

Blatt 11

Abgabe bis Mittwoch, den 26. Januar 2011 um 12:00

Die Lösungen bitte im **Postfach** von Dr. Konrad Rieck abgeben und
elektronisch an konrad+lehre@mlsec.org senden.

RBF-Netze

In der Vorlesungen wurden Radialbasisfunktionsnetze (RBF-Netze) behandelt. Zur Erinnerung:
 Ein RBF-Netz mit m Zentren berechnet die Funktion

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^m k(x, \mu_i) \alpha_i, \quad \text{wobei} \quad k(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma}\right).$$

Wir betrachten den Fall, dass die Gewichte $\alpha_i \in \mathbb{R}$ und die Zentren $\mu_i \in \mathbb{R}$ gelernt werden, die Kernbreite σ jedoch fest bleibt. Das Netz hat also die Parameter $\theta = (\alpha_1, \mu_1, \dots, \alpha_m, \mu_m)$. Während des Lernens soll der quadratische Fehler

$$E(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{f}_\theta(x_j))^2$$

auf den Trainingsdaten minimiert werden. Für einen Trainingspunkt (x, y) lauten die Gradienten

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha_i} = \epsilon \cdot k(x, \mu_i), \quad \frac{\partial E}{\partial \mu_i} = \frac{1}{\sigma} \epsilon \cdot \alpha_i k(x, \mu_i) (x - \mu_i),$$

mit $\epsilon = y - \hat{f}(x)$.

1. **Implementation eines RBF-Netzes (25 Punkte)** Implementiere das RBF-Netz mit adaptiven Zentren μ_i und Gewichten α_i . Schreibe

- eine Funktion `init_rbfnet`, die das Netz zufällig initialisiert,
- eine Funktion `update_rbfnet`, die das Netz mit Trainingspunkten updatet und
- eine Funktion `apply_rbfnet`, die Vorhersagen auf Testpunkten macht.

Verwende für die Implementierung das Programmskelett. Tipps: (a) Für die Initialisierung setze $\alpha_i = \frac{1}{m}$ und wähle die Zentren zufällig im Intervall $(-\pi, \pi)$.

2. **Anwendung eines RBF-Netzes (5 Punkte)** Teste das RBF-Netz auf dem folgenden Datensatz. Ziehe x_1, \dots, x_{100} aus einer uniformen Verteilung auf $(-\pi, \pi)$. Sei

$$y_i = \text{sinc}(4x_i) + r_i \quad \text{mit} \quad r_i \sim \mathcal{N}(0, 0.04) \quad \text{und} \quad \text{sinc}(x) = \begin{cases} \frac{\sin(x)}{x} & x \neq 0 \\ 1 & x = 0. \end{cases}$$

Finde durch Probieren drei Werte von σ , die eine geschätzte Funktion liefern, die stark underfittet/overfittet/die wahre Funktion gut approximiert.

```

function sheet11
clf;

% Configuration
iters = 200;
sigmas = [ ... ];
eta = 0.1;
centers = 20;

% Generate data
[X,Y] = gen_data(100);

% Compute RBF network for different sigmas
for s = 1:length(sigmas)

    % Init network
    C = init_rbfnet(sigmas(s), centers);

    % Train network in chunks of 10
    err = zeros(1, iters);
    for i = 1:iters
        idx = randperm(length(X));
        idx = idx(1:10);

        C = update_rbfnet(C, X(idx), Y(idx), eta);
        P = apply_rbfnet(C, X);

        % Determine error
        err(i) = mean((Y - P).^2);
    end

    % Make nice plots
    subplot(2,3,s); hold on;
    plot(X,Y,'.'); plot(X,P,'r-');
    subplot(2,3,s+3);
    plot(err);
end

% Init RBF network
% Input:
%   m      Number of RBF centers
%   w      Kernel width (sigma)
% Output:
%   C      Struct with alphas, mus and sigma
%
function C = init_rbfnet(w, m)
    C.sigma = ...
    C.alphas = ...
    C.mus = ...

% Apply RBF network
% Input:
%   C      Struct with alphas, mus and sigma
%   X      Testing data (1 x n)
% Output:
%   Y      Predictions (1 x n)
%
function Y = apply_rbfnet(C, X)
    ...

```

```

% Update RBF network
% Input:
%   C:    Struct with alphas, mus and sigma
%   X:    Training data (1 x n)
%   Y:    Training labels (1 x n)
%   eta:  Learning rate
% Output:
%   C:    Struct with updated alphas, mus and sigma
function C = update_rbfnet(C, X, Y, eta)
    ...

% Generate data
% Input:
%   n    Number of data points
% Output:
%   X    Data points (1 x n)
%   Y    Labels (1 x n)
function [X,Y] = gen_data(n)
    ...

```

Für Fragen zum Übungsblatte bitte in der Google Group <http://groups.google.com/group/ml-tu> registrieren und die Frage an die Mailingliste stellen.