

雷达发射信号

$$S_T(t) = e^{j2\pi(f_c t + 0.5 k t^2)}$$

f_c : 信号载频

k : 信号调频率

$$k = B/T$$

B : 信号带宽

T : 信号脉宽

雷达接收信号

$$S_R(t) = e^{j2\pi[f_c(t-\tau) + 0.5k(t-\tau)^2]}$$

τ : 接收信号的时延

$$\tau = 2(R + V_r t)/c$$

R : 目标距离

V_r : 目标径向速度

c : 光速

收发混频, 得到高频
低频两个信号, 再经过低
通滤波器, 得到实际
所需的中频信号.

$$S_{IF}(t) = e^{j2\pi(f_c \tau - 0.5 k \tau^2 + k t \tau)}$$

代入 $\tau = \dots$, 忽略第二项 (τ^2) ,

$$S_{IF}(t) = e^{j2\pi \left[\frac{2kV_r}{c} t^2 + \frac{2f_c V_r + 2kR}{c} t + \frac{2Rf_c}{c} \right]}$$

中频信号为一个线性调频信
号, 但因时带积很小, 可近似
等效为单频信号.

$$S_{IF}(t) = e^{j2\pi \left[\frac{2f_c V_r + 2kR}{c} t + \frac{2Rf_c}{c} \right]}$$

中心频率 $(2f_c V_r + 2kR)/c$.

通过FFT, 找出谱峰位置

$$f_{IF} = \frac{2f_c v_r + 2kR}{c}$$

目标静止时, $v_r = 0$

$$R = -\frac{cf_{IF}}{2k}$$

$$\Delta f_{IF} = \frac{2k\Delta R}{c} > \frac{1}{T}, \text{ 距离分辨率}$$

$$\Delta R = \frac{c}{2B}$$

1x

$v_r \neq 0$ 时, 设信号采样周期为 T_s ,
脉冲重复间隔 T , 单脉冲采样点

数为 N , 接收 L 个脉冲,

$$(t = lT + nT_s, R = R + v_r lT)$$

$$S_{IF}(n, l) = e^{j\left[\left(\frac{2f_c v_r}{c} + \frac{2k(R + v_r lT)}{c}\right)nT_s - \frac{2(R + v_r lT)f_c}{c}\right]}$$

$$n = 0, 1, 2, \dots, N-1, \quad l = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

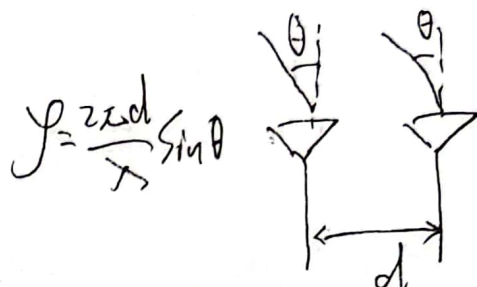
一维FFT后于第二维FFT(以慢时间
 Δt 为变量), 多普勒频率

$$f_d = \frac{2f_c v_r}{c} = \frac{2v_r}{\lambda}$$

$$v_r = \frac{f_d \lambda}{2}$$

$$\Delta f_d = \frac{2T\Delta v}{\lambda} > \frac{1}{L}, \text{ 速度分辨率}$$

$$\Delta v = \frac{\lambda}{2T} = \frac{c}{2f_c T L}$$



$$y = \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta$$

$$a(\theta) = [1, e^{-jy}, \dots, e^{-j(k-1)y}]^T$$

雷达线阵阵元数 k , M 个目标

$$\text{接收信号 } S(t) = [s_1(t), \dots, s_k(t)]^T$$

$$\text{方向向量 } A = [a(\theta_1), \dots, a(\theta_M)]$$

$$\text{阵噪声 } N(t) = [n_1(t), \dots, n_k(t)]^T$$

$$\text{接收信号 } X(t) = AS(t) + N(t)$$

协方差矩阵

$$R = E[XX^H] = APA^H + G^2 I$$

$$P = E[SS^H], \quad G^2 \text{ 噪声功率}$$

R 特征向量 V_i , 噪声矩阵 $E_n = [V_{n1}, \dots, V_k]$

$$\text{空间谱函数 } p_{\text{null}}(\theta) = \frac{1}{\alpha(\theta)} E_n E_n^H \alpha(\theta)$$

$\alpha(\theta)$ 与 E_n 列正交, 分母最小

AWR1642 雷达感知芯片
DCA1000 高速数据记录卡

2 发射通路

4 接收...

发送功率 12.5 dBm.

参数:

载频 77 GHz

带宽 B 3.072 GHz

时宽 T 102.4 μ s

PRF 脉冲重复频率 2000 Hz

调频斜率 k 30 MHz/ μ s $12 \frac{B}{T}$

距离分辨率 512

ADC 采样率 5 MHz

回波记录者 (2B, 2G)

每类手势 300 个样本

共 2400 个

训练集 220 个

验证集 (参数是离线训练)
40 个

测试集 客观评价
40 个

杂波处理

指数加权平均滤波

$$\begin{cases} \hat{S}(n) = S(n) - B_n \\ B_{n+1} = B_n + \alpha \hat{S}(n) \end{cases}$$

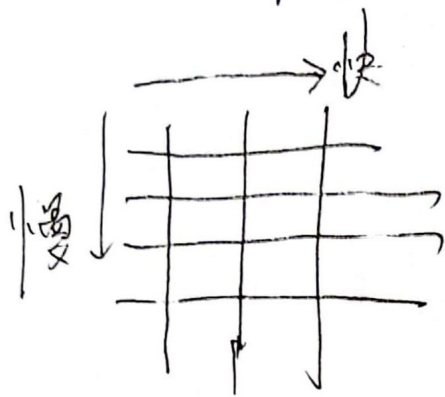
$S(n)$ 为原始信号中第 n 个 chirp 回波, B 为前 $n-1$ 个 chirp 回波
的加权积累, $\hat{S}(n)$ 为经过滤波后的第 n 个 chirp 回波。

$$B_n = \alpha \sum_{i=1}^{n-1} (1-\alpha)^{i-1} \cdot S(n-i)$$

α 越小, B_n 提取低频信号成分越大, 对应缓动或静止目标, 从原始减去。

快时间: 单个脉冲回波
横向时间刻度

慢时间: 同一距离单元在不同
脉冲回波内的数据



距离信息:

在快时间对单个脉冲进行FFT,
对各脉冲信息整合,
→ 新手势 整体距离变化信息

多普勒信息:

- ① 快时间 FFT → 距离信息
- ② 提取各脉冲峰值位置数(同一距离)重组成一刻
- ③ STFT 时频分析

角度信息:

每次角度计算利用 8 个脉冲

单通道回波 8 脉冲拼接

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$$

$N=64, 8 \dots$ 的总长度.

四通道拼接 → MUSIC 算法

$$\text{输入矩阵 } X = [X_1, X_2, X_3, X_4]^T$$

时标准化

所有图像重新设置

置为 224×224

像素值标准化

采用 minmax 标准化方法

图片灰度值映射为 $[0, 1]$

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$$

卷积层 (*)

$$\begin{cases} u = \sum_{ij \in M} x_{ij} * w_{ij} + b \\ y = f(u) \end{cases}$$

x : 输入数据

w : 卷积核参数

M : 滑动时重叠区域

b : 偏置

f : 激活函数

y : 最终输出

池化层

最大、平均值

全连接层

同传统计算方式一致

填补: 在输入二维数据周围用0填充

步长: 核每次滑动的距离

激活函数

非线性映射 可微

$$\text{ReLU } f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

损失函数 真实, 网络预测

回归问题

$$L_2 \text{ 损失: } L(y, \tilde{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

$$L_1 \text{ 损失: } L(y, \tilde{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \tilde{y}_i|$$

分类问题

$$L(y, \tilde{y}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(\tilde{y}_i)$$

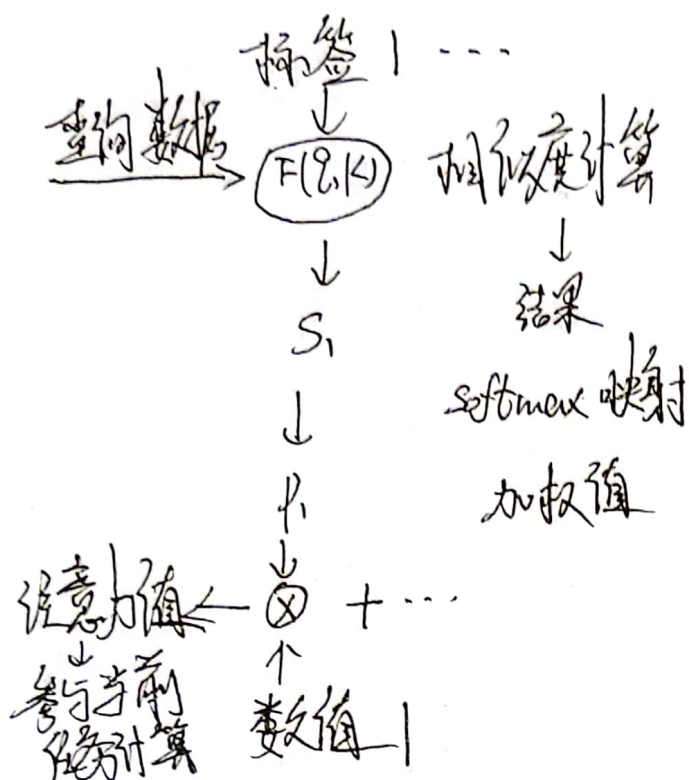
局部感受野

取值共享

卷积核使用同一套参数

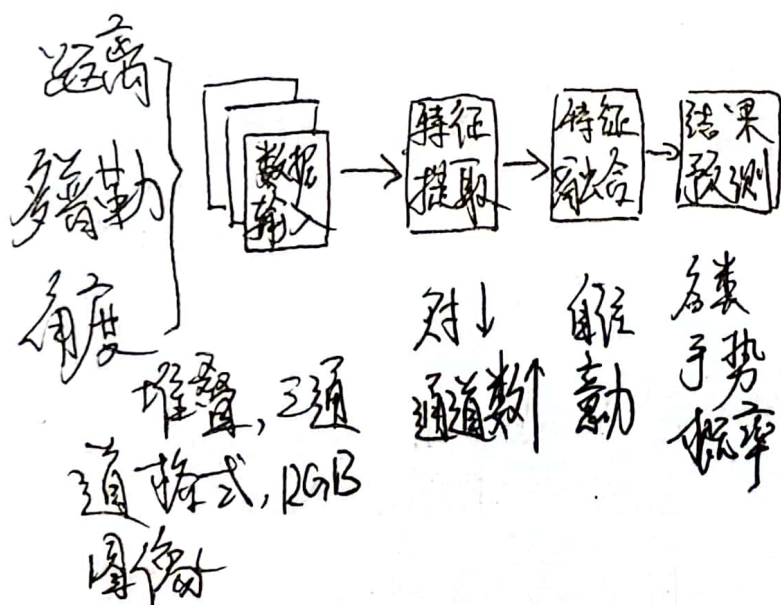
下采样

注意力机制



自注意力

查询数据与<标签, 数值>
来自同一输入



基于VGG的特征提取

5组 $\left\{ \begin{array}{l} 2 \text{至} 3 \text{层卷积层} \\ 1 \text{层池化层} \end{array} \right.$

激活函数: ReLU

卷积核: 3×3

两层 $\Leftrightarrow 5 \times 5$, 三层 $\Leftrightarrow 7 \times 7$

实现相同感受野, 但参数更少

基于自注意力的特征融合

输入特征图 $F \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$

将各通道提取数据拉通, $N = H \times W$

C通道数, $F_c \in \mathbb{R}^{N \times C}$

相关性矩阵 $G = F_c^T \cdot F_c \in \mathbb{R}^{C \times C}$

softmax处理 $M \in \mathbb{R}^{C \times C}$

$$M_{ij} = \frac{e^{G_{ij}}}{\sum_{j=1}^C e^{G_{ij}}}$$

注意力值 $F_{c1} = F_c \cdot M^T$

转换为原尺寸 $F_{c1} \rightarrow F_{c2} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$

结合 $F_f = \alpha F_{c2} + F$

α 控制二者比例, 为学习参数

预测输出

卷积层 → 全连接层 → softmax → 概率
 3层 3层 1层
 降维 → 升维 [0,1]
 * X Si=1

$$S_i = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(x_j)}$$

训练相关设置

最大训练迭代次数 500

初始学习率 0.001

(每次学习所用的样本数)

Batch 大小 8

损失函数 交叉熵损失

优化算法 Adam

每30次迭代, 学习率为上一阶段的0.5倍。

Adam: w 网络参数, dw 本轮更新所需参数梯度

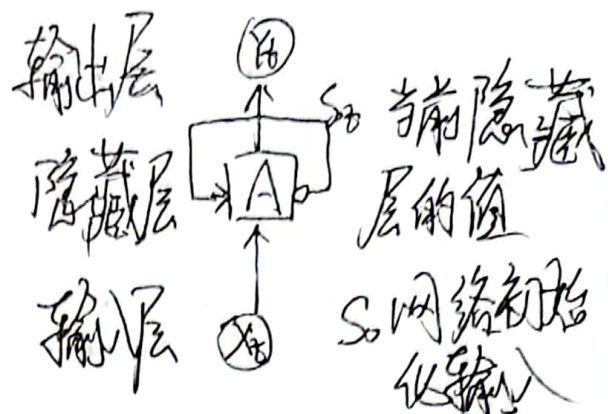
$$V_{dw} = \beta_1 dw + (1 - \beta_1) dw$$

$$S_{dw} = \beta_2 S_{dw} + (1 - \beta_2) dw^2$$

$$\hat{w} = w - \alpha \cdot \frac{V_{dw}}{\sqrt{S_{dw}}} + \epsilon$$

学习率, $\beta_1, \beta_2, \epsilon$ 超参数。

RNN



$$S_t = f(ux_t + wS_{t-1} + b_s)$$

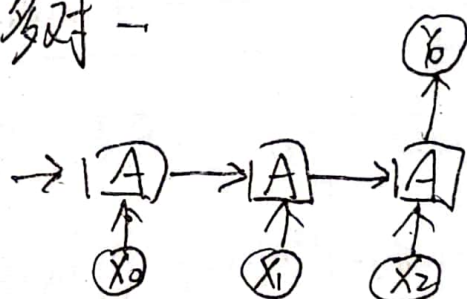
$$y_t = g(v \cdot S_t + b_y)$$

激活 func 一般

f \tanh

g Softmax

多对一



输入: 手势回波序列

输出: 手势类别预测

BP算法

BPTT

将结果损失值的传播，
计算梯度以获得误差，
从而更新权重

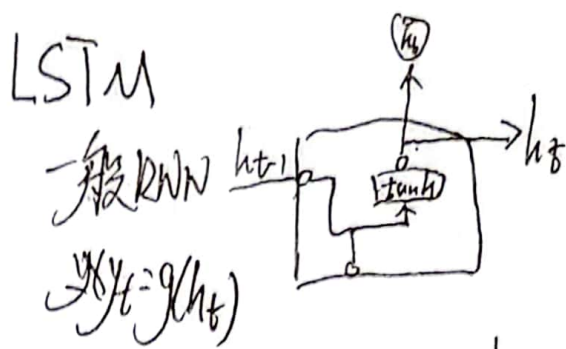
L 总体损失， L_t 时刻输出
损失， y_t 网络预测值， a_t 真
实值

$$\begin{cases} L_t(y_t, a_t) = -a_t \log y_t - (1-a_t) \log (1-y_t) \\ L(y, a) = \sum_{t=1}^T L_t(y_t, a_t) \end{cases}$$

梯度消失

神经网络一般由多层堆叠而成，
逐层偏导累乘，因各层激活 func
梯度小于 1 (如 tanh)，累乘结果远小
于 1，浅层网络因梯度 $\rightarrow 0$ 而无法进行训练。

在 BPTT 中误差无法传播较远时间，
对“长依赖”（相关性元素间隔较远）的序
列无法有效学习。传统 RNN 的短记忆。

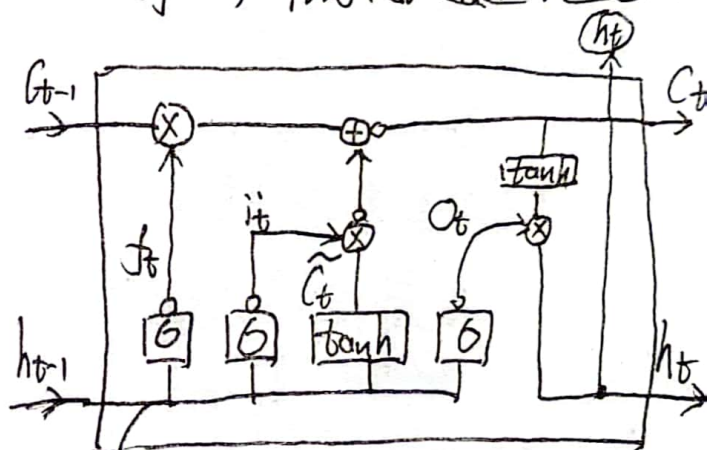


Sigmoid $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

核心思想：细胞状态 C_t

C 的改变由三个门实现

C 大部分输出为 0, 1, 可作为
门 func, 信息低则通过 0, 通过 1



遗忘门: $f_t = \sigma(w_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$

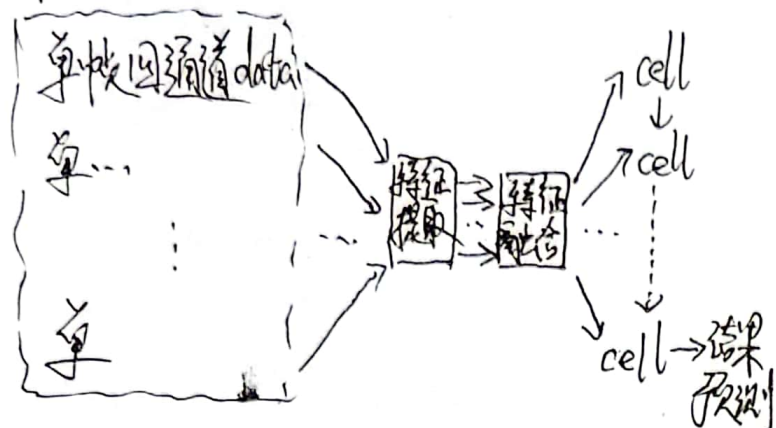
输入门: $i_t = \sigma(w_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$
 $\tilde{C}_t = \tanh(w_c[h_{t-1}, x_t] + b_c)$

细胞状态更新 $C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t$

输出门: $o_t = \sigma(w_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$
 $h_t = o_t \tanh(C_t)$

基于LSTM的端到端识别

原始data



多通道data输入 (一维data)

data有实部、虚部, 需组合

512 : 快时间采样点数

单帧 $4 \times 512 \rightarrow 8 \times 512$

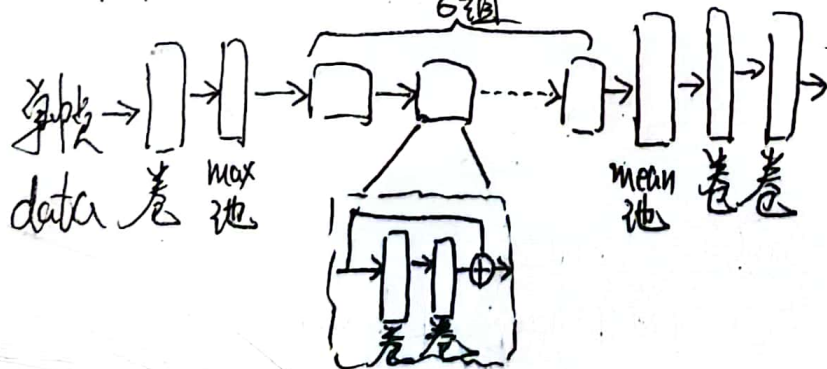
基于1d-cnn的自动特征提取

一维卷积

残差网络

组合部分 $f(x) = h(x) - x$, $h(x) = f(x) + x$

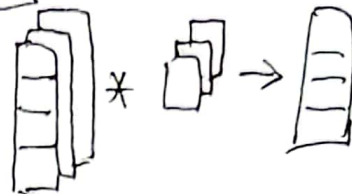
使用一维CNN结构实现



特征融合

特征再加工及降维

1×1 卷积



基于自注意力的非局部模块

$$\begin{cases} y_i = \frac{1}{C(x)} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} f(x_i, x_j) g(x_j) \\ z_i = W_2 y_i + x_i \end{cases}$$

x 输入信号, y 输出信号

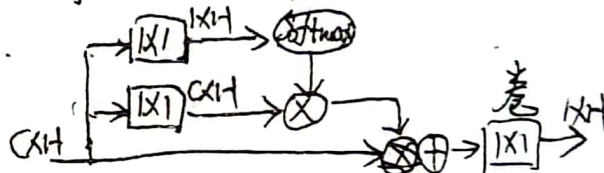
f 计算 i 和所有可能联系之间的权重

g 计算输入信号 x 在 j 的特征值

$C(x)$ 归一化参数

后类似于残差模块

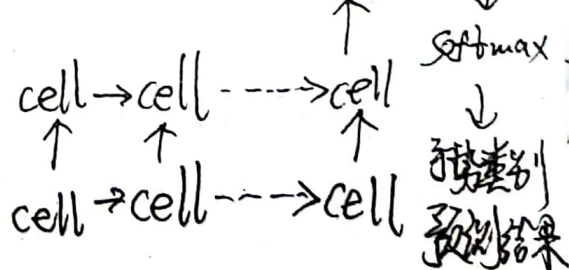
简化后非局部模块



序列数处理及输出

双层LSTM

全连接



统一手势数据长度

五倍下采样后长度不超过600,
对所有长度小于600的数据进
行补0操作.

算法训练设置

最大训练迭代次数 500

初始学习率 ~~0.001~~ 0.001

Batch 大小 16

损失函数 交叉熵损失

优化算法 Adam & SGD

SGD: 随机梯度下降

每迭代50次, 学习率改为现有0.5倍.