

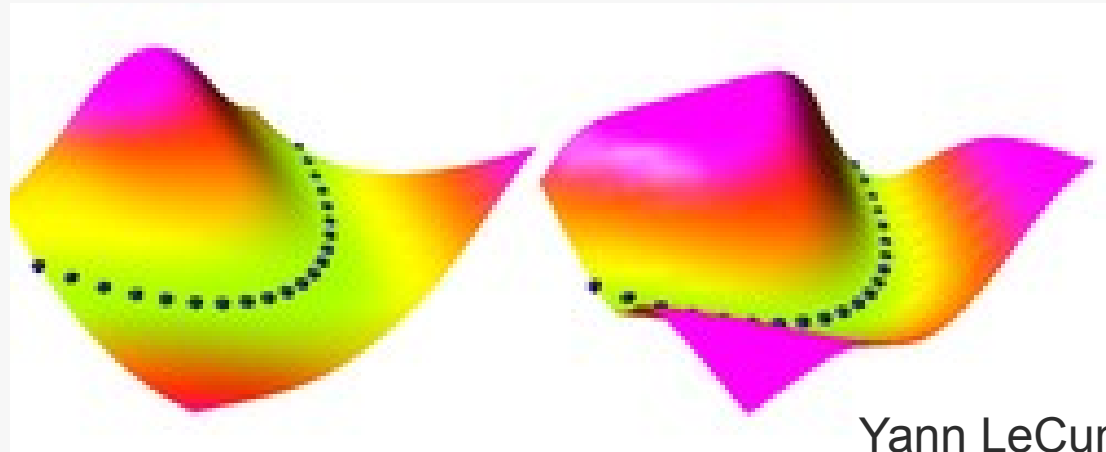
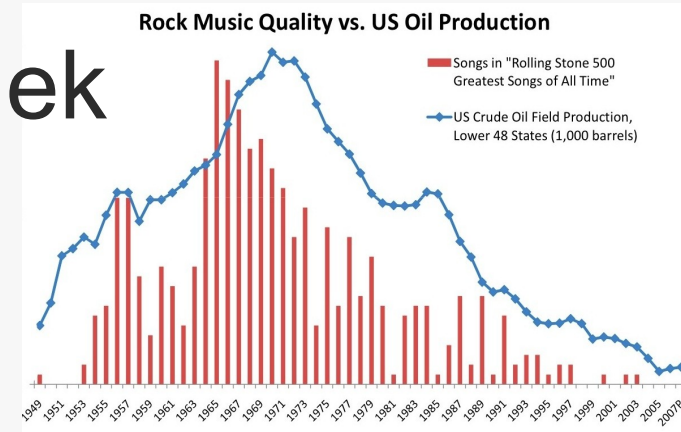
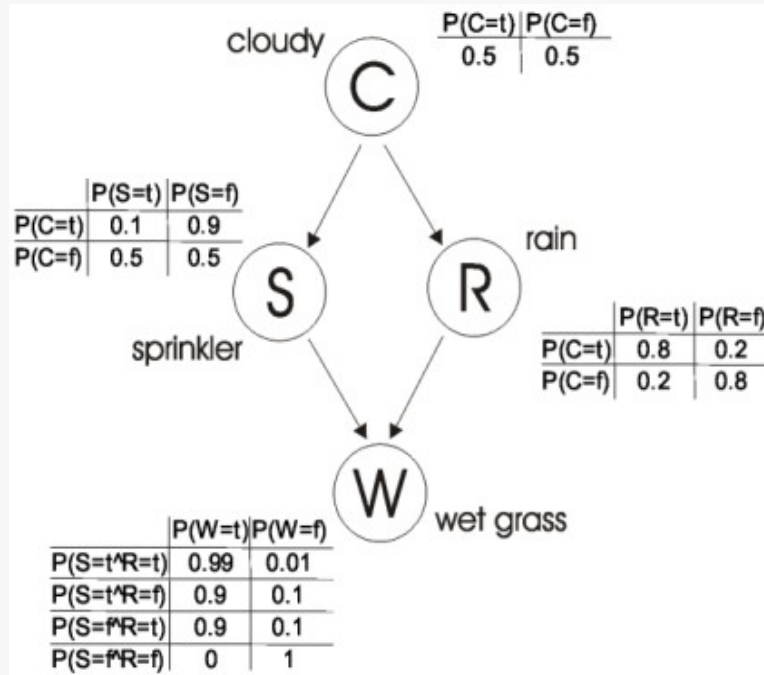
Boltzmann-gépek



ML - CN interakciók

- Kibernetika: Wiener és McCulloch
- Neuronmodellek → mintázatfelismerés
 - Tanulási szabályok: Hebb
 - Megerősítéses tanulás
- Minsky-Papert, reprezentációs korlátok, skálázhatósági problémák
- Machine learning: probabilisztikus modellek, unsupervised learning, fejlettebb neuronhálózatok, bayes-i módszerek → idegrendszeri komputáció modelljei

Kauzális és energiaalapú modellek



Determinisztikus

Előrecsatolt háló

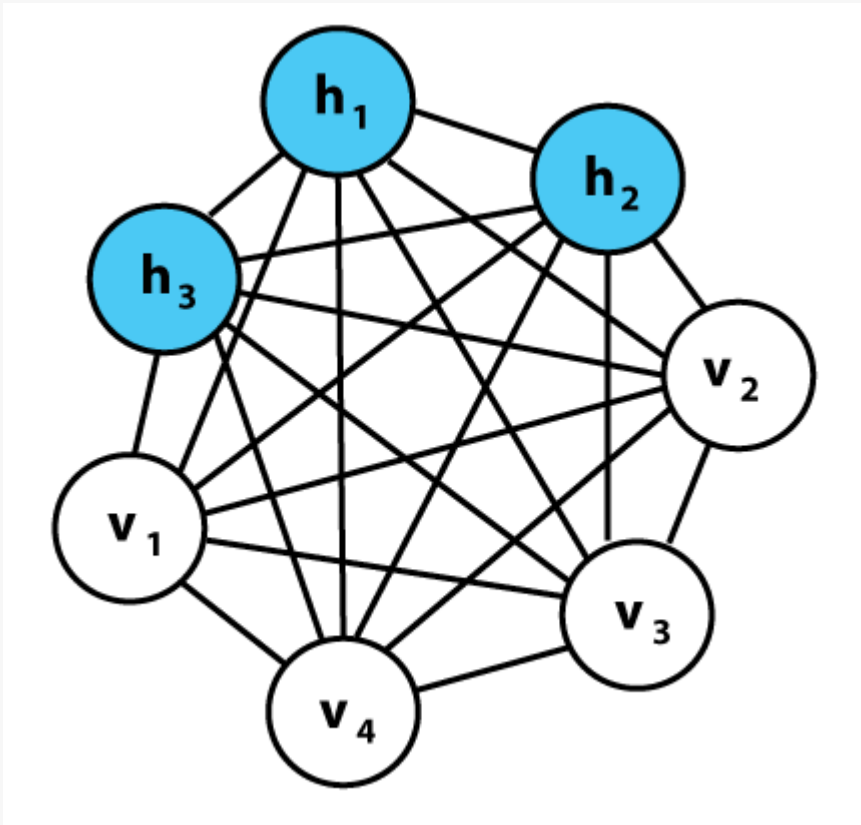
Probabilisztikus

Bayes-háló

Hopfield-háló

Boltzmann-gép

A Boltzmann-gép architektúrája



$$P(s_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-b_i - \sum_j s_j w_{ij}}}$$

$$P(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = \frac{e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})}}{\sum_{\mathbf{v}', \mathbf{h}'} e^{-E(\mathbf{v}', \mathbf{h}')}}}$$

$$P(\mathbf{v}) = \frac{\sum_{\mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})}}{\sum_{\mathbf{v}', \mathbf{h}'} e^{-E(\mathbf{v}', \mathbf{h}')}}}$$

$$\begin{aligned} -E(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = & \sum_i s_i^v b_i + \sum_{j>i} s_i^v s_j^v w_{ij} + \sum_k s_k^h b_k + \sum_{l>k} s_k^h s_l^h w_{kl} + \\ & + \sum_{m>n} s_m^v s_n^h w_{mn} \end{aligned}$$

Mintavételezés

- A normalizációs tagok kiszámolása exponenciális komplexitású → Markov Chain Monte Carlo mintavételezés
- Elindítjuk a gépet véletlenszerű állapotból, és megvárjuk, hogy beálljon a hőmérsékleti egyensúly
- Mintavételezés csak a rejtett egységekből: a látható egységeket az adatvektorhoz rögzítjük
 - A rejtett egységek az adatvektor “magyarázatát” adják, a jobb magyarázatokhoz alacsonyabb energia tartozik

Tanulás Boltzmann-géppel

- Maximum Likelihood tanulás

$$\operatorname{argmax}_W p(V|W) = \prod_{\mathbf{v} \in V} p(\mathbf{v}|W) = \sum_{\mathbf{v} \in V} \log p(\mathbf{v}|W)$$

- Gradiens-módszer

$$\frac{\partial p(\mathbf{v})}{\partial w_{ij}} = \langle s_i s_j \rangle_{\mathbf{v}} - \langle s_i s_j \rangle_{rand}$$

- Pozitív fázis

- A látható egységeket fixálva várjuk meg az egyensúlyt, minden tanulóvektorra átlagoljuk a statisztikát
- A Boltzmann-valószínűség számlálóját növeli

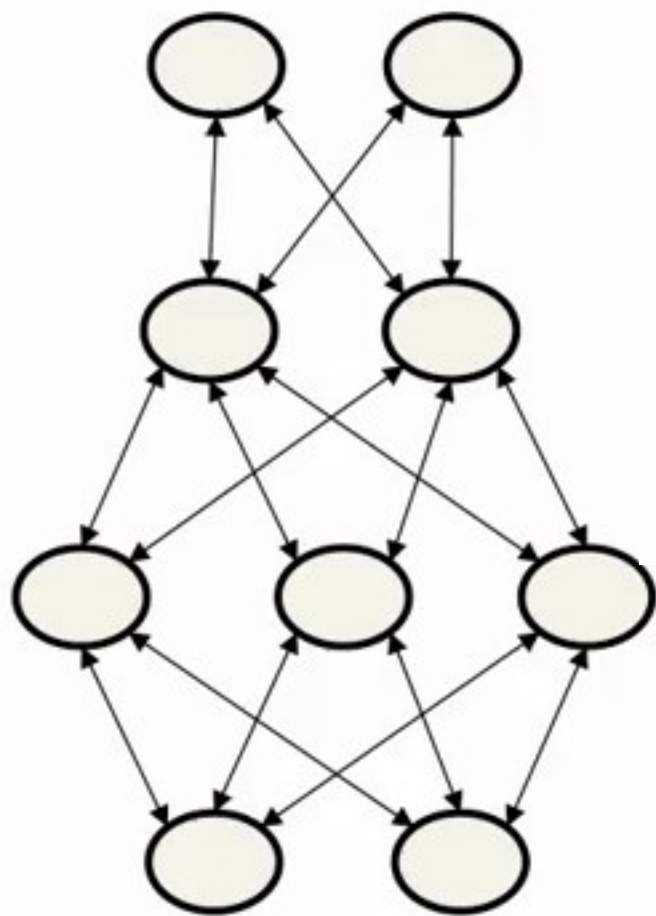
- Negatív fázis

- Véletlen kiindulópontból várjuk meg az egyensúlyt jó sokszor, aztán átlagoljunk
- A Boltzmann-valószínűség nevezőjét csökkenti

Hatékonyabb tanulás

- A statisztikák előállítása nagyon nem hatékony
- Warm start: tároljuk a korábban előállított egyensúly-értékeket (particles), és ha a súlyok azóta nem változtak sokat, onnan hamarabb elérjük az egyensúlyt
- Mean-field közelítés
- Deep Boltzmann Machine: rétegekbe szervezzük az egységeket – párhuzamos frissítés

Mintagenerálás tanított hálózattól

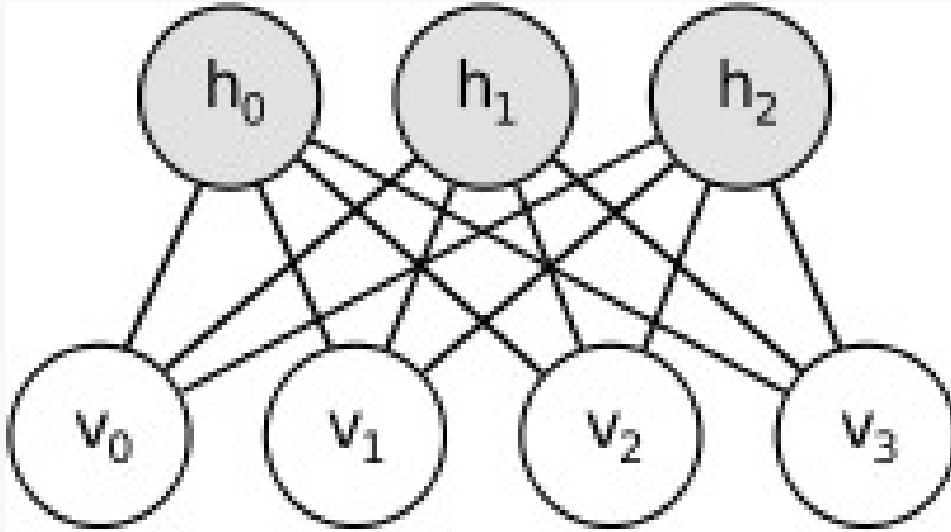


visible



MNIST

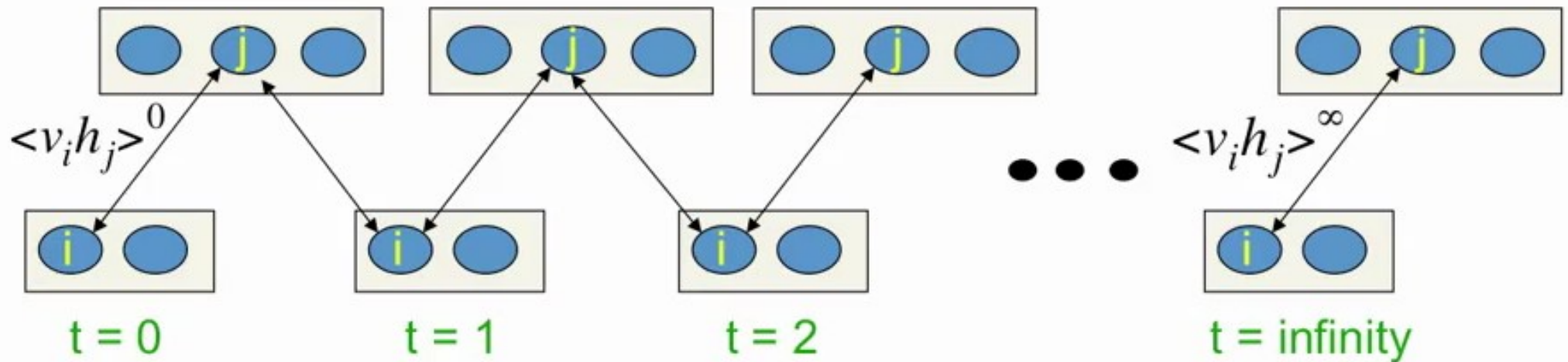
Restricted Boltzmann Machine



- Egy látható és egy rejtett réteg
- Rétegen belül nincsenek kapcsolatok \rightarrow független rejtett egységek

- A rejtett rétegben egy lépéssel elérjük az egyensúlyt
- A negatív statisztikához indítsuk a hálózatot ebből az állapotból

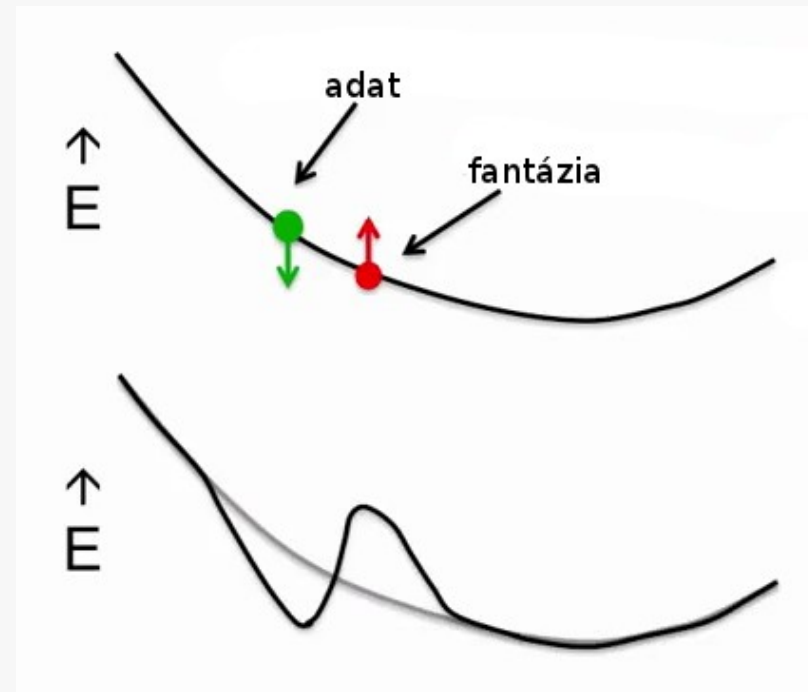
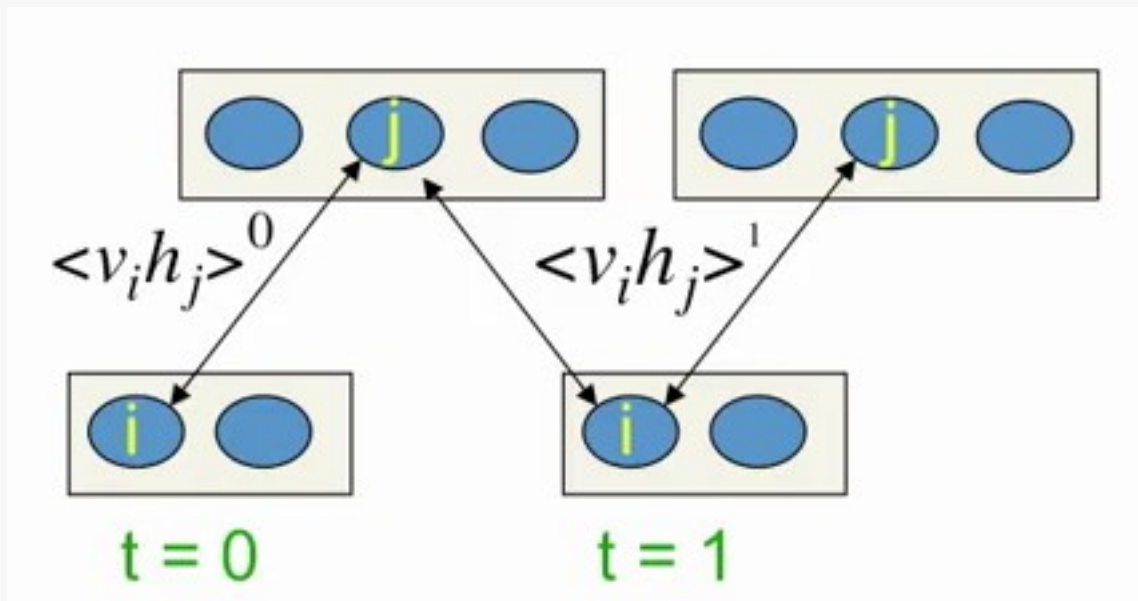
Tanulás RBM-mel



$$\Delta w_{ij} \sim \langle s_i s_j \rangle_0 - \langle s_i s_j \rangle_\infty$$

- A látható elemek generált állapota: fantázia
- Így csak a számításigény egyik felén spórolunk
- Közelítés: csak egyet lépünk a fantázia előállításához

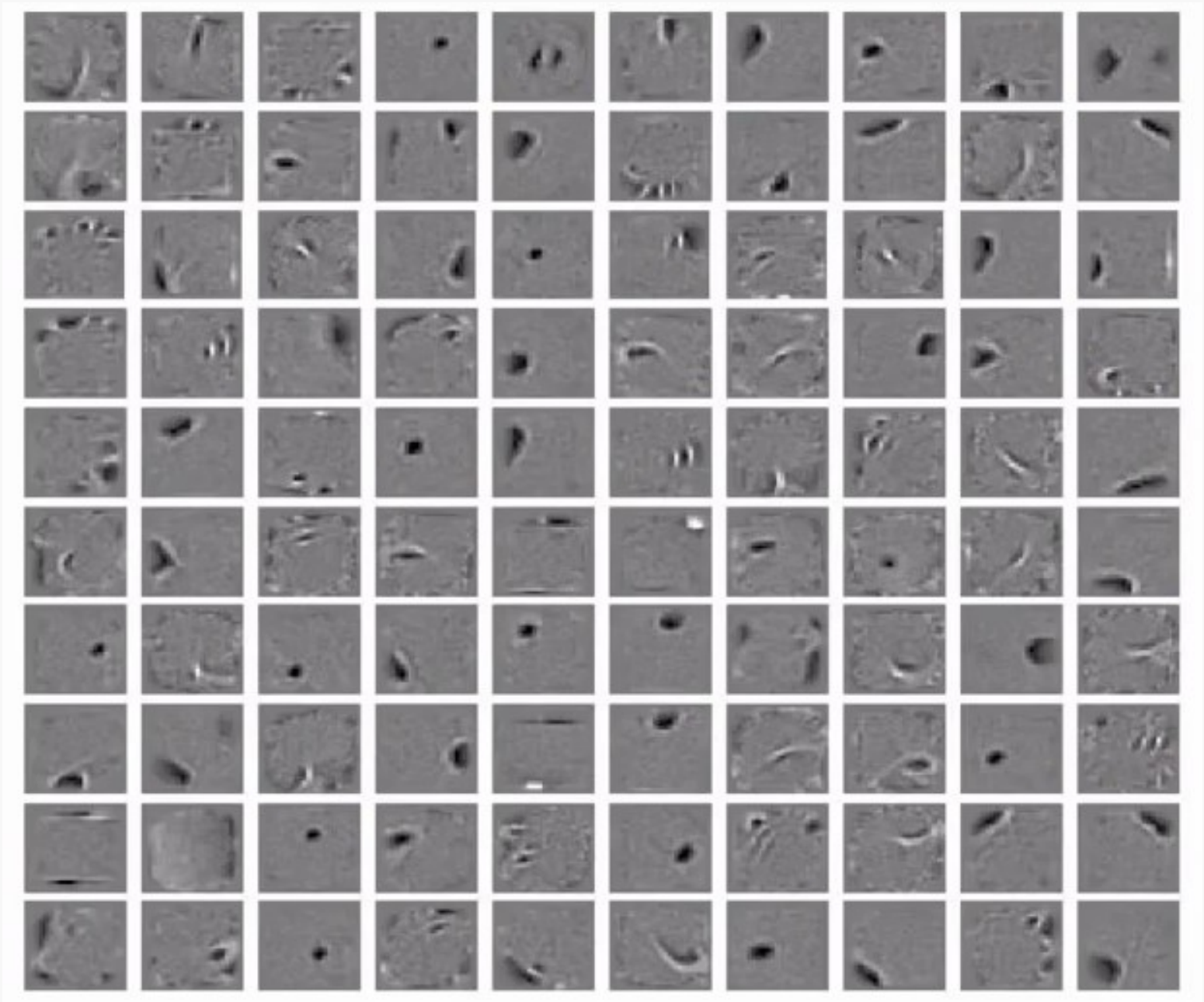
Contrastive divergence



$$\Delta w_{ij} \sim \langle s_i s_j \rangle_0 - \langle s_i s_j \rangle_1$$

- Az adattól távolabbi minimumokat nem látja
- Miután valamennyire rátanult a hálózat az adatra, többlépéses CD-re térünk át: CD3, CD6, ...

RBM rejtett egységei által tanult minták számjegyekhez

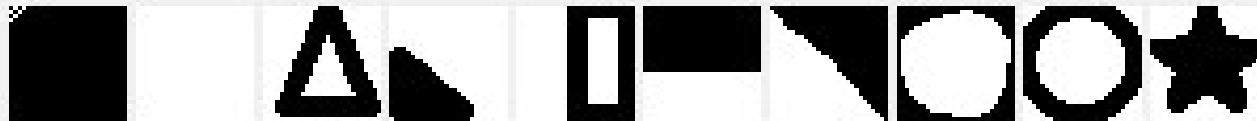


RBM rejtett egységei által tanult minták síkidomokhoz

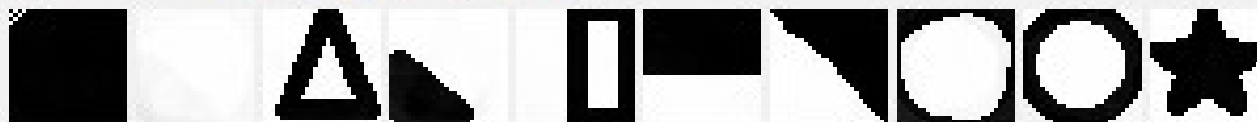
Progress

Gen 1758:

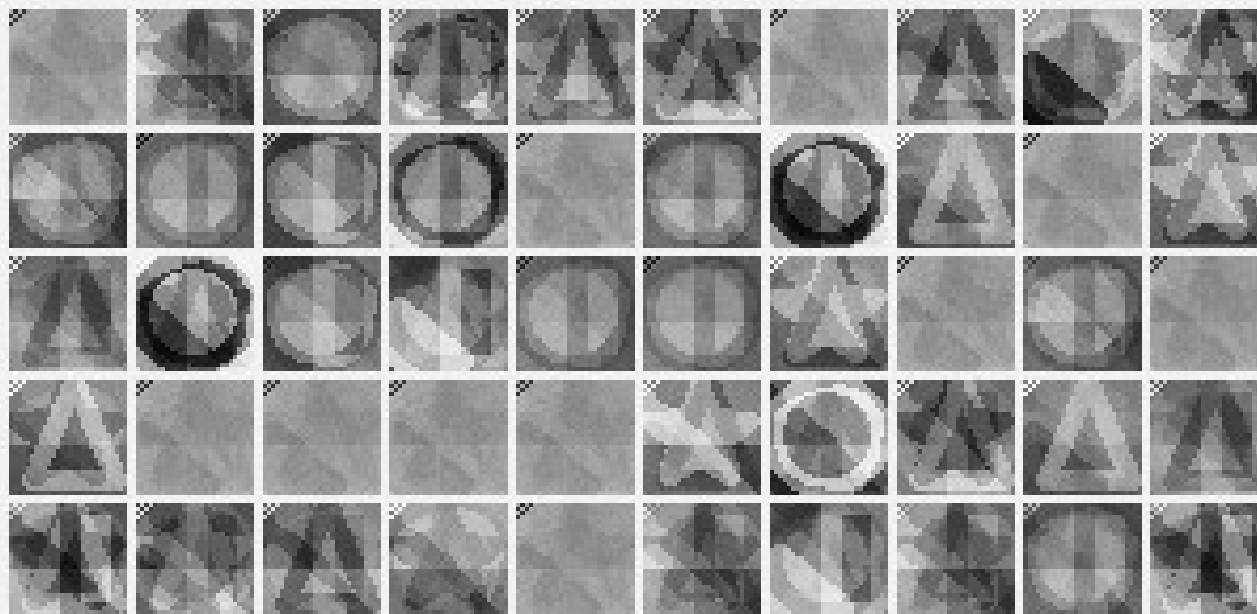
Inputs (first x)



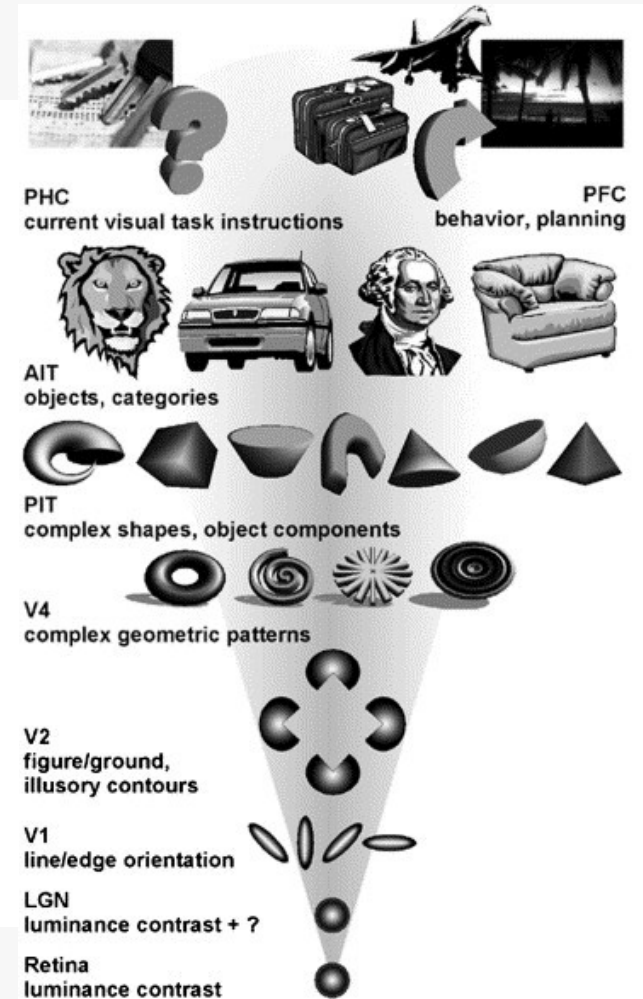
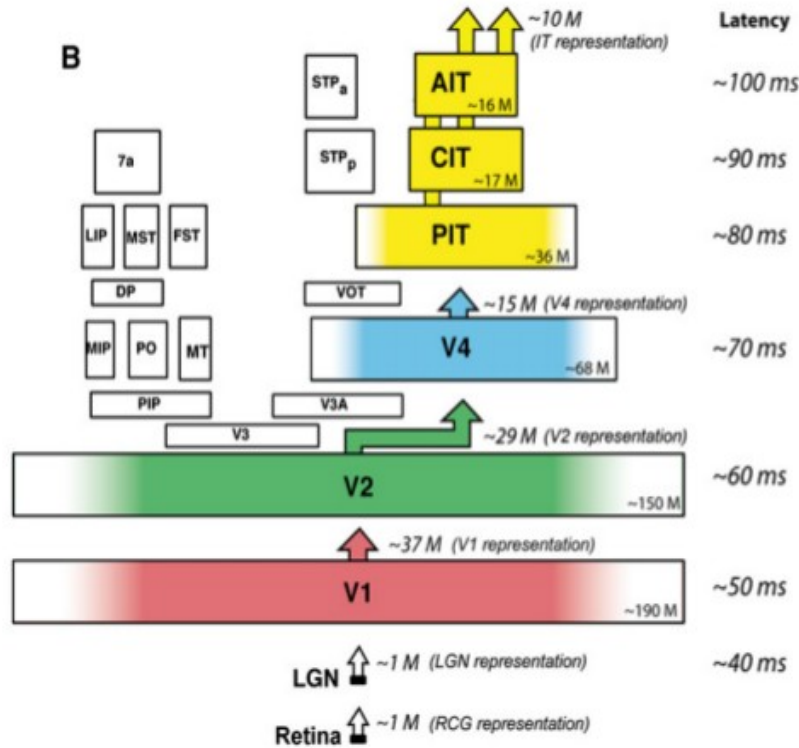
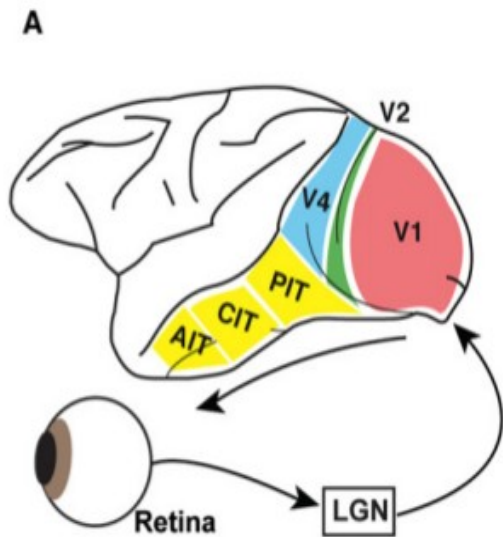
Reconstructed inputs (first x)



Feature detectors (first x)



Absztrakciós hierarchia a látórendszerben

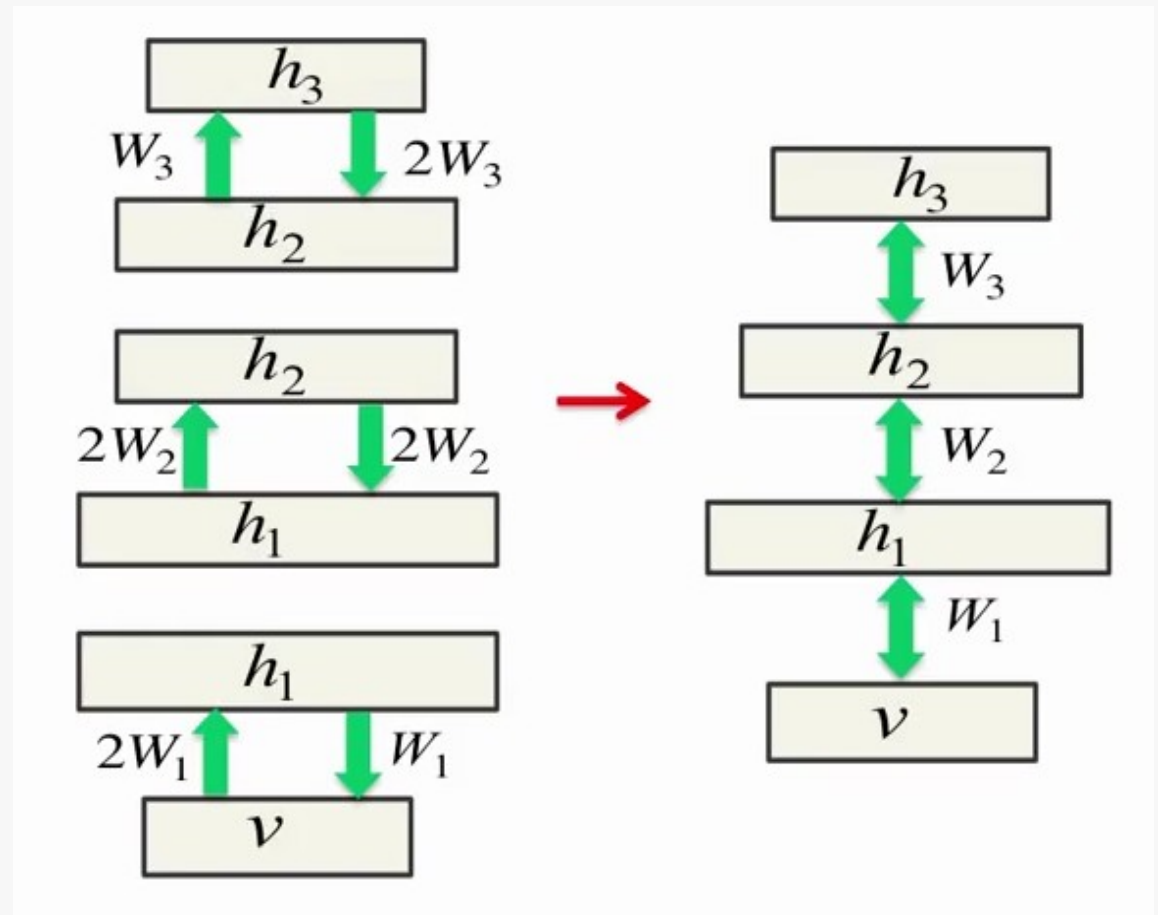


James DiCarlo

Rufin VanRullen

DBM létrehozása előre tanított RBM-ekből

- Az első RBM a bemenet feature-eit tanulja
- A második a feature-ök feature-eit
- Összeillesztjük a rétegeket, és együtt finomítjuk a tanult reprezentációt



Képek és címkék együttes tanulása DBM-mel

