使用智能移动健康平台赋权患者: 来自随机现场实验的证据



汇报人: 李诗惠

2022.12.3

[1] Ghose A, Guo X, Li B, et al. EMPOWERING PATIENTS USING SMART MOBILE HEALTH PLATFORMS: EVIDENCE FROM A RANDOMIZED FIELD EXPERIMENT[J]. MIS quarterly: Management information systems, 2022(1):46.

目录

 01
 研究背景

 02
 实验设计

 03
 实验数据

 04
 结果分析

研究背景

在新兴的智能**移动医疗**(mHealth)技术的推动下,医疗保健生态系统正在经历一场颠覆性的数字化转型,从被动护理过渡到可能更具成本效益的主动和预防性护理。

mHealth是移动计算、医疗传感器和用于医疗保健服务的通信技术的结合,包括慢性疾病管理和健康[1]。移动医疗技术在通过患者教育、改进自主调节和感知能力促进患者生活方式和行为改变方面具有巨大潜力。移动设备固有的可访问性、便捷性和普遍性可帮助患者轻松地定期上传信息并遵循指导,从而改善健康状况。

[1] Estrin D, Sim I. Open mHealth Architecture: An Engine for Health Care Innovation[J]. Science, 2010.

研究背景

但移动医疗是否真的能改善患者的健康和行为结果存在不确定性:

- mHealth方便患者进行医疗沟通和干预,但干预过于频繁给患者造成困扰。
- ▶ 与患者先前信念不一致的健康信息可能缺乏说服力,导致潜在的信息回避。
- 个人行为跟踪的日益普及可能会给用户带来潜在的隐私问题,频繁的个性化信息也会使患者感到压力。

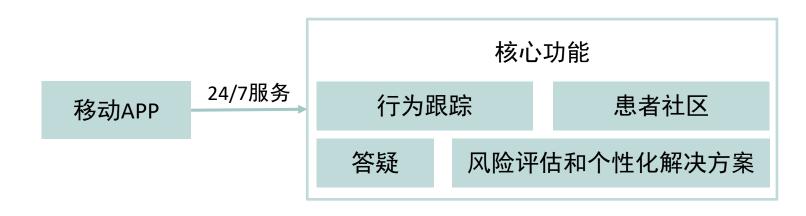
目前为止,关于评估移动健康应用的有效性的知识还很少。由于在采用移动医疗技术时潜在的患者自我选择偏差,以及在使用移动医疗技术时患者的异质性和高退出率,使用二手数据的档案分析可能不起作用。因此,需要一种更科学、严格的方法来评估和量化移动健康平台的有效性。

研究背景

本文解决的研究问题:

- ▶ 在医疗保健的背景下,移动健康技术(如移动应用程序)的采用是否能说服患有慢性疾病的患者在他们的健康和生活方式方面进行行为调整?
- 如果可以,在短期指标(如患者血糖和糖化血红蛋白水平的降低)和长期指标 (如医院就诊和医疗费用)方面,移动健康技术的采用对患者的医疗结果有什么相应的影响?
- ➤ 通过查看如每日步行步数、运动时间、睡眠模式和食物摄入等详细患者活动和应用程序使用日志,了解患者实际是如何使用mHealth应用程序的,根据应用程序的使用发生了什么样的行为修改及潜在机制。

研究伙伴是亚洲一家大型移动医疗公司,提供最大的慢性疾病管理移动健康平台,专注于糖尿病护理。截至目前,移动平台在全国拥有活跃用户156120人,9970名糖尿病专科医生。除了外部专家网络,平台内部还拥有专职专家团队,包括医生、药剂师、护士、心理学家、营养师等20余名医疗专业人员。该平台将所有医疗资源整合为一个面向患者的移动APP。



从应用平台设计者的角度来看,随着时间推移,应用程序在改善患者健康 行为和结果方面的实际效果如何是关键挑战。为实现这一目标,设计了一个大 规模的随机现场实验。





添加血糖值界面

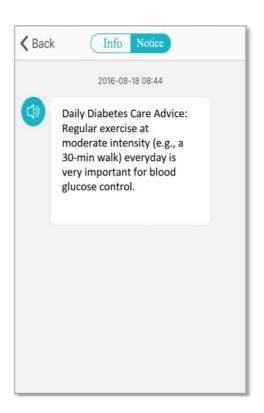
用户行为跟踪页面(将血糖、血压、饮食和锻炼可视化)

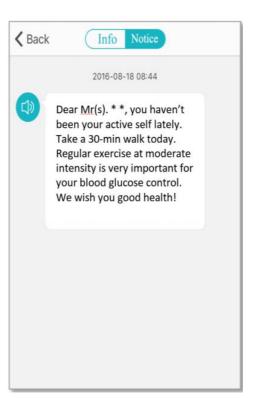
为了检验移动健康平台在各种情况下的影响,设计了五种实验条件:

- 对照组 (C1): 无治疗,行为正常。
- 对照组 (C2): 使用健康应用程序的PC版本。
- 实验组 (T1): 使用移动健康应用程序。

注:以C1为基准,C2用于检查潜在的设备效应。

- 实验组(T2):使用移动健康 应用程序+接收非个性化的 短信提醒信息,每周两次, 包含糖尿病护理的一般知识。
- 实验组(T3):使用移动健康应用程序+每周两次接收内部专家团队提供的个性化短信提醒信息,其中包含针对患者的健康建议。





通过多个全国主要新闻网站、社交媒体、社交网络和移动平台进行公告, 同时在当地医院和社区进行线下招募志愿者。以"先到先得"的方式滚动招募 参与者,招聘时间从2015年5月到2015年12月,实验期自登记日起,共3个月(90 天)。实验组采用随机分配的方式,在治疗期间,每个参与者按照实验设计接受 相应的治疗。

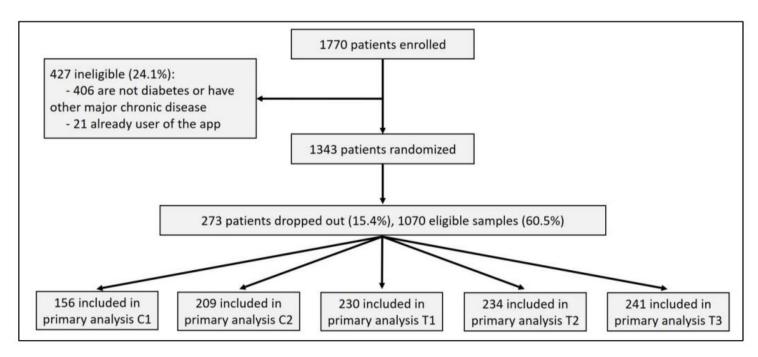
此外,对每个参与者进行了三次电话访谈(实验开始时,3个月的实验期结束时,5个月之后),以收集参与者的人口统计数据和病史,以及评估mHealth平台对患者医疗费用和医院访问的潜在经济影响。

为了消除潜在的混淆因素,在实验期间确保:

- (1) 在注册本实验之前,没有参与者使用过mHealth应用程序;
- (2)被分配到两个对照组的参与者在实验过程中没有碰巧自己采用mHealth app;
- (3)参与者在实验期间没有使用其他类似的应用程序;
- (4)参与者在实验之前没有其他重大疾病。

此外,本研究的重点是II型糖尿病,与I型糖尿病或妊娠期糖尿病不同,II型糖尿病与饮食或生活方式的自我管理直接相关。

实验数据



随机化和抽样过程

注:退出样本和合格样本之间,五个实验组之间参与者的人口统计学和基准健康相关特征的分布,没有统计学上的显著差异。

实验数据

实验数据主要包括三个数据集合:

- (1) 三个月实验期间通过移动(或网络)健康应用程序记录的个人健康和行为特征的面板数据。这些信息包括与糖尿病相关的健康活动,如葡萄糖值、葡萄糖类型和上传时间。
- (2)个人活动和应用使用日志的面板数据。这些信息包括步行步数、运动时间和燃烧的卡路里、食物摄入量和估计卡路里、睡眠时间(开始和结束时间和长度)、应用程序打开时间和频率、记录活动日志的频率、忠诚度奖励、购物活动(购买的产品、价格、订单时间)、与医学专家的应用内问答(查询时间、回答时间)。

实验数据

(3)实验前和实验后的个人人口统计、健康和行为特征调查数据。这些信 息包括个体年龄组、性别、婚姻状况、收入水平、糖尿病类型(即1型、2型、妊 娠期)、糖尿病年龄(自糖尿病首次诊断以来的时间)、血糖监测频率、患者是否 有并发症、最近的血糖值和血糖类型、最近三个月的糖化血红蛋白、最近三个 月每天的平均运动时间和睡眠时间。最近三个月每餐平均热量、患者是否吸烟 或饮酒、是否怀孕、目前和过去的药物、病史(如血压、血脂、家族史)、每年的 医院就诊频率、最近三个月的医院就诊频率、最近三个月的医疗费用。以及个 人应用相关活动的信息,包括注册时间/日期、每日使用频率和满意度。

糖尿病自我管理健康平台在改善患者健康结果和降低成本方面具有显著作用。

Table 3. Results from the Group Mean Analysis

Treatment Group	Diff-Glucose	Diff- Hemoglobin	Diff-Hospital Visits (Recent 3Mons)	Diff-Spending (Recent 3Mons, USD)
C1 (n=156)	-0.0287	-0.0143	-0.0283	-0.95
C2 (n=209)	-0.5173	-0.1967	-0.0568	-5.70
T1 (n=230)	-0.6291	-1.0316	-0.1208	-8.55
T2 (n=234)	-0.6790	-1.1612	-0.1393	-11.55
T3 (n=241)	-0.5746	-0.9405	-0.2264	-31.00

T1比C2对降低患者血糖的影响增加了21.6%, 表明移动设备影响显著。

Table 3. Results from the Group Mean Analysis

Treatment Group	Diff-Glucose	Diff- Hemoglobin	Diff-Hospital Visits (Recent 3Mons)	Diff-Spending (Recent 3Mons, USD)
C1 (n=156)	-0.0287	-0.0143	-0.0283	-0.95
C2 (n=209)	-0.5173	-0.1967	-0.0568	-5.70
T1 (n=230)	-0.6291	-1.0316	-0.1208	-8.55
T2 (n=234)	-0.6790	-1.1612	-0.1393	-11.55
T3 (n=241)	-0.5746	-0.9405	-0.2264	-31.00

T2降低血糖水平的治疗效果最强,比T3高18.2%,比T1高7.9%。

Table 3. Results from the Group Mean Analysis

Treatment Group	Diff-Glucose	Diff- Hemoglobin	Diff-Hospital Visits (Recent 3Mons)	Diff-Spending (Recent 3Mons, USD)
C1 (n=156)	-0.0287	-0.0143	-0.0283	-0.95
C2 (n=209)	-0.5173	-0.1967	-0.0568	-5.70
T1 (n=230)	-0.6291	-1.0316	-0.1208	-8.55
T2 (n=234)	-0.6790	-1.1612	-0.1393	-11.55
T3 (n=241)	-0.5746	-0.9405	-0.2264	-31.00

在减少就诊次数和医疗费用方面,T3比T2分别提高了62.5%和168.4%。

Table 3. Results from the Group Mean Analysis

Treatment Group	Diff-Glucose	Diff- Hemoglobin	Diff-Hospital Visits (Recent 3Mons)	Diff-Spending (Recent 3Mons, USD)
C1 (n=156)	-0.0287	-0.0143	-0.0283	-0.95
C2 (n=209)	-0.5173	-0.1967	-0.0568	-5.70
T1 (n=230)	-0.6291	-1.0316	-0.1208	-8.55
T2 (n=234)	-0.6790	-1.1612	-0.1393	-11.55
T3 (n=241)	-0.5746	-0.9405	-0.2264	-31.00

结果分析——个体层面双重差分分析

为了更好地控制潜在的个体异质性并解释观察结果的潜在差异,使用三个 月实验期间收集的个体健康和行为特征面板数据进行个体水平分析。

为了解释患者水平的基准时间趋势,应用双重差分方法(diff-in-diff)对个体水 平的葡萄糖随时间的变化进行建模。特别地,第一水平的差异是组内血糖随时 间的变化(即组内特定的时间趋势),第二水平的差异是组间的时间趋势差异。

对患者 ◆ 在时刻 ◆ 的葡萄糖值◆◆◆◆◆◆◆◆◆建模如下:

$$Glucose_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treatment_i + \beta_2 Time_t + \beta_3 Treatment_i \times Time_t + X_i \beta_4 + C_{it} \beta_5 + \varepsilon_{it},$$
五个实验组毕标 从实验开始到上传 特定患者时不 特定患者时变

五个实验组指标

相应的葡萄糖值的 天数的时间指示器

变特征的控制

变量向量

特征的控制变 量向量

结果分析——个体层面双重差分分析

与组级分析一致,糖尿病自我管理平台 (无论是手机还是网络) 是有效的,且移动平台比网络平台更有效。非个性化移动短信提醒与mHealth应用程序协同总体上是最有效的。

根据不同的控制变量组合得到模型(I-IV)进行测试,主要关注系数β3。由于对照组指标C1与����
线性、C1被删除。

Table 4. Estimation Results on Glucose Change from the Primary Diff-in-Diff Models

Variables	Coef. (Std. Err	·.) ¹	Coef. (Std. Err.)	Coef. (Std. Err.)III	Coef. (Std. Err.)IV
Treatment Effect (β_3)					
$C2 \times Time_t$	-0.3448** (0.	1804)	-0.4606***(0.1805)	-0.4105** (0.1819)	-0.5106** (0.2059)
$T1 \times Time_t$	-0.4107***(0.	1553)	-0.4871***(0.1588)	-0.4642***(0.1589)	-0.5733***(0.1832)
$T2 \times Time_t$	-0.4589***(0.	1551)	-0.5327***(0.1565)	-0.4588***(0.1587)	-0.6170***(0.1816)
$T3 \times Time_t$	-0.3753** (0.	1506)	-0.4669***(0.1520)	-0.4243** (0.1531)	-0.5408** (0.1802)
C2 (β ₁)	1.4013 (1.	.5766)	3.2889 (2.6396)	1.5622 (0.9973)	4.7363 (3.4386)
$T1 (\beta_1)$	0.8605 (0.	.6704)	0.8829 (0.6837)	0.8565 (0.6912)	1.1794 (1.0350)
$T2 (\beta_1)$	0.8282 (0.	.6747)	0.9042 (0.6893)	0.9756 (0.6919)	1.1432* (0.6361)
$T3 (\beta_1)$	0.9583 (0.	6784)	0.9424 (0.6893)	1.0193 (0.6893)	1.2649* (0.6347)
$Time_t(\beta_2)$	0.3095** (0.	1528)	0.3920***(0.1545)	0.3674** (0.1559)	0.4755***(0.1822)
Intercept (β_0)	13.3714***(0.	9649)	11.4988***(1.0279)	11.8268***(0.8336)	10.5798***(1.8447)
Patient-Specific Control Variab	$les(X_i)$				
Age, Married, Gender, Incor Glucose, Prior Hemoglobin Medication, Other Disease, Cor Smoking/Drinking, Pregnant, Type, Interaction with Physicians	n, Prior mplication, Diabetes	Yes	Yes		
Patient-Time-Specific Control \	$/ariables(C_{it})$				
Diabetes Age, Uploaded Gluc Upload Time/Day/Month, Daily (#Steps), Daily App Usage (daily of opening the app, daily fre documenting activity logs, weekly of communications, weekly loya and other in-app engagement like	y Exercise y frequency equency of y frequency lty rewards	Yes		Yes	

Note: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01. Errors are clustered at the experimental group level. Age and Income are in log form. Models I~ IV include different sets of control variables. #patients=1.070. #observations=9.251.

结果分析——个体层面双重差分分析

β1在统计上不显著,表明初始葡萄糖值在组间没有显著变化。

β2在统计上显著,且所有值为正,表明C1在没有任何干预的情况下,患者血糖的基线时间趋势随着时间的推移而增加。

Table 4. Estimation Results on Glucose Change from the Primary Diff-in-Diff Models

Variables	Coef. (Std. Err.)	Coef. (Std. Err.)	Coef. (Std. Err.)	Coef. (Std. Err.) ^{IV}
Treatment Effect (β ₃)				
$C2 \times Time_t$	-0.3448** (0.1804)	-0.4606***(0.1805)	-0.4105** (0.1819)	-0.5106** (0.2059)
$T1 \times Time_t$	-0.4107***(0.1553)	-0.4871***(0.1588)	-0.4642***(0.1589)	-0.5733***(0.1832)
$T2 \times Time_t$	-0.4589***(0.1551)	-0.5327***(0.1565)	-0.4588***(0.1587)	-0.6170***(0.1816)
$T3 \times Time_t$	-0.3753** (0.1506)	-0.4669***(0.1520)	-0.4243** (0.1531)	-0.5408** (0.1802)
$C2 (\beta_1)$	1.4013 (1.5766)	3.2889 (2.6396)	1.5622 (0.9973)	4.7363 (3.4386)
$T1 (\beta_1)$	0.8605 (0.6704)	0.8829 (0.6837)	0.8565 (0.6912)	1.1794 (1.0350)
$T2 (\beta_1)$	0.8282 (0.6747)	0.9042 (0.6893)	0.9756 (0.6919)	1.1432* (0.6361)
$T3 (\beta_1)$	0.9583 (0.6784)	0.9424 (0.6893)	1.0193 (0.6893)	1.2649* (0.6347)
$Time_t(\beta_2)$	0.3095** (0.1528)	0.3920***(0.1545)	0.3674** (0.1559)	0.4755***(0.1822)
Intercept (β_0)	13.3714***(0.9649)	11.4988***(1.0279)	11.8268***(0.8336)	10.5798***(1.8447)
Patient-Specific Control Variab	les (X _i)			
Age, Married, Gender, Incor Glucose, Prior Hemoglobin Medication, Other Disease, Cor Smoking/Drinking, Pregnant, Type, Interaction with Physicians.	n, Prior mplication, Yes Diabetes	Yes		
Patient-Time-Specific Control \	/ariables (Cit)			
Diabetes Age, Uploaded Gluc Upload Time/Day/Month, Daily (#Steps), Daily App Usage (daily of opening the app, daily fre documenting activity logs, weekly of communications, weekly loya and other in-app engagement like	y Exercise y frequency Yes equency of y frequency lty rewards		Yes	

Note: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01. Errors are clustered at the experimental group level. Age and Income are in log form. Models I~ IV include different sets of control variables. #patients=1,070, #observations=9,251.

结果分析——患者层面固定效应

为进一步解释其他潜在的未观察到的个体特征,对患者水平的固定效应进行差异分析。在此模型中,由于与患者固定效应共线性,从模型中删除了实验组指标��������和特定患者时不变特征��。

$$Glucose_{it} = \beta_0 + \beta_1 Time_t + \beta_2 Treatment_i \times Time_t + \mu_i + C_{it}\beta_3 + \varepsilon_{it}$$

主要关注系数 β_2 ,即实验 患者层面的固定效应
组指标与时间的交互作用

结果分析——患者层面固定效应

sets of control variables. #patients=1,070, #observations=9,251.

来自患者水平固定效应模型的发现与之前组水平分析具有高度的一致性。

Table 5. Estimation Results on Glucose Change Using Diff-in-Diff Model with Patient-Level Fixed Effects

Variables	Coef. (Std. Err.)V	Coef. (Std. Err.)VI
Treatment Effect (β ₂)	300000000000000000000000000000000000000	
$C2 \times Time_t$	-0.3327** (0.1704)	-0.4267** (0.1977)
$T1 \times Time_t$	-0.3461** (0.1795)	-0.4349** (0.1945)
$T2 \times Time_t$	-0.4909***(0.1752)	-0.5172***(0.1703)
$T3 \times Time_t$	-0.4430** (0.1951)	-0.4873** (0.1944)
$Time_t(\beta_1)$	0.3557** (0.1732)	0.3936** (0.1572)
Intercept (β_0)	10.1937***(1.7438)	7.3579***(1.1258)
Patient-Time-Specific Control Variables (C_{it})		
Diabetes Age, Uploaded Glucose Type, Upload Time/Day/Month, Daily Exercise (#Steps), Daily App Usage (daily frequency of	是否具施	有患者时变特征
opening the app, daily frequency of documenting activity logs,	Yes	****
weekly frequency of communications, weekly loyalty rewards and	1100	
other in-app engagement like shopping). Note: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01. Errors are clustered at experim		

结果分析——患者行为改变分析

通过查看详细的患者活动和应用使用日志,来研究移动健康技术如何随着时间的推移导致患者的行为改变,以实现更好的医疗结果。

当将患者活动作为结果变量时,在使用mHealth应用程序后,患者确实对更健康的饮食和生活方式做出了显著的行为改变,但高度个性化的信息并不总是能很好地说服患者改变行为。

Table 6a. Estimation Results on Patient Activities Using Diff-in-Diff Model with Patient Fixed Effects

	Daily Food Calories Intake	Daily Exercise Time	Daily Exercise Calories	Daily #Steps Walked	Daily Sleeping Length	Weekly Freq of Late Night Sleep
Variables	Coef. (Std. Err.) ^{A1}	Coef. (Std. Err.) ^{A2}	Coef. (Std. Err.) ^{A3}	Coef. (Std. Err.) ^{A4}	Coef. (Std. Err.) ^{A5}	Coef. (Std. Err.) ^{A6}
Treatment Effect						
$C2 \times Time_t$						
$T1 \times Time_t$	-0.1803*** (0.0258)	0.0642** (0.0258)	0.0626** (0.0241)	0.0326** (0.0161)	0.1417** (0.0710)	0.0332 (0.0273)
$T2 \times Time_t$	-0.1854*** (0.0227)	0.0688*** (0.0262)	0.0681** (0.0265)	0.0434*** (0.0168)	0.1814** (0.0719)	0.0306 (0.0283)
$T3 \times Time_t$	-0.1843*** (0.0223)	0.0457* (0.0250)	0.0472** (0.0233)	0.0218* (0.0165)	0.1019* (0.0691)	0.0423* (0.0278)
$Time_t(\beta_1)$	0.0197 (0.0234)	-0.0331 (0.0274)	-0.0135 (0.0221)	0.0102 (0.0162)	-0.0298 (0.0575)	-0.0115 (0.0245)
Intercept (β_0)	2.1149*** (0.0206)	1.1162*** (0.0229)	1.4566*** (0.0262)	1.3729*** (0.0175)	1.7192*** (0.0575)	0.4192*** (0.0302)

Note: *p<0.1, **p<0.0.5, ***p<0.01. Errors are clustered at experimental group level.

Models A1-A6 correspond to the following user activity outcome variables: A1 – (log) Daily food calories intake, A2 – (log)

Daily exercise time (mins), A3 – (log) Daily exercise calories, A4 – (log) Daily #steps walked, A5 – (log) Daily sleeping

length (mins), A6 – #Nights per week when the patient went to sleep later than 11pm.

#Patients=1 070 #Ohservations=55.350

Table 6b. Estimation Results on Patient Activities Using Diff-in-Diff Model with Patient Fixed Effects and Additional Patient-Time-Specific Control Variables

	Daily Food Calories Intake	Daily Exercise Time	Daily Exercise Calories	Daily #Steps Walked	Daily Sleeping Length	Weekly Freq of Late Night Sleep
Variables	Coef. (Std. Err.) ^{A1}	Coef. (Std. Err.) ^{A2}	Coef. (Std. Err.) ^{A3}	Coef. (Std. Err.) ^{A4}	Coef. (Std. Err.) ^{A5}	Coef. (Std. Err.) ^{A6}
Treatment Effect						
$C2 \times Time_t$						
$T1 \times Time_t$	-0.1677*** (0.0243)	0.0597** (0.0252)	0.0601** (0.0240)	0.0313** (0.0162)	0.1399** (0.0711)	0.0320 (0.0275)
$T2 \times Time_t$	-0.1724*** (0.0202)	0.0602*** (0.0268)	0.0692** (0.0262)	0.0452*** (0.0169)	0.1826** (0.0722)	0.0329 (0.0288)
$T3 \times Time_t$	-0.1714*** (0.0204)	0.0431* (0.0252)	0.0455** (0.0235)	0.0266* (0.0168)	0.1112* (0.0694)	0.0443* (0.0279)
$Time_t(\beta_1)$	0.0183 (0.0219)	-0.0348 (0.0271)	-0.0132 (0.0222)	0.0101 (0.0163)	-0.0275 (0.0577)	-0.0122 (0.0247)
Intercept (β_0)	1.9668*** (0.0198)	1.1198*** (0.0226)	1.4574*** (0.0267)	1.3818*** (0.0177)	1.7158*** (0.0578)	0.4432*** (0.0305)

Patient-Time-Specific Control Variables:

Diabetes Age, Daily App Usage (daily frequency of opening the app, daily frequency of documenting activity logs, weekly frequency of communications, weekly loyalty rewards and other in-app engagement like shopping).

Yes

Note: *p<0.1, **p<0.05, *** p<0.01. Errors are clustered at experimental group level.

Models A1~A6 correspond to the following user activity outcome variables: A1 - (log) Daily food calories intake, A2 - (log) Daily exercise time (mins), A3 - (log) Daily exercise calories, A4 - (log) Daily steps walked, A5 - (log) Daily sleeping length (mins), A6 - #Nibiths por week when the patient went to sleep later than 11 form. #Patients-1107.# 50bservalions-55.359

结果分析——患者行为改变分析

将应用程序使用作为结果变量时,来自三个mHealth治疗组的患者表现出了比PC组更高的使用活动水平——更频繁地打开应用程序并记录他们的日常健康活动,更频繁地与医疗专家进行应用内通信,以及更高的忠诚度奖励。

Table 7. Estimation Results on App Usage Using Diff-in-Diff Model with Patient Fixed Effects

	Daily Freq of Opening App	Daily Freq of Documenting Activity Logs	Weekly Freq of Communi- cations	Weekly Loyalty Rewards	Weekly in-app Shopping (Total Purchase \$)
Variables	Coef. (Std. Err.) ^{U1}	Coef. (Std. Err.) ^{U2}	Coef. (Std. Err.) ^{U3}	Coef. (Std. Err.) ^{U4}	Coef. (Std. Err.) ^{U5}
Treatment Effect	50	20 10	200	20 20 20	10 100
$C2 \times Time_t$					
$T1 \times Time_t$	0.1808***	0.2734***	0.0812***	0.2678*	-0.0023
$T2 \times Time_t$	(0.0190) 0.1951*** (0.0190)	(0.0873) 0.2965*** (0.0881)	(0.0059) 0.0872*** (0.0058)	(0.1289) 0.2863* (0.1266)	(0.2652) 0.0375 (0.2879)
$T3 \times Time_t$	0.1243*** (0.0185)	0.2160** (0.0893)	0.0241*** (0.0049)	0.1557** (0.1240)	-0.1127 (0.3201)
$Time_t(\beta_1)$	-0.0401**	-0.1626**	-0.1009***	-0.1906*	0.0870
	(0.0176)	(0.0797)	(0.0051)	(0.1107)	(0.2035)
Intercept (β_0)	1.0187***	2.2540***	1.2167***	2.0932***	0.8096**
	(0.0167)	(0.0802)	(0.0058)	(0.1224)	(0.3317)

Note: *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01. Errors are clustered at experimental group level. Models U1~U5 correspond to the following app usage outcome variables: U1 – (log) Daily frequency of opening the mHealth app, U2 – (log) Daily frequency of documenting activities through the app, U3 – Weekly frequency of communications with medical experts, U4 – (log) Weekly loyalty rewards earned. U5 – (log) Weekly shopping total purchase (\$). #Patients=1.070. #Observations=55.359

结果分析——总结

- > mHealth平台的使用对改善糖尿病患者的健康状况和降低医疗成本有显著影响。
- ▶ 发现了一个强烈的设备效应:移动干预的影响显著高于基于网络的干预。移动健康平台对改善患者的饮食和生活方式以及应用程序使用参与度的影响也明显强于基于web的平台。这一发现表明,随着时间的推移,mHealth治疗组的患者确实变得更投入、更有动力、更自主地调节他们的健康行为,这种内在动力的增加反过来可以改善他们的健康状况。
- ➤ 结合通过移动健康平台的患者自我管理,发现个性化和非个性化信息之间的异质效应。再加上mHealth平台提供的所有健康管理功能和资源,非个性化的短信在降低患者血糖方面的效果随着时间的推移平均最高,对提高患者应用程序的参与度或改善一般生活方式(即睡眠行为或运动习惯) 也比个性化更有效。