迈向应用于认知诱发电位的量子监督学习的初步探索

~

将量子机器学习应用于事件相关电位分类的初步探索

~

Grégoire Cattan[1], Alexandre Quemy[2], Anton Andreev[3]

[1]IBM 软件、数据与人工智能，克拉科夫，波兰

[2]计算机科学学院，波兹南理工大学，波兹南，波兰

[3]GIPSA-lab，法国国家科学研究中心，格勒诺布尔-阿尔卑斯大学，格勒诺布尔国立综合理工学院，格勒诺布尔，法国

关键词：脑电图（*EEG*）、脑机接口（脑机接口）、脑机接口（脑机接口）、认知诱发电位（认知诱发电位）、*P300*、分类、监督学习、量子计算、支持向量机（*SVM*）

关键词：脑电图（*EEG*）、脑机接口（*BCI*）、事件相关电位（*ERP*）、*P300*、分类、监督学习、量子计算机、支持向量机（*SVM*）

摘要— 基于非侵入式脑电图（EEG）的脑机接口在临床应用中面临的一个主要瓶颈是信息传输速率较低。因此，人们开发了更稳健、准确的分类器。本研究考察了量子增强支持向量分类器（QSVC）的性能。QSVC 的训练（预测）平衡准确率为 83.17（50.25）%。结果表明，该分类器能够从脑电图数据中学习，但要提高预测准确率，还需要开展更多研究。通过优化分类器配置，例如增加测量次数，或可实现这一目标。

摘要— 基于非侵入式脑电图（EEG）的脑机接口信息传输率较低，是其临床应用的一大障碍。因此，人们开发了更稳健、准确的分类器。本研究探讨了量子增强支持向量分类器（QSVC）的性能。QSVC 在训练（预测）阶段获得的平衡准确率分别为 83.17%（50.25%）。这一结果表明，该分类器能够从脑电图数据中学习，但仍需进一步研究以提高预测准确率。通过优化分类器配置（例如增加试验次数），有望实现这一目标。

引言

认知诱发电位（PEC）是大脑受到刺激后产生的低幅度电位。基于认知诱发电位的脑机接口（ICM）通过检测脑电图（EEG）中对预先安排的刺激所产生的反应，来识别用户与所提供动作进行交互的意图。这类接口由 Vidal 于 20 世纪 70 年代初提出 [1]，使瘫痪者能够与计算机交互——使用这类接口无需任何肌肉活动（例如 [2]）。这类接口依赖于在屏幕上呈现用户预期但不可预测且极具辨识度的视觉刺激（奇异刺激范式）。此外还有其他范式，例如用户在运动想象中想象某个动作，或稳态视觉诱发电位，即呈现以不同频率闪烁的刺激（例如 [3], [4]）。总体而言，基于奇异刺激范式的脑机接口在性能与用户疲劳（尤其是视觉疲劳）之间取得了良好平衡。虽然本文重点讨论通过奇异刺激范式以非侵入方式采集的脑电图数据分类，但需要指出的是，各种范式所采用的分类技术大同小异。

脑机接口的性能仍受到三方面因素的限制。首先，在非侵入式脑电图的情况下，电极只能通过颅骨感知到低幅度信号，而且极易受到电磁伪迹和肌肉伪迹的影响（例如由动作或电力线引起）。其次，我们观察到一种称为“文盲”的现象，指有 15% 至 30% 的人无法使用脑机接口进行书写。“文盲”这一概念暗示这可能是参与者的一种生理特征（例如 [5]），尽管近期文献对此观点提出了批评，认为问题更可能出在刺激方法上 [6], [7]。最后，这类接口的信息传输率极低，书写速度约为每分钟五个单词 [2]。与机械接口相比，脑机接口的性能较低，因此更适用于临床领域（例如 [8]），尽管如此，它们仍能为全身瘫痪患者提供一种宝贵的替代方案。不过请注意，也有一些面向普通公众使用脑机接口的实验。

在这种情况下，重点更多放在可用性、可玩性或人体工程学等特征上，以弥补这类接口可靠性不足的问题 [9]–[12]。

因此，为了提升脑机接口的性能，人们投入了大量精力研究可靠的分类器，例如判别分析、支持向量分类（英文简称 SVC，即 Support Vector Classification）、神经网络 [13], 决策树森林 [14], 或黎曼几何 [15]。据我们所知，基于黎曼几何的方法，尤其是称为最小距离均值（英文简称 MDM，即 Mean Distance to Means）的分类器，在国际竞赛中取得了最佳表现，报告的准确率接近 90%，用时仅几秒 [15]–[17]。

作为这些研究的补充，我们研究了量子增强支持向量分类器（QSVC）的应用，采用了 Havlíček 等人提出的实现方案 [18], ，该方案包含在 Qiskit 库中（IBM，美国阿蒙克）[19]。除了在两个阶段使用量子优化外，QSVC 与支持向量分类器（SVC）相似。第一阶段是估算所有训练数据对的核。第二阶段是在加入一条新数据后估算核。与传统分类相比，QSVC 展现出令人鼓舞的结果（例如 [18], [20]）。再加上云端量子计算服务的发展（例如 IBM 在美国阿蒙克提供的 IBM量子体验）以及量子体积的持续提升，量子分类已成为经典计算一种有前景的替代方案，至少也是一种互补方案。

在这项工作中，我们测量了量子支持向量分类器的平衡准确率和 F1分数，并将其与最先进的分类器、支持向量分类器和最小距离均值所取得的数值进行了比较。这两项指标（平衡准确率和 F1分数）适用于衡量不平衡数据集的性能。结果表明，量子支持向量分类器能够从数据中学习（训练准确率 = 83,17 %）。不过，还需要开展更多研究，以提高分类器的预测准确率。

本文档的结构如下：第二节介绍我们用于本次分析的数据。第三节介绍我们用于评估量子支持向量分类器性能的方法。第四节给出本次实验的结果。最后一节包含讨论和结论。

数据

我们使用了在 GIPSA-lab（Saint-Martin-d'Hères，法国）记录的，且可通过以下链接从 Zenodo（日内瓦，瑞士）免费获取https://zenodo.org/record/2649069。该数据集包含 26 名参与者（其中 7 名女性）的脑电图记录；参与者的平均年龄为 24.4（标准差 2.76）岁，并参加了一项视觉 P300目标/非目标实验。

视觉P300是一种内源性事件相关电位，在屏幕上出现视觉刺激后240至600毫秒之间达到峰值。与短潜伏期外源性成分不同，后者是对刺激产生的自动化感觉反应，内源性成分反映了由所执行任务特异性诱发的神经处理 [21]。尤其是，P300由一种不太可能出现且极具辨识度的刺激的出现所诱发（奇异刺激范式）。

参与者玩的是面向脑机接口的 *Brain Invaders*，这是一款改编自经典复古游戏《Space *Invaders*》的游戏（太东，日本东京）。游戏由 36 个外星人组成，并显示在一个 6×6矩阵中（**图1**）。参与者的任务是数出每八个重复序列开始时指定的 TARGET 外星人闪烁的次数。在 Brain Invaders P300 范式中，每个重复序列包含 12 次闪烁，其中两次包含 TARGET 外星人，另外 10 次不包含（NON-TARGET）。每位参与者在实验开始前都会随机预先指定八个 TARGET 外星人。因此，实验期间每位参与者共记录了（分别）128（8×8×2）次目标试次和 640（8×8×10）次目标与非目标试次。

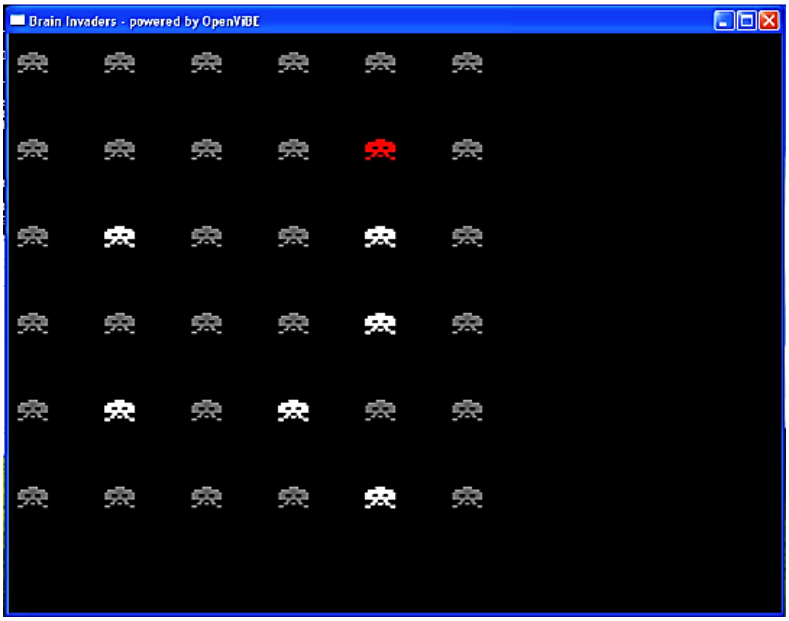

图 1。Brain Invaders 的界面，此时六个 NON-TARGET 符号组正在闪烁（白色）。红色符号为目标。未闪烁的 NON-TARGET 符号显示为灰色。（图改编自 Van Veen 等人 [22]。）

脑电图信号通过 NeXus-32（MindMedia，赫尔滕，德国）采集，该设备配备 16 个湿电极，按照国际10-20系统放置（**图2**）。信号的采样频率为 128 Hz。有关该数据集的完整说明见 Van Veen 等人 [22]。

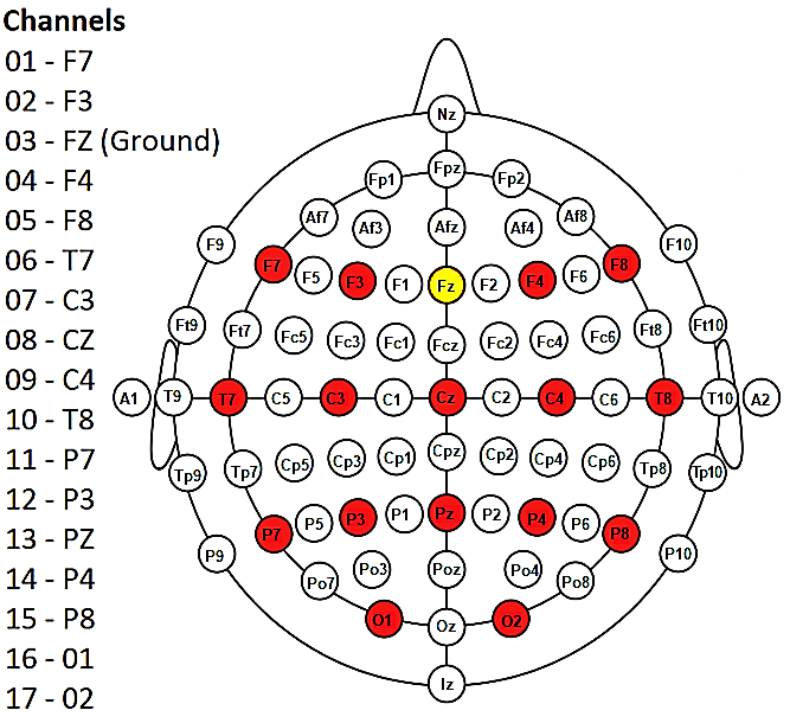

图2。红色标示的是按照国际10-20系统放置的16个电极。Fz（黄色）是地线。请注意，NeXus-32头戴设备不使用任何电极作为参考，而是采用由硬件确定的公共平均参考。（图片改编自 Van Veen 等人 [22]）。

方法

数据经过汉明窗无相位IR滤波器处理，频率范围为 1 至 24 Hz。我们提取了刺激开始后 100 至 700 ms 内的所有 TARGET 时段（n = 128）和 NON-TARGET（n = 640），随后应用了 xDAWN空间滤波器 （滤波器数量 = 1）[23]。使用空间滤波器可以降低时段的维数（从而减少计算时间），同时提高信噪比。我们采用 Congedo [16] 中所述的方法，将这些时段转换为对称正定（SPD）相关矩阵。矩阵包含 16 个元素（4x4）。考虑到 SPD 矩阵的黎曼几何，我们通过投影到黎曼流形 [24] 的切空间，将这些矩阵进行向量化。所有向量均包含 10 个元素。所得向量被作为输入提供给量子支持向量分类器。随后，使用二阶 Pauli-Z演化电路（在 Qiskit 中称为 *ZZ* 特征映射）对数据进行线性纠缠，并重复 2 次。为每个类别分配了 -1 或 1 的标签，并对核进行了参数化

使用 *enforce_spd=True*，从而将核矩阵中的负特征值替换为零。其他超参数包括迭代次数（500）、L2 范数正则化因子（0.001）和试验次数（1024）。量子计算机借助 QasmSimulator [19], 进行了模拟；我们还在配备 16 个量子比特的 IBM 量子计算机上执行了约一百次运行 [25]，以比较执行时间。

分类器的性能通过 5 折交叉验证进行评估，并使用所谓的平衡准确率指标进行估算，其定义为 $\frac{1}{2}(\frac{A}{A+B}+\frac{C}{C+D})$，其中 A 和 B（分别为 C 和 D）表示被正确和错误分类的 TARGET 时段（分别为 NON-TARGET 时段）的数量。此外，我们还计算了由 $\frac{2A}{2A+B+D}$ 定义的 F1分数。我们将量子支持向量分类器的平衡准确率和 F1分数与支持向量分类器和最小距离均值分类器所得的结果进行了比较。为确保比较客观，我们使用相同的数据集和相同的指标来衡量这两种分类器的性能。预处理和交叉验证也相同。至于支持向量分类器，它采用径向基函数核（英文缩写为 RBF），其中 *gamma* 固定为 0.1——即输入向量维数（10）的倒数。其他超参数与量子支持向量分类器的相似。

信号处理借助 MNE [26], 完成；我们使用 pyRiemann [27] 进行空间滤波，并运用黎曼几何处理协方差矩阵。我们使用 Qiskit [19] 执行量子操作。分类器的评估借助 scikit-learn [28]完成。

结果

QSVC 的平均平衡准确率（标准差）达到 83.17（1.04）%。如**图 3**所示，该数值与 SVC 的结果接近，表明该分类器能够从数据中学习。

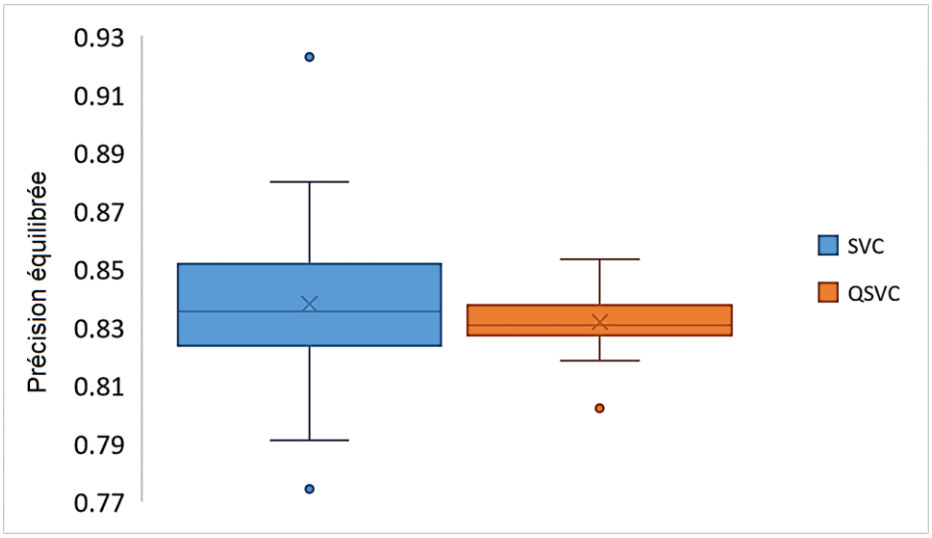

图 3。量子支持向量分类器和支持向量分类器训练过程中获得的平衡准确率箱线图。

QSVC 在预测中得到的平均平衡准确率（标准差）和 F1分数分别为 50.25（0.83）和 2.84（1.58）。**图4**将这些数值与 MDM 和 SVC 得到的结果进行了比较。平衡准确率接近 50 表明所有时期都被分到了同一类别，而 F1分数接近零则表明精确率或召回率为零。综合来看，这可能意味着灵敏度（召回率）较低。

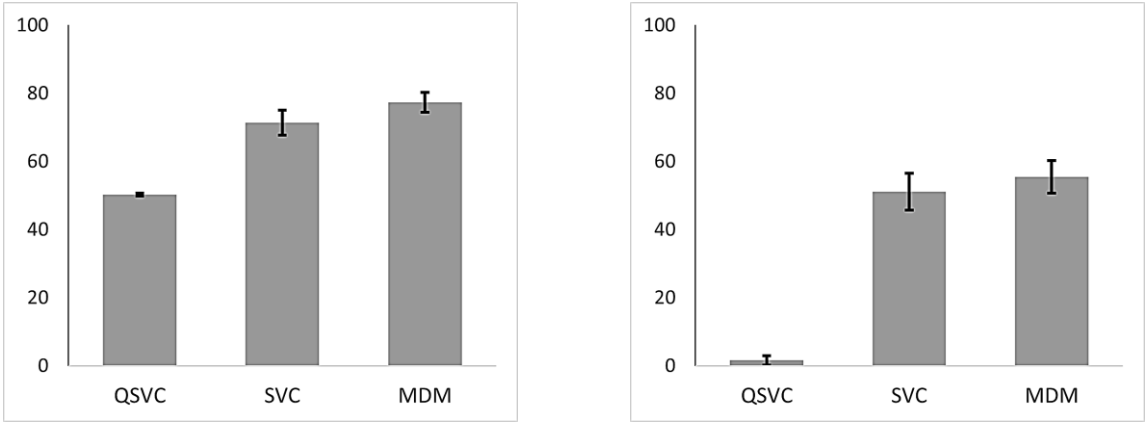

图4。量子支持向量分类器、支持向量分类器和最小距离均值在预测时获得的平衡准确率（左）和 F1 分数（右）。准确率和分数均以百分比表示。

在本地机器上评估一个数据折耗时约 8 小时，而在 IBM 量子服务器上则约需 2 分钟。相比之下，支持向量分类器和最小距离均值的分类耗时不到 2 秒。

讨论与结论

本文展示的初步结果表明，量子支持向量分类器在训练过程中达到了较高的准确率，因此能够从数据中学习。然而，与现有技术水平中报告的结果相比，该分类器在预测时的表现较差。这表明训练过于针对特定数据，因此量子支持向量分类器需要更多样本，才能获得更高的预测准确率。试验次数也可能过少，无法满足输入向量的维数要求（本例中为 10）。事实上，维数越高，可能的测量结果就越多，换言之，可能出现的错误也越多。第二个原因可能是核过于简单，无法相较于经典计算机实现量子优势。要在经典计算领域取得优势，数据编码必须采用难以在经典计算机上模拟的量子电路。实际上，可以通过调整 *ZZ* 特征映射 对象的参数来改进，例如增加电路深度（同时考虑到电路的退相干会随深度增加 [18]），或更改纠缠方法——因为我们在此仅使用了 2 次重复序列，并对数据进行了线性纠缠。这也表明，在经典支持向量分类器表现不佳的情况下，量子分类可能效果更好，例如对脑机接口存在文盲现象的人群开展实验时。

另一个方面是，与支持向量分类器和最小距离均值相比，量子支持向量分类器的训练和预测时间显著更长。尽管量子计算是一项前景广阔的技术，但这表明量子服务器尚未准备好用于实际场景中的脑机接口，也尚未准备好用于通常需要快速响应的人机应用。

这些结果应被视为第一步，提示我们还需进一步研究量子分类在监督学习和脑机接口中的应用。例如，一条研究方向是使用变分量子分类器（Variational Quantum

Classifier，中文意为分类器），这一方法也见于 Havlíček 等人 [18]。另一项研究方向是探讨将量子计算应用于 MDM分类器。两项研究为这一建议提供了依据。首先，流形凸分类模型[29], 是一种有效方法，可将 SPD流形上的类别转换为凸模型，并通过计算与凸模型之间的距离来进行分类。其次，Apeldoorn 等人 [30], 的研究表明，将量子计算应用于凸优化问题可以带来相较于经典计算的加速；这进而有望通过降低决策阈值来减少错误风险。

参考文献

[1] J. J. Vidal，《迈向直接脑机通信》，《生物物理与生物工程年度评论》，第2卷第1期，第157–180页，1973年，doi：10.1146/annurev.bb.02.060173.001105。[2] V. Guy、M.-H. Soriani、M. Bruno、T. Papadopoulo、C. Desnuelle和M. Clerc，《采用P300拼写器的脑机接口：对肌萎缩侧索硬化患者的可用性》，《物理医学与康复医学年鉴》，第61卷第1期，第5–11页，2018年1月，doi：10.1016/j.rehab.2017.09.004。[3] A. M. Norcia、L. G. Appelbaum、J. M. Ales、B. R. Cottereau和B. Rossion，《视觉研究中的稳态视觉诱发电位：综述》，《视觉杂志》，第15卷第6期，2015年5月，doi：10.1167/15.6.4。[4] F. Sepulveda，《脑控机器人导航》，载于《机器人导航进展》，第8卷，英国伦敦：IntechOpen，2011年。访问日期：2017年8月4日。[在线]。可通过以下网址获取：
h
t
t
p://
www.intechopen.com/books/advances-in-robot-navigation/brain-actuated-control-of-robot-navigation
[5] M. Ahn、H. Cho、S. Ahn和S. C. Jun，《运动想象中的高θ波和低α波功率可能表明存在脑机接口使用障碍》，《*PLOS ONE*》，第8卷第11期，文章编号e80886，2013年11月，doi：10.1371/journal.pone.0080886。[6] M. C. Thompson，《对“脑机接口使用障碍”这一概念的批判》，《科学与工程伦理》，第25卷第4期，第1217–1233页，2019年8月，doi：10.1007/s11948-018-0061-1。[7] I. Volosyak、A. Rezeika、M. Benda、F. Gembler和P. Stawicki，《致力于解决基于视觉诱发电位的脑机接口中的使用障碍现象》，《生物医学物理与工程快报》，第6卷第3期，文章编号035034，2020年5月，doi：10.1088/2057-1976/ab87e6。[8] J. Polich，《P300事件相关脑电位的临床应用》，《物理医学与康复诊所》，第15卷第1期，第133–161页，2004年2月，doi：10.1016/S1047-9651(03)00109-8。[9] G. Cattan，《游戏中的脑机接口尚未准备好面向大众》，《计算机科学前沿》，第3卷，2021年3月，doi：10.3389/fcomp.2021.628773。[10] G. Cattan、A. Andreev和E. Visinoni，《在虚拟现实环境中集成基于P300的脑机接口以用于游戏的建议：最新进展》，《计算机》，第9卷第4期，文章编号4，2020年12月，doi：10.3390/computers9040092。

[11] A. Nijholt，《游戏脑机接口：现状综述》，载于《娱乐计算——ICEC 2008》，2008年9月，第225–228页。doi：10.1007/978-3-540-89222-9_29。[12] F. Lotte，《脑机接口：虚拟现实中的设计与应用》，《信息科学与技术评论——TSI技术科学与信息系列》，第31卷第3期，第289–310页，2012年。[13] F. Lotte、M. Congedo、A. Lécuyer、F. Lamarche和B. Arnaldi，《基于脑电图的脑机接口分类算法综述》，神经工程学杂志，第4卷，1，2007年，2，101088 1741 2560 4 2 01 no. p. R doi: . / - / / /R 。[14] D. Steyrl、R. Scherer、J. Faller和G. R. Müller-Putz，《随机森林在非侵入式感觉运动节律脑机接口中的应用：一种实用便捷的非线性分类器》，生物医学工程与生物医学技术，第61卷第1期，第77–86页，2015年，doi：10.1515/bmt-2014-0117。[15] M. Congedo、A. Barachant和R. Bhatia，《基于脑电图的脑机接口的黎曼几何：入门与综述》，脑机接口，第4卷第3期，第155–174页，2017年，doi：10.1080/2326263X.2017.1297192。[16] M. Congedo，《脑电源分析》，博士论文，格勒诺布尔大学，2013年。[在线]。可通过以下网址获取：https://tel.archives-ouvertes.fr/tel- 00880483 M.-C. Corsi、F. Yger、S. Chevallier和C. Noûs，《面向临床脑机接口的连接性黎曼几何》，载于[17] ICASSP 2021——2021年IEEE国际声学、语音与信号处理会议，2021年6月，第980–984页。doi：10.1109/ICASSP39728.2021.9414790。[18] V. Havlíček等，《利用量子增强特征空间进行监督学习》，《自然》，第567卷第7747期，第209–212页，2019年3月，doi：10.1038/s41586-019-0980-2。[19] H. Abraham等，《Qiskit：一个开源量子计算框架》。Zenodo，2019年。doi：10.5281/zenodo.2562110。[20] C. Havenstein、D. Thomas和S. Chandrasekaran，《量子与经典机器学习的性能比较》，SMU数据科学评论，第1，4，2019，卷第。在线。可通过以下网址获取：https://scholar.smu.edu/datasciencereview/vol/iss/[1 4] S. J. Luck，《事件相关电位》，载于《APA心理学研究方法手册》第1卷：基础、规划、测量与心理测量学，华盛顿特区，美国：美国心理学会，2012年，第523–546页。doi：10.1037/13619-028。[21] G. F. P. Van Veen、A. Barachant、A. Andreev、G. Cattan、P. L. Coelho Rodrigues和M. Congedo，《构建Brain Invaders：实验验证的脑电图数据》，GIPSA-lab，研究报告1，2019年5月。[在线]。可通过以下网址获取：https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02126068[23] B. Rivet和A. Souloumiac，《基于时空模型的事件相关电位最优线性空间滤波器：渐近性能分析》，《信号处理》，第93卷第2期，第387–398页，2013年2月，doi：10.1016/j.sigpro.2012.07.019。[24] A. Barachant、S. Bonnet、M. Congedo和C. Jutten，《使用基于黎曼几何的核对协方差矩阵进行分类，以应用于脑机接口》，《神经计算》，第112卷，第172–178页，2013年7月，doi：10.1016/j.neucom.2012.12.039。[25] IBM Q团队，《IBM Q 16 Melbourne后端规格》。Qiskit，2018年。[在线]。可通过以下网址获取：https://github.com/Qiskit/ibmq-device-information [26] A. Gramfort等，《用于处理脑磁图和脑电图数据的MNE软件》，《神经影像》，第86卷，第446–460页，2014年2月，doi：10.1016/j.neuroimage.2013.10.027。[27] A. Barachant等，《pyRiemann/pyRiemann：v0.3》。Zenodo，2022年7月。doi：10.5281/zenodo.7547583。

[28] F. Pedregosa 等，《Scikit-learn：Python 中的机器学习》，机器学习研究杂志，第 12 卷，第 85 期，第 2825–2830 页，2011 年。[29] K. Zhao、A. Wiliem、S. Chen 和 B. C. Lovell，《对称正定流形上的凸类模型》，*arXiv180605343 Cs*，2019年5月。[30] J. van Apeldoorn、A. Gilyén、S. Gribling 和 R. de Wolf，《利用量子预言机进行凸优化》，*Quantum*，第 4 卷，第 220 页，2020年1月，doi：10.22331/q-2020-01-13-220。