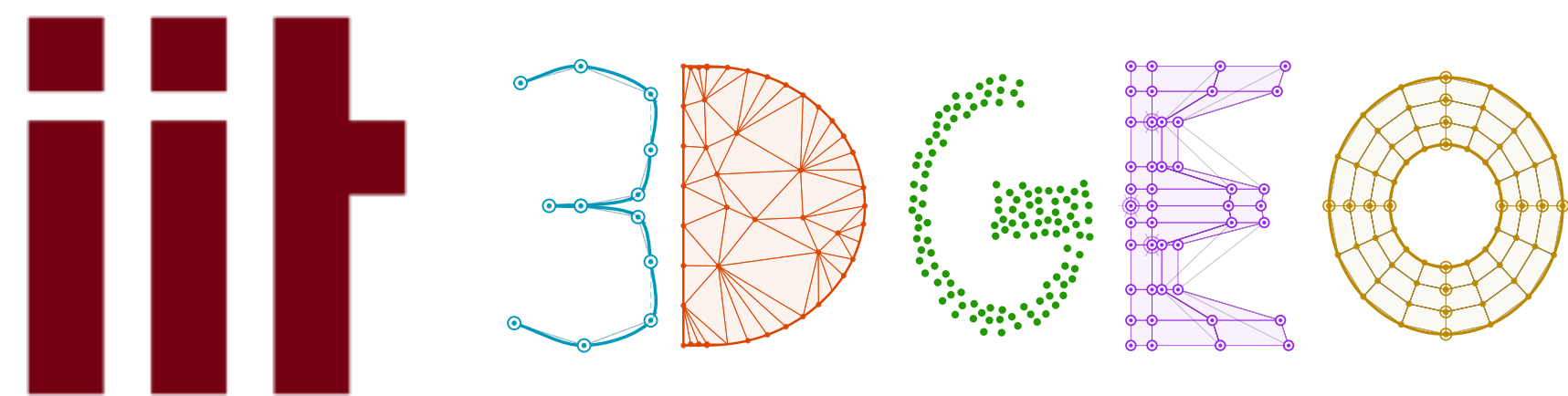
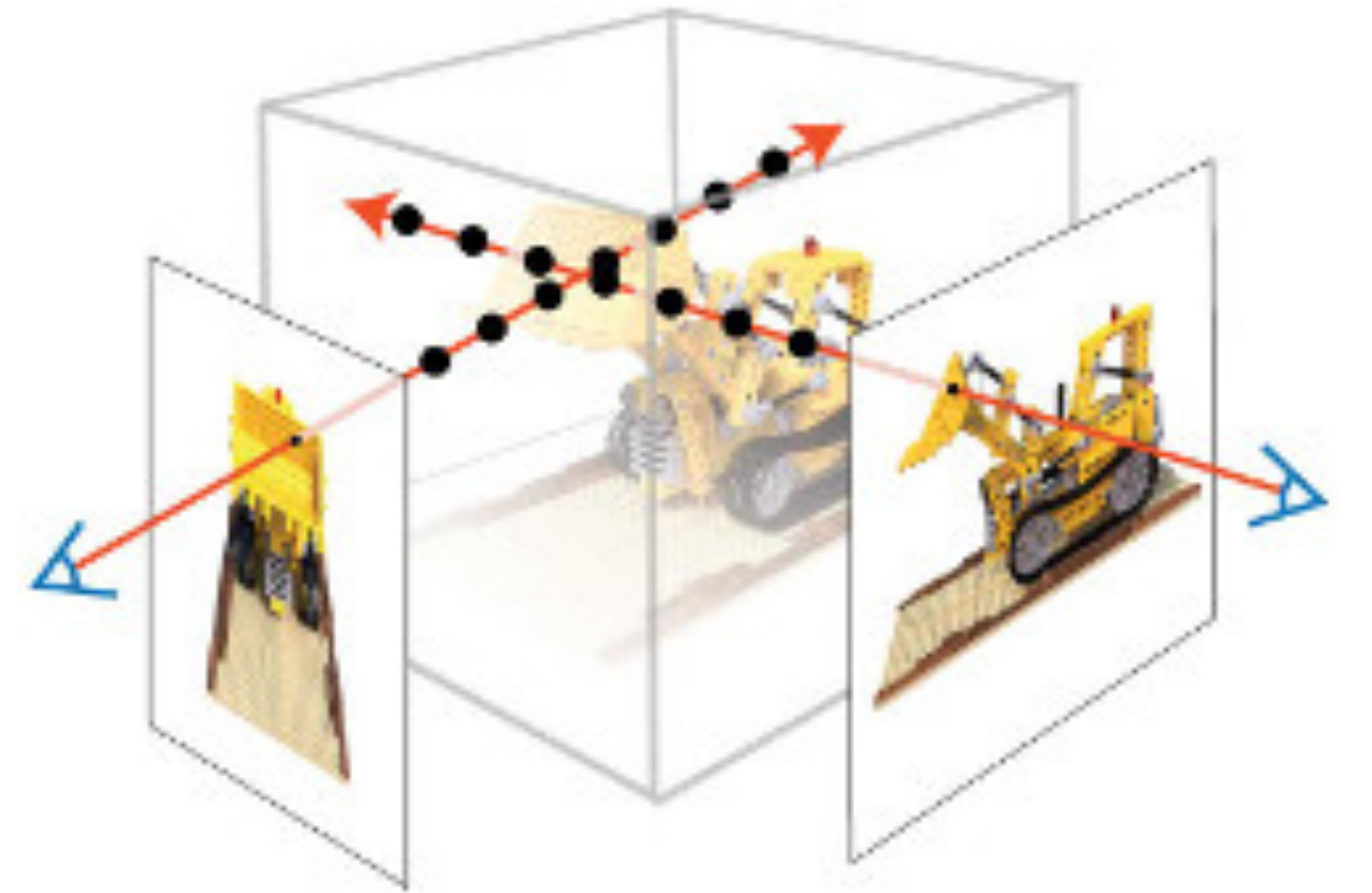


16. Előadás: Radiancia Mezők

Generatív AI és Inverz Módszerek a Képszintézisben
BME-VIK IIT, 2026

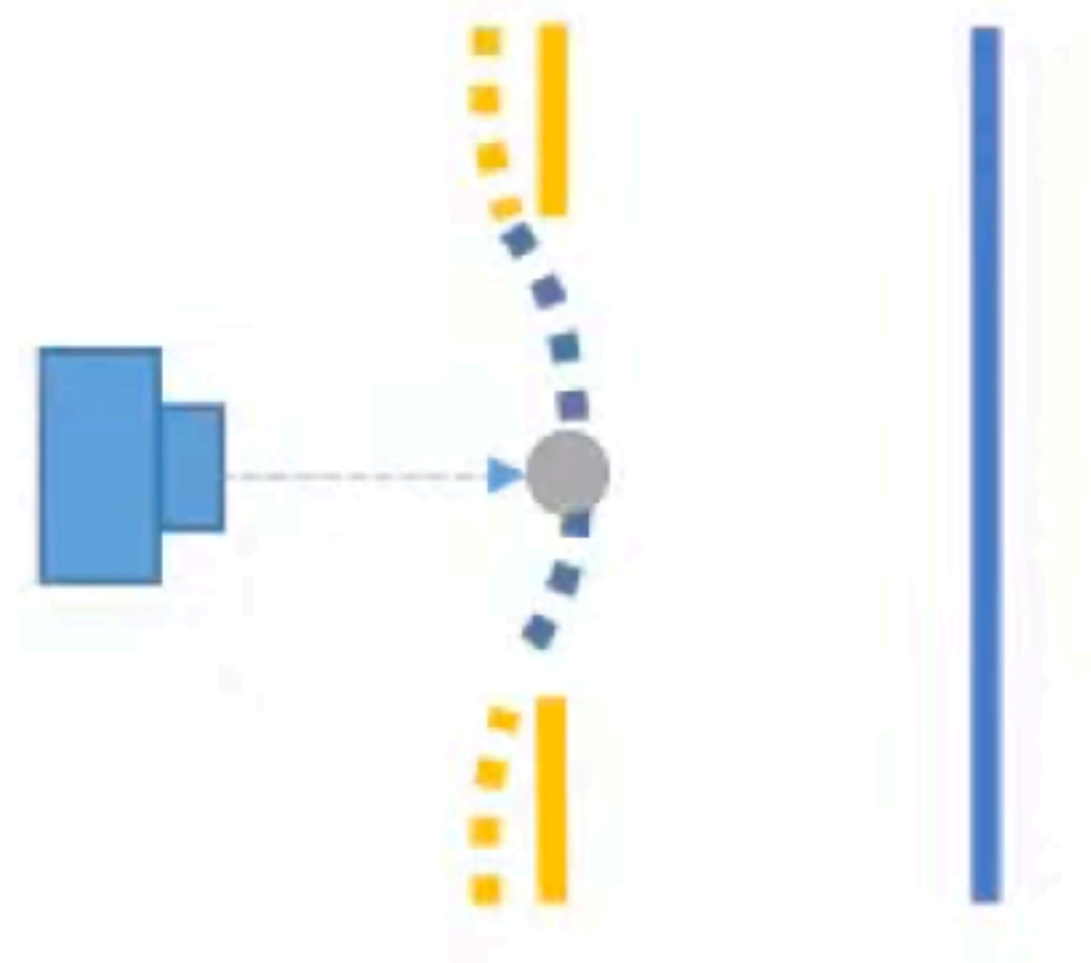


Dr. Vaitkus Márton



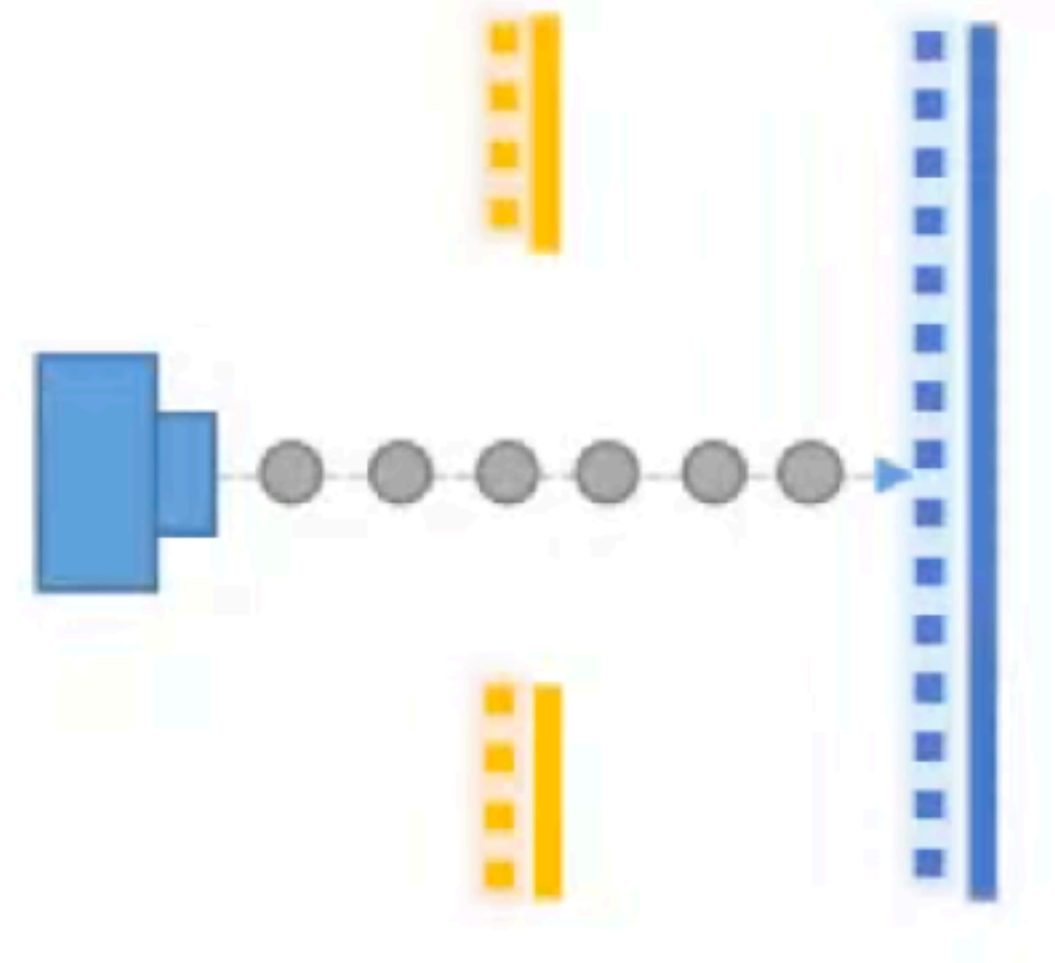
Radiancia Mezők

Felületi vs térfogati reprezentációk



Felületi reprezentáció
(pl. mesh/SDF)

“Kemény” felületek
Topológiát nehéz módosítani

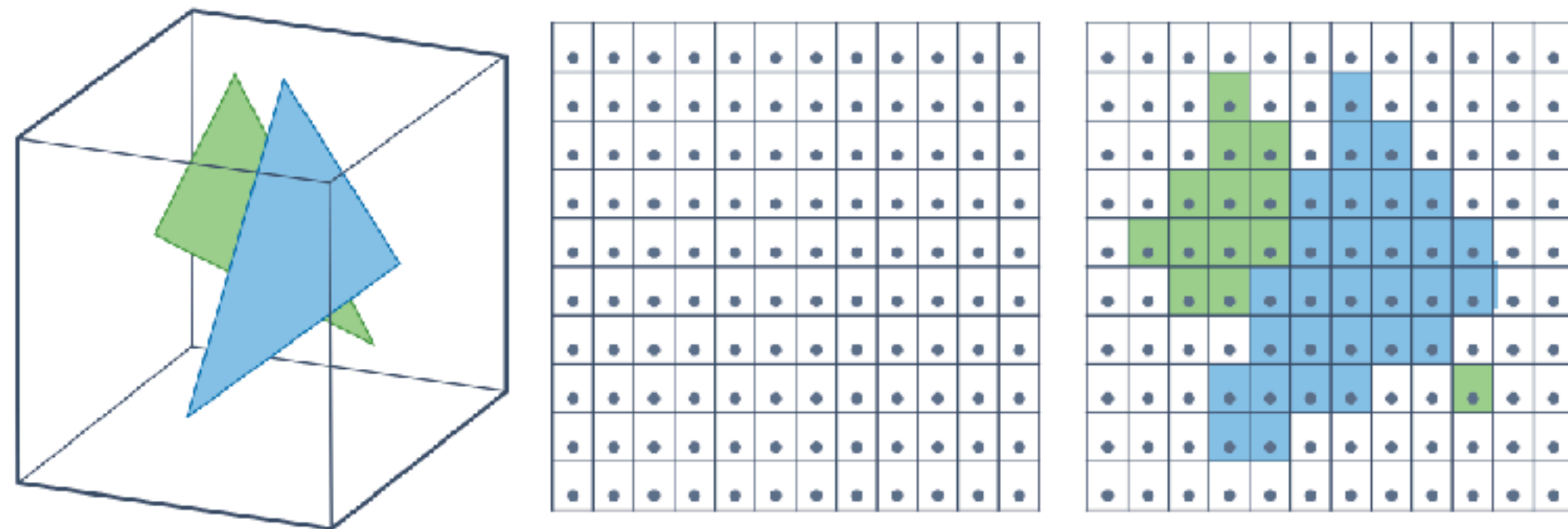


Térfogati reprezentáció
(pl. sűrűség/radiancia mező)

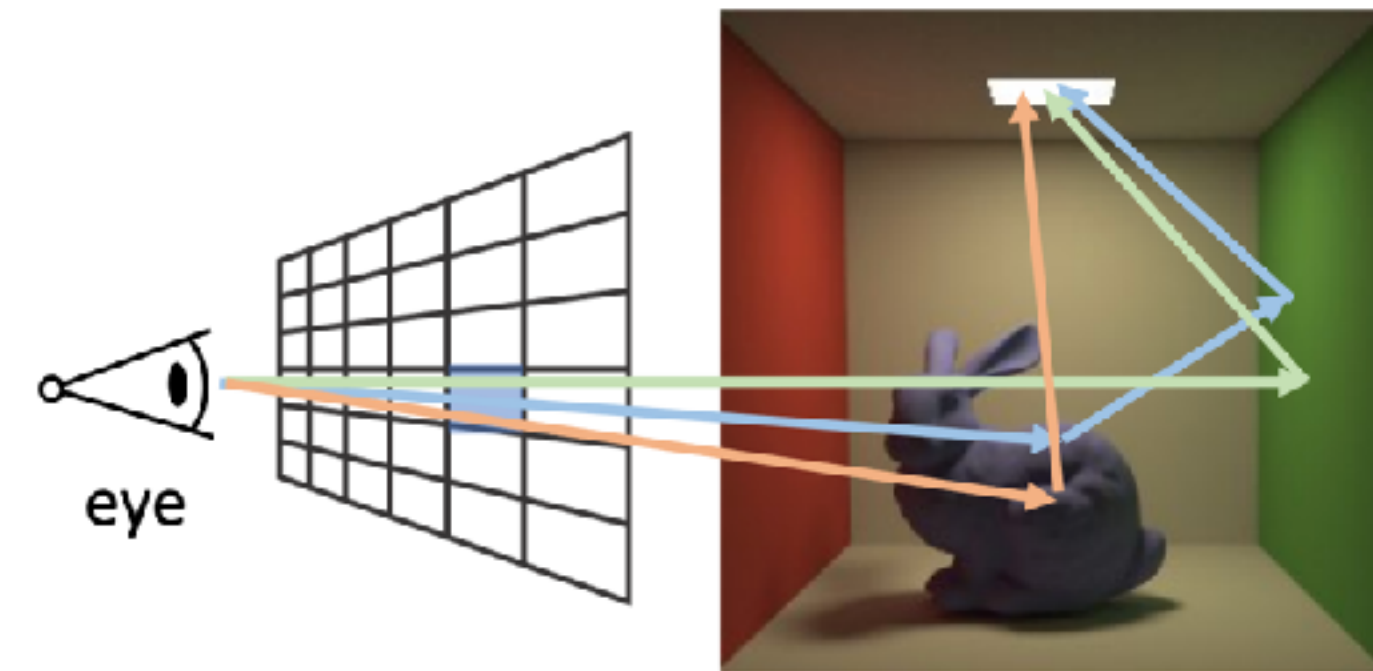
“Puha” felületek
Topológiát könnyű módosítani (lyukat ütünk)

Radiancia Mezők

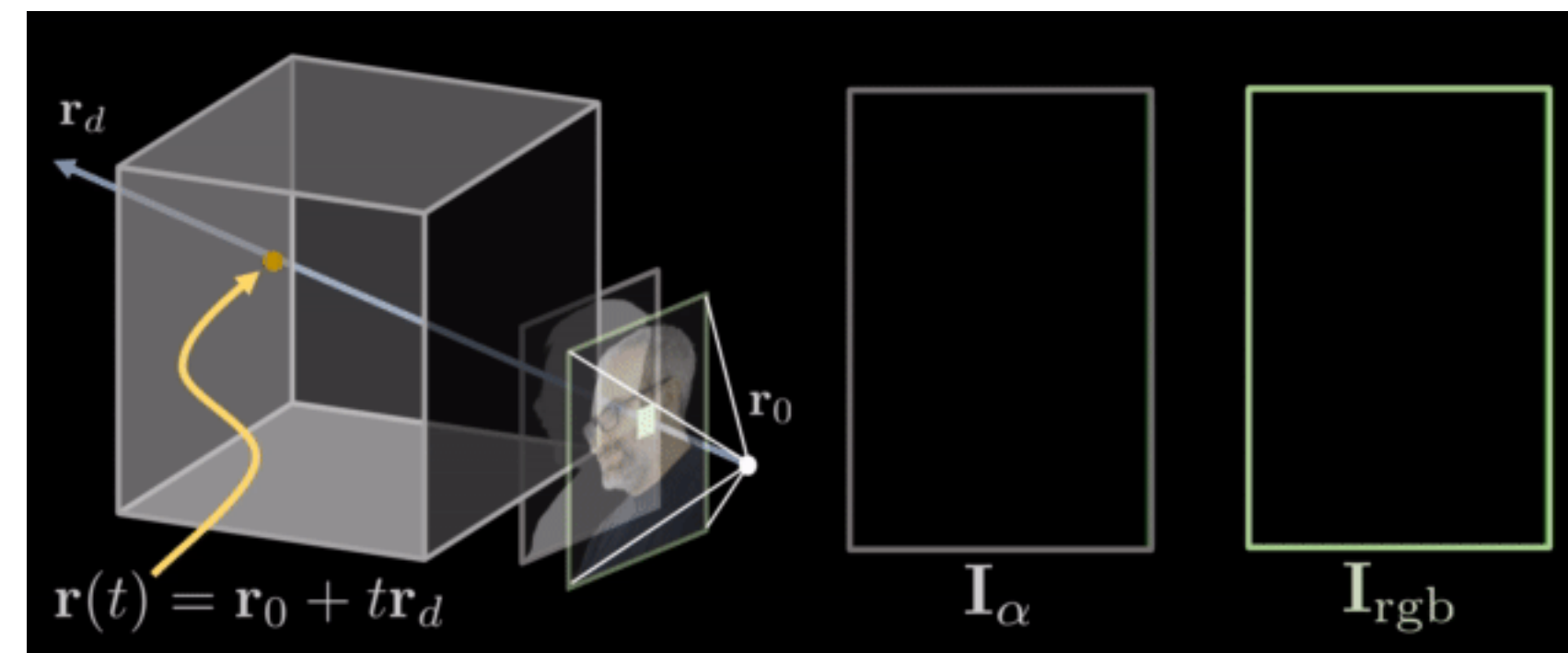
Forward rendering módszerek



Raszterizáció



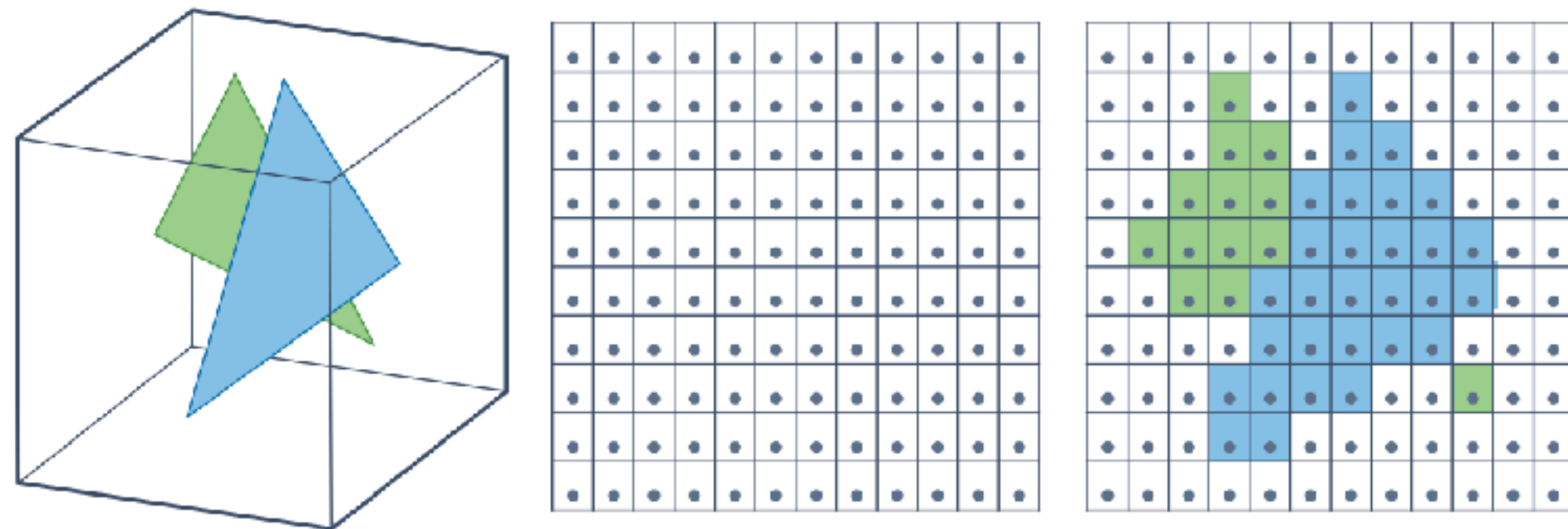
Sugárkövetés (Ray Tracing)



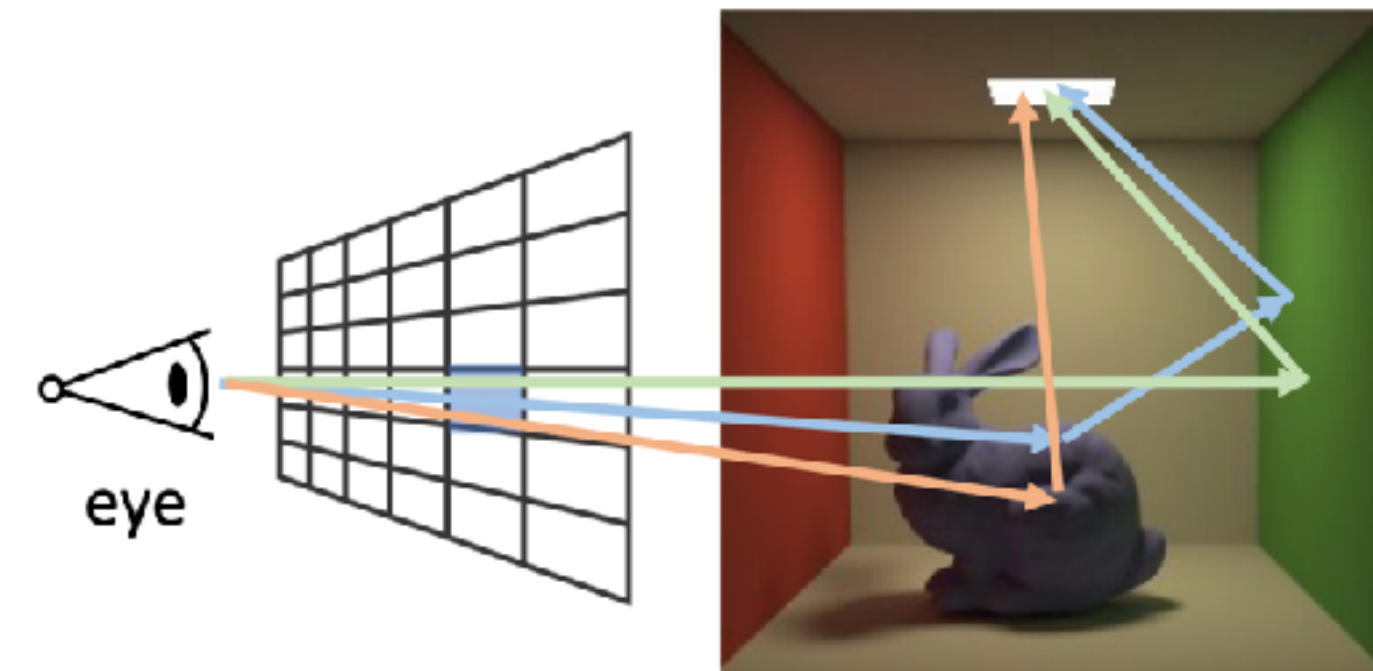
Volume rendering (Ray Marching)

Radiancia Mezők

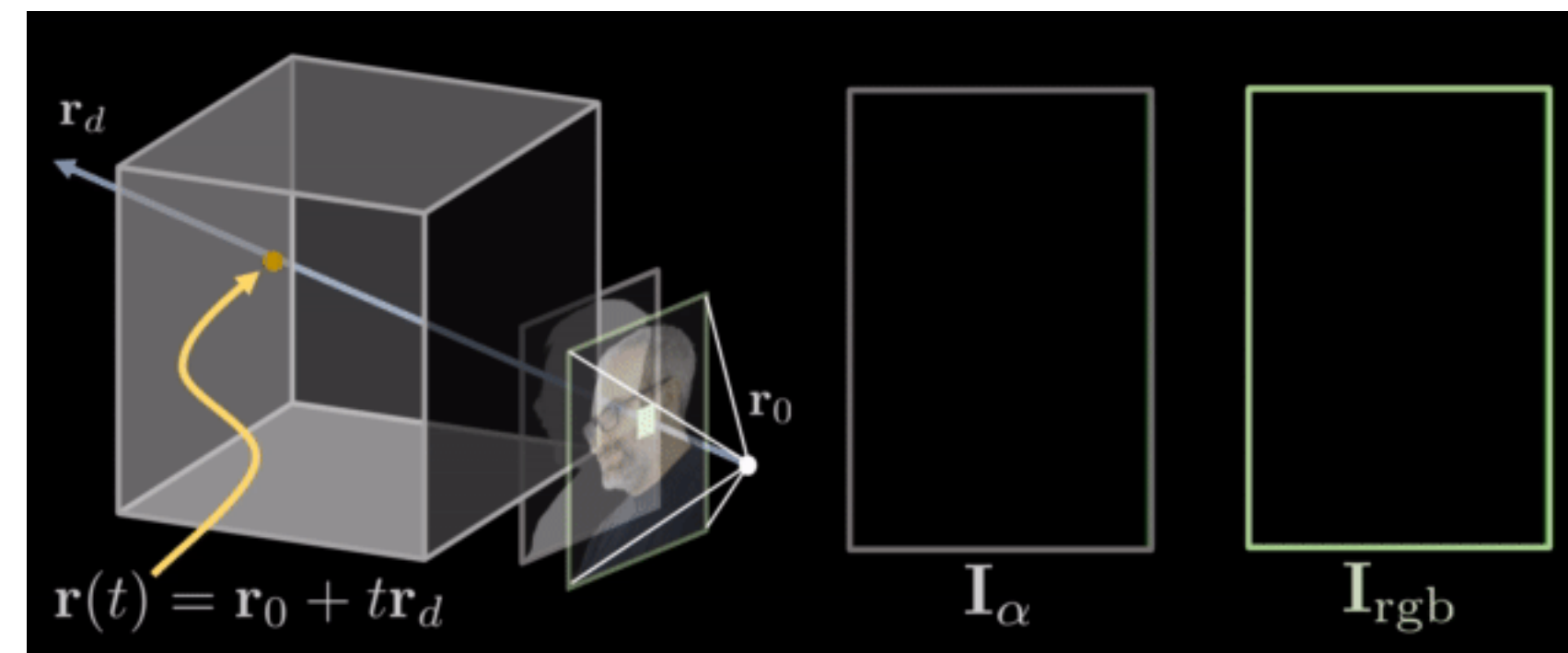
Forward rendering módszerek



Raszterizáció



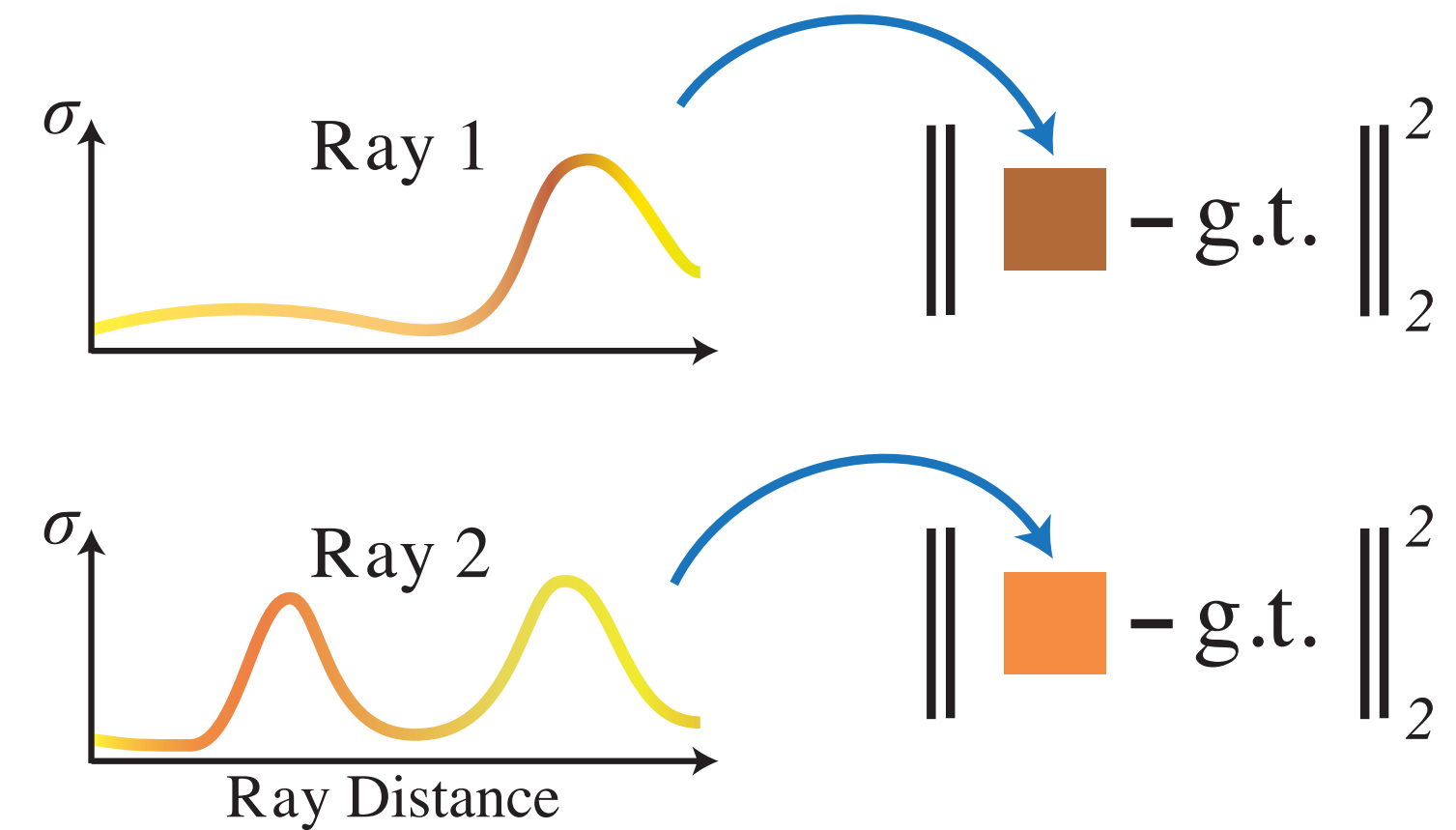
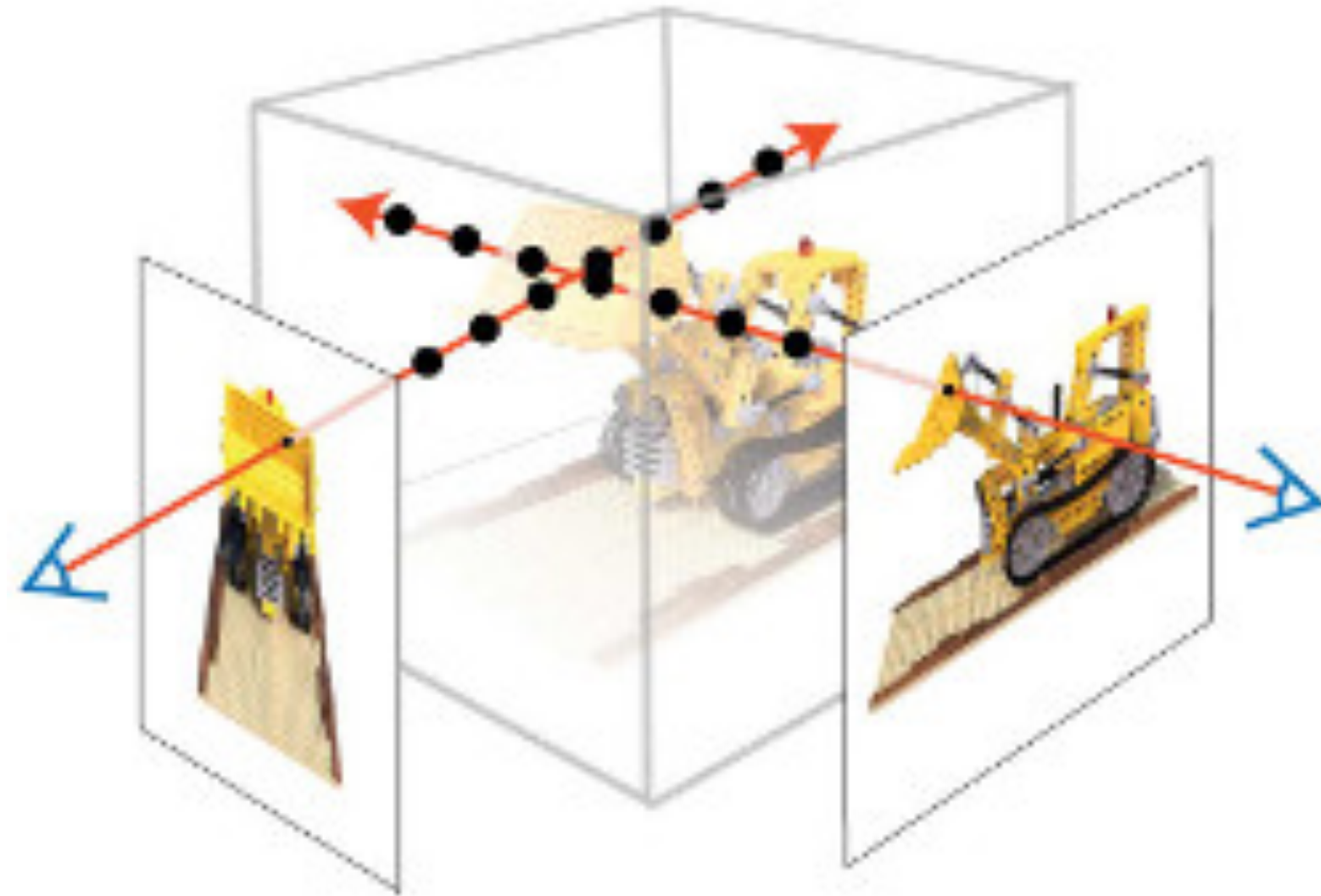
Sugárkövetés (Ray Tracing)



Volume rendering (Ray Marching)

Radiancia Mezők

Differenciálható volume rendering?



Radiancia mezők:
ideális 3D reprezentáció differenciálható renderinghez! (?)

Radiancia Mezők

Differenciálható volume rendering?

Egyszerűsítsük a volumetrikus grafikát!

Elnyelés



Szóródás

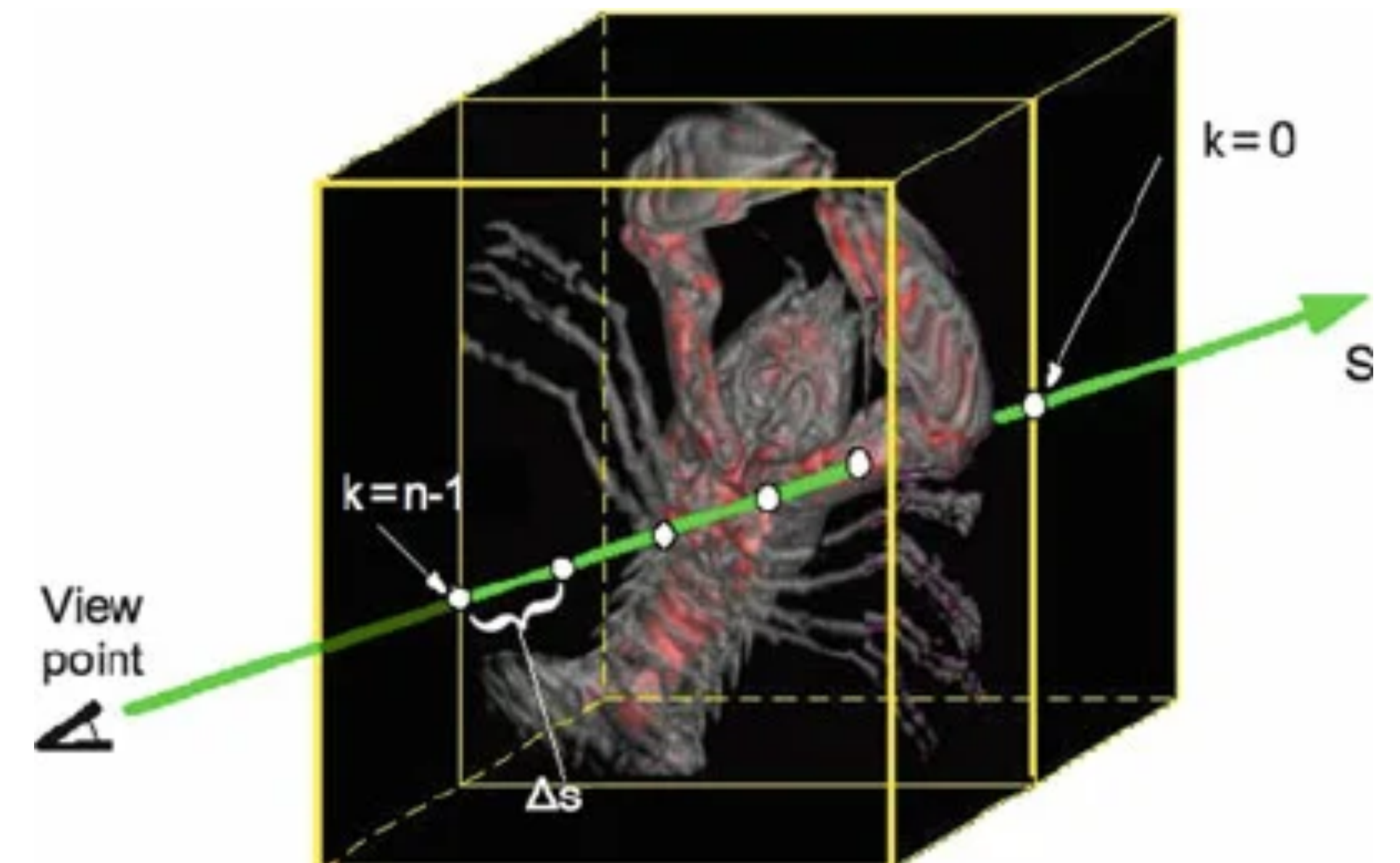
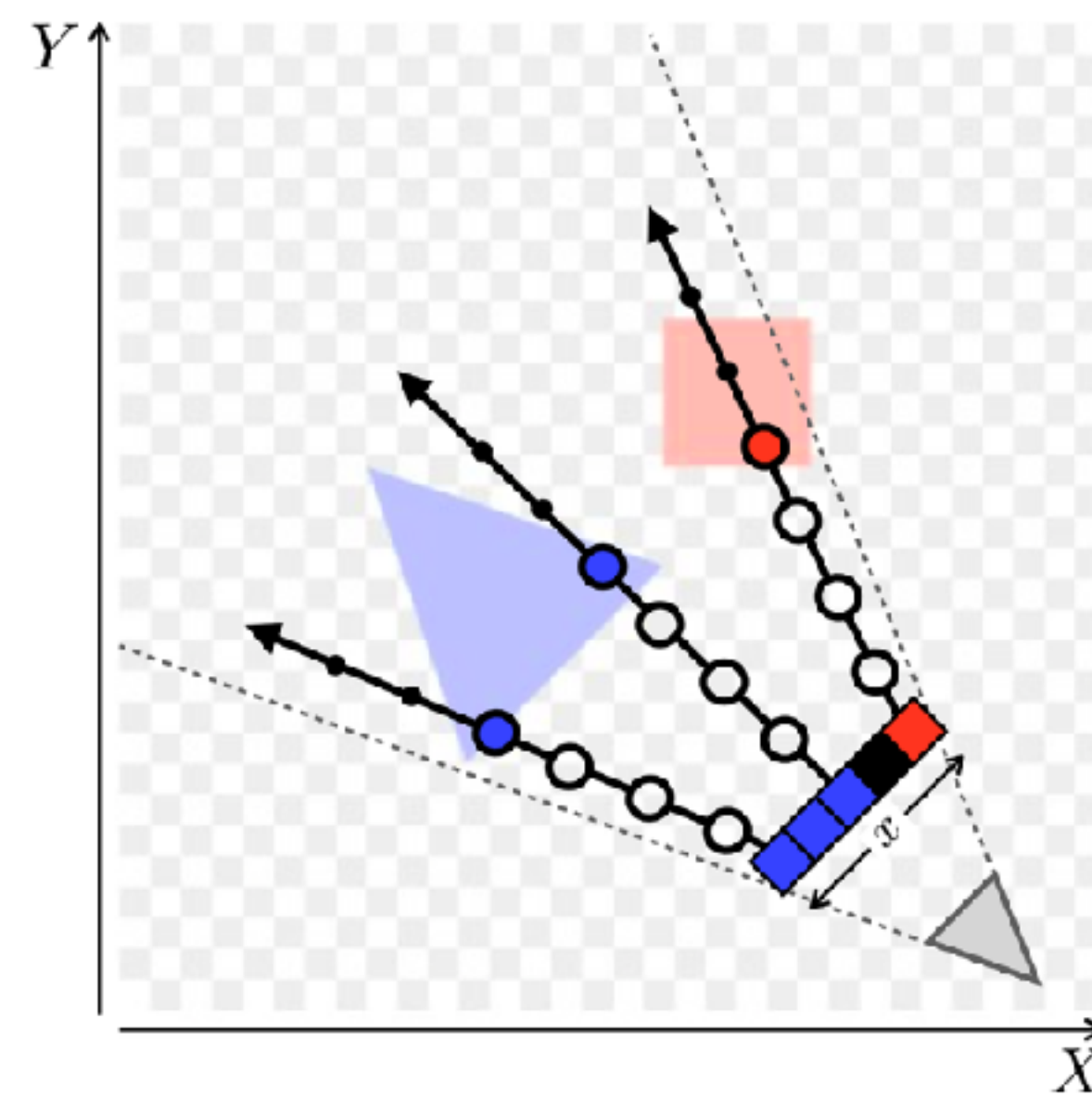
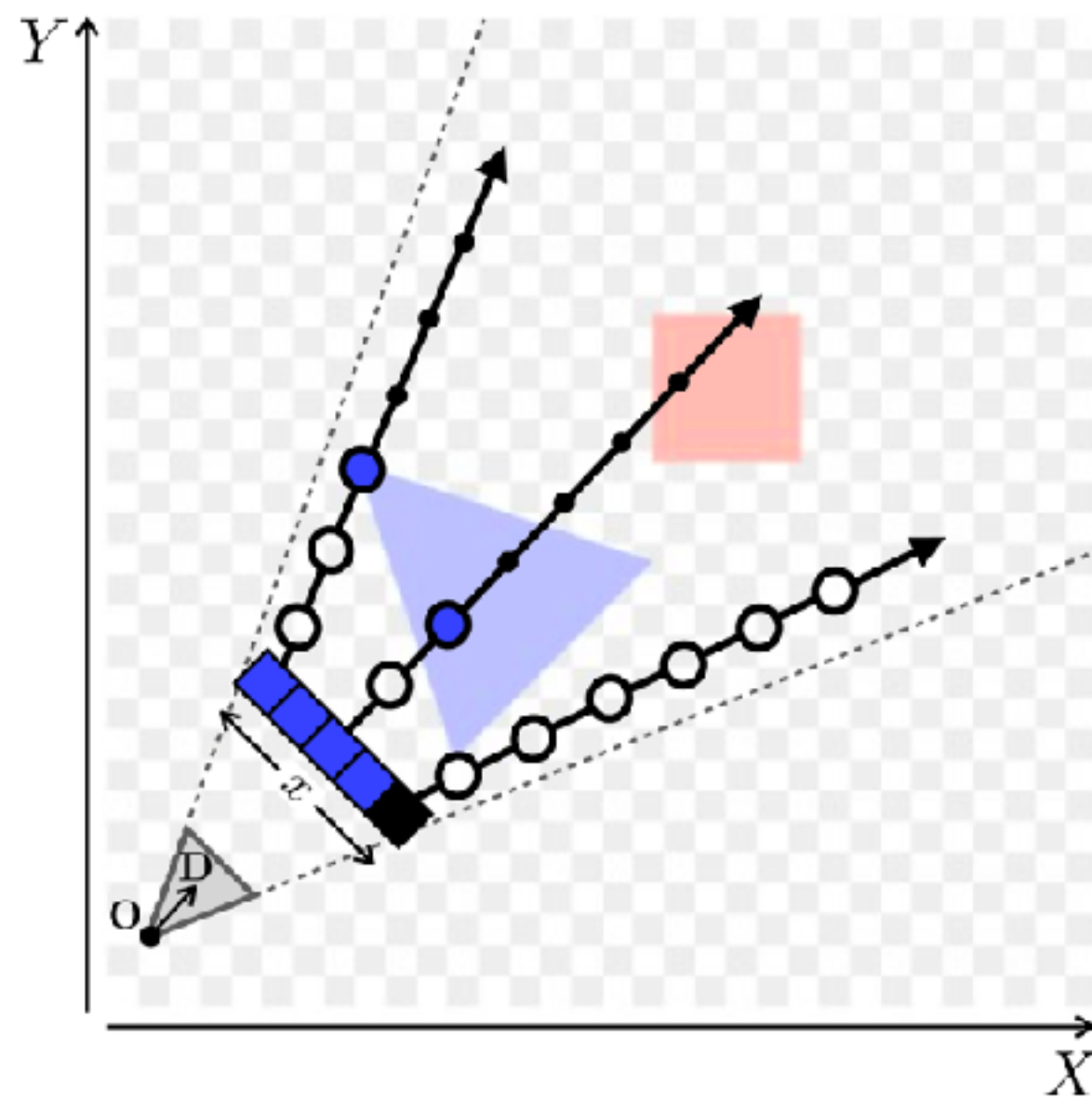


Kibocsátás



Radiancia Mezők

Volume rendering



Radiancia Mezők

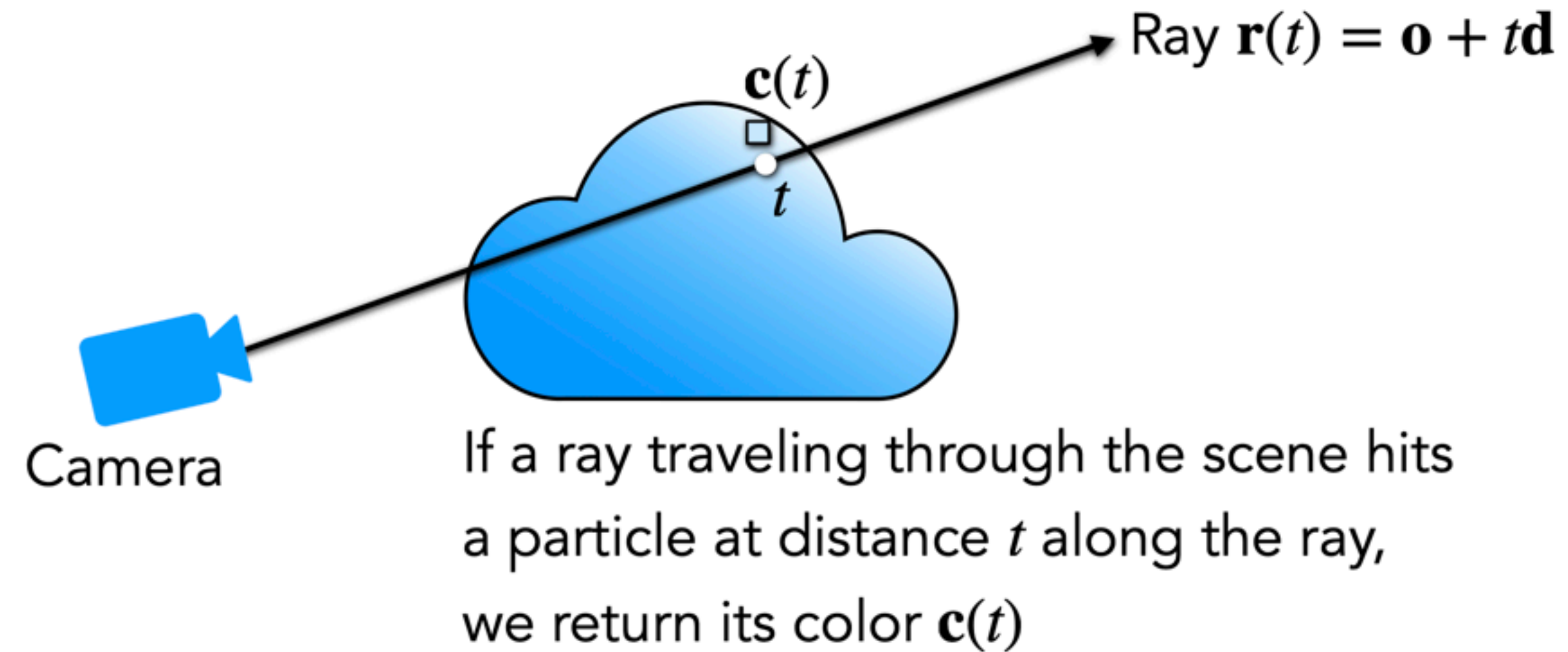
Volume rendering



Scene is a cloud of tiny colored particles

Radiancia Mezők

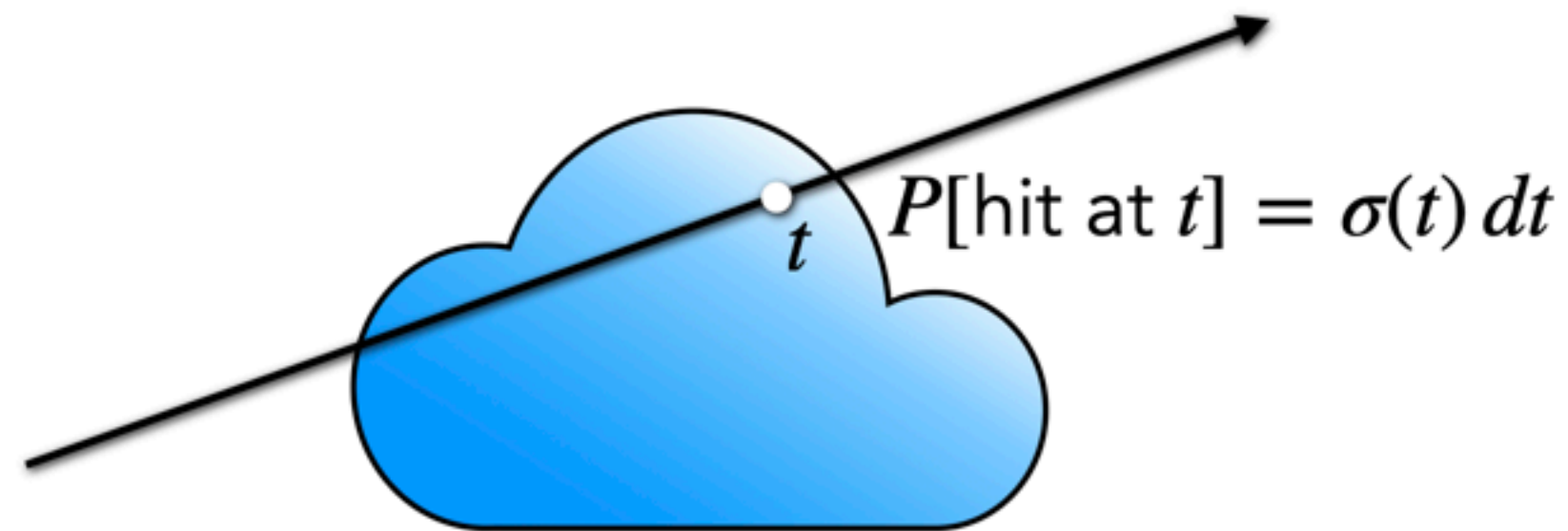
Volume rendering



Radiancia Mezők

Volume rendering

What does it mean for a ray to “hit” the volume?

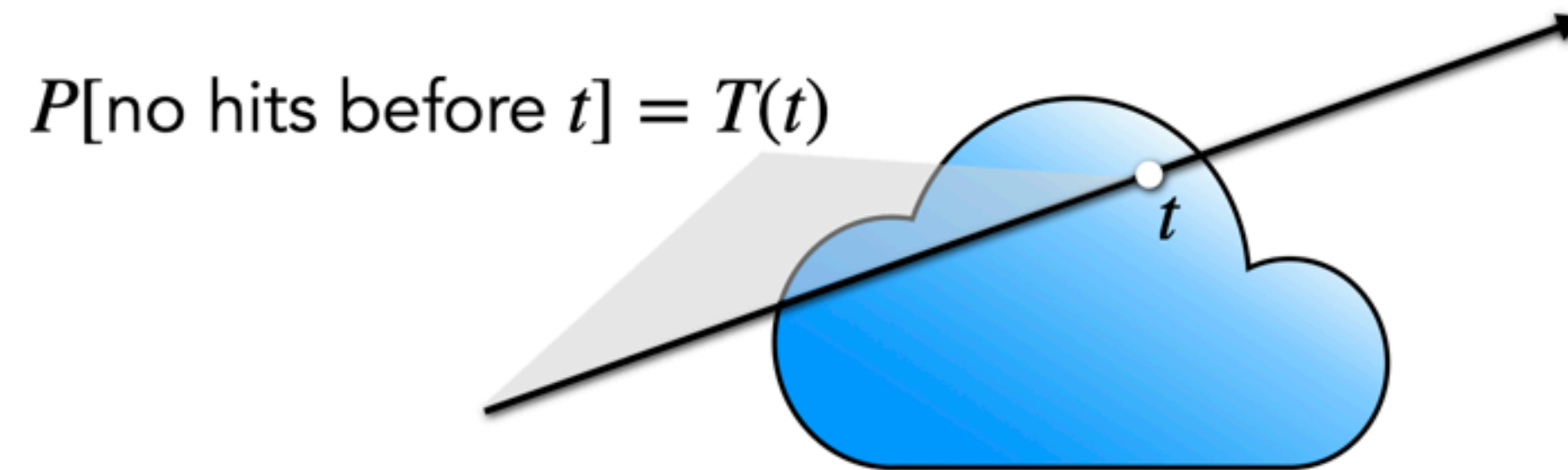


This notion is *probabilistic*: chance that ray hits a particle in a small interval around t is $\sigma(t) dt$. σ is called the “volume density”

Radiancia Mezők

Volume rendering

Probabilistic interpretation

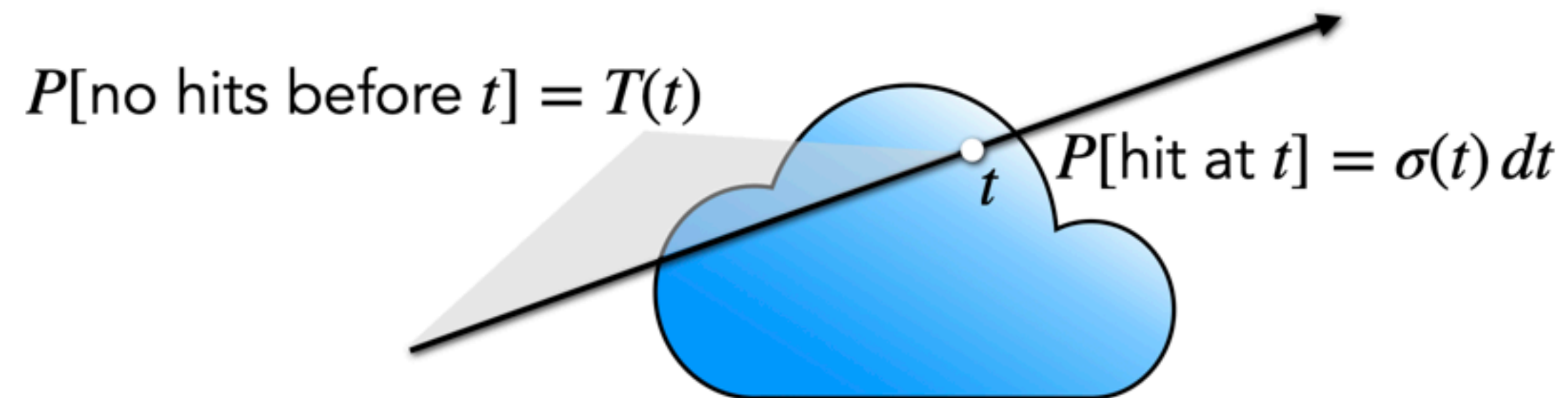


To determine if t is the *first* hit along the ray, need to know $T(t)$: the probability that the ray makes it through the volume up to t .
 $T(t)$ is called "transmittance"

Radiancia Mezők

Volume rendering

Probabilistic interpretation



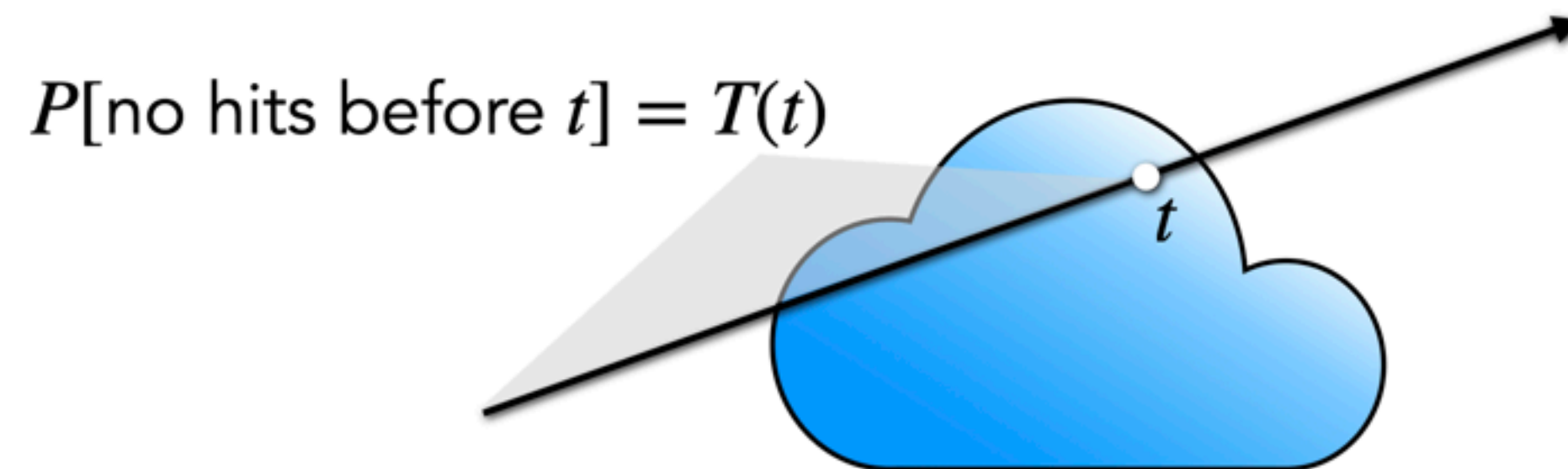
The product of these probabilities tells us how much you see the particles at t :

$$P[\text{first hit at } t] = P[\text{no hit before } t] \times P[\text{hit at } t] = T(t)\sigma(t)dt$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Calculating T given σ

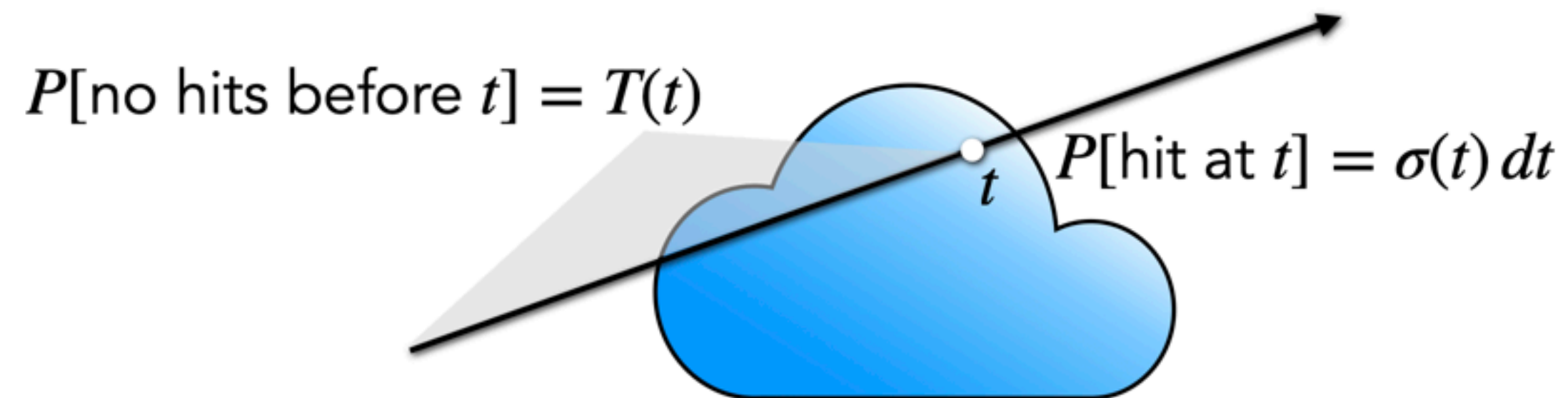


If σ is known, T can be computed... How?

Radiancia Mezők

Volume rendering

Calculating T given σ



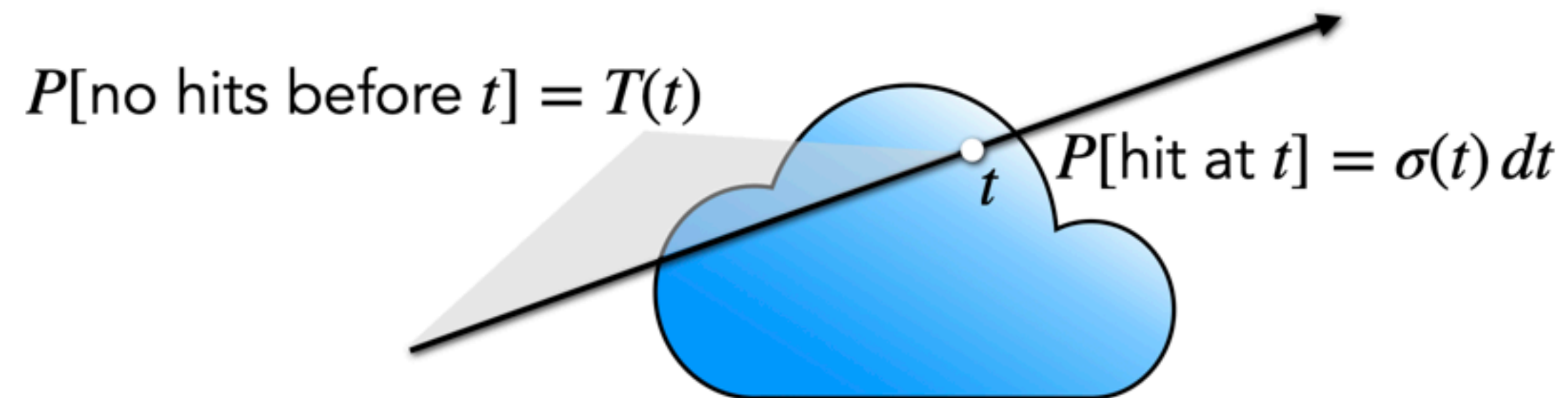
σ and T are related by the probabilistic fact that

$$P[\text{no hit before } t + dt] = P[\text{no hit before } t] \times P[\text{no hit at } t]$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Calculating transmittance T



σ and T are related by the probabilistic fact that

$$T(t + dt) = T(t) \times (1 - \sigma(t)dt)$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Calculating transmittance T

$$T(t + dt) = T(t)(1 - \sigma(t)dt)$$

$T(t + dt) = T(t) \times (1 - \sigma(t)dt)$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Solve for T

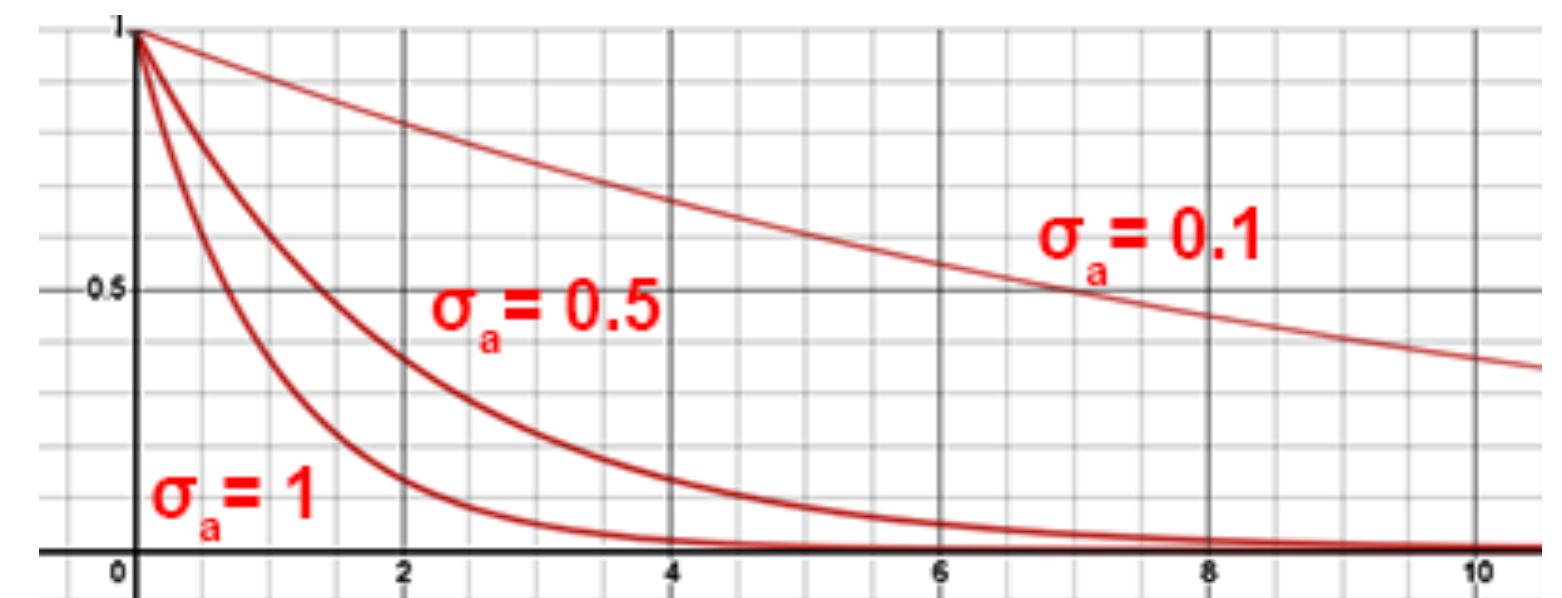
$$T(t + dt) = T(t)(1 - \sigma(t)dt)$$

Taylor expansion for $T \Rightarrow T(t) + T'(t)dt = T(t) - T(t)\sigma(t)dt$

Rearrange $\Rightarrow \frac{T'(t)}{T(t)}dt = -\sigma(t)dt$

Integrate $\Rightarrow \log T(t) = -\int_{t_0}^t \sigma(s)ds$

Exponentiate $\Rightarrow T(t) = \exp\left(-\int_{t_0}^t \sigma(s)ds\right)$



Slide credit: Ben Mildenhall

Radiancia Mezők

Volume rendering

Density is score function!

An interesting observation is that density is actually the negative score function of T :

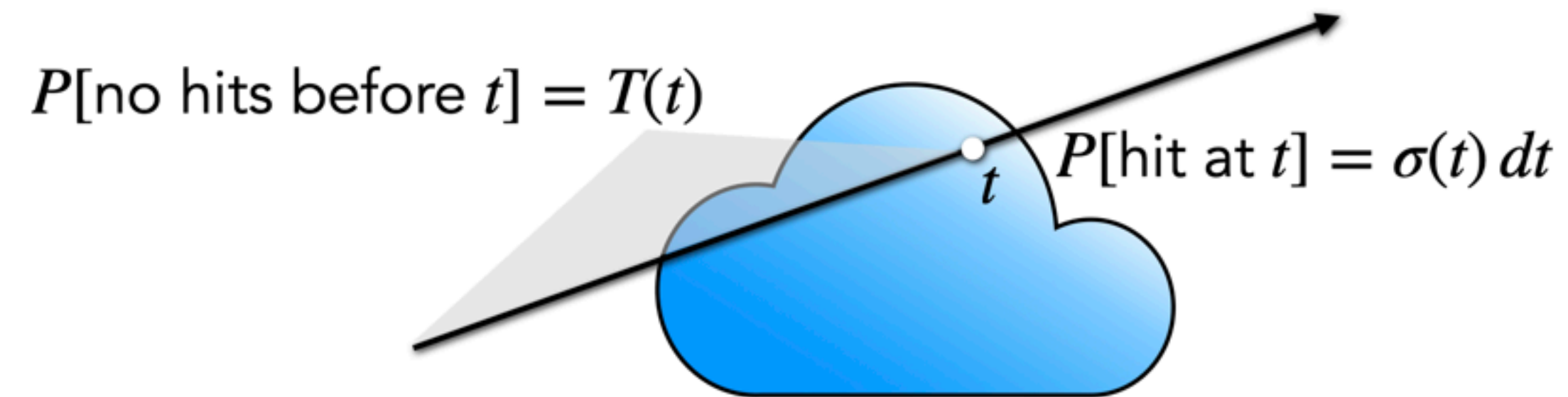
$$\sigma(t) = -\frac{d}{dt} \log T(t)$$

This is why it doesn't need normalization!

Radiancia Mezők

Volume rendering

PDF for ray termination



Finally, we can write the probability that a ray terminates at t as a function of only sigma

$$\begin{aligned} P[\text{first hit at } t] &= P[\text{no hit before } t] \times P[\text{hit at } t] \\ &= T(t)\sigma(t)dt \\ &= \exp\left(-\int_{t_0}^t \sigma(s) ds\right) \sigma(t) dt \end{aligned}$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Expected value of color along ray

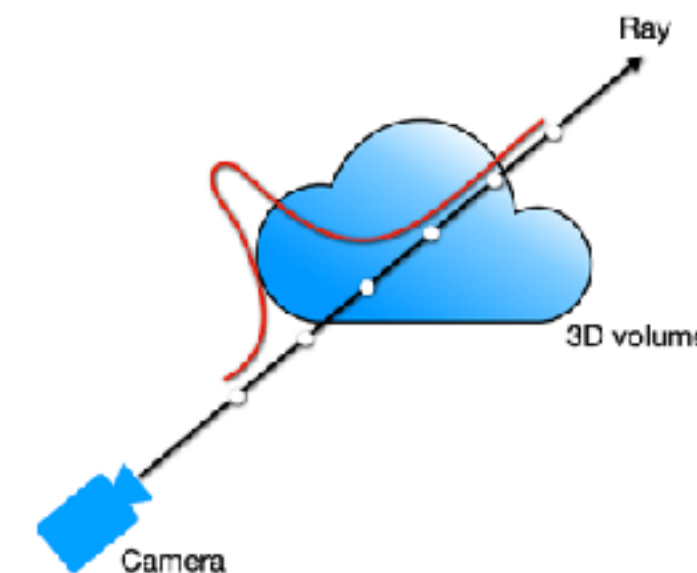
This means the expected color returned by the ray will be

$$\int_{t_0}^{t_1} T(t) \sigma(t) \mathbf{c}(t) dt$$

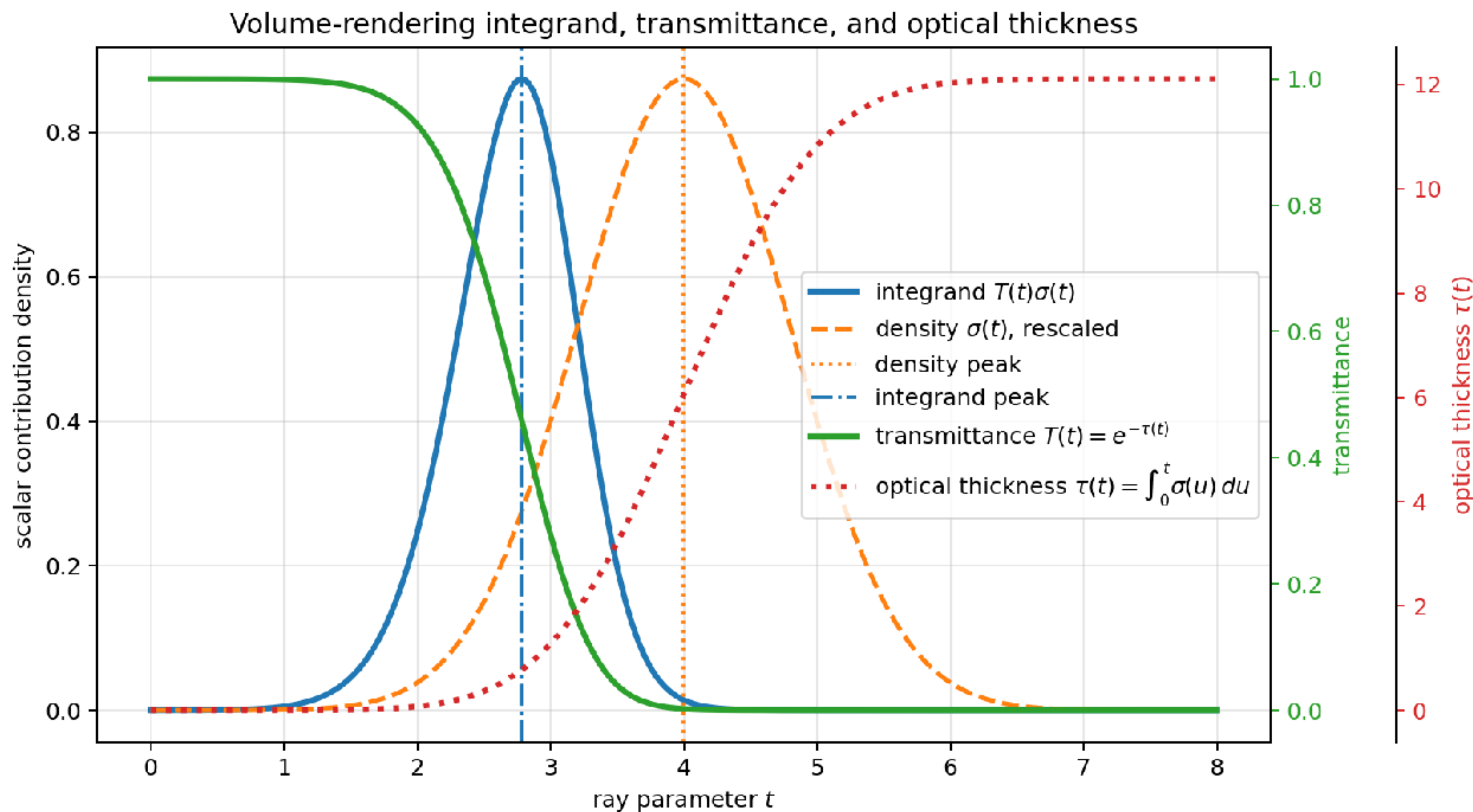
Note the nested integral!

Radiancia Mezők

Volume rendering



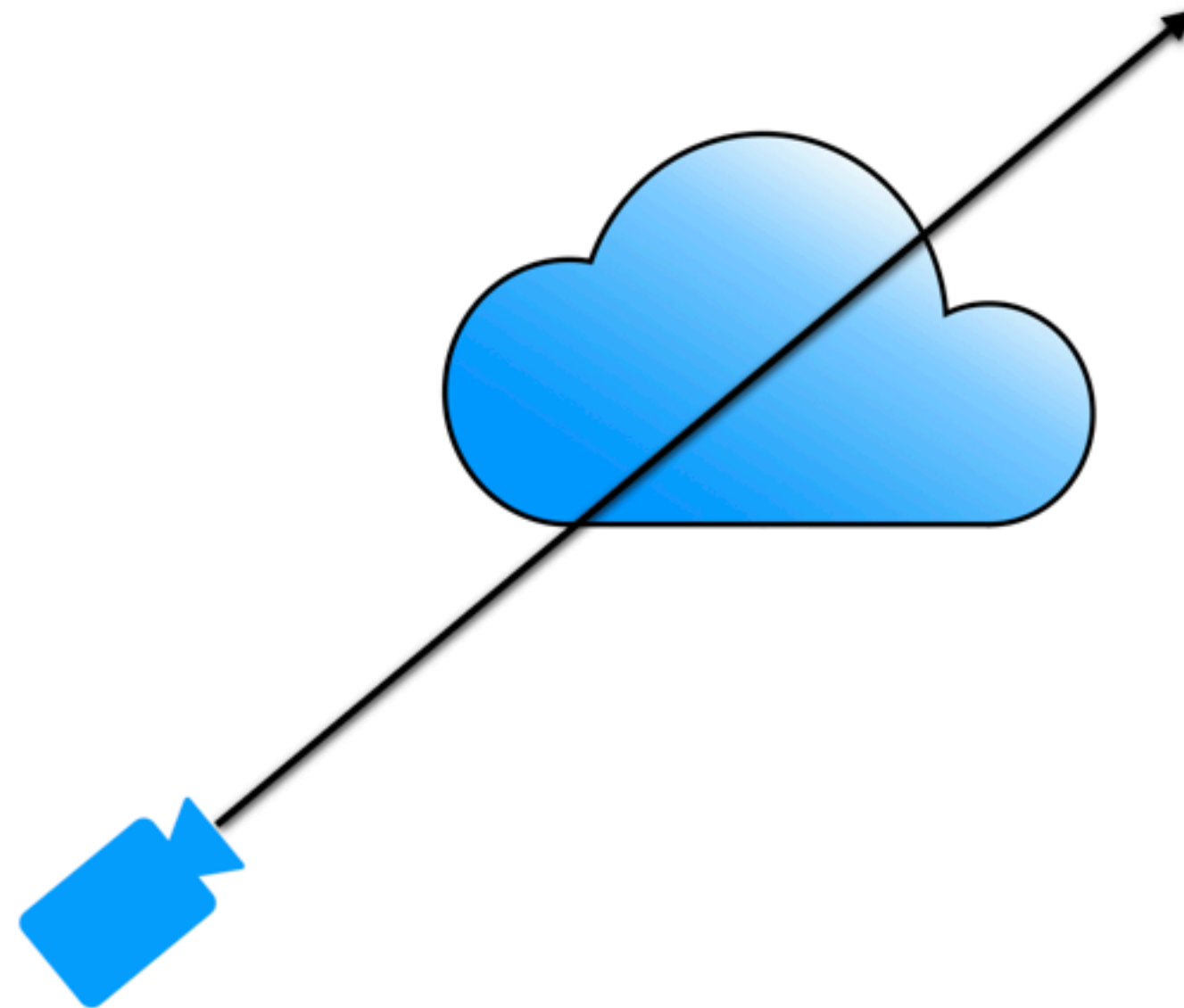
$$\int_{t_0}^{t_1} T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt$$



Radiancia Mezők

Volume rendering

Approximating the nested integral

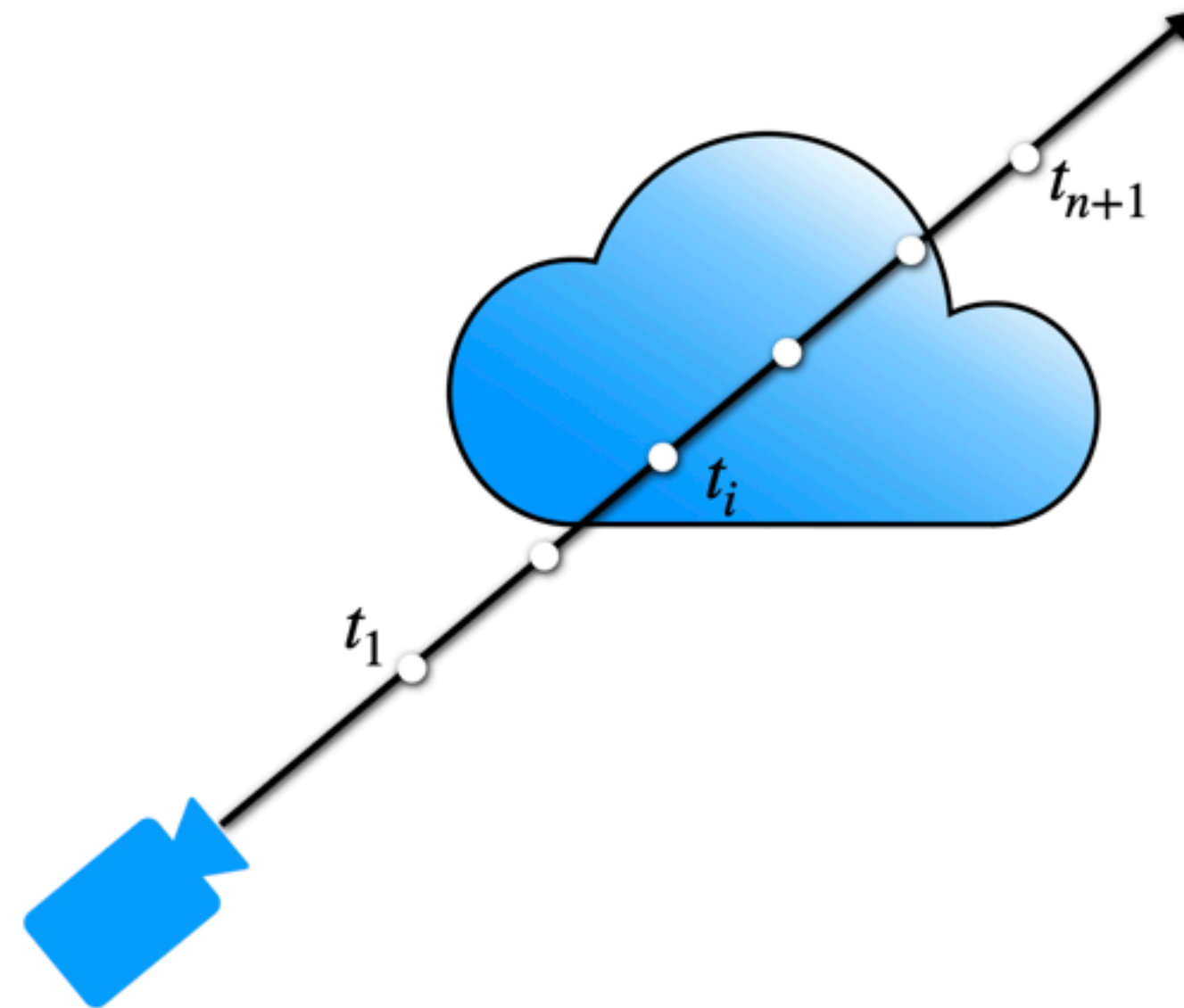


We use quadrature to approximate the nested integral,

Radiancia Mezők

Volume rendering

Approximating the nested integral

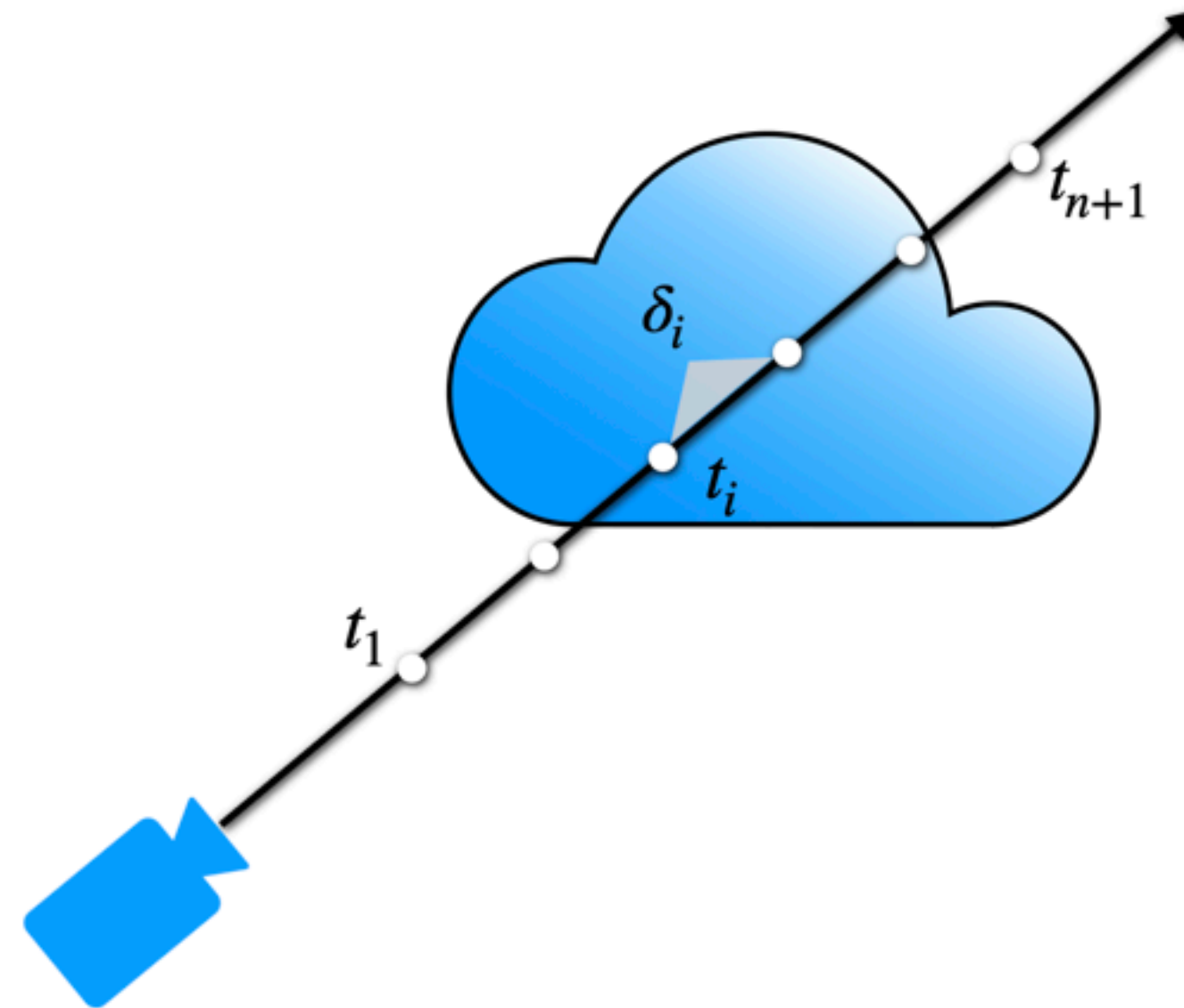


We use quadrature to approximate the nested integral, splitting the ray up into n segments with endpoints $\{t_1, t_2, \dots, t_{n+1}\}$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Approximating the nested integral

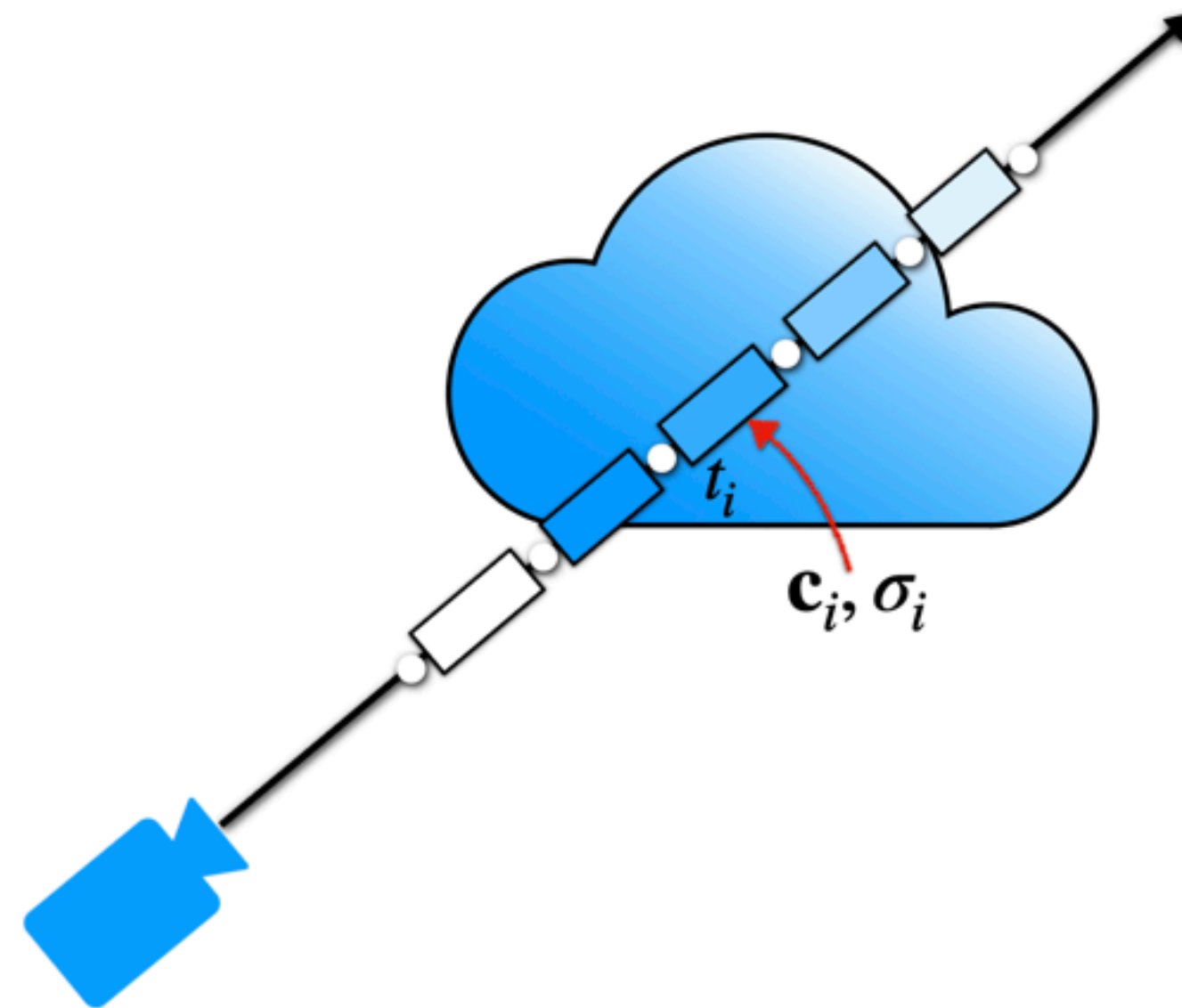


We use quadrature to approximate the nested integral, splitting the ray up into n segments with endpoints $\{t_1, t_2, \dots, t_{n+1}\}$ with lengths $\delta_i = t_{i+1} - t_i$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Approximating the nested integral



We approximate volume density and color as constant within each interval

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt \approx$$

This allows us to break the outer integral

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt \approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} T(t)\sigma_i\mathbf{c}_i dt$$

This allows us to break the outer integral into a sum of analytically tractable integrals

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt \approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} \boxed{T(t)}\sigma_i\mathbf{c}_i dt$$

Caveat: piecewise constant density and color
do not imply constant transmittance!

Important to account for how early part of a
segment blocks later part when σ_i is high

Radiancia Mezők

Volume rendering

Evaluating T for piecewise constant density

$$\text{For } t \in [t_i, t_{i+1}], T(t) = \exp\left(-\int_{t_1}^{t_i} \sigma_i ds\right) \exp\left(-\int_{t_i}^t \sigma_i ds\right)$$

We need to evaluate at continuous t values
that can lie *partway through* an interval



Radiancia Mezők

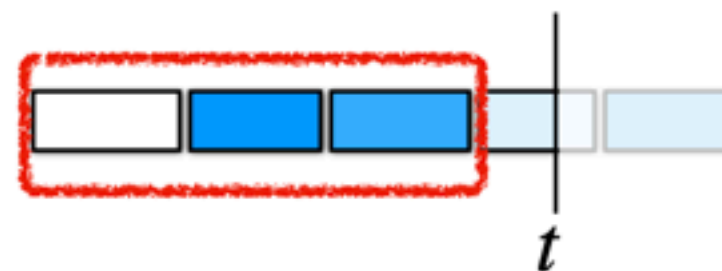
Volume rendering

Evaluating T for piecewise constant density

For $t \in [t_i, t_{i+1}]$, $T(t) = \exp\left(-\int_{t_1}^{t_i} \sigma_i ds\right) \exp\left(-\int_{t_i}^t \sigma_i ds\right)$

$\exp\left(-\sum_{j=1}^{i-1} \sigma_j \delta_j\right) = T_i$

"How much light is blocked by all previous segments?"



Radiancia Mezők

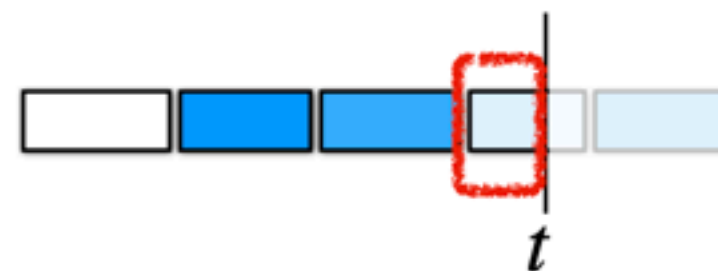
Volume rendering

Evaluating T for piecewise constant density

$$\text{For } t \in [t_i, t_{i+1}], T(t) = \exp\left(-\int_{t_1}^{t_i} \sigma_i ds\right) \exp\left(-\int_{t_i}^t \sigma_i ds\right)$$

“How much light is blocked partway through the current segment?”

$$\exp(-\sigma_i(t - t_i))$$



Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt \approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} T(t)\sigma_i\mathbf{c}_i dt$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt \approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} T(t)\sigma_i\mathbf{c}_i dt$$

Substitute $= \sum_{i=1}^n T_i\sigma_i\mathbf{c}_i \int_{t_i}^{t_{i+1}} \exp(-\sigma_i(t - t_i)) dt$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\begin{aligned}\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt &\approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} T(t)\sigma_i\mathbf{c}_i dt \\ &= \sum_{i=1}^n T_i\sigma_i\mathbf{c}_i \int_{t_i}^{t_{i+1}} \exp(-\sigma_i(t-t_i)) dt \\ \text{Integrate} \quad &= \sum_{i=1}^n T_i\sigma_i\mathbf{c}_i \frac{\exp(-\sigma_i(t_{i+1}-t_i)) - 1}{-\sigma_i}\end{aligned}$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Deriving quadrature estimate

$$\begin{aligned}\int T(t)\sigma(t)\mathbf{c}(t) dt &\approx \sum_{i=1}^n \int_{t_i}^{t_{i+1}} T(t)\sigma_i\mathbf{c}_i dt \\ &= \sum_{i=1}^n T_i\sigma_i\mathbf{c}_i \int_{t_i}^{t_{i+1}} \exp(-\sigma_i(t-t_i)) dt \\ &= \sum_{i=1}^n T_i\sigma_i\mathbf{c}_i \frac{\exp(-\sigma_i(t_{i+1}-t_i)) - 1}{-\sigma_i} \\ \text{Cancel } \sigma_i &= \sum_{i=1}^n T_i\mathbf{c}_i (1 - \exp(-\sigma_i\delta_i))\end{aligned}$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Connection to alpha compositing

$$= \sum_{i=1}^n T_i \mathbf{c}_i \underbrace{(1 - \exp(-\sigma_i \delta_i))}_{\substack{\text{segment} \\ \text{opacity } \alpha_i}}$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Connection to alpha compositing

$$= \sum_{i=1}^n T_i \mathbf{c}_i \underbrace{(1 - \exp(-\sigma_i \delta_i))}_{\substack{\text{segment} \\ \text{opacity } \alpha_i}}$$

$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$

$$\text{color} = \sum_{i=1}^n T_i \alpha_i \mathbf{c}_i$$

Radiancia Mezők

Volume rendering

Summary: volume rendering integral estimate

Rendering model for ray $\mathbf{r}(t) = \mathbf{o} + t\mathbf{d}$:

$$\mathbf{c} \approx \sum_{i=1}^n T_i \alpha_i \mathbf{c}_i$$

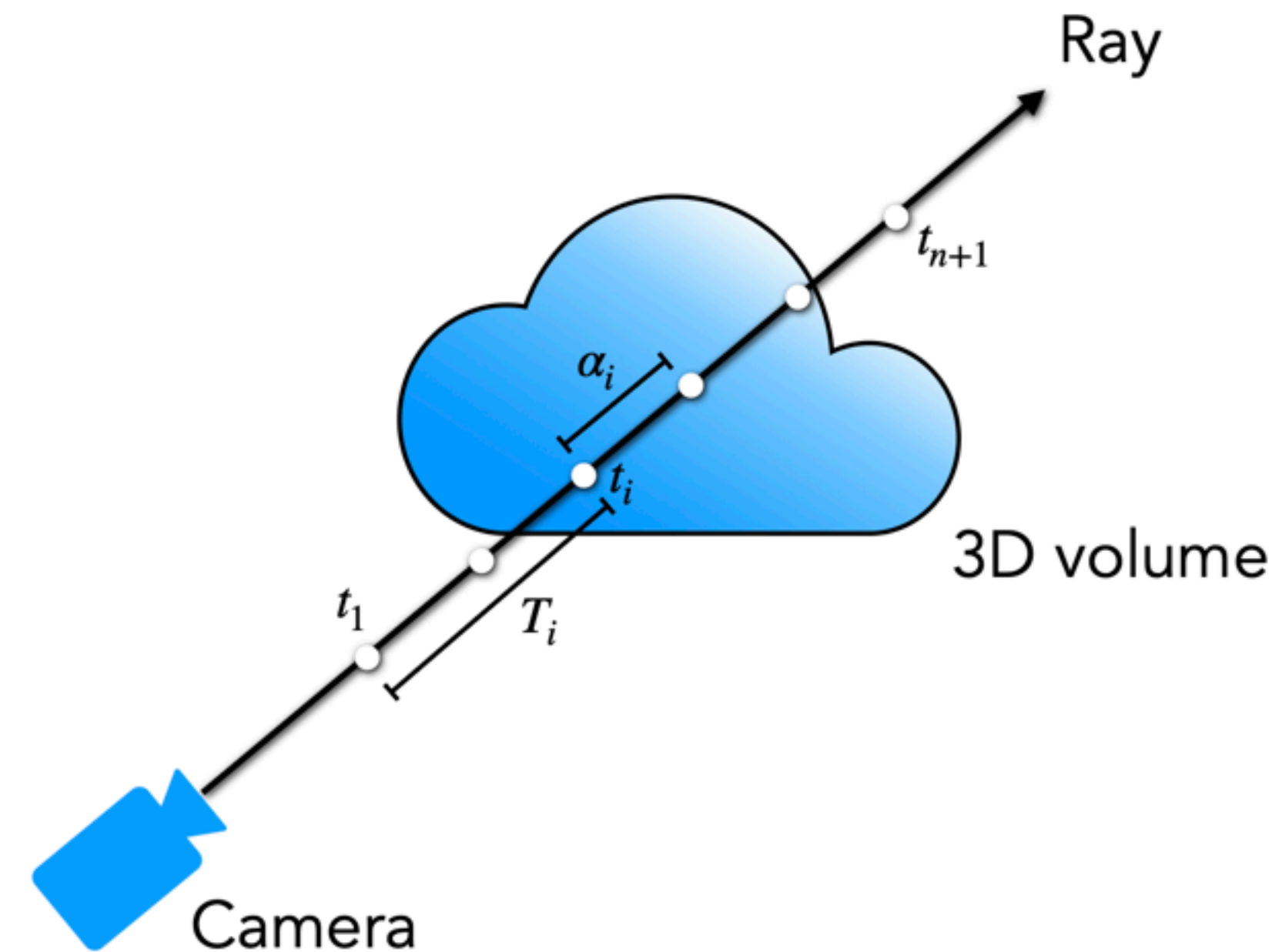
weights colors

How much light is blocked earlier along ray:

$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$

How much light is contributed by ray segment i :

$$\alpha_i = 1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)$$



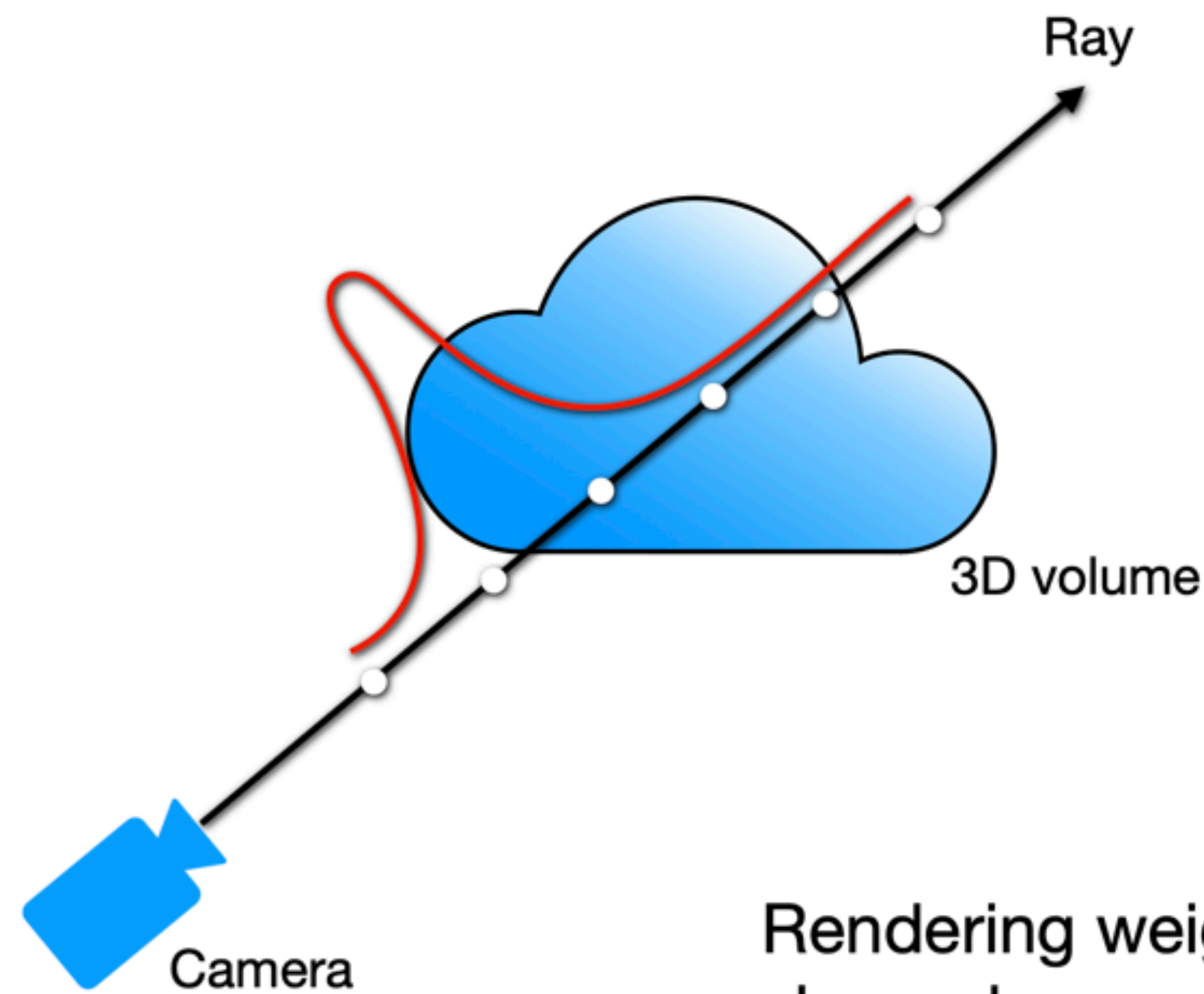
Slide credit: Ben Mildenhall

Radiancia Mezők

Volume rendering

Visual intuition — rendering weights not just 3D function

$$C \approx \sum_{i=1}^N T_i \alpha_i c_i$$



Rendering weights are not a 3D function — depends on ray, because of tranmistance!

Radiancia Mezők

Volume rendering – Differenciálható!!

Volume rendering is trivially differentiable

Rendering model for ray $\mathbf{r}(t) = \mathbf{o} + t\mathbf{d}$:

$$\mathbf{c} \approx \sum_{i=1}^n T_i \alpha_i \mathbf{c}_i$$

weights

colors

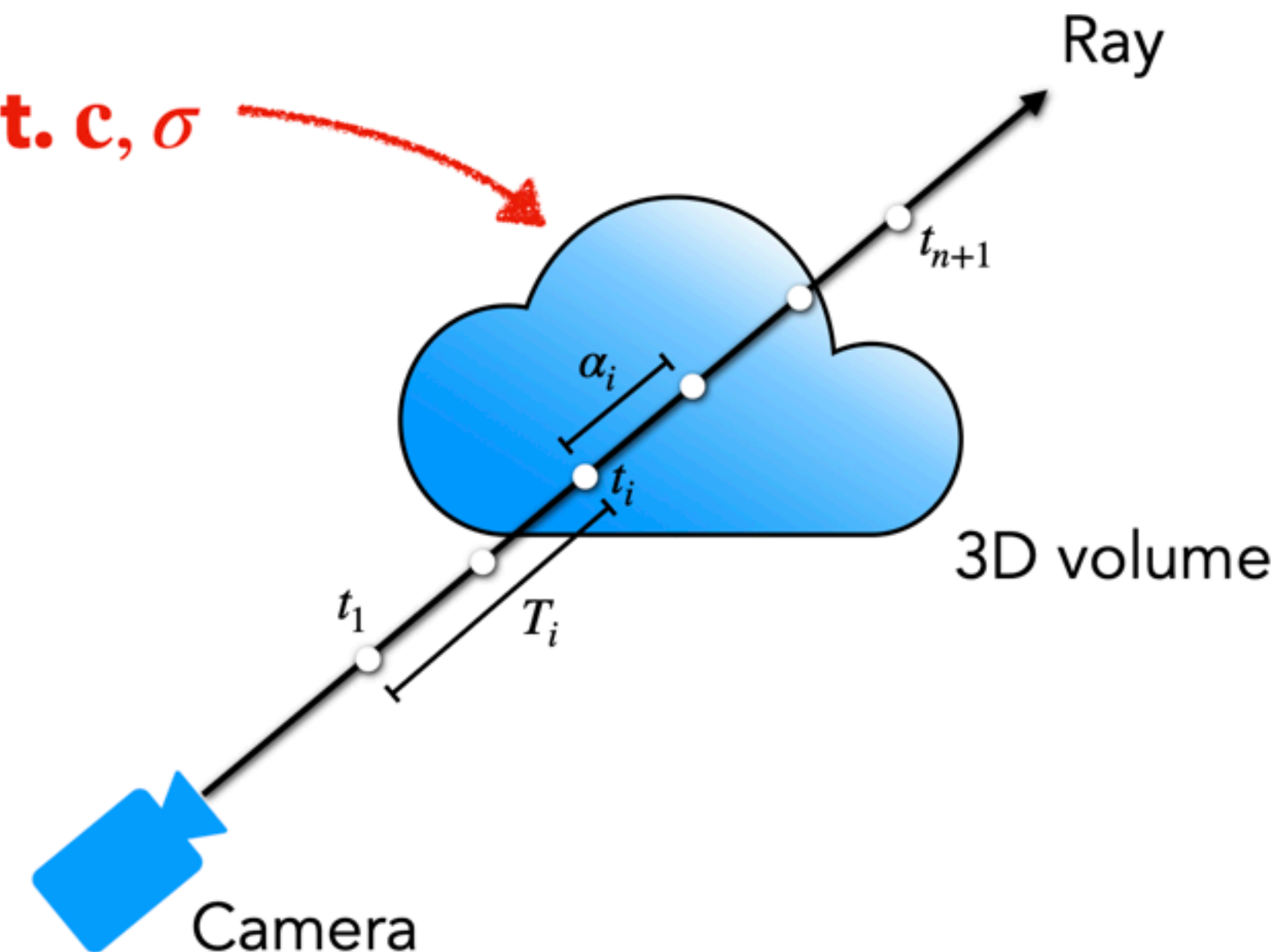
differentiable w.r.t. $\mathbf{c}, \sigma$

How much light is blocked earlier along ray:

$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$

How much light is contributed by ray segment i :

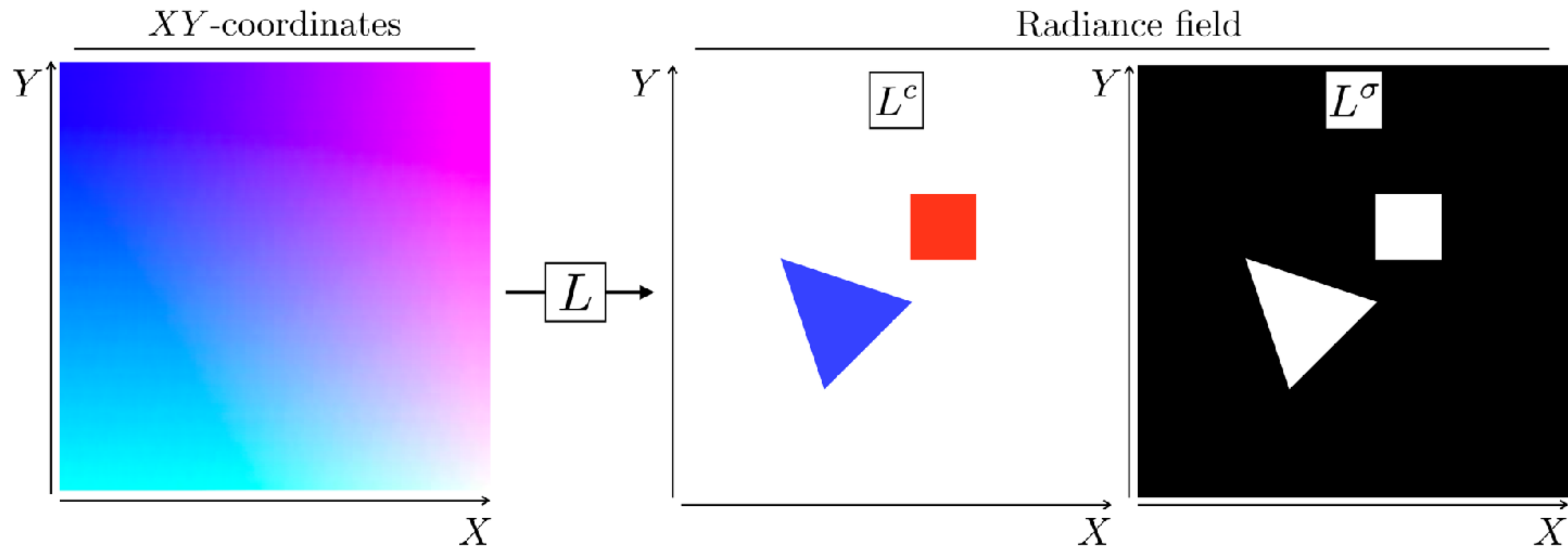
$$\alpha_i = 1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)$$



Slide credit: Ben Mildenhall

Radiancia Mezők

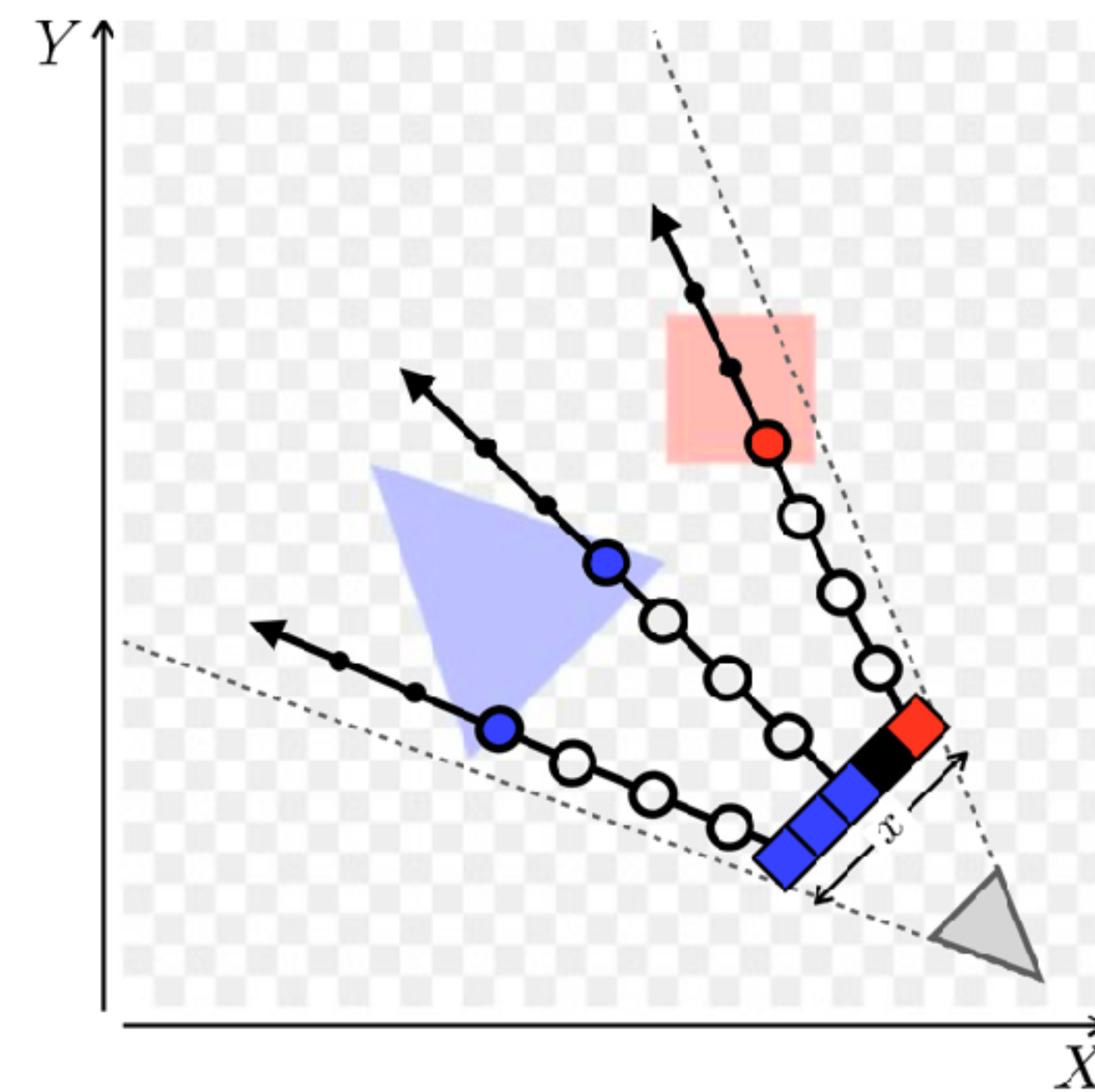
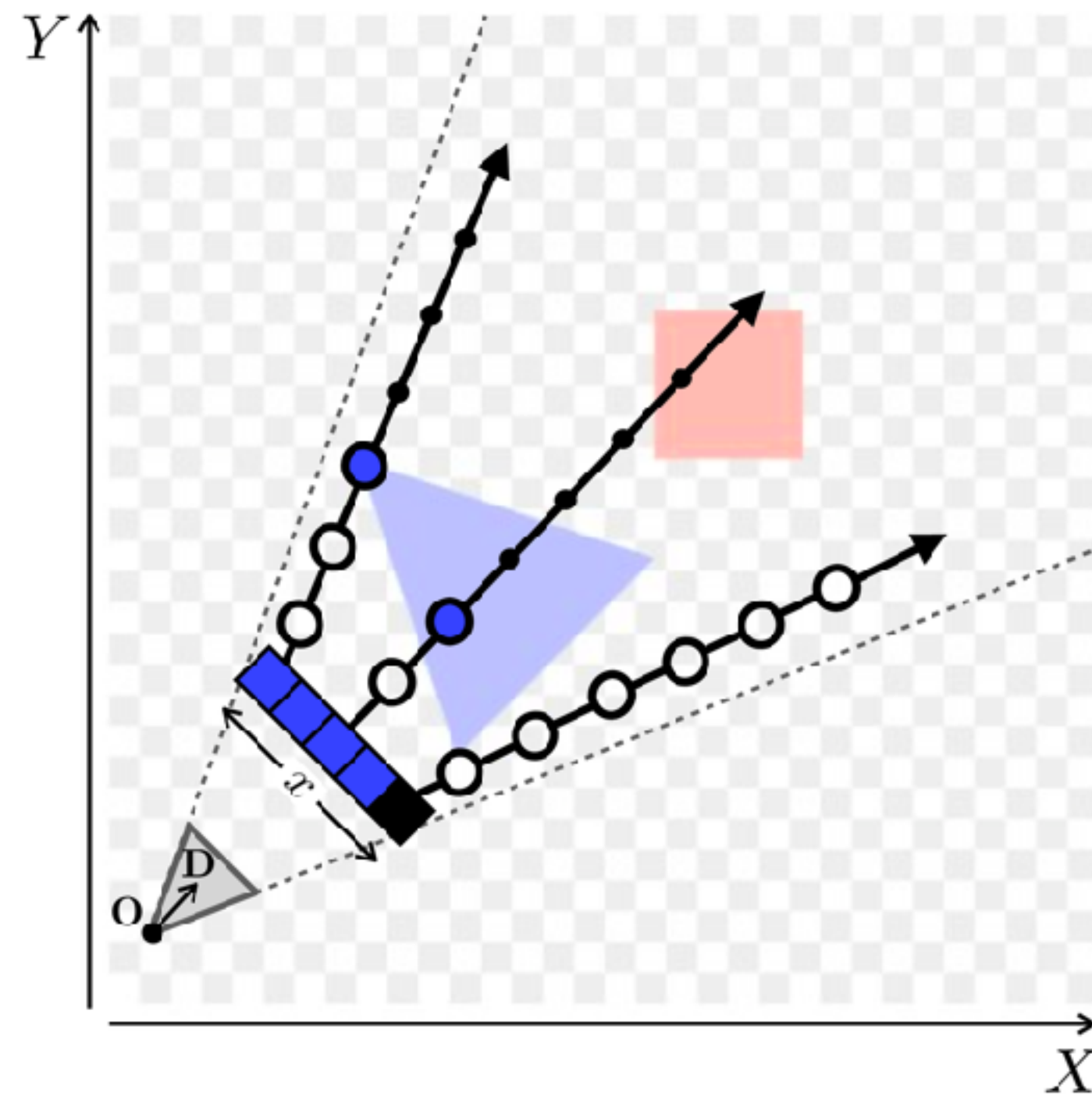
2D analógia



2D szín / sűrűség mezők

Radiancia Mezők

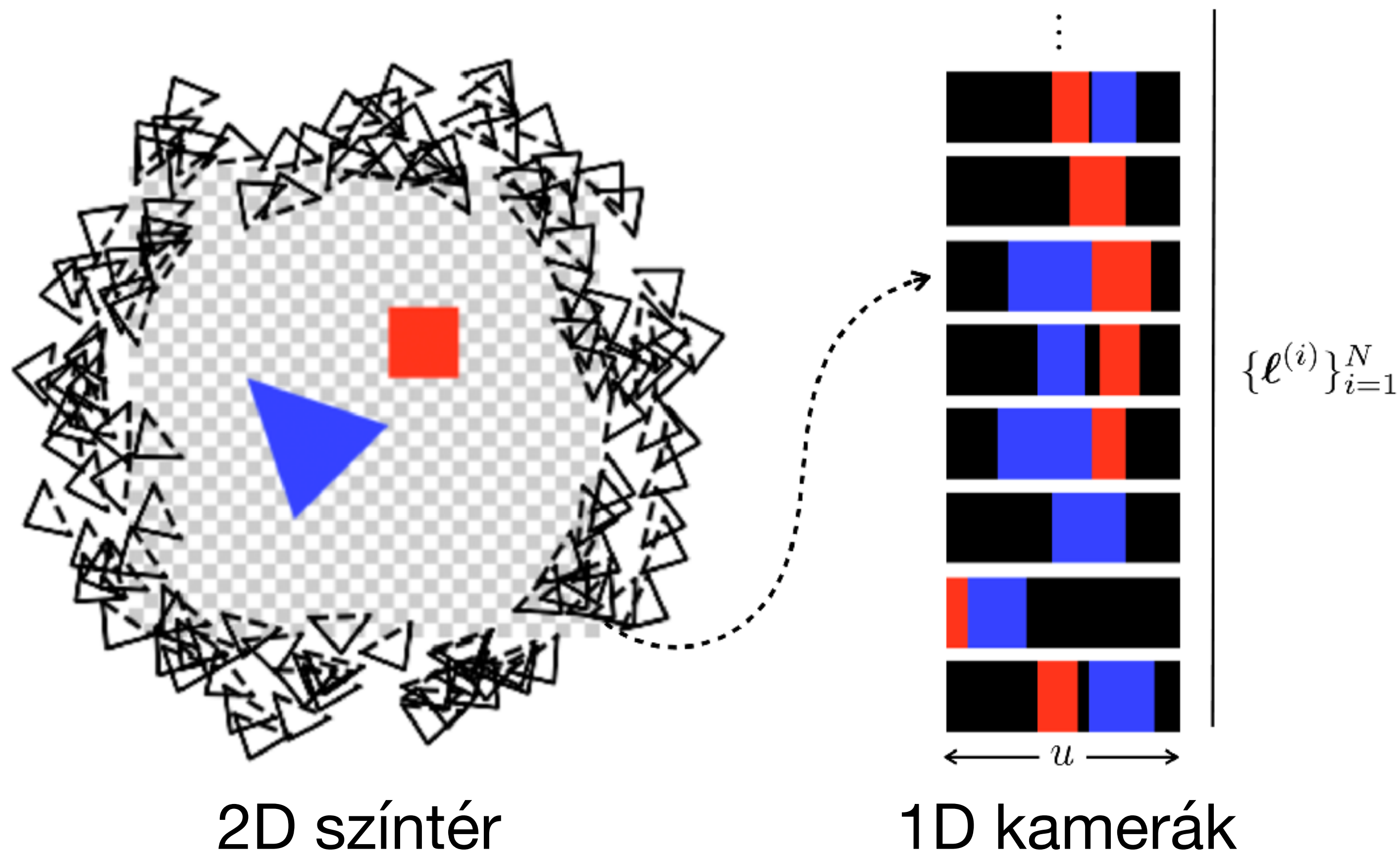
2D analógia



2D “volume rendering”

Radiancia Mezők

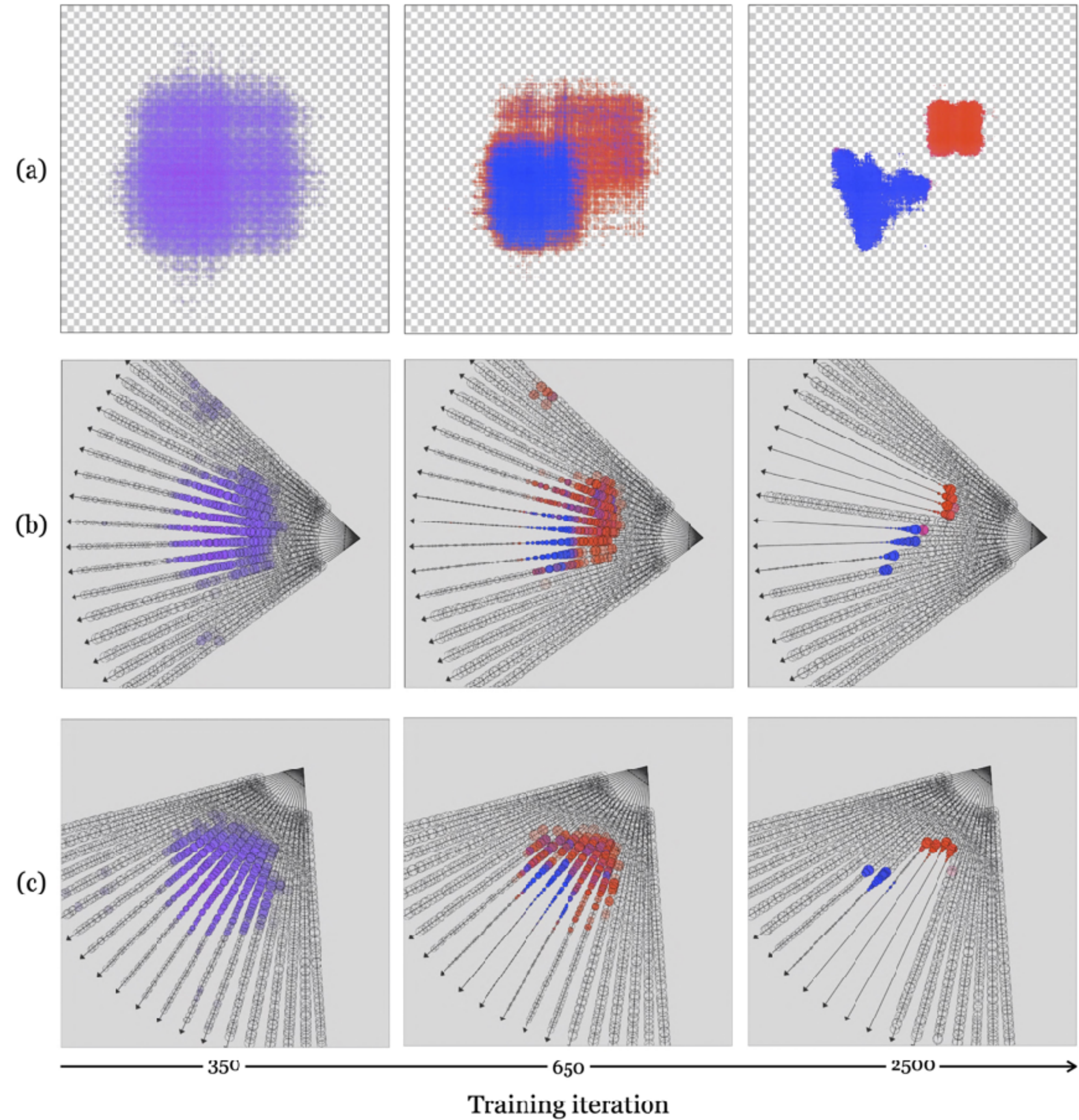
2D analógia



Radiancia Mezők

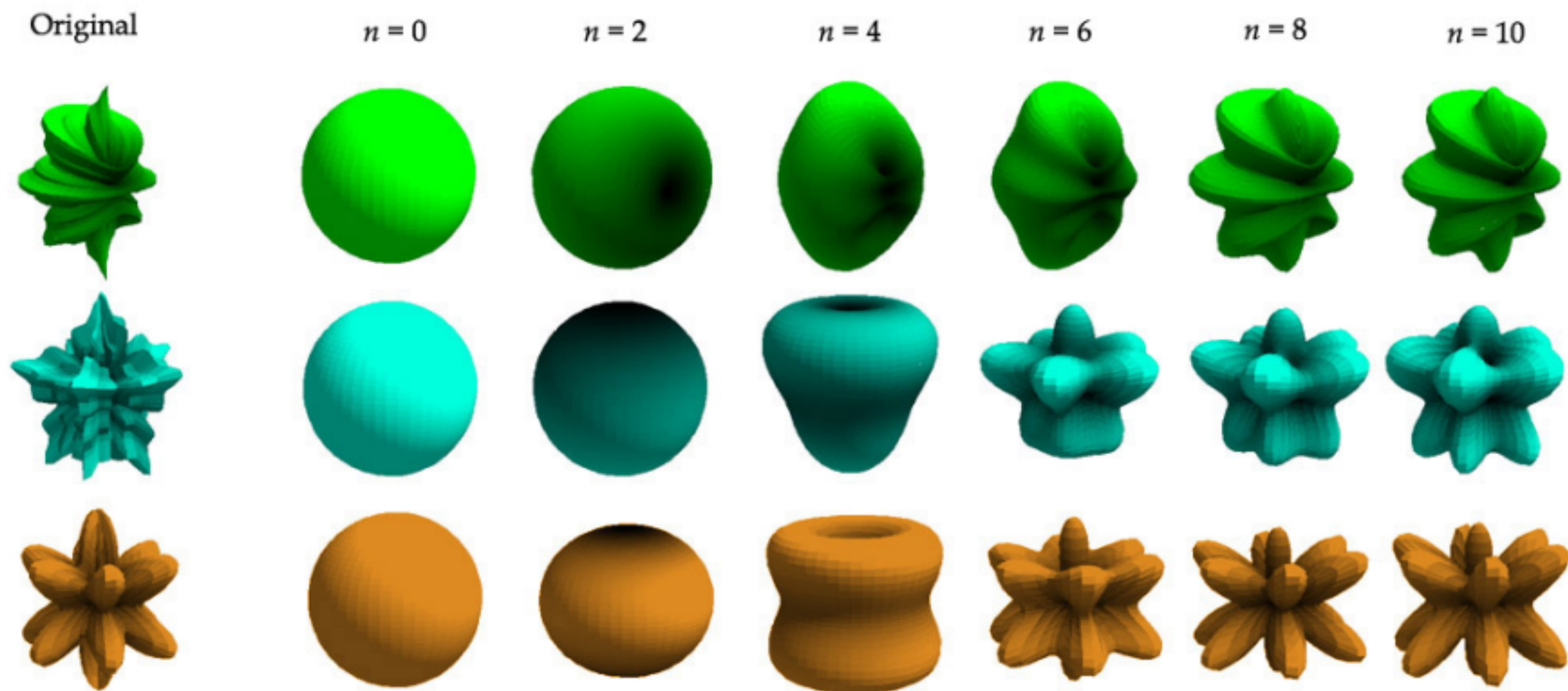
2D analógia

2D radiancia mező
gradiens-alapú
optimalizációja

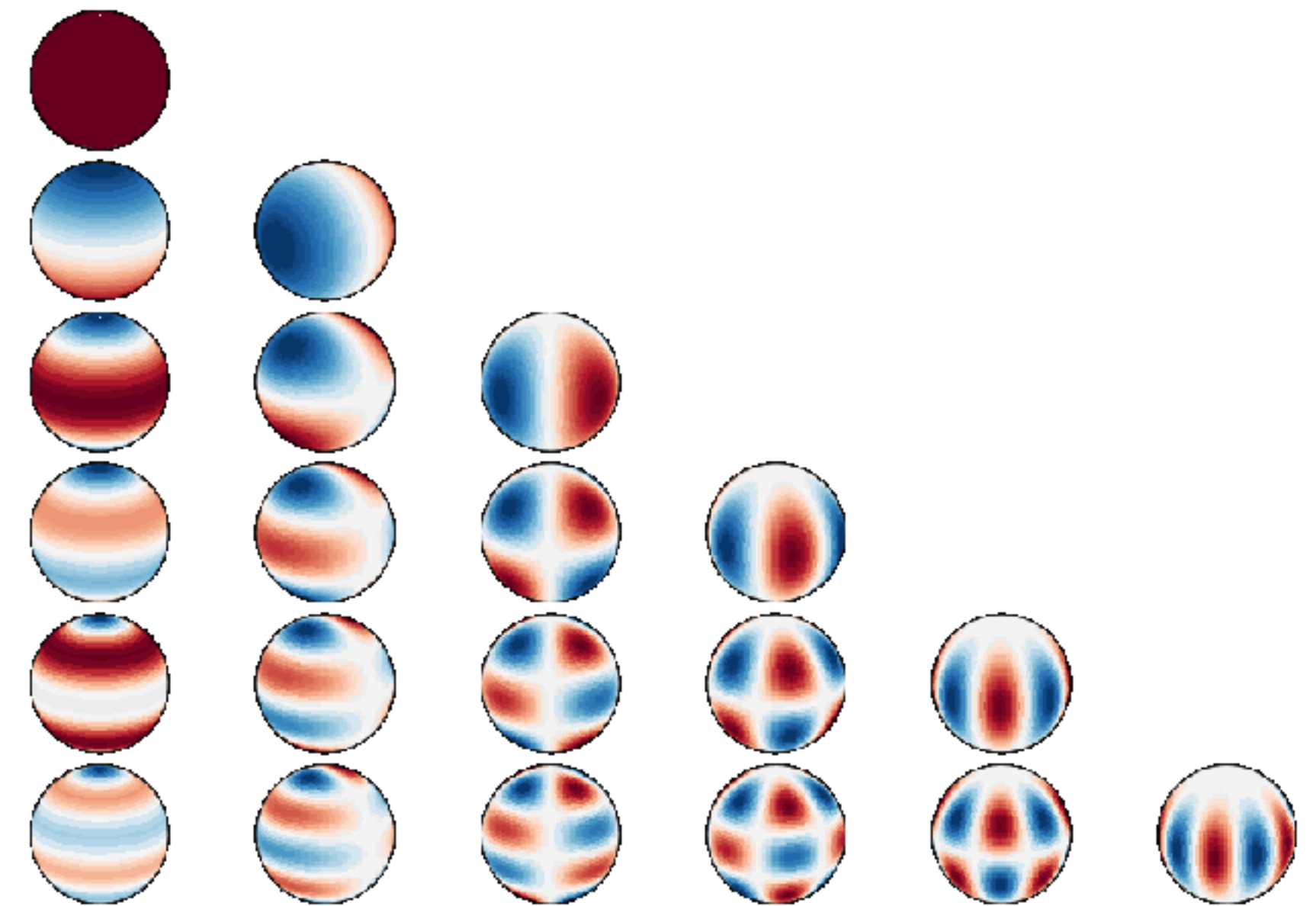
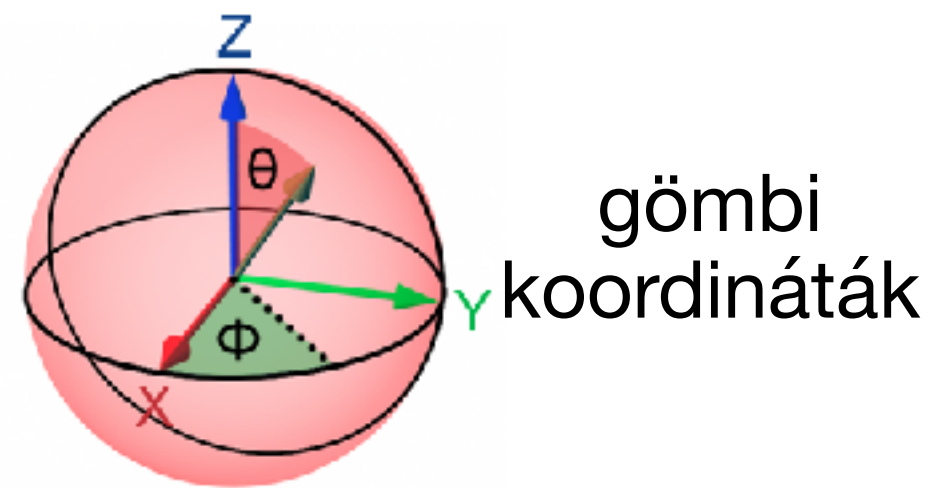


Radiancia Mezők

Plenoptikus függvény, gömbi harmonikusok

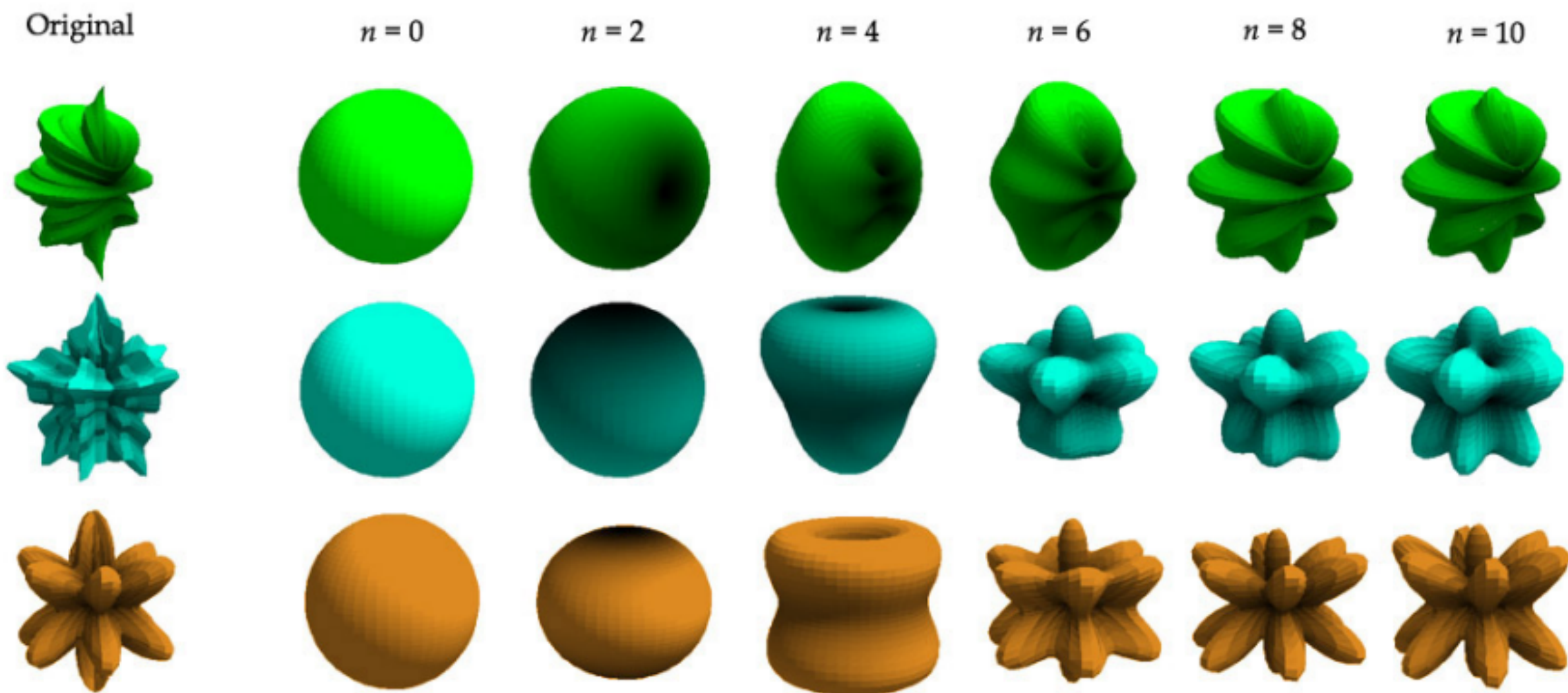


Nézeti iránytól függő radiancia/szín:
 $c(x, y, z, \theta, \phi)$
aka. Plenoptikus függvény

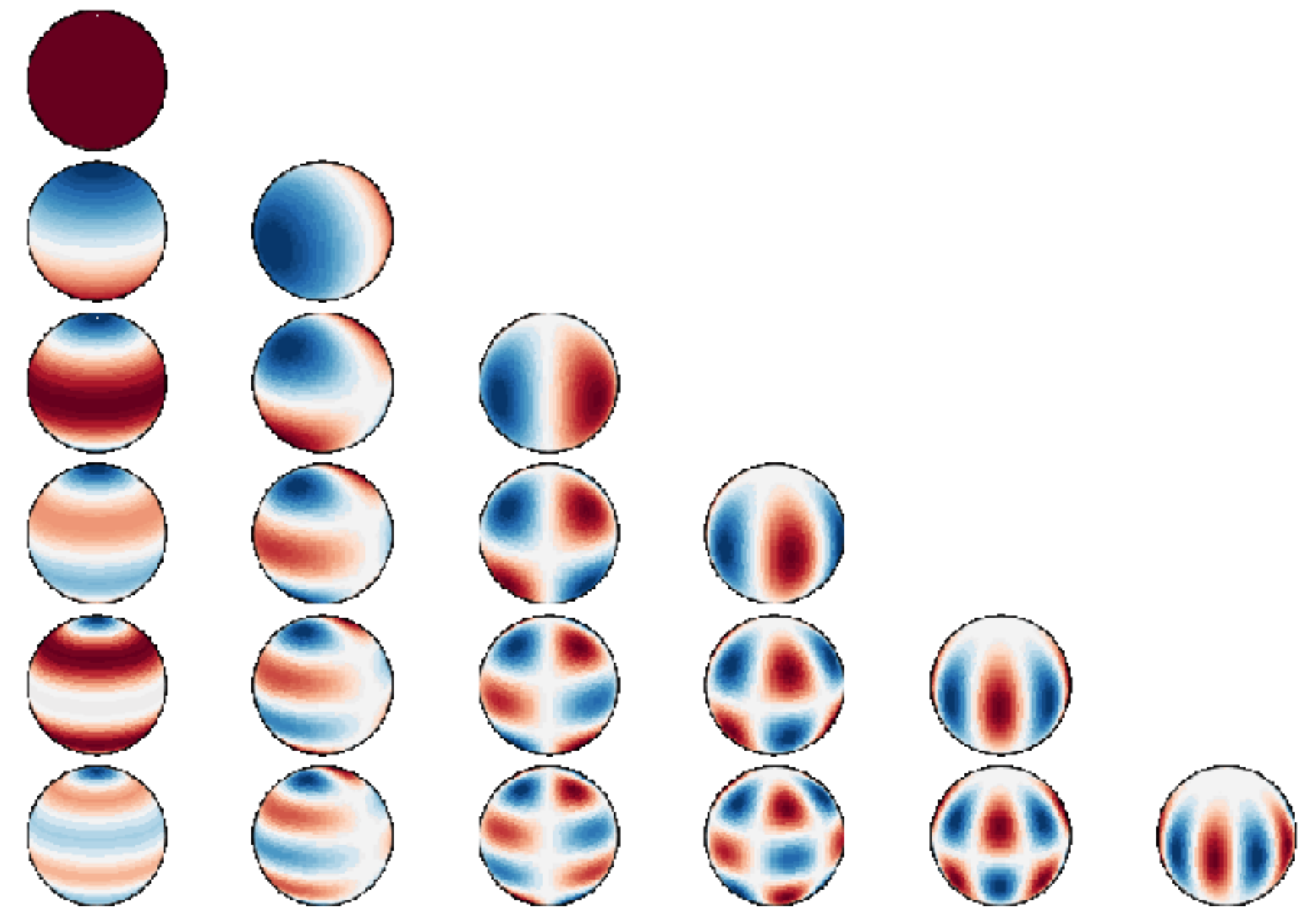
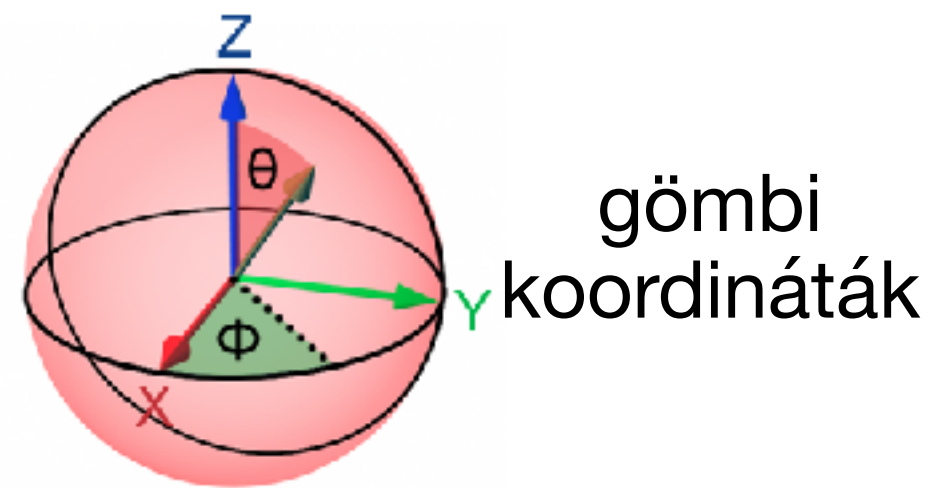


Radiancia Mezők

Plenoptikus függvény, gömbi harmonikusok



Nézeti iránytól függő radiancia/szín:
 $c(x, y, z, \theta, \phi)$
aka. Plenoptikus függvény

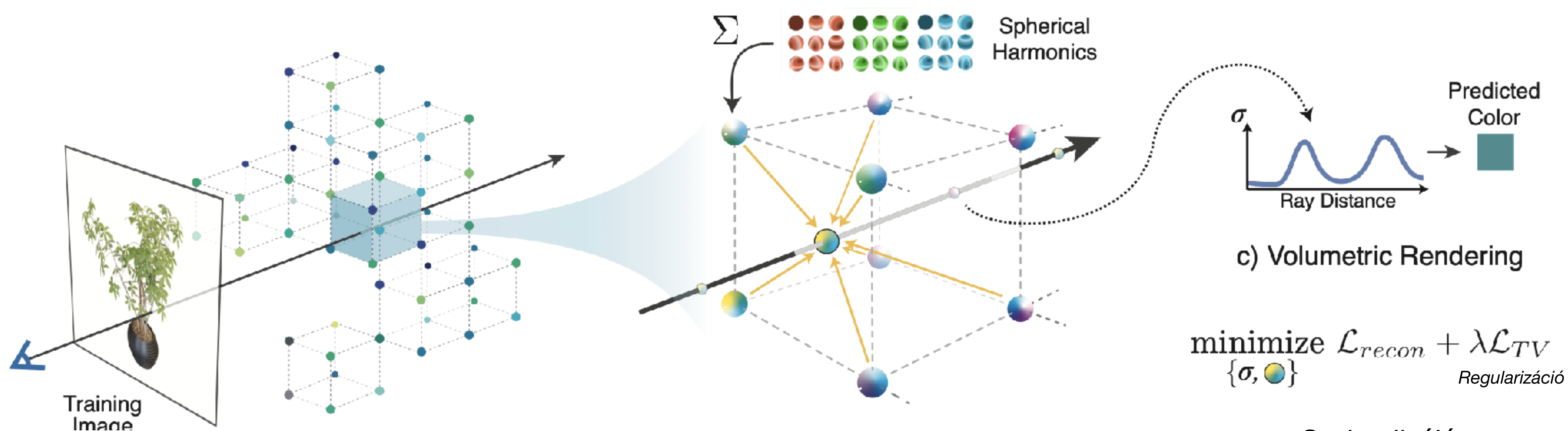


Gömbi harmonikusok
(Fourier-bázis gömbön értelmezett függvényekre)

Radiancia Mezők

Voxel reprezentáció

Sűrűség és nézeti iránytól függő radiancia reprezentációja voxelrácson



$$\underset{\{\sigma, \text{color}\}}{\text{minimize}} \mathcal{L}_{recon} + \lambda \mathcal{L}_{TV}$$

Regularizáció

Optimalizálás
gradiens módszerrel

<https://alexju.net/plenoxels/>

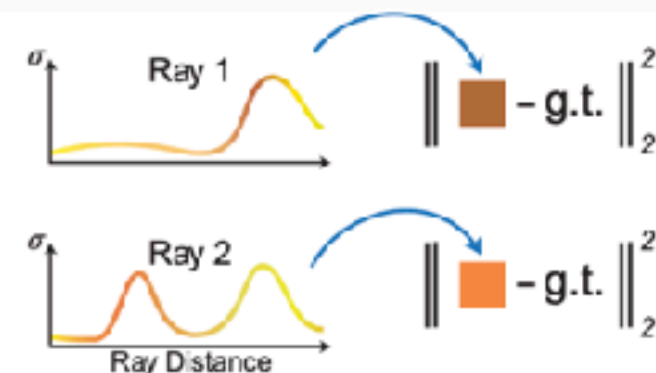
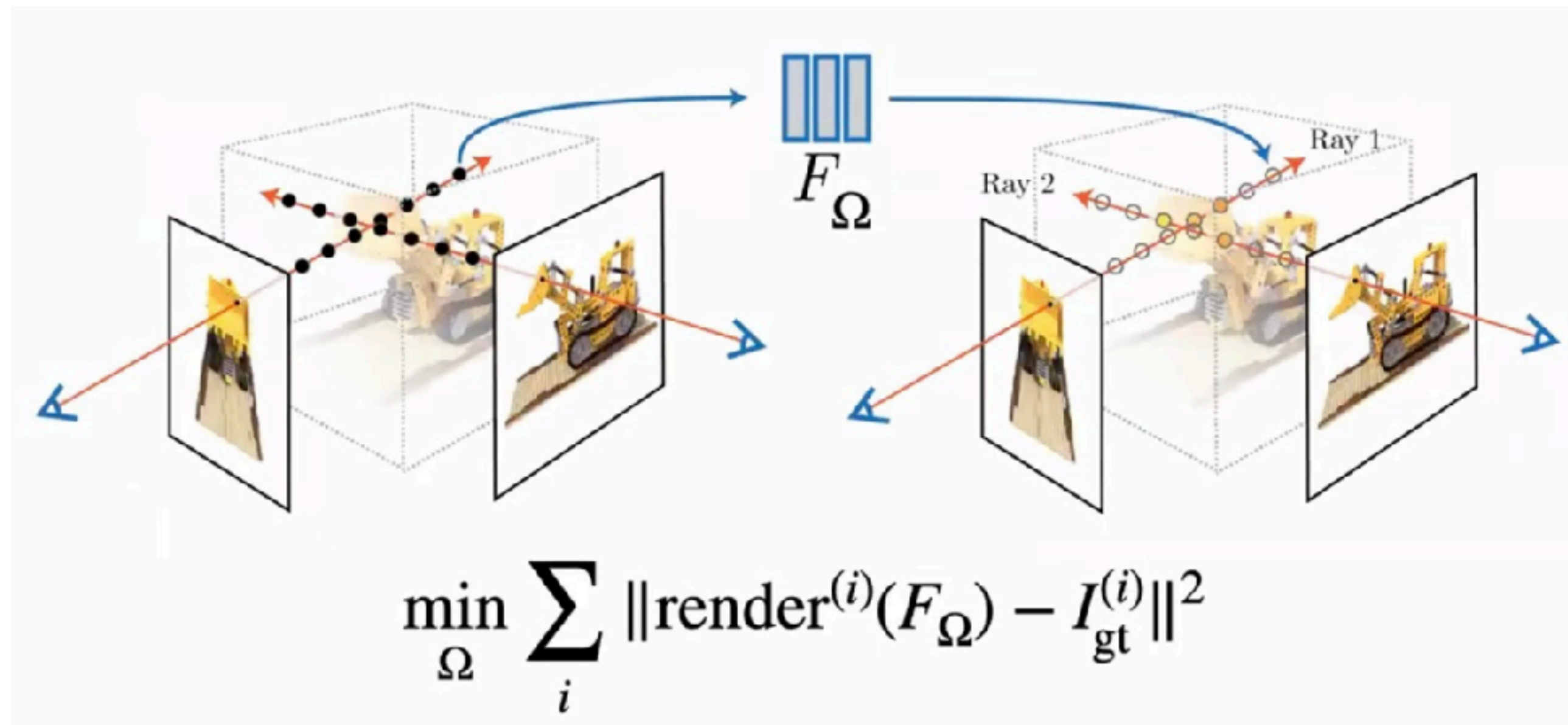
Radiancia Mezők

Neural Radiance Fields (NeRF)

NeRF: Representing Scenes as
Neural Radiance Fields for View Synthesis

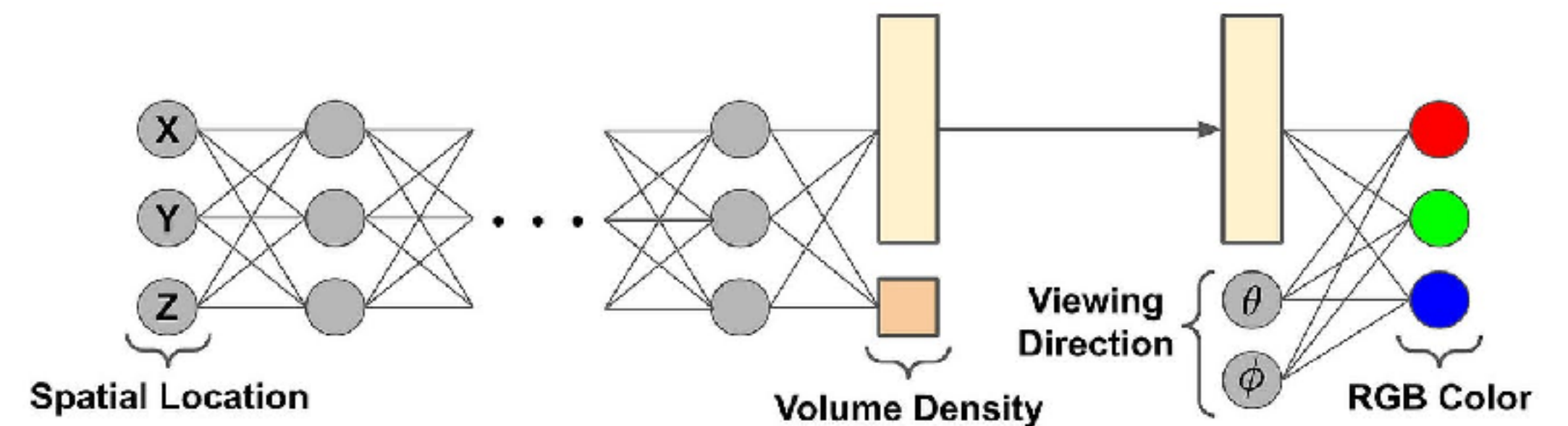
Ben Mildenhall^{1*} Pratul P. Srinivasan^{1*} Matthew Tancik^{1*}
Jonathan T. Barron² Ravi Ramamoorthi³ Ren Ng¹

Cited by 14782



Optimalizálás
gradiens módszerrel

Neural Radiance Field (NeRF):
Sűrűség és nézeti iránytól függő radiancia
neurális reprezentációja



<https://www.matthewtancik.com/nerf>

Radiancia Mezők

Neural Radiance Fields (NeRF)



Radiancia Mezők

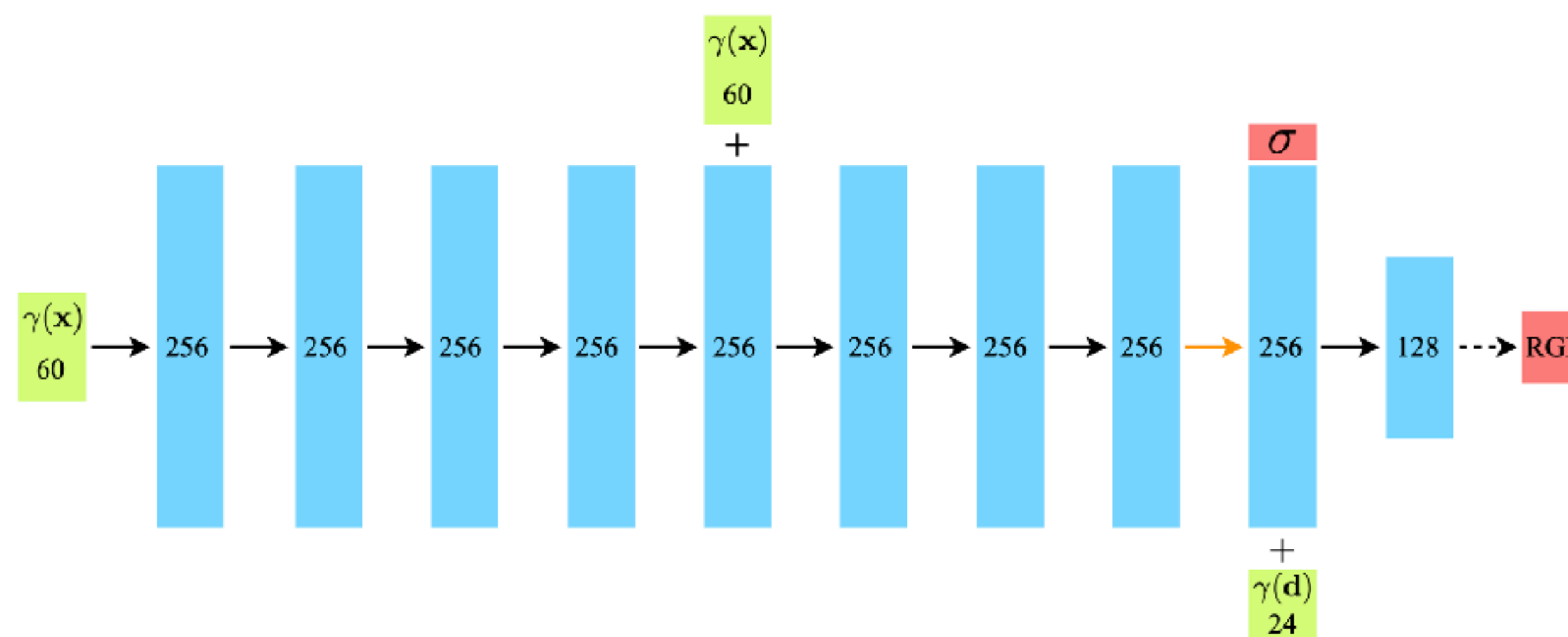
Neural Radiance Fields (NeRF)



Radiancia Mezők

Neural Radiance Fields (NeRF)

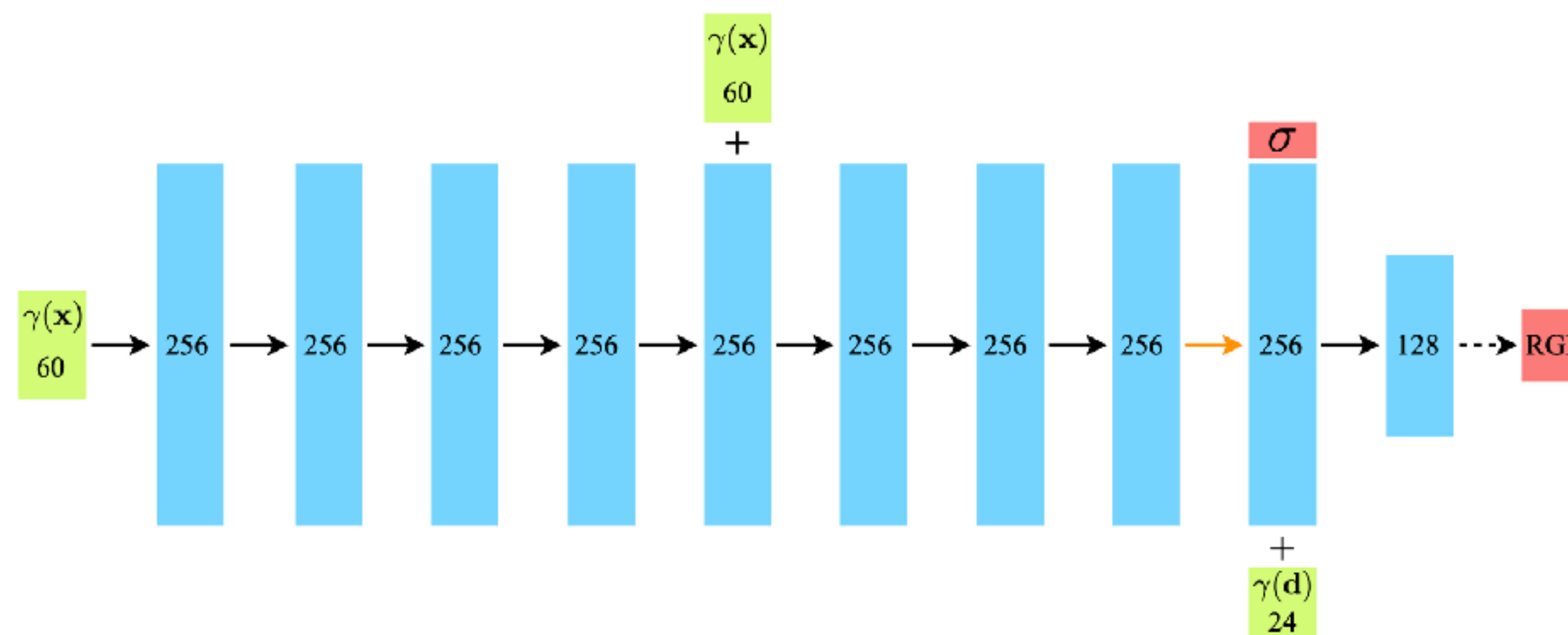
- Eredeti NeRF architektúra:
 - 8(+1)-rétegű ReLU MLP
 - 256 neuron / réteg
 - *Nagyon* tömör 3D reprezentáció — néhány MB, kevesebb mint a tanító képek összmérete!
 - $\gamma(x)$ koordináta beágyazás
 - Utolsó előtti réteg adja a $\sigma(\gamma(x))$ sűrűséget, utolsó az $RGB(\gamma(x), \gamma(d))$ színt



Radiancia Mezők

Neural Radiance Fields (NeRF)

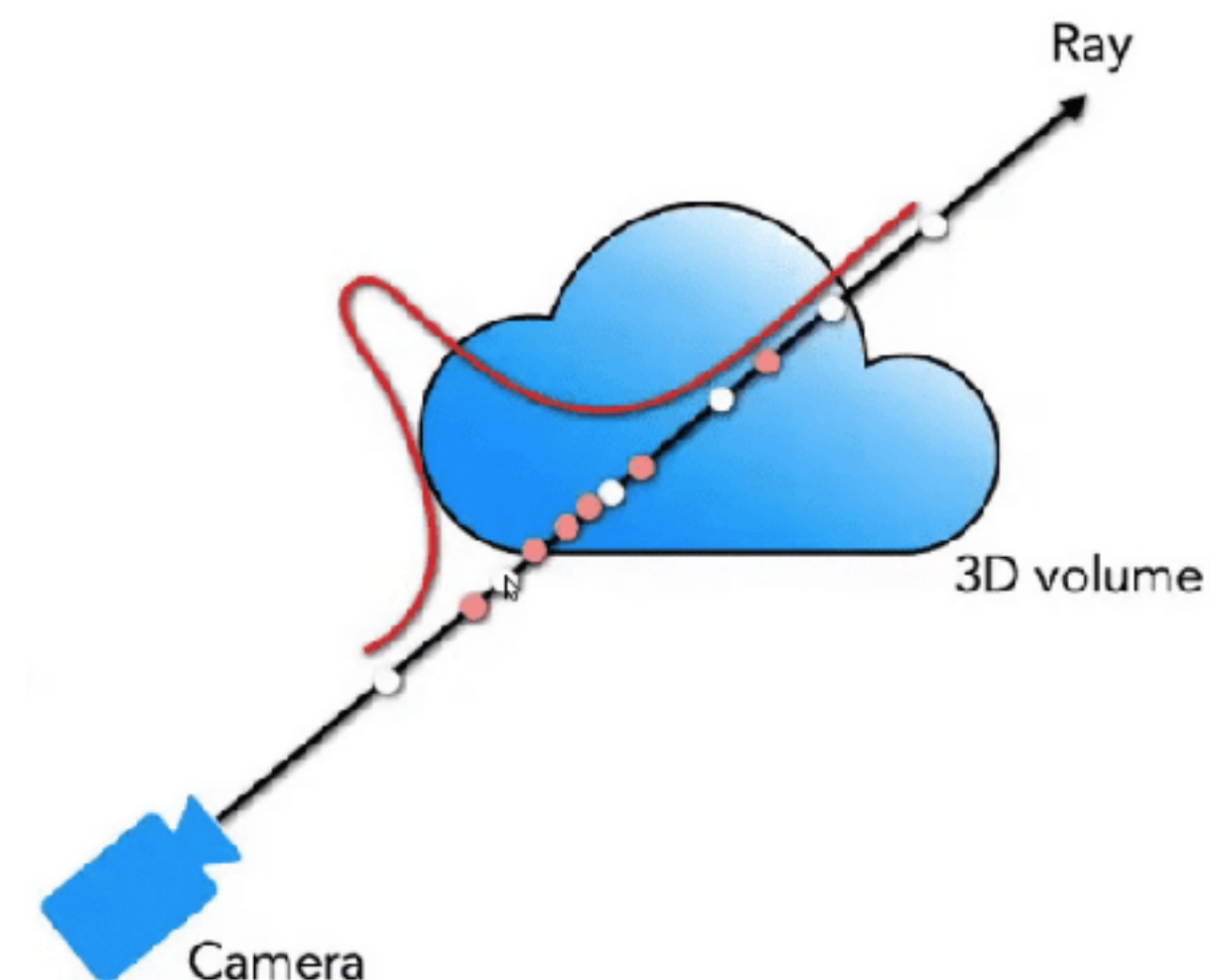
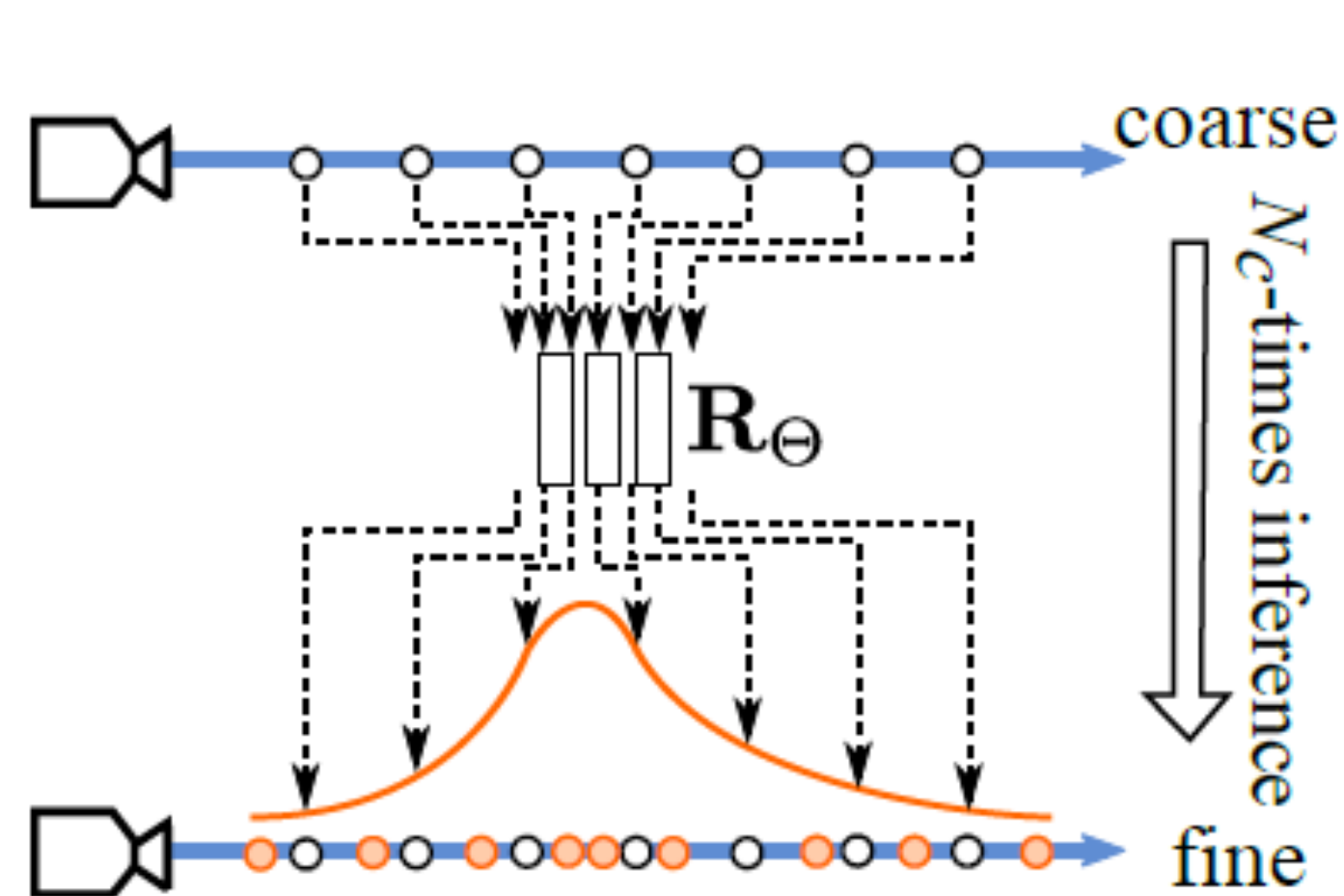
- Eredeti NeRF architektúra:
 - 8(+1)-rétegű ReLU MLP
 - 256 neuron / réteg
 - *Nagyon* tömör 3D reprezentáció — néhány MB, kevesebb mint a tanító képek összmérete!
 - $\gamma(x)$ koordináta beágyazás
 - Utolsó előtti réteg adja a $\sigma(\gamma(x))$ sűrűséget, utolsó az $RGB(\gamma(x), \gamma(d))$ színt



Radiancia Mezők

Neural Radiance Fields (NeRF)

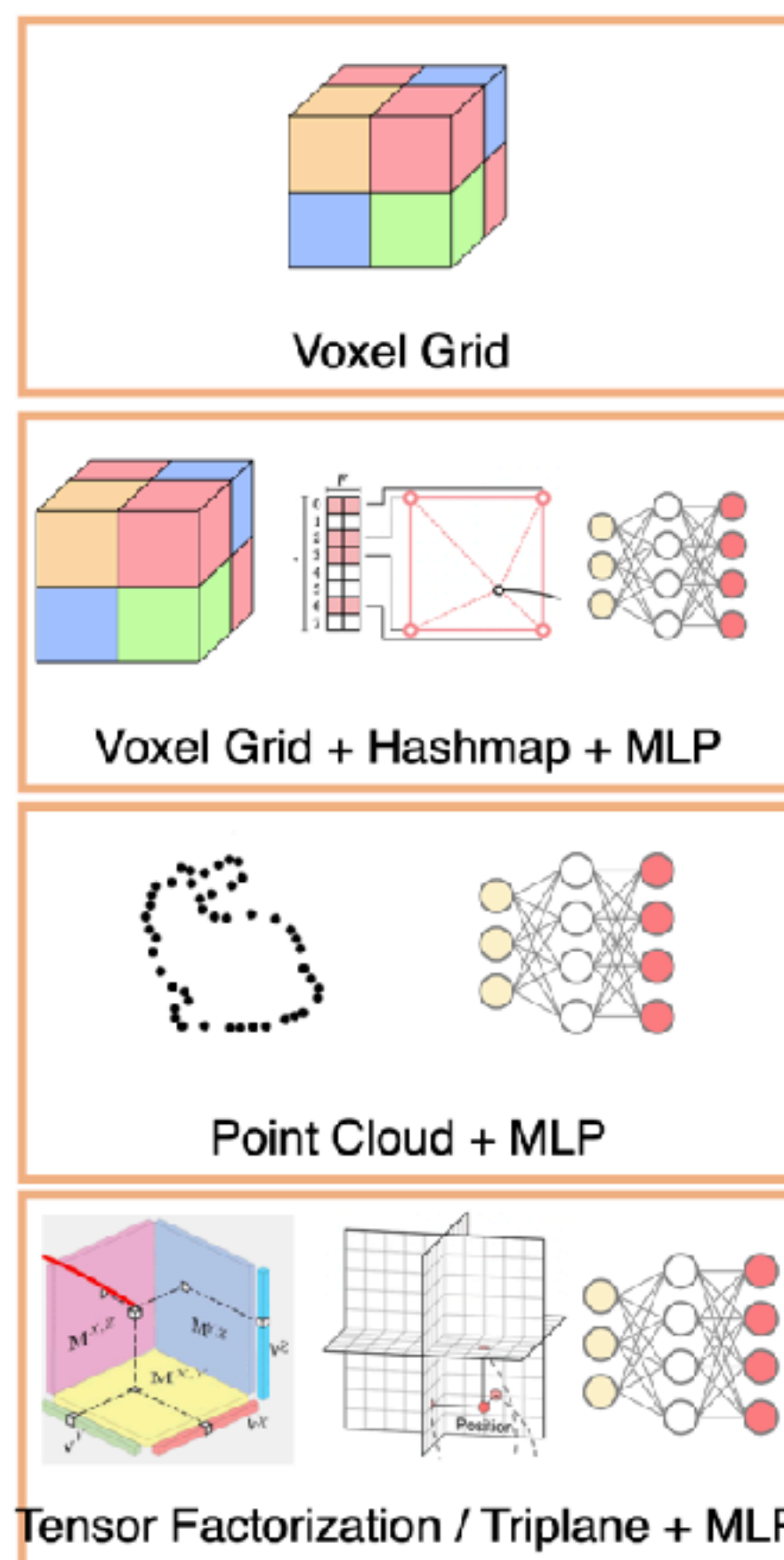
- Hierarchikus mintavételezés – 2 hálót tanítunk egyszerre:
 - 1. fázis: uniform mintavétel (“durva”)
 - 2. fázis: fontossági mintavétel az 1. fázis sűrűségével arányosan (“finom”)



Radiancia Mezők

Hibrid reprezentációk

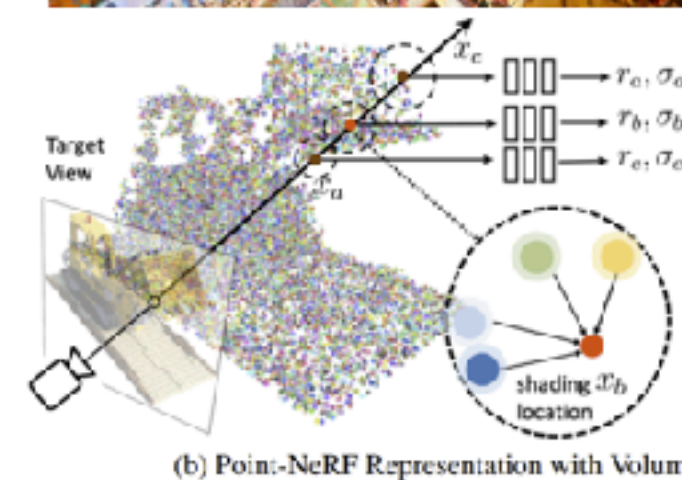
- A NeRF “tisztán” neurális reprezentációja nagyon tömör és adaptív, de modellekre rosszul skálázódik
- A hibrid reprezentációk jobban skálázódnak, de komplexebbek és több helyet foglalnak



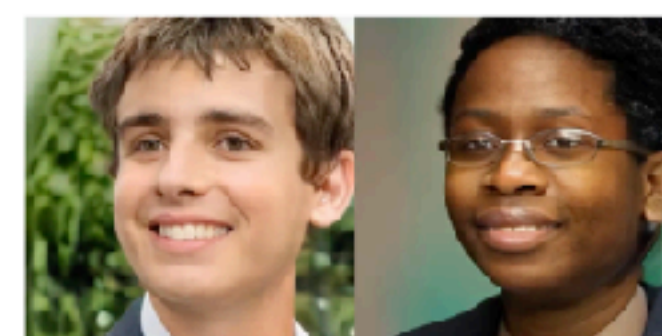
Plenoxels: Radiance Fields ...
[Yu et al. 2022]
Direct Voxel Grid Optimization
[Sun et al. 2021]



InstantNGP: Instant Neural ...
[Müller et al. 2022]



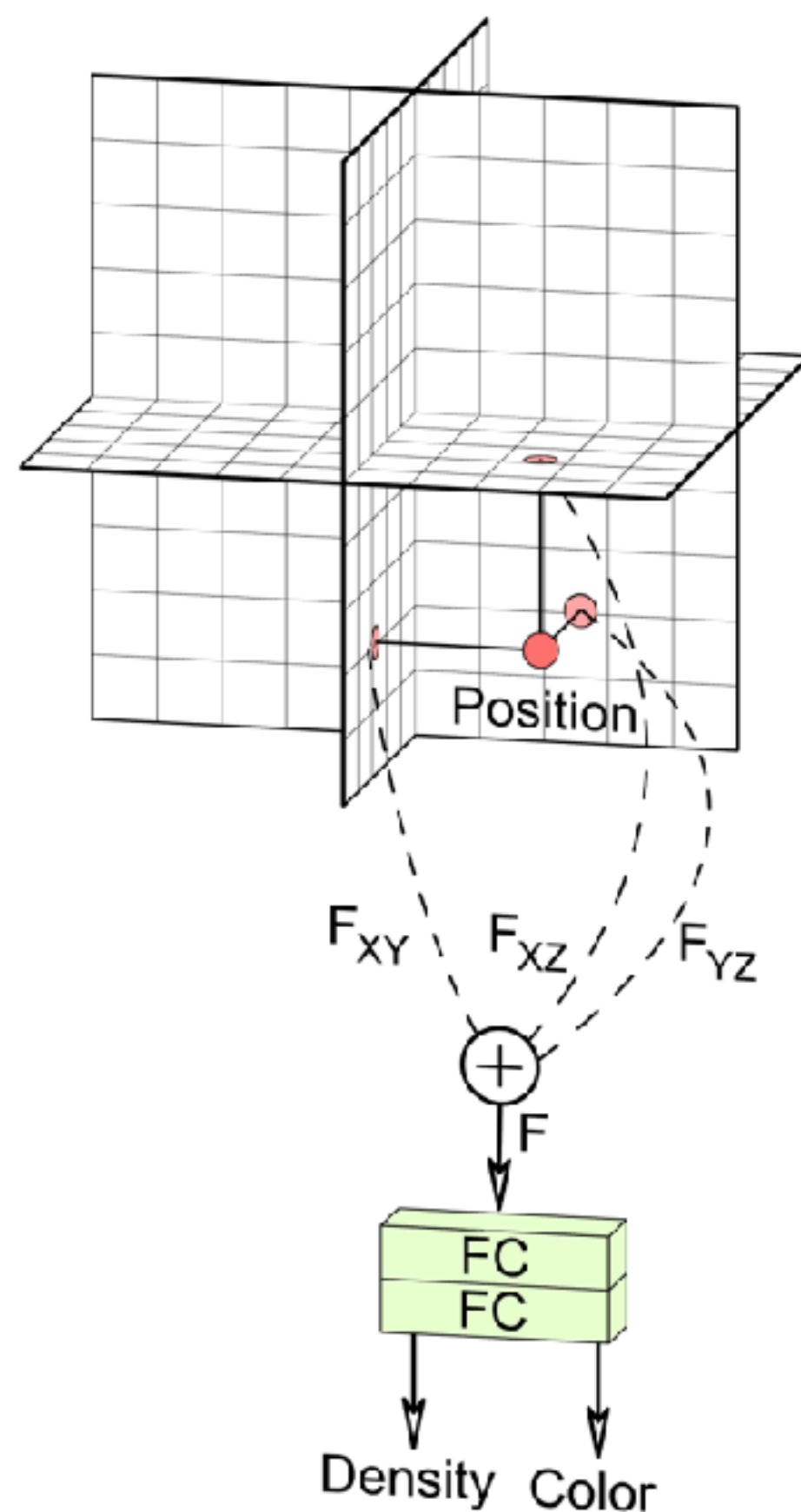
PointNeRF: Point-based Neural ...
[Xu et al. 2022]



Efficient Geometry-aware 3D...
[Chan et al. 2022]
TensorRF: Tensor Radiance Fields
[Chen & Xu et al. 2022]

Radiancia Mezők

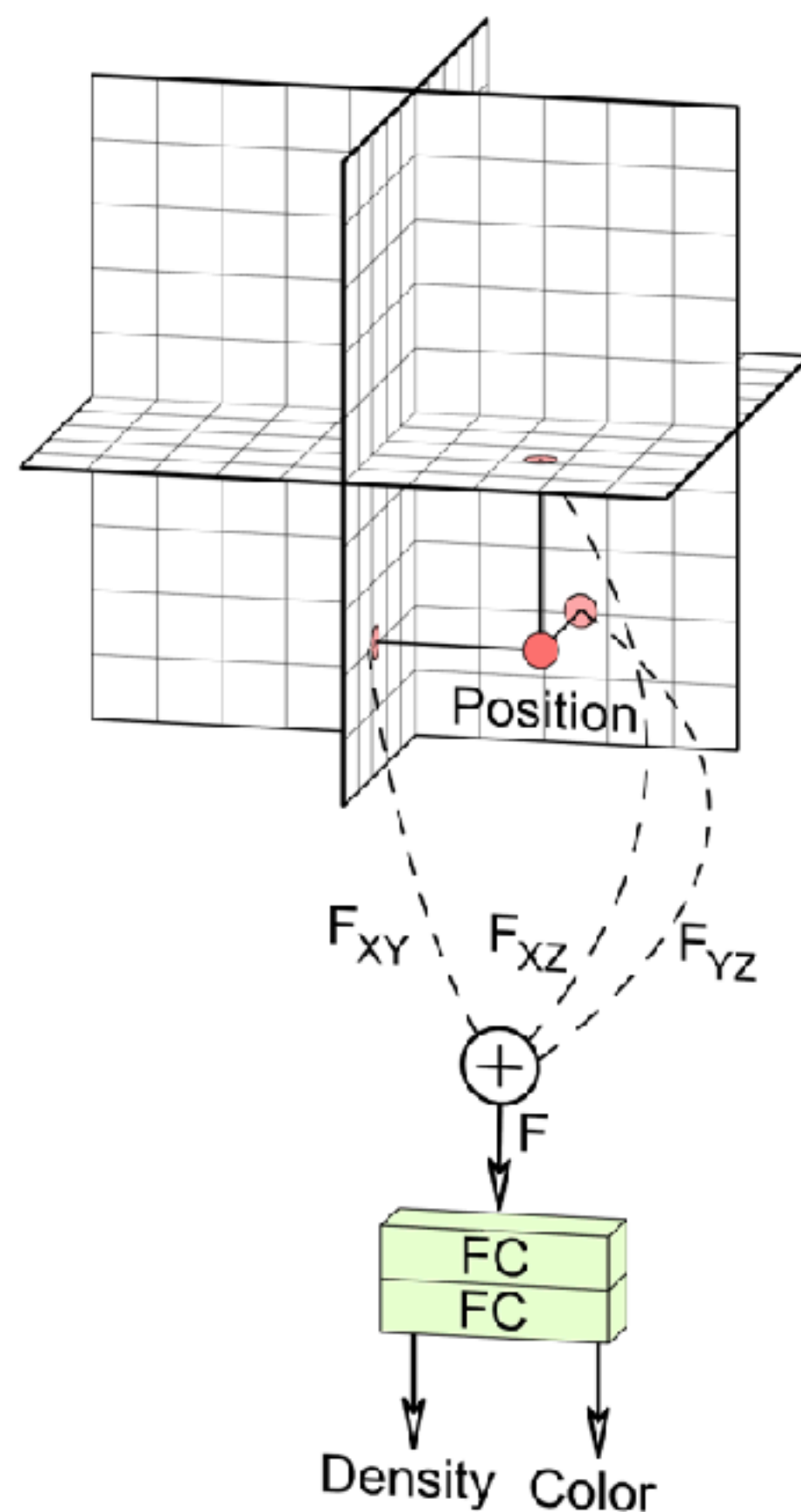
Hibrid reprezentációk — Tri-plane



<https://nvlabs.github.io/eg3d/>

Radiancia Mezők

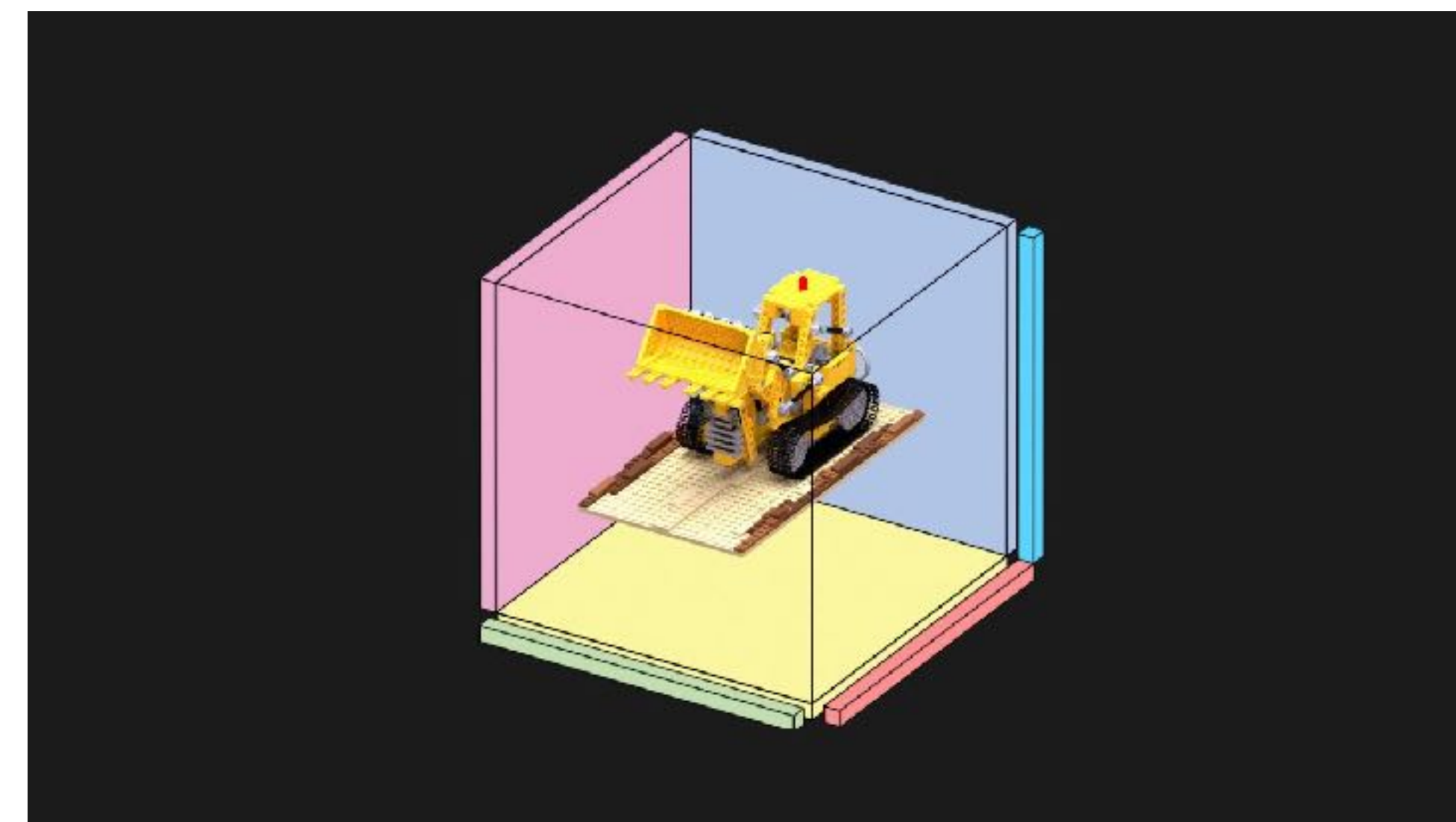
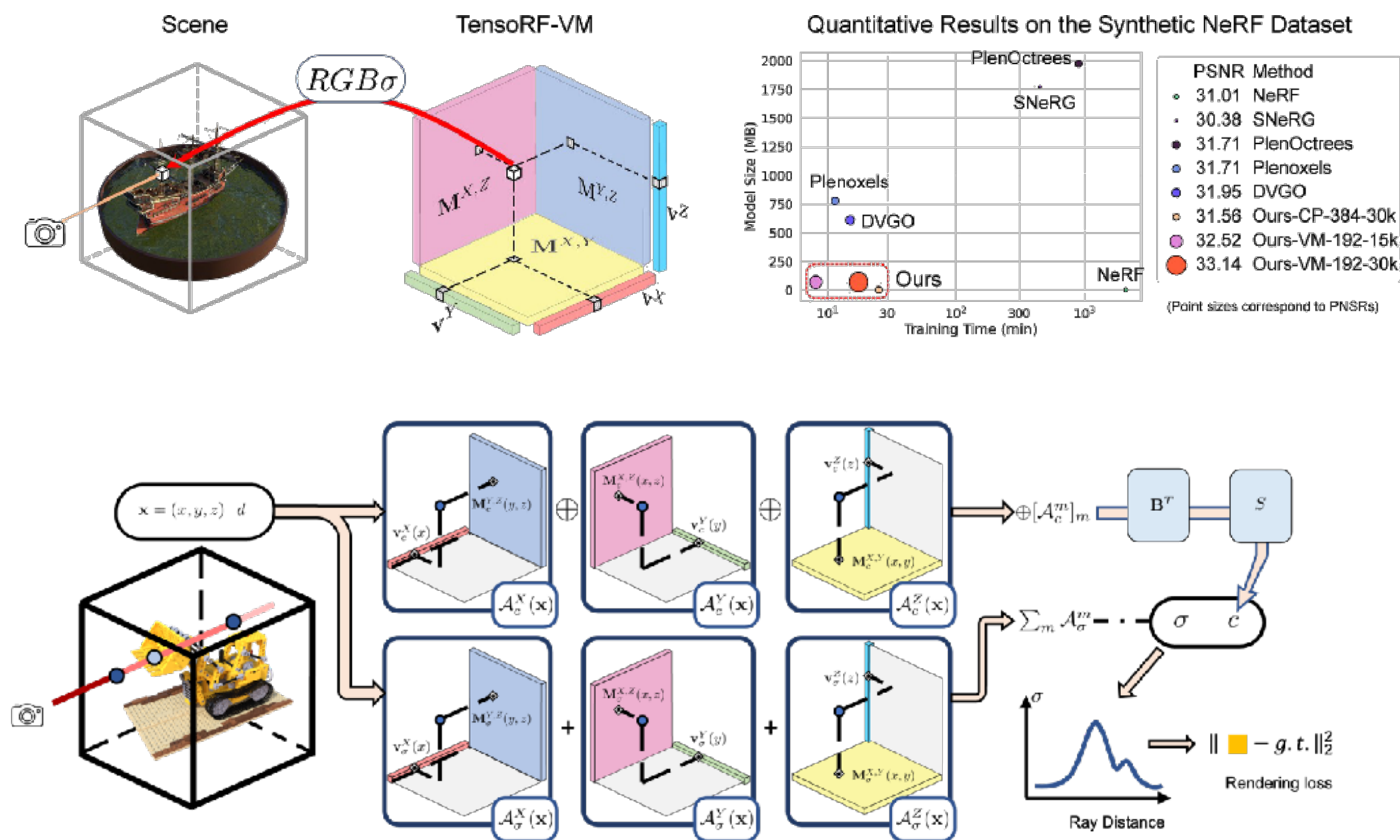
Hibrid reprezentációk — Tri-plane



<https://nvlabs.github.io/eg3d/>

Radiancia Mezők

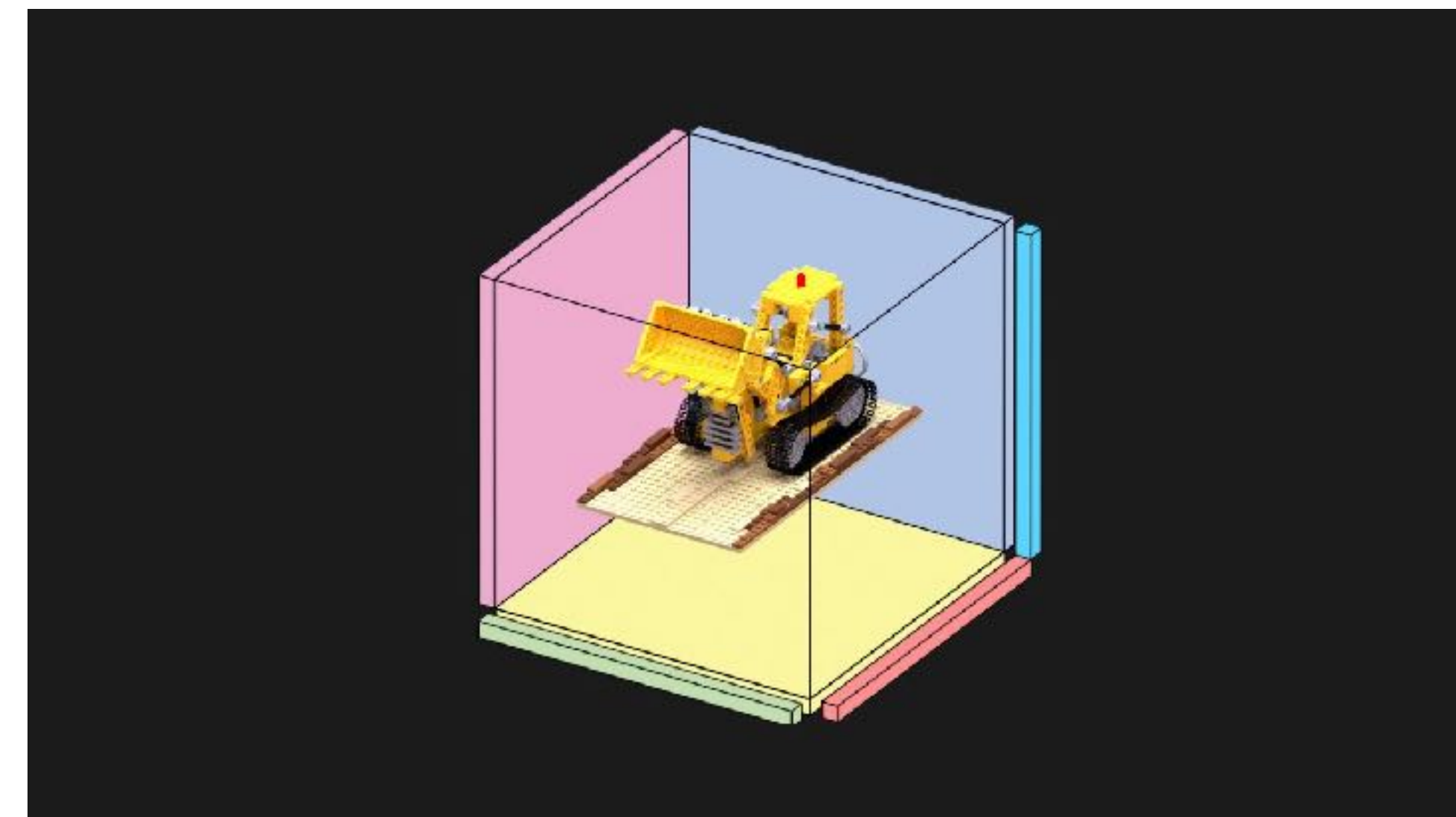
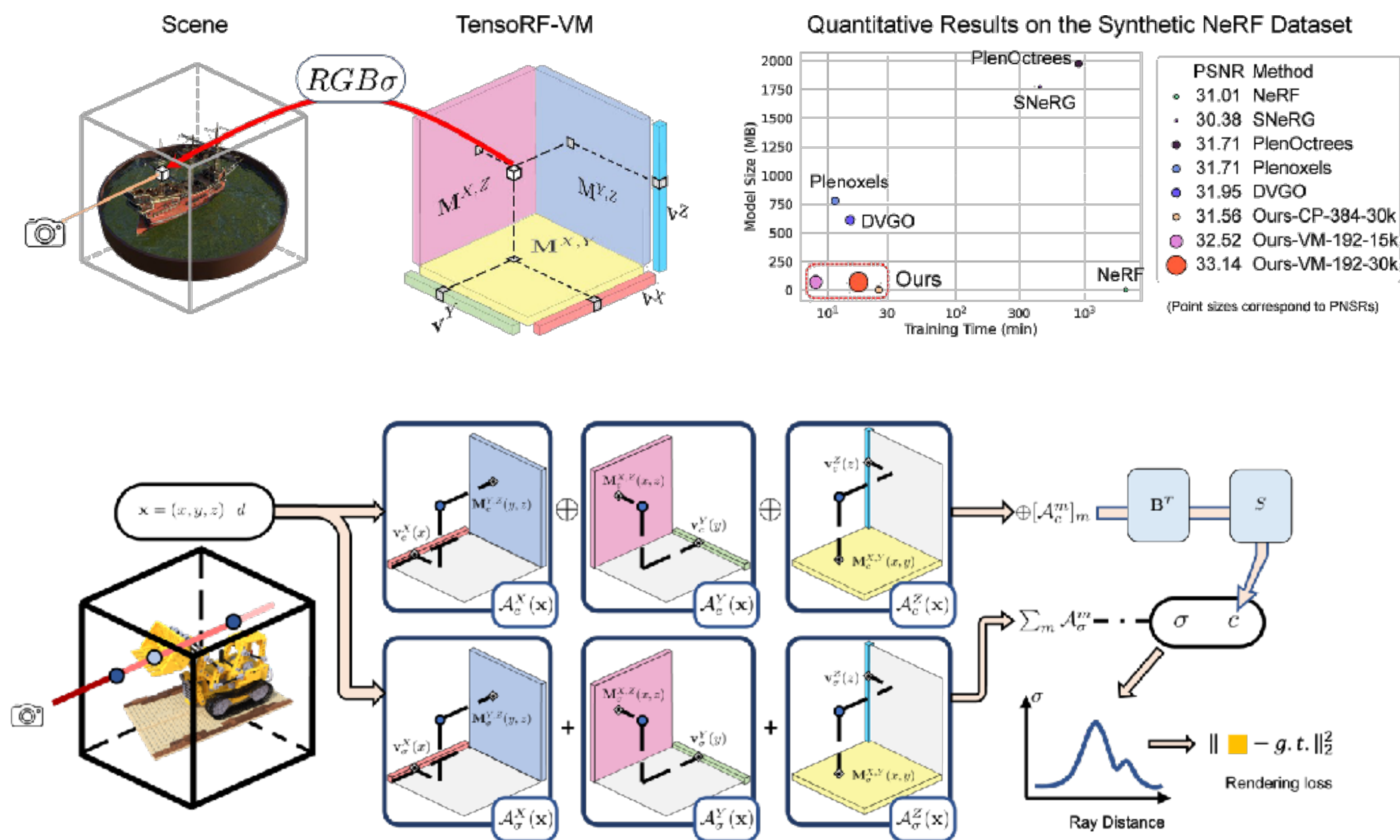
Hibrid reprezentációk – TensoRF



<https://apchenstu.github.io/TensoRF/>

Radiancia Mezők

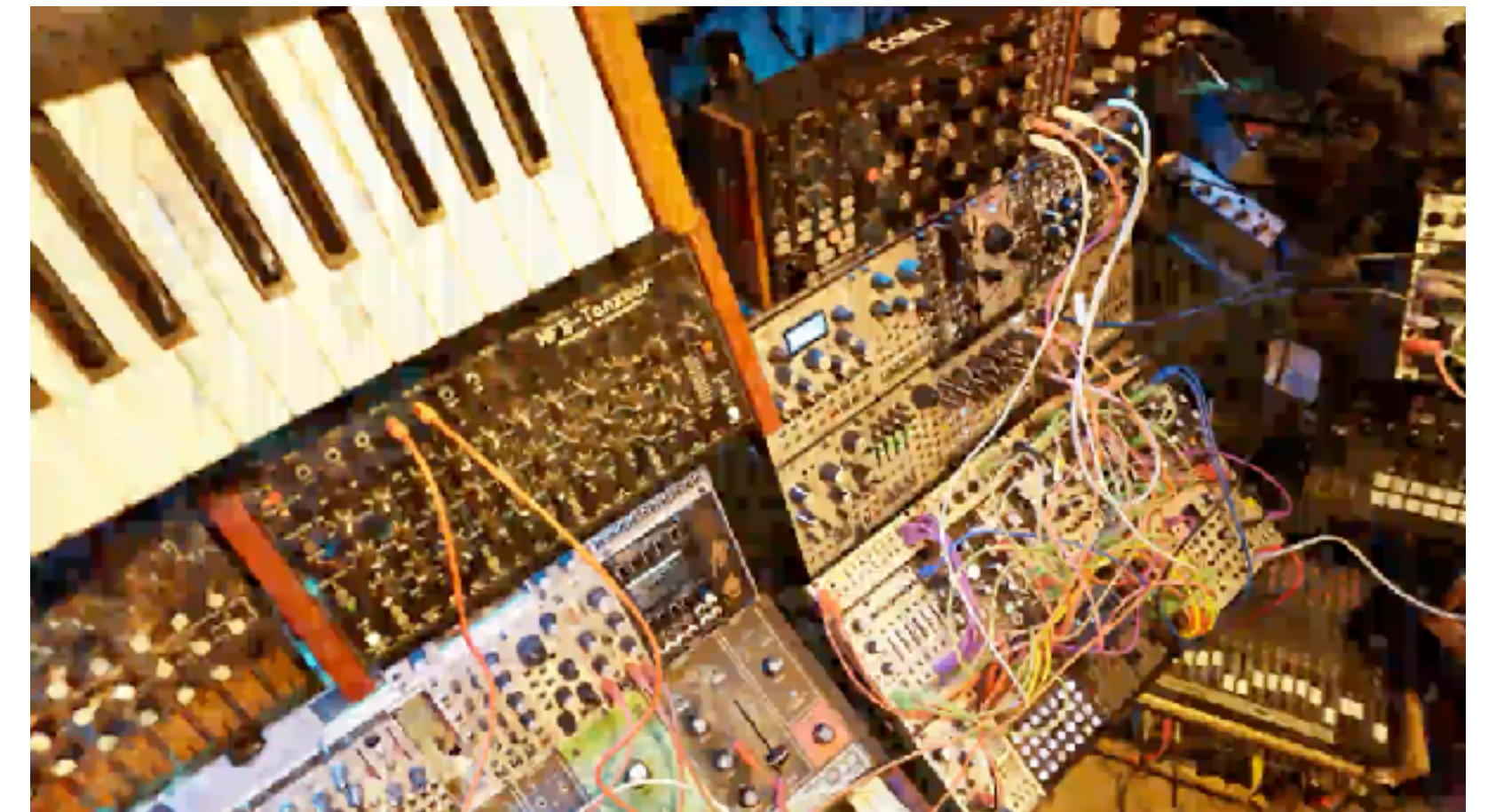
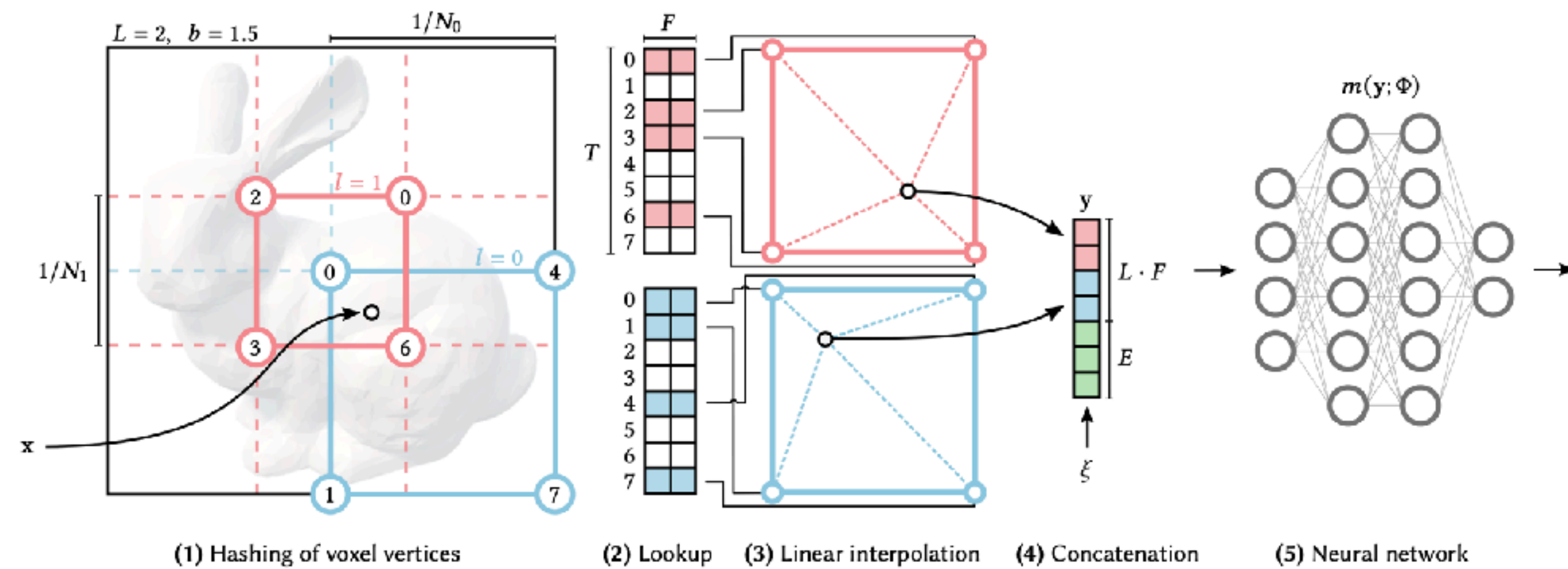
Hibrid reprezentációk – TensoRF



<https://apchenstu.github.io/TensoRF/>

Radiancia Mezők

Hibrid reprezentációk — Instant NeRF

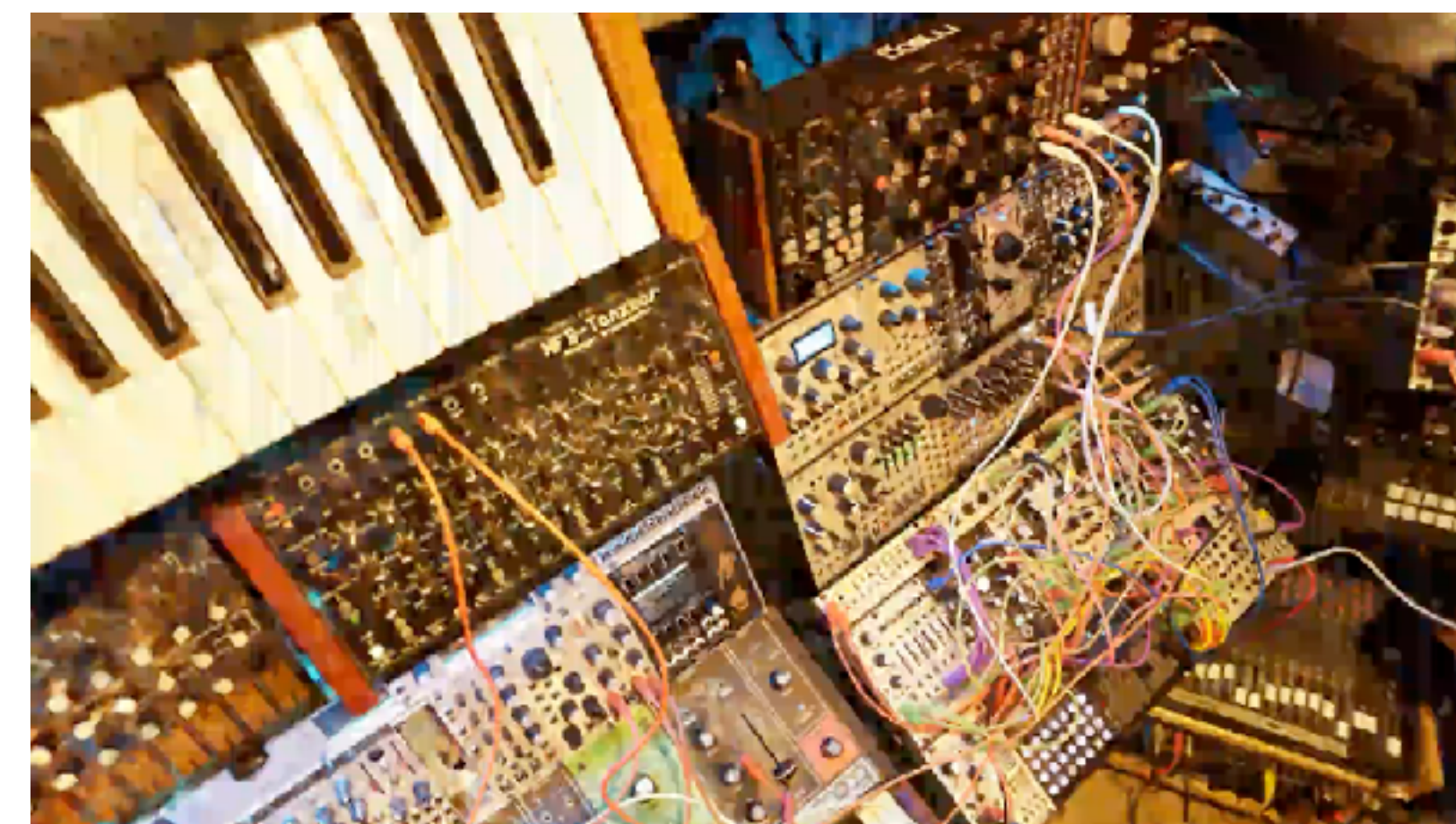
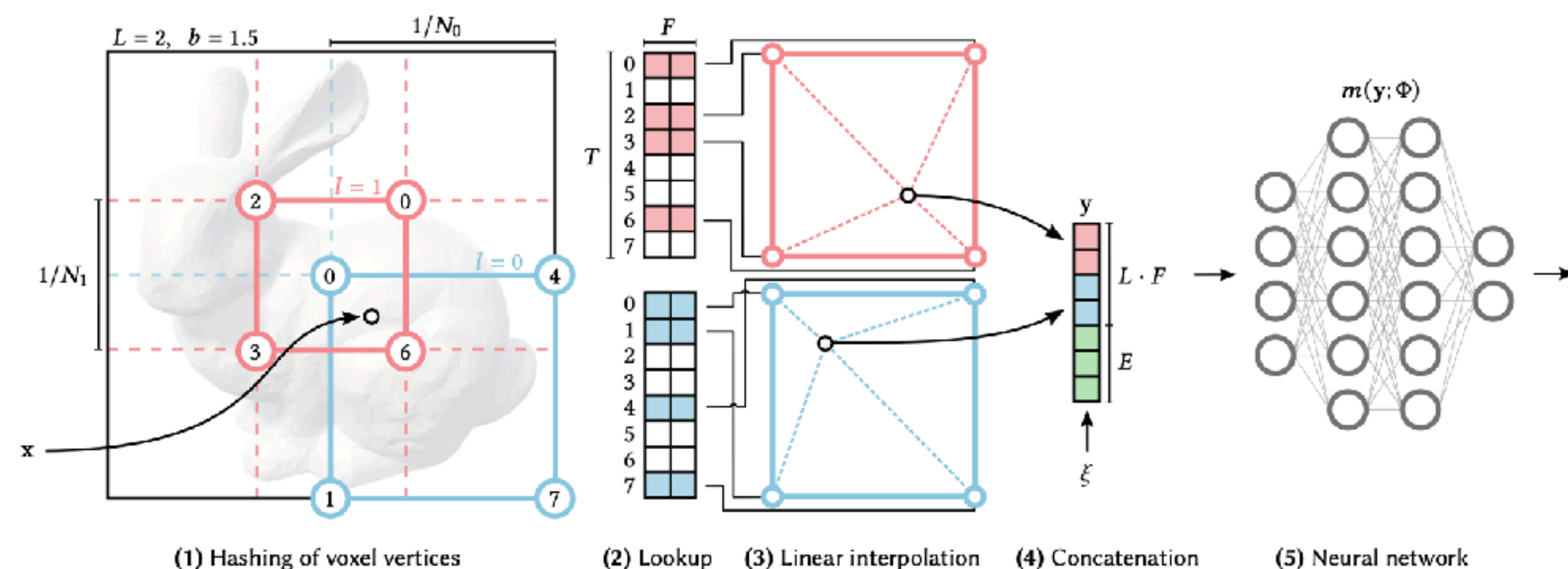


<https://nvlabs.github.io/instant-ngp/>



Radiancia Mezők

Hibrid reprezentációk — Instant NeRF



<https://nvlabs.github.io/instant-ngp/>



Radiancia Mezők

Végtelen színterek

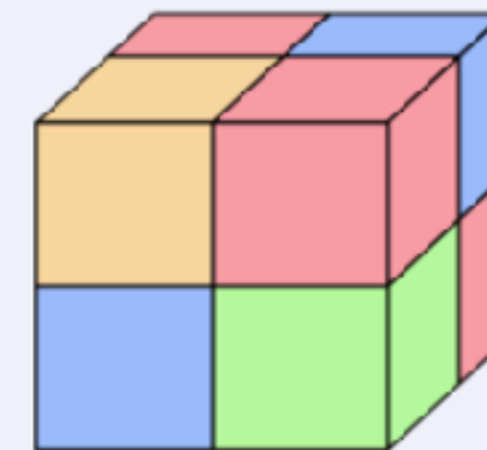


???



Scene
Representation

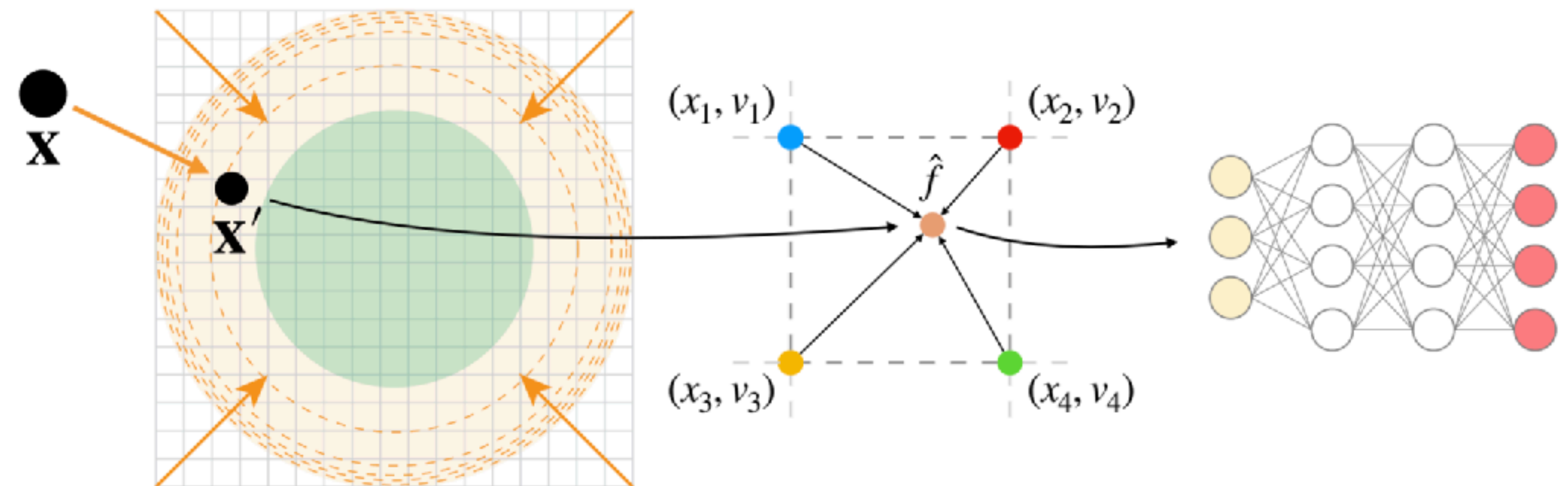
$$\Phi : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^n$$



Radiancia Mezők

Végtelen színterek

- Sugár mentén mintavételezni csak véges tartományon tudunk – hogyan modellezünk “végtelen” (pl. kültéri) jeleneteket?
- “Kompaktifikáció”: képezzük le a végtelen teret egy véges tartományba (pl. gömbi inverzióval)
- Adaptív felbontás: távoli régiók “összesűrűsödnek” a gömb szélén

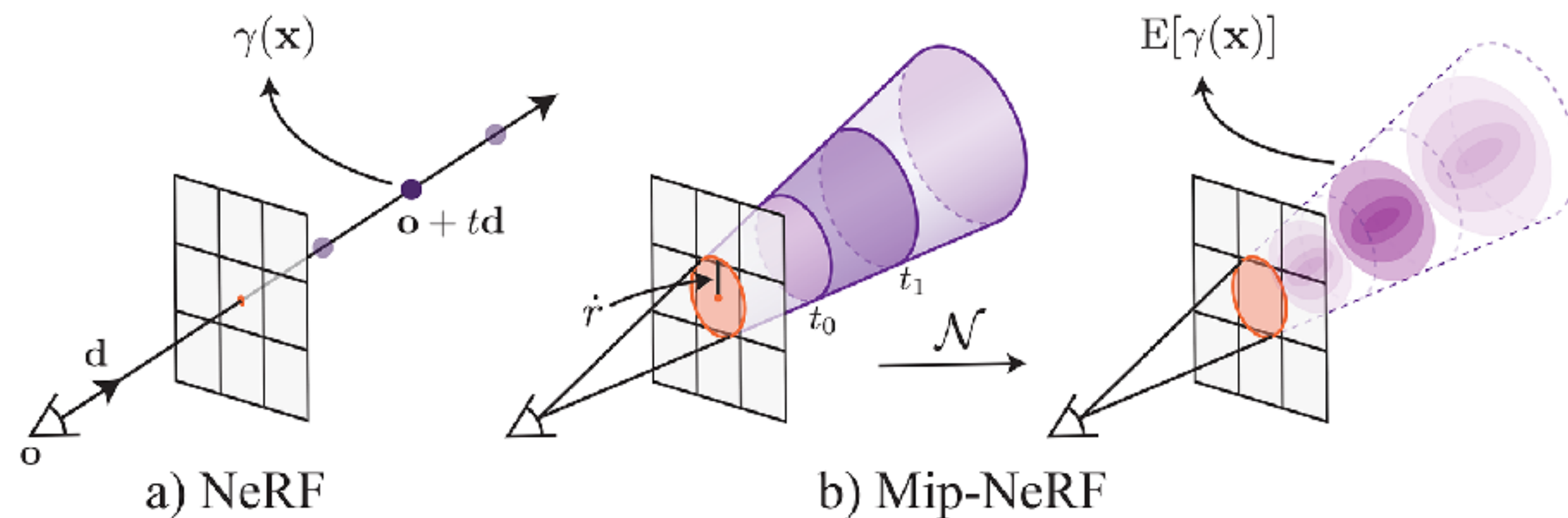


$$\mathbf{x}' = \frac{(1 + k) - k/||\mathbf{u}||}{\mathbf{u}/||\mathbf{u}||} r_{inner}$$
$$\mathbf{u} = \frac{\mathbf{x}}{r_{inner}}$$

Radiancia Mezők

Anti-aliasing — Mip-NeRF

Pixelenként egy “pontoszerű” sugár mentén integrálunk: **aliasing!**



Sugár helyett kúp “frustrum” — közelítés
Gauss eloszlással: pozicionális kódolás
zárt alakban integrálható!

Neural Radiance Fields (NeRF)



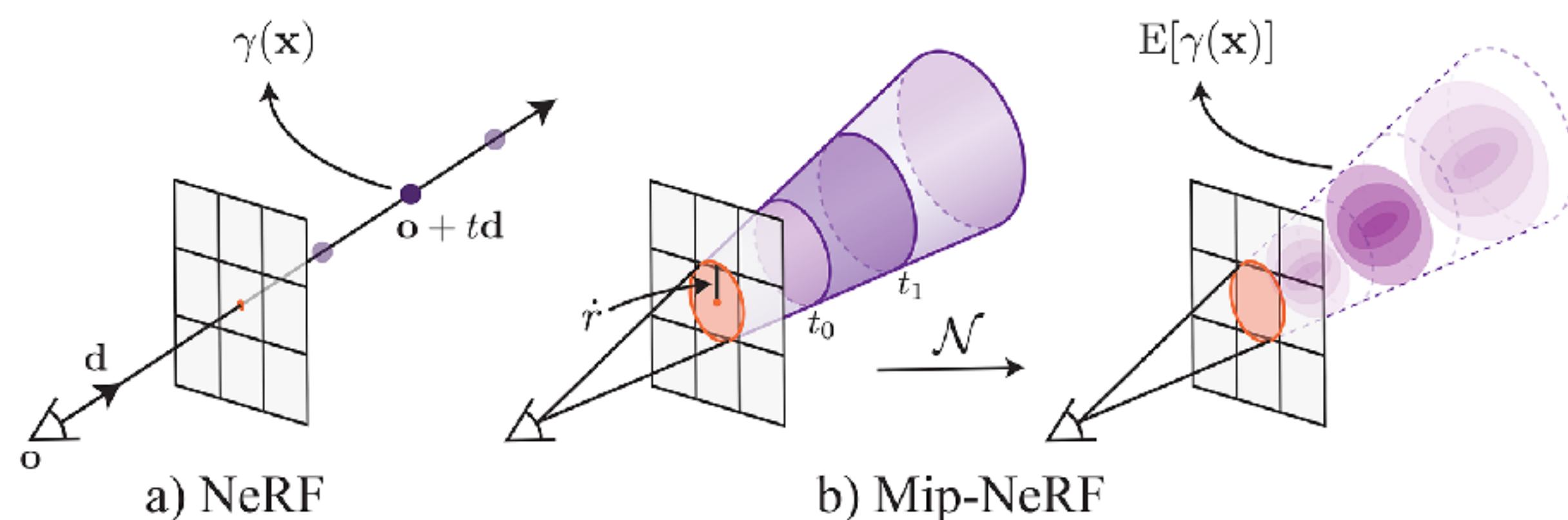
<https://jonbarron.info/mipnerf/>



Radiancia Mezők

Anti-aliasing — Mip-NeRF

Pixelenként egy “pontoszerű” sugár mentén integrálunk: **aliasing!**



Sugár helyett kúp “frustrum” — közelítés
Gauss eloszlással: pozicionális kódolás
zárt alakban integrálható!

Neural Radiance Fields (NeRF)



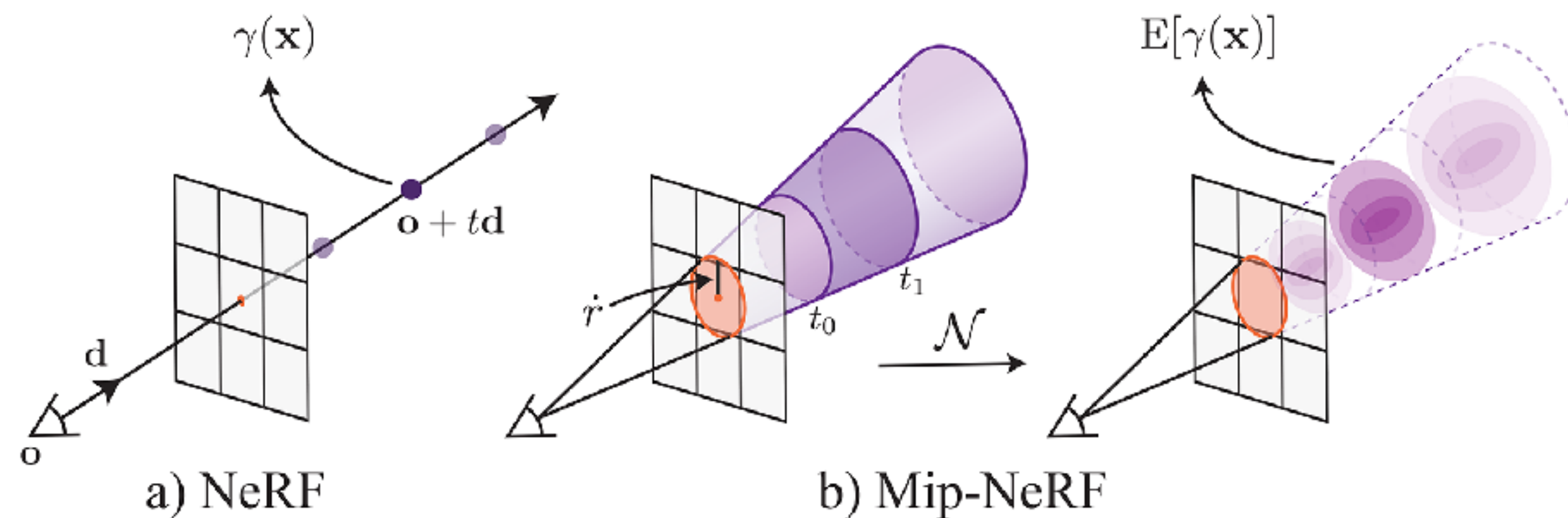
<https://jonbarron.info/mipnerf/>



Radiancia Mezők

Anti-aliasing — Mip-NeRF

Pixelenként egy “pontoszerű” sugár mentén integrálunk: **aliasing!**



Sugár helyett kúp “frustrum” — közelítés
Gauss eloszlással: pozicionális kódolás
zárt alakban integrálható!

Neural Radiance Fields (NeRF)

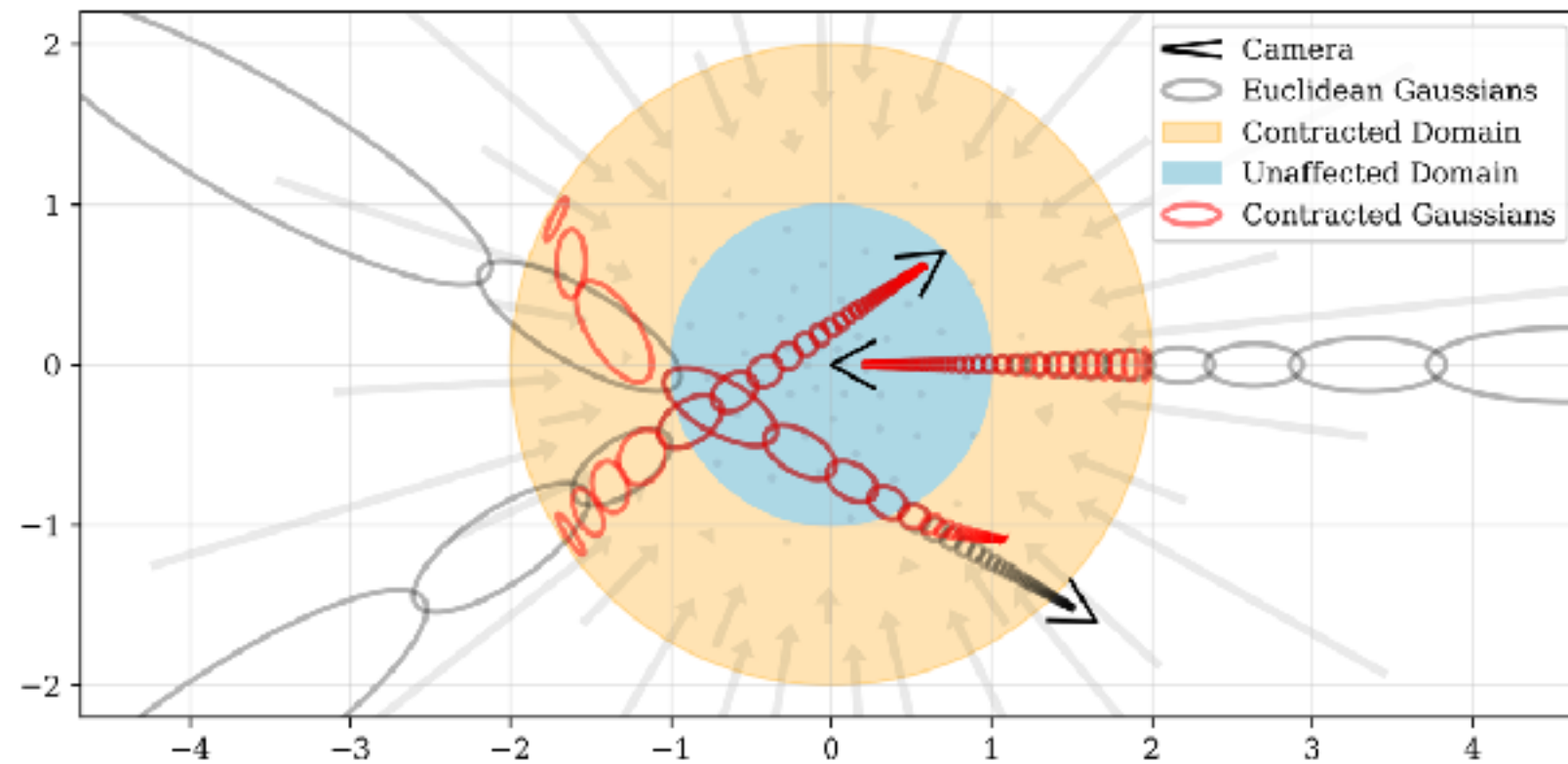


<https://jonbarron.info/mipnerf/>

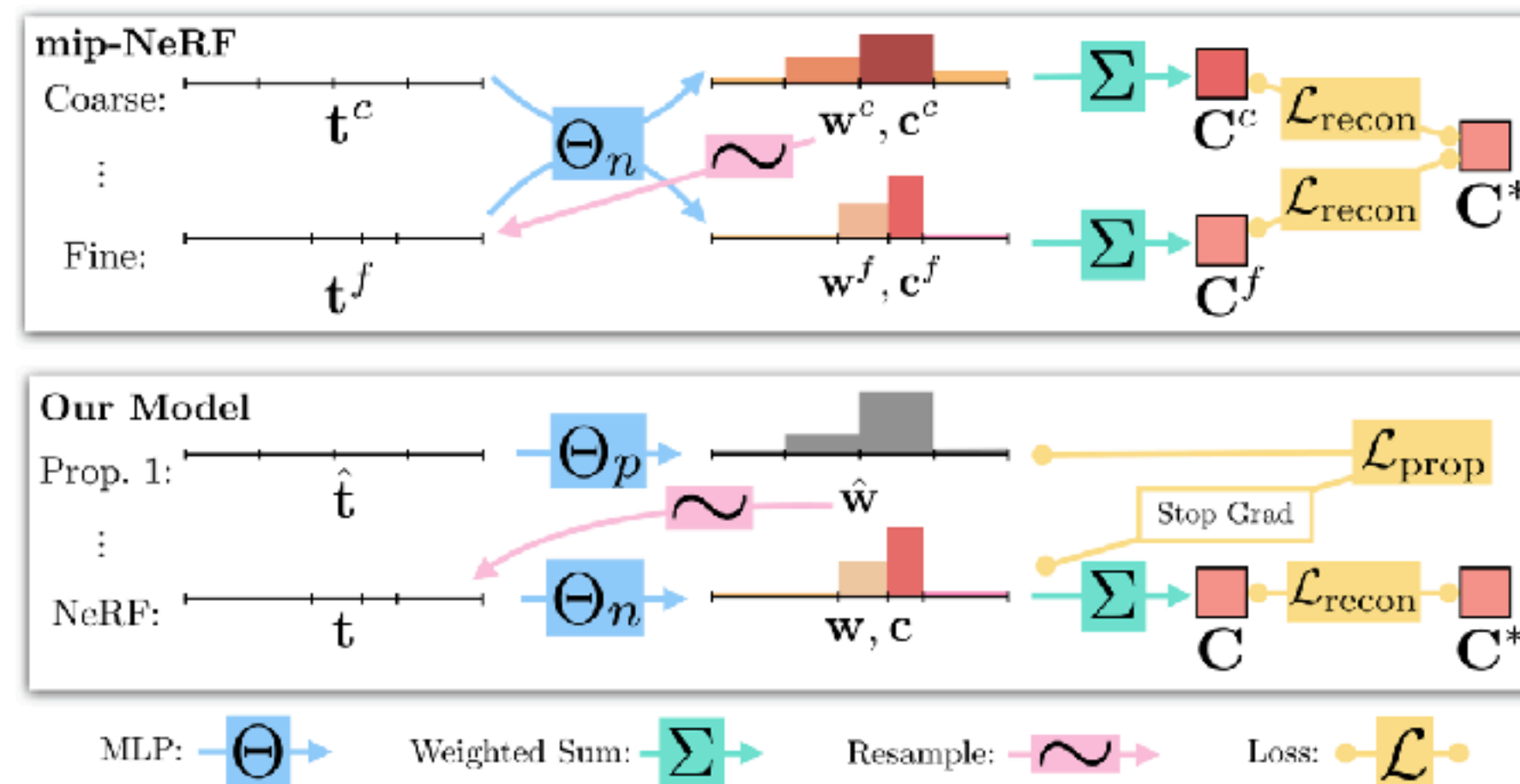


Radiancia Mezők

Anti-aliasing — Mip-NeRF360*

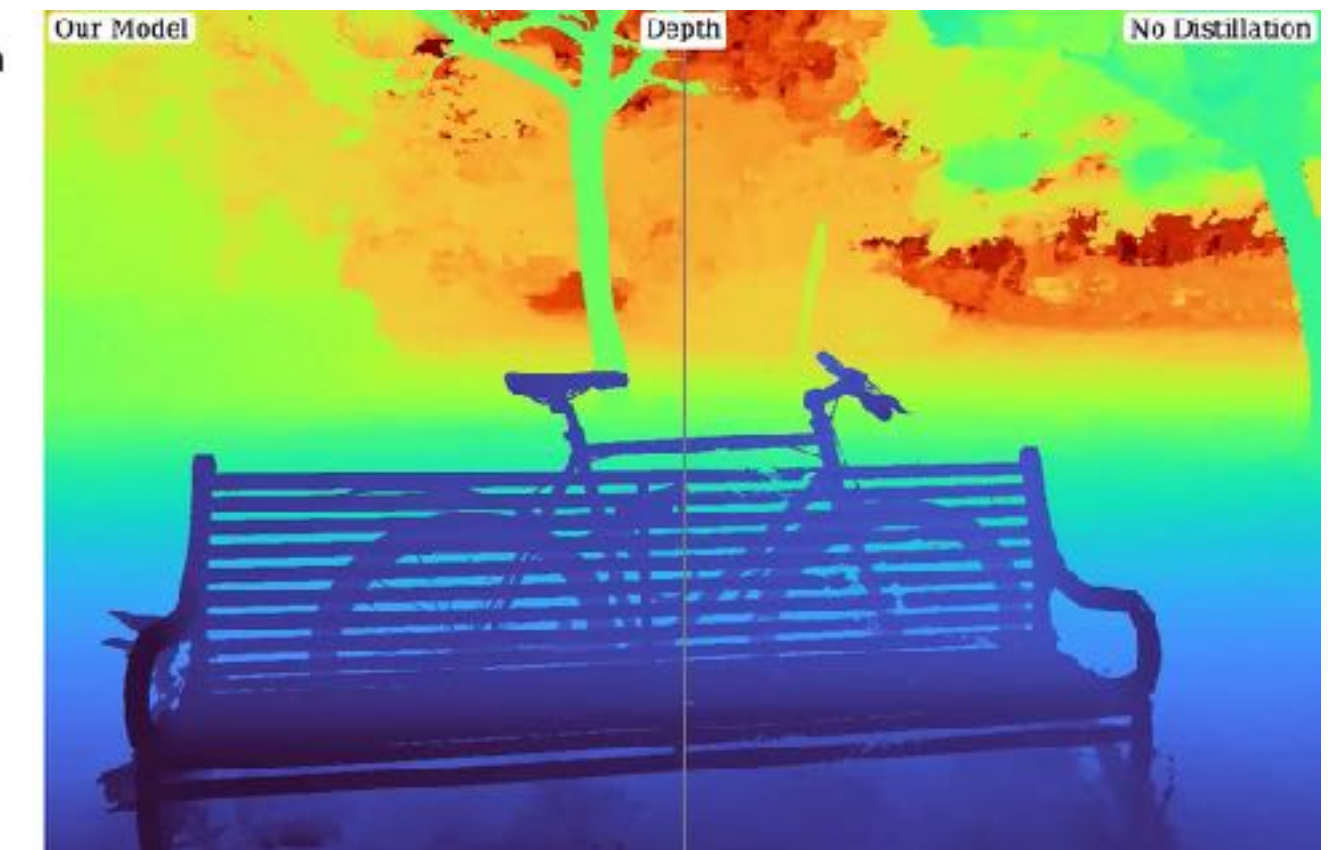


Végtelen szinterek:
Leképezés 2-sugarú gömbbe
Gauss ellipszoidok illesztése
(a la kiterjesztett Kalman szűrő)



Hierarchikus tanítás helyett:
Ön-disztilláció — “Proposal” MLP
csak mintavételezési súlyozást javasol

Ablation
Study

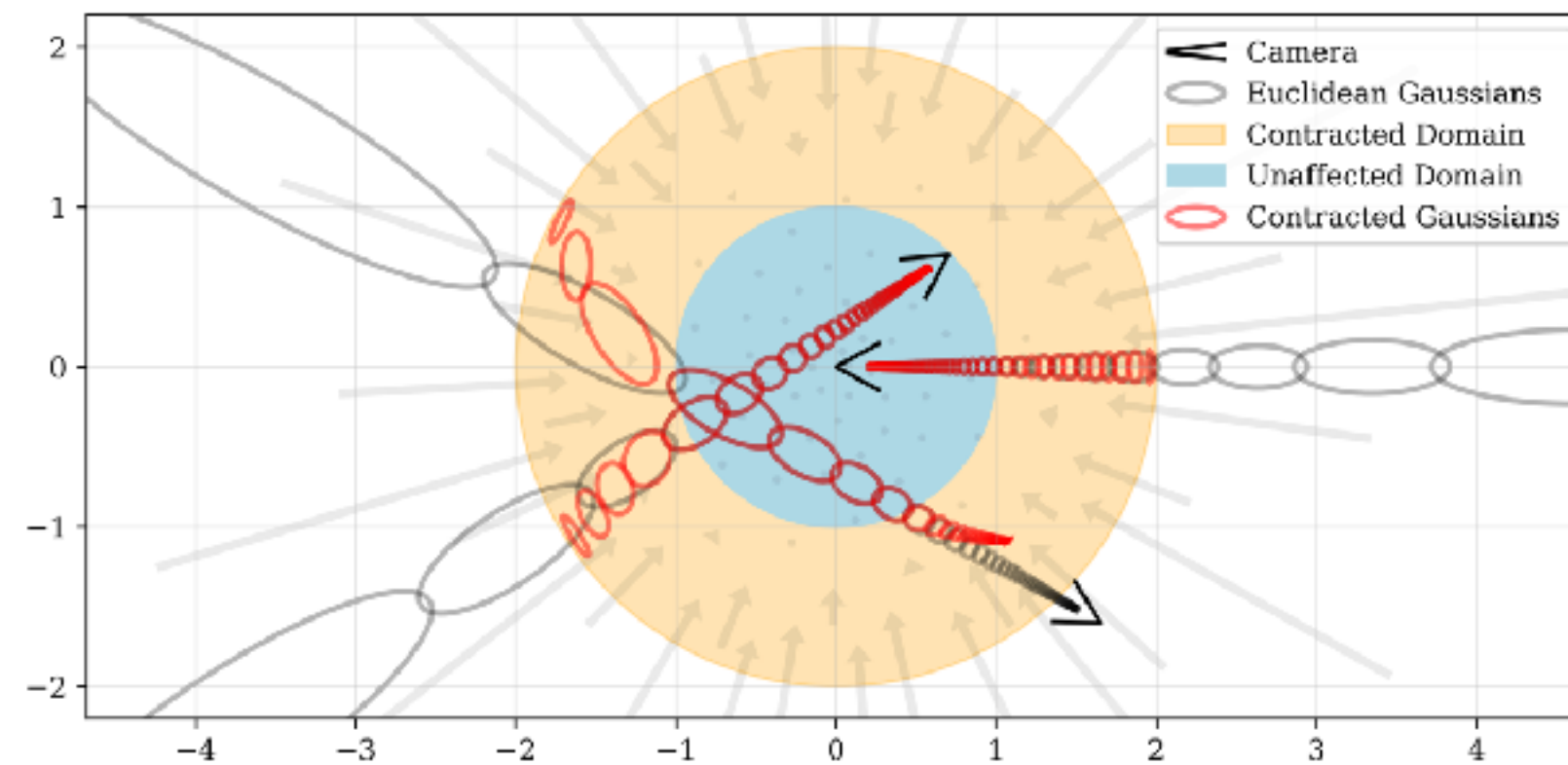


<https://jonbarron.info/mipnerf360/>
(népszerű benchmark adathalmaz!)

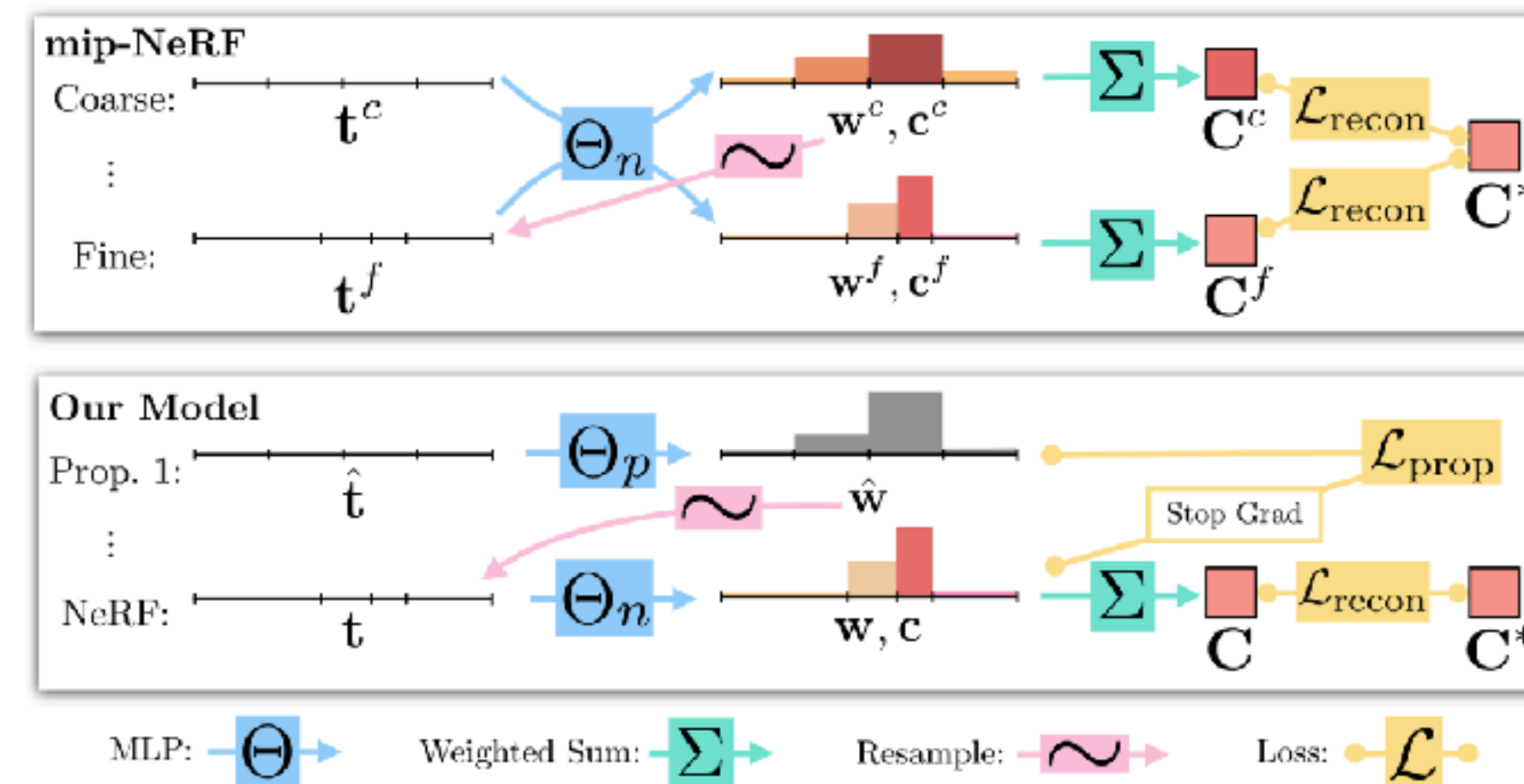


Radiancia Mezők

Anti-aliasing — Mip-NeRF360*

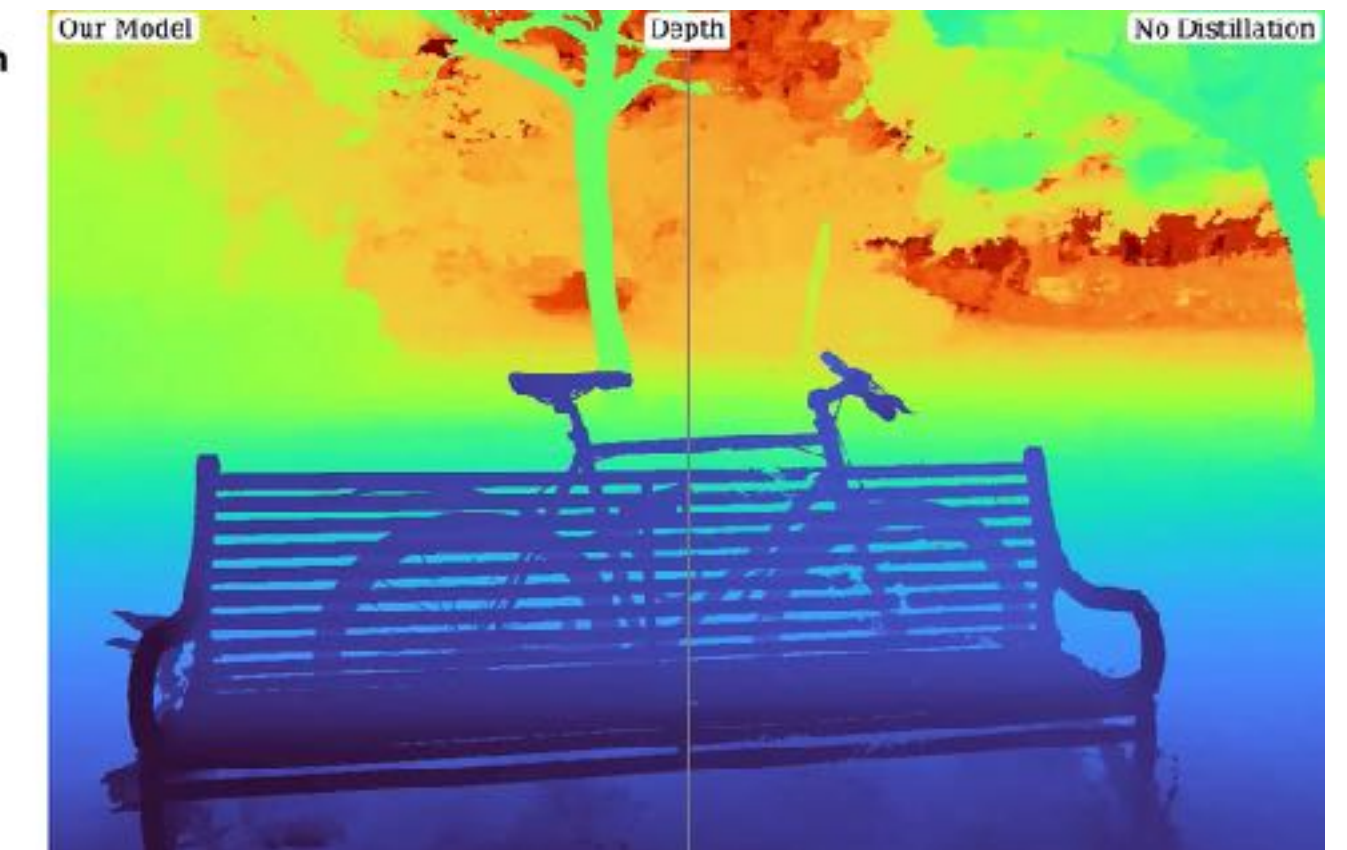


Végtelen szinterek:
Leképezés 2-sugarú gömbbe
Gauss ellipszoidok illesztése
(a la kiterjesztett Kalman szűrő)



Hierarchikus tanítás helyett:
Ön-disztilláció — “Proposal” MLP
csak mintavételezési súlyozást javasol

Ablation
Study

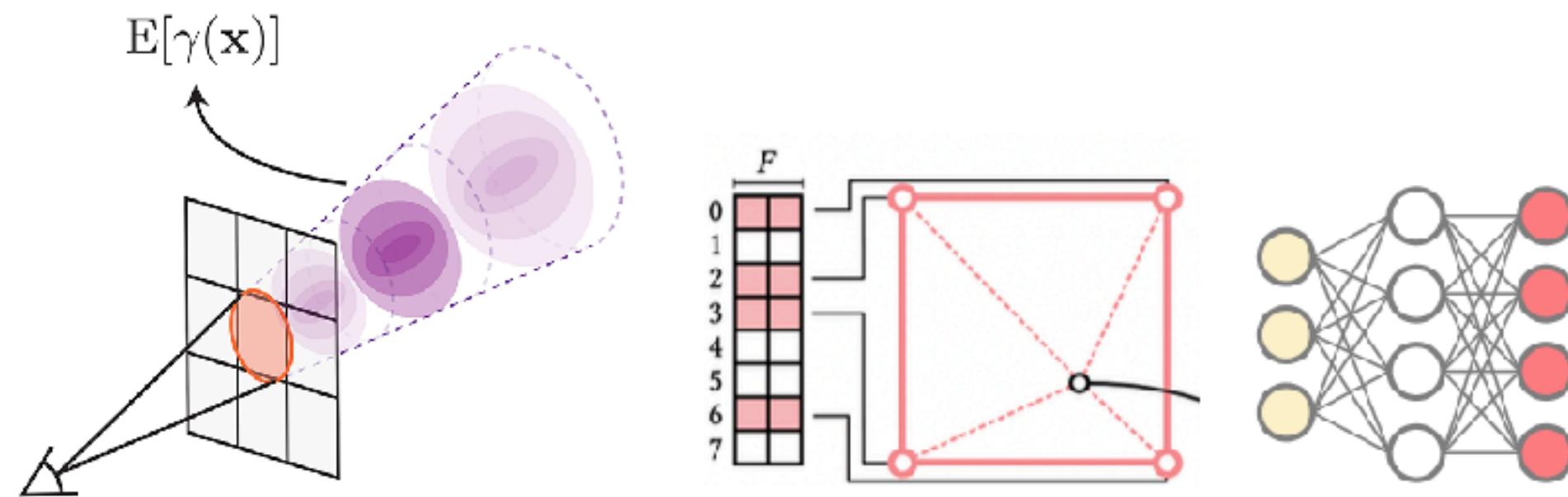


<https://jonbarron.info/mipnerf360/>
(népszerű benchmark adathalmaz!)



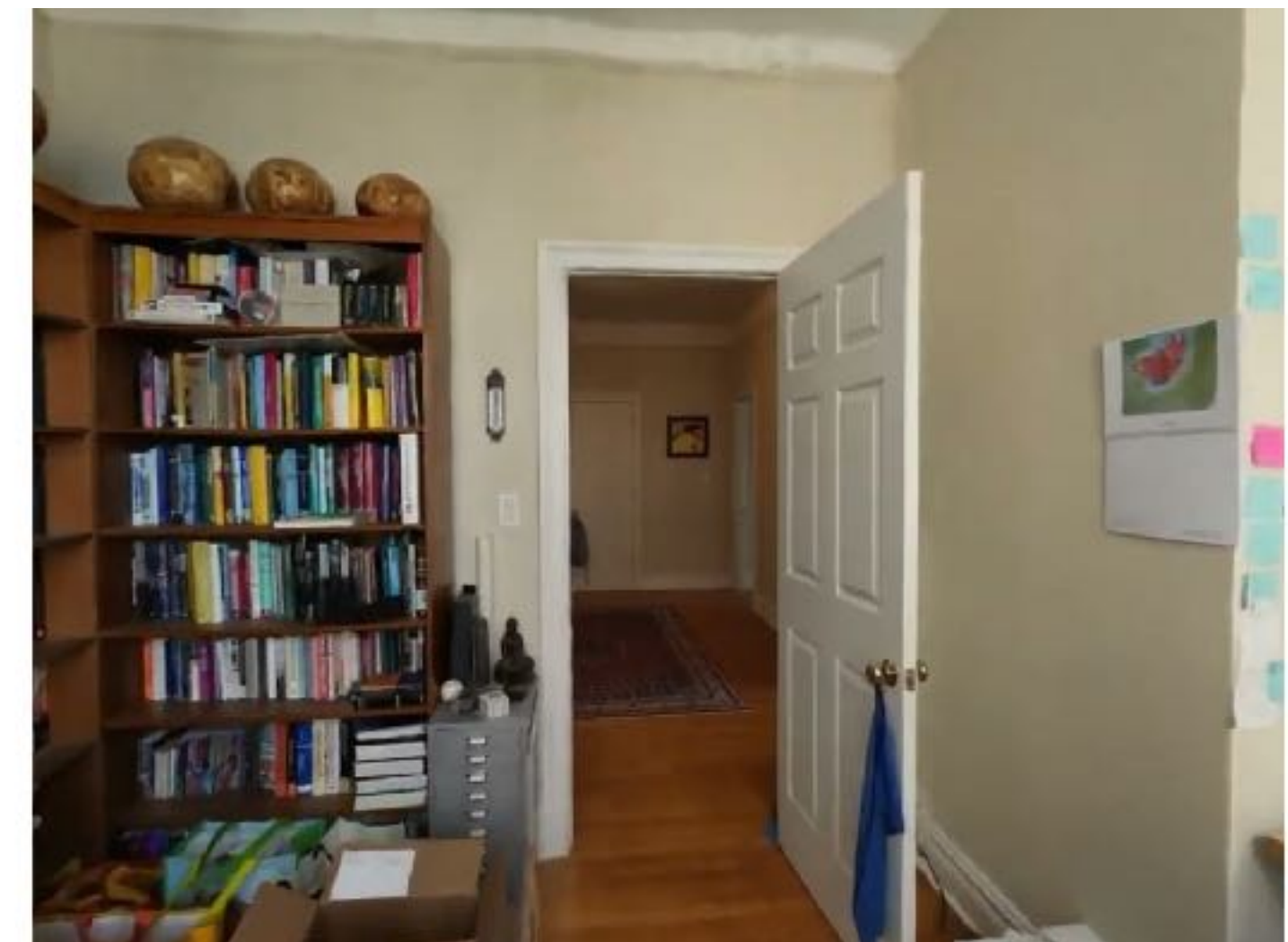
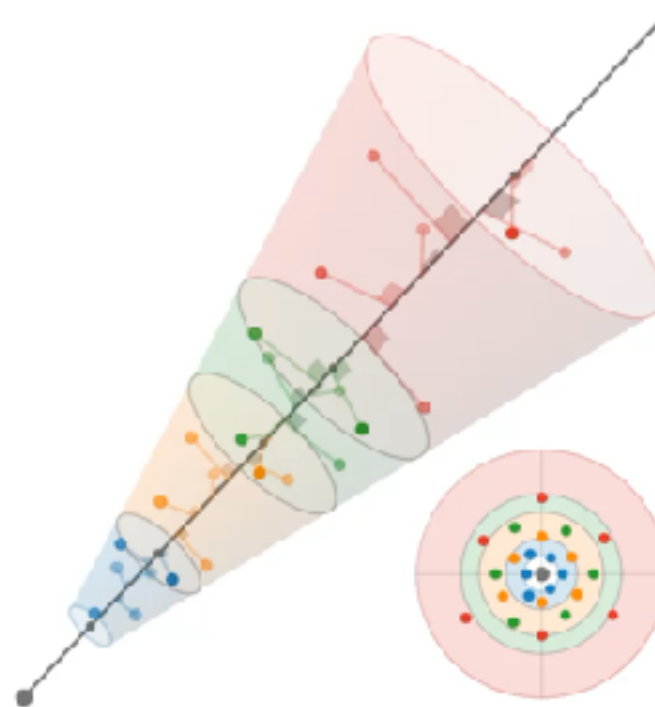
Radiancia Mezők

Anti-aliasing — ZipNeRF*



MipNeRF360 + Instant NGP (hash grid)

Grid interpoláció kezelésére
speciális mintavételi szabályok!

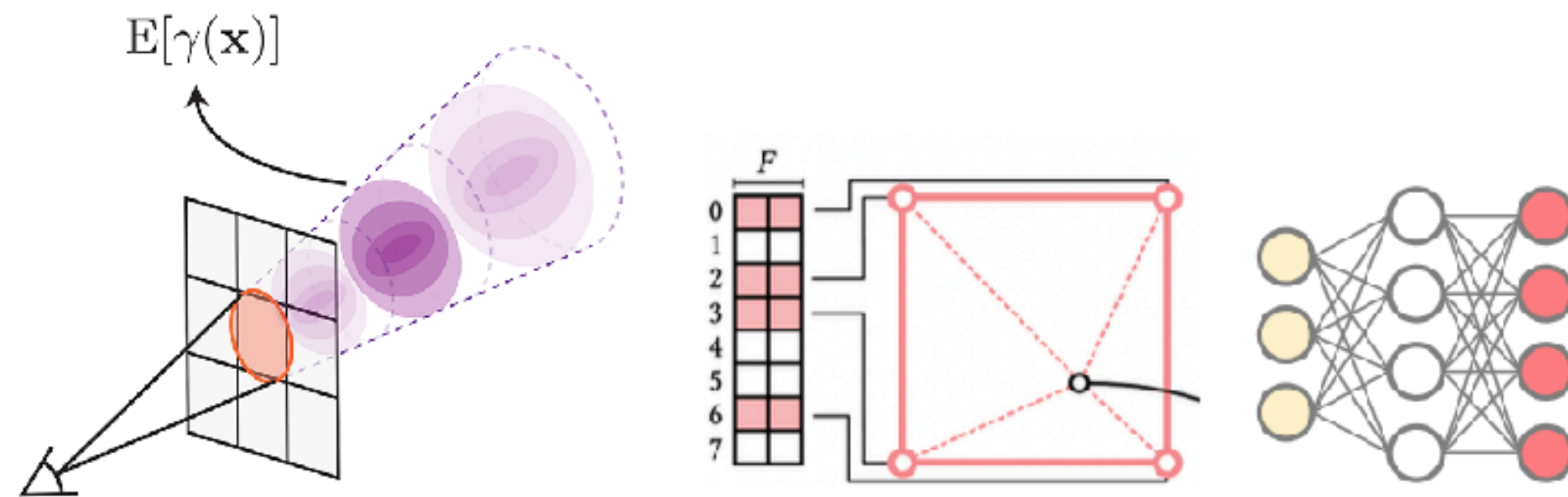


<https://jonbarron.info/zipnerf/>

Mip-NeRF360 / ZipNeRF:
SoTA minőségű radiancia mezők!

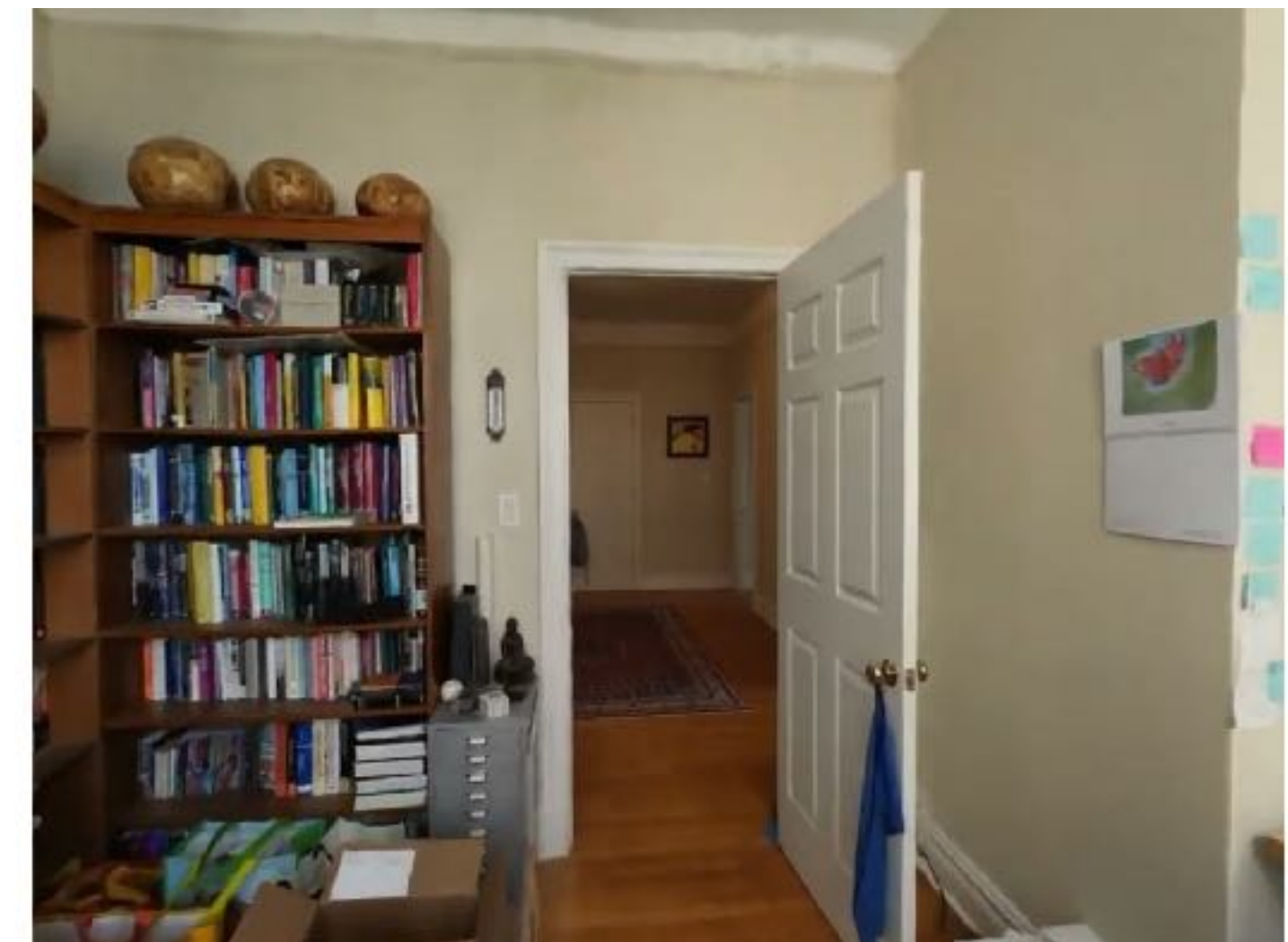
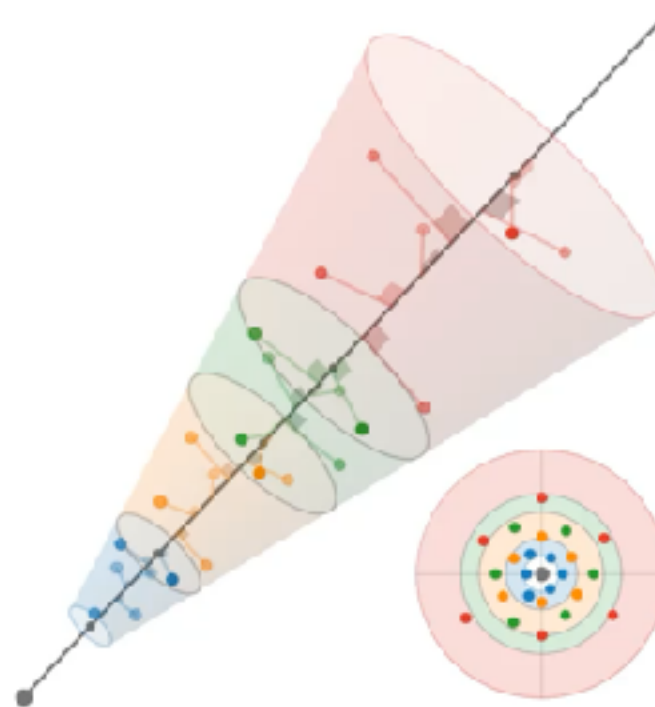
Radiancia Mezők

Anti-aliasing — ZipNeRF*



MipNeRF360 + Instant NGP (hash grid)

Grid interpoláció kezelésére
speciális mintavételi szabályok!

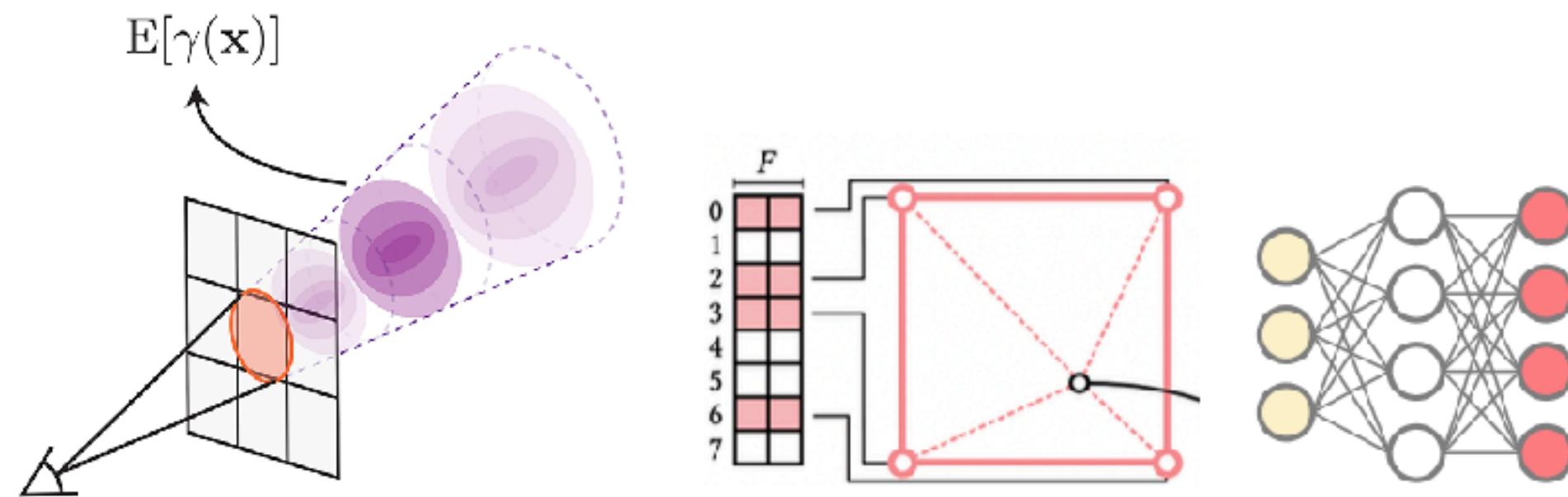


<https://jonbarron.info/zipnerf/>

Mip-NeRF360 / ZipNeRF:
SoTA minőségű radiancia mezők!

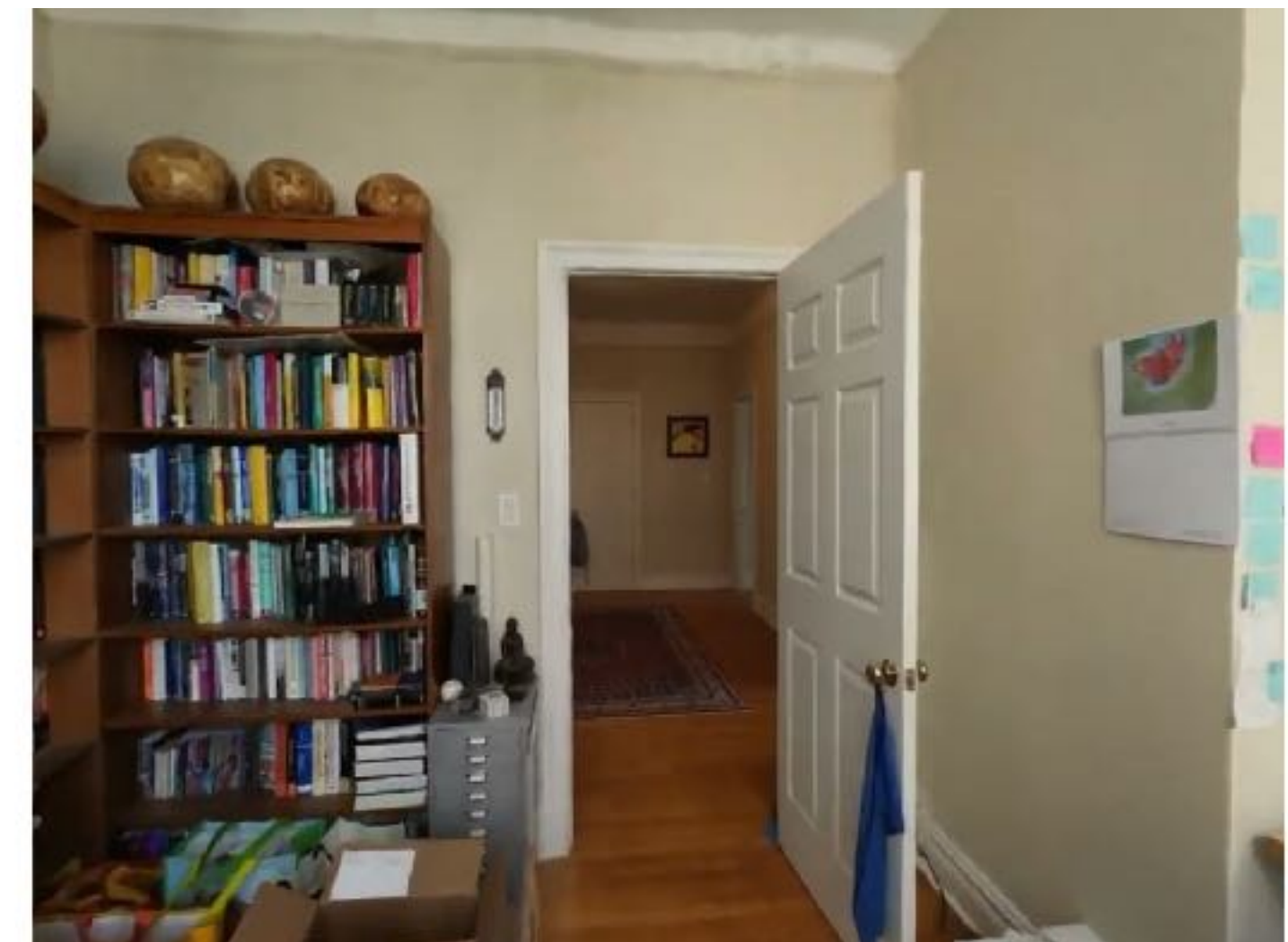
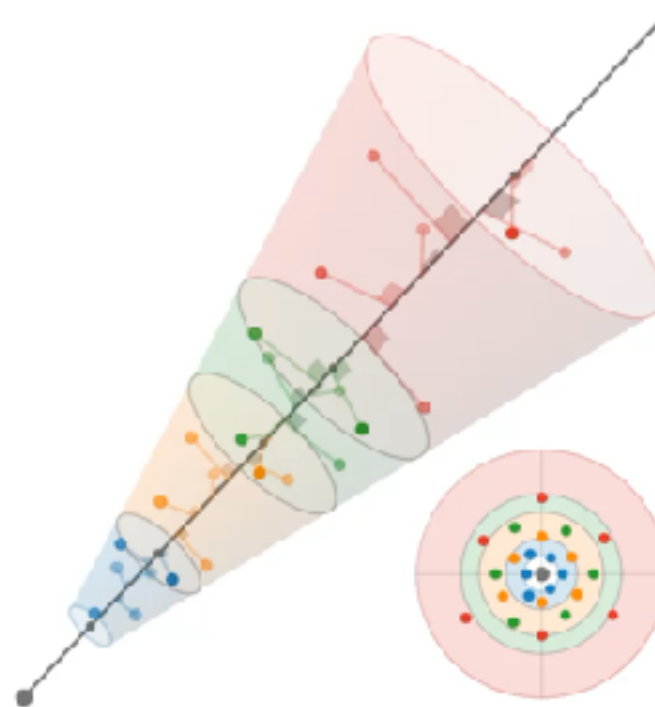
Radiancia Mezők

Anti-aliasing — ZipNeRF*



MipNeRF360 + Instant NGP (hash grid)

Grid interpoláció kezelésére
speciális mintavételi szabályok!



<https://jonbarron.info/zipnerf/>

Mip-NeRF360 / ZipNeRF:
SoTA minőségű radiancia mezők!

Radiancia Mezők

Változó környezet — NeRF in the Wild



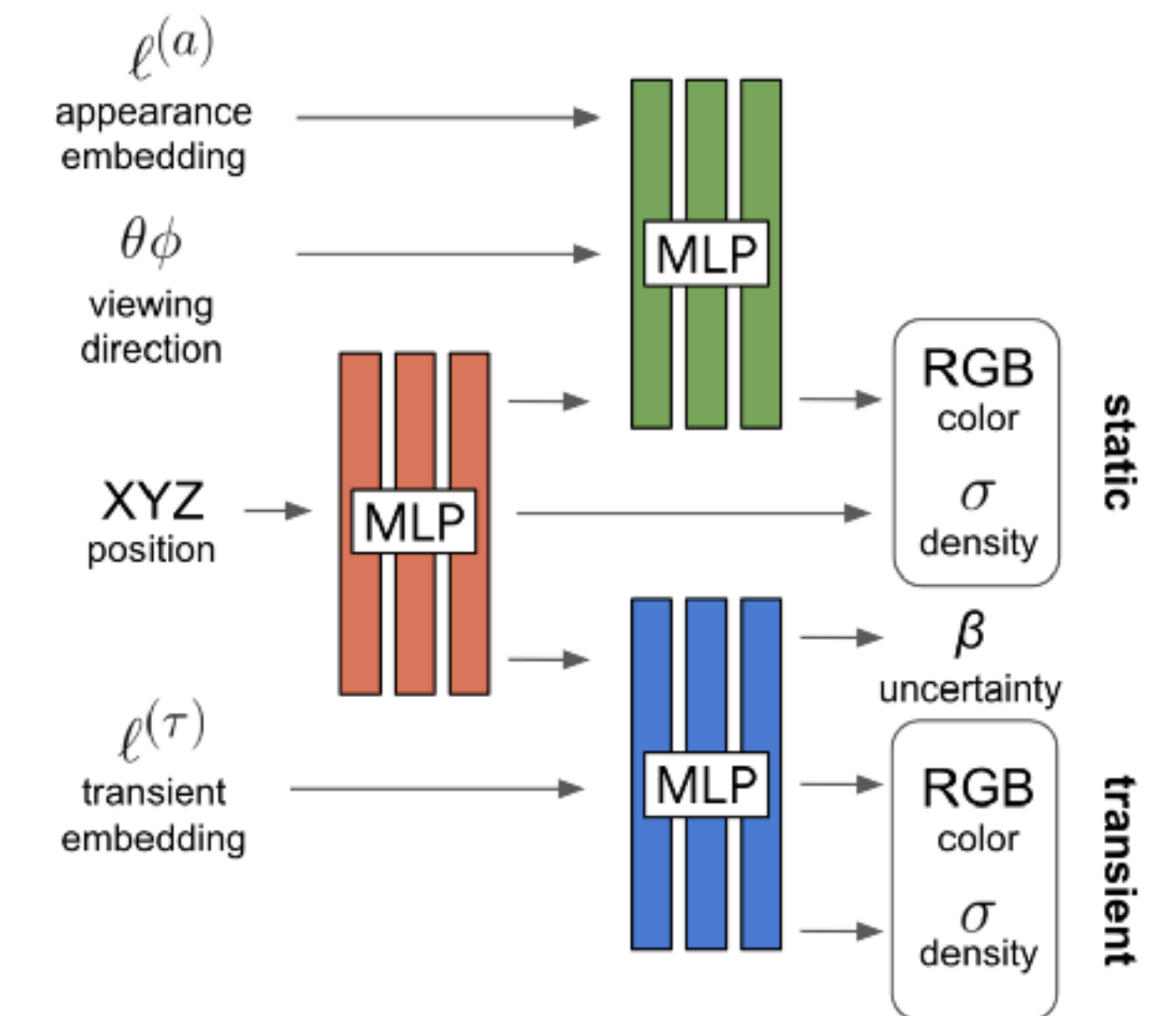
(a) Photos

(b) Renderings



"NeRF in the Wild"

NeRF heterogén fotó kollekcióból?



(a) Static

(b) Transient

(c) Composite

(d) Image

(e) Uncertainty

Radiancia Mezők

Változó környezet — NeRF in the Wild



(a) Photos

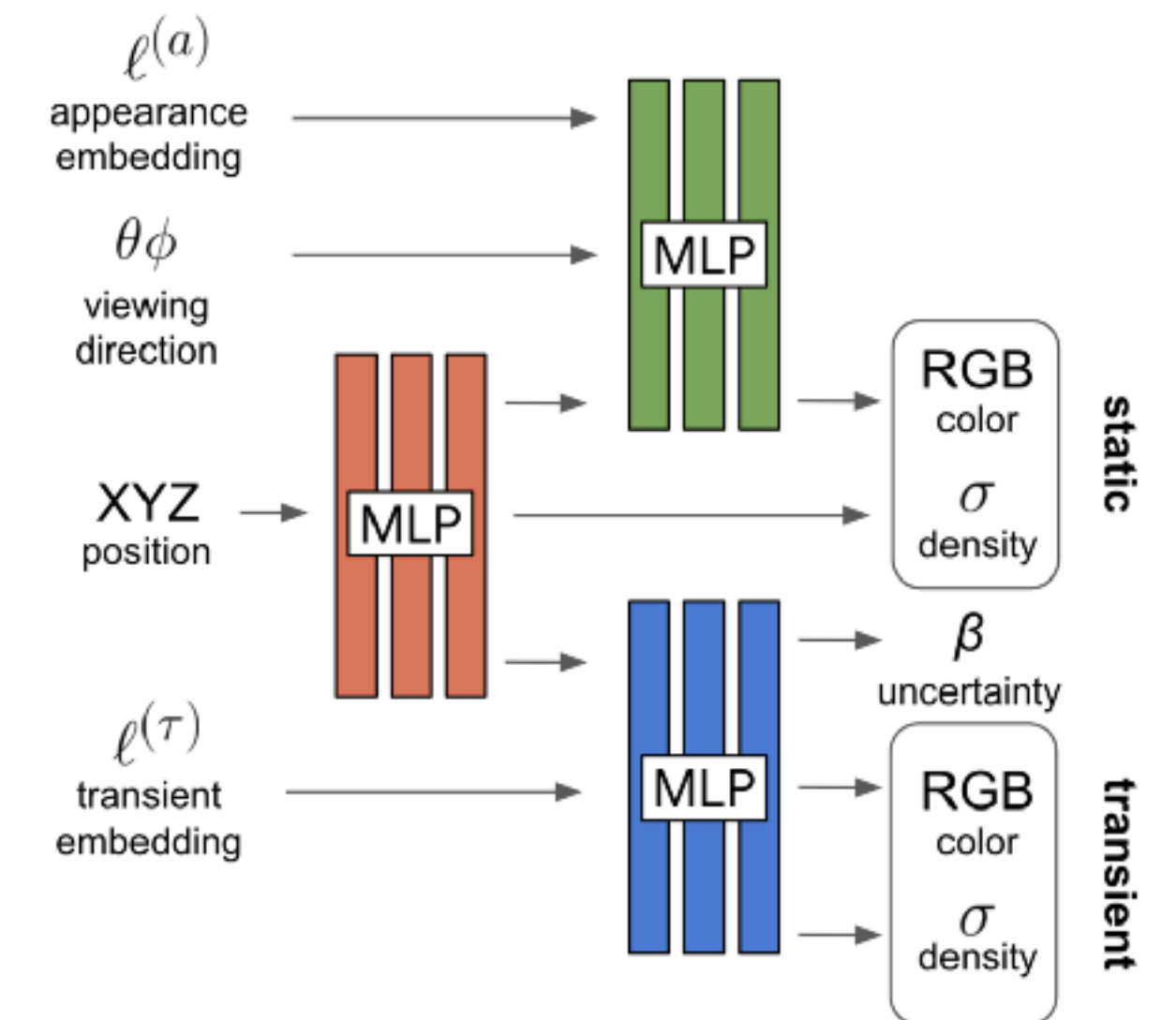
(b) Renderings



Trevi Fountain
Rome, Italy

NeRF heterogén fotó kollekcióból?

"NeRF in the Wild"



(a) Static

(b) Transient

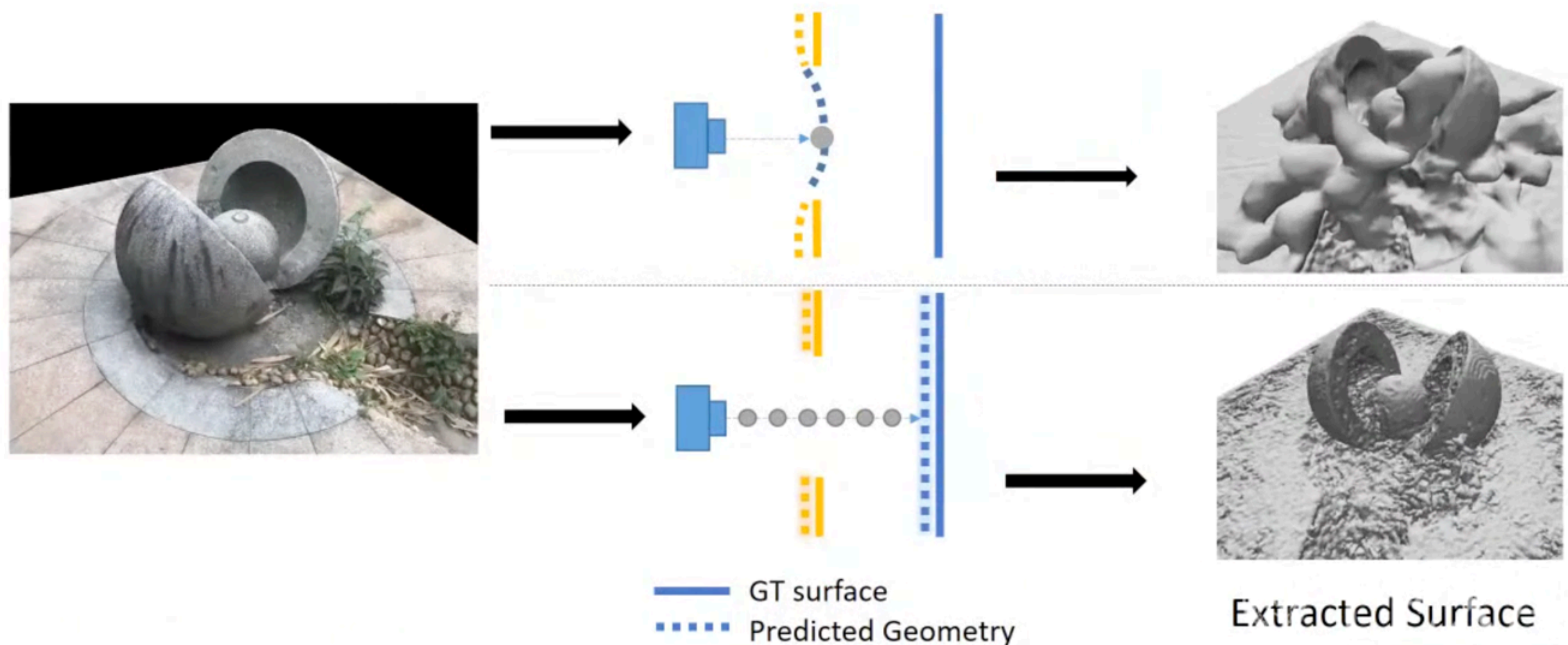
(c) Composite

(d) Image

(e) Uncertainty

Radiancia Mezők

Volumetrikus vs felületi reprezentációk



Felületi reprezentáció:

- + Felület: sima
- Differenciálható
renderelés: nehéz

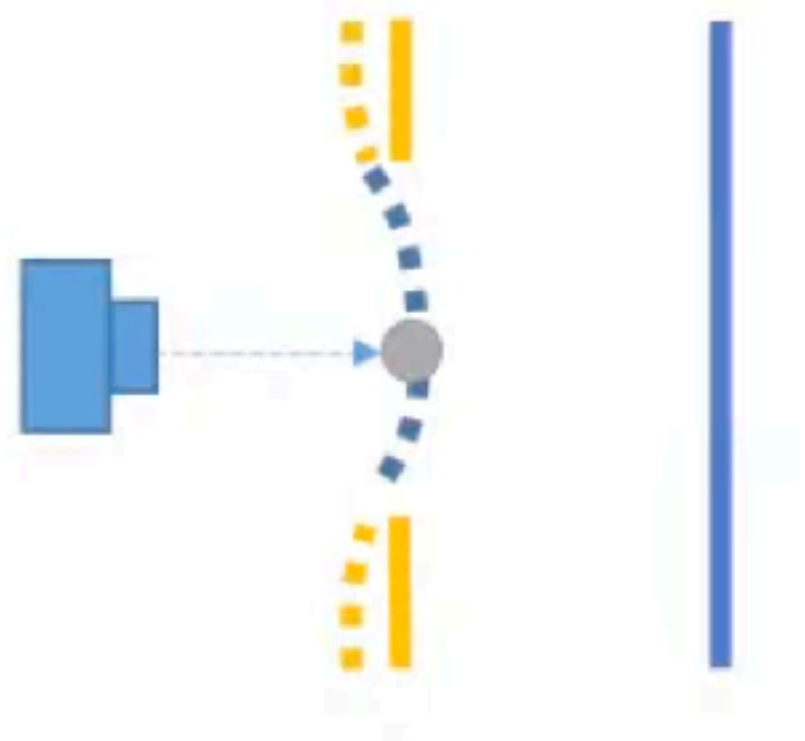
Volumetrikus reprezentáció:

- Felület: zajos
- + Differenciálható
renderelés: könnyű

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció?

SDF

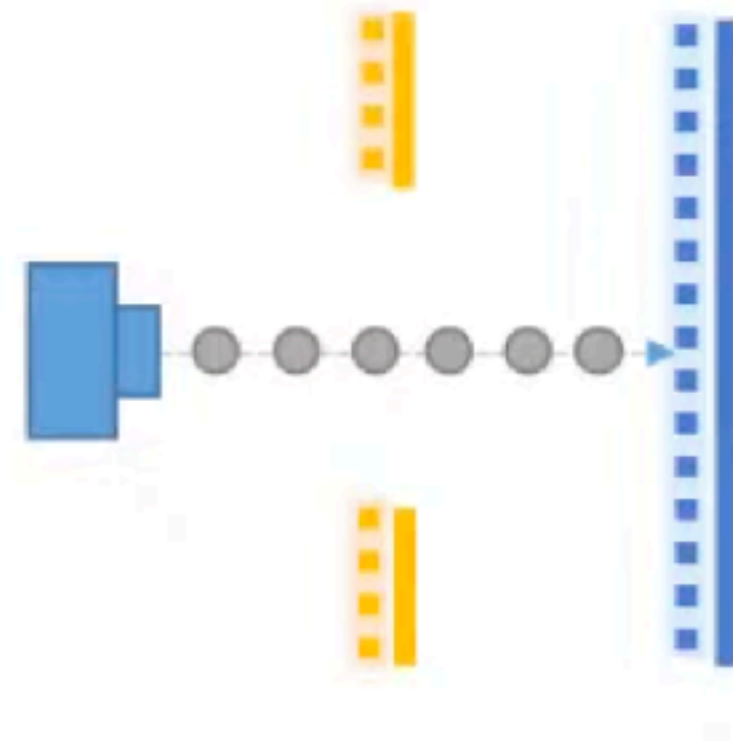


Felületi reprezentáció

+

Felületi rendering

NeRF

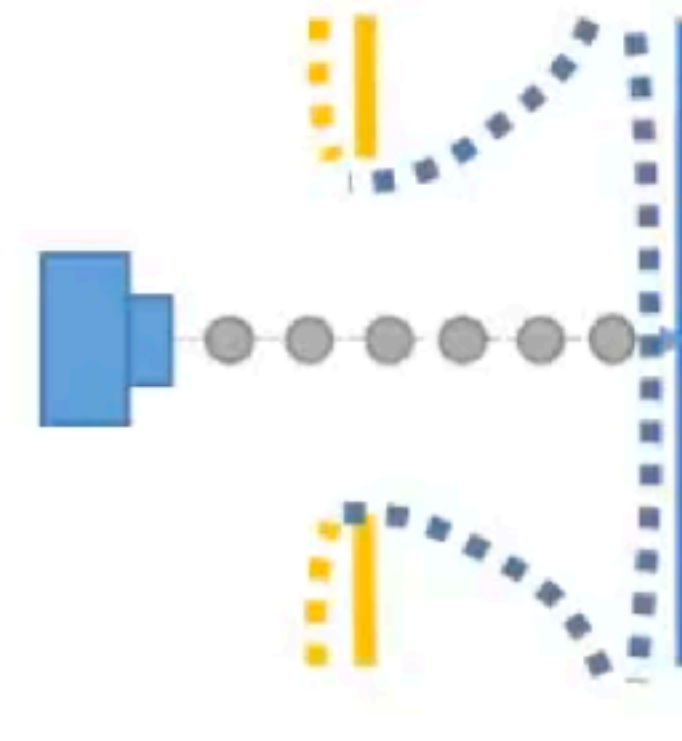


Volume reprezentáció

+

Volume rendering

???



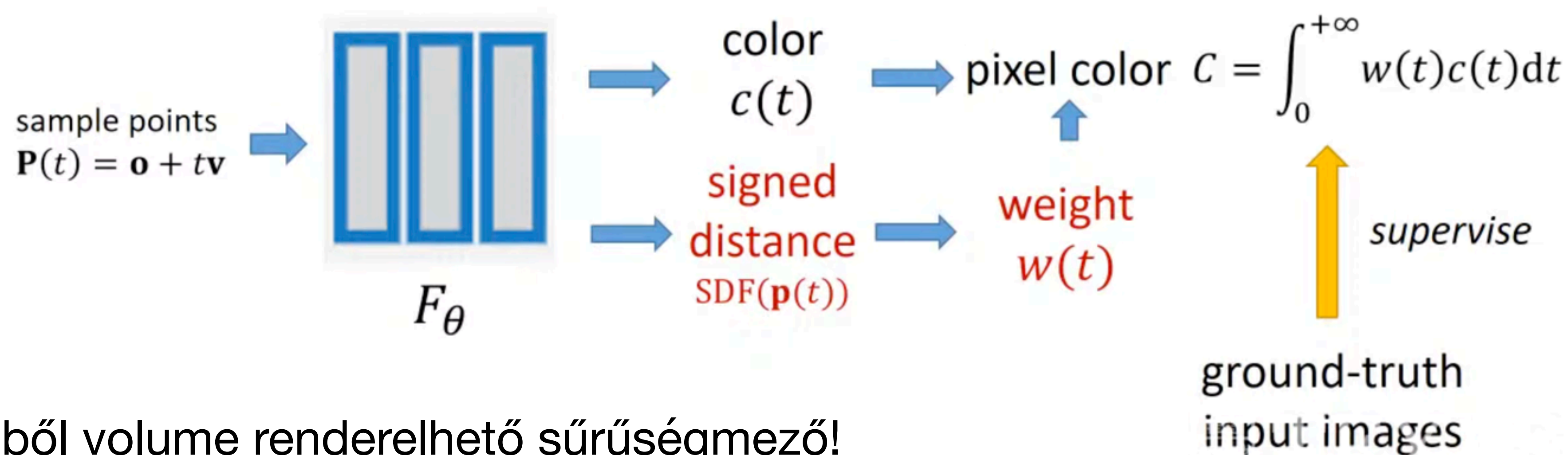
Felületi reprezentáció

+

Volume rendering

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció — NeuS



Ötlet: SDF-ből volume renderelhető sűrűségmező!

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció – NeuS*

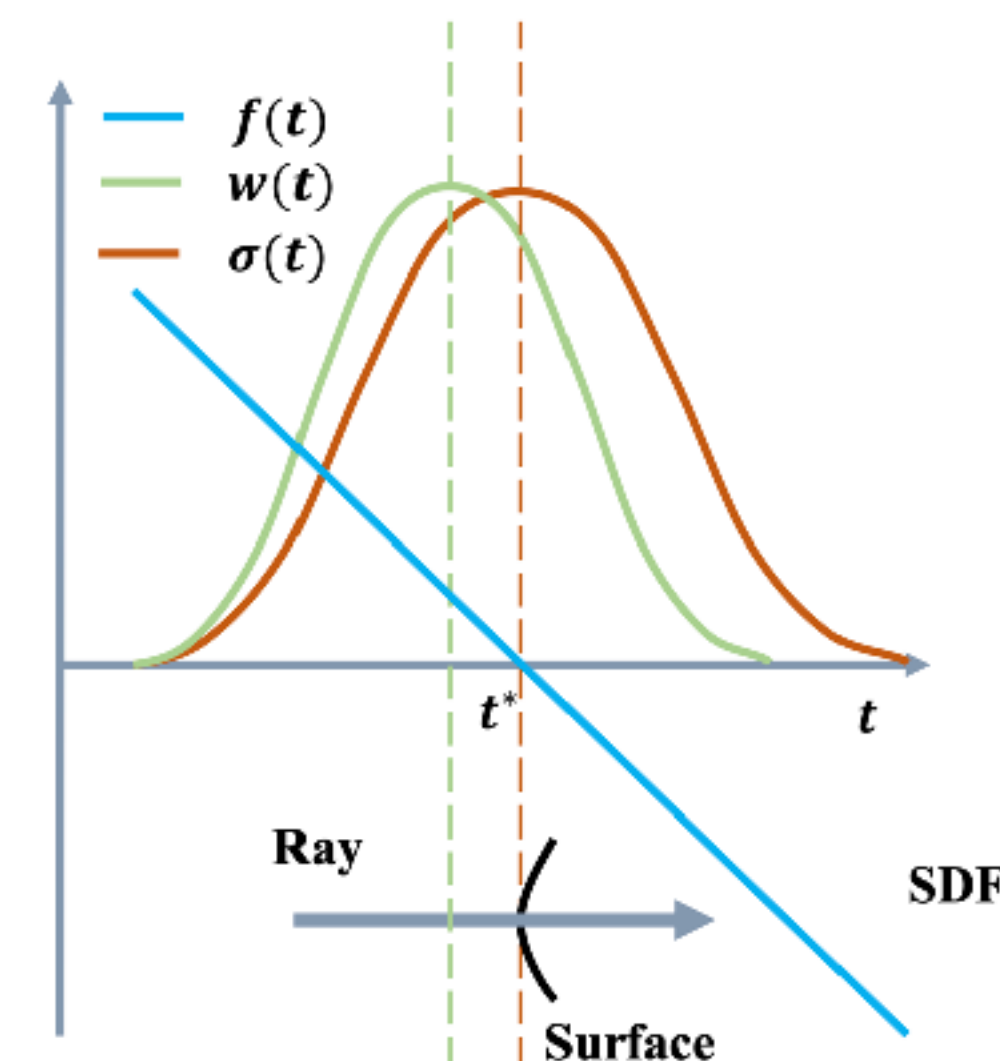
- Követelmények a súlyfüggvényre: $C = \int_0^{+\infty} w(t)c(t)dt$

- 1) A felületnél legyen lokális maximuma
- 2) A kamerához közelebbi felületnek nagyobb súlya legyen

$$w(t) = T(t)\sigma(t)$$

$$\sigma(t) = \phi_s(f(\mathbf{p}(t)))$$

$$\phi_s(x) = se^{-sx} / (1 + e^{-sx})^2$$



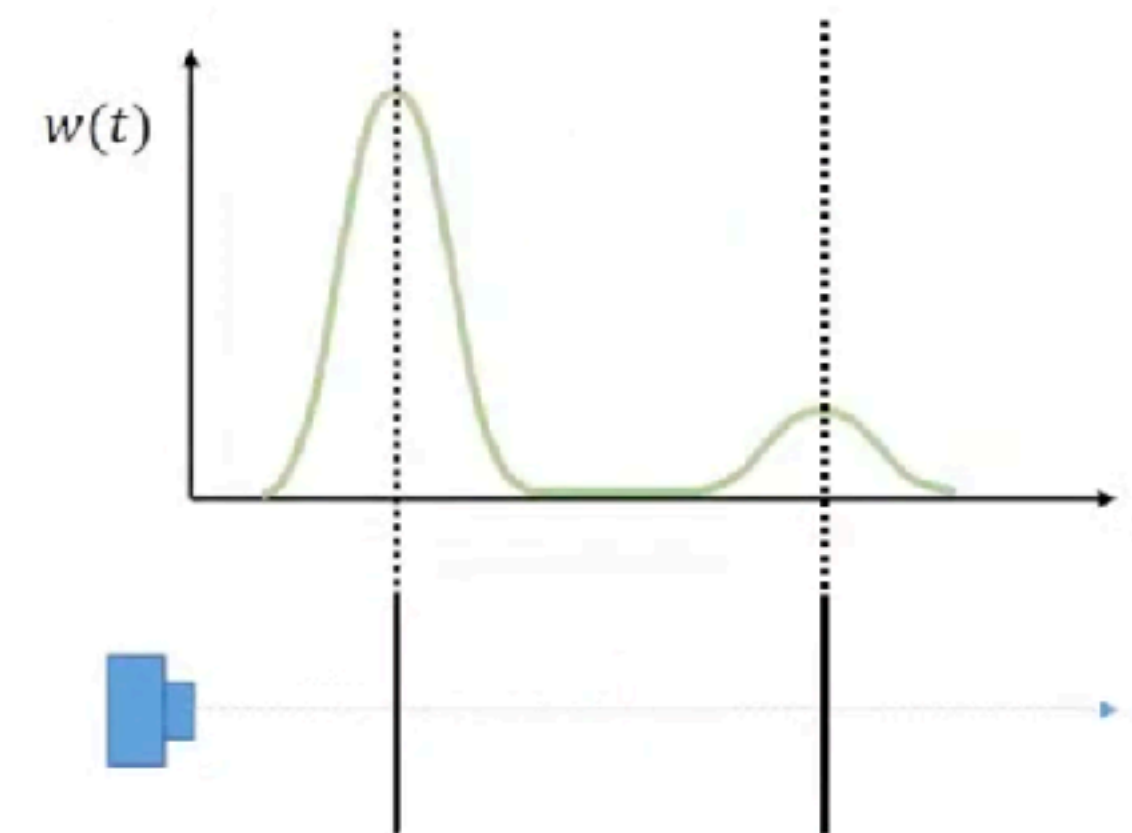
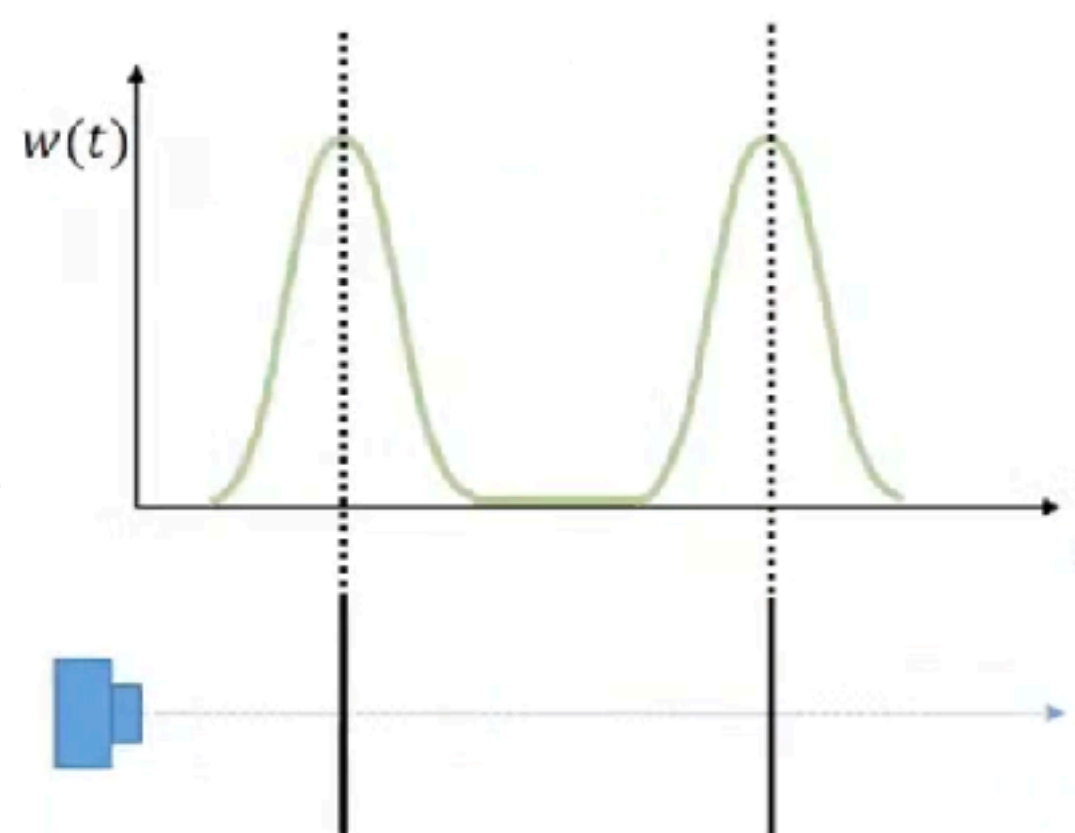
- Naív harang-alakú súlyfüggvény:

- 2) teljesül, 1) nem teljesül

- Normalizált harang:

- 1) teljesül, 2) nem teljesül

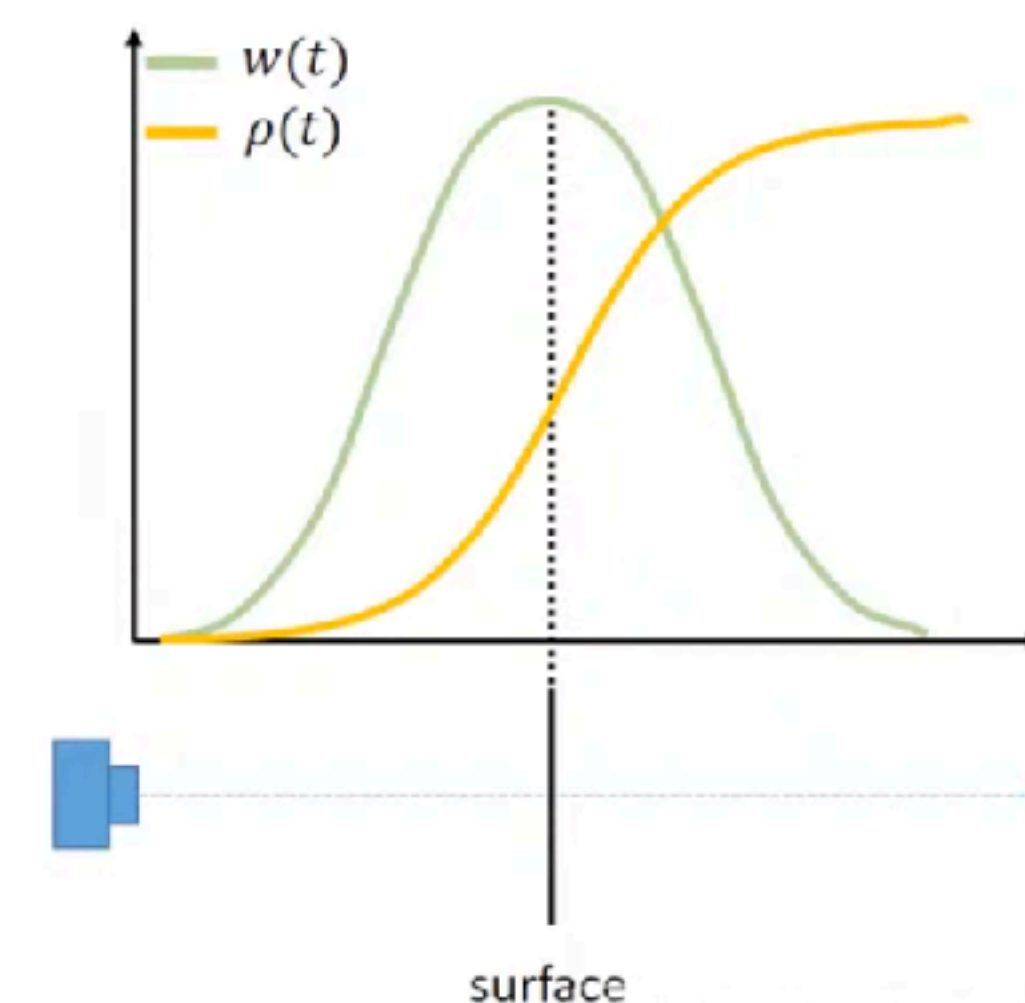
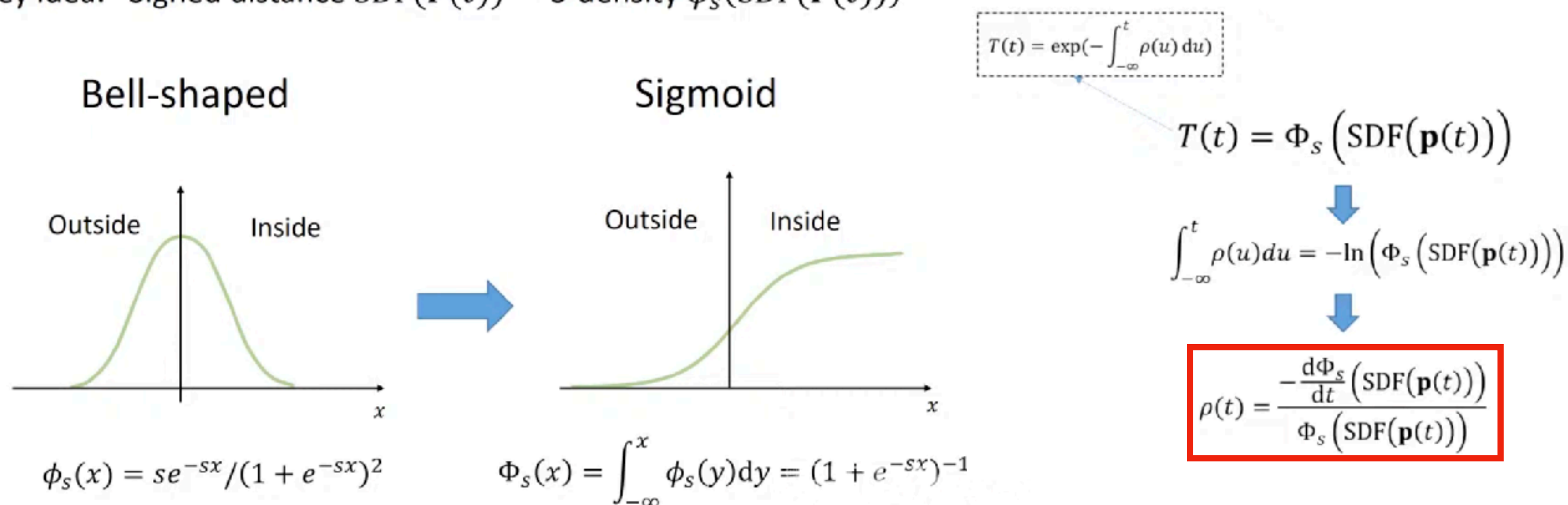
$$w(t) = \frac{\phi_s(f(\mathbf{p}(t)))}{\int_0^{+\infty} \phi_s(f(\mathbf{p}(u)))du}$$



Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció – NeuS*

Key idea: Signed distance $\text{SDF}(\mathbf{P}(t)) \rightarrow$ S-density $\phi_s(\text{SDF}(\mathbf{P}(t)))$

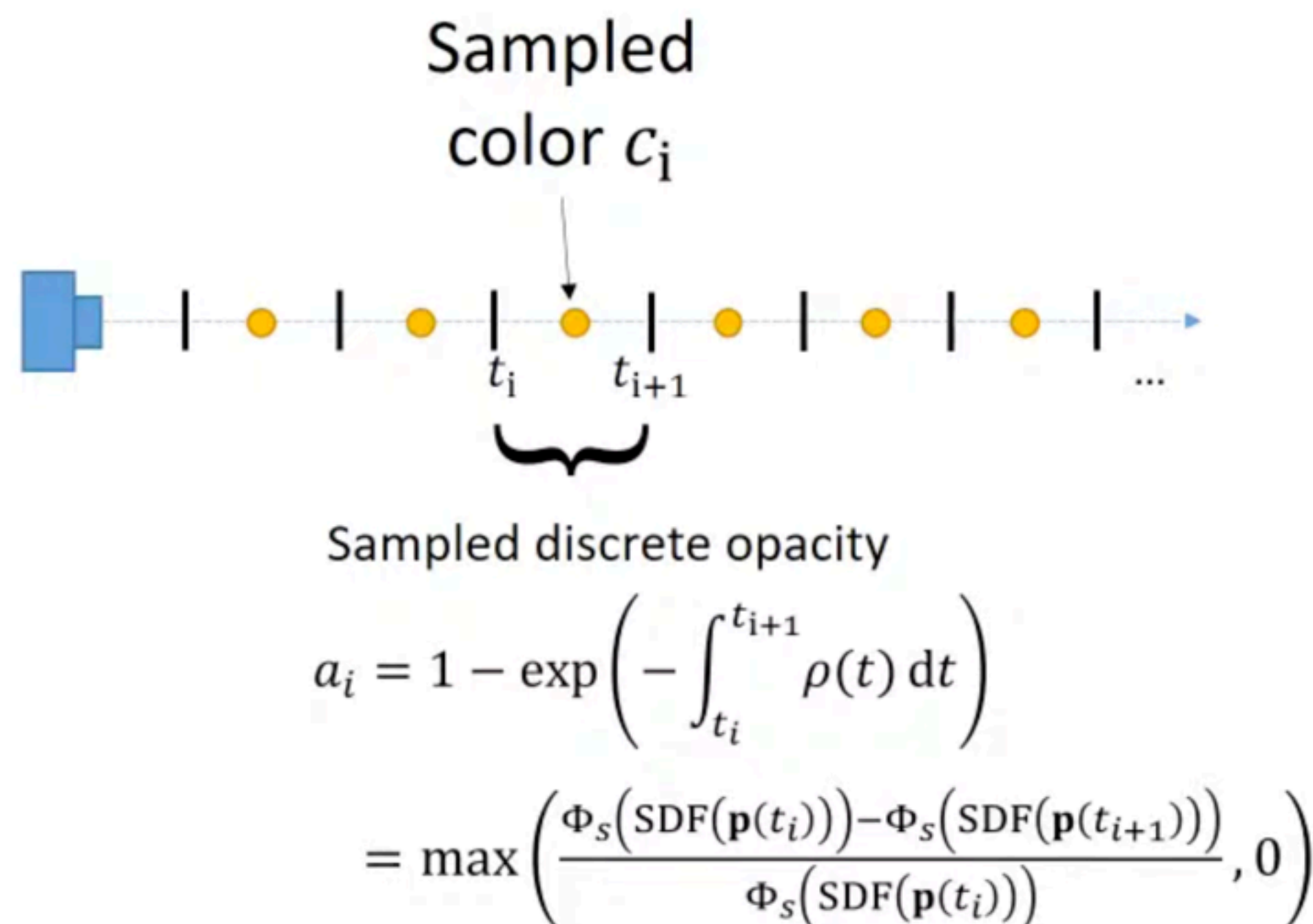


Mindkét tulajdonságot teljesíti!

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció – NeuS

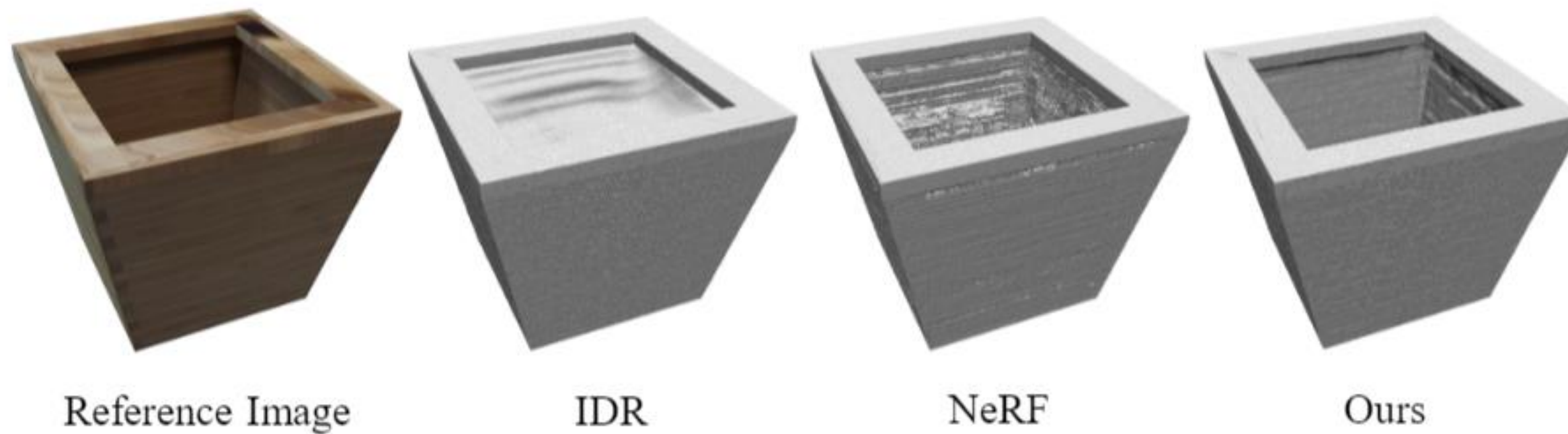
$$\left\{ \begin{aligned} \hat{C} &= \sum_{i=1}^n T_i \alpha_i c_i \\ T_i &= \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j) \end{aligned} \right.$$



SDF optimalizálva volume rendering rekonstrukció + eikonál loss alapján

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció — NeuS



<https://lingjie0206.github.io/papers/NeuS/>

NeuS = neurális SDF + volume rendering!



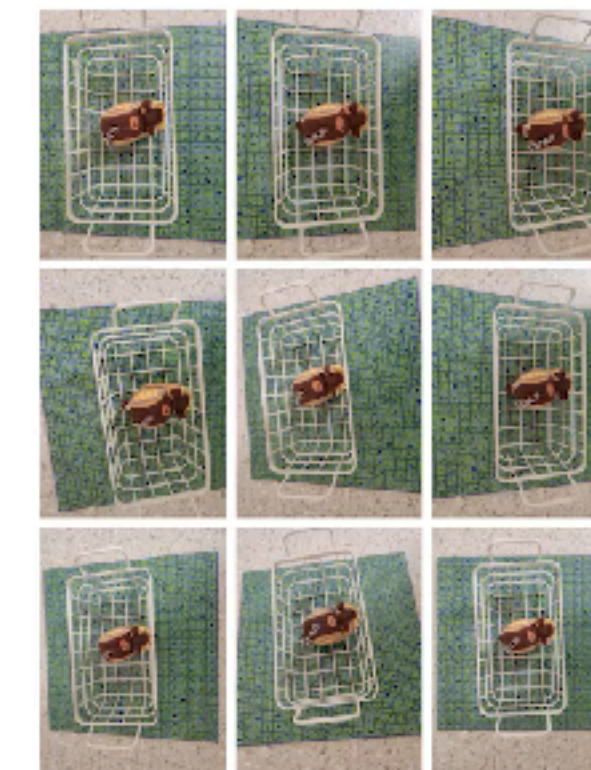
A subset of input images



Our surface geometry
(w/o mask supervision)



Our rendering
(w/o mask supervision)



A subset of input images



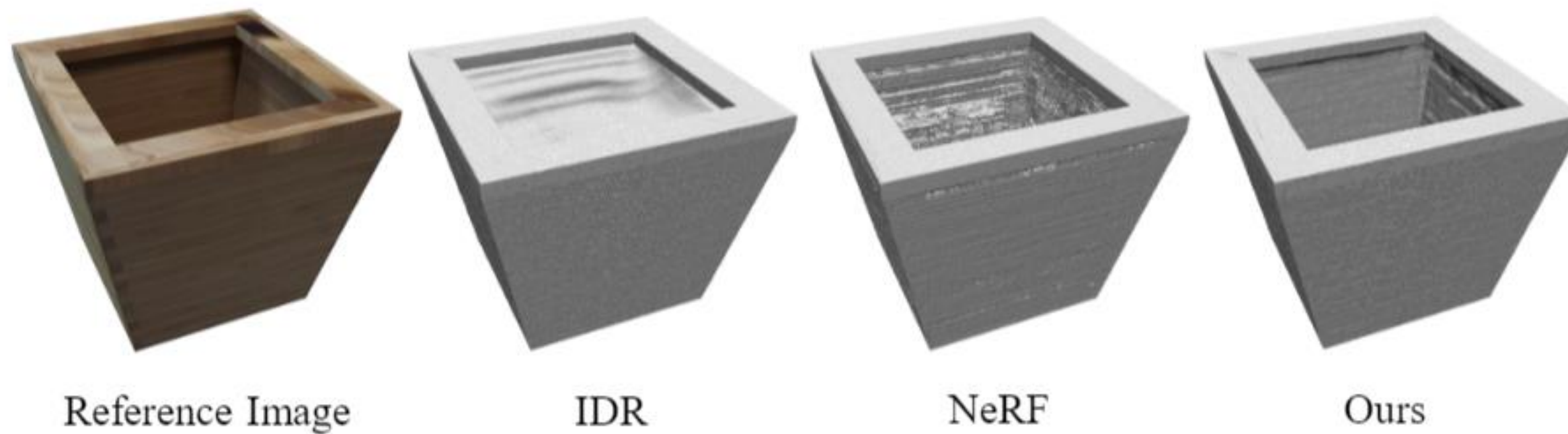
Our surface geometry
(w/o mask supervision)



Our rendering
(w/o mask supervision)

Radiancia Mezők

Volumetrikus SDF reprezentáció — NeuS



<https://lingjie0206.github.io/papers/NeuS/>

NeuS = neurális SDF + volume rendering!



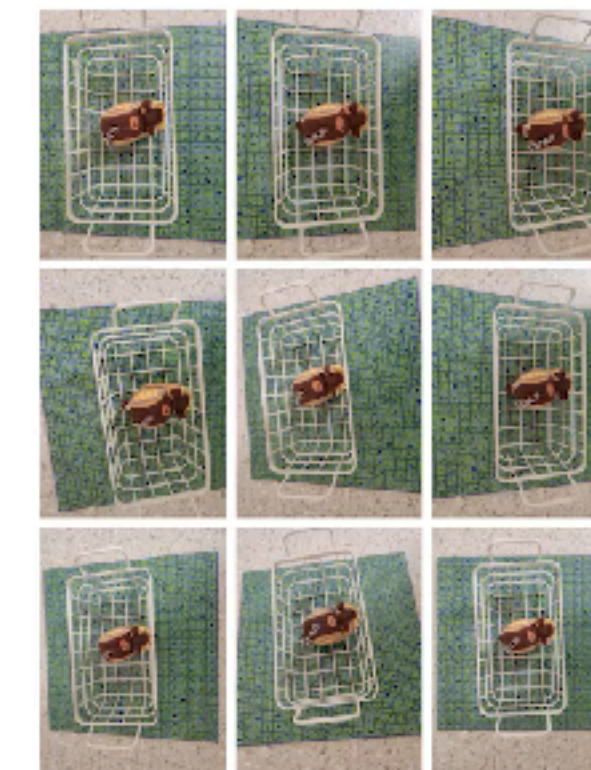
A subset of input images



Our surface geometry
(w/o mask supervision)



Our rendering
(w/o mask supervision)



A subset of input images



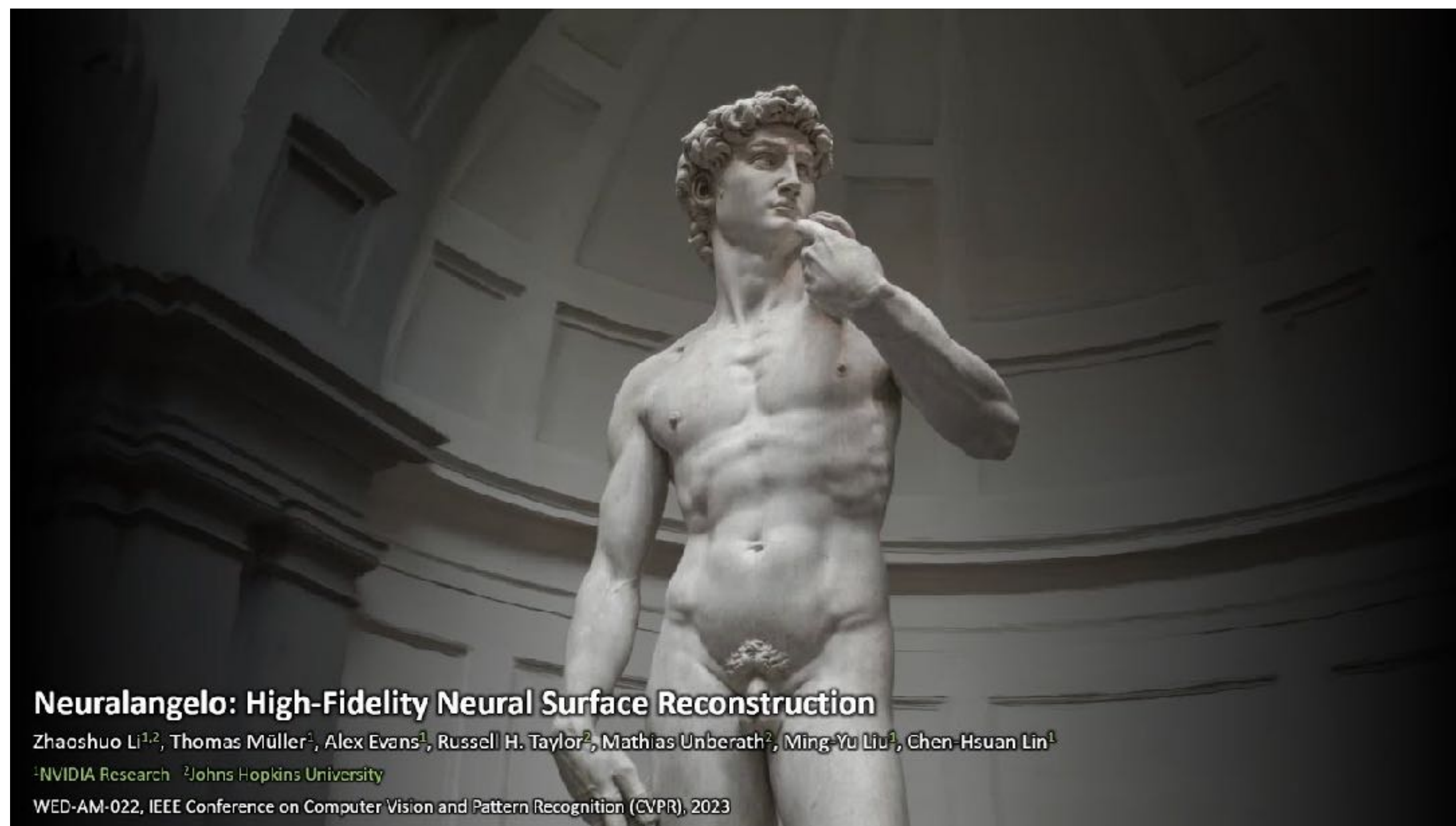
Our surface geometry
(w/o mask supervision)



Our rendering
(w/o mask supervision)

Radiancia Mezők

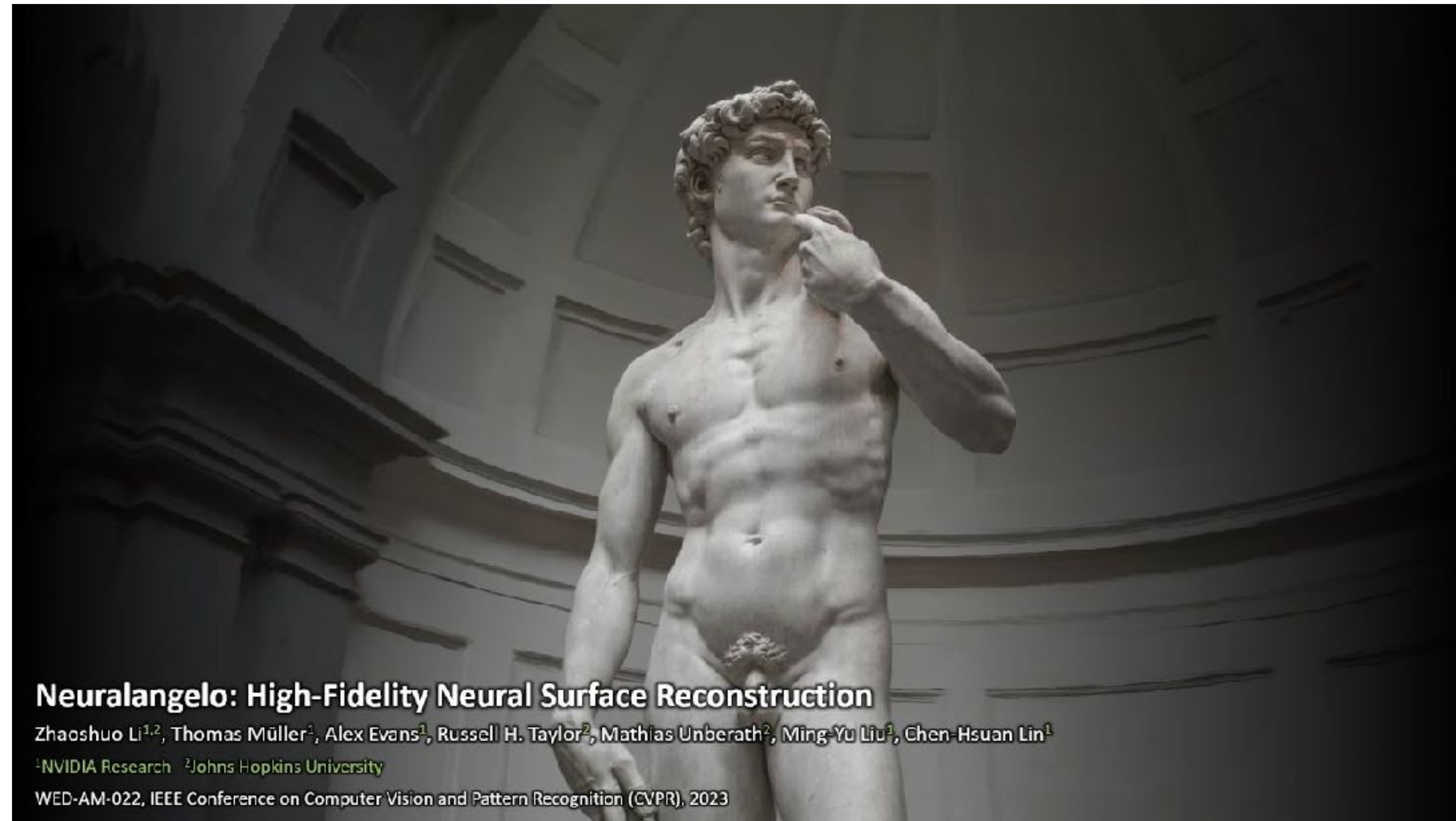
Volumetrikus SDF reprezentáció — Neuralangelo



NeuS + Instant NGP (hash grid) = *Villámgyors* SDF rekonstrukció RGB képekből!

Radiancia Mezők

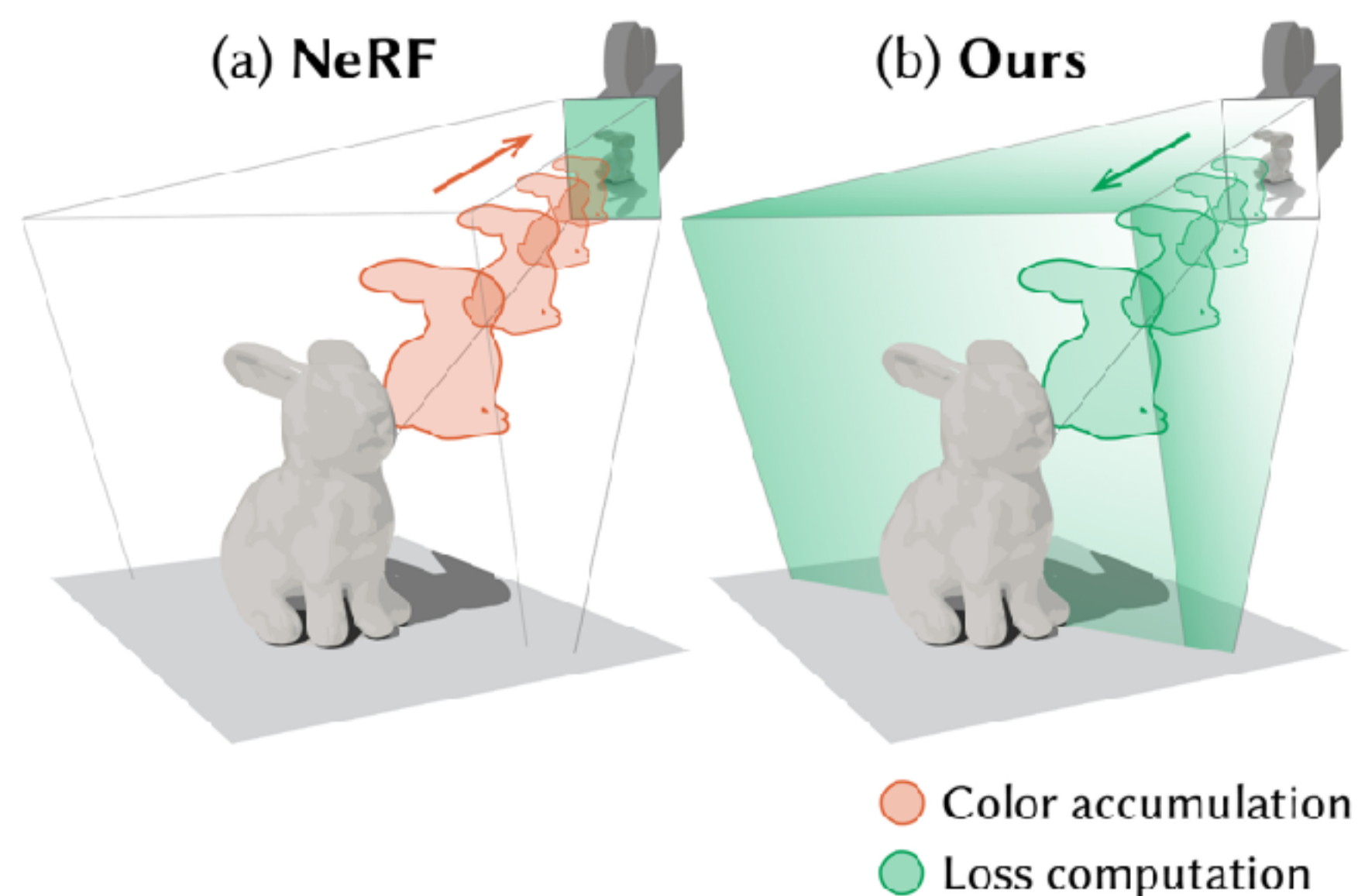
Volumetrikus SDF reprezentáció — Neuralangelo



NeuS + Instant NGP (hash grid) = *Villámgyors* SDF rekonstrukció RGB képekből!

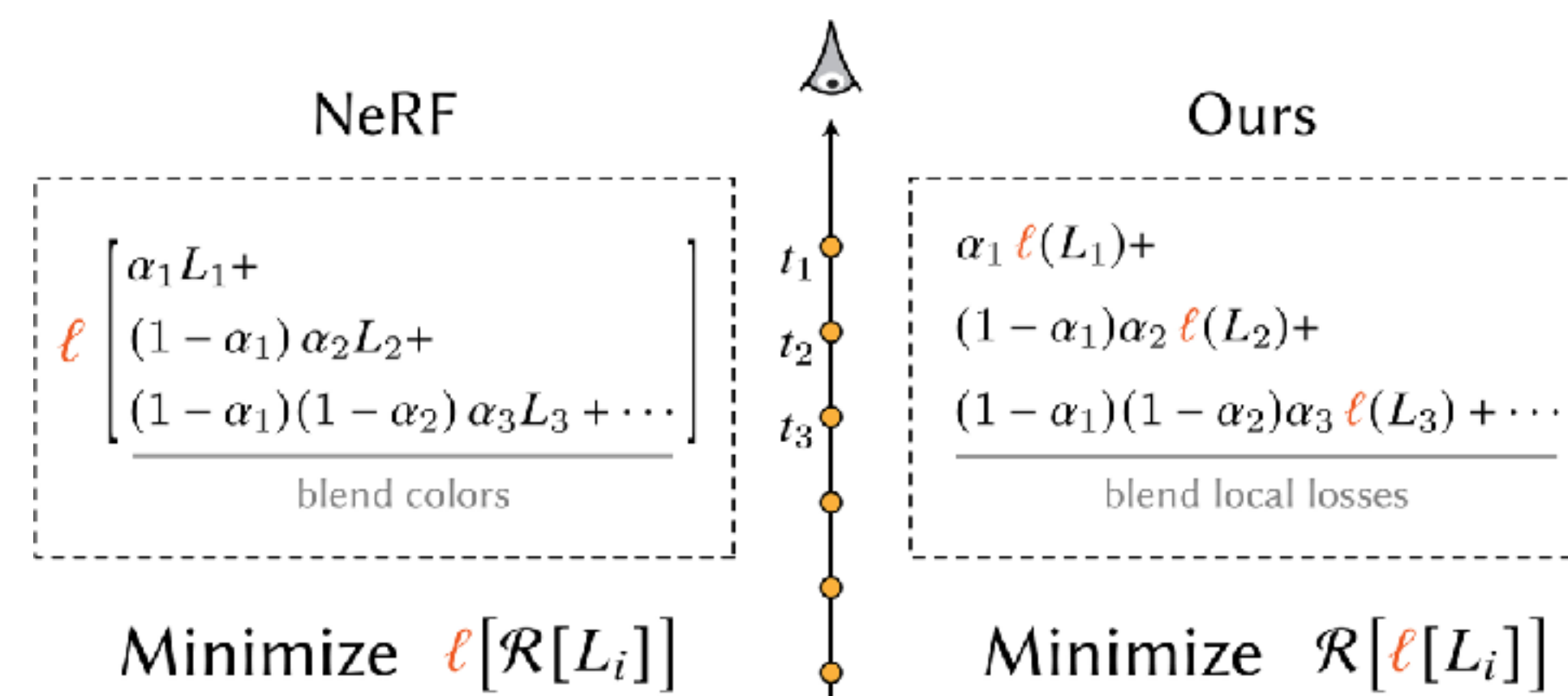
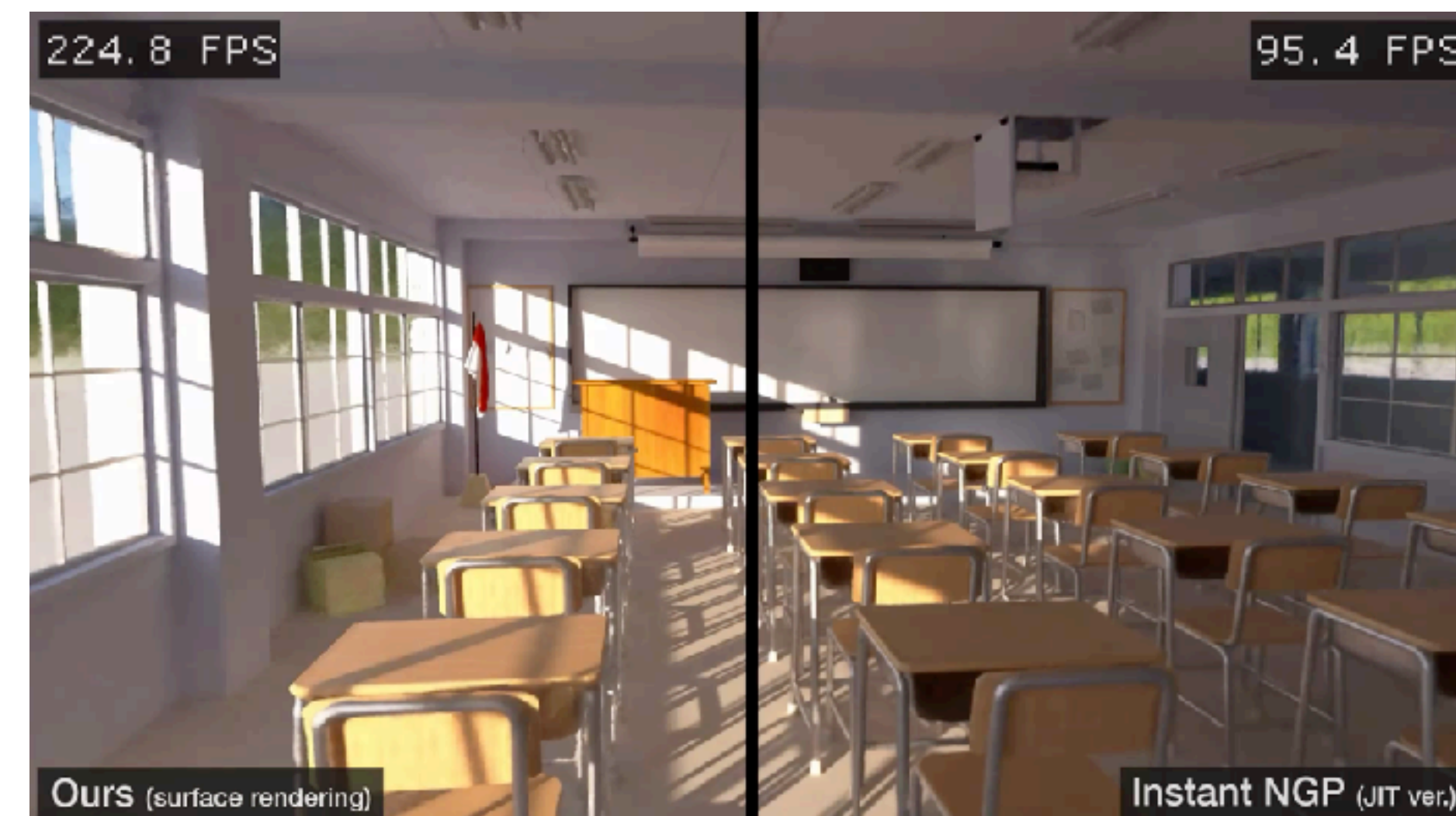
Radiancia Mezők

Radiancia felületek*



<https://rgl.epfl.ch/publications/Zhang2025Radiance>

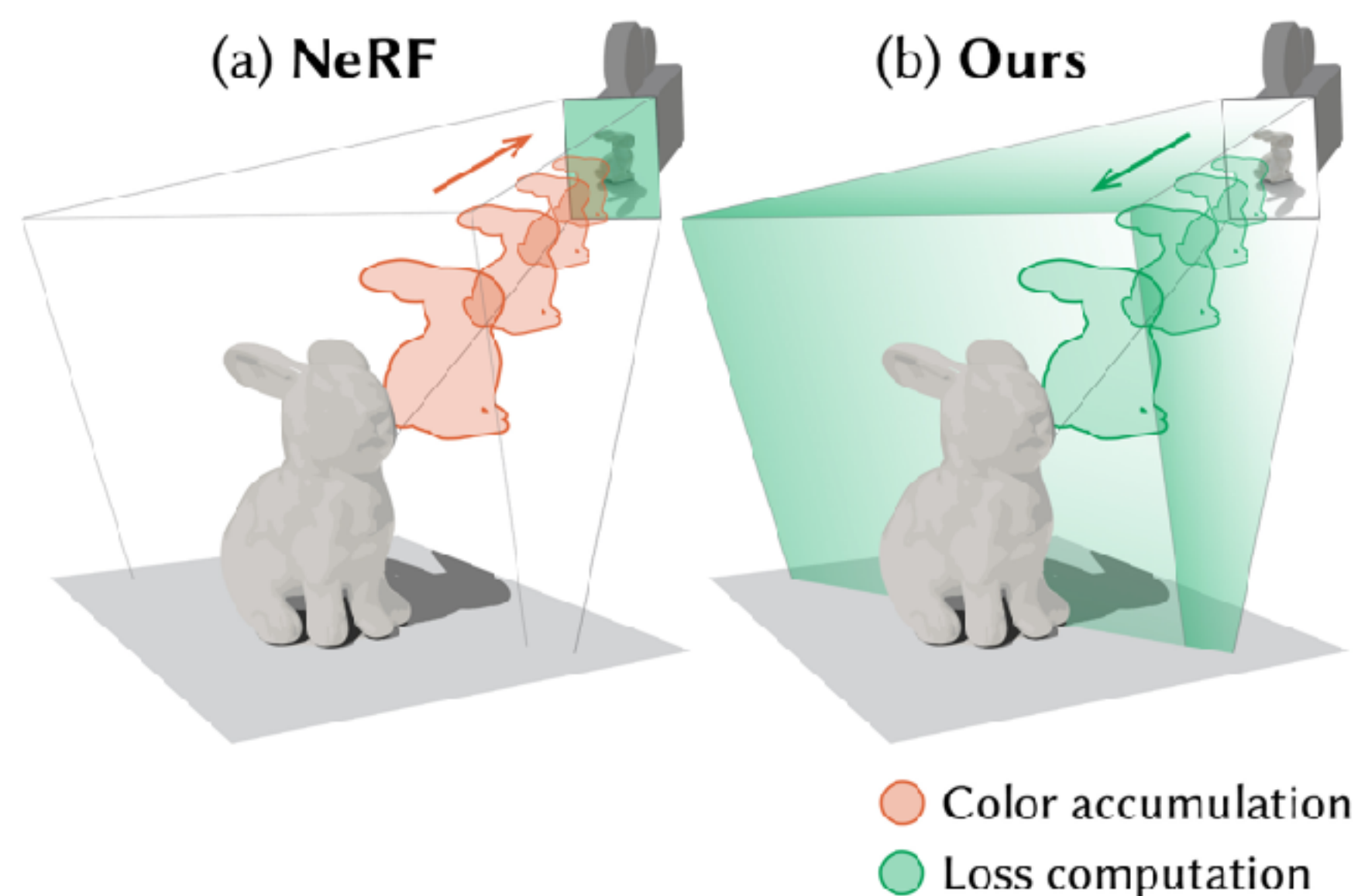
Egymástól függetlenül létező felületelemek eloszlásának (= okkupancia mező) optimalizációja



Színek helyett *felületi* loss-tagokat súlyozunk!

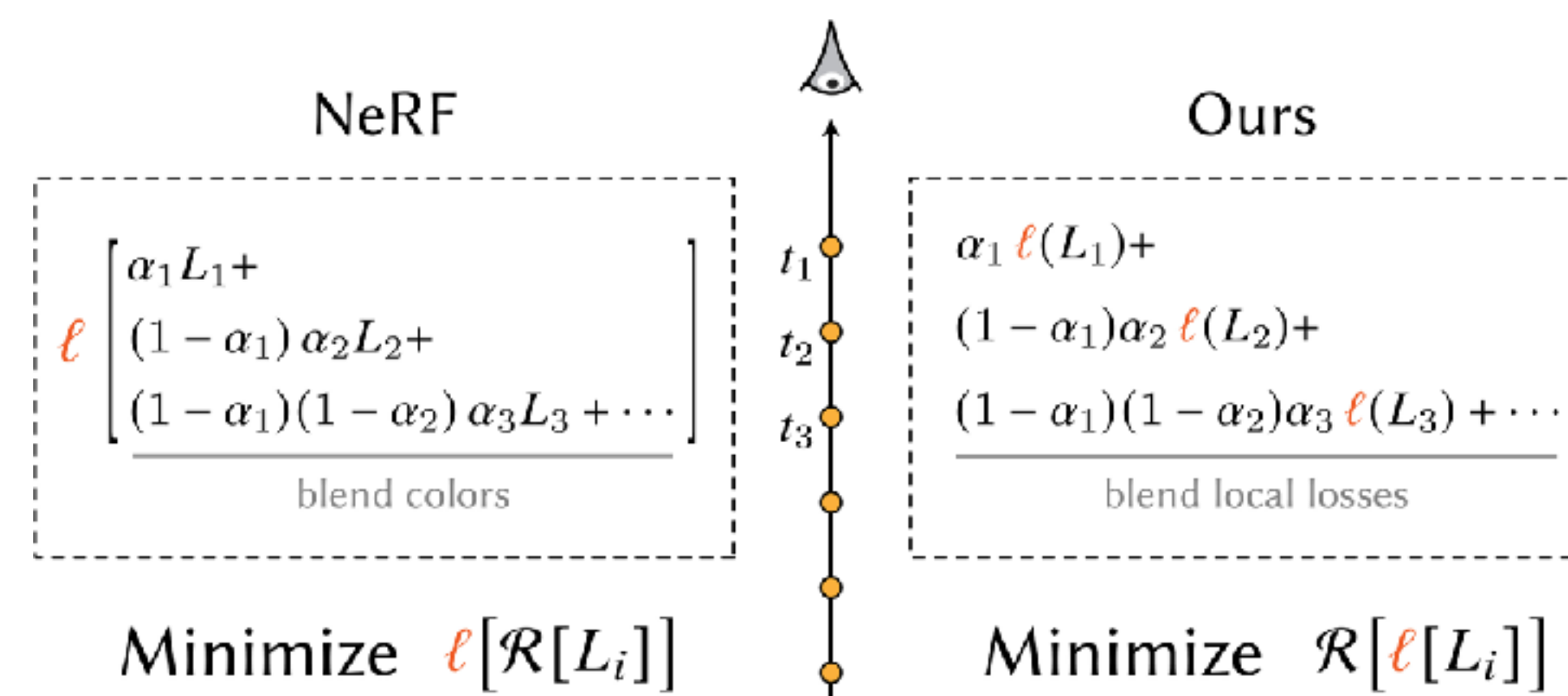
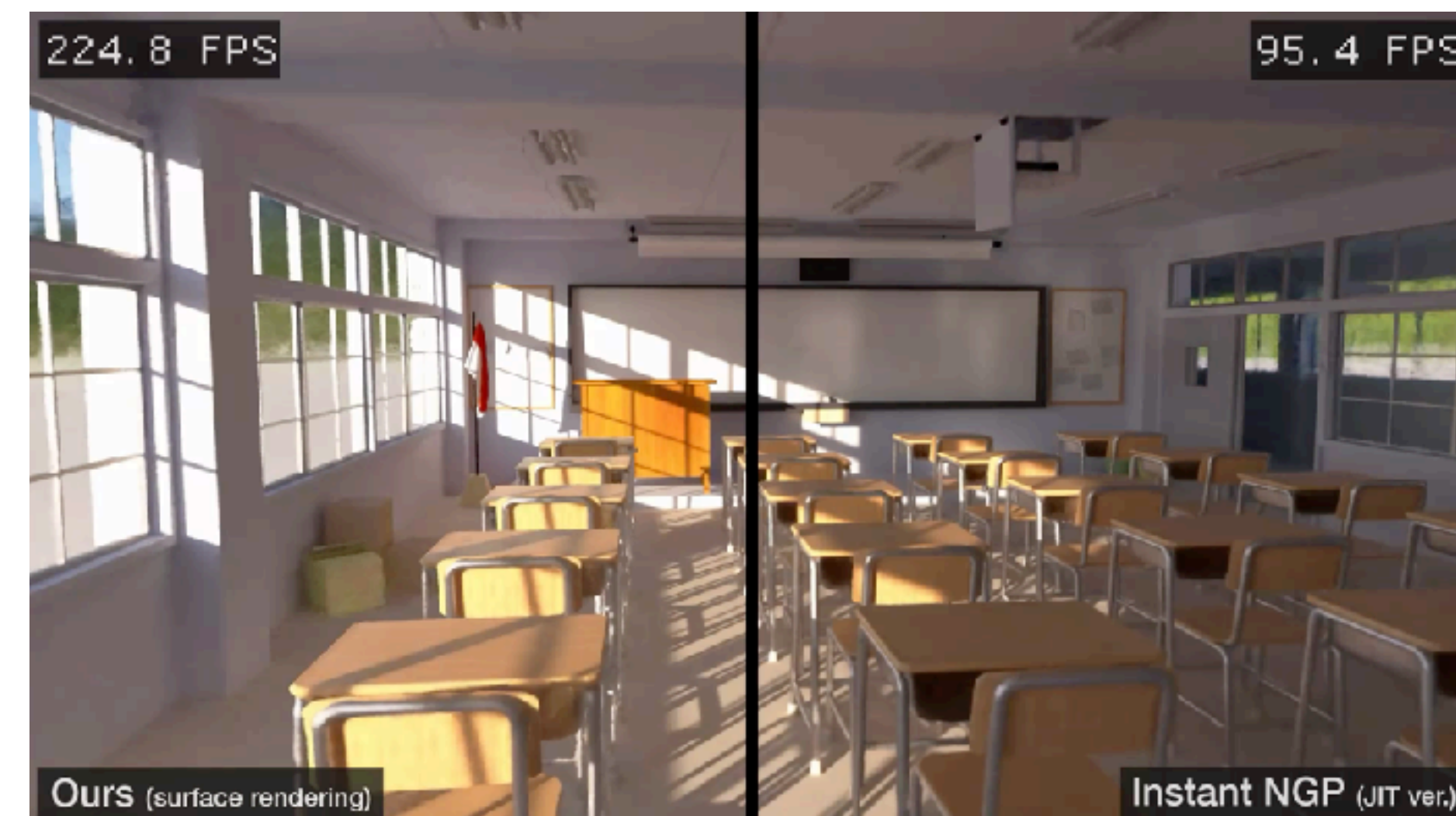
Radiancia Mezők

Radiancia felületek*



<https://rgl.epfl.ch/publications/Zhang2025Radiance>

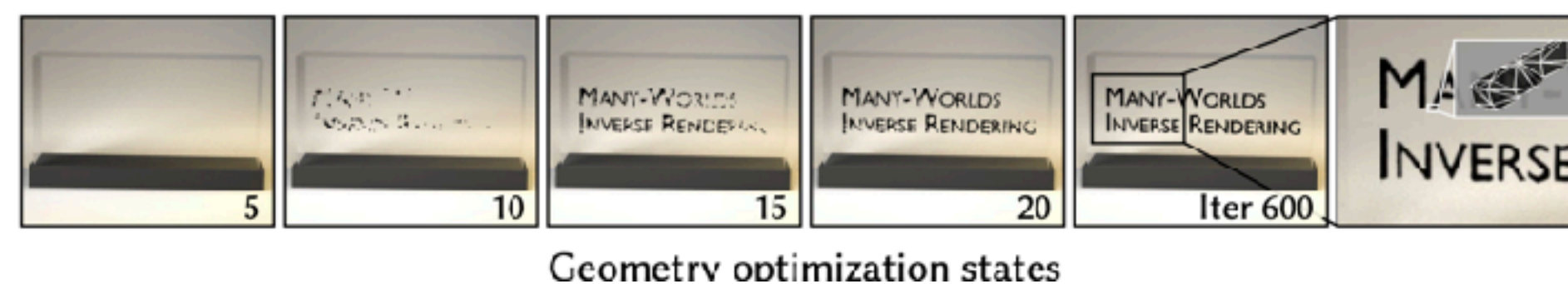
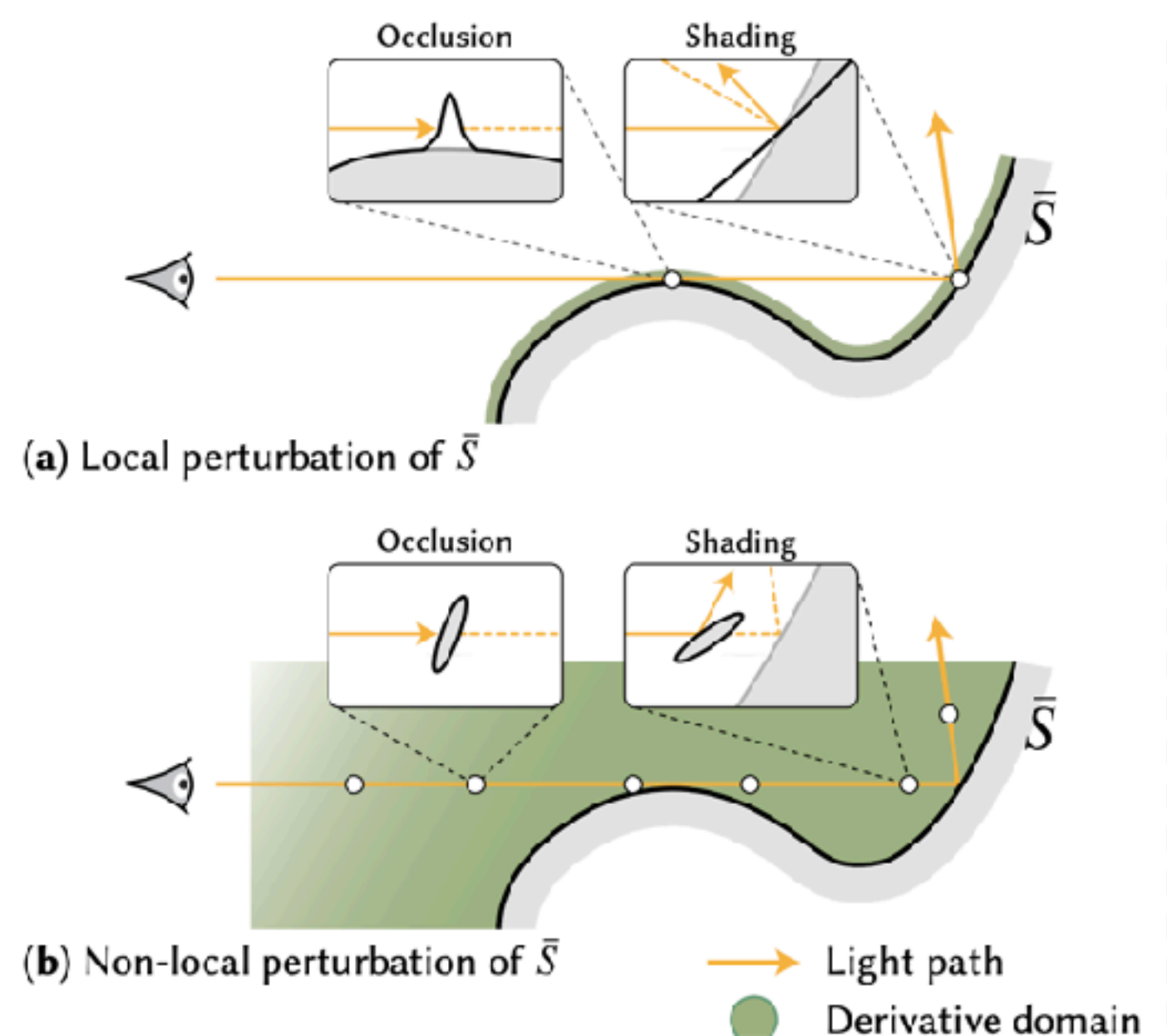
Egymástól függetlenül létező felületelemek eloszlásának (= okkupancia mező) optimalizációja



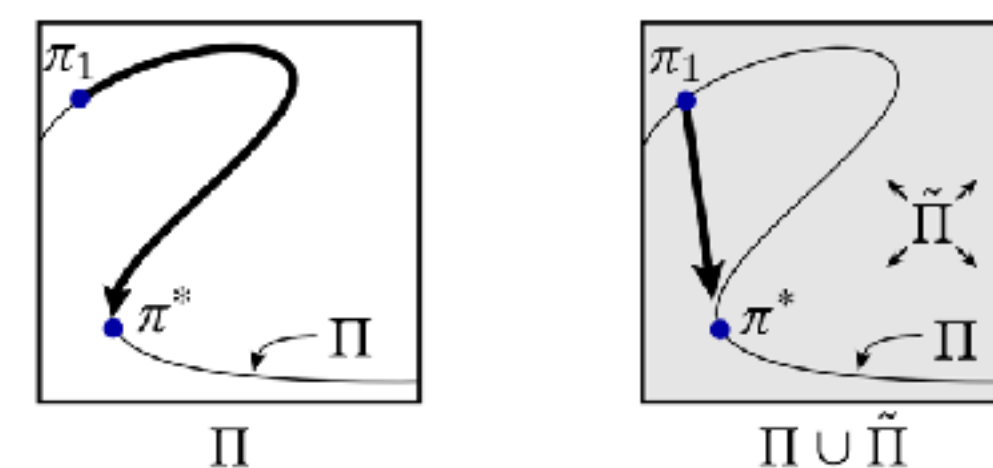
Színek helyett *felületi* loss-tagokat súlyozunk!

Radiancia Mezők

“Many-worlds” rendering*



<https://rgl.epfl.ch/publications/Zhang2025MW>



Előbbi módszer általánosabb esete

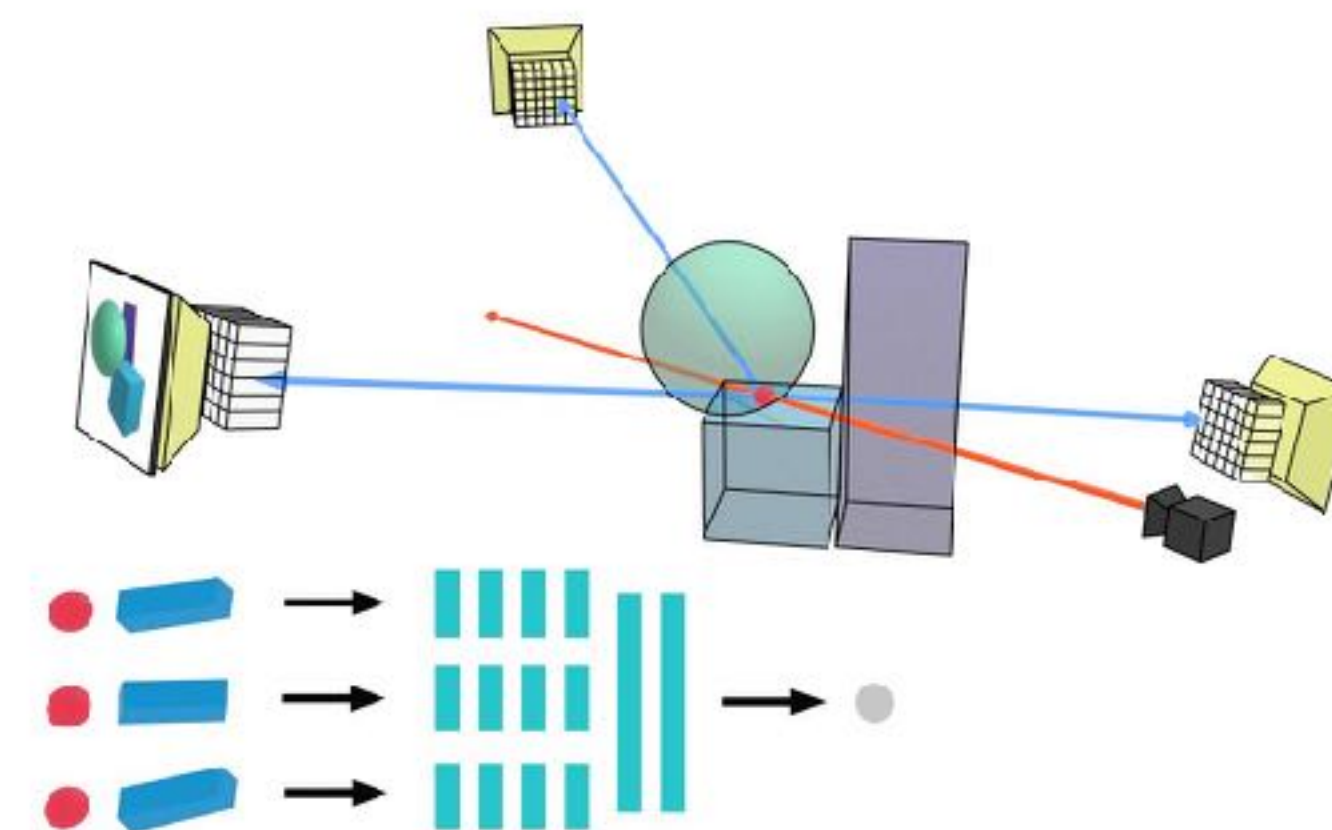
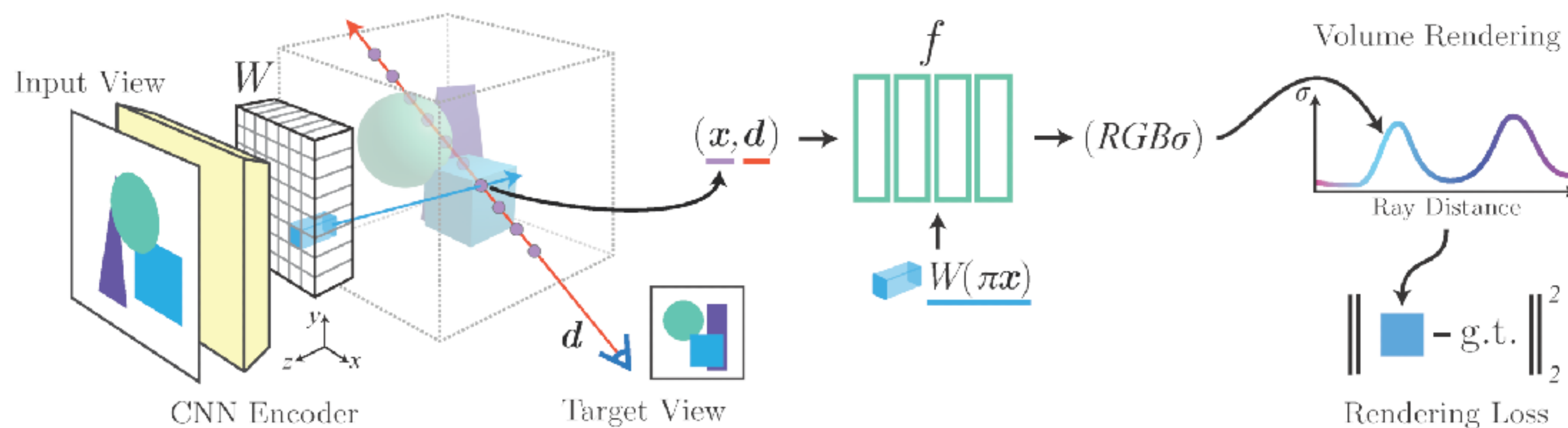
“Sztochasztikus” eloszlású
“éles” felületek

Radiancia Mezők

pixelNeRF

pixelNeRF:

NeRF kondicionálása projektált képek
CNN feature-jei alapján



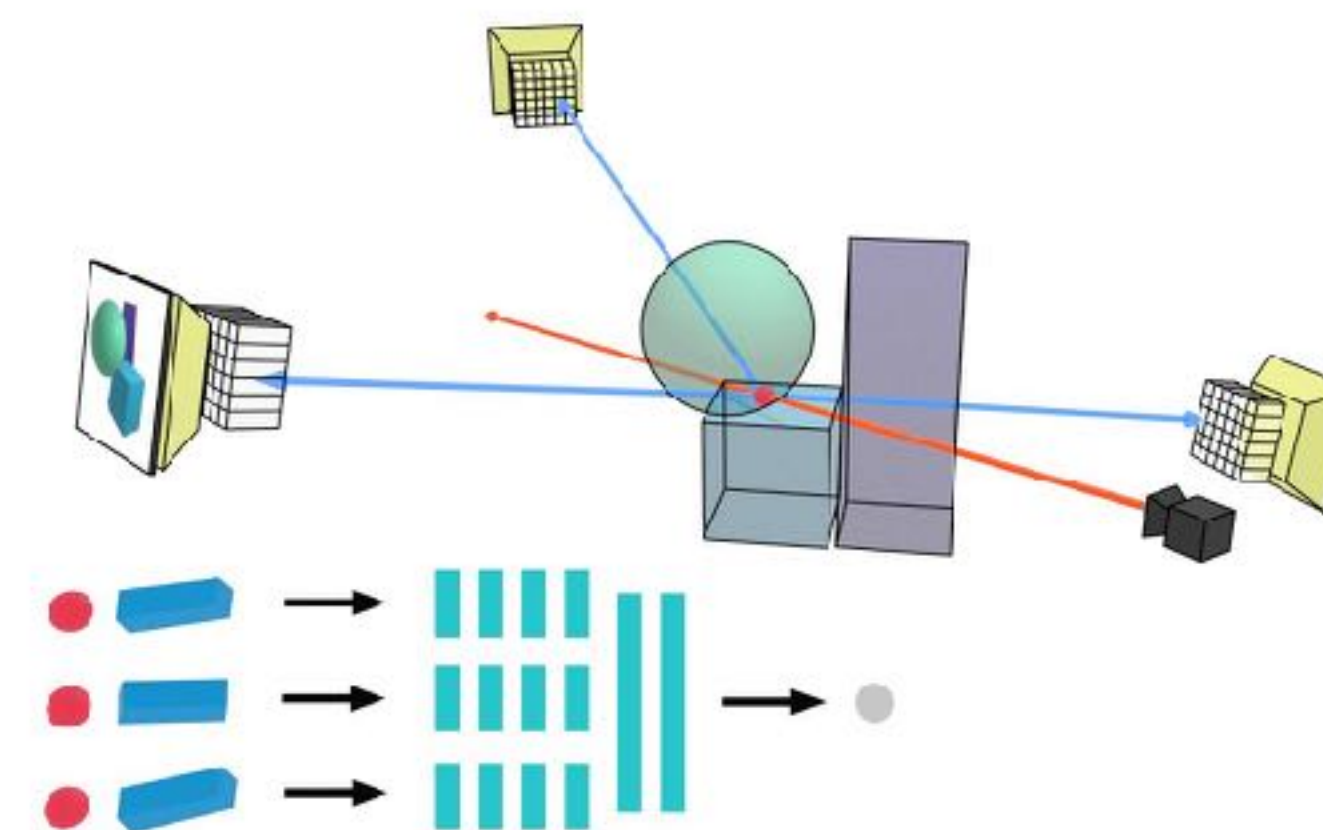
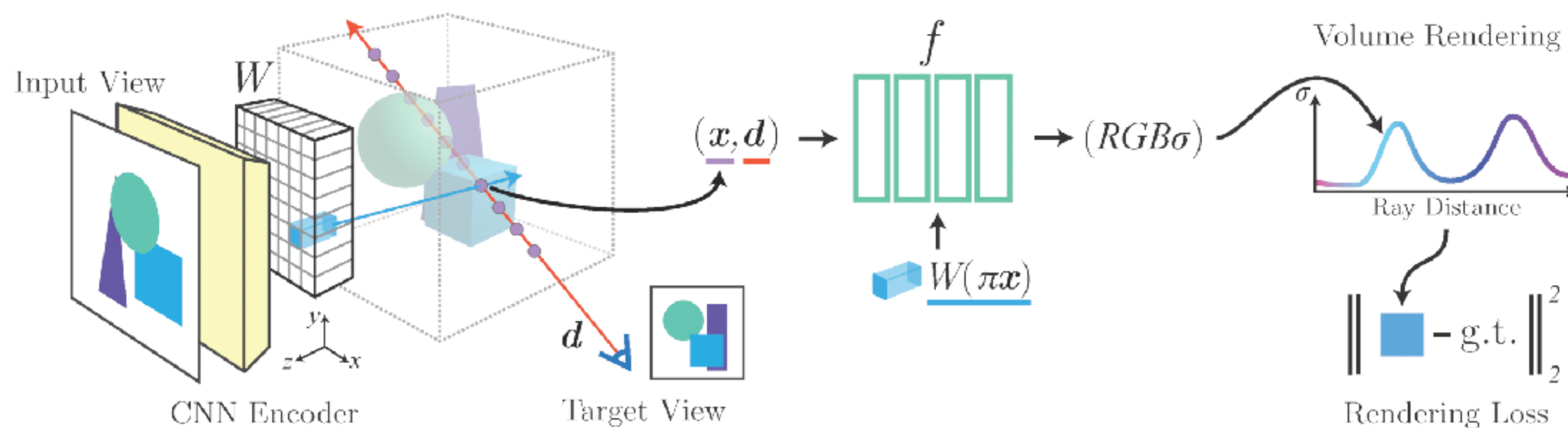
<https://alexYu.net/pixelnerf/>

Radiancia Mezők

pixelNeRF

pixelNeRF:

NeRF kondicionálása projektált képek
CNN feature-jei alapján



<https://alexYu.net/pixelnerf/>

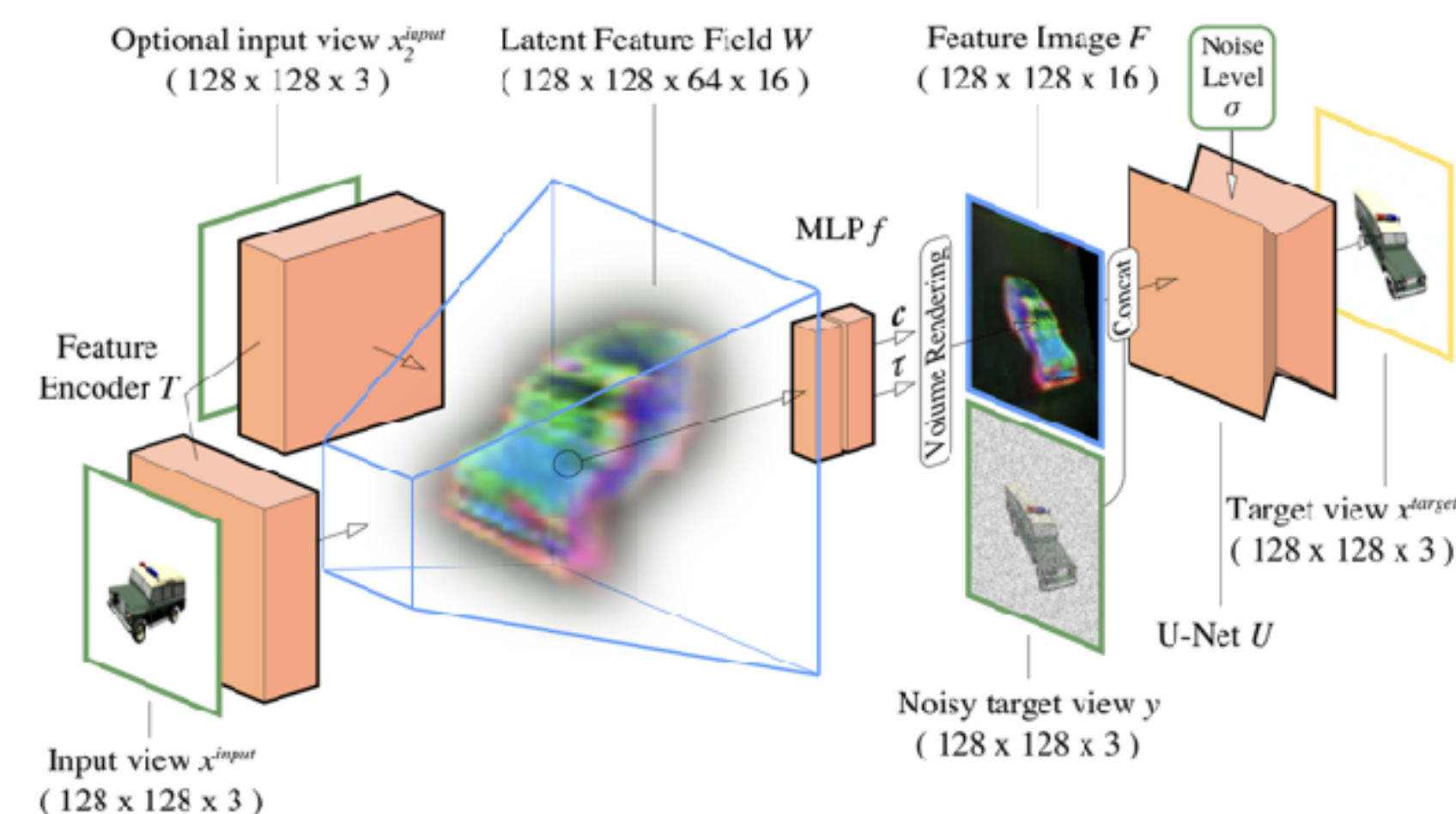
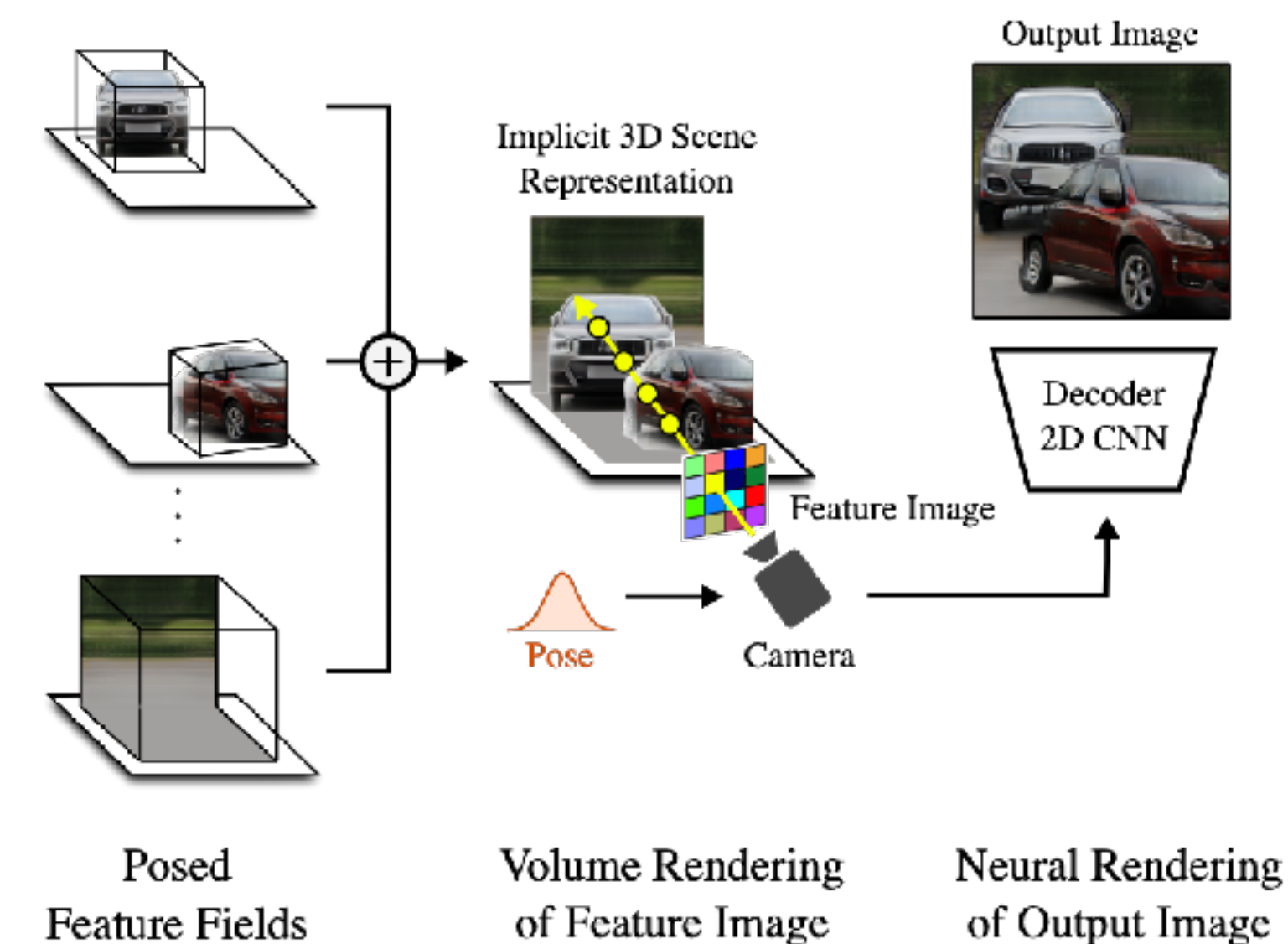
Radiancia Mezők

Látens volume rendering

- Volume renderinggel bármilyen látens “feature” mezőből látens kép (tenzor) szintetizálható!
- A látens kép aztán dekódolható RGB képpé — direkt, vagy generatív (pl. diffúziós) modellel!



Novel View Synthesis from a Single Image
Results on Common Objects in 3D

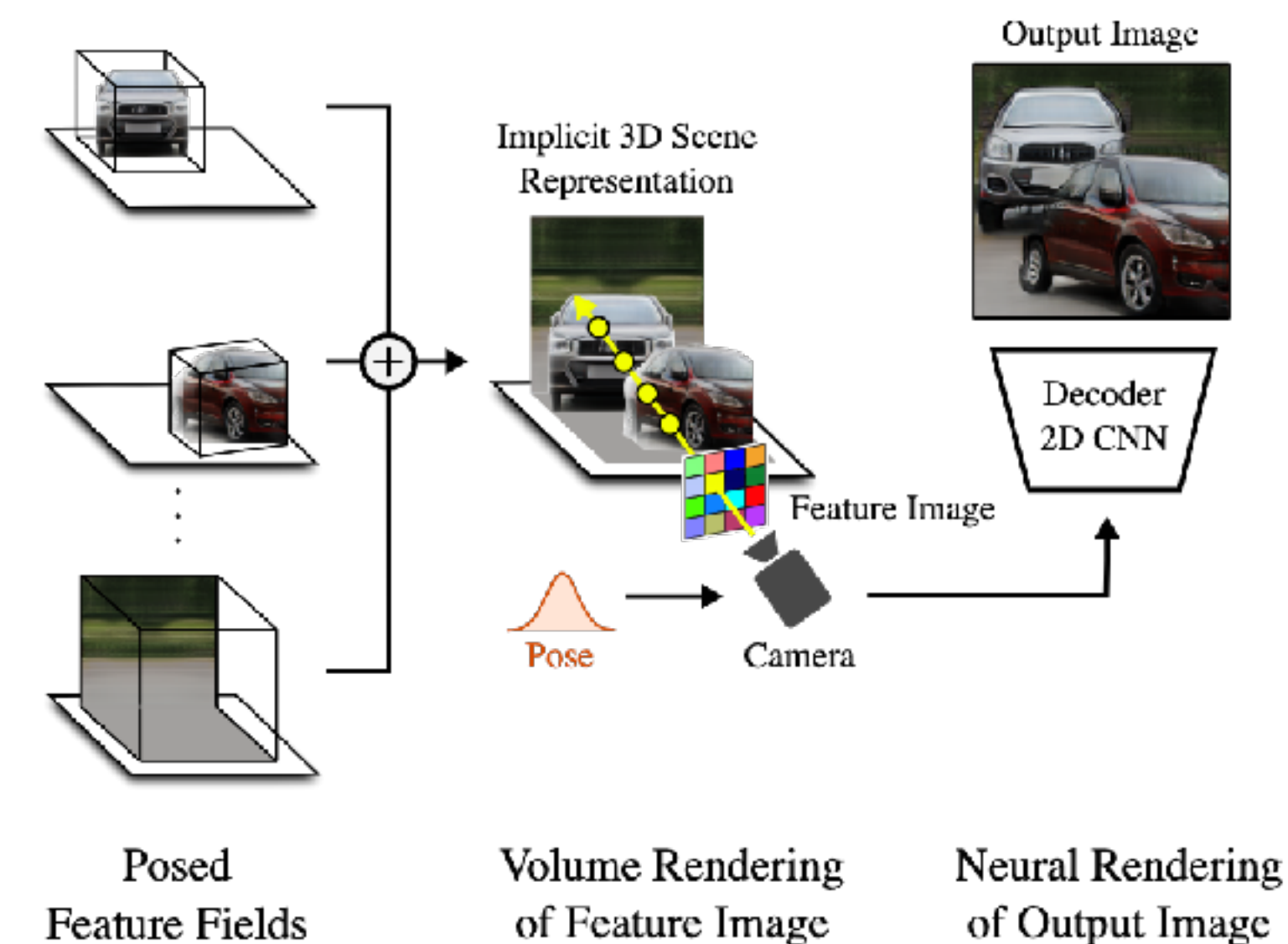


<https://nvlabs.github.io/genvs/>

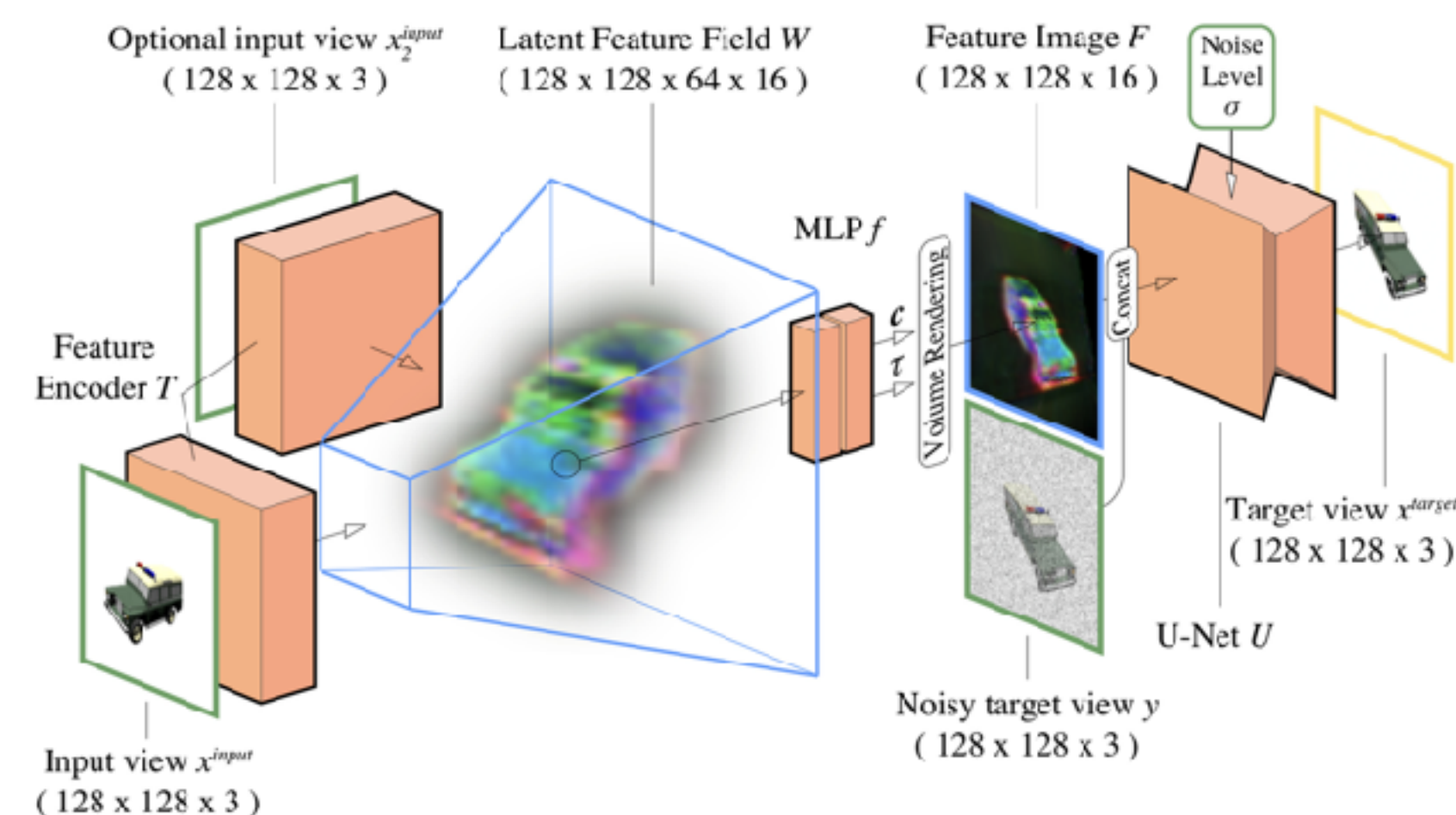
Radiancia Mezők

Látens volume rendering

- Volume renderinggel bármilyen látens “feature” mezőből látens kép (tenzor) szintetizálható!
- A látens kép aztán dekódolható RGB képpé — direkt, vagy generatív (pl. diffúziós) modellel!



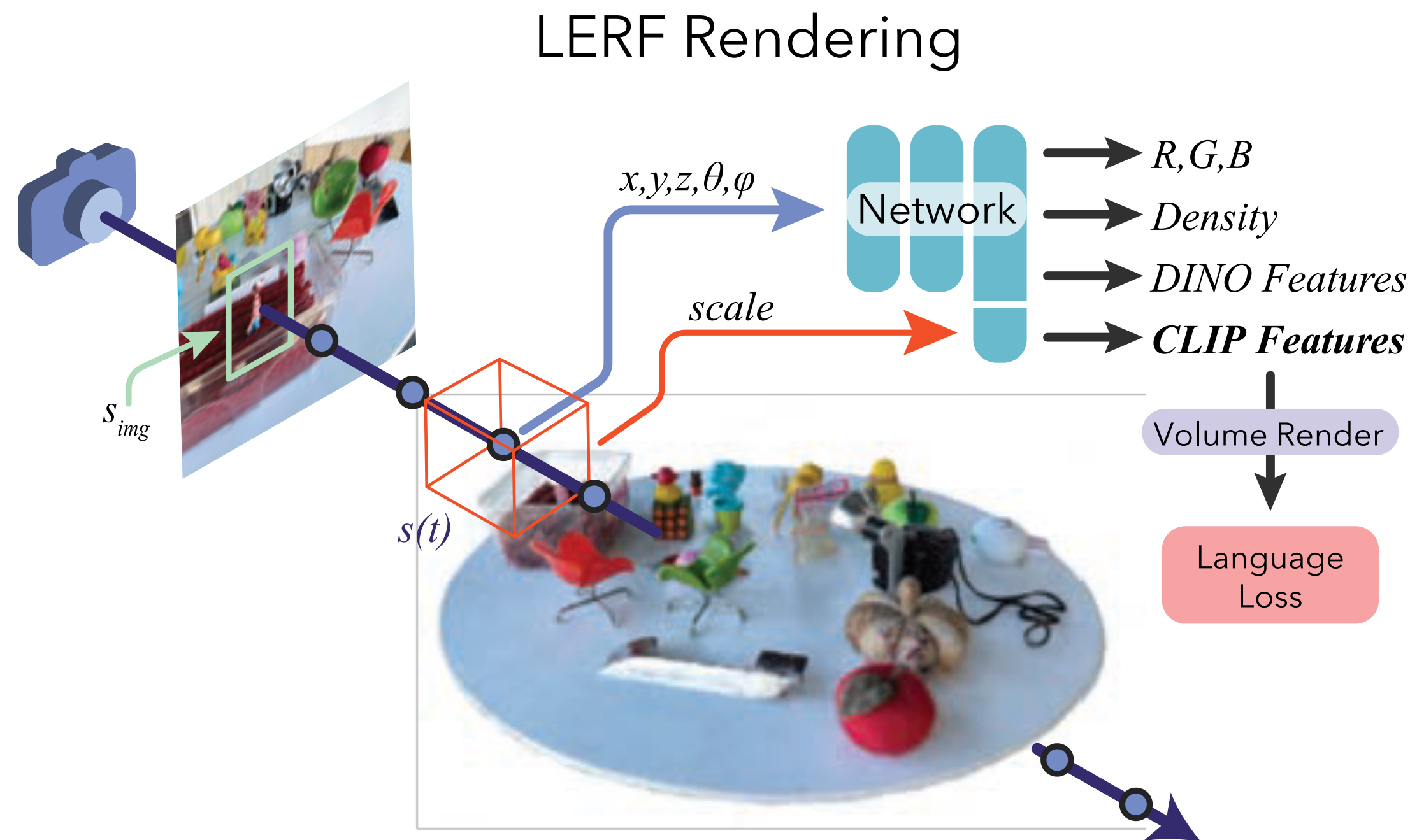
Novel View Synthesis from a Single Image
Results on Common Objects in 3D



<https://nvlabs.github.io/genvs/>

Radiancia Mezők

Integráció nyelvi modellekkel



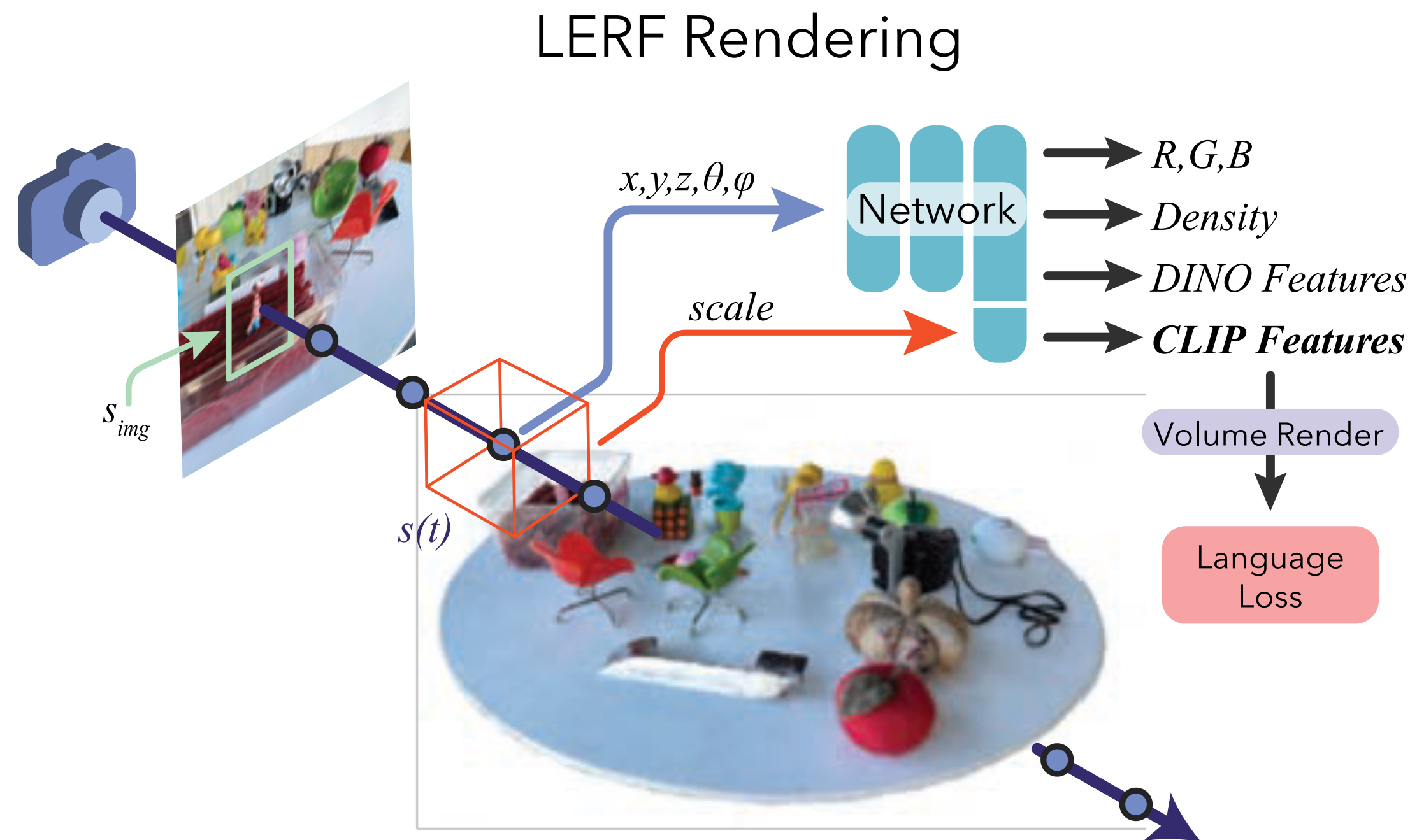
Akár nyelvi látenseket is volume renderelni lehet!



<https://www.lerf.io/>

Radiancia Mezők

Integráció nyelvi modellekkel

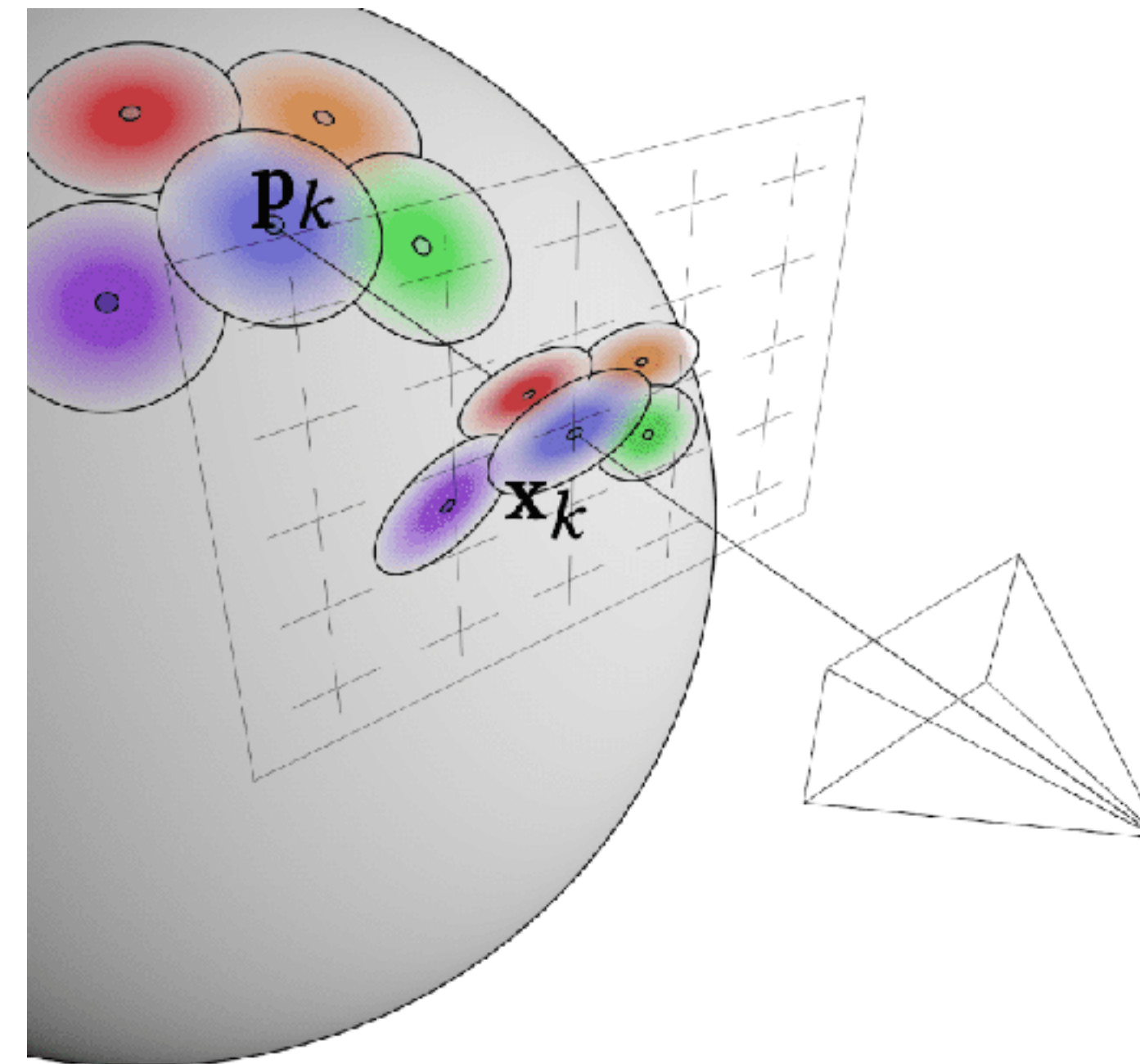


Akár nyelvi látenseket is volume renderelni lehet!

<https://www.lerf.io/>

Következő Előadás:

3D Gaussian Splatting (3DGS)



Radiancia mezők explicit reprezentációja, 3D Gaussian Splatting (3DGS)