بسم الله الرحمن الرحيم

شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر

LVQ (*Learning Vector Quantization*)

Neural Networks

شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر(LVQ)

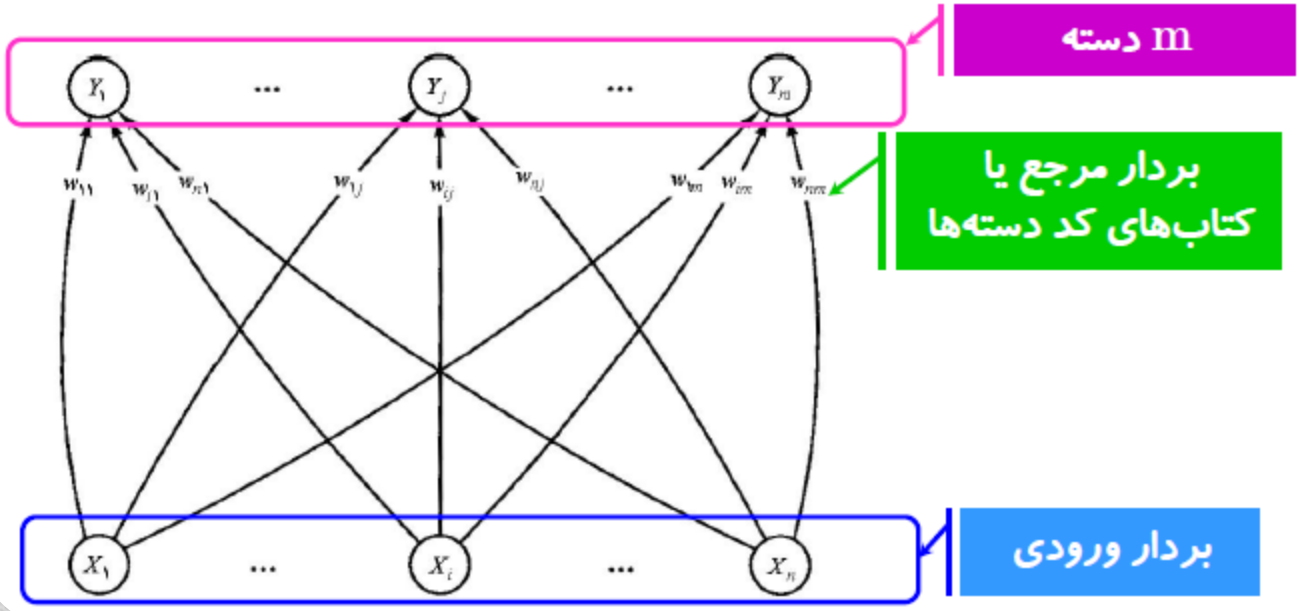
- توسط کوهونن (Kohonen)

Learning Vector Quantization (LVQ), is a prototype-based supervised classification algorithm.

- روشی برای دسته‌بندی الگو
  - هر واحد خروجی بیانگر دسته یا گروه خاصی از الگوها
  - بردار وزن یک واحد خروجی = بردار مرجع (reference) یا کتاب کد (codebook) دسته‌ای که آن واحد نماینده آن است
  - دسته‌بندی = نزدیک بودن بردار وزن یک واحد خروجی (بردار مرجع) به بردار ورودی
  - تنظیم وزن‌ها با آموزش با نظارت

ساختار شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر(LVQ)

- مشابه نگاشت خودسازمانده کوهونن اما بدون در نظر گرفتن ساختار توپولوژیکی برای واحدهای خروجی
- هر واحد خروجی بیانگر یک دسته از داده‌ها



الگوریتم شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر (LVQ)

- مرحلهٔ ۰- به بردارهای مرجع (وزن‌ها) و نرخ یادگیری مقدار اولیه بدهید.
- مرحلهٔ ۱- تا زمانی‌که شرایط توقف برقرار نیست، مراحل ۲ تا ۶ را انجام دهید.
- مرحلهٔ ۲- برای هر بردار ورودی آموزش $\mathbf{x}$، مراحل ۳ و ۴ را انجام دهید.
- مرحلهٔ ۳- واحد J را به گونه‌ای پیدا کنید که $\|\mathbf{x}-\mathbf{w}_J\|$ کمینه باشد.

فاصله اقلیدسی

- مرحلهٔ ۴- $\mathbf{w}_J$ را به صورت زیر به‌روز کنید:

اگر $T = C_J$ بود، آنگاه:

$$\mathbf{w}_J(new) = \mathbf{w}_J(old) + \alpha[\mathbf{x} - \mathbf{w}_J(old)]$$

دستهٔ صحیح

دستهٔ آمام

اگر $T \neq C_J$ بود، آنگاه:

$$\mathbf{w}_J(new) = \mathbf{w}_J(old) - \alpha[\mathbf{x} - \mathbf{w}_J(old)]$$

- مرحلهٔ ۵- نرخ یادگیری را کاهش دهید.
- مرحلهٔ ۶- شرایط توقف را بررسی کنید؛
  - تعدادی ثابت تکرار یا کوچک شدن نرخ یادگیری تا یک مقدار مشخص

آموزش بانظارت

مثال شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر (LVQ)

VECTOR	CLASS
(1, 1, 0, 0)	1
(0, 0, 0, 1)	2
(0, 0, 1, 1)	2
(1, 0, 0, 0)	1
(0, 1, 1, 0)	2

- مثال : پنج بردار در دو دسته . . .
  - مقداردهی اولیه وزن‌ها: استفاده از دو بردار آموزش
  - مرحلهٔ ۰ – مقداردهی اولیه به وزن‌ها $\mathbf{w}_1 = (1, 1, 0, 0)$ و $\mathbf{w}_2 = (0, 0, 0, 1)$
    مقداردهی اولیه به نرخ یادگیری $\alpha = 0.1$
  - مرحلهٔ ۱ – آغاز محاسبات
  - مرحلهٔ ۲ – برای بردار ورودی $\mathbf{x} = (0,0,1,1)$ با $T = 2$ ، مراحل ۳ و ۴ را انجام دهید.
  - مرحلهٔ ۳ – واحد دوم برنده است، $J = 2$، چون $\mathbf{x}$ به $\mathbf{w}_2$ نزدیک‌تر است.
  - مرحلهٔ ۴ – چون $T = 2$ و $C_2 = 2$، $\mathbf{w}_2$ را به صورت زیر به‌روز کنید:

$$\mathbf{w}_2 = (0, 0, 0, 1) + 0.1[(0, 0, 1, 1) - (0, 0, 0, 1)] = (0,\ 0,\ 0.1,\ 1)$$

مثال شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر (LVQ)

- مرحلهٔ ۲- برای بردار ورودی $\mathbf{x} = (1,0,0,0)$ با $T = 1$، مراحل ۳ و ۴ را انجام دهید.
- مرحلهٔ ۳- $J = 1$
- مرحلهٔ ۴- چون $T = 1$ و $C_1 = 1$، $\mathbf{w}_1$ را به‌روز کنید:

$$\mathbf{w}_1 = (1,1,0,0) + 0.1\,[(1,0,0,0) - (1,1,0,0)] = (1,0.9,0,0)$$

- مرحلهٔ ۲- برای بردار ورودی $\mathbf{x} = (0,1,1,0)$ با $T = 2$ مراحل ۳ و ۴ را انجام دهید.
- مرحلهٔ ۳- $J = 1$
- مرحلهٔ ۴- چون $T = 2$، اما $C_1 = 1$، $\mathbf{w}_1$ را به صورت زیر به‌روز کنید:

$$\mathbf{w}_1 = (1,0.9,0,0) - 0.1\,[(0,1,1,0) - (1,0.9,0,0)] = (1.1,\ 0.89,\ -0.1,\ 0)$$

- مرحلهٔ ۵- در اینجا یک دور آموزش کامل می‌شود. نرخ یادگیری را کاهش دهید.
- مرحلهٔ ۶- شرایط توقف را بررسی کنید.

انواع دیگرشبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر(LVQ)

- ایده
  - در LVQ اصلی، فقط بردار مرجع که به بردار ورودی نزدیک‌تر است، به‌روز می‌شود.
    - مسیر حرکت الگوریتم به این بستگی دارد که آیا بردار مرجع برنده شده به همان دسته‌ای متعلق است که بردار ورودی تعلق دارد یا خیر.
  - در الگوریتم‌های اصلاح شده، با در نظر گرفتن شرایطی، دو بردار (برنده اول و دوم) مجاز به یادگیری هستند.
- سه روش دیگر: LVQ2، LVQ2.1 و LVQ3

انواع دیگر LVQ، LVQ2

- شرایط تغییر هر دو بردار برنده اول و دوم
  - واحد برنده اول و نفر دوم (دومین بردار نزدیک) دسته‌های مختلفی را نشان دهند.
  - بردار ورودی و نفر دوم (دومین برنده) به یک دسته تعلق داشته باشند.
  - فاصله برنده اول و بردار ورودی با فاصله بردار ورودی به نفر دوم تقریباً یکسان باشد.

فاصله ورودی تا بردار برنده

- واقع شدن بردار ورودی در داخل یک پنجره:

$$\frac{d_c}{d_r} > 1-\varepsilon \quad \text{و} \quad \frac{d_r}{d_c} < 1+\varepsilon$$

فاصله ورودی تا دومین بردار برنده

پارامتر(وابسته به تعداد نمونه‌های آموزش) – مقدار نوعی ۰.۳۵

- به روز کردن

بردار مرجع برنده (عدم تعلق ورودی به آن)

$$\mathbf{y}_c(t+1) = \mathbf{y}_c(t) - \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{y}_c(t)]$$

$$\mathbf{y}_r(t+1) = \mathbf{y}_r(t) + \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{y}_r(t)]$$

بردار مرجع برنده دوم (تعلق ورودی به آن)

انواع دیگر LVQ، LVQ2.1

مشابه LVQ2

- در نظر گرفتن دو بردار مرجع نزدیک‌تر برای به روز کردن
- شرط به‌روز کردن (تفاوت با LVQ2) یکی از این دو بردار، به دستهٔ صحیح (دسته‌ای که بردار ورودی به آن تعلق دارد) تعلق داشته باشد و دیگری به این دسته صحیح تعلق نداشته باشد.
  - در LVQ2، شرط به روز کردن = بردار ورودی متعلق به دومین برنده است
- همانند LVQ2، شرط به روز کردن قرار گرفتن ورودی درون یک پنجره است:

فاصله ورودی تا بردار برنده اول

فاصله ورودی تا دومین بردار برنده

$$\max\left[\frac{d_{c1}}{d_{c2}},\frac{d_{c2}}{d_{c1}}\right]<1+\varepsilon \quad \text{و} \quad \min\left[\frac{d_{c1}}{d_{c2}},\frac{d_{c2}}{d_{c1}}\right]>1-\varepsilon$$

به روز کردن

- ورودی متعلق به دسته (می‌تواند c1 یا c2 باشد)

$$\mathbf{y}_{c1}(t+1)=\mathbf{y}_{c1}(t)+\alpha(t)\,[\mathbf{x}(t)-\mathbf{y}_{c1}(t)]$$

- عدم تعلق ورودی به دسته (می‌تواند c1 یا c2 باشد)

$$\mathbf{y}_{c2}(t+1)=\mathbf{y}_{c2}(t)-\alpha(t)\,[\mathbf{x}(t)-\mathbf{y}_{c2}(t)]$$

انواع دیگر LVQ، LVQ3

مقدار = ۰.۲

- پنجره
  - اجازهٔ یادگیری به دو بردار نزدیک‌تر به بردار ورودی

$$\min\left[\frac{d_{c1}}{d_{c2}}, \frac{d_{c2}}{d_{c1}}\right] > (1-\varepsilon)(1+\varepsilon)$$

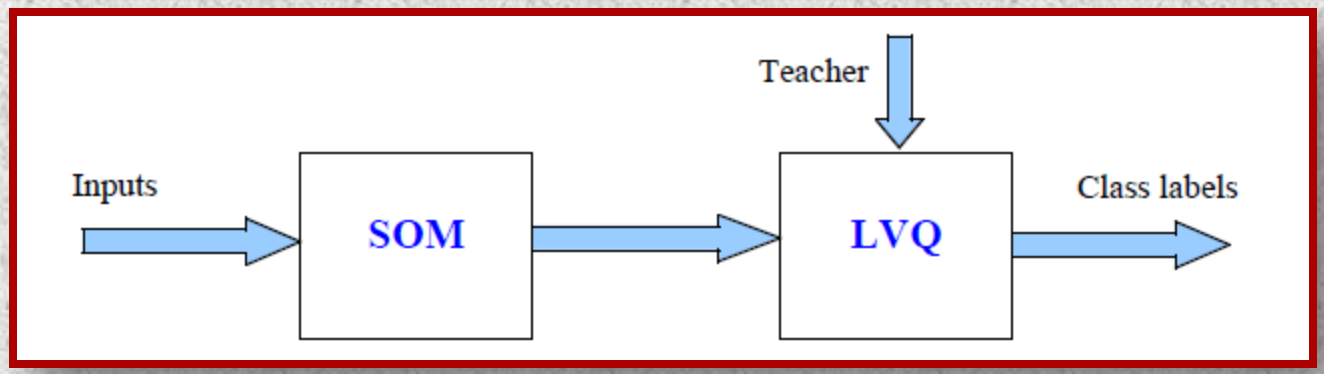
- بردار ورودی فقط با یکی از دو بردار برنده در یک دسته باشند
  - به‌روز کردن مشابه LVQ2.1

- بردار ورودی، دو بردار برنده در یک دسته باشند (تفاوت با LVQ2.1)
  - به‌روز شدن هر دو بردار برنده

$$\mathbf{y}_c(t+1) = \mathbf{y}_c(t) + \beta(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{y}_c(t)]$$

$$\beta(t) = m\,\alpha(t) \qquad 0{,}1 < m < 0{,}5$$

شبکه کوانتیزاسیون برداری یادگیر (LVQ)



This is particularly useful for *pattern classification* problems. The first step is feature selection – the unsupervised identification of a reasonably small set of features in which the essential information content of the input data is concentrated. The second step is the classification where the feature domains are assigned to individual classes.