

# 人机交互技术： 基于注意力和认知的BCI

- 认知负荷
- ADAS
- 驾驶员疲劳估计
- 试验及结果

# 警觉性监测

- 监测人们在执行关键但可能单调的任务时的警觉性，如驾驶和监视
- EEG信号中特定频带（如alpha波，8-13Hz）能量的增加与注意力下降有关

# 估算认知负荷

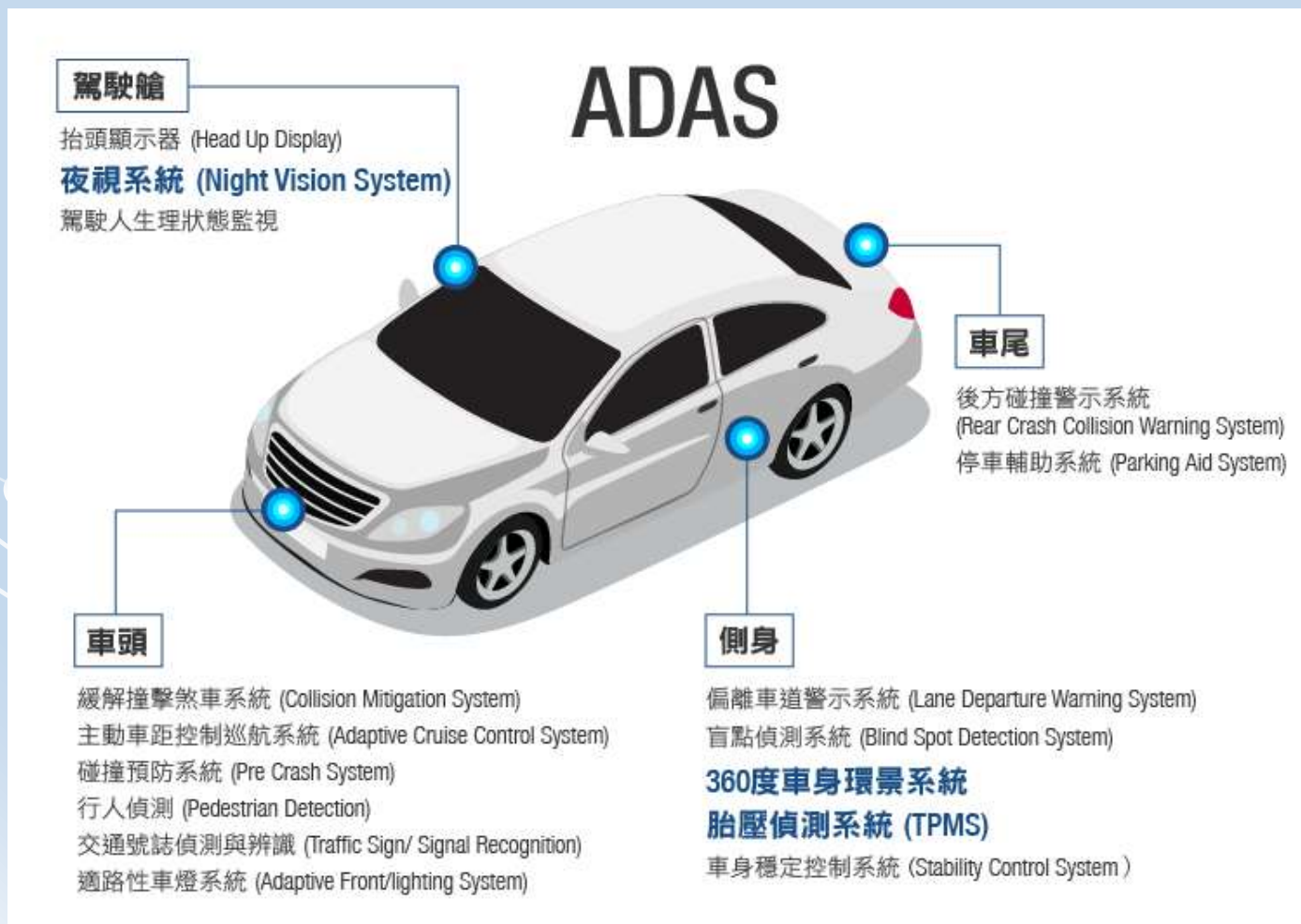
- 设计人工操作的设备和系统时，需要将使用者的认知负荷维持在一个合理的水平上，并且在负荷过重时能够调整
- 汽车制造商打算重新设计驾驶员控制台或增加新功能时，要知道新的控制台是否会增加驾驶员的认知负荷，以至于干扰驾驶。
- 如果可以实时估计驾驶员的认知负荷，就可以在认知负荷增加时（如危险路况），自动减少可能分散注意力的事项（如关掉娱乐系统）

# 大纲

- 认知负荷
- **ADAS**
- 驾驶员疲劳估计
- 试验及结果

# 高级辅助驾驶系统 (ADAS)

高级辅助驾驶系统(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)通过人机交互技术辅助驾驶员进行驾驶，提高车辆安全性和道路安全性。



# 疲劳驾驶

- 美国高速公路安全局 2002 年随机调查了 4010 名司机：**37%** 开车时打过瞌睡
- 美国汽车协会2010年随机调查了2000名司机：**41%** 曾经开车时犯困或睡着
- 美国国家睡眠基金会2005年调查发现：**60%** 司机在过去一年中曾经疲劳驾驶；**37%**开车时睡着过
- 美国高速公路安全局：2005至2009年间，**2.5%**的车祸（平均886起/年）和**2.5%** 的车祸死亡人数（平均1004人/年）由疲劳驾驶引起
- 澳大利亚联邦议：在2000 年，**20%-30%**交通事故由疲劳驾驶引起
- 法国国家警察总署：疲劳瞌睡车祸占人身伤害事故的**14.9%**，死亡事故的**20.6%**
- 德国保险公司协会：疲劳驾驶导致**25%**的有人员伤亡的交通事故



# 疲劳驾驶监测

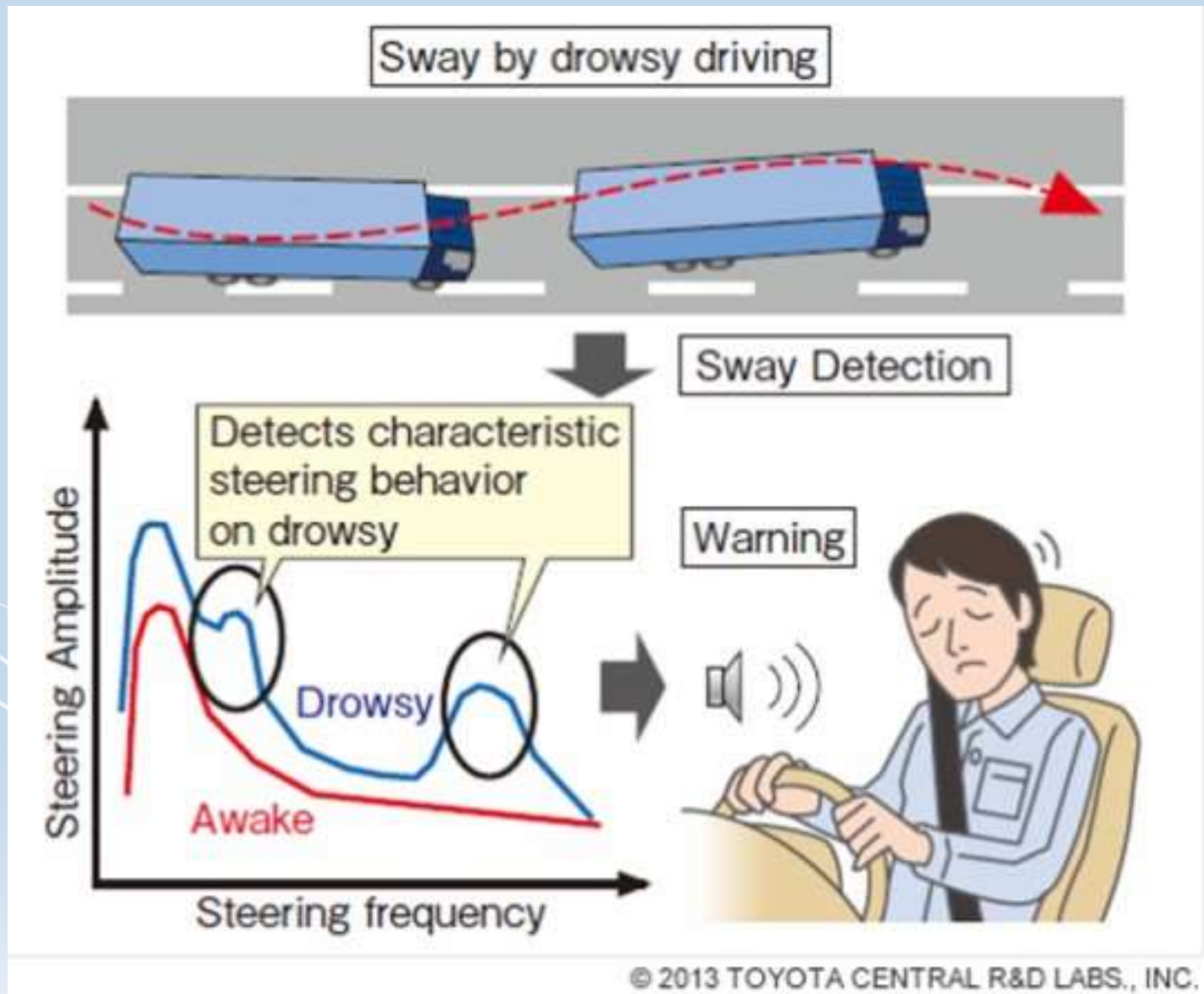
3种手段：

- 车辆行驶行为监测  
(方向盘, 车道位置)
- 司机眼睛/表情监测
- 司机生理信号监测





# 车辆行驶行为监测





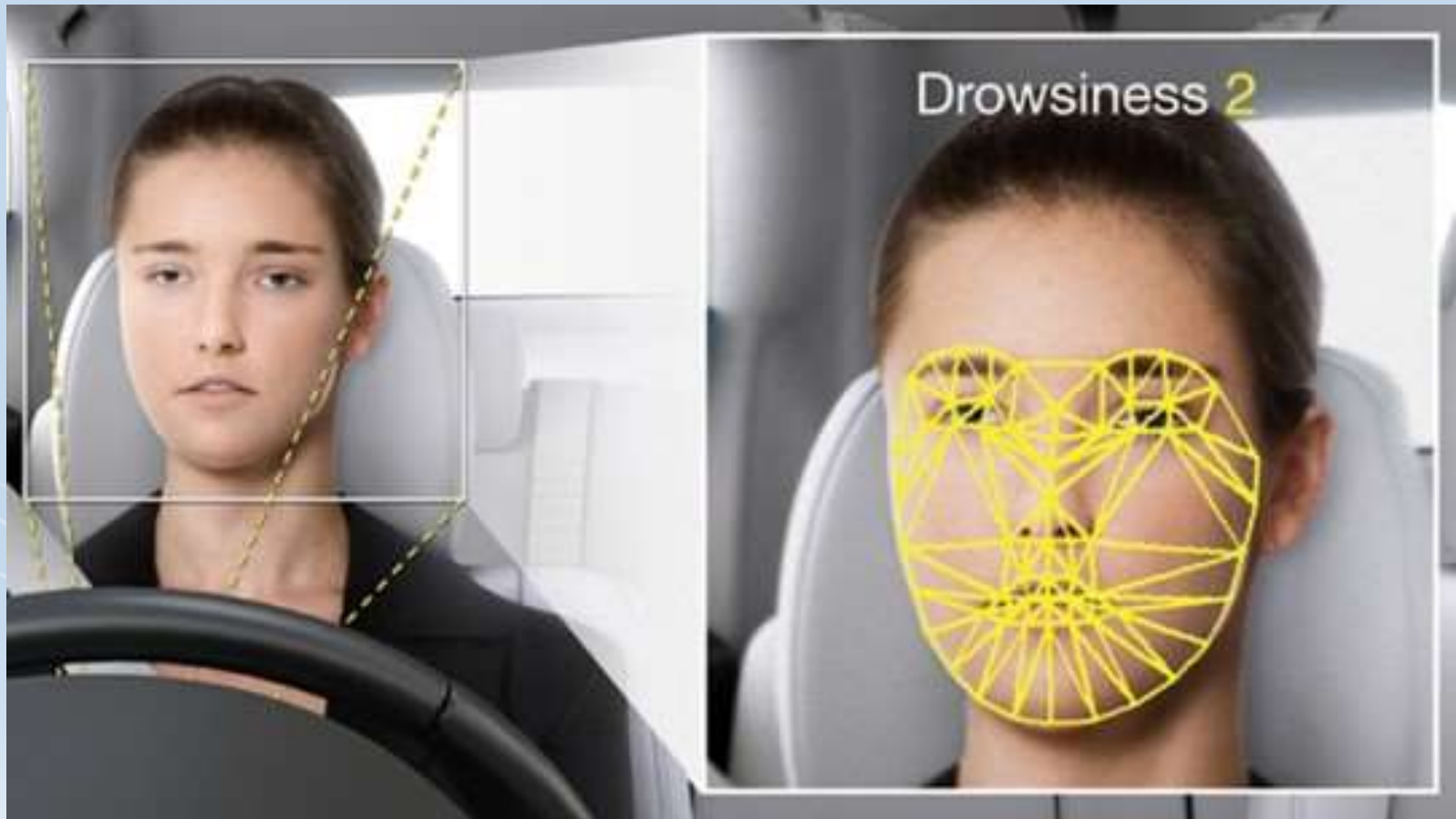
# 车辆行驶行为监测：奔驰



# 车辆行驶行为监测：福特



# 驾驶员眼睛/表情监测



# 驾驶员眼睛/表情监测： 丰田



2006 Lexus GS 450h, 2006 Lexus LS 460, 2007 Lexus LS 600h  
2010 Lexus HS 250h, 2010 Lexus GX 460

# 大纲

- 认知负荷
- ADAS
- 驾驶员疲劳估计
- 试验及结果

# 驾驶员生理信号监测

通过对驾驶员生理信号如心电(ECG)、脑电(EEG)、肌电(EMG)、眼动(EA)、皮肤电流反应(GSR),呼吸(Resp)、血压等信号的采集、记录、监测和分析,来判断驾驶员疲劳状态:

- **脑电:** 脑电节律、事件相关电位等。脑电信号一直被誉为监测疲劳的“金标准”。人在瞌睡的时候  $\theta$  波 (3-7Hz) 有比较明显的增加,而在清醒的时候  $\beta$  波 ( $>13\text{Hz}$ ) 比较多。
- **心电:** 心率HR、心率变异性HRV等。司机的心率变化与其驾驶状态有很大关系。强行超车、加减速和无视信号、慢行等驾驶行为,都会增加心脏和血管等循环器官的负担。
- **肌电:** 肌电信号功率谱中值频率、肌电图积分值等。肌电图的频率随着疲劳的产生和疲劳程度的加深呈现下降趋势,而肌电图的幅值增大则表明疲劳程度增大。



# 驾驶员疲劳估计：挑战

- 需要在线实时估计驾驶员疲劳状态
- 个体差异
  - ➔ 几乎不可能设计一个通用的疲劳状态估计算法（参数固定且适合所有驾驶员）
  - ➔ 对每个驾驶员，需要采集个性化数据来标定算法
  - ➔ 采集个性化数据标定算法费时费力，影响用户兴趣
  - ➔ 需要减少针对每个驾驶员的个性化标定数据

**模型融合域适应**（Domain Adaptation with Model Fusion, DAMF）：使用很少量的个性化EEG标定数据进行在线驾驶员疲劳状态估计



# 即插即用无需校准的BCI

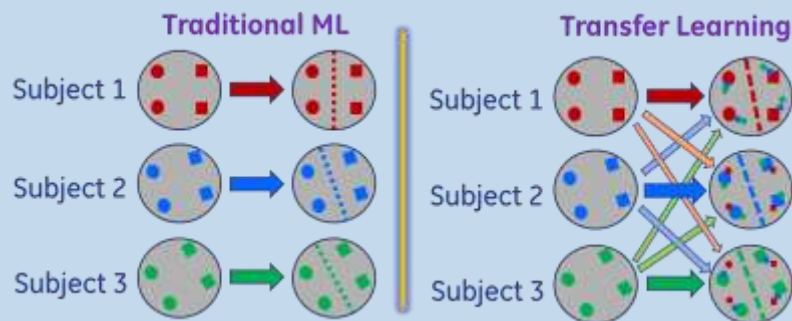
即插即  
用BCI



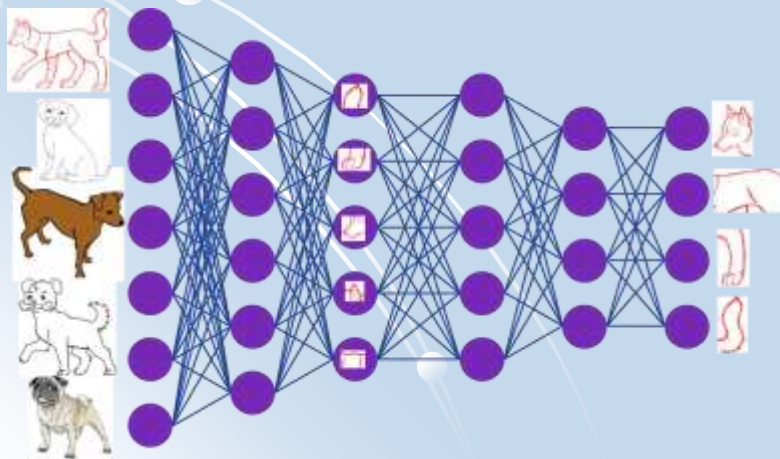
# BCI 校准中的机器学习

## 降低BCI系统需要的个性化用户校准数据量

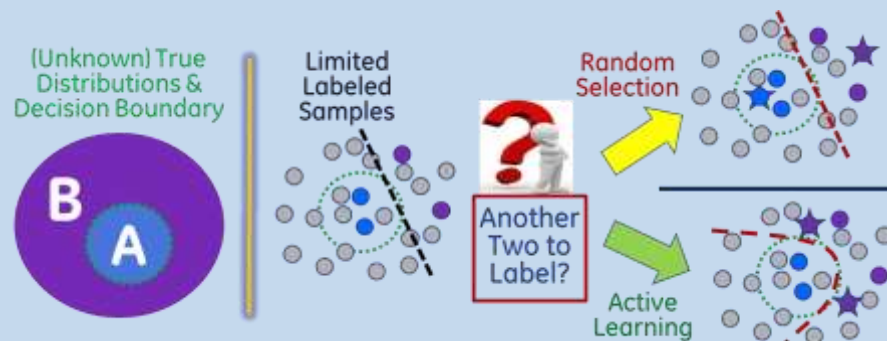
迁移学习Transfer Learning (TL) – 使用辅助数据(来自其他用户或任务的数据)中的有用信息



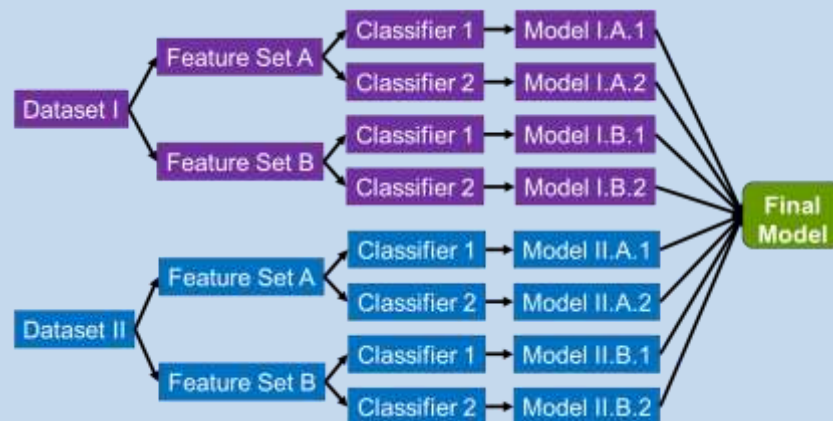
深度学习Deep Learning (DL) – 一站式自动特征提取和学习



主动学习Active Learning (AL) – 优化选择离线待标注数据来标注



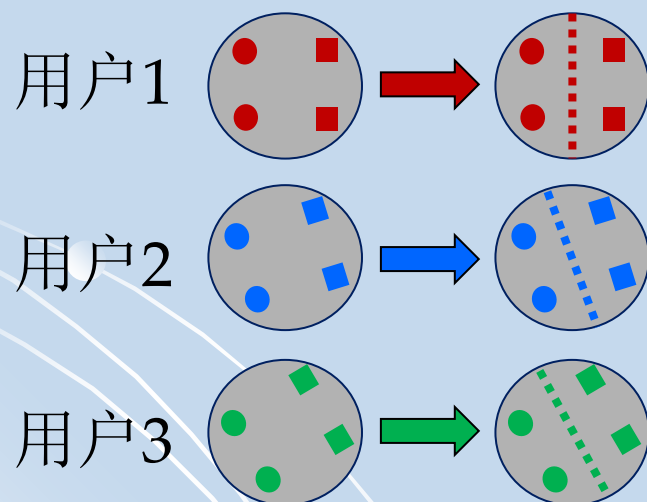
集成学习Ensemble Learning (EL) – 产生和融合多个模型来获取更好性能



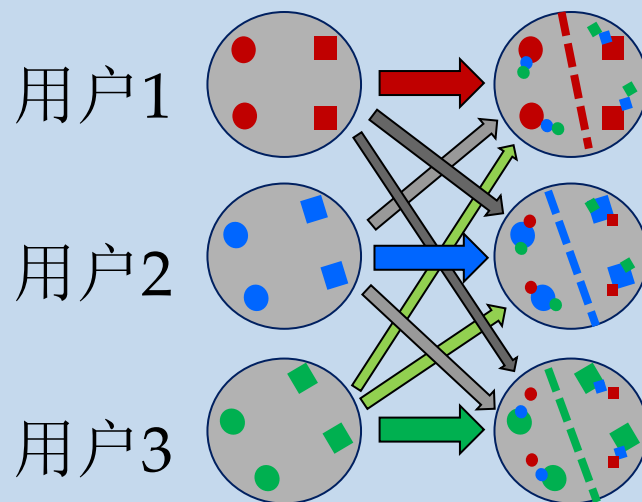
# 迁移学习(Transfer Learning, TL)

利用来自其他用户或任务的辅助数据中的有用信息来加速新用户/任务的学习

传统机器学习

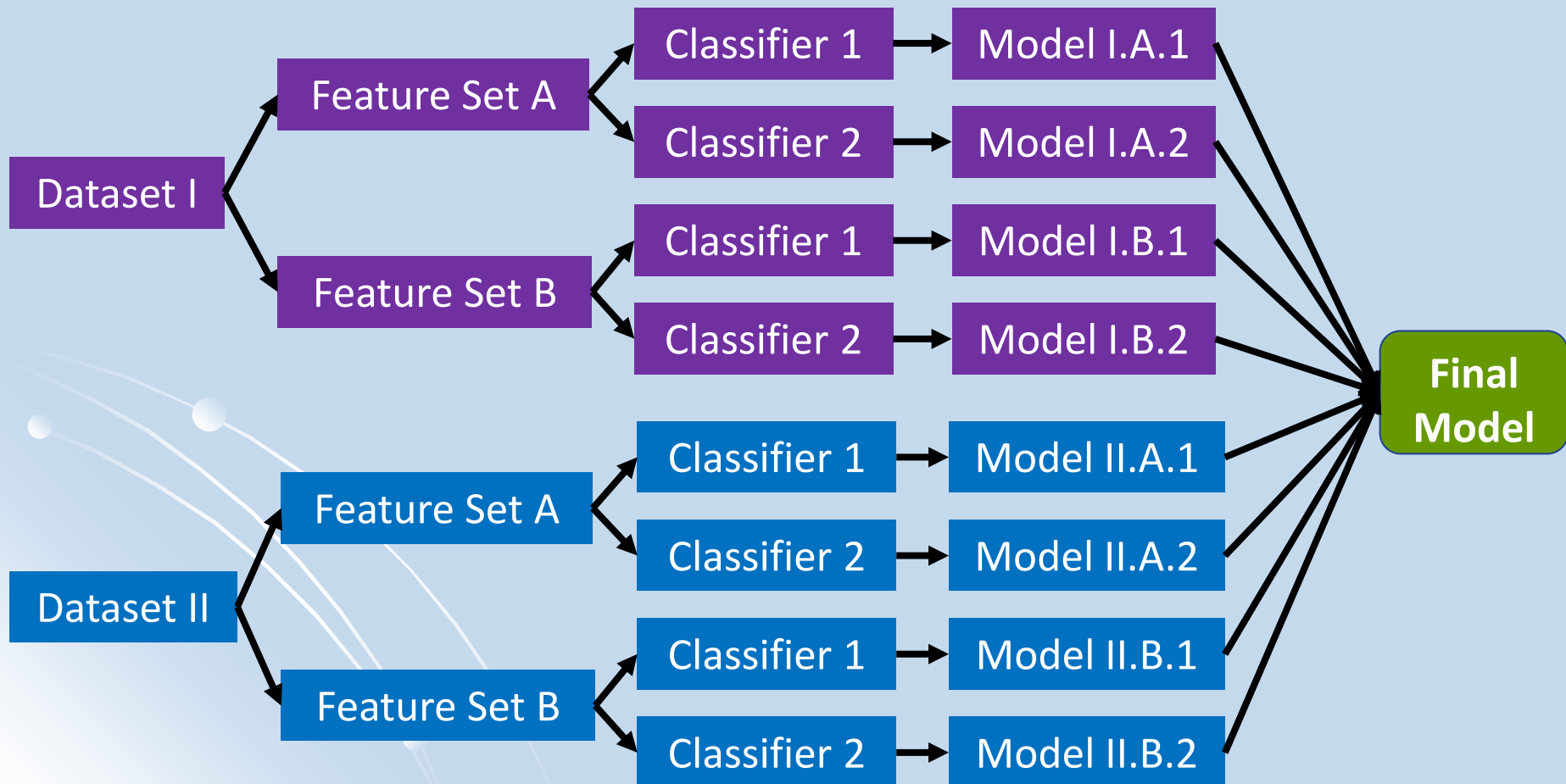


迁移学习



# 集成学习(Ensemble Learning, EL)

产生和融合多个模型来获取更好性能



# 域适应（DA）

例子：基于**EEG**的驾驶员疲劳状态在线估计

- **目标域**: 新驾驶员
- **源域**: 数据库中已有的一个老驾驶员
- 尽管我们用同样的方法计算目标域和源域内的脑电特征，一般来说这些特征的条件概率分布和边缘概率分布是不一样的，因为两个驾驶员通常会有不同的疲劳神经反应。
- 所以，源域数据不能准确代表目标域数据。源域数据必需与若干目标域数据结合来优化目标域的估计函数。

# 岭回归（Ridge Regression , RR）

给定特征矩阵  $\mathbf{X}$ （行：不同样本；列：不同特征）和对应的输出向量  $\mathbf{y}$ ，岭回归寻找如下系数向量：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\beta} &= \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} ||\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}||_2^2 + \lambda ||\boldsymbol{\beta}||_2^2 \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}\end{aligned}$$

其中  $\lambda > 0$  是岭参数。

# 基于岭回归的模型融合域适应

为了在域适应中使用岭回归，对每一个源域，我们都融合源域和目标域的输入输出，然后使用岭回归计算  $\beta^z$ ：

$$\mathbf{X}^z = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^z \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{n_z}^z \\ \mathbf{x}_1^t \\ \vdots \\ \mathbf{x}_m^t \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y}^z = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^z \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{n_z}^z \\ \mathbf{y}_1^t \\ \vdots \\ \mathbf{y}_m^t \end{bmatrix}$$

最终模型的岭回归系数为  $Z$  个  $\beta^z$  的均值：

$$\beta = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z \beta^z$$



# 大纲

- 认知负荷
- ADAS
- 驾驶员疲劳估计
- 试验及结果

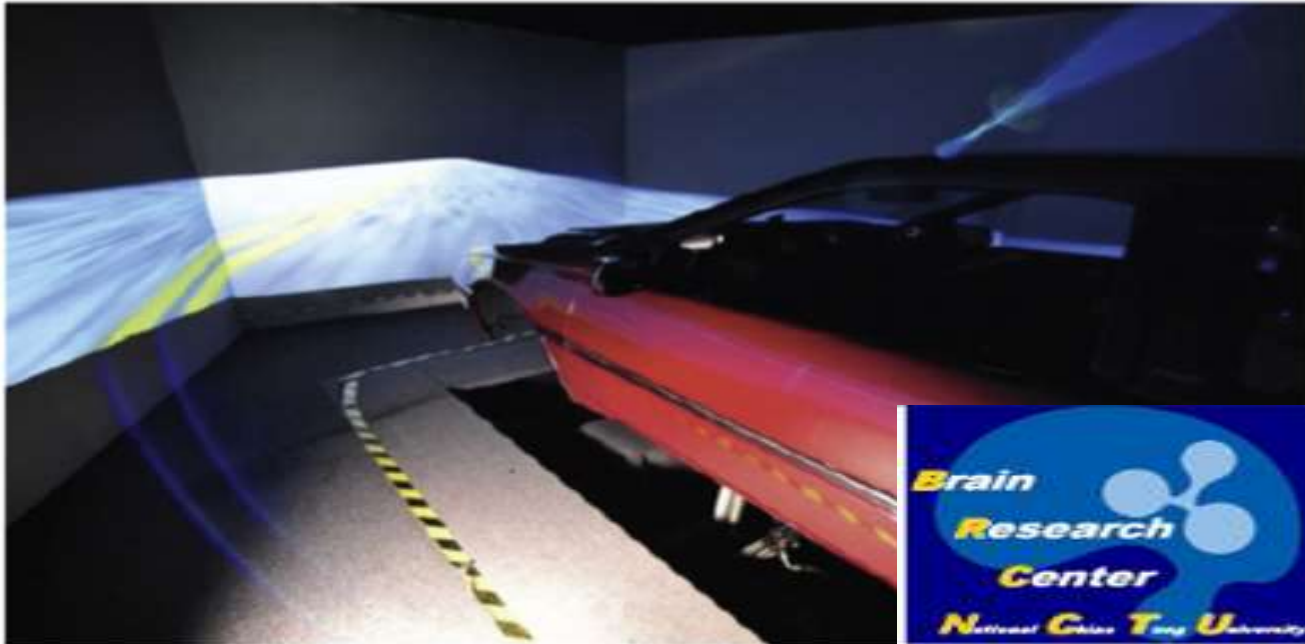
# 试验设置

- 15名健康大学生参与了此次虚拟驾驶试验，模拟在空旷平直的高速上以100公里 /小时驾车60-90分钟
- 在360度虚拟现实环境中放置了一个6自由度的运动平台，其上放置了一个真实的汽车车身
- 在下午最易瞌睡的时间段进行试验
- 受试者的脑电用30通道NeuroScan记录

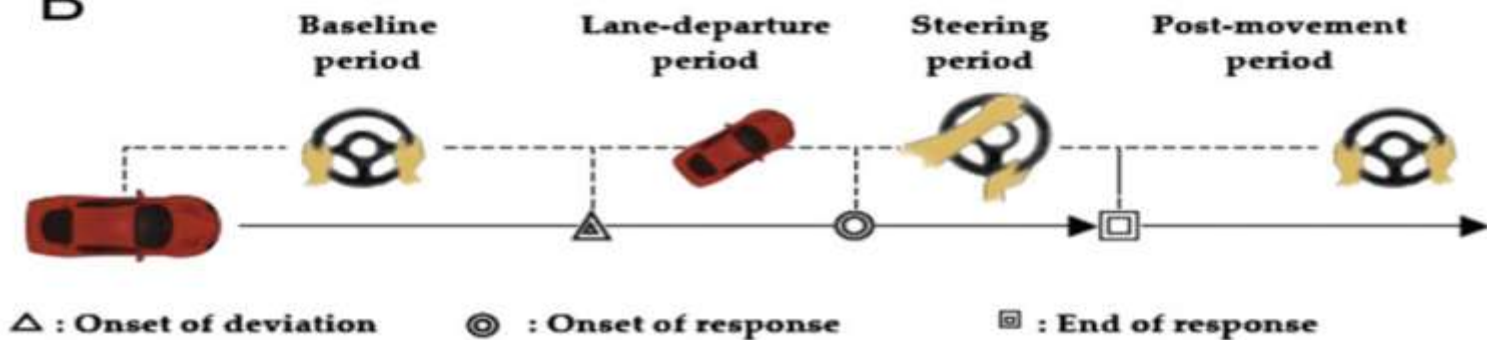


# 随机扰动和反应时间

A



B

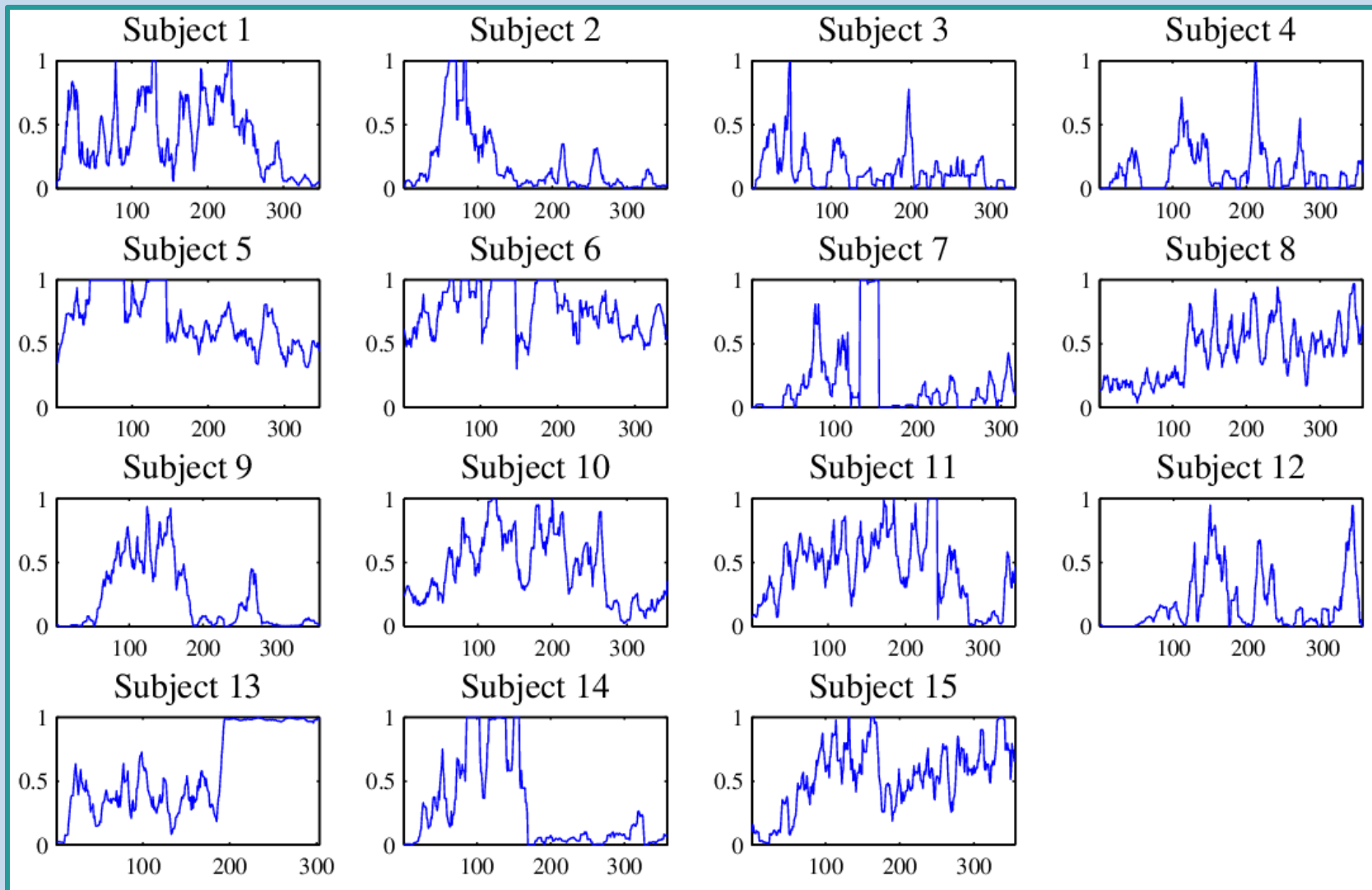


每5-10秒产生一个随机扰动，使车辆偏离车道。驾驶员需要尽快把车调整到中线。记录反应时间，换算成瞌睡程度。

# 瞌睡程度

通过反应时间计算:

$$y = \max \left\{ 0, \frac{1 - e^{-(\tau - \tau_0)}}{1 + e^{-(\tau - \tau_0)}} \right\}$$

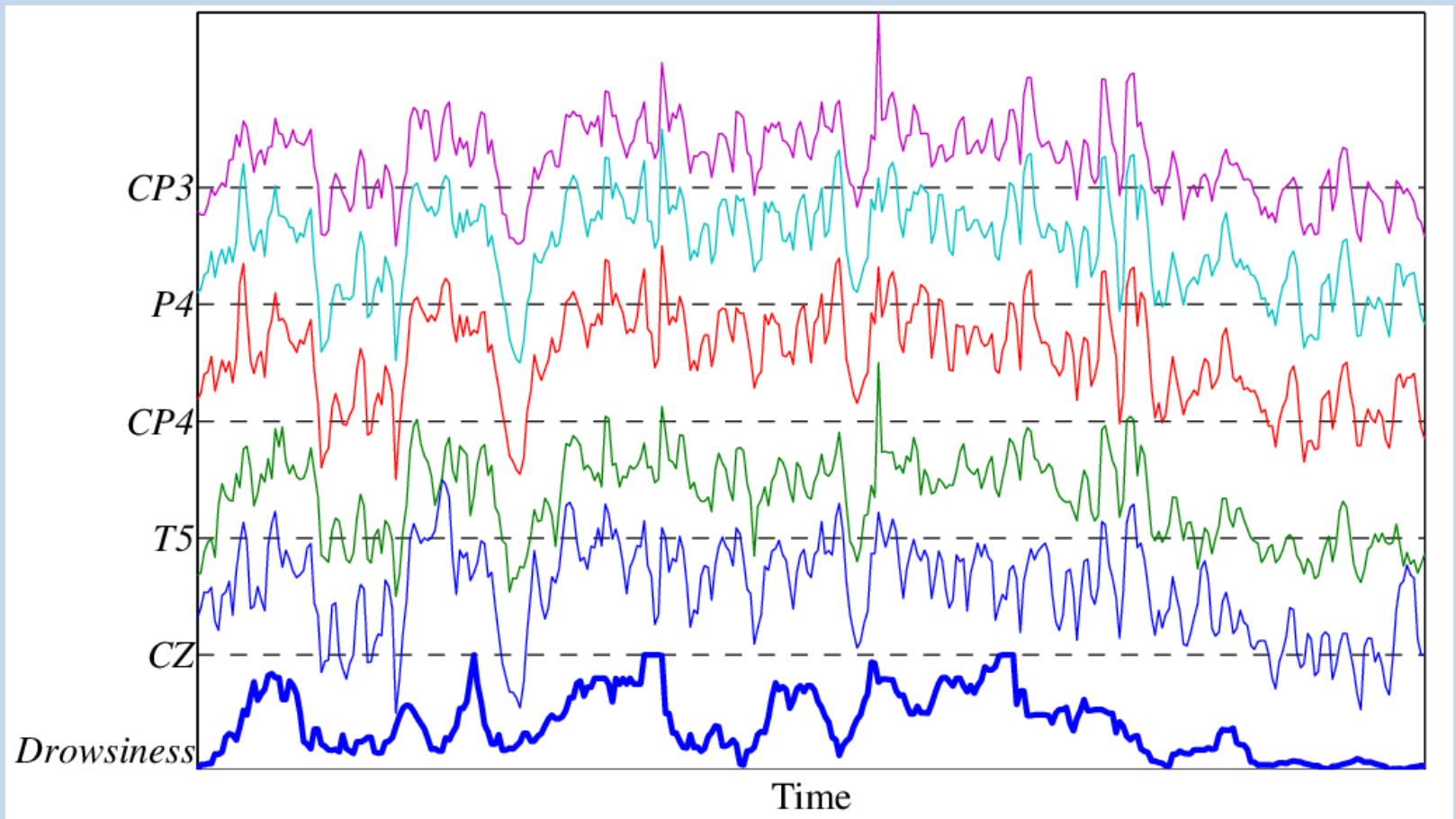


# 脑电数据采集和处理

- 使用EEGLAB.
- 使用所有30个EEG通道
- 1-50 Hz 带通滤波
- 降采样（500Hz→250Hz）
- 重参考到耳垂均值

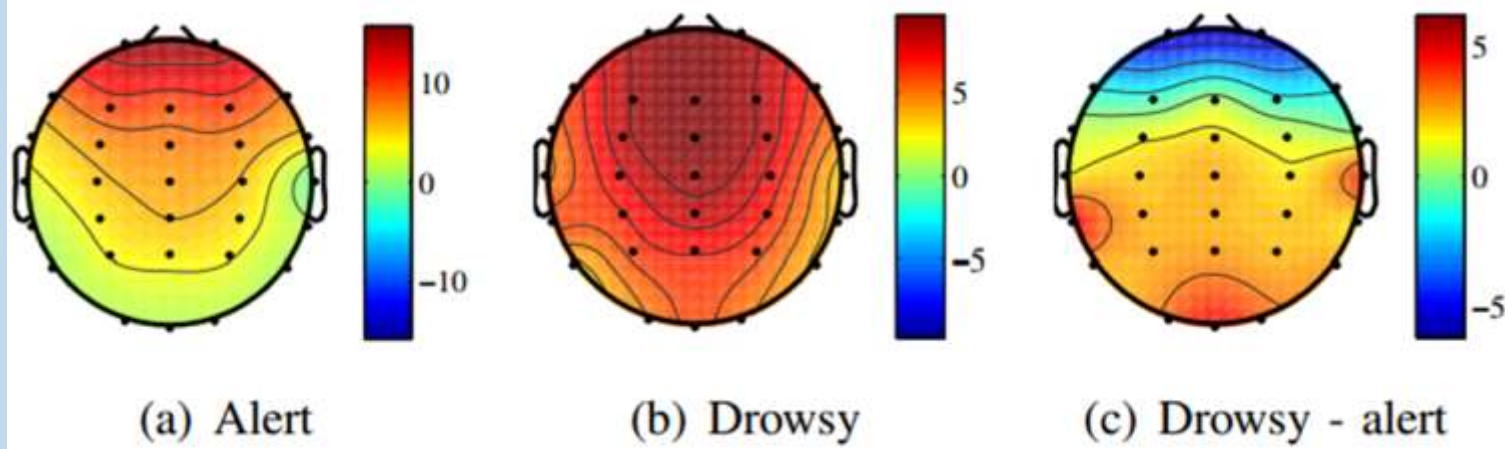
# 特征提取

提取每次扰动之前30秒EEG数据，计算每个通道theta频段（4-7Hz）的平均功率谱密度，转换成dB作为特征

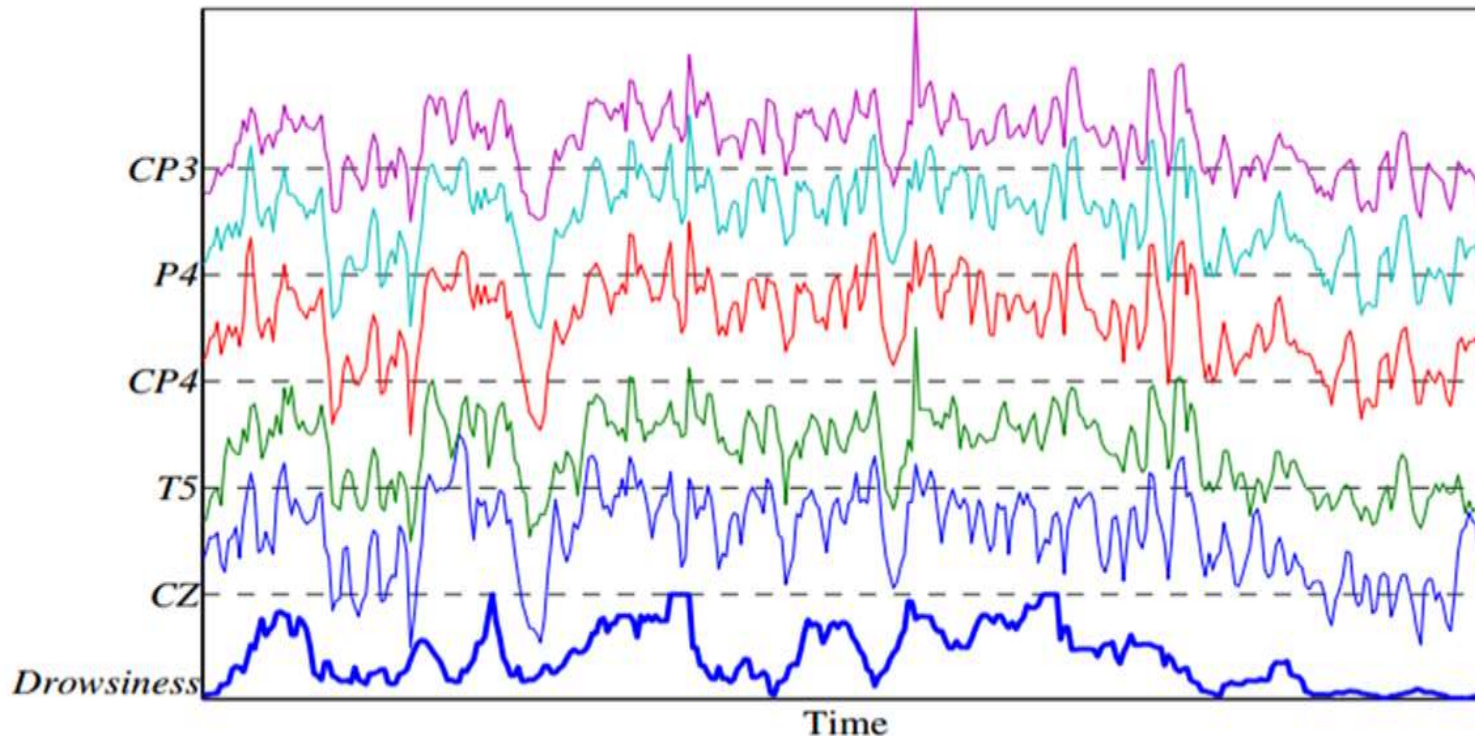




# 平均脑电地形图



Mean topoplots of theta band powers across the 15 subjects.

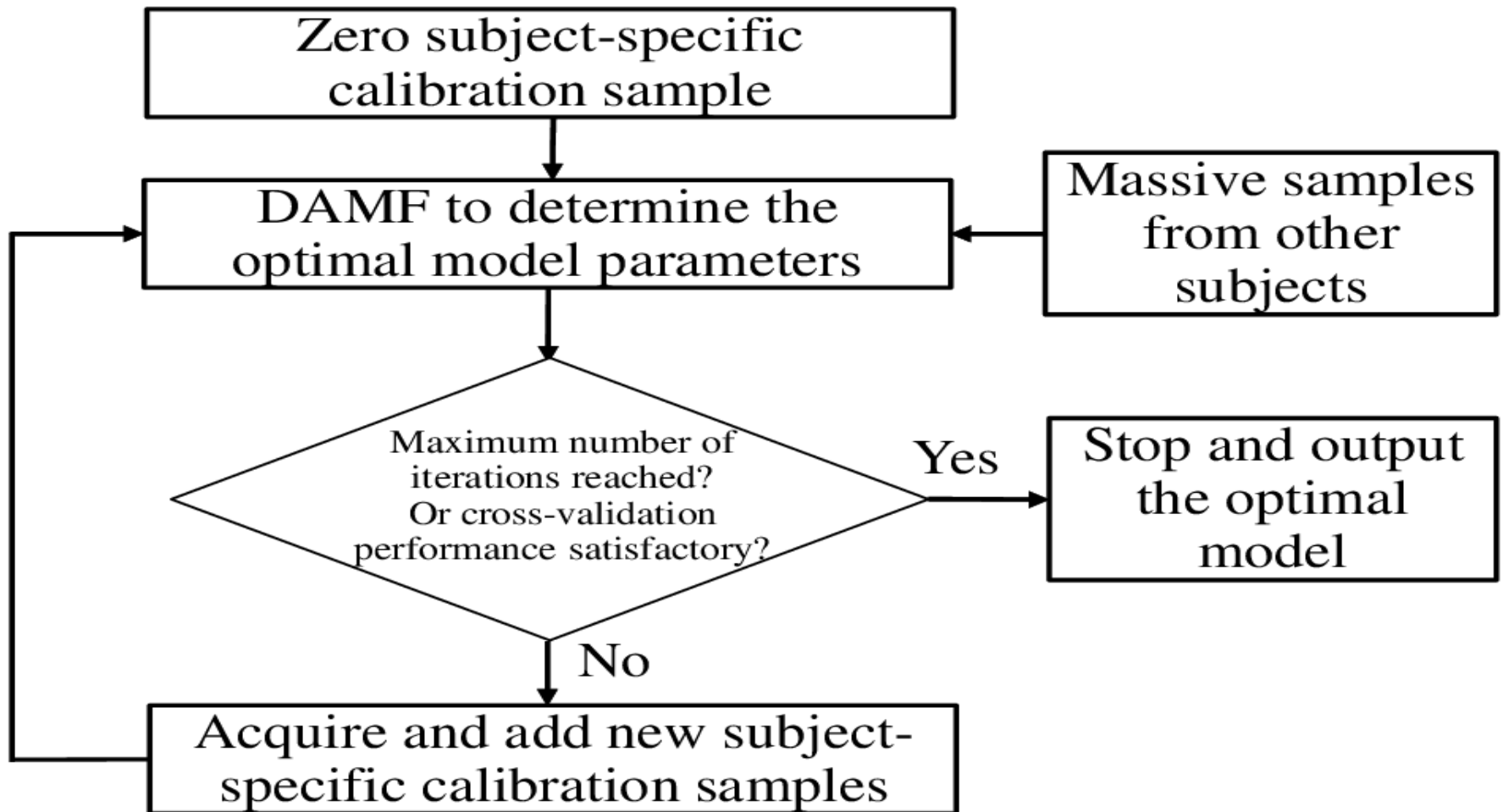


Theta band powers and drowsiness index for Subject 1.



# 训练和测试

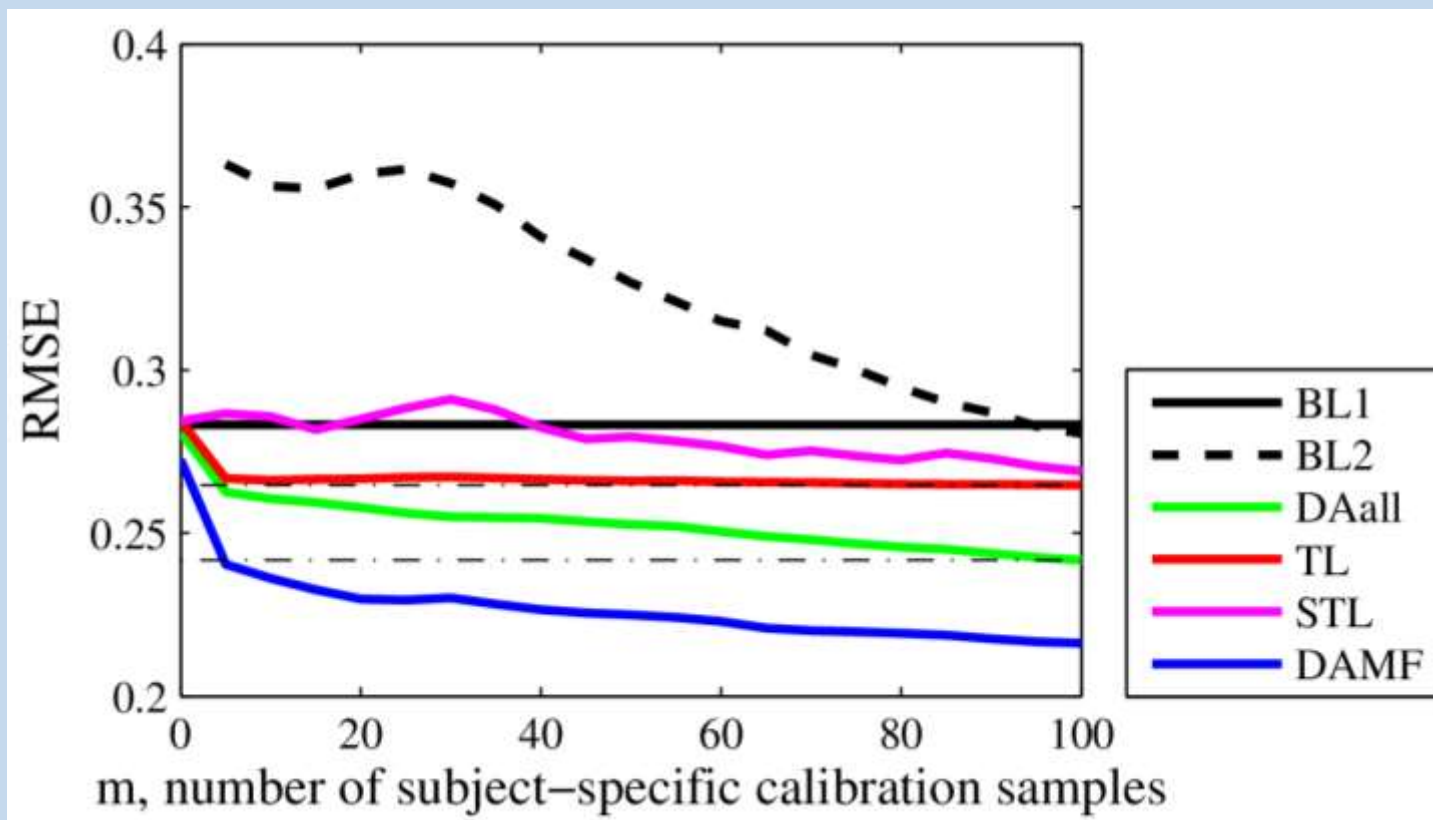
- 每个被试者大约有360个样例
- 随机选取连续的100个样例做训练，其余做测试



# 算法比较

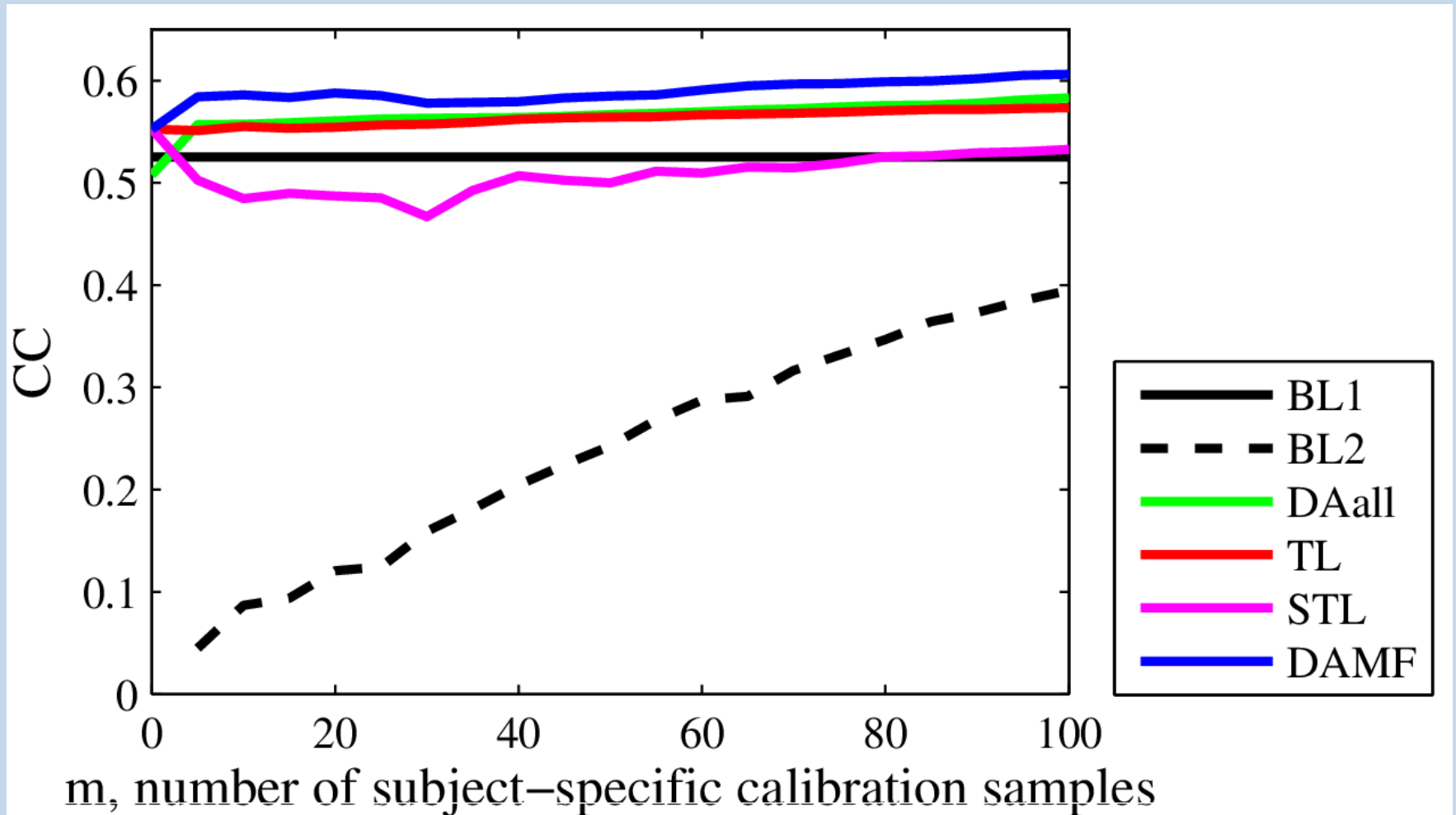
- **基准1 (BL1):** 融合所有14个辅助用户的数据，训练一个RR模型，运用到新用户。此方法完全忽略新用户的数据。
- **基准2 (BL2):** 只使用新用户的数据来训练一个RR模型。此方法完全忽略辅助用户的数据。
- **DAall,** 在每个循环中融合所有14个辅助用户的数据和新用户数据，训练一个RR模型。
- **迁移学习(TL):** 基于每个辅助用户的数据训练一个RR模型（共14个），再基于新用户的数据训练一个RR模型。最后求该15个模型的平均。
- **选择性迁移学习(STL):** 先计算新用户的泛化能力LSG（基于新用户数据训练的RR模型能泛化到其他辅助用户的能力）。若 $LSG < 1$ ，则新用户可能会受益于迁移学习，所以使用以上迁移学习方法。否则，只使用基于新用户数据训练的RR模型。

# 实验结果：平均RMSE

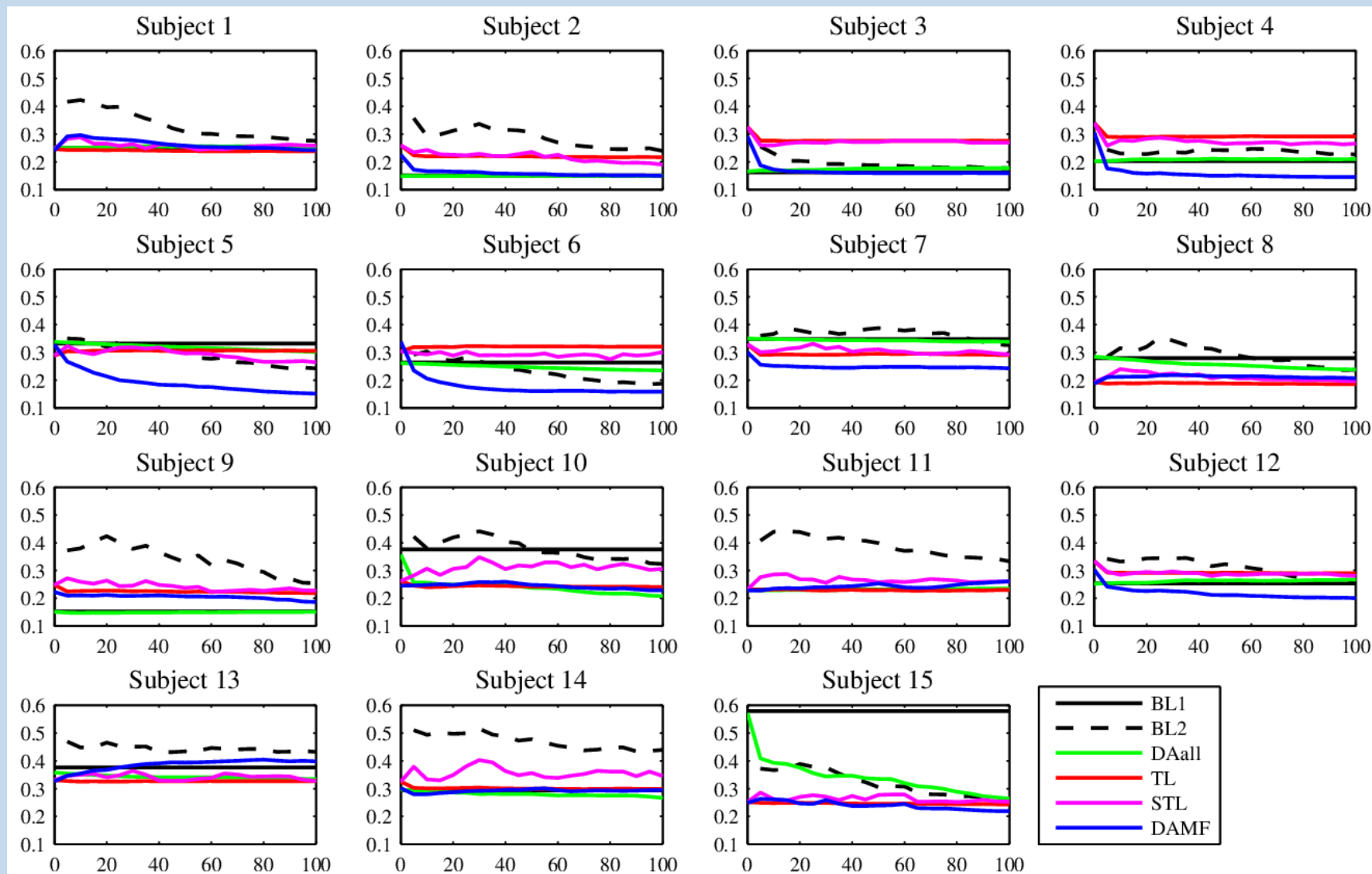


- 给定新用户的若干个标定样例，DAMF取得最好的RMSE
- 给定一个期望的RMSE, DAMF需要最少的标定样例
- 给定100个标定样例，BL2, DAall, TL 和 STL 的RMSE分别是 0.2806, 0.2416, 0.2647和0.2690。而 DAMF 只需5个标定样例即可达到这个RMSE。

# 实验结果：平均相关系数



# 实验结果：单个受试者的RMSE



- DAMF 并非总是最佳
- 选择性DA值得尝试

# Online Weighted Adaptation Regularization for Regression (OwARR)

Extended from wAR for classification, by making use of fuzzy sets

Minimizes the loss on fitting the labeled samples in the **source domain**

Minimizes the distance between the **conditional** probability distributions

$$f = \arg \min_f \sum_{i=1}^n (y_i - f(\mathbf{x}_i))^2 + \boxed{w^t} \sum_{i=n+1}^{n+m} (y_i - f(\mathbf{x}_i))^2 + \lambda [d(P^z, P^t) + \boxed{d(Q^z, Q^t)}] - \gamma \tilde{r}^2(y, f(\mathbf{x}))$$

Weight to emphasize target domain

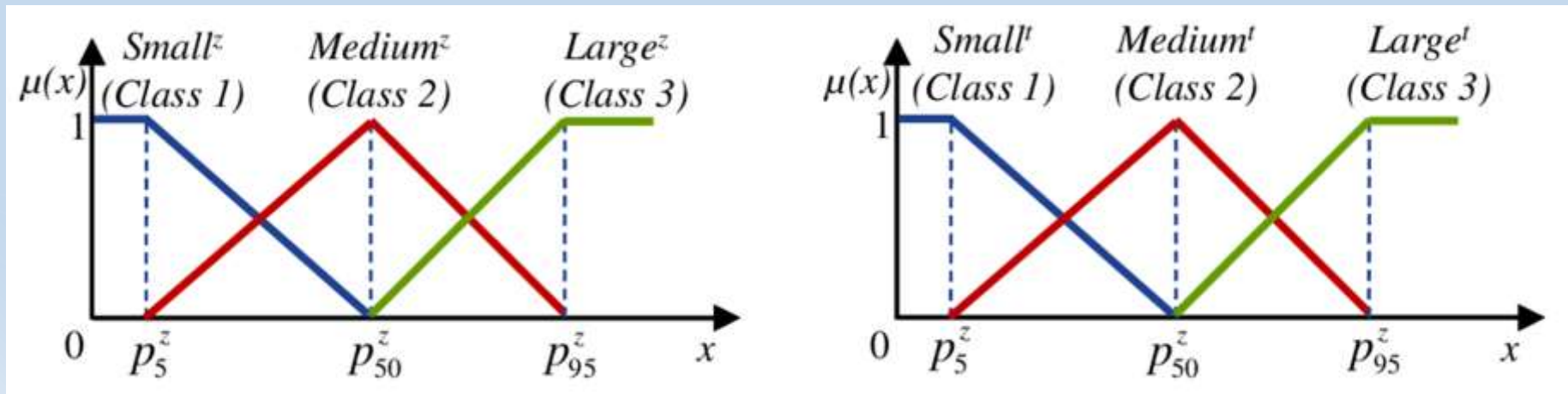
Minimizes the loss on fitting the labeled samples in the **target domain**

Minimizes the distance between the **marginal** probability distributions

Maximizes the **correlation**

# Conditional Probability Distributions (CPD)

- For classification problems, CPDs are conditioned on difference classes, so they are easy to compute.
- How to compute CPDs for regression problems?

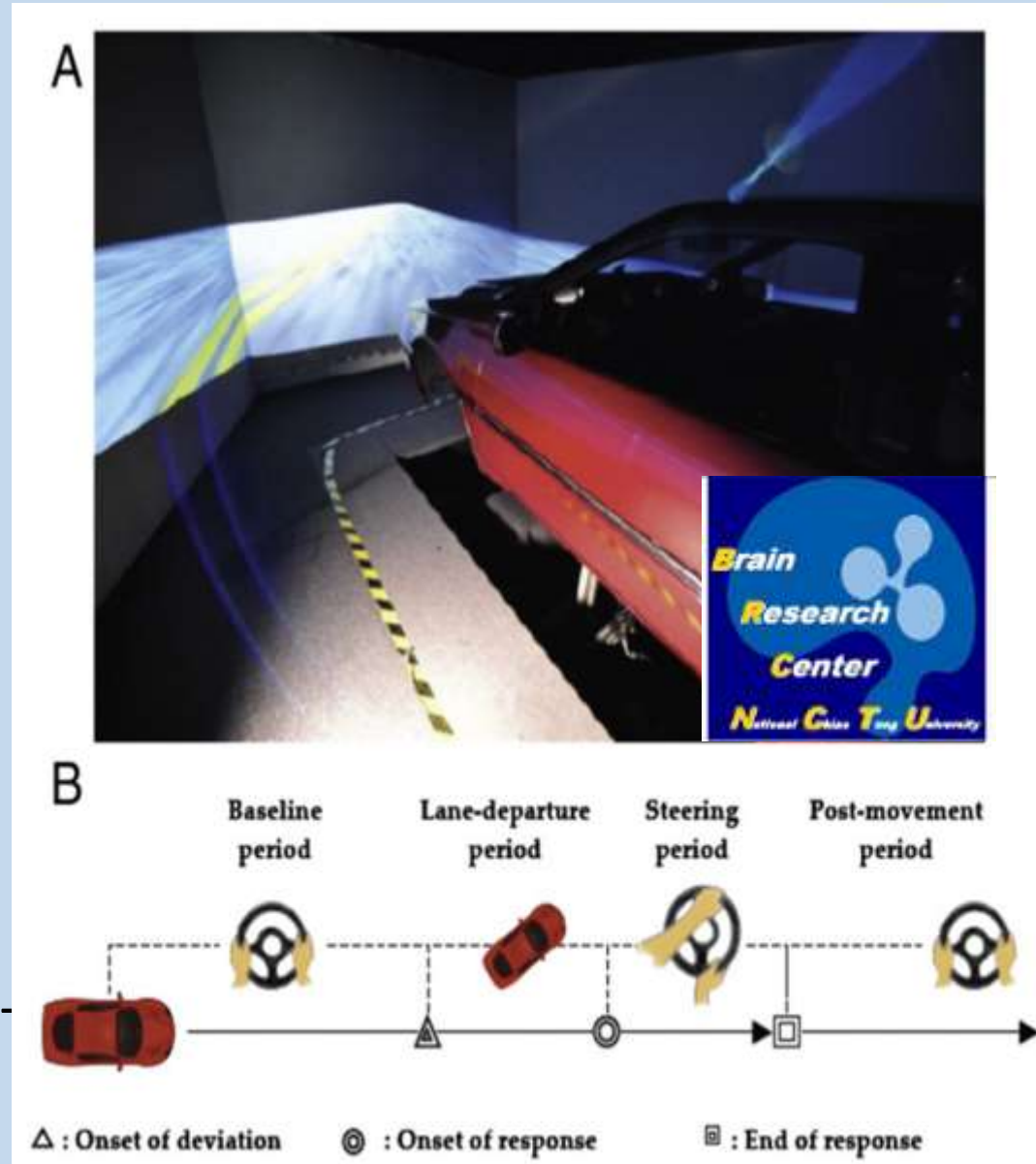


**Reference:** D. Wu, V. Lawhern, S. Gordon, B. Lance and C-T Lin, "Driver Drowsiness Estimation from EEG Signals Using Online Weighted Adaptation Regularization for Regression (OwARR)," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2016, in press.

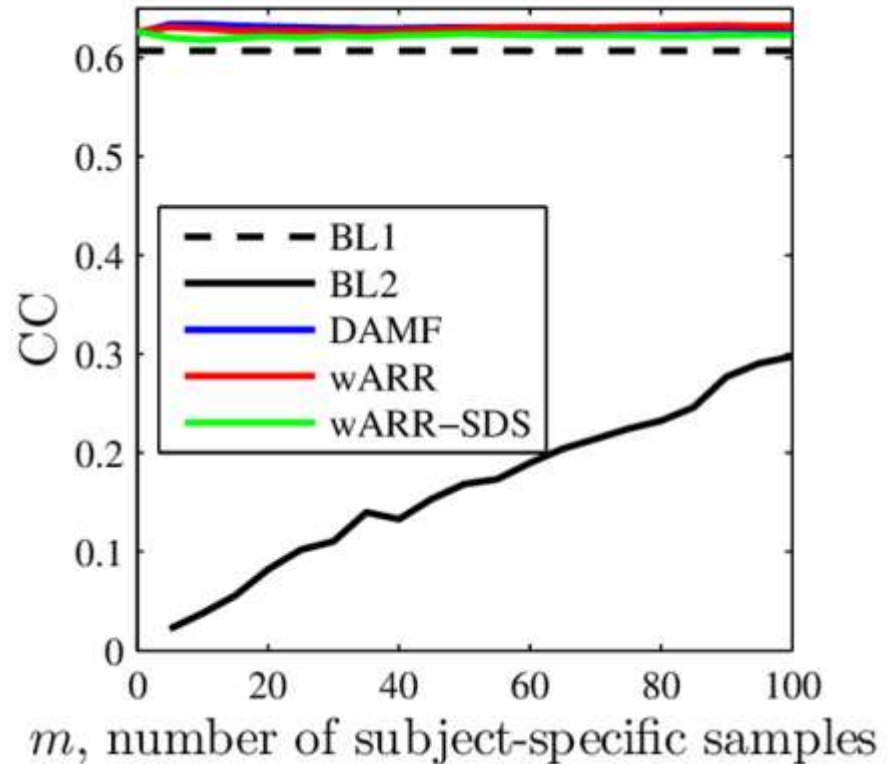
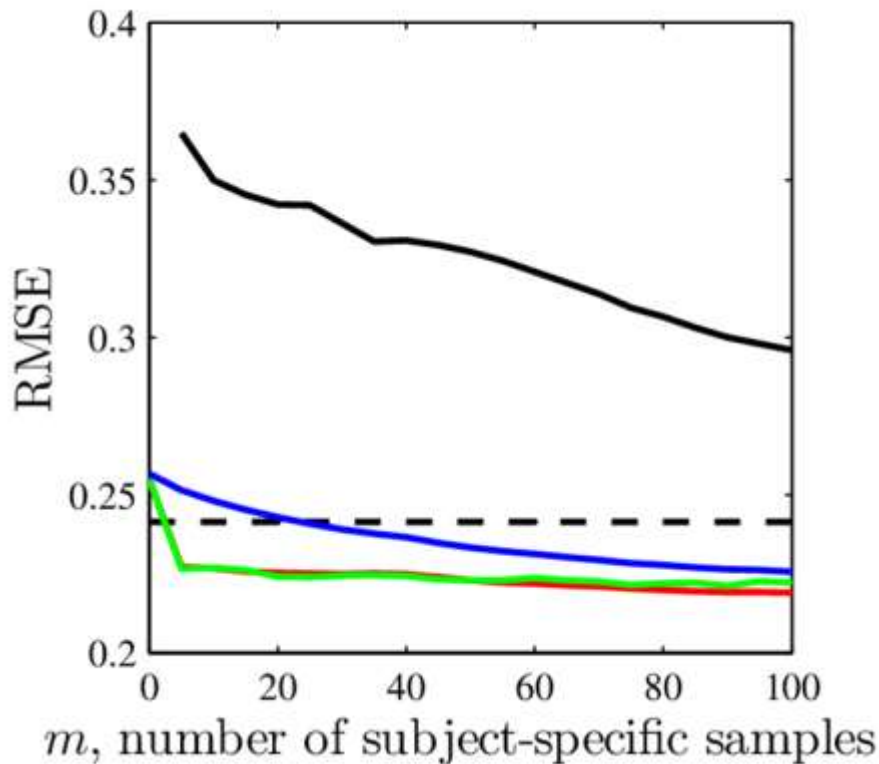


# Experiment: Driver Drowsiness Estimation

- Sustained-attention driving experiment, NCTU, Taiwan
- 16 subjects
- 60-90 minutes each
- Monotonous driving at 100 km/h on a straight and empty highway
- Random lane-departure events applied every 5-10s
- Response time was converted to drowsiness index
- EEG recorded by a 500Hz 32-channel Neuroscan system



# Experimental Results: RMSE & CC



- **BL1:** Combines data from all 14 existing subjects, builds a ridge regression model, and applies it to the new subject. That is, BL1 tries to build a subject-independent regression model and ignores data from the new subject completely.
- **BL2:** Builds a ridge regression model using only subject-specific calibration samples from the new subject. That is, BL2 ignores data

# 参考文献

1. D. Wu, J-T King, C-C Chuang, C-T Lin and T-P Jung, "Spatial Filtering for EEG-Based Regression Problems in Brain-Computer Interface (BCI)," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 26(2), pp. 771-781, 2018.
2. D. Wu, B. J. Lance, V. J. Lawhern, Stephen Gordon, Tzyy-Ping Jung and Chin-Teng Lin, "EEG-Based User Reaction Time Estimation Using Riemannian Geometry Features", IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 25(11), pp. 2157-2168, 2017.
3. D. Wu, V. Lawhern, S. Gordon, B. Lance and C-T Lin, "Driver Drowsiness Estimation from EEG Signals Using Online Weighted Adaptation Regularization for Regression (OwARR)," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 25(6), pp. 1522-1535, 2017.
4. D. Wu, V. Lawhern, S. Gordon, B. Lance and C-T Lin, "Offline EEG-Based Driver Drowsiness Estimation Using Enhanced Batch-Mode Active Learning (EBMAL) for Regression," IEEE Int'l. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 730-736, Budapest, Hungary, 2016.
5. D. Wu, V. Lawhern, S. Gordon, B. Lance and C-T Lin, "Spectral Meta-Learner for Regression (SMLR) Model Aggregation: Towards Calibrationless Brain-Computer Interface (BCI)," IEEE Int'l. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 743-749, Budapest, Hungary, 2016.
6. D. Wu, C-H Chuang and C-T Lin, "Online driver's drowsiness estimation using domain adaptation with model fusion," International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII 2015), Xi'an, China, September 2015.



**Thank you!**