

TypeBoard: Identifying Unintentional Touch on Force-Sensitive Touchscreen Keyboard

ANONYMITY, address, Country

用户在触屏键盘上打字时，触摸屏幕即触发点击事件。因此，触屏用户不能像在物理键盘上一样通过触摸来align fingers positions[xx]，也不能将手指休息在键盘上，影响了触屏打字的效率和舒适度。在这篇论文中，我们提出了TypeBoard，一款带压力屏键盘上的防误触算法，我们也研究了用户使用TypeBoard时的打字行为。用户的打字行为和防误触能力之间是相互影响的，比如，在防误触的触屏键盘上，用户会更倾向于将手指休息在触碰上，造成更多的、更多样的非有意触摸点；而更多的、更多样的非有意触碰点会对防误触提出更高的要求。为此，我们通过迭代的数据采集和机器学习方法来设计了TypeBoard防误触算法。在一个使用TypeBoard写日记的评测实验中，用户的非有意触点个数占触点总数的xx.x%，我们的算法能在点击事件发生100 ms的时间内以xx.x%的准确率判断出其输入意图，而相关工作中基于压力和时间阈值的方法[xx]的识别准确率只有xx.x%，且必须在release以后做出判断。这份工作说明，第一，压敏触屏键盘有能力准确地、低延迟地防止用户休息、轻触等行为造成的误触。第二，用户在有效防误触的键盘上打字时，其用户行为会发生改变，比如手指休息的行为会显著增加。第三，防误触键盘和传统触碰键盘相比，能够防止用户疲劳，提高用户体验，且显著降低了输入任务的完成时间。

CCS Concepts: • Computer systems organization → Embedded systems; Redundancy; Robotics; • Networks → Network reliability.

Additional Key Words and Phrases: Smart watch, text entry, touch input.

ACM Reference Format:

anonymity. 2018. TypeBoard: Identifying Unintentional Touch on Force-Sensitive Touchscreen Keyboard. *Proc. ACM Meas. Anal. Comput. Syst.* 37, 4, Article 111 (August 2018), 10 pages. <https://doi.org/10.1145/1122445.1122456>

1 INTRODUCTION

目前，手机已经成为了最成功的便携式设备[xx]，手机上的触摸输入也代替个人电脑的键盘和鼠标成为最常用的输入方式。然而，在办公的场景下，经常需要完成大量的文本输入任务，此时物理键盘与触屏键盘相比仍然有着无可比拟的优势。先前的实验表面，普通用户在物理键盘上的平均打字速度为xx.x-WPM，而在触屏键盘上只有xx.x-WPM。xxx指出，物理键盘上的按键有三种状态，分别是released, touched和pressed，而触屏键盘上的按键只有released和pressed两个状态，而物理键盘上多出来的touched状态是其之所以高效的重要原因[xx]。首先，用户可以通过touched状态align自己的fingers，从而完成盲打；第二，从touched到pressed这个过程的物理反馈给用户提供了更强的确认感，对输入效率有着微弱而显著的帮助；第三，用户可以将手指休息在键帽上，从而一定程度上避免疲劳。

为了弥补触屏键盘上touched状态的缺失问题，我们提出了TypeBoard，一个基于压敏触屏键盘的防误触算法，能够区分打字触摸和非有意触摸。如此一来，我们就可以将打字触摸视为物理键盘上的pressed状态，将其它触摸理解为touched状态。在正确区分打字触摸和非有意触摸的前提下，先前工作有不少方法可用于补足触屏键盘和物理键盘之间的gap，例如，触屏键盘上可以加上可变形的纹理，来帮助用户align-fingers[xx]。

Author's address: anonymity, anonymity@anonymity.com, address, P.O. Box 1212, Dublin, Ohio, Country, 43017-6221.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than ACM must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org.

© 2018 Association for Computing Machinery.

2476-1249/2018/8-ART111 \$15.00

<https://doi.org/10.1145/1122445.1122456>

在触屏键盘上区分打字点击和“误触”并不是我们的首创。在2013年，TapBoard就曾经提出将Tapping动作看作打字点击，而将其它触摸事件视为误触。Tapping的定义是触摸时间低于xx毫秒，位移低于xx毫米的点击。这一要求用户主动适应技术的方法存在着非常多的局限性，比如准确率低、影响用户打字的自然性和舒适性等等，我们会在相关工作中详细描述这份工作的局限性。

为了克服TapBoard的局限性，我们提出了TypeBoard。在这份工作中，我们将打字点击定义为“表达键入意图的点击”。我们希望探索用户在防误触触屏键盘上自然的打字行为，并根据用户的行为模式，来设计一款鲁棒的防误触触屏键盘。用户行为和防误触算法是一个chicken-and-egg-conundrum，因此我们采用迭代的方式来求解防误触算法。最后，我们希望评测防误触算法在体验和效率上对触屏打字的改进。为了解决解答这些问题，我们组织了三个用户实验，分别用于回答以下三个研究问题。

- (1) **RQ1):** 用户在一个想象中的防误触触屏键盘上的打字行为如何？我们组织实验一收集了用户在一个没有反馈的触摸板上打字的数据，用户在打字时想象该键盘能够完美地防止误触。每个用户在四种真实场景下完成文本输入任务。由于触摸板没有任何的反馈，用户不能真的打字，而是想象字母上屏了。在用户完成输入任务后，她需要标注触摸板的每次报点，标注过程中可以调出实验录屏作为参考。实验一共采集了xx个数据点，其中误触点占xx%，远大于我们在正常触屏上的误触数量。实验一是TypeBoard算法的first-iteration，我们开发了一个机器学习的方法来区分打字触摸和误触，准确率达到了xx.x%，识别延迟时点击后xx毫秒。作为比较，先前工作中基于触摸时间和距离阈值的方法[xx]在该数据集上的准确率仅为xx.x%，且只能在手指抬起时识别。我们针对fail-cases人工分析了错误原因，总结出用户打字时误触的行为规律，并针对这些规律优化了机器学习提取的特征。
- (2) **RQ2):** 用户在防误触触屏键盘上的打字行为如何？在实验一以后，我们已经得到了初版的TypeBoard防误触算法，我们组织实验二收集了用户在该防误触键盘上打字的数据，键盘会对用户的打字触摸给出反馈(声音反馈+字母上屏)，而不对误触作出反馈。用户同样在四种真实场景下完成文本输入任务，在每个用户完成实验以后，我们都会更新数据集，重新训练防误触算法，从而迭代地去实现一个鲁棒地防误触算法。由于实验二的标注难度降低（用户只需标注机器学习判错的数据点），我们采集了比实验一更多的xx个数据点。其中误触点占xx%，显著高于实验一的误触点数量，这说明真正的防误触算法会提高用户对触屏的信任感，使误触点数量增加。在该数据集上，我们的算法的识别准确率达到xx.x%，进一步拉大了与baseline（xx.x%）的差距。与实验一一样，我们针对fail-cases人工分析了错误原因，新增了用户打字时误触的行为规律，也更新了机器学习提取的特征。
- (3) **RQ3):** 防误触键盘对用户体验和效率有何影响？防误触键盘上加上纹理反馈有何影响？我们组织了实验三，在多个输入任务下对比了TypeBoard和普通触屏键盘的用户体验和输入效率，我们发现TypeBoard在写日记、填问卷等任务下显著提升了用户体验，降低了疲劳，而在誊写任务下和普通触屏键盘没有差异。实验三同时对比了在有无纹理反馈两种设置下用户的行为规律，和TypeBoard性能变化，结果发现，纹理反馈使得用户更频繁地将手指放置在触摸屏上，误触点数大大增加，在这一极端的数据集下，我们的算法准确率为xx.x%，而baseline的准确率仅为xx.x%。纹理反馈大大提升了用户的输入效率，观察实验视频我们发现，这一提升可能是因为防误触算法+纹理反馈合力使能了用户在触屏键盘上的盲打。

这份工作有三个贡献点：第一，TypeBoard准确地、低延迟地区分了触屏打字时的typing和误触。第二，在TypeBoard的支持下，我们理解并总结了用户在防误触触屏键盘上的输入行为，我们公开了该数据集。第三，我们通过评测实验证明，TypeBoard与传统触屏键盘相比，提高了输入效率，降低了用户疲劳程度，提高了用户体验。

此外，这份工作还有两点关于人机交互工作的思考。第一，在用户意图推理的相关工作中，存在的一个普遍的问题，即用户行为和技术实现之间存在相互影响的作用，而大部分的先前工作都忽略了这一效应的存在[xx]。第二，在文本输入研究相关领域，誊写任务是默认的评测标准，然而，誊写任务与常见

的文本输入相比缺失了手指休息和思考这两个成分，许多工作在这两个未被评测的步骤上存在明显的局限性[xx]，在这些工作中仅评测誊写任务是有失偏颇的。我们认为以上两点值得学术界的更多关注。

2 RELATED WORK

2.1 Unintentional Touch Rejection on Touch Screen

在没有防误触的屏幕上操作时，用户需要小心谨慎地进行输入，这使得用户难以进行自然和放松的触摸输入[1, 17]。为了提高用户触摸输入的体验，大量的工作研究了防误触问题。在本子章节中，我们按照两种分类方式来列举和比较现有的工作，分别是按设备和传感器能力分类，和按“误触”的定义分类。

(1) 按设备和传感器能力分类

我们可以根据设备和传感器能力来分类相关工作。由于防误触问题的重要性，在智能手机[10–13]、平板电脑[2, 7–9, 16]和大桌面[17]等触摸设备上，都有大量防误触的相关工作，其中大多数工作都是仅利用传统触摸设备中自带的报点数据[7–9, 13, 16]、电容屏图像[2, 10]来判断误触的。Matero等人研究了利用智能手机触屏报点信息来识别误触的可行性[13]。他们在智能手机上采集了17名用户在swipe interactions in the home view, traditional phone call interaction, and general device handling这三种典型的应用场景下的触屏报点数据，并提出了六个与点击时长、落点位置和轨迹规律相关的数值作为filtering criteria，最终能rejected 76.6%的误触点，同时只rejected了0.8%的有点点击。Schwarz等人xx[16]，提出了一个概率性的触摸过滤器用于区分legitimate stylus and palm touches。They used spatiotemporal features and decision forest model to distinguish palm touches from stylus input。他们的系统可以将accidental palm inputs降低至0.016每次pen stroke，同时正确地识别了97.9%的笔迹输入。PalmTouch[10]是一种附加的输入模式，which可以区分手指输入和手掌输入，并利用手掌输入作为快捷键来提高手机系统的可达性。PalmTouch将整个电容屏的图像信息作为输入，并用卷积神经网络训练二分类模型，最终达到了99.5%的准确率。这类工作的优势在于仅利用了现呈的设备和传感器，其算法能够马上应用在目前大部分手机和平板电脑上；其缺点是低准确率或是受限的应用场景。

另一部分工作在现有设备之上加入了其它的输入信道[5, 11, 12, 17]。GestureOn[12]试图将黑屏时的手势输入和日常生活中的误触区分处理，这份工作广泛地利用了手机上所有能获取到的传感器数据，比如光敏传感器、接近光传感器、惯性传感器和带有压力的触屏报点信息。其中触屏上压力信息是技术上成熟，但还未完全普及的技术。融合了这些信息以后，GestureOn acquired 98.2% precision and 97.6% recall on detecting gestures from accidental touches。徐等人尝试解决大桌面上误触问题[17]，它们将误触定义为一切不表达输入意图的触屏报点，在这份工作中，他们的防误触算法利用到了头动和眼动的信息，which在目前来说只能在实验室环境下获取，最后，这份工作达到了an F1 score of 91.3%。以上的工作都在最常用的触屏设备上加上额外的传感器，能够不出意外地提升误触的识别准确率，tradeoff是不能马上应用在未经改装的手机上。

(2) 按误触的定义分类

我们可以通过对误触的定义来分类相关工作种触屏上的防误触算法。有少量的文献[13, 17]和大量的专利[3, 4, 7, 14, 15]将unintentional touch定义为不代表任何输入意图的触摸点[17]，这一类工作研究的是设备上通用的防误触问题，不区分具体的任务。也有工作将误触称为unwanted touch或accidental touch[12, 13]。这一类工作的优点在于适用于广泛的应用场景和任务，其tradeoff是相对降低的识别准确率，例如手机上利用触屏报点识别误触的recall只有76.6%[13]，又如在大桌面上结合了触屏报点、头动、眼动等信息判断误触，其准去率(F1 score)也只有91.3%。这一类工作有两大致命的缺点，一是准确率很低，这一低准确率可能暗示着正常点击和“不代表任何输入意图的点击”在现有的传感器数据下有时候是不可区分的，而不会future-work中所说的随着机器学习的进步而得到一个可用的水平；二是他们无法通过简短的几个lab-study证明算法的普适性，而只能在作为limitation进行讨论。

在学术界，更多的工作研究了限定的场景和任务下的防误触问题。有的工作专门讨论了触屏键盘的防误触问题[8, 9]，在这一类工作中，误触的定义是除了“有意的打字点击”以外的触摸点。TapBoard[9]将短暂的tap动作视为有意的打字点击，而将其它触摸事件视为误触点，并通过阈值的方法区分它们，结

果是用户可以适应这种技术，在TapBoard上打字效率与在普通触屏上打字无异，而用户平时可以将手指轻轻放在屏幕上休息。TapBoard2[8]我还没有看明白呢！有的工作着力于区分触屏上的电容笔点击和手掌的误触，基于报点和电容屏的数据，这些工作采用时空特征和简单的机器学习，达到了xx.x%以上的准确率，具体也是还没看呢！[2, 6, 16]。还有的工作在防误触的情况下识别了特定的触摸手势。例如PalmTouch[10]以99.5%的准确率区分了手指输入和手掌输入，从而将手掌输入作为特定功能的快捷方式。GestureOn[12]以97.9%的准确率(F1 score)区分了黑屏时的手势输入和日常生活中的误触，也是为了表达快捷方式。以上这一类特定场景下的误触识别问题，其准确率往往比较高，更接近实用的水平，作为tradeoff是仅限于特定的应用场景和任务。

(3)我们这份工作相关工作中的位置

如表格xx所示，我们用一个2*2的空间分类了上述相关工作。一般来说，传感器的能力越强，任务场景越窄，识别准确率就越高，TypeBoard在表格中的位置决定了它有很高的识别上限。这使得我们有机会探索一个全新的问题：在防误触算法十分强大的情况下，用户的行为会发生改变吗？据我们所知，还没有工作很好地回答过这个问题。有的实验设置在采集数据时不给出反馈[xx]，有的实验则是给出了未经防误触算法过滤的反馈[xx]，这都不能正确反映用户在鲁棒技术上的行为模型。在这份工作中，我们首次揭示了防误触能力和用户行为之间的相互影响，并通过迭代的方法，不断地采集用户数据、训练机器学习模型，最终实现了鲁棒的防误触算法。

【表格：触屏防误触算法的2*2分类，一维是传感器是否现呈，另一维是任务场景是否限定】

有一份叫TapBoard的工作和我们的论文TypeBoard很类似[9]，我们研究的都是触屏打字场景下区分打字点击和误触。我们的工作和TapBoard相比最大的不同是对“误触”的不同定义：在TapBoard中，误触指的是触摸时间超过xx毫秒或者移动距离超过xx毫米的点击，用户需要主动适应这一设定；而在TypeBoard中，误触指的是“不用来表达按键意图的点击”，是技术主动去适应用户的行为。TapBoard有许多局限性：首先也是最重要的是，由于TapBoard要求用户主动适应技术，这无法形成最自然、舒适的用户行为[xx]，也带来了一定的学习成本；；第二，TapBoard采用阈值方法识别误触，其准确率有限，在用户主动适应的情况下只有大约97%的准确率；第三，TapBoard在手指抬起的瞬间才能识别点击意图，与正规键盘中手指点击瞬间就完成识别相比有很大的延迟，这会影响输入效率和用户体验[xx]；第四，TapBoard声称它有两大好处，一是用户可以休息手指，二是其输入效率与原本键盘一样。这个结论是错误的，TapBoard的实验只证明了用户在边写边说的实验中会休息手指，而在誊写任务下输入效率与原本触屏键盘无异，然而根据我们的实验结果，用户在誊写任务下并不会休息手指。因此以上两个好处并不同时成立，也不具有跨任务的普适性。相比之下，我们的工作TypeBoard克服了TapBoard所有的局限性。

2.2 Benefit from Unintentional Touch Rejection

(1) 有机会弥补触屏键盘上没有触摸状态的问题

物理键盘上有release/touch/press三态，而触屏键盘上只有release/press两态[xx]。touch状态在物理键盘上承担着重要的作用，具体有三点：1、物理键盘上的触觉纹理可以让用户不看键盘的情况下对齐手指，从而支持盲打[xx]；2、键帽能够给用户提供的触觉反馈，确认一次点击操作，这不仅增强了用户体验[xx]，也显著地提升了打字速度[xx]；好的键帽设计还可以增强用户对触碰时间的把控[xx]。3、在物理键盘上，用户可以将手指休息在键位上，降低了疲劳程度[xx]。触屏键盘上touch状态的缺少，使得触屏上的打字效率显著低于物理键盘打字的效率。

有不少工作尝试弥补物理键盘和触屏键盘之间的gap。xx通过加装xx硬件，提供了纹理信息，达到了xx效果。xx通过加装xx硬件，提供了用户在打字时的触觉反馈，达到了xx的效果。xx采用简单的时间和距离阈值方法来区分打字和误触，从而允许用户将手指休息在触屏键盘上。然而，以上对触屏键盘的体验提升，都是以能够正确区分打字和误触为前提的。例如，对于屏幕上有tactile反馈的工作中[xx]，只有在触屏键盘能够很好地防误触地情况下，用户才会去摸键盘上的纹理，从而使触屏上的盲打。

[2013-TouchDisplay] Palm rejection (PR) technology may reduce shoulder loads by allowing the palms to rest on the display and increase productivity by registering the touched content and fingertips through the palms rather than shoulders.

[2014-PenMightier] The digital devices prevented participants from interacting naturally because participants altered their behaviour to avoid making unintended, accidental markings. With the passive system, participants were “forced to write in an uncomfortable position to avoid the ‘palm touch’ screen” and “could not rest [their] palm on the display without disrupting it – highly unusable”. With the active system, participants were “more willing to interact because [they] could rest [their] palm on the surface with no problems” and “the Slate didn’t have the palm ‘touchy’ problems that the iPad did.

(2) 在touchscreen上无缝区分keyboard和其它有意输入

如果能够在touchscreen上identify-typing-action, 就可以仅使用触摸屏的同一块区域, 同时支持文本输入和其它交互, 如触摸屏控制鼠标pointing[xx], 又如其它的一些手势命令[xx]等等。TapBoard2能够有效地将打字的触摸事件和pointing的触摸事件正确区分, 使得同一块触摸屏及支持了文本输入, 又支持了触摸板控制鼠标。xx将手掌的误触作为输入通道。

还可以区分typing和stylus输入

[2014-PenUnint]

[2014-PenMightier]

[2014-PalmRejection]

[Exploring and Understanding Unintended Touch during Direct Pen Interaction]

(3) 将原本应该是误触的触碰利用为输入信息

有的相关工作将误触作为有用的输入信息, 从而提供额外的输入通道。

Matulic et al. [2017-HandContact] extended hand interactions from fingertips to the whole hand in hand-shape based interaction. Tabletop interaction can be enriched by considering whole hands as input instead of only fingertips. We describe a generalised, reproducible computer vision algorithm to recognise hand contact shapes, with support for arm rejection, as well as dynamic properties like finger movement and hover. A controlled experiment shows the algorithm can detect seven different contact shapes (such as fist, flat palm and spread hand) with roughly 91% average accuracy如果能将type点击事件和手掌的触摸事件区分开来, 就可以支持hand contact shape所支持的交互方式。

Zhang et al. [77] proposed to leverage various hand postures such as using the palm to augment pen and touch interactions.

[2018-PalmTouch]

将大鱼际的误触作为模式切换。

We present PalmTouch, an additional input modality that differentiates between touches of fingers and the palm. We present different use cases for PalmTouch, including the use as a shortcut and for improving reachability. We have developed a model that differentiates between finger and palm touch with an accuracy of 99.53% in realistic scenarios.

[??] 比如处理漂移问题。

3 STUDY 1: USER BEHAVIOR ON IMAGINARY TYPEBOARD

在这个实验中, 我们采集了用户在一个没有反馈的触屏键盘上的打字数据, 实验中我们要求用户想象该键盘可以防误触。本实验的目标是研究用户在想象中可以防误触的键盘上打字的行为, 从而指导触屏键盘防误触算法的设计。用户在填写个人信息、描述个人爱好、模拟开卷考试、看图写话和誊写这五个不同的文本输入任务下打字。由于(不正确的)反馈可能会严重影响用户的输入行为, 在实验一的阶段我们要求用户在无反馈的键盘上打字, 用户不能真的看到字母上屏, 他们需要想象字母能够上屏。实验共采集了xx个数据点, 其中xx.x%是误触点, 在该数据集上, 我们开发了基于机器学习的防误

触算法, Leave-one-out准确率达到xx.x%, 相比之下, baseline[xx]的准确率仅为xx.x%。这一结果说明两点: 首先, 用户在想象中能防误触的键盘上打字时, 会引发很多难以仅通过阈值方法区分有意与否的触摸点, 对防误触算法带来挑战; 第二, 结合压力触摸屏上众多的传感信息、结合时间、空间信息, 能够大幅度提高触摸屏上误触点的识别。

3.1 Design and Procedure

我们从校园中邀请了16名用户被试, 年龄从xx到xx不等, 平均数xx, 标准差xx, xx名女性。所有的被试都是右撇子, 所有用户有超过xx年的手机文本输入经历, xx名用户常用平板电脑进行文本输入。图xx展示了实验的设置, 桌子上放置着一块morph-sensel压力触摸板和显示器, 用户可以根据自己的需求调整椅子的高度、压力触摸板和显示器的位置。压力触摸板上没有Qwerty的布局, 这意味着用户可以根据自己盲打的经验, 大概地点中每个字母在触屏上的位置。这一设计是为了减轻用户将注意力专注在触屏上对用户行为的影响(更接近物理键盘上的盲打行为)。

标注: Annotation

实验分为5个session, 分别收集了用户在填写个人信息、描述个人爱好、模拟开卷考试、看图写话和誊写这五种不同的文本输入任务下的打字数据。在输入任务中, 由于触屏没有任何反馈, 用户不能真的看到字母上屏, 而是想象字母上屏了。用户是通过填写一个word文档来完成这五个文本输入任务的, 图xx展示了这个word任务文档中每种任务的例子, 每个任务的具体描述如下。

- (1) 填写个人信息任务: word文档中有一个表格, 其中包含用户姓名、性别、专业等问题。用户操作触摸板(想象中的TypeBoard键盘)和鼠标填写表格。为了保护用户的隐私, 用户可以填写错误的信息, 前提是他能记住他填写的内容, 以便标注时作为参考。用户需要通过鼠标将输入指针移动到表格相应的位置下, 然后再触摸板上敲击“输入”, 想象所需字母被填写在了word文档中。该任务模拟了真实场景中, 需要频繁切换键鼠操作的输入类型。
- (2) 描述个人爱好任务: word文档中有一个问卷, 其中包含“最喜欢的城市”、“最喜爱的食物”等个人喜好相关的问题。和任务一相同, 用户通过键鼠配合操作完成问卷的填写。该任务模拟了真实场景中简单的问卷填写任务[xx]。
- (3) 模拟开卷考试任务: word文档中包含若干有一定难度的知识性问题, 如“比利时的首都在哪里”、“元素周期表中第50号元素时?”。在此任务中, 用户很可能不知道问题的正确答案, 此时她需要通过搜索引擎来得到答案。用户在使用搜索引擎时存在一个问题是, 她输入的文字并不能真的上屏, 此时我们要求用户边输入边把搜索的关键词说出来, 实验者帮忙使用键盘完成搜索。both搜索的过程和填写试卷的过程是本实验采集的数据。该任务模拟了真实场景中常见的搜索引擎任务。
- (4) 看图写话任务: word文档中包含了一张简笔画(如图xx的xx所示), 用户需要根据这幅图写一个五句话的小作文。在此任务中, 我们同样要求用户边说边写, 实验者在一旁进行速记, 这是为了在标注中给用户提高上下文。该任务模拟了真实场景中常见的创作型文本输入[xx], 这一类任务有着xx的特点。
- (5) 誊写任务: word文档中包含了一句话, 用户需要尽可能快地将这句话誊写五次。每个用户所誊写的句子都是不同的, 都是从phrase-set[xx]中随机抽取。誊写任务是文本输入工作中最常见的评测任务, 适用于评测输入法的输入效率上限。

在每个session结束后, 用户需要通过一个交互式程序来标注刚刚所进行session的报点数据, 该程序同时展示了实验过程中的录屏视频和压力板图像, 用户需要结合压力板图像和录屏视频提供的上下文信息, 给压力板图像中的每个报点标注。如图xx所示, 压力图像中所包含的报点初始默认值为负例(误触), 用红色点表示。用户若认为一个报点是正例(打字事件), 则需要用鼠标左键将该点标为绿色; 用户可以通过鼠标右键将报点重新标为红色; 用户若不清楚该报点是正例还是负例, 则需要用鼠标中键将该点标为蓝色, 表示剔除出数据集。本实验的输入任务部分, 五个session加起来大约需要15分钟, 标注过程大约45分钟, 每两个session之间强制休息5分钟时间来避免疲劳, 实验总时长为80分钟。

3.2 Apparatus

Morph SenseI简介，包含多少像素的压力数据，压力数据的范围是xx，精度是xx。自带报点功能，多大的触摸点、多重的点击算是一个报点，压力的报点阈值比较低，不会出现漏报正例的情况。

电脑设置，运行速度→程序运行帧率是稳定的50FPS。

3.3 Result

原始数据共包含xx个数据点，其中用户无法区分的点的占比为xx.x%，刨去这些数据点之后正例（打字事件）的比例是xx.x%，负例（误触点）的比例是xx.x%。我们先使用简单的机器学习方法对数据进行验证，当机器学习结果和用户标注结果有大量不同时，我们会将用户召回，让她重新标注这些分类错误的的数据，其中，有xx.x%的数据的确是用户标错了（有的用户对误触的理解出现了偏差），剩下xx.x%的数据是机器学习预测错误，其中xx.x%的误触和xx.x%的漏报。我们对这些简单的机器学习不能正确分类的数据点进行了人工观察，总结出来这些无触点的分类如下表所示。

【表格：简单机器学习容易分类出错的误触点类型】

从表格xx能够看出来，大多数误触点都是有明显的特点的，我们针对几乎每种错判，都设计了专门的特征向量，用于机器学习。只有表中加粗的两类错判很难找到特征，这一类数据的占比为xx.x%，用户仅能通过任务的上下文来标注，而系统不可能准确知道用户想要输入的文字，因此我们认为这一部分数据的分类问题是不可解的。因此在该数据集上，机器学习的准确率上限（贝叶斯概率）大概在xx.x%，这也是我们recognition的目标。

我们采用支持向量机来实现二分类模型，特征向量如表格xx中间的一列所示，每一段特征向量独立的预测准确率也公布在表格中了。将所有特征结合起来的准确率为xx.x%。进一步的，由于空间相邻触点特征组、时间相邻触点特征组和触点位置和位移特征组之间比较独立，我们用触摸点自身特征组分别结合上述三组特征，训练了三个二分类模型，再用投票算法[xx]将三个模型融合起来，准确率进一步提高至xx.x%，接近贝叶斯概率。

3.4 Discussion

误触点的构成：休息、手掌误触、输入时误触的比例。

实验任务显著影响了用户行为。

初版TypeBoard算法的实际使用体验（有反馈）。存在问题：数据集还不够全面，在有反馈的使用场景下，存在一些可复现的误触。因此，我们有必要设计实验二，来调查用户在有反馈的触屏键盘上的打字规律。

4 STUDY 2: USER BEHAVIOR ON TYPEBOARD

在这个实验中，我们采集了用户在一个有反馈的防误触触屏键盘上的打字数据，系统在识别到用户打字时会给出声音反馈，并让字母上屏，系统识别到误触时不会作出反馈。我们在压力触摸板上贴上了Qwerty布局的贴纸，系统根据该布局选字母上屏，因此用户可以准确输入每个字母。本实验的目标是研究用户在防误触键盘上的打字行为，从而指导触屏键盘防误触算法的改进。与实验一一样，用户五个不同的文本输入任务下打字。由于用户的打字行为和触屏的防误触能力会互相影响，我们在每名被试完成实验之后，都会更新数据集，重新训练防误触算法，让下一名用户能使用防误触能力更强的触屏键盘。实验共采集了xx个数据点，其中xx.x%是误触点，在该数据集上，我们改进的防误触算法准确率达到xx.x%，相比之下，baseline[xx]的准确率仅为xx.x%，差距与实验一相比进一步拉大。这一结果说明两点：首先，用户在一个真的能防误触的键盘上打字时，会比空想引发更多的难以分辨是否有意的触摸点，对防误触算法带来更多的挑战；第二，结合压力触摸屏上众多的传感信息的机器学习方法仍然能胜任该严格的数据集，而baseline则变得不可用。

4.1 Design and Procedure

我们从本地的校园中邀请了16名用户参与实验，他们的年龄从xx岁到xx岁不等，平均数是xx，标准差是xx，其中有xx名女性。所有的用户都是右撇子，所有用户有超过xx年的手机文本输入经历，xx名用户常用平板电脑进行文本输入。这些用户没有参与过实验一。在实验之前有一个训练阶段，用户有五秒钟时间输入例句熟悉该键盘。由于所有用户都没有过使用防误触屏键盘的体验，我们提醒用户该键盘有防误触的功能，平时可以把手休息在触屏上，但这不是强制的要求，具体行为由用户根据具体的任务和自己的喜好决定。如图xx所示展示了实验二的实验设置，与实验一相同，桌面上的实验设备包含morph-sensel压力触摸板和一个显示器。与实验一不同的是，我们在压力触摸板上加上了Qwerty布局的贴纸，用户提示用户每个字母的位置，输入法实际上也会根据该布局将用户的点击识别成相应的字母并上屏；另外，用户戴上了耳机来接收声音反馈，当系统识别到打字事件时，会发出类似iPhone上打字的啪啪声，当系统识别到误触点击时，不会给出任何反馈。

实验二在实验任务的设置上与实验一相同，共有五个session，分别是填写个人信息、描述个人爱好、模拟开卷考试、看图写话和誊写这五个任务。在每个session结束后，用户需要标注刚刚完成的session的报点。对于用户在输入过程中没有出现删改的时间段，我们认为机器学习正确地预测了报点是否为有意输入，这部分数据我们直接采用了机器学习的结果作为标注；而对于用户输入过程中出现了删改的时间段，我们认为有可能出现了机器学习预测出错的情况，对于这些数据点（敏感数据），我们调用了与实验一类似的程序，让用户去人工标注——将每个报点标注为正例、负例或者剔除出数据集。在用户标注敏感数据的过程中，实验者会在一旁观察，通过独立思考或者和被试讨论的方式来尝试弄清楚系统每个错判的原因。在本实验中，用户完成输入任务的总时间大约为30分钟，比实验一稍长，这可能是因为实验二的输入过程设计删改操作；用户完成标注的时间大约为30分钟；每两个session之间强制休息5分钟时间以避免疲劳，实验总时长为80分钟。

4.2 Apparatus

实验二的设备与实验一相比，只多出了一个普通的有线耳机。实验二所运行的程序包含两个功能，一是区分打字事件和误触，二是将打字事件触点位置上的字母上屏，其运行速度为50FPS。

4.3 Result

在实验的过程中，每个用户的实验结束之后，我们都会采用新的数据来优化防误触算法，如图xx所示是防误触算法随着完成实验人数的增加的进步，这一迭代增强的模型分类准确率显著高于baseline算法[xx]和初版TypeBoard算法，训练集和测试集应该怎么算？。图中的结果说明，随着实验人数的增加，TypeBoard与baseline的差距在显著增加，这说明TypeBoard的防误触能力在增强。如此一来，我们采集到的数据也是越来越接近用户在一个能够很好防误触的键盘上打字的行为。

【图：baseline、初版TypeBoard算法、迭代更新算法over-participants】

在十六名用户的实验都完成了之后，数据共包含xx个数据点，其中用户无法区分的点的占比为xx.x%，刨去这些数据点之后正例（打字事件）的比例是xx.x%，负例（误触点）的比例是xx.x%。我们总结了一些实验一的机器学习算法不能很好处理的fail-cases（如表xx左侧所示），我们针对这些情况专门设计了相应的特征组（如表xx右侧所示）。最终，我们的算法在实验二的数据集上达到了xx.x%的准确率，而baseline的准确率仅为xx.x%，我们与baseline之间的差距较实验一相比继续拉大了，我们将此时的防误触算法作为终版的TypeBoard算法。至此，我们已经得到了令人满意的防误触算法。

【表：实验二新总结出来的fail-cases和应对方案】

用户的主观评分和采访。

4.4 Discussion

误触点的构成：休息、手掌误触、输入时误触的比例。

实验任务显著影响了用户行为。这说明了考虑不同实验任务的必要性。

TypeBoard算法在不同延迟下的识别准确率问题。

TypeBoard算法在不同数据组合下的准确率问题。motivation, 比如有的设备没有压力信息, 能否正确区分误触与否?

5 STUDY 3: EVALUATION ON TYPEBOARD

实验三的目的有两点: 第一, 评测TypeBoard的性能, 包括在不同的文本输入任务下的输入效率和主观用户体验, 作为比较的baseline是没有防误触算法的触屏键盘。第二, 由于TypeBoard具有防误触的能力, 我们猜测此时在触屏键盘上加上纹理反馈能帮助用户实现盲打, 提高输入效率, 本实验同时探索了这一假设是否成立。

5.1 Design and Procedure

我们从本地的校园中邀请了16名用户参与实验, 他们的年龄从xx岁到xx岁不等, 平均数是xx, 标准差是xx, 其中有xx名女性。所有的用户都是右撇子, 所有用户有超过xx年的手机文本输入经历, xx名用户常用平板电脑进行文本输入。这些用户没有参与过前两个实验。

我们采取了within-subject的实验方法, 对比了三种不同的实验设置(如图xx所示): 第一种设置, 普通的触摸屏键盘, 触摸即打字; 第二种设置, TypeBoard算法+整张的Qwerty布局贴纸; 第三种设置, TypeBoard算法+沿着每个按键模切的Qwerty布局贴纸, 其中F键和J键上和物理键盘上一样有额外的触觉反馈, 贴纸的厚度是xx毫米, 用户可以摸到每个键的边缘。每名用户依次使用这三种实验设置来完成前两个实验中提到的五种文本输入任务。为了平衡学习效应, 我们采用拉丁方来规定用户使用这三种实验设置的顺序。

【图: 实验三要对比的三种实验设置】

用户使用每一种实验设置之前, 都用5分钟的热身时间, 通过输入例句来热身。用户在切换实验设置的时候休息5分钟时间, 以避免疲劳。用户真正花在文本输入任务实验上的实验是xx分钟每五个输入任务。实验的总耗时为xx分钟。

5.2 Appartus

与实验二非常类似, 简述。

5.3 Result

我们采用了什么样的统计分析方法, 对于xx等违反正态分布的量, 我们通过xx方法来进行校正。如果一个独立变量对结果有显著性影响, 我们采用xx方法来检验变量两两之间的显著性。

5.3.1 Speed.

5.3.2 Error Rate (Text Entry).

5.3.3 Detected Unintentional Touches Percentage.

5.3.4 Time Components.

5.3.5 Subjective Rating and Feedback.

5.4 Discussion

5.4.1 TypeBoard vs. Regular Board. English.

对用户行为、用户体验、输入效率的影响。

5.4.2 *TypeBoard with/without tactile feedback*. English.

对用户行为、用户体验、输入效率的影响。

6 DISCUSSION

7 LIMITATION AND FUTURE WORK

7.1 Limitation

7.2 Future Work

有可能的follow up works:

键盘、触摸板一体for个人笔记本电脑?

触屏+纹理=触屏盲打?

利用手掌位置来处理触屏输入法中的漂移问题。

8 CONCLUSION

一些结论。

REFERENCES

- [1] Michelle Annett, Fraser Anderson, Walter F Bischof, and Anoop Gupta. 2014. The pen is mightier: understanding stylus behaviour while inking on tablets. In *Proceedings of Graphics Interface 2014*. 193–200.
- [2] Michelle Annett, Anoop Gupta, and Walter F Bischof. 2014. Exploring and understanding unintended touch during direct pen interaction. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)* 21, 5 (2014), 1–39.
- [3] Jörg Brakensiek and Raja Bose. 2013. Method and apparatus for precluding operations associated with accidental touch inputs. US Patent App. 13/221,344.
- [4] Olumuyiwa M Durojaiye and David Abzarian. 2016. Classification of touch input as being unintended or intended. US Patent 9,430,085.
- [5] Gregg S Goyins and Mark F Resman. 2001. Palm pressure rejection method and apparatus for touchscreens. US Patent 6,246,395.
- [6] Jason Tyler Griffin. 2013. Touch screen palm input rejection. US Patent App. 13/469,354.
- [7] Terho Kaikuranta. 2006. Method for preventing unintended touch pad input due to accidental touching. US Patent 6,985,137.
- [8] Sunjun Kim and Geehyuk Lee. 2016. Tapboard 2: Simple and effective touchpad-like interaction on a multi-touch surface keyboard. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 5163–5168.
- [9] Sunjun Kim, Jeongmin Son, Geehyuk Lee, Hwan Kim, and Woohun Lee. 2013. TapBoard: making a touch screen keyboard more touchable. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 553–562.
- [10] Huy Viet Le, Thomas Kosch, Patrick Bader, Sven Mayer, and Niels Henze. 2018. PalmTouch: Using the Palm as an Additional Input Modality on Commodity Smartphones. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 1–13.
- [11] Huy Viet Le, Sven Mayer, Benedict Steuerlein, and Niels Henze. 2019. Investigating Unintended Inputs for One-Handed Touch Interaction Beyond the Touchscreen. In *Proceedings of the 21st International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*. 1–14.
- [12] Hao Lu and Yang Li. 2015. Gesture on: Enabling always-on touch gestures for fast mobile access from the device standby mode. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*. 3355–3364.
- [13] Juha Matero and Ashley Colley. 2012. Identifying unintentional touches on handheld touch screen devices. In *Proceedings of the Designing Interactive Systems Conference*. 506–509.
- [14] Valentin Popescu. 2015. Touch Screen with Unintended Input Prevention. US Patent App. 14/764,742.
- [15] Luca Rigazio, David Kryze, Philippe Morin, and YUN Tiffany. 2013. System and method for differentiating between intended and unintended user input on a touchpad. US Patent 8,502,787.
- [16] Julia Schwarz, Robert Xiao, Jennifer Mankoff, Scott E Hudson, and Chris Harrison. 2014. Probabilistic palm rejection using spatiotemporal touch features and iterative classification. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2009–2012.
- [17] Xuhai Xu, Chun Yu, Yuntao Wang, and Yuanchun Shi. 2020. Recognizing Unintentional Touch on Interactive Tabletop. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies* 4, 1 (2020), 1–24.