

HUN  
REN



SZTAKI

# Kvantum Gépi Tanulás

Marosi Attila Csaba

HUN-REN SZTAKI

**HUN-REN**  
Magyar Kutatási Hálózat

[sztaki.hun-ren.hu](http://sztaki.hun-ren.hu)

***„The future of computing is quantum centric”***

IBM

# Miről lesz szó?

1. Kvantum számítástechnika alapjairól – *röviden*
2. A kvantumfölényről, kvantumelőnyről és a kvantumhasznosságról – *röviden*
3. Klasszikus gépi tanulásról dióhéjban
4. Kvantum gépi tanulás jelenéről és jövőjéről
5. HUN-REN Felhő – „Kvantum Referencia Architektúra”-ról

# Miről nem lesz szó?

- A kvantum fizika mélységeiről
- A szükséges matematikai apparátus részleteiről
- A kvantum fejlesztő eszközök használatáról
- A kvantum gépi tanulás minden mélységéről
- ... és sok más fontos/ érdekes dologról sem...

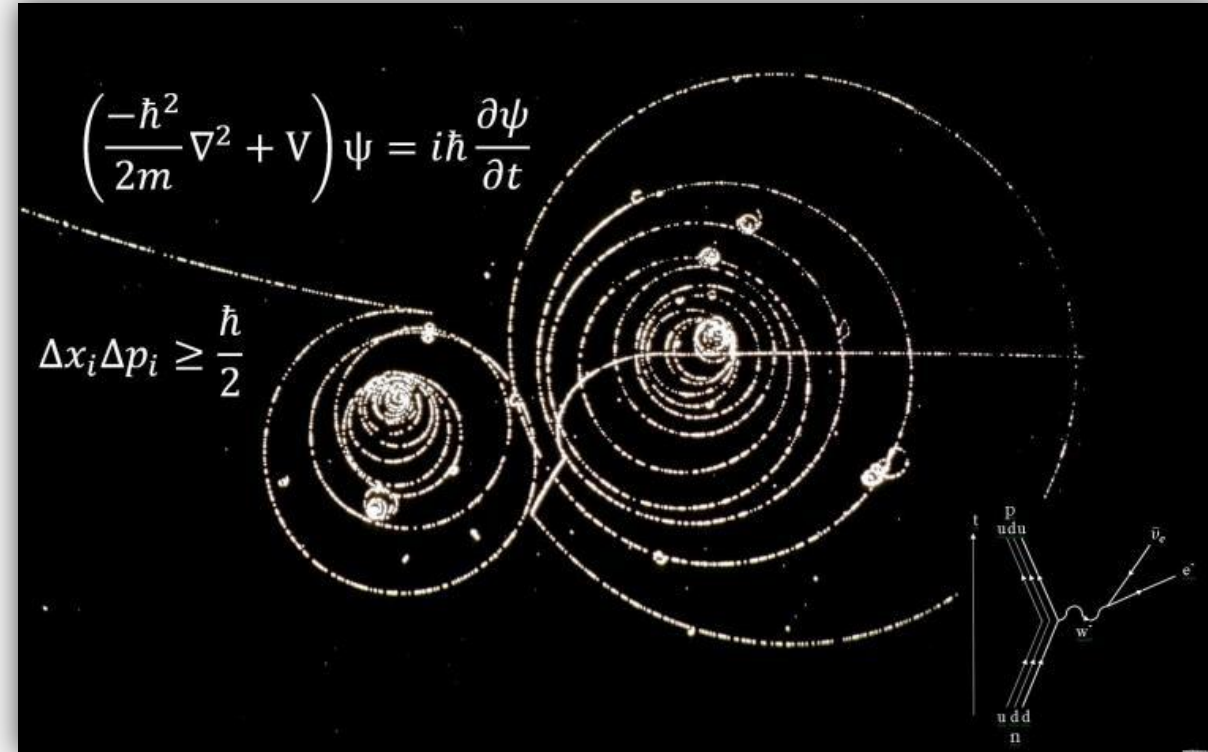
# Kvantumtechnológiák alkalmazása

## "Kvantum 1.0"

- A jól ismert eszközök: tranzisztor, lézer, atomóra, stb.
- Mind kvantumfizikai jelenségen alapul a működésük

## "Kvantum 2.0": Új alkalmazások

- Érzékelés
- Kommunikáció
- **Számítógép**



# Kvantum számítógép

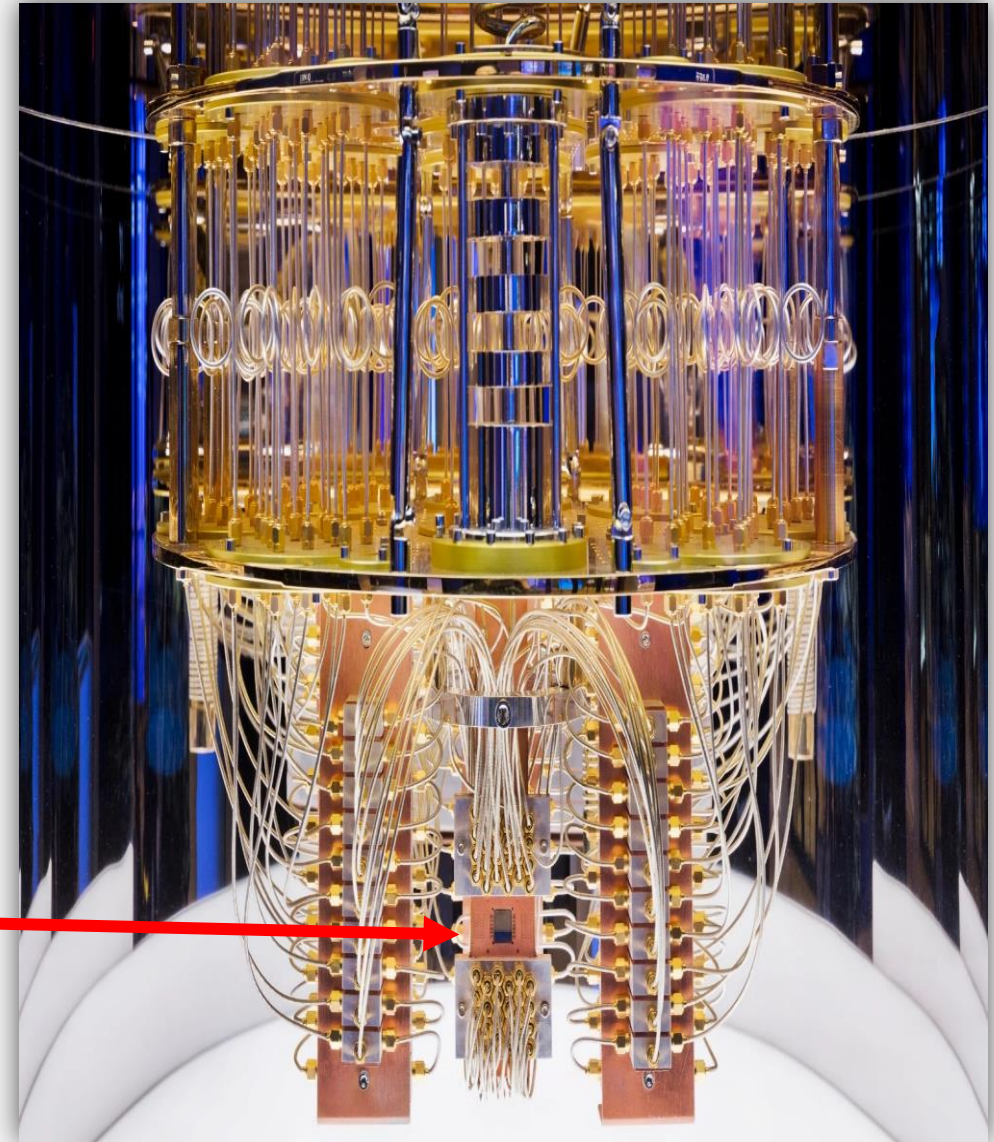
## Nem Neumann-i elvek!

**Működés:** kvantum bitekből (*qubit*) épített regiszerekbe

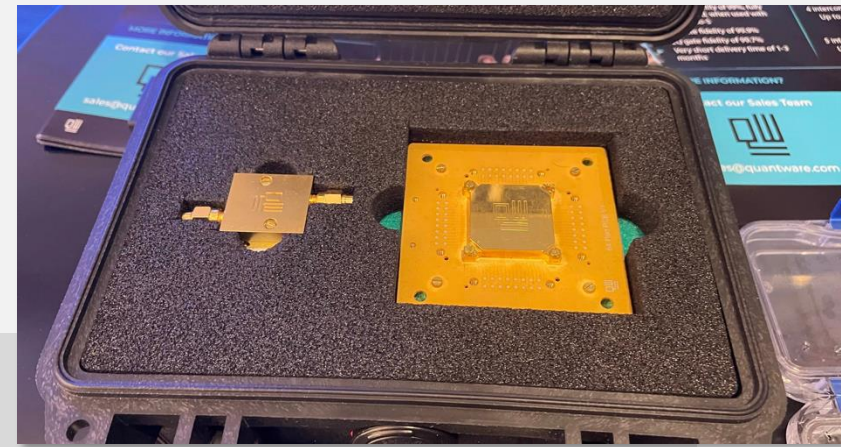
- Információ bevitele
- Műveletek végzése
- Majd az eredmény kiolvasása ("mérés")

## A kvantum számítógépek lényeges jellemzői

- A qubitek száma
- A qubitek minősége



# Kvantum számítógép technológiák – I.



## Kvantum "lehűlés" (Quantum Annealing)

1. Modell típusa  
2. Fő alkalmazás  
3. Elérhetőség  
4. Qubit szám  
5. Működési stabilitás  
6. Programozhatóság  
7. Pontosság  
8. Érettség szintje

Speciális célú  
Optimalizálás  
Ipari (pl. D-Wave)  
**Több ezer (de limitált)**  
Viszonylag stabil  
**Problémaspecifikus**  
**Nem garantált optimum**  
Alkalmazott kutatás

## Kapu-alapú (Gate-based) kvantumszámítógép

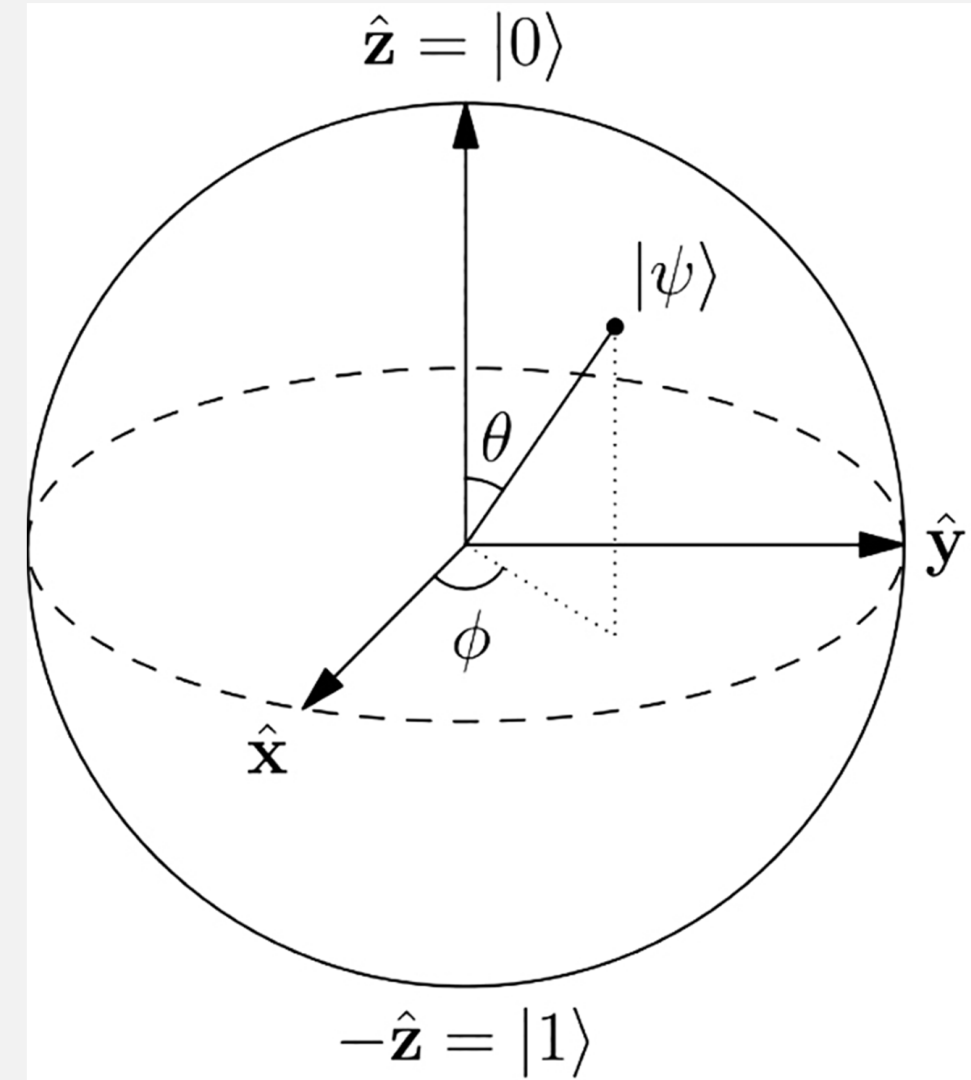
**Univerzális kvantumszámítás**  
**Általános kvantumalgoritmusok**  
Kísérleti és kereskedelmi  
**Kevesebb, de fejlődik**  
Érzékeny, **hibajavítást igényel (zaj - noise)**  
Rugalmas, nyelvek elérhetők  
(Elméletileg) pontos algoritmusok  
Aktív fejlesztés

# Qubit

- A kvantum információ alapegysége
- A klasszikus bit kvantumozott megfelelője
- Egyszerre mindkét állapotban ( $|0\rangle$ ,  $|1\rangle$ ) lehet bizonyos valószínűséggel: **SZUPERPOZÍCIÓ**

$$|\psi\rangle = a_0|0\rangle + a_1|1\rangle; |a_0|^2 + |a_1|^2 = 1 \quad (a_0, a_1 \in \mathbb{C})$$

- A mérés (kiolvasás) **mindig** vagy 1-et vagy 0-t ad
- Az állapot a Bloch gömbön két szöggel kifejezhető:  $\Theta$  és  $\Phi$



# Több Qubit

A kvantumszámítógépek **képesek olyan összetett struktúrák reprezentálására**, amelyek klasszikus számítógépekkel nem érhetők el hatékonyan [5, 6, 7, 8].

A kvantum algoritmusok **lehetővé teszik az adatok leképezését egy exponenciálisan nagy állapotterbe**.

2 qubit → 4 bázisállapot

10 qubit → 1024 bázisállapot

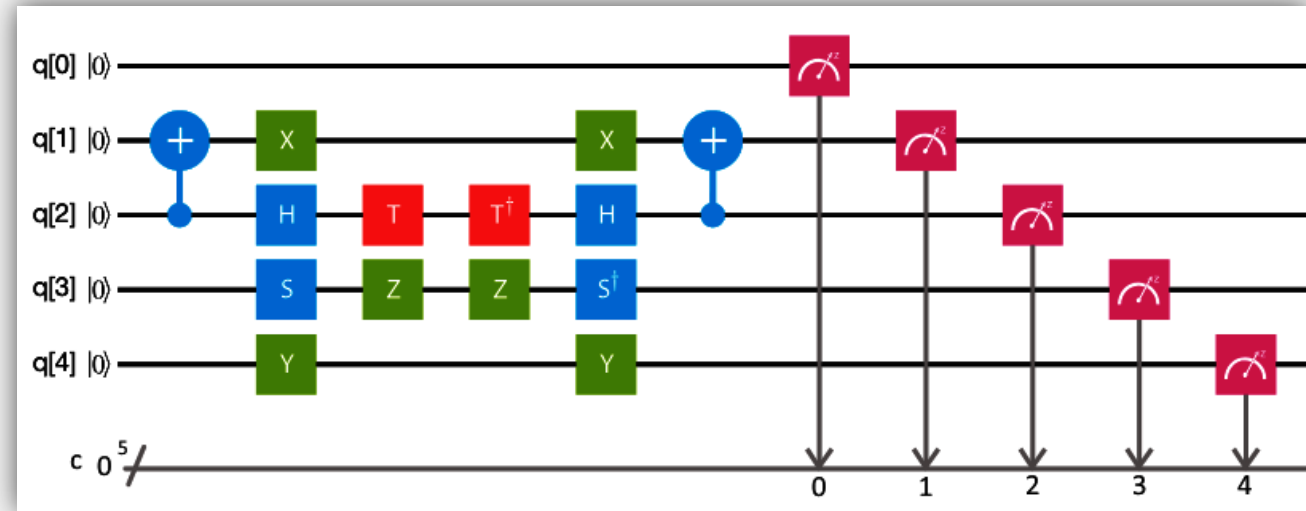
64 qubit → 18,446,744,073,709,551,616 bázisállapot



275  
2  
More basis states than there are atoms in the observable universe

# Kvantum kapuk és „áramkörök”

- A qubiteken kvantum kapukkal (quantum gates) végzünk műveleteket.
- A műveletek különféle transzformációk, amelyek a qubit(ek) állapotát változtatják.
- Vannak 1 és több bemenetű kvantum kapuk.
- Elvileg végtelen különféle kvantum kapu készíthető. A gyakorlatban kb. fél tucat használatos.
- A kapuknak nevük van: pl. Hadamard, CNOT, Z, stb.
- kvantum regiszterek és kapuk segítségével kvantum „áramkörök” készíthetők.
- *Egy  $n$  qubites regiszteren végzett egyetlen művelet  $2^n$  darab adaton végzett műveletet jelenthet → hatalmas párhuzamosság!*



# “Furcsa” Kvantum Jelenségek

## 1. Kettős természet: részecske és hullám

Az elemi részecskék (pl. elektron, foton) hullámként és részecskeként is viselkednek

## 2. Meghatározatlanság

Valószínűségeket vannak. Ha egy paramétert pontosan ismerünk (pl. pozíció), akkor egy másik (pl. sebesség) meghatározatlan

## 3. Mérés

Ha megmérjük, a kvantum állapot azonnal megszűnik. Ebből következik a **klónoozhatatlanság** tétele. A kvantumállapot nem másolható!

## 4. Szuperpozíció

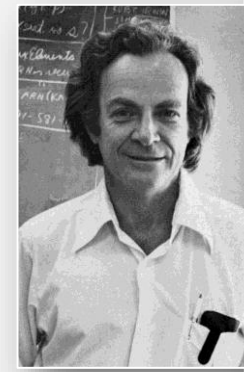
Az elemi részecskék több, mint 1 állapotban lehetnek egyidejűleg

## 5. Összefonódás

Az összefonódott kvantum részecskék „összefüggnek” bármifajta kölcsönhatás nélkül is, még akkor is ha fizikailag távol vannak egymástól. Tulajdonképpen egyetlen részecskeként viselkednek.

# A kvantumszámítástechnika fontosabb mérföldkövei

- 1982 – *Richard Feynman* felvetette a kvantummechanika törvényein alapuló számítógép létrehozásának ötletét.



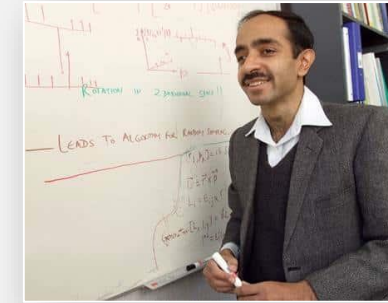
## 1990-es évek: Algoritmusok és elméleti áttörések

- 1985 – *David Deutsch*, 1992 – *Richard Jozsa* által az első kvantum algoritmus, mely demonstrálta, hogy egy kvantumszámítógép képes lehet a hagyományos számítógépeknél gyorsabban megoldani egy problémát.
- 1994 – *Peter Shor* féle kvantumalgoritmus, amely nagy számokat faktorizál polinomiális időben.
- 1995 – *Peter Shor* féle első kvantumhiba-javító kódot, amely vezérelt műveletek sorozatával kódol egy logikai qubitet kilenc fizikai qubiten keresztül egy adott mintában.
- 1997 – *Lov Grover* féle kvantumkeresési algoritmus  $O(\sqrt{N})$  komplexitással ( $O(N)$  helyett).



## 2000-es évek: Törekvések a megvalósítás felé

- 2000 – *Eddie Farhi*, MIT - adiabatikus kvantumszámítás.



## 2010-es évek: Az első kereskedelmi kvantumprocesszorok általánosan elérhetővé válnak

- 2011 – *D-Wave One*, az első kereskedelmileg elérhető kvantum (annealing) számítógép.
- 2016 – *IBM* elérhetővé tesz kvantumszámítógépeket a saját felhőszolgáltatásán keresztül.

# Kvantumfölény, -előny vagy -hasznosság?

## Kvantumfölény

(*Quantum Supremacy*)

Azt a pillanatot jelöli, amikor egy **kvantumszámítógép** képes olyan számítási feladatot elvégezni, amelyet a világ legerősebb **klasszikus számítógépei** sem tudnak reális időn belül megoldani. (John Preskill, 2012)

## Kvantumelőny

(*Quantum Advantage*)

Egy kvantumszámítógép **egy valós, gyakorlati jelentőségű problémát** gyorsabban vagy hatékonyabban old meg, mint bármely ismert klasszikus algoritmus.

## Kvantumhasznosság

(*Quantum Utility*)

a kvantumszámítógépek **megbízhatóan és hasznosan** járulnak hozzá valódi, gyakorlati problémák megoldásához – **akár önállóan, akár klasszikus gépekkel együtt**. (IBM, 2023)

*“Harvest now, decrypt later.” → “Q-Day”*

# A Gépi Tanulásról – Dióhéjban

13

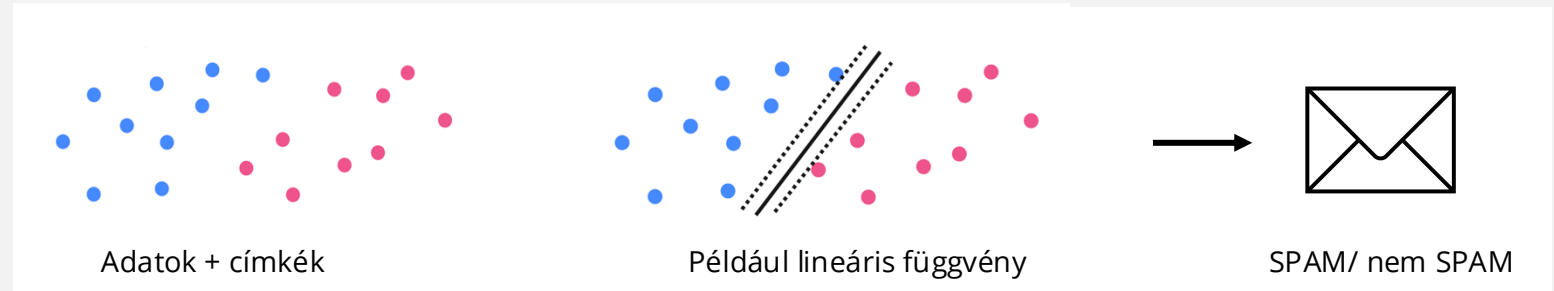
2026. 04. 13.

[sztaki.hun-ren.hu](https://sztaki.hun-ren.hu)

# A Gépi Tanulás Alapvető Területei

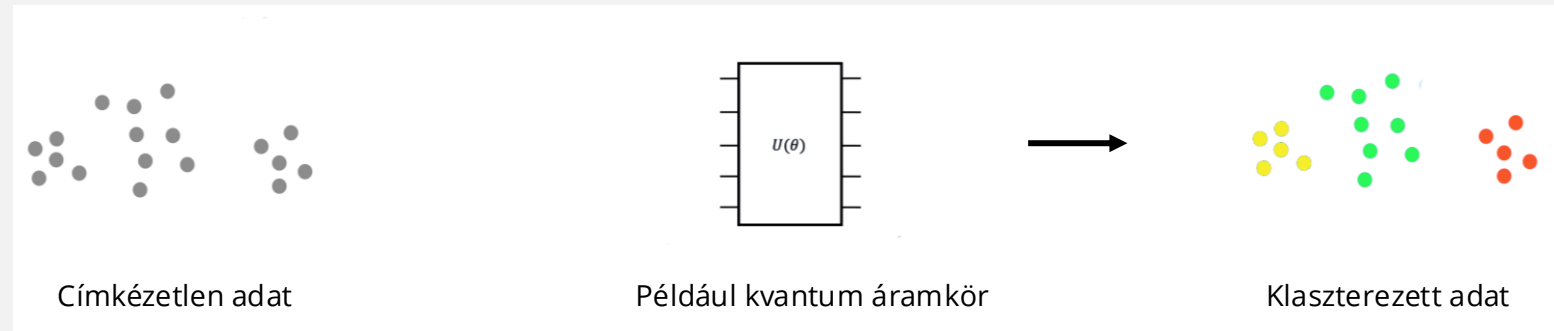
## Felügyelt tanulás

- **Adat:** Címkezett
- **Cél:** Diszkrét osztályok előrejelzése (Klasszifikáció) vagy folytonos intervallumok becslése (Regresszió)
- **Példák:** Képfelismerés, Spam (+1/ -1 címkék)



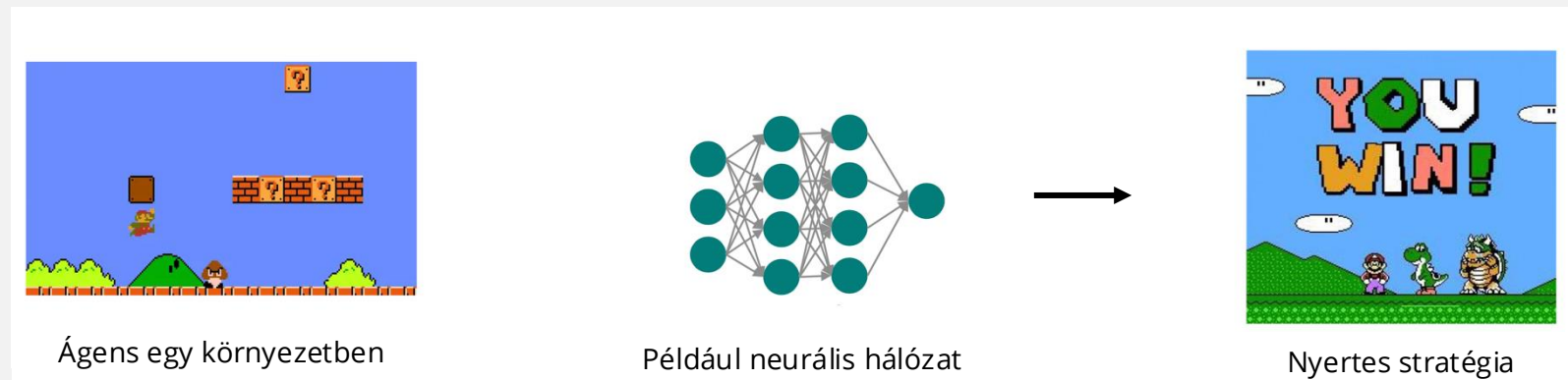
## Felügyelet nélküli tanulás

- **Adat:** Címkezetlen
- **Cél:** Mögöttes eloszlások, struktúrák vagy csoportminták megtalálása
- **Példák:** Klaszterezés, dimenziócsökkentés, Generatív modellek

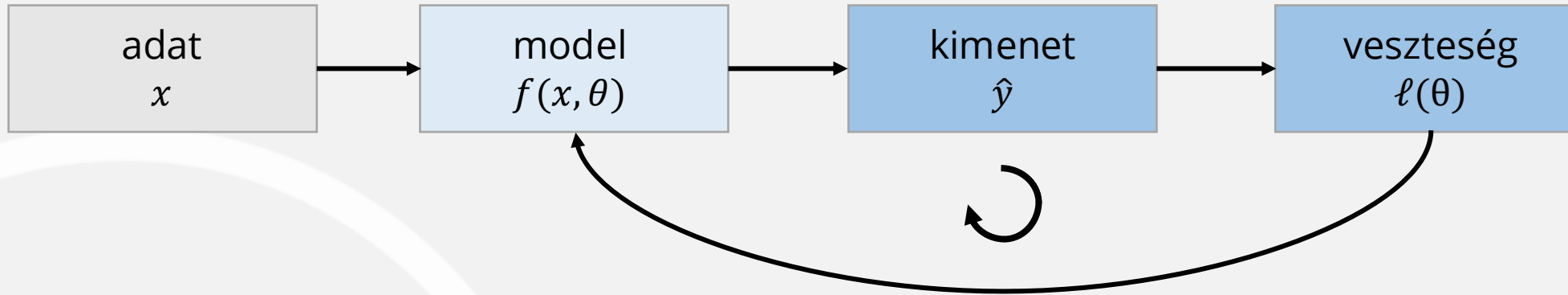


## Megerősítéses tanulás

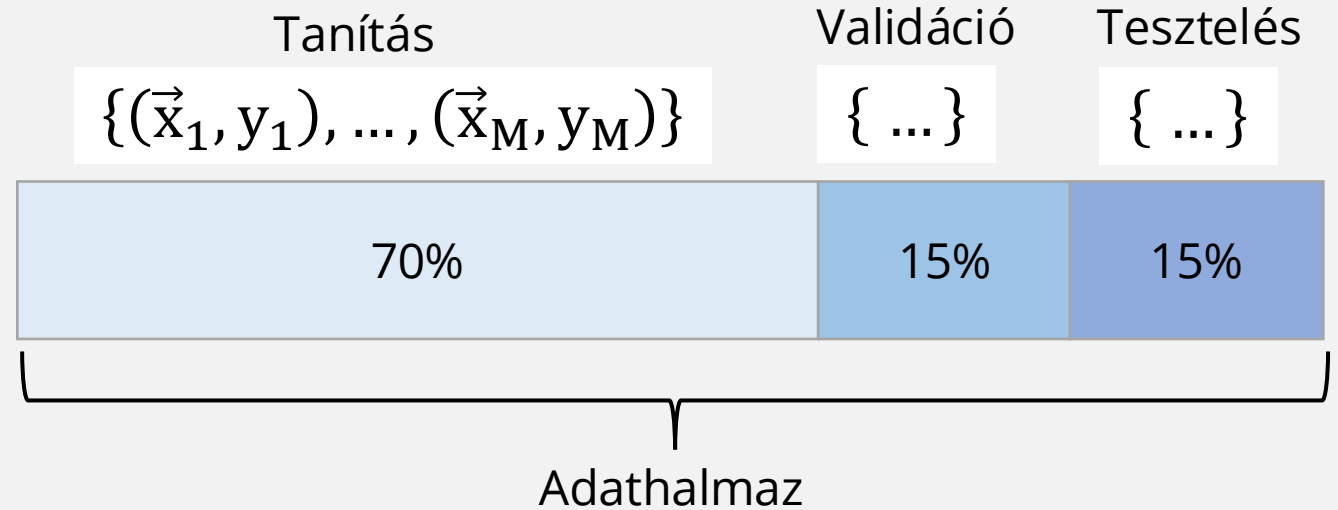
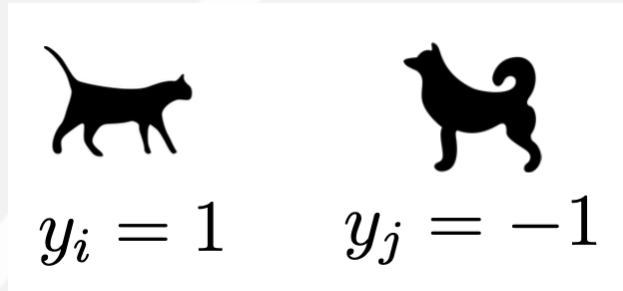
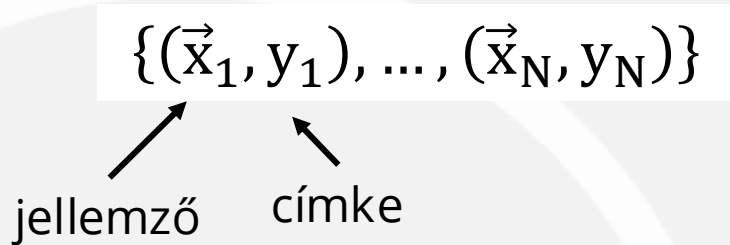
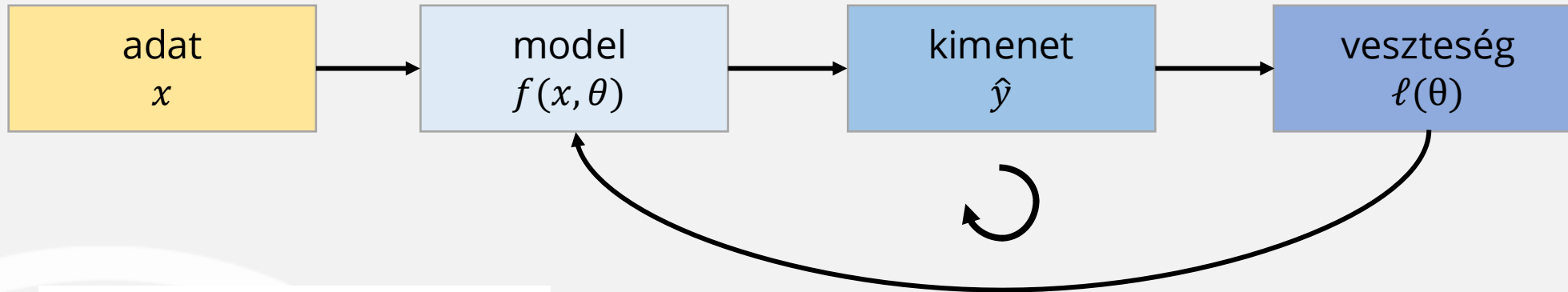
- **Adat:** például egy interkatív környezetből
- **Cél:** Az ügynök optimális stratégiát tanul meg a kumulatív jutalom maximalizálására idővel, visszajelzésen keresztül
- **Példák:** Autonóm döntéshozatal



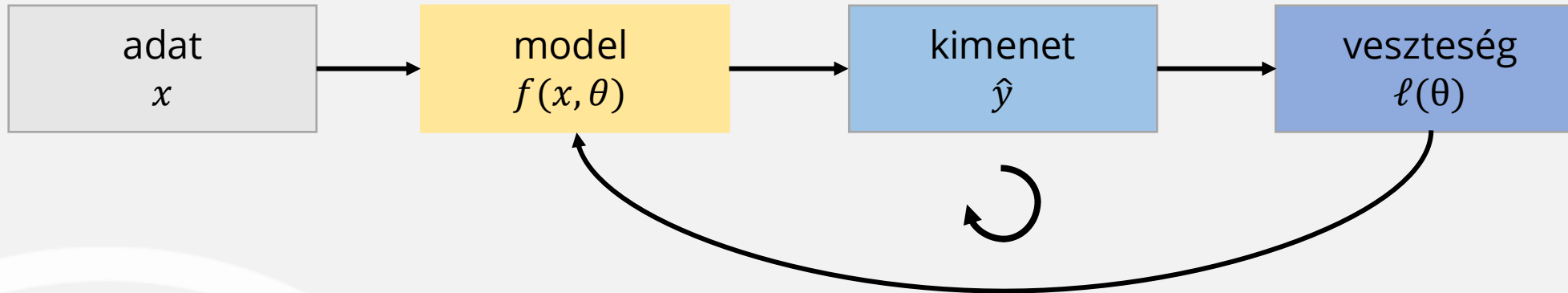
# Felügyelt Tanulás



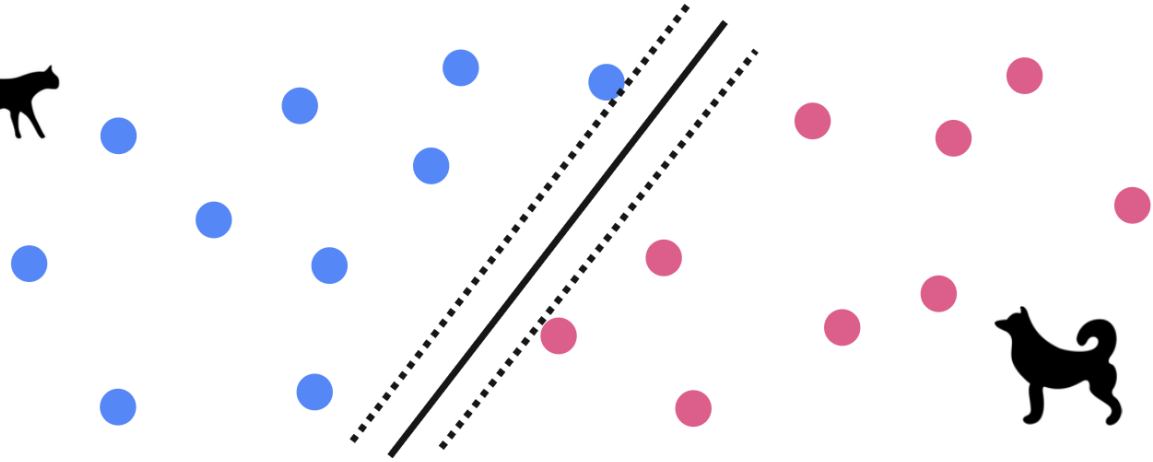
# Felügyelt Tanulás – Adat



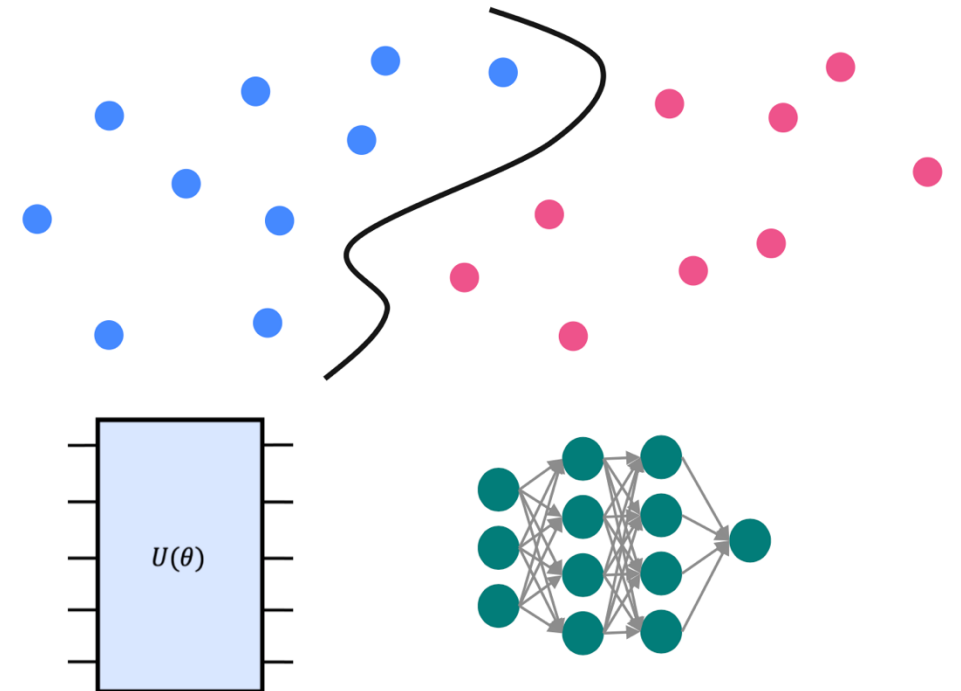
# Felügyelt Tanulás – Model



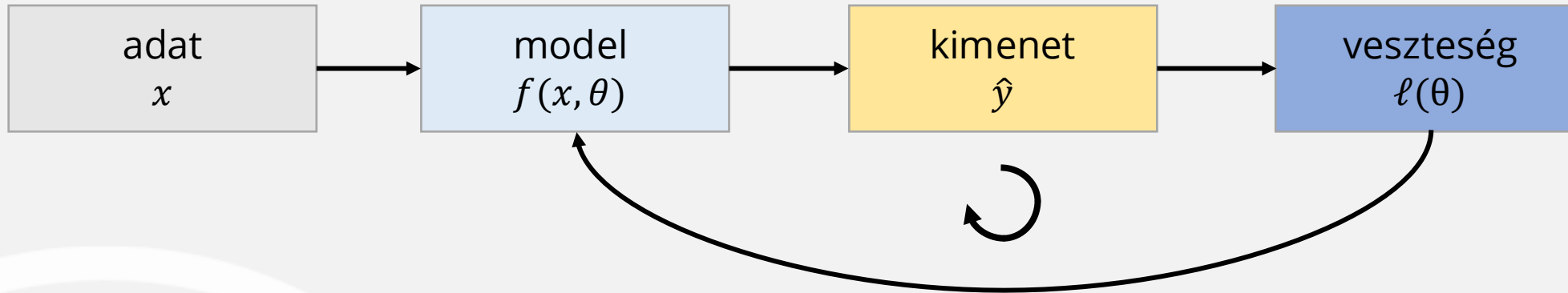
Lineáris model



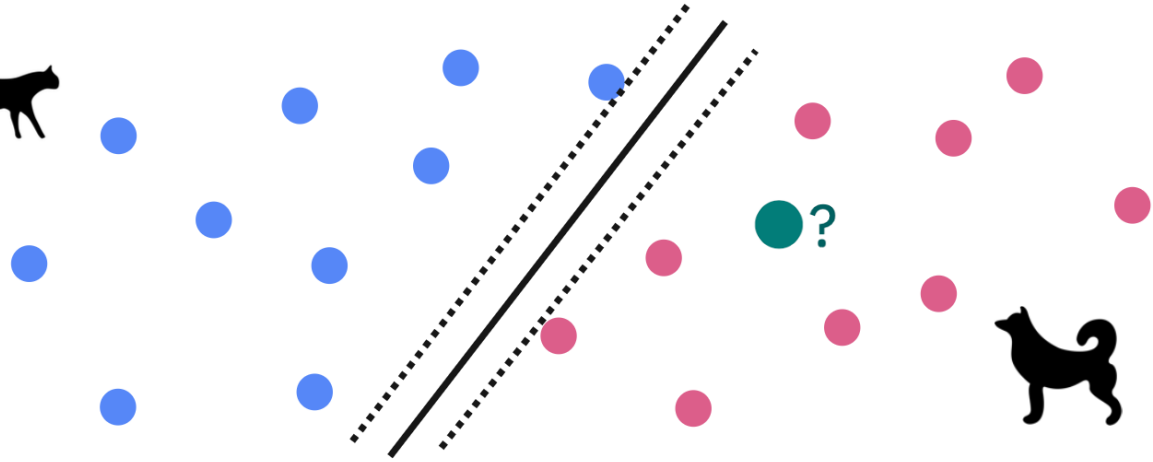
Egyéb megoldások is lehetségesek!



# Felügyelt Tanulás – Kimenet

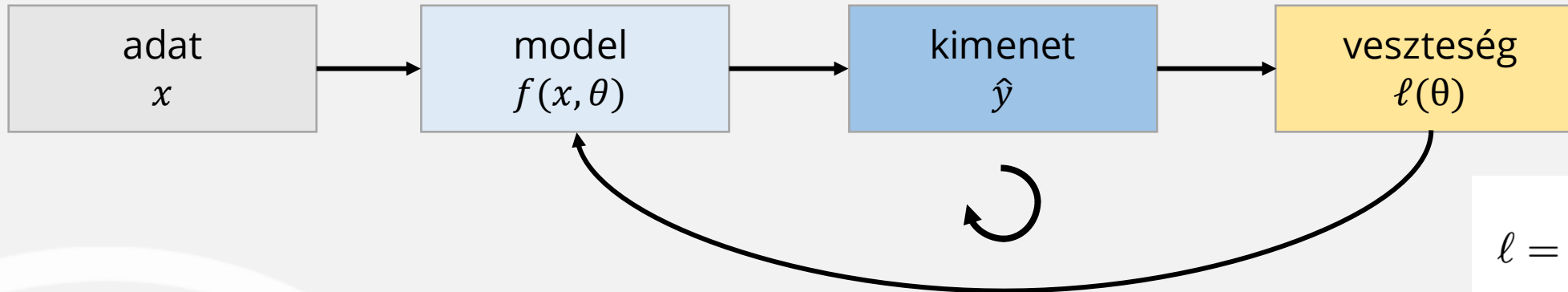


Lineáris model



A határ **jobb** vagy **bal** oldalán található?

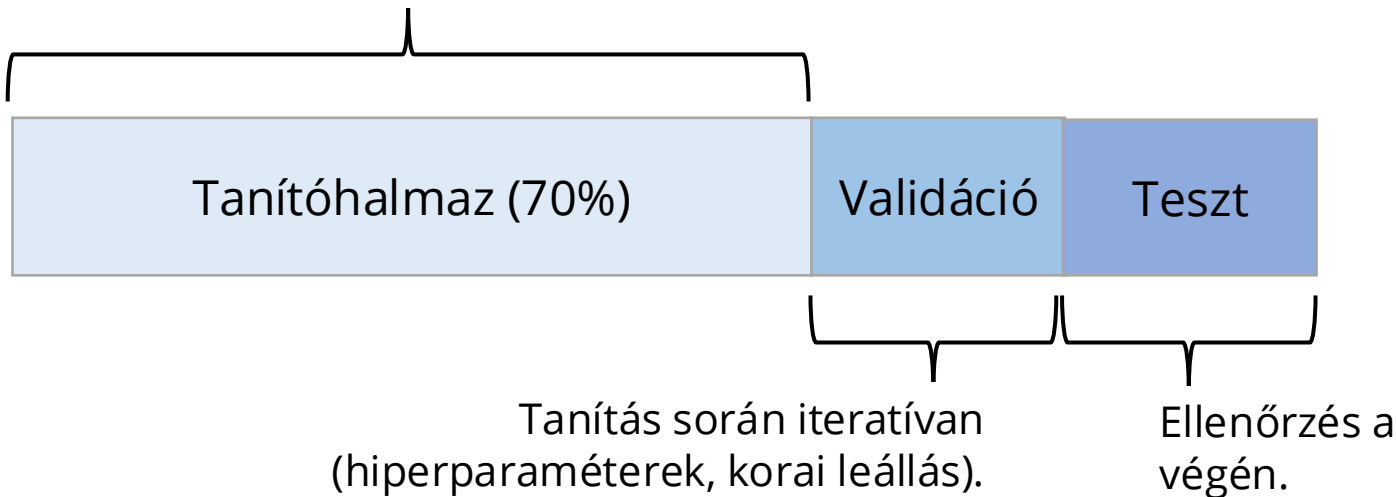
# Felügyelt Tanulás – Veszteség



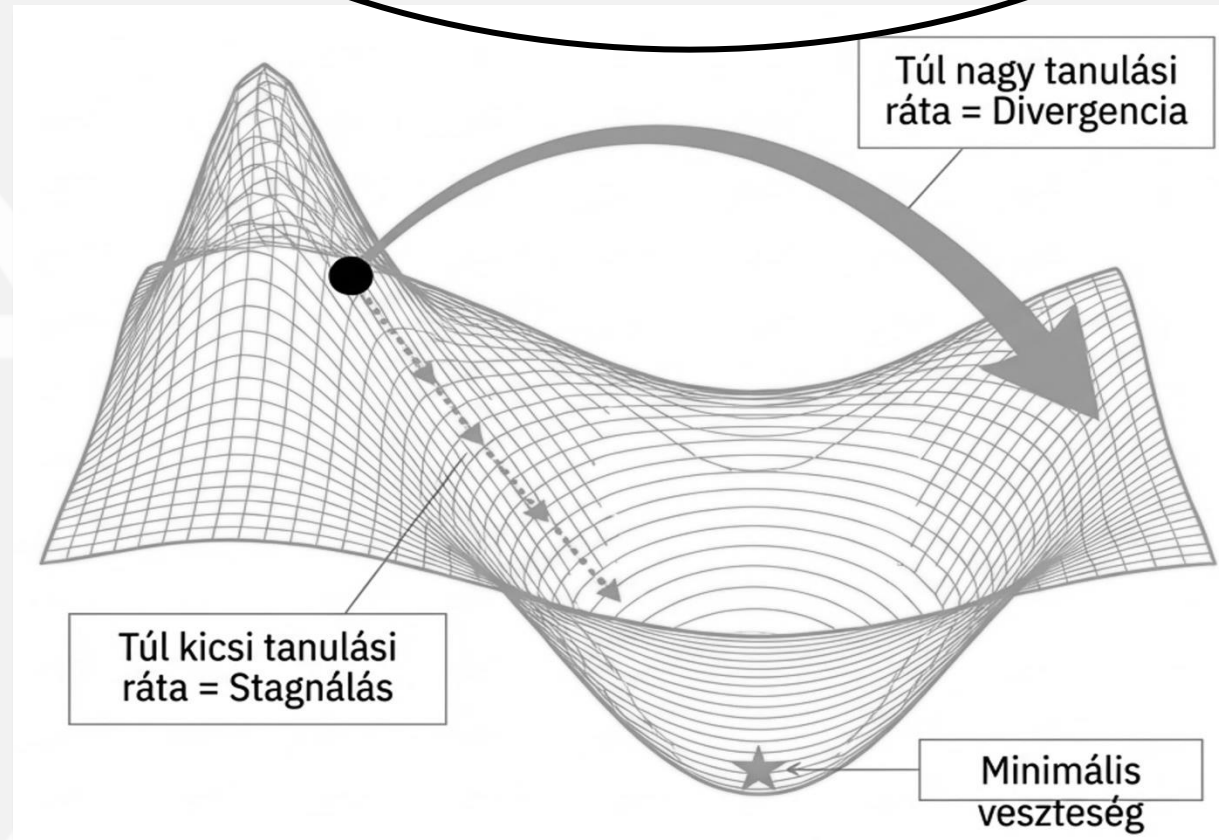
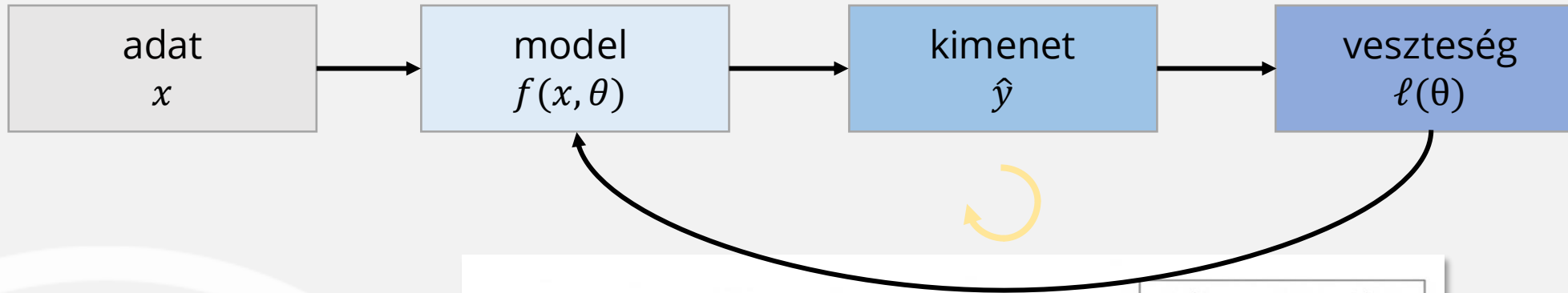
$$\ell = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - \hat{y}_i)^2$$

**Veszteség:** A modellünk minden pontot jól kategorizál?

A cél a tanítóhalmazon mért **átlagos veszteség minimalizálása**.



# Felügyelt Tanulás – Veszteség



# Kvantum Gépi Tanulás

21

2026. 04. 13.

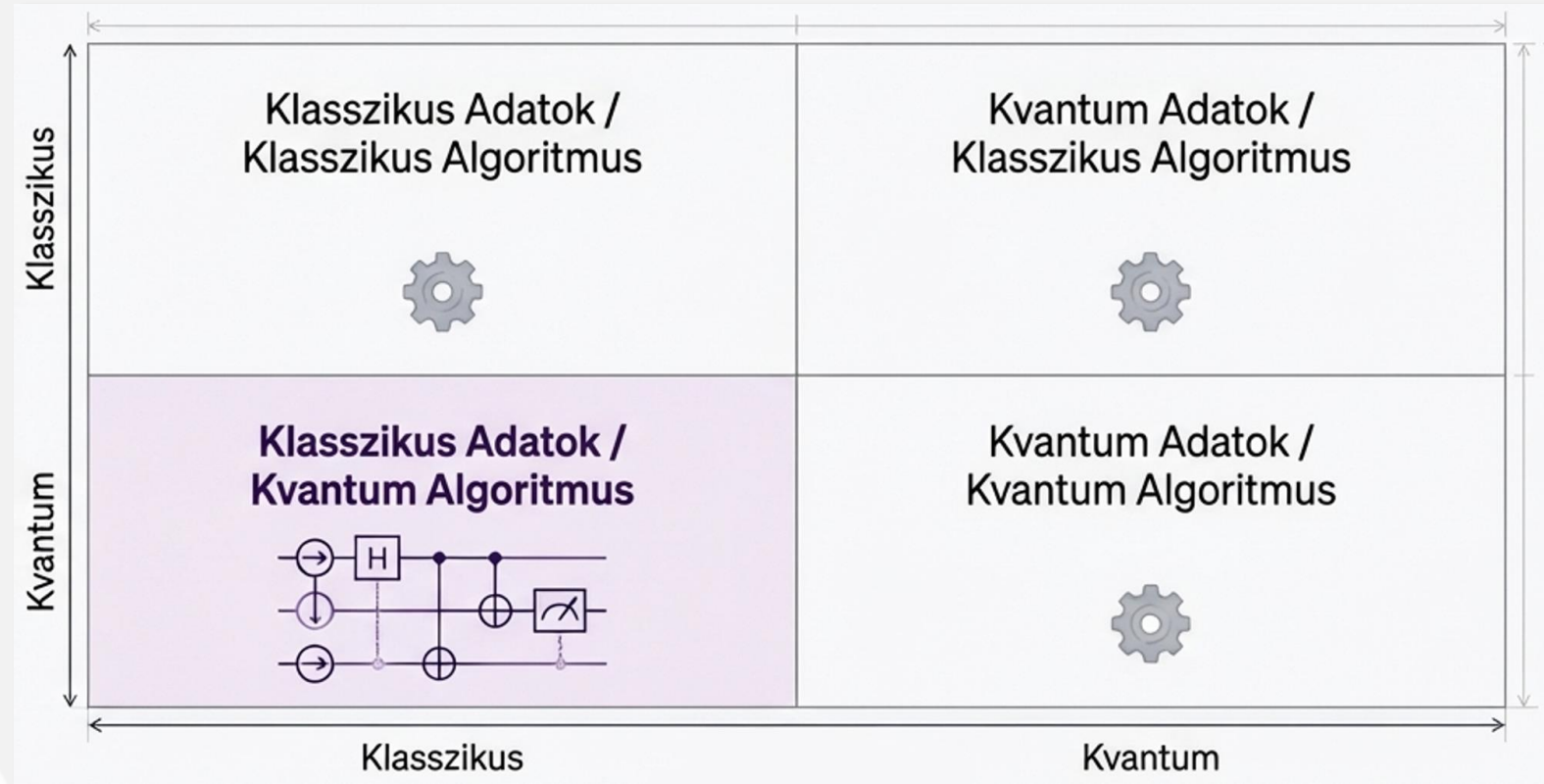
[sztaki.hun-ren.hu](https://sztaki.hun-ren.hu)

# Alapötlet

A **gépi tanulás** [1, 2] és a **kvantumszámítás** [3, 4] fogalmainak ötvözése.

1. *Mintázatok és összefüggések tanulása adott tanítóadatokból.*
2. *Kvantummechanikai erőforrások felhasználása számítási problémák megoldására – potenciálisan hatékonyabban vagy pontosabban, mint a klasszikus számítógépek.*

# Kvantum Gépi Tanulás



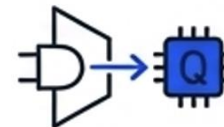
**Kvanum Támogató-  
vektor Gépek  
(OSVM)**



**Kvantum Neurális  
Hálózat (QNN)**



**Hibrid  
Architektúrák**

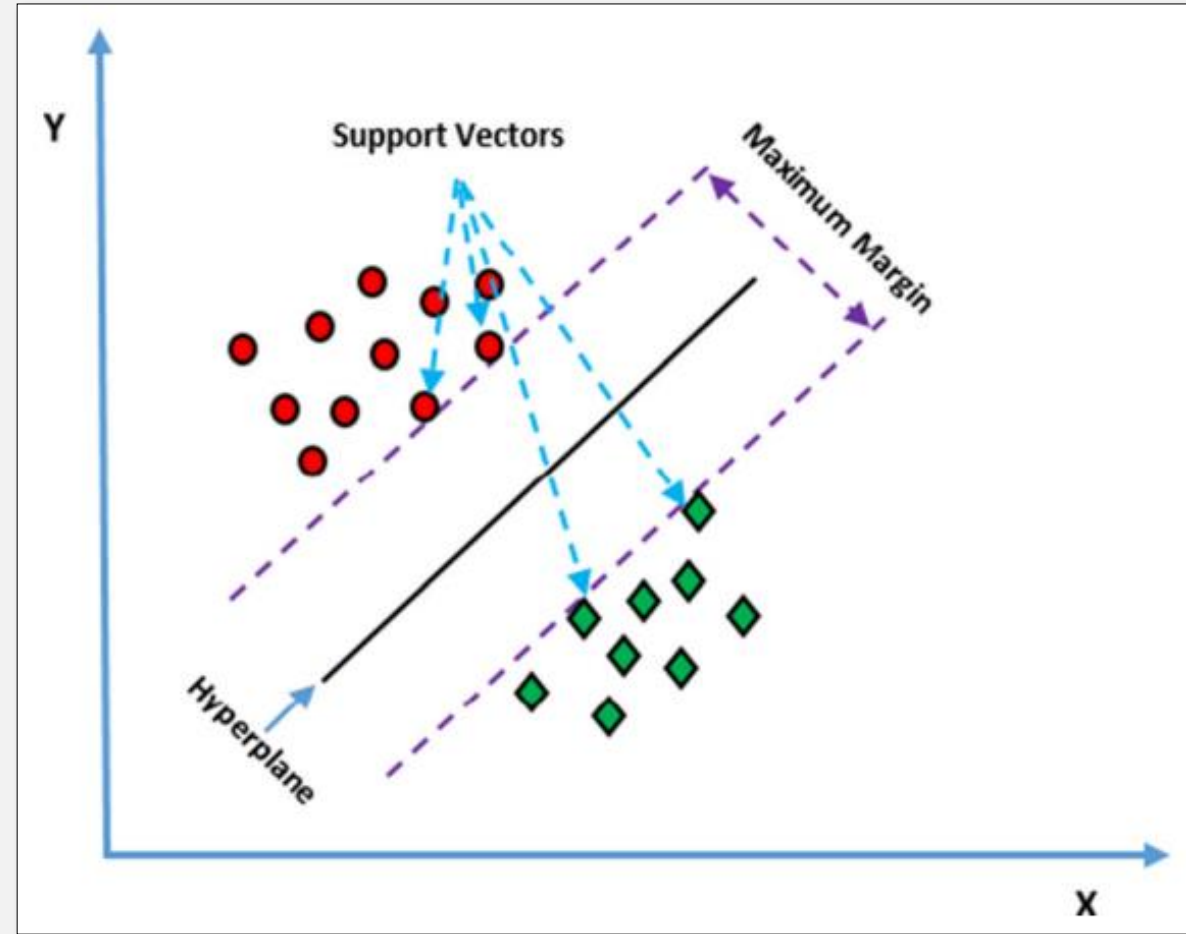


**Kvantum Generatív  
Ellenséges Hálózatok  
(QGAN)**

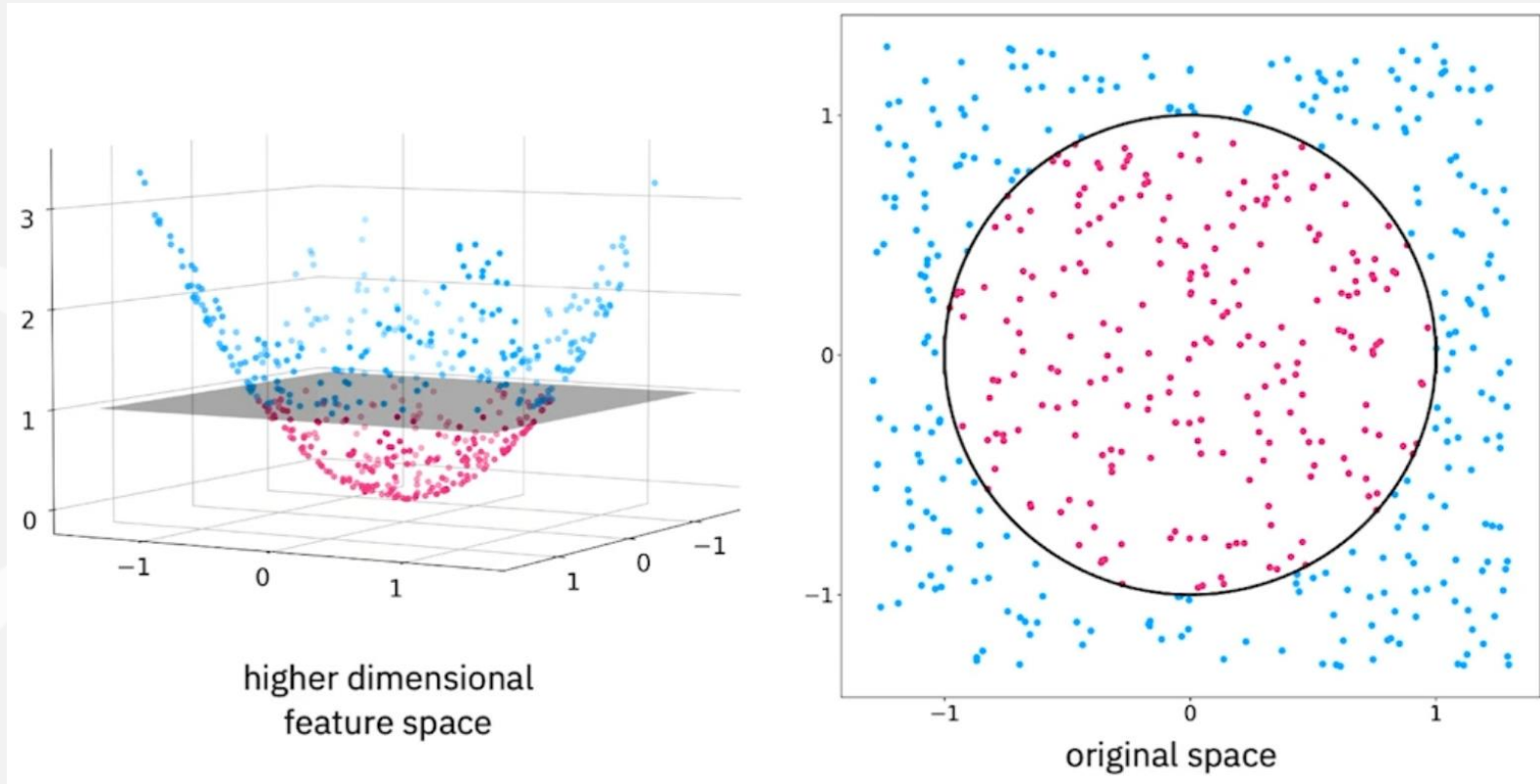


# (Quantum) Support Vector Machines

- **Felügyelt tanulási algoritmus**, amelyet főként osztályozási és regressziós feladatokra használnak.
- **Megkeresi az optimális hipersíkot**, amely a legjobban elválasztja a különböző osztályok adatpontjait.
- **Maximalizálja a távolságot** a tartóvektorok között – ezek a döntési határhoz legközelebb eső pontok.
- **Támogatja a nemlineáris szeparációt** úgynevezett kernel függvények (pl. RBF és polinomiális) segítségével.
- **Hatékony nagy dimenziójú terekben**, és megfelelő hangolás mellett ellenálló a túlillesztéssel szemben.

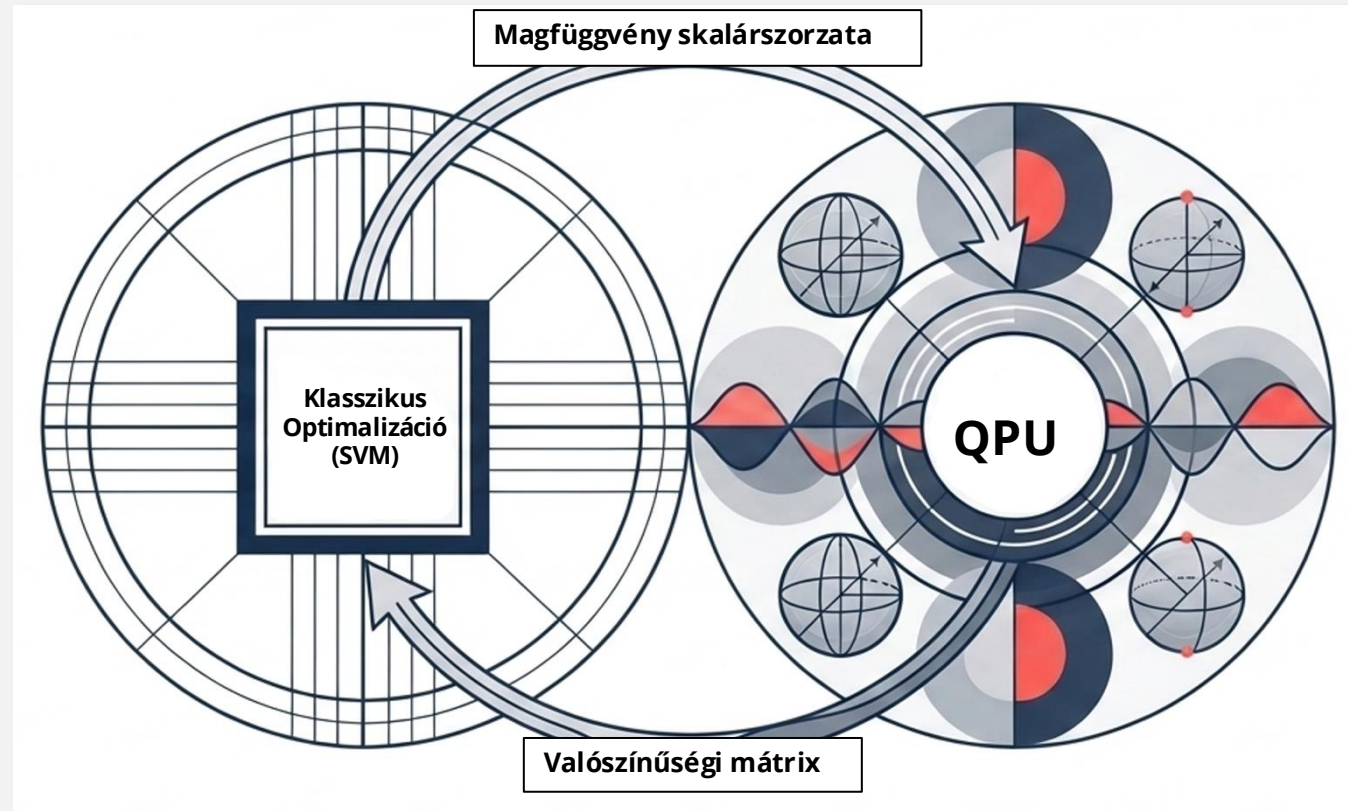


# “Kernel Trick”



# A "Kvantumugrás"

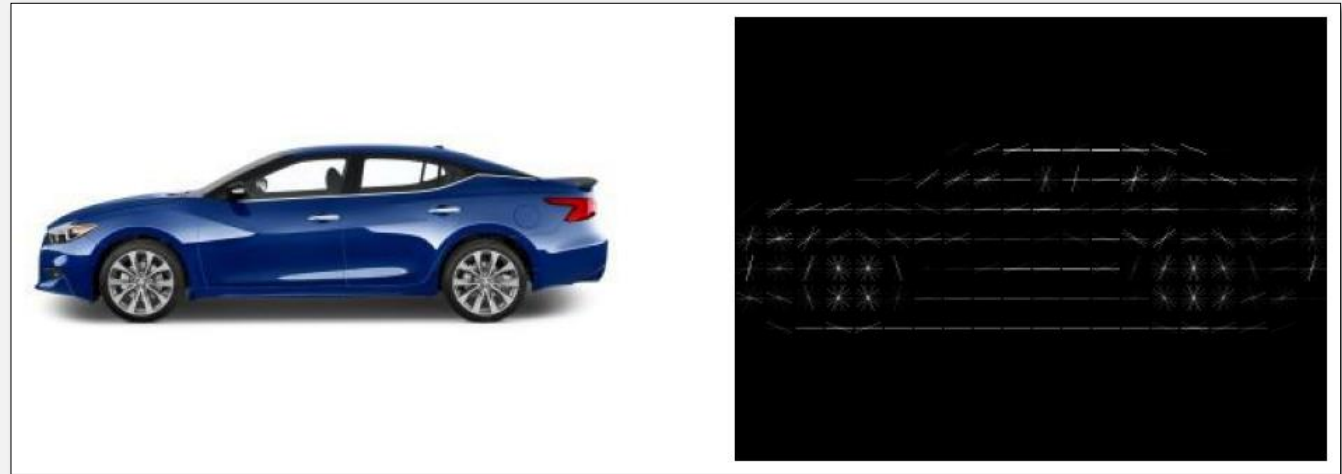
- A kvantumállapotok tere (Hilbert-tér) exponenciálisan nagy dimenziókkal rendelkezik.
- A klasszikus adatokat kvantumállapotokká alakítjuk egy kvantumáramkör segítségével.
- Ezt nevezzük **kvantum magfüggvénynek** (quantum kernel function).
- **A QSVM nem tisztán kvantumos algoritmus.**
  - A kvantumszámítógép a magfüggvény skalárszorzatának kiszámítását végzi.
  - A matematikai optimalizáció továbbra is a klasszikus számítógépen történik.



# Example: Image classification using QSVMs

## A hybrid workflow:

1. Uses **Histogram of Oriented Gradients (HOG)** to extract **features** from images.
2. Reduces dimensionality via **Principal Component Analysis (PCA)**.
3. Classifies images using a **quantum-kernel Support Vector Machine (QSVM) classifier**.



## 1. HOG: A sample image from the dataset and its HOG representation.

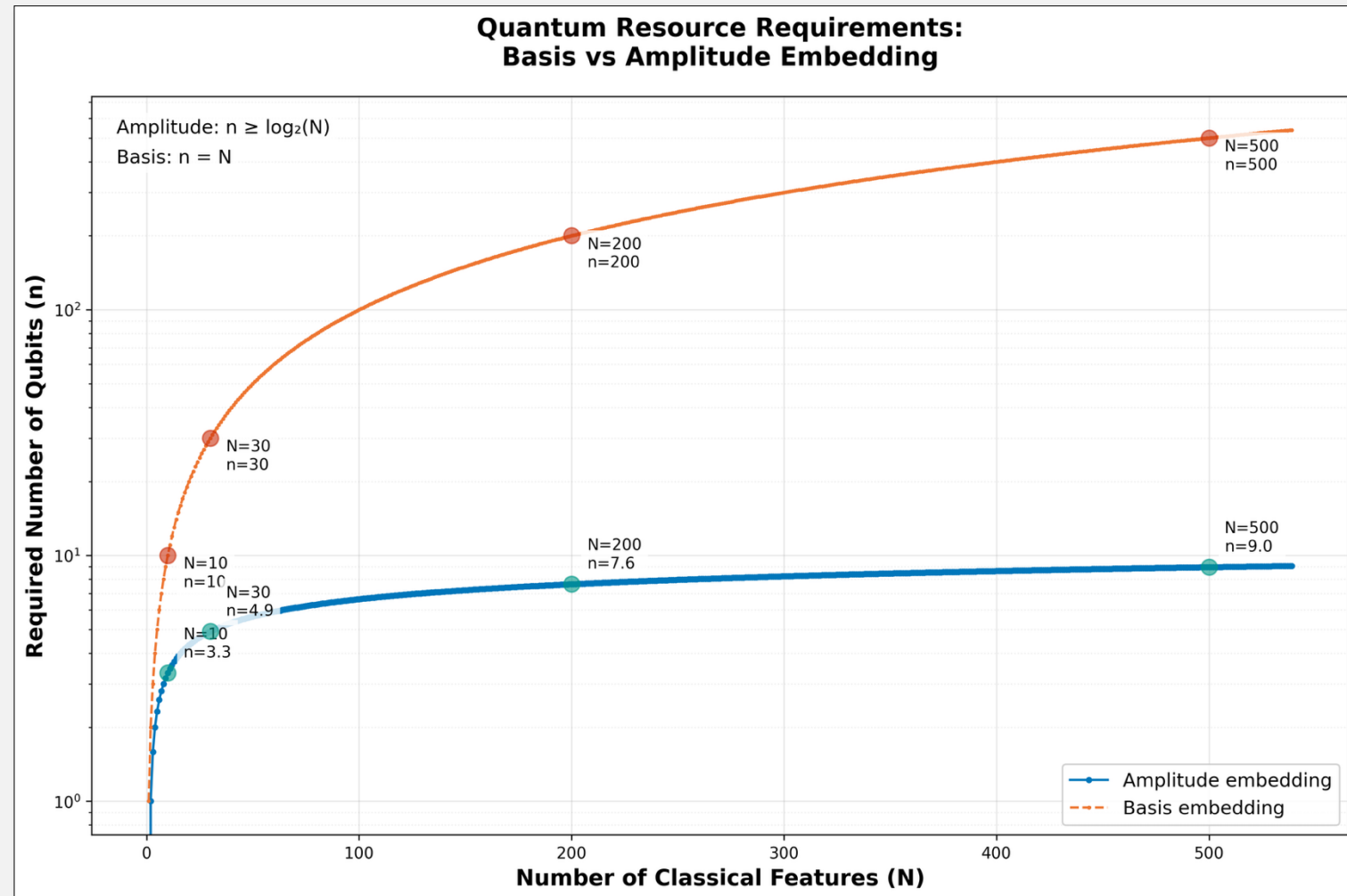
- Captures edge and shape information effectively.
- Relatively invariant to lighting changes.
- Good at describing object structure.

# Hybrid workflow: Quantum Kernel – Feature Embedding

Maps  $N$  extracted features to  $n$  Qubits:

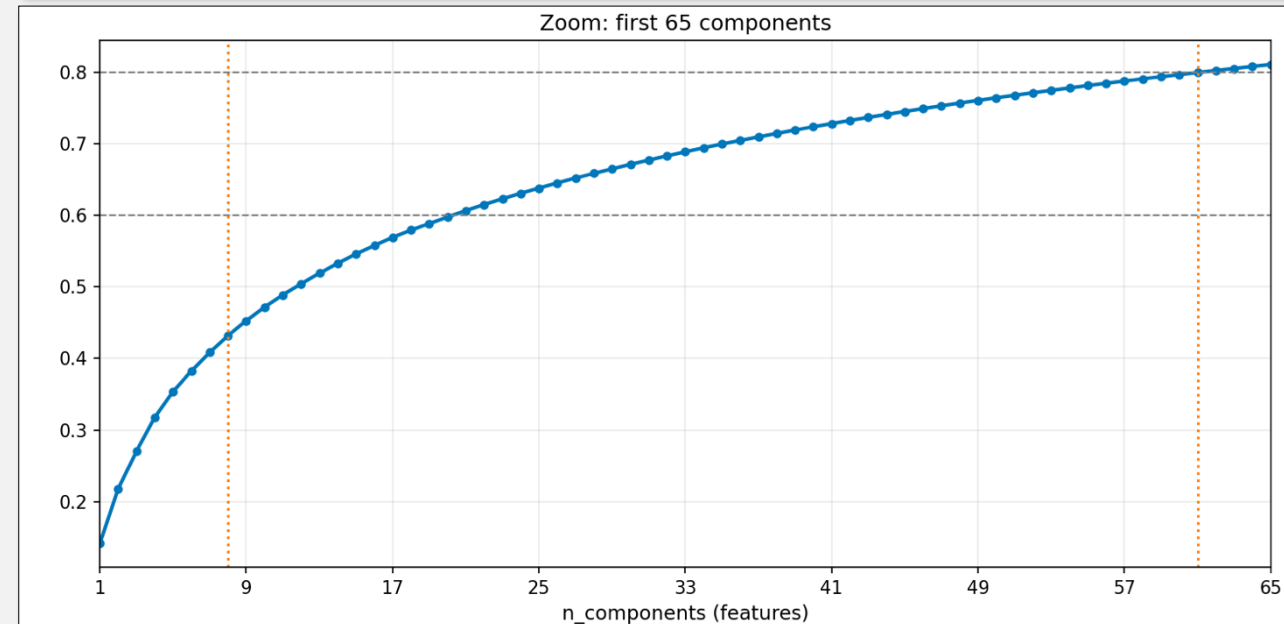
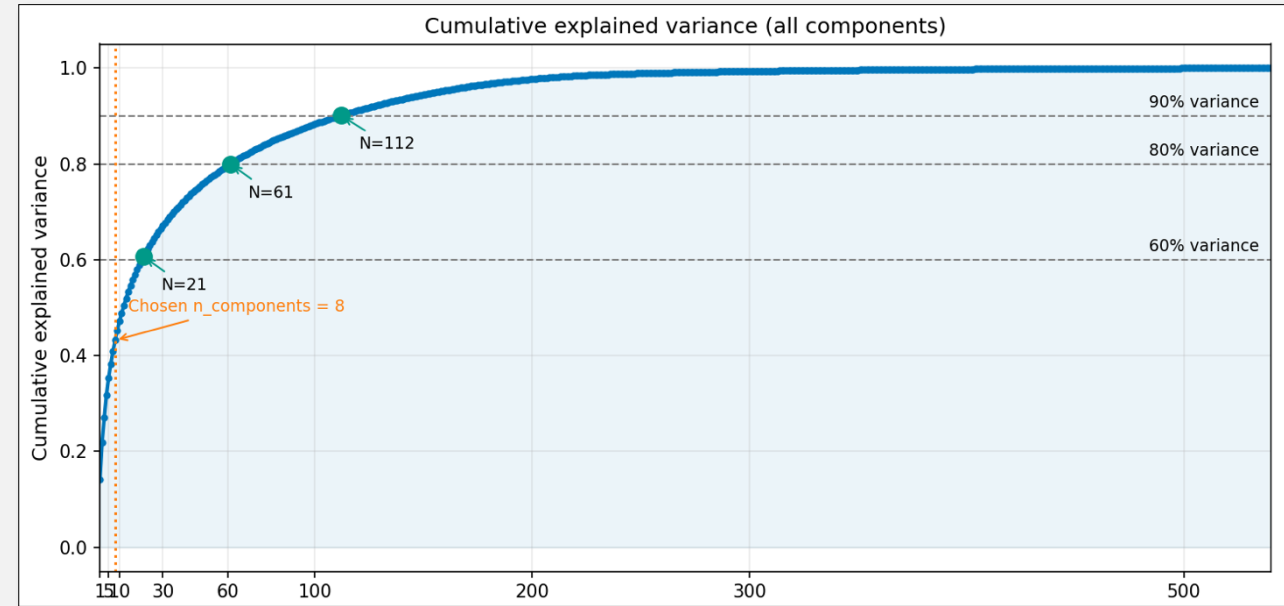
1. Amplitude Embedding:  $n \geq \log_2(N)$
2. Basis Embedding:  $n = N$

*For 500 features Amplitude Embedding requires  $\approx 9$  qubits, while Basis Embedding would require 500 qubits.*



# Hybrid workflow: Principal Component Analysis

- We have **9,576 features** per image.
- Using Amplitude Embedding **we would need  $\approx 14$  qubits**.
- Thus, dimensionality reduction is required to run it on a simulator.
- **Principal Component Analysis (PCA)** is a **dimensionality reduction technique** that transforms high-dimensional data into a lower-dimensional representation while preserving maximum variance.
- To run on a simulator—even in a local environment—**we choose to use 8 features** – with cumulative explained variance of 43%.



# Hybrid workflow: Quantum-Kernel SVM Classifier

- Training the quantum kernel takes around 40 minutes on an Intel Cascadelake CPU using the PennyLane lightning.qubit Simulator.
- QSVM kernel achieves a test accuracy of 77.8%
- While a classical SVM (RBF) on the same preprocessed data (HOG + PCA) achieves 90.2% test accuracy.

```
1 @qml.qnode(dev)
2 def kernel_circ(a, b):
3     qml.AmplitudeEmbedding(a, wires=range(nqubits), pad_with=0.0, normalize=True)
4     qml.adjoint(qml.AmplitudeEmbedding(b, wires=range(nqubits), pad_with=0.0,
5         normalize=True))
6     return qml.probs(wires = range(nqubits))
7 def qkernel(A, B):
8     return np.array([[kernel_circ(a, b)[0] for b in B] for a in A])
```

## NOTE:

1. We used a limited number of qubits (**3 qubits** for encoding **8 features** – 8 PCA components).
2. We used a small training set size (200 samples).
3. We used a **quantum computer simulator** (lightning.qubit) and not a real hardware.

Quantum SVM test accuracy: 0.778

Confusion matrix:

	Predicted Not Car	Predicted Car
Actual Not Car	4120	669
Actual Car	1487	3424

Classification report:

	precision	recall	f1-score	support
Not Car	0.73	0.86	0.79	4789
Car	0.84	0.70	0.76	4911
accuracy			0.78	9700
macro avg	0.79	0.78	0.78	9700
weighted avg	0.79	0.78	0.78	9700

Classical SVM Results:

Test accuracy: 0.902

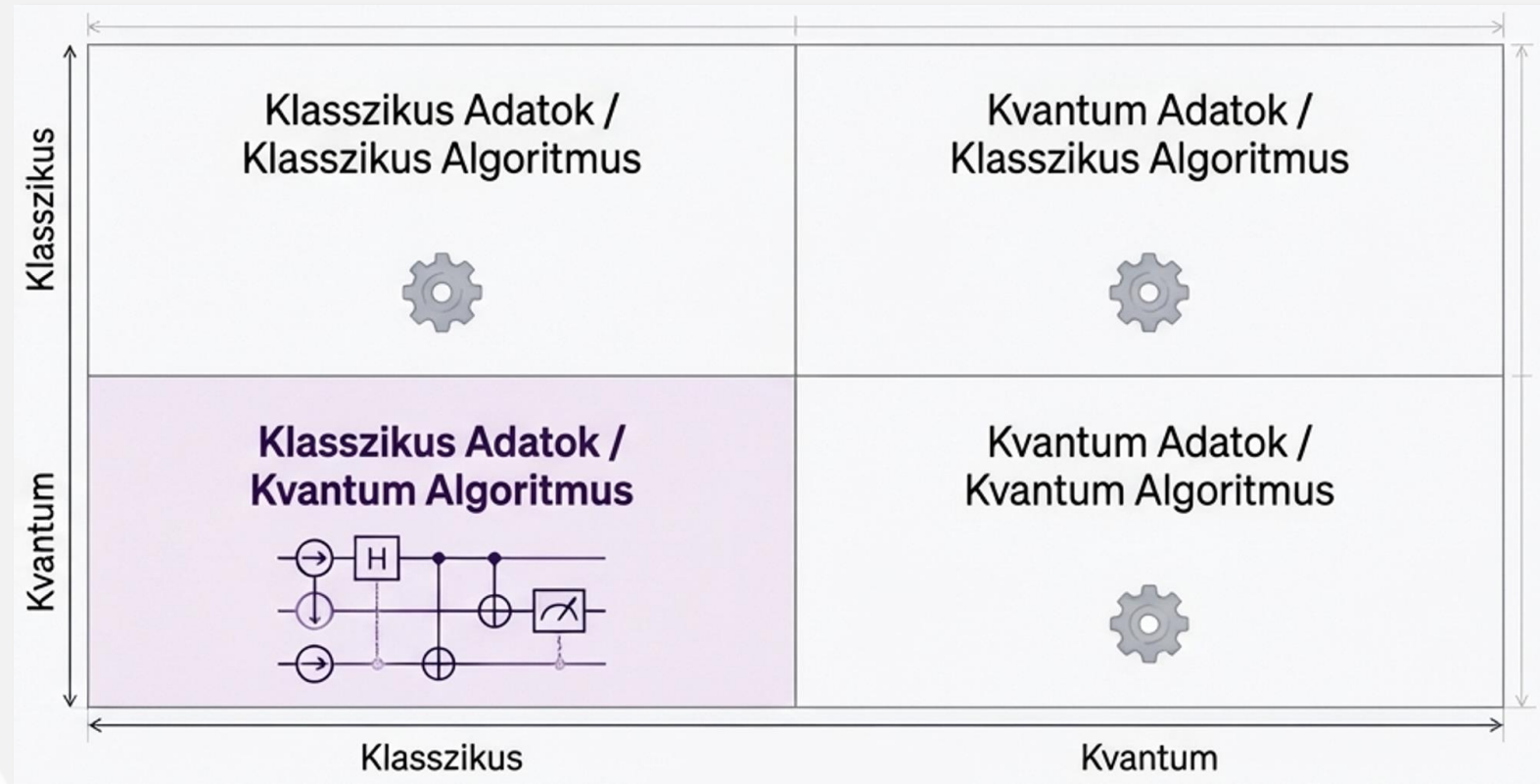
Confusion matrix:

	Predicted Not Car	Predicted Car
Actual Not Car	4553	236
Actual Car	712	4199

Classification report:

	precision	recall	f1-score	support
Not Car	0.86	0.95	0.91	4789
Car	0.95	0.86	0.90	4911
accuracy			0.90	9700
macro avg	0.91	0.90	0.90	9700
weighted avg	0.91	0.90	0.90	9700

# Kvantum Gépi Tanulás



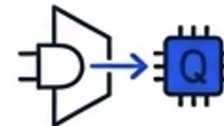
**Kvanum Támogató-  
vektor Gépek  
(OSVM)**



**Kvantum Neurális  
Hálózat (QNN)**



**Hibrid  
Architektúrák**



**Kvantum Generatív  
Ellenséges Hálózatok  
(QGAN)**



# Kvantum Neurális Hálózatok (QNN) – A klasszikus megközelítés kiterjesztése



A QNN-ek **CQ** modellek klasszikus bemenettel és kimenettel rendelkeznek. A különbség a köztes kvantumfeldolgozás.

# A QNN Architektúra három pillére



## 1. Adatelőkészítés

Klasszikus bemenet kódolása kvantumállapottá (Feature Map / Jellemzőtérképezés segítségével).



## 2. Adatfeldolgozás

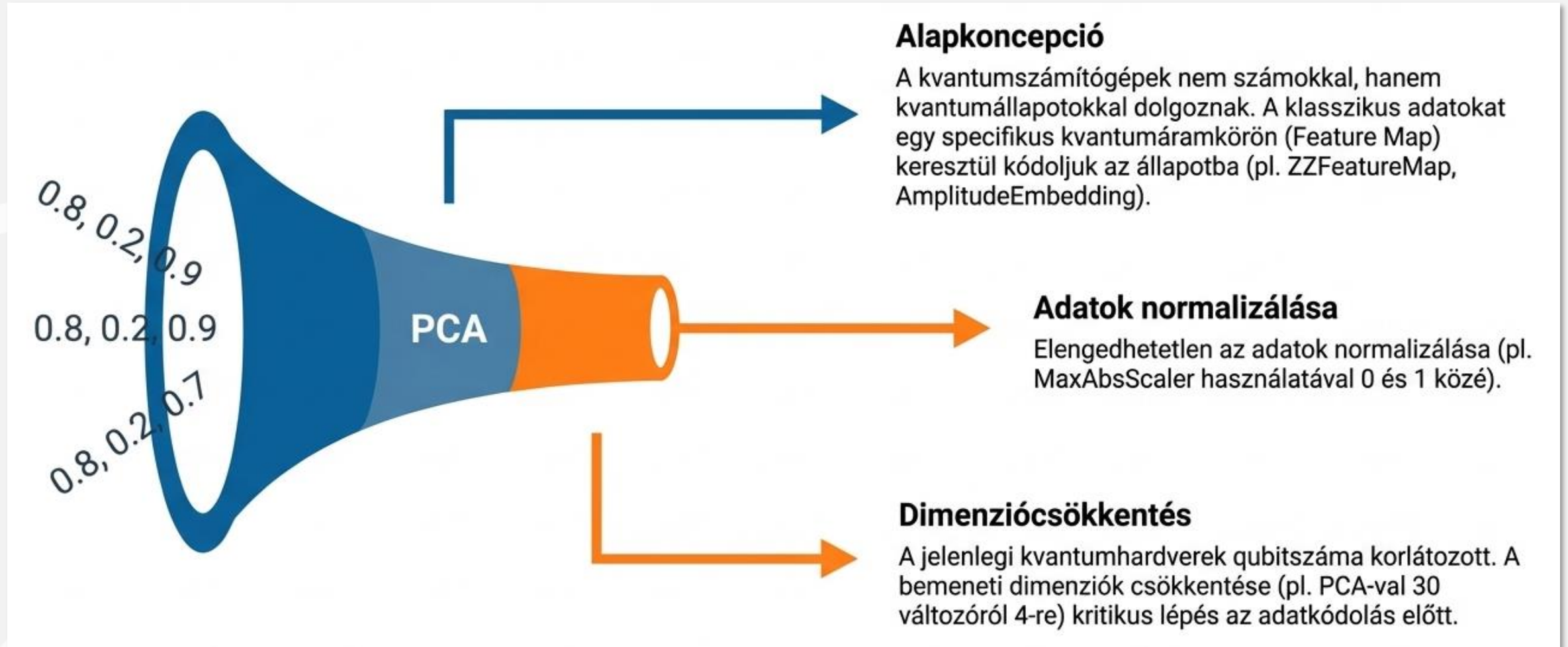
Az állapot transzformációja optimalizálható paraméterektől függő áramkörökkel (Variációs Forma / Ansatz).



## 3. Kimenet

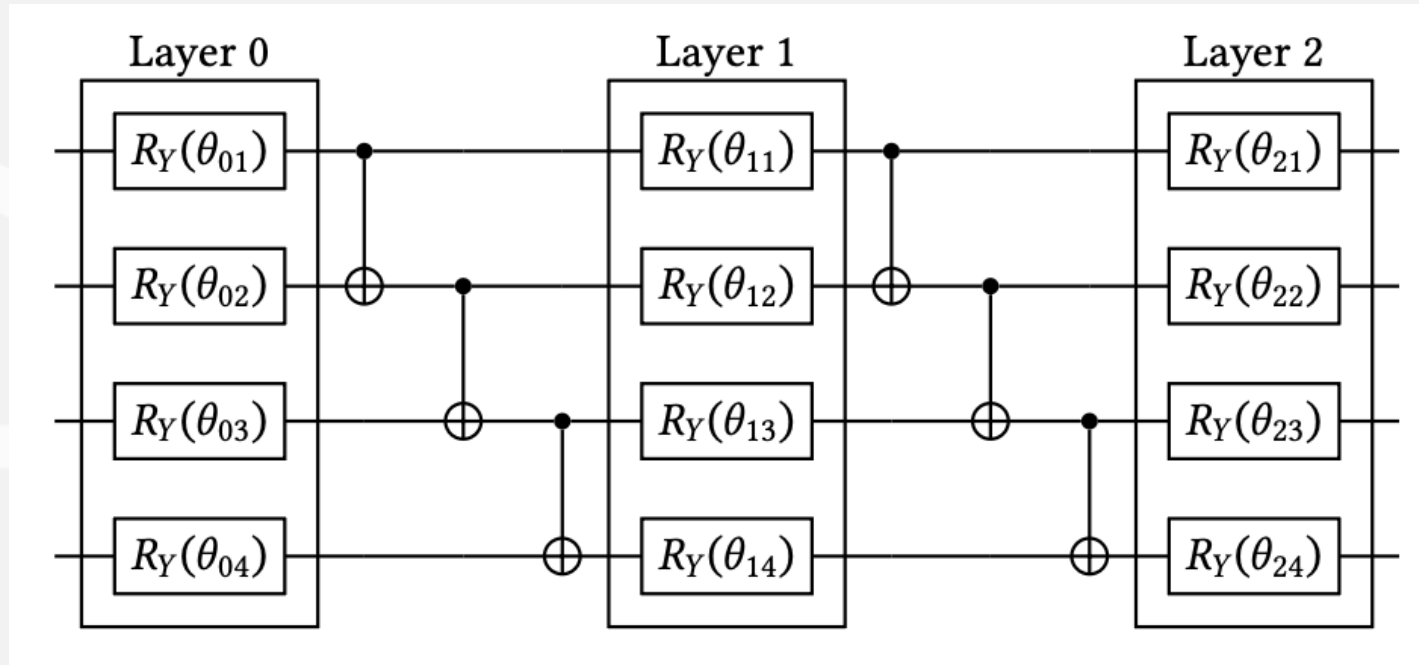
A transzformált kvantumállapot mérése a klasszikus eredmény eredmény kinyeréséhez (Megfigyelhető mennyiségek).

# 1. Lépés: Adatok betöltése a kvantumtérbe



## 2. Lépés: A feldolgozó motor (Variációs Formák)

A klasszikus súlyok helyett optimalizálható paraméterektől ( $\theta$ ) függő kvantum-áramköröket (**ansatz**) alkalmazunk. A  $\theta$  paraméterek frissülnek a model tanítása során.

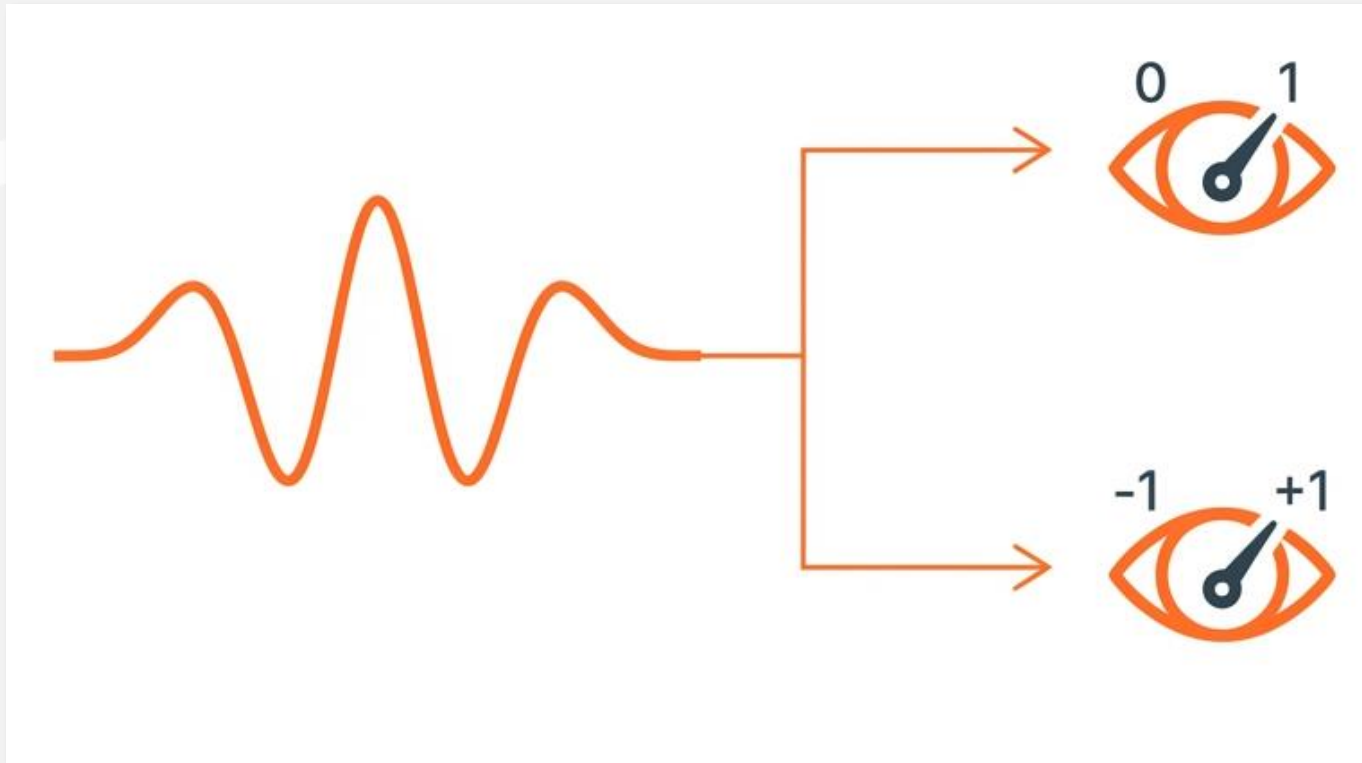


**Rotációs kapuk:** Független paraméterekkel módosítják az egyes qubitek állapotát.

**Összefonódás:** Paraméterek nélküli kapuk (pl., CNOT), amelyek kapcsolatot teremtenek a qubitek között.

### 3. Lépés: A klasszikus kimenet kinyerése

A transzformált kvantumállapotból klasszikus numerikus értéket kell kinyernünk egy megfigyelhető mennyiség mérésével.



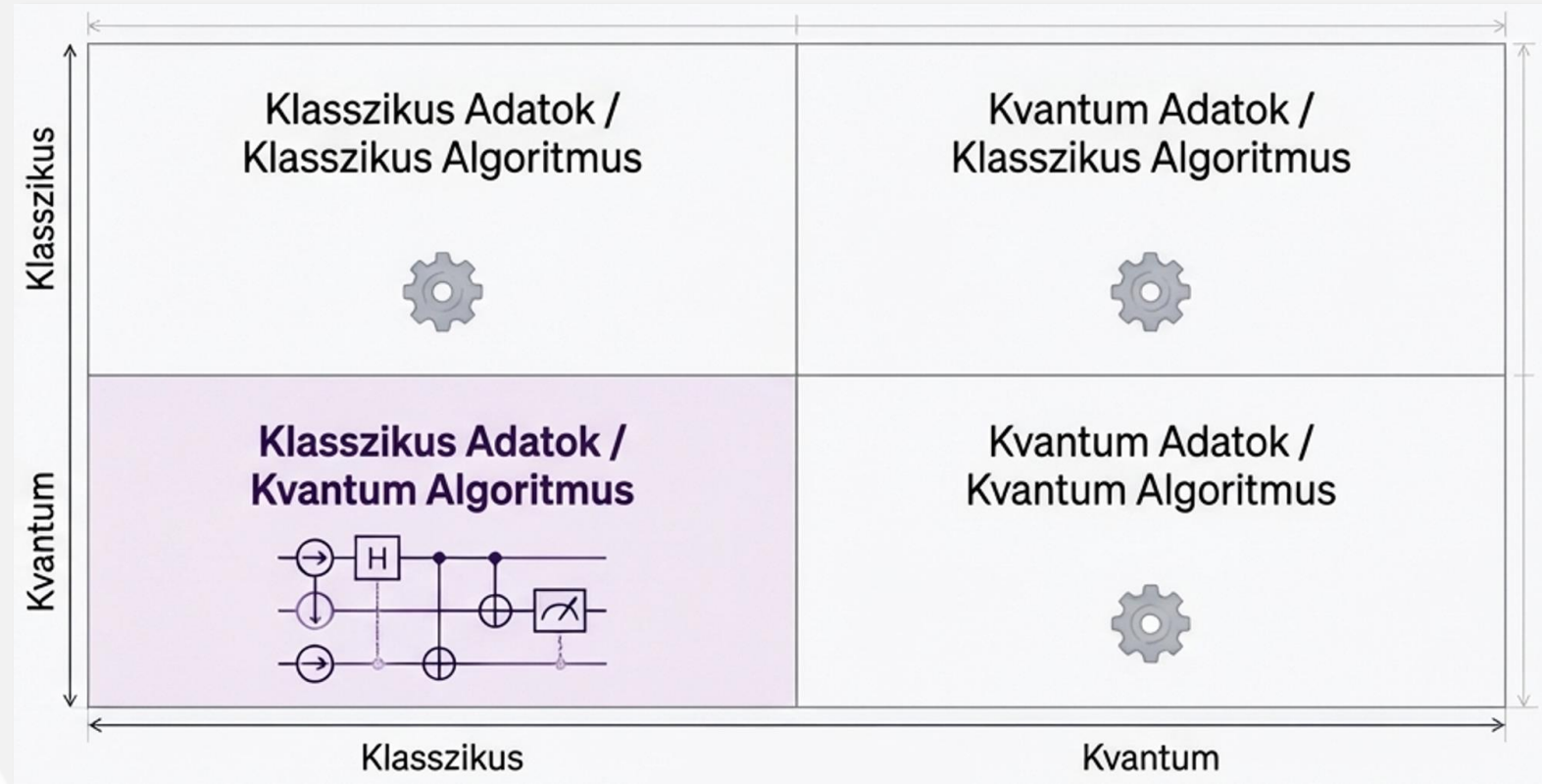
#### **A Opció: Számítási bázis várható értéke**

A legegyszerűbb megközelítés: a mérés valószínűségének kiszámítása (pl., az 1-es qubiten az eredmény 0 vagy 1). Gyakori választás a bináris osztályzóknál.

#### **B Opció: Paritás mérés**

Összetettebb operátorok (pl.,  $Z \otimes \dots \otimes Z$ ) alkalmazása. Párhuzamosan méri az összes qubitet, az eredmény +1 (ha párosszámú 0-t mérünk) vagy -1.

# Kvantum Gépi Tanulás



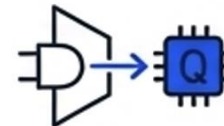
**Kvanum Támogató-  
vektor Gépek  
(OSVM)**



**Kvantum Neurális  
Hálózat (QNN)**



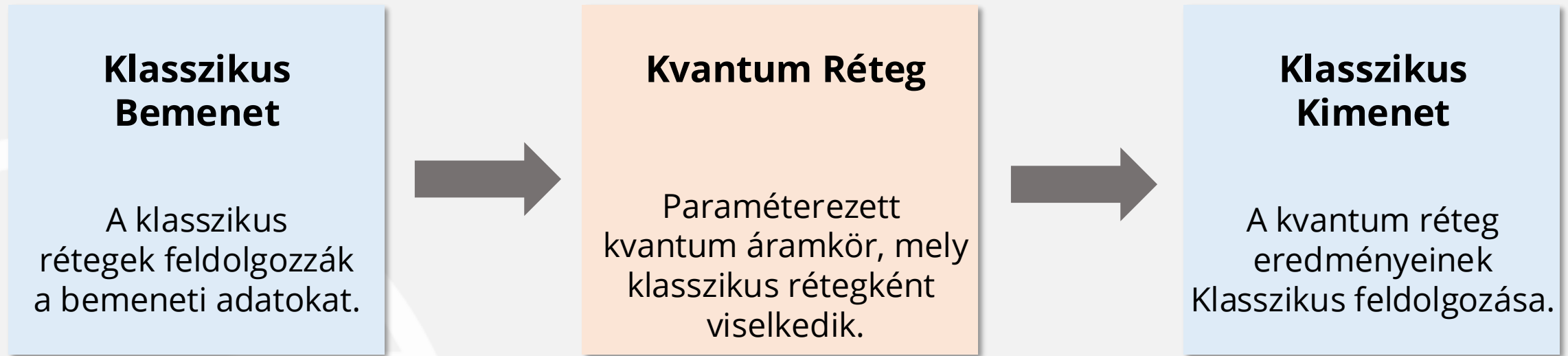
**Hibrid  
Architektúrák**



**Kvantum Generatív  
Ellenséges Hálózatok  
(QGAN)**

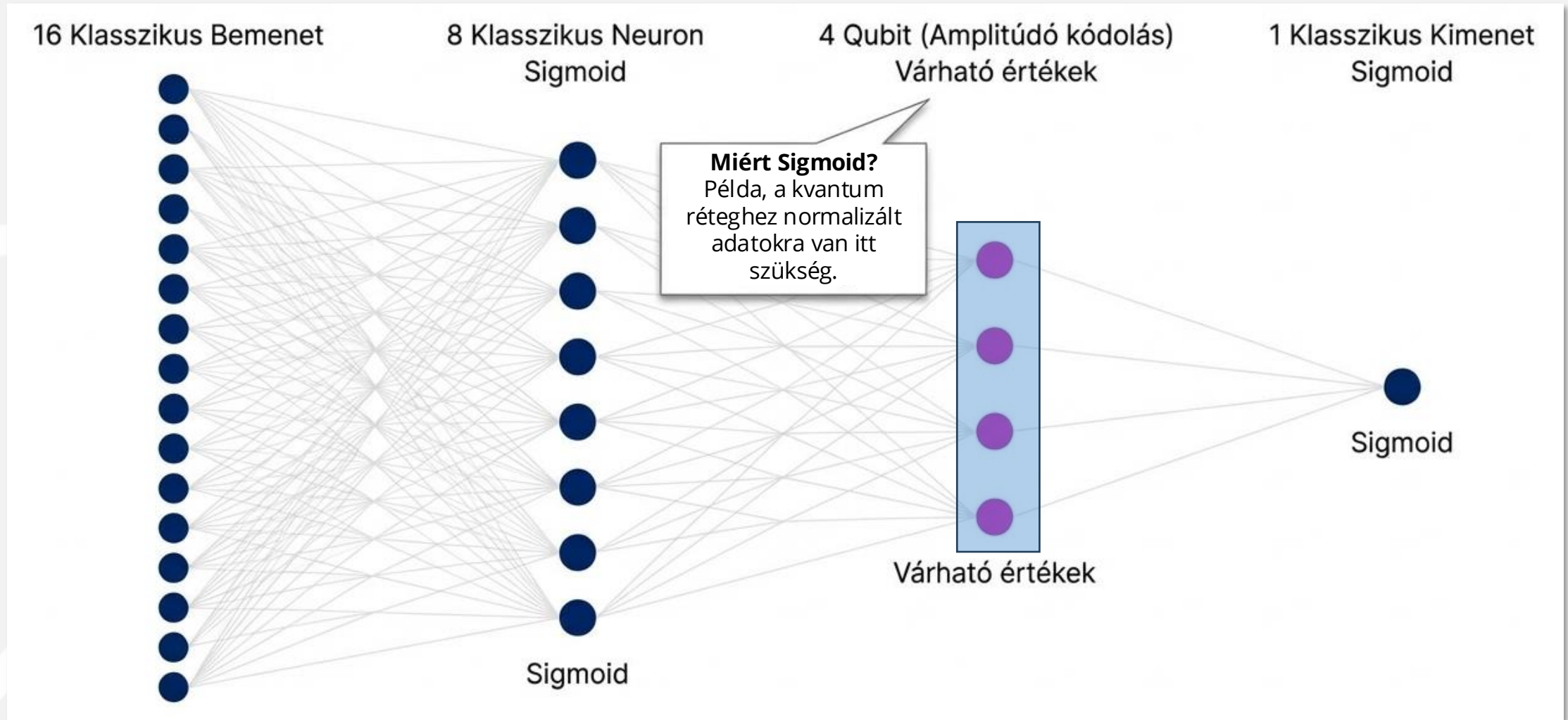


# Hibrid Neurális Hálózatok



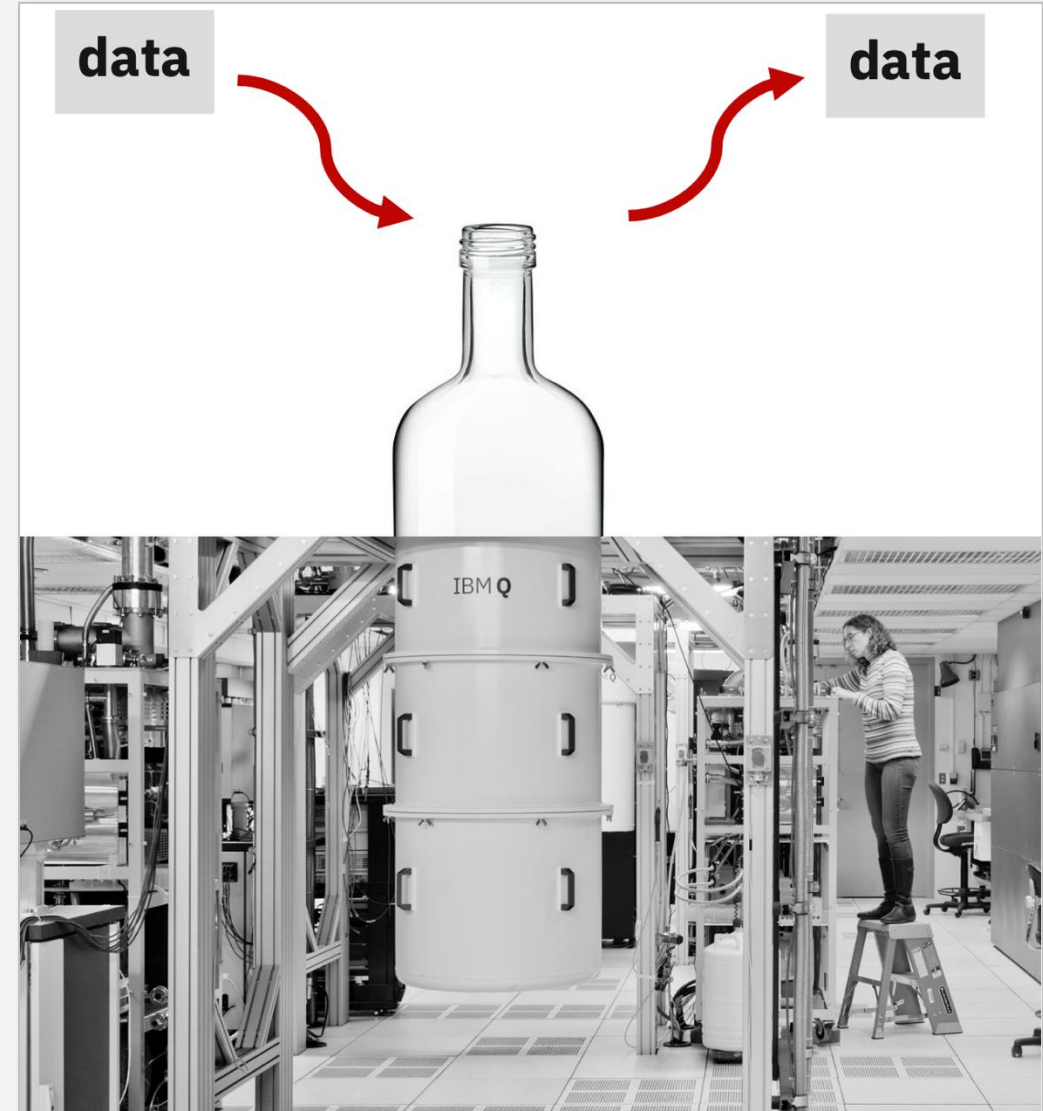
A teljes hibrid architektúra egyetlen egységként kerül tanításra.

# Egy Hibrid Model Lehetséges Felépítése



# Prospects & Bottlenecks

1. **Data loading** and **data readout** are generally difficult and costly [9]!
2. **QRAM** is not available.
  - **Bridge** between classical data sources and quantum processors.
  - **Encoding** of large datasets.
  - **Batch loading**
  - **Superposition-based data access**, enabling algorithms like:
    - Quantum kNN, Quantum PCA
    - Quantum recommendation systems
    - Grover search, Quantum walks, Quantum-enhanced optimization, Quantum Monte Carlo, etc.



# Quantum Machine Learning – Speedup

1. Rigorous analysis of a quantum speedup **for supervised learning** [1].
2. Unsupervised case of **training generative models, quantum speedups** for carefully crafted learning tasks have likewise been established [2,3].

[1] Liu, Y., Arunachalam, S., Temme, K.: A rigorous and robust quantum speed-up in supervised machine learning (2020). arXiv preprint arXiv:2010.02174

[2] Gao, X., Zhang, Z.Y., Duan, L.M.: A quantum machine learning algorithm based on generative models. Sci. Adv. 4(12), eaat9004 (2018)

[3] Sweke, R., Seifert, J.P., Hangleiter, D., Eisert, J.: On the quantum versus classical learnability of discrete distributions. Quantum 5, 417 (2021)



# Kvantumelőny?

- 1. Teljesítmény:** Az algoritmus jól old meg egy tanulási feladatot, ami azt jelenti, hogy az adatminták alapján képes általánosítani korábban nem látott adatokra.
- 2. Gyorsítás:** Az algoritmus gyorsabban fut, mint a gyakorlatban alkalmazható klasszikus versenytársai.
- 3. Relevancia:** Az algoritmus egy, a gépi tanulás szempontjából releváns problémát old meg.
- 4. Elérhetőség:** Az algoritmus megvalósításához szükséges technológia ésszerű eséllyel hamarosan elérhetővé válik.

*Vitatható, hogy jelenleg létezne olyan kvantumgépi tanulási algoritmus, amely mind a négy követelményt meggyőzően teljesíti.*

# A kvantum gépi tanulás jövője – I.

## 1. Még nagyon korai szakaszban járunk.

Fiatal kutatási terület, még most fedezik fel, mi működik és mi nem.

## 2. A nagy kérdés: valóban jobb tud lenni?

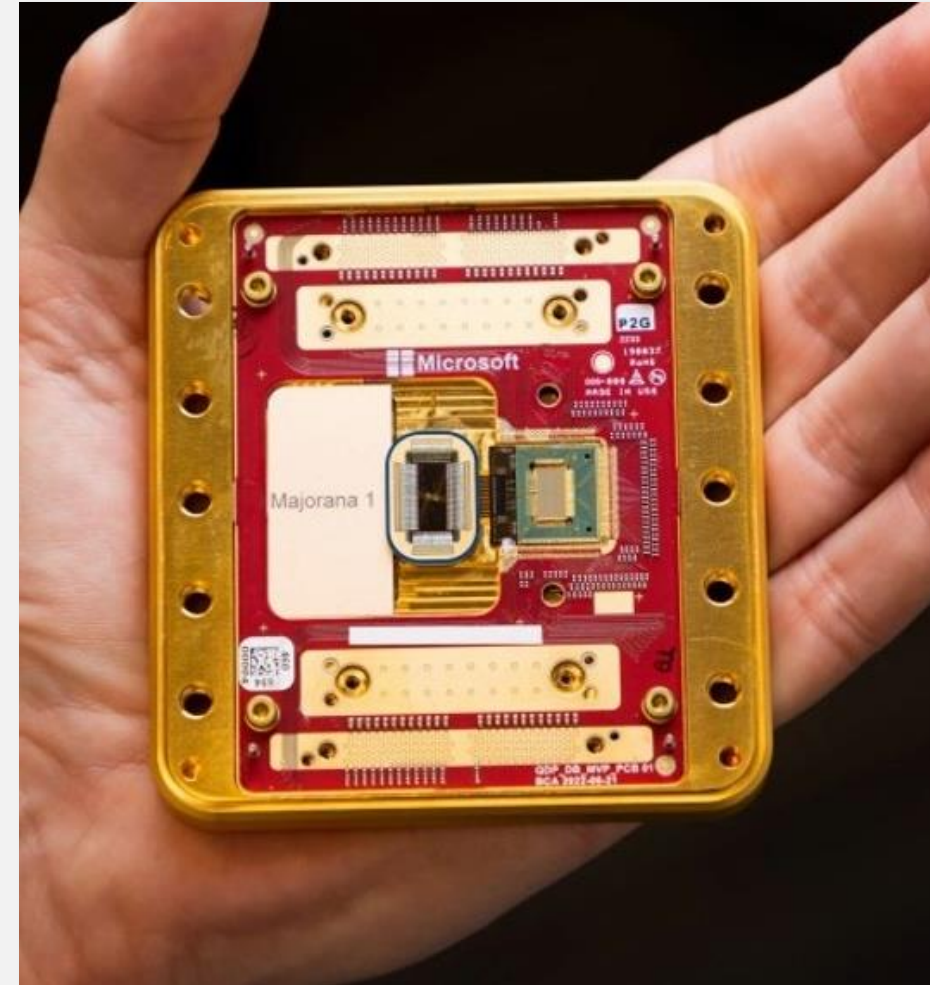
Azt próbálják bizonyítani, hogy a kvantum módszerek felülmúlhatják a mai, rendkívül erős klasszikus MI-rendszereket – de ezt eddig nem sikerült gyakorlati környezetben egyértelműen igazolni.

## 3. A gépi tanulás különösen nehéz terület.

Nem egyetlen konkrét problémát old meg (mint például a legrövidebb út megtalálása), hanem olyan modelleket épít, amelyek mintázatokat ismernek fel bonyolult, valós adatokban. Ez megnehezíti az előnyök bizonyítását.

## 4. Erős nyílt forráskódú eszközök segítik a fejlődést.

Olyan platformok, mint a PennyLane vagy a TensorFlow Quantum lehetővé teszik az ötletek gyors tesztelését és szimulációját.



# A kvantum gépi tanulás jövője – II.

## 5. A hangsúly a „gyorsabbról” az „okosabbra” helyeződik át.

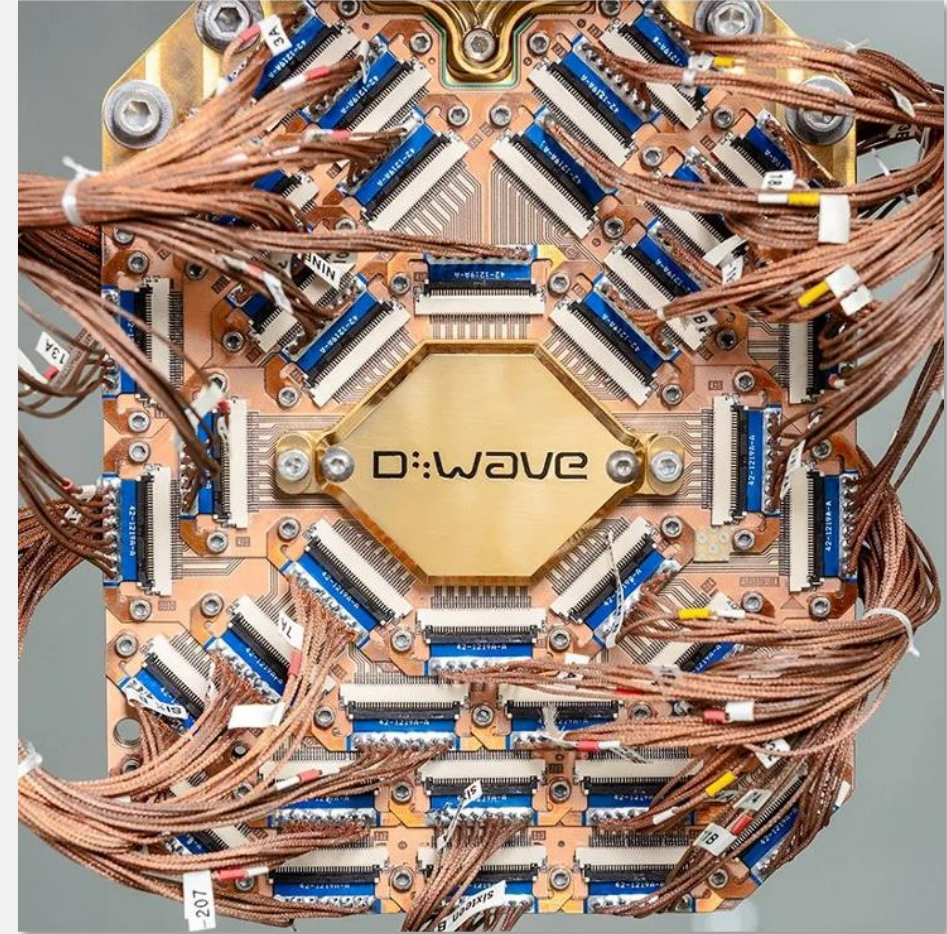
- A korai kutatások főként algoritmusok gyorsítására koncentráltak.
- Ma inkább azt vizsgálják, *mit és hogyan képesek valóban megtanulni a kvantum modellek.*

## 6. Még nem tudjuk, mi a legjobb modellfelépítés.

- A klasszikus MI-ben (pl. neurális hálók) bevált struktúrák léteznek.
- A kvantum gépi tanulásban *még keresik azt az alapvető modell típust,* ami természetesen illeszkedik a tanulási feladatokhoz.

## 7. Valószínűleg speciális problémákban lesz erős.

A kvantumszámítógépek nem fogják leváltani a klasszikus számítógépeket, *inkább bizonyos speciális területeken* (pl. összetett hálózatok elemzése, orvosi képalkotás, fizikai problémák) lehetnek hasznosak.



# A kvantum gépi tanulás jövője – III.

- 8. Lehet, hogy nem lesz egyetlen „áttörő alkalmazás”.**  
Elképzelhető, hogy nem egy forradalmi megoldás jelenik meg, hanem inkább speciális gyorsító eszközként használják majd bizonyos területeken.
- 9. Az üzleti hasznosulás még bizonytalan.**  
A klasszikus mesterséges intelligencia már most is rendkívül erős, ezért nem világos, mikor és hogyan kínál majd valódi üzleti előnyt a kvantum gépi tanulás.
- 10. Alapvetően egy mély tudományos kérdésről van szó.**  
A kvantum gépi tanulás azt vizsgálja, mit jelent a „tanulás”, ha az információ feldolgozása a kvantumfizika törvényei szerint történik. Ez önmagában is izgalmas kutatási terület.



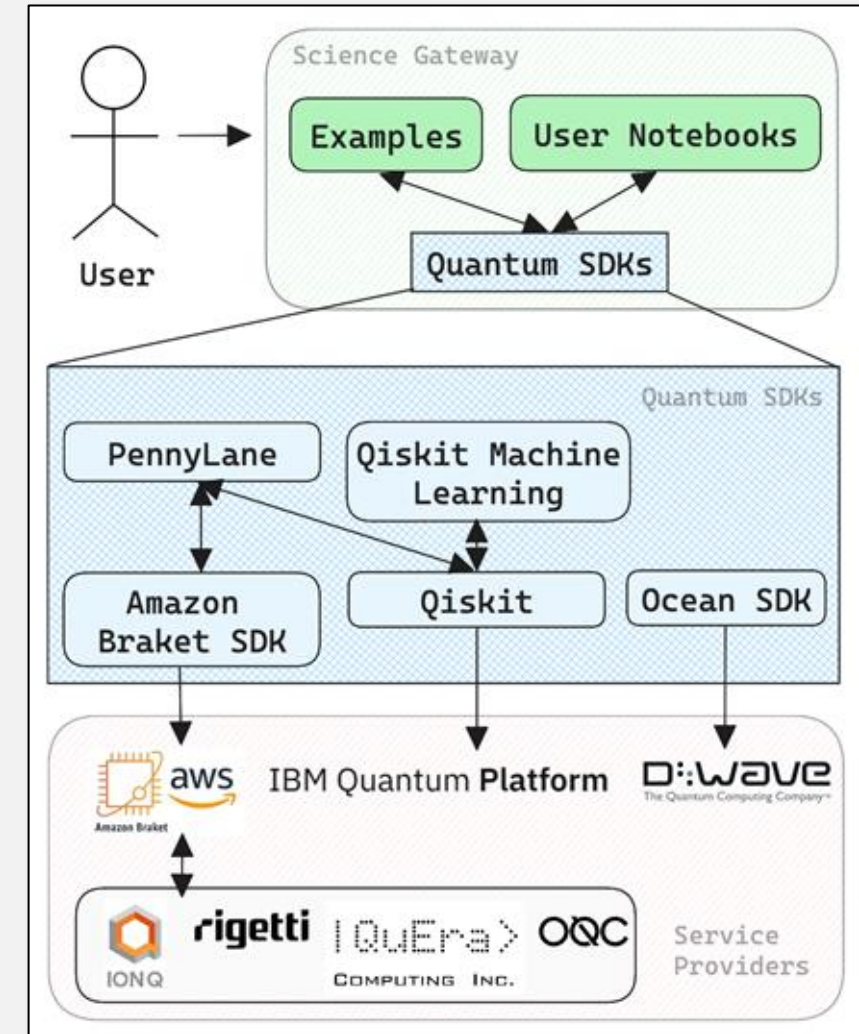


# „Kvantum Referencia Architektúra” a HUN-REN Felhőben

A "Quantum" referencia architektúra célja, hogy alkalmazási réteget biztosítson a HUN-REN felhő felhasználók számára, megkönnyítve a rendelkezésre álló kvantumerőforrásokkal való kísérletezést és ismerkedést.

<https://science-cloud.hu/en/reference-architectures/quantum>

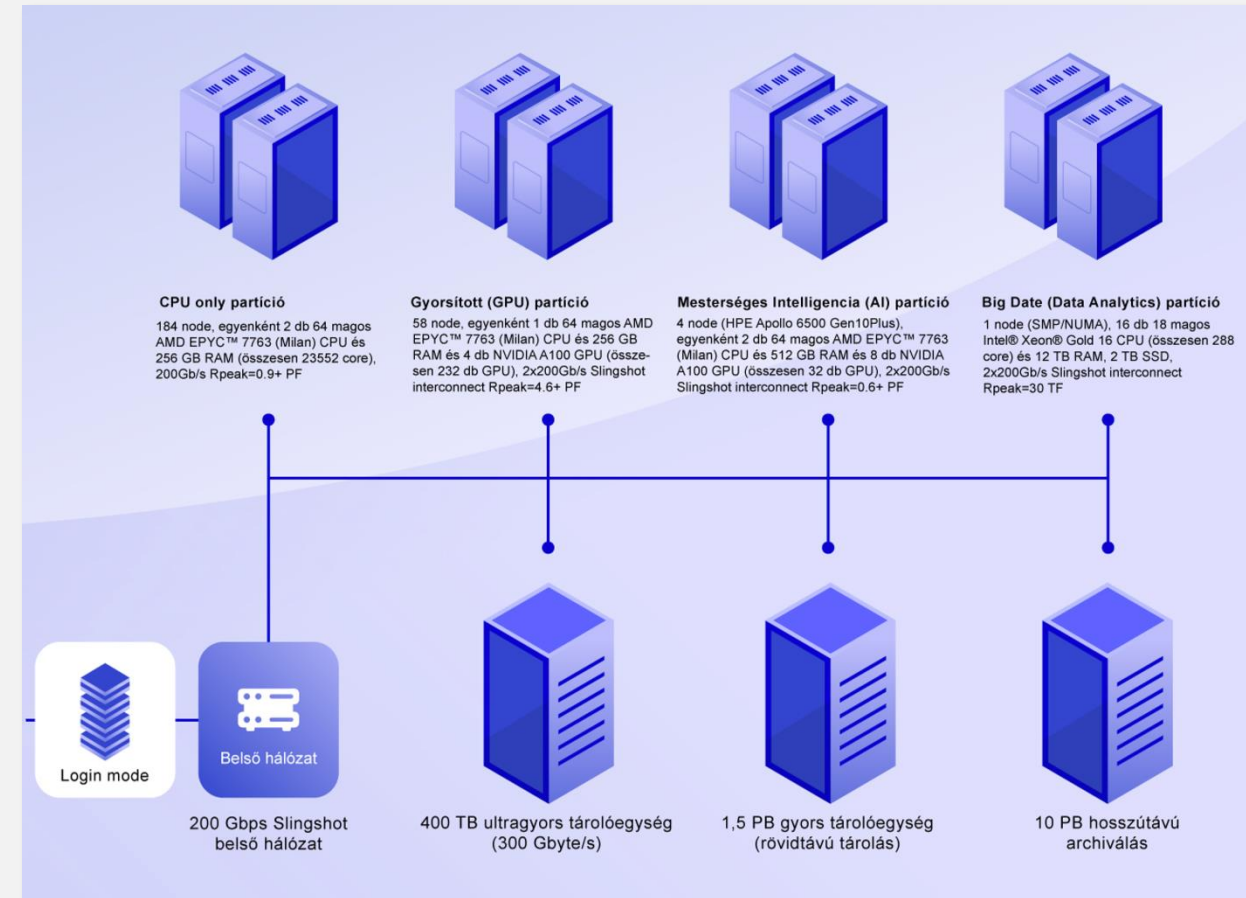
- JupyterLab alapú felhasználói felületet, előre elkészített példákkal (jelenleg a **D-Wave Leap**, **IBM Qiskit** és **Amazon Braket** kvantum erőforrások használatával)
- Egyéni keretrendszer mikroszolgáltatások jegyzetfüzetekből való létrehozásához és üzembe helyezéséhez, valamint REST API-n keresztüli eléréséhez.





# Kvantum Referencia Architektúra - HPC környezet

- Konténerizált, és alkalmas nagy teljesítményű számítástechnikai (HPC) és felhőalapú környezetekhez.
- Kulcsrakész megoldás: **nincs szükség telepítésre, minden szükséges komponenst tartalmaz.**
- A szimulátorok képesek **több CPU-magra skálázódn**i, és **több GPU-t is képesek kihasználni.**





# Kvantum Referencia Architektúra – Támogatott Kvantumszámítógép szimulátorok

Bundled simulators that can utilize both **CPU-only** and **multi-GPU** setups in **Cloud and HPC environments**:

Qiskit (Gate-based)		D-Wave (Annealing)	
Qiskit AER	<ul style="list-style-type: none"><li>• CPU-based simulator backend (multi-CPU)</li><li>• GPU-based simulator backend (multi-GPU)</li></ul>	Classical Samplers (CPU)	<ul style="list-style-type: none"><li>• PlanarGraphSolver</li><li>• RandomSampler</li><li>• SimulatedAnnealingSampler</li><li>• PathIntegralAnnealingSampler</li><li>• RotorModelAnnealingSampler</li><li>• SteepestDescentSolver</li><li>• TabuSampler</li><li>• TreeDecompositionSolver</li></ul>
Example Notebooks	<ul style="list-style-type: none"><li>• Vertex Cover (CPU)</li><li>• Vertex Cover (GPU, multi-GPU)</li></ul>	Example Notebooks	<ul style="list-style-type: none"><li>• Cooperative Aerial-Ground 3D Mapping</li><li>• Traveling Salesman Problem (TSP)</li></ul>
Pennylane (Gate-based)			
Lightning.qubit Qiskit AER	<ul style="list-style-type: none"><li>• CPU-based simulator backend</li><li>• CPU-based simulator backend (multi-CPU)</li><li>• GPU-based simulator backend (multi-GPU)</li></ul>		
Example Notebooks	<ul style="list-style-type: none"><li>• Quantum SVM Car Detection (CPU)</li></ul>		

# Hivatkozások

1. I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville. Deep Learning. MIT Press, 2016
2. K. P. Murphy. Machine learning: a probabilistic perspective. MIT Press, 2012
3. M. A. Nielsen and I. L. Chuang. Quantum Computation and Quantum Information. Cambridge University Press, 2010.
4. M. Hayashi. Quantum Information: An Introduction. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
5. S. Aaronson and A. Arkhipov. The computational complexity of linear optics. 2011.
6. D. Shepherd and M. J. Bremner. Temporally unstructured quantum computation. 2009.
7. Y. Liu, S. Arunachalam, and K. Temme. A rigorous and robust quantum speed-up in supervised machine learning. 2021.
8. V. Havlíček, et al. Supervised learning with quantum-enhanced feature spaces. 2019.
9. S. Aaronson. Read the fine print. 2015.
10. J. McClean, et al. Barren plateaus in quantum neural network training landscapes. 2018.

# Linkek

1. Quantum @ SZTAKI: <https://q.sztaki.hun-ren.hu/>
2. A. C. Marosi et al., "Toward a Quantum-Science Gateway: A Hybrid Reference Architecture Facilitating Quantum Computing Capabilities for Cloud Utilization," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 143913-143924, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3342749.
3. Quantum | HUN-REN Cloud (science-cloud.hu): <https://science-cloud.hu/en/reference-architectures/quantum>
4. HUN-REN Cloud - <https://science-cloud.hu/en>
5. Komondor HPC - <https://hpc.kifu.hu/hu/komondor.html>



# Köszönöm!

[www.sztaki.hun-ren.hu/](http://www.sztaki.hun-ren.hu/)

