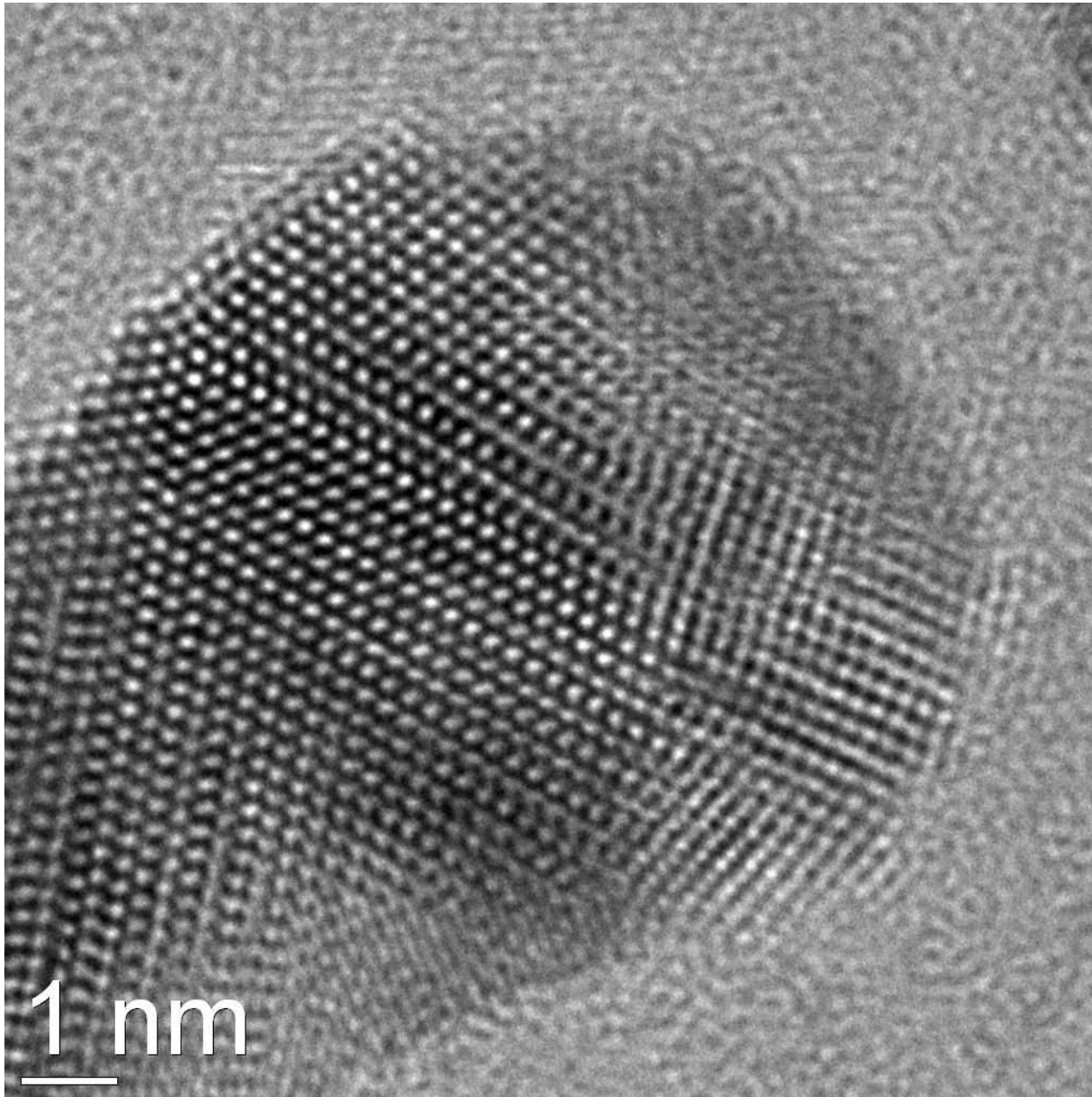
$$1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



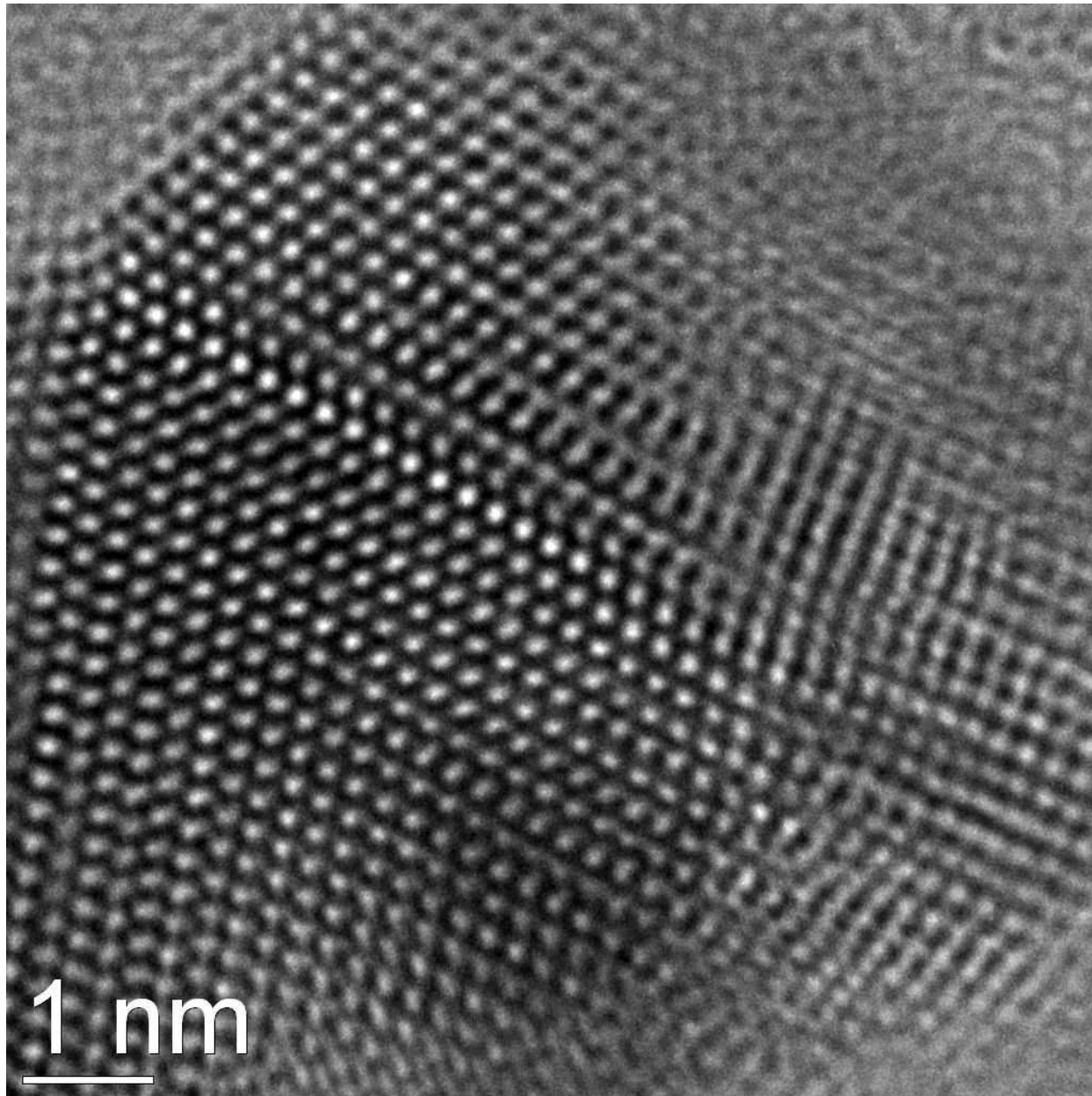
$$1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



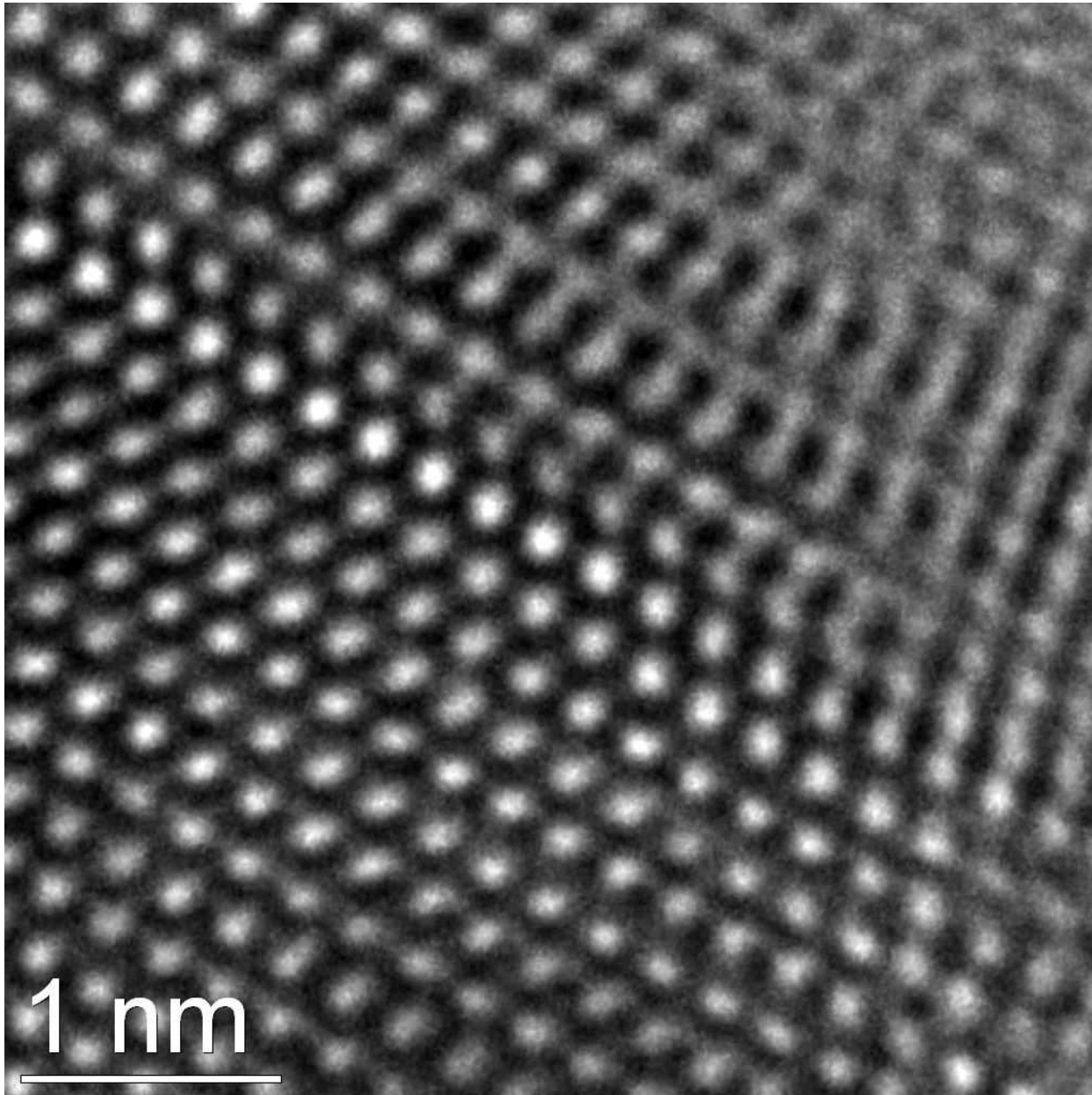
$$1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



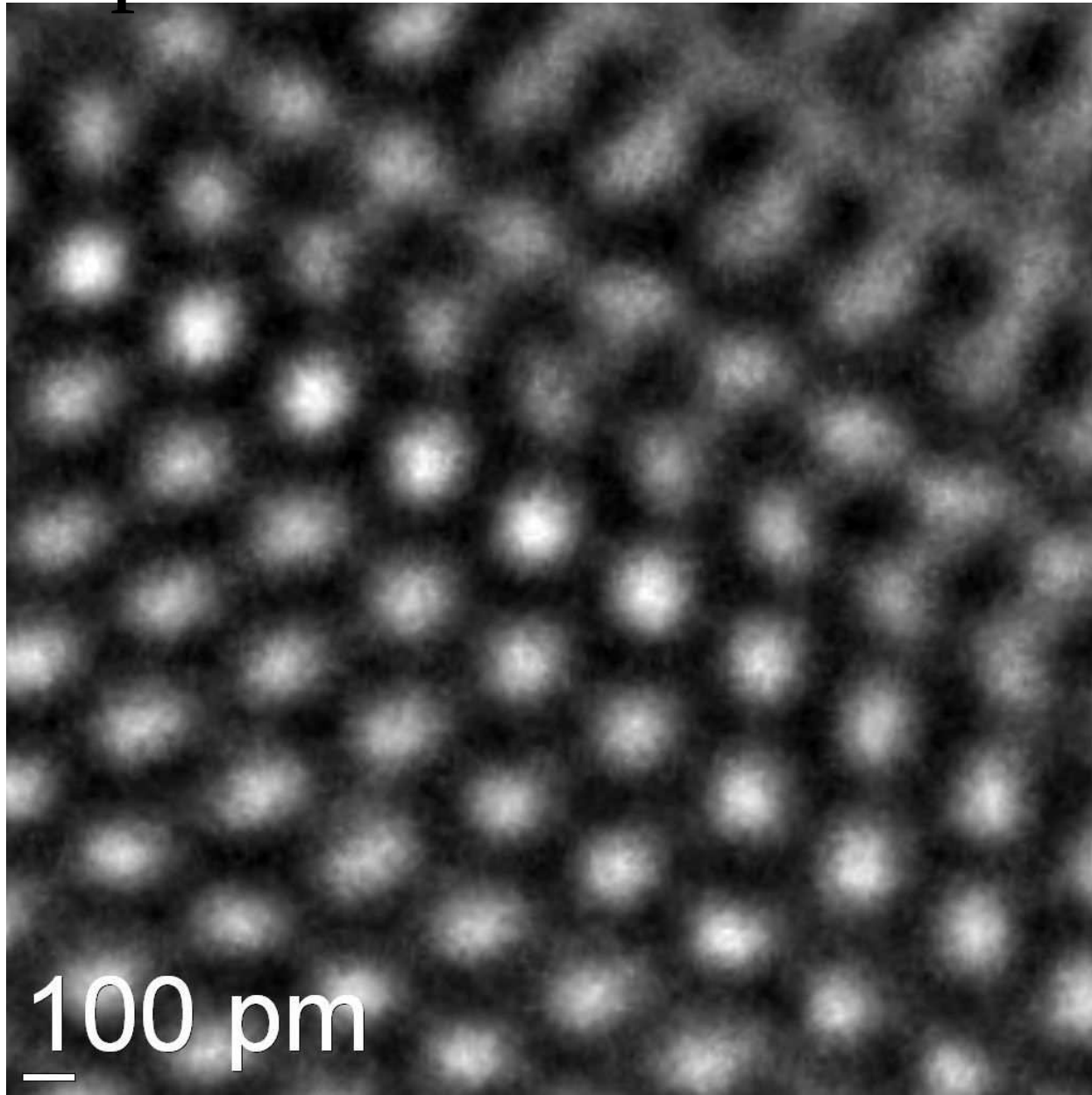
$$1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$



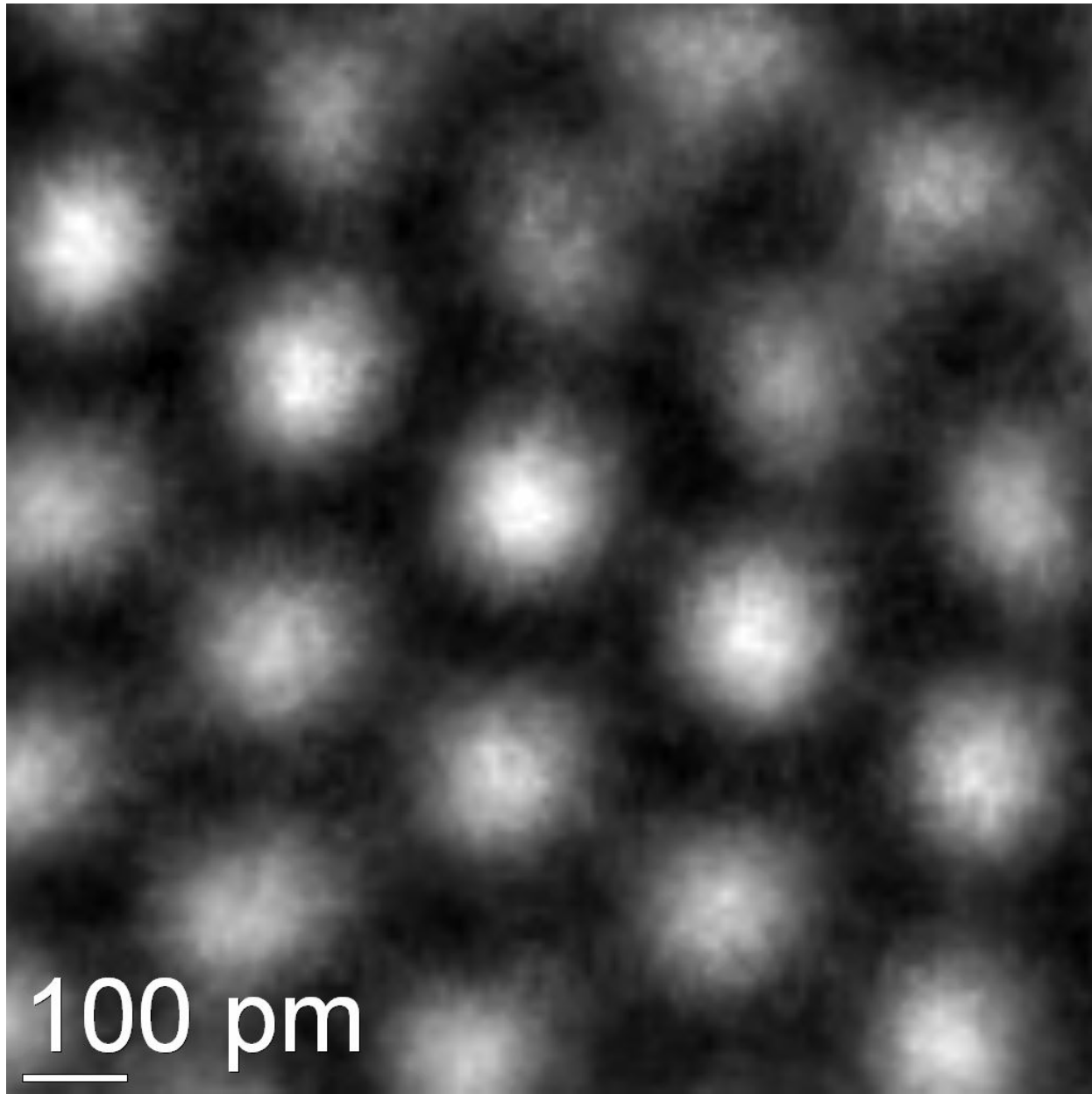
$$1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m} = 0.000000001 \text{ m}$$

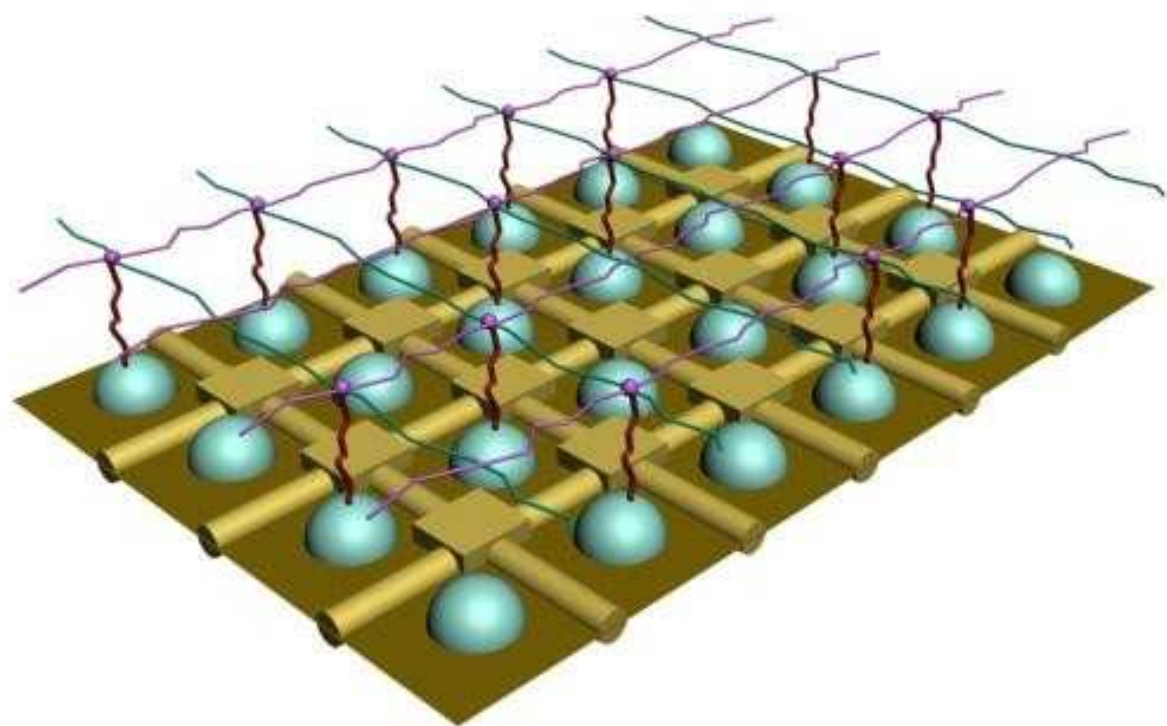


$$100 \text{ pm} = 10^{-10} \text{ m} = 0.0000000001 \text{ m}$$



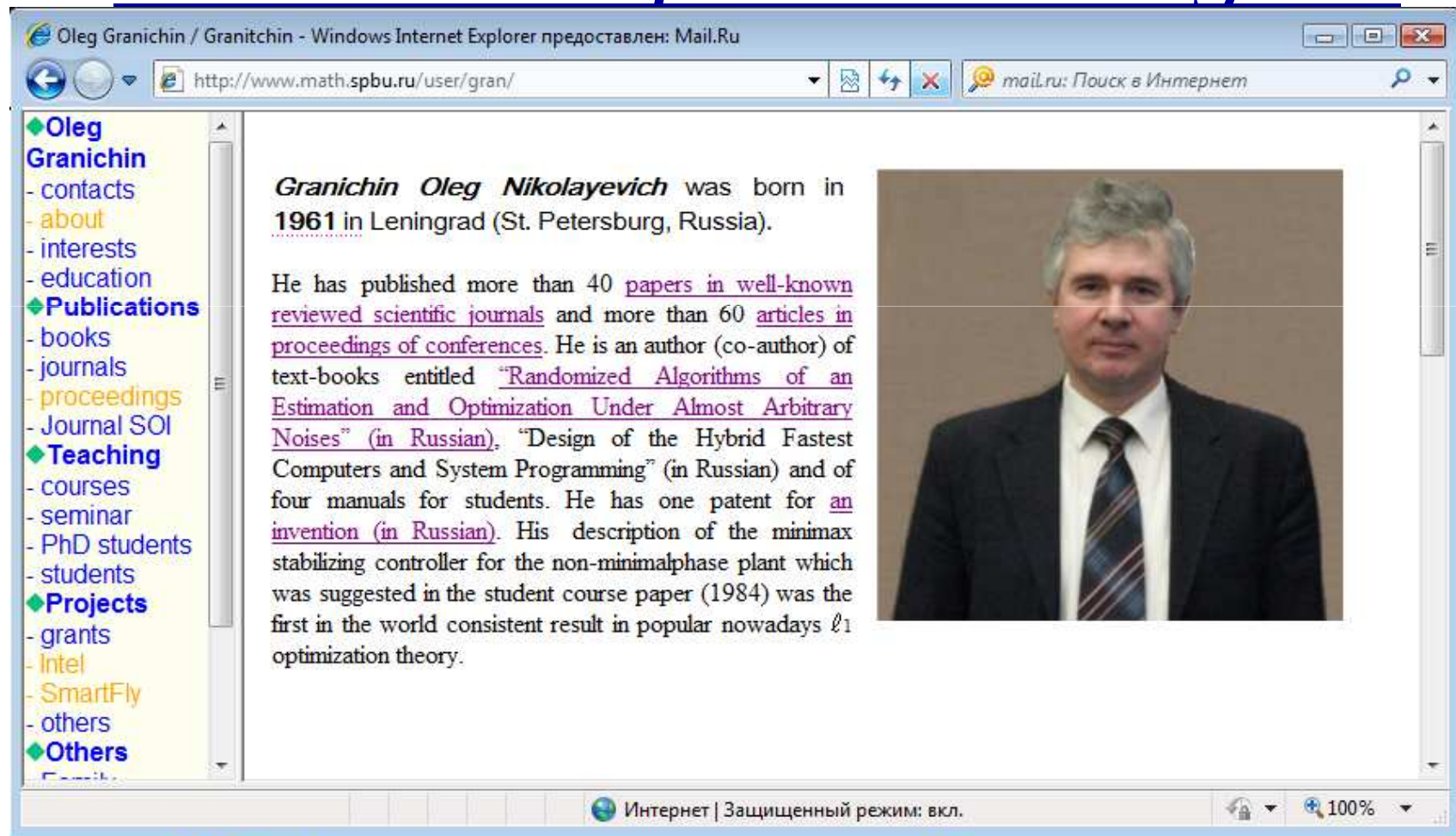
$$100 \text{ pm} = 10^{-10} \text{ m} = 0.0000000001$$





My web-page

- www.math.spbu.ru/user/gran



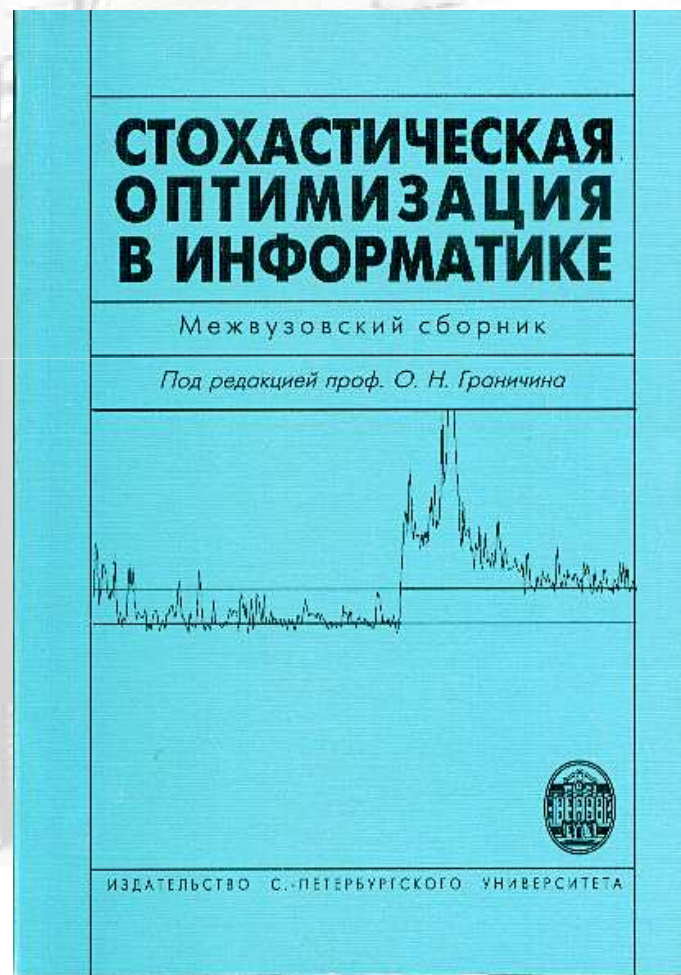
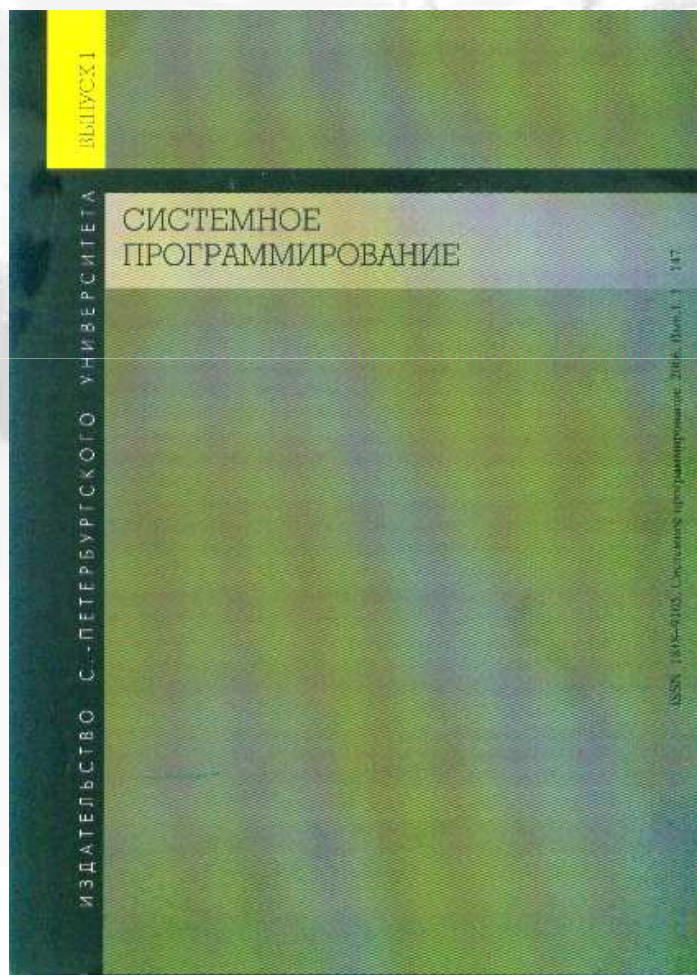
List of recent publications

- [Randomized algorithm of finding the true number of clusters based on Chebychev polynomial approximation](#) // chapter in book: DATA MINING: Foundations and Intelligent Paradigms, Edit. D.E.Holmes. Springer, 2011.
- [Randomization of data acquisition and l₁-otimization](#) (recognition with compression) // Automation And Remote Control, 2010, v. 71, no. 11, p. 2259-2282.
- [Computational model based on evolutionary primitives. Turing machine generalization](#) // International Journal of Nanotechnology and Molecular Computation, v. 2. 2010, no. 2, p. 30-43.
- [Algorithm for stochastic approximation with trial input perturbation in the nonstationary problem of optimization](#) // Automation and Remote Control, 2009, v. 70, no. 11. p. 1827-1835.
- [Methods of data transfer speed estimation in the data grid based on linear regression](#) // Neurocomputers: Design&application, 2009, no. 11, p. 45 - 52.
- Using [application](#) of statistics for word extraction from Vietnamese documents // Vestnik SPbSU. App. Math., 2009, no. 3, pp. 162-170.
- [Speaker-independent isolated words recognition problem solving based on simultaneous perturbation stochastic approximation algorithm](#) // Neurocomputers: Design, Application, 2009, no. 3, p. 58-64.
- [Method of measurements with random perturbation: application in photoemission experiments](#) // Review Of Scientific Instruments. 79, 036103. 2008.

Conferences

- *Adaptive autonomous soaring of multiple UAVs using SPSA // 49th IEEE Conference on Decision and Control, December 15-17, 2010, Atlanta, GA. USA.*
- *[Adaptive control of SISO plant with time-varying coefficients based on random test perturbation](#) // 2010 American Control Conference, June 30-July 02, 2010, Baltimore, MD, USA. P. 4004-4009.*
- *[A randomized algorithm for estimation number of clusters](#) // XXIV European Conference on Operation Research, July 11-14, 2010, Lisbon, Portugal, p. 53.*
- *[Discrete-time minimum tracking based on stochastic approximation algorithm with randomized differences](#) // The Combined 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference, December 16-18, 2009, Shanghai, P.R. China, p. 5763-5767.*
- *[SPSA with a fixed gain for intelligent control in tracking applications](#) // 2009 IEEE International Symposium on Intelligent Control, St. Petersburg, July 2009, pp. 1415-1420.*
- *Minimum tracking with SPSA and applications to image registration // In Proc. of Workshop on networked embedded and control system technologies: European and Russian R&D cooperation - NESTER, 6th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 2-5 July 2009, Milan, Italy, pp. 66-74.*
- *Parameter estimation and tracking for the Rosenbrock function using simultaneous perturbation stochastic approximation algorithm // 6th St. Petersburg Workshop on Simulation, St. Petersburg, 2009, pp. 1130-1136.*
- *Speaker-independent isolated words recognition problem solving based on simultaneous perturbation stochastic approximation algorithm // Yalta conf. on discrete and global optimization. 2008, p. 13.*

Научные журналы кафедры системного программирования Математико-механического факультета СПбГУ



САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ



Благодарю за внимание!
Вопросы?