



北京大学
PEKING UNIVERSITY

本科生毕业论文

中文题目：检察官不起诉裁量权行使的监督路径
——以醉驾不起诉的检察实践为例

英文题目：Supervision Mechanisms for Prosecutorial
Discretion in Non-Prosecution Decisions:
A Data-Driven Study on DUI Dispositions

二〇二五年三月

摘要

近年来相对不起诉制度被逐渐激活，其适用率大幅提升，然而对检察官在其中行使的不起诉裁量权却仍缺乏有效的监督制约机制。本文以“同案应当相同处理”理念为价值支点，以醉驾型危险驾驶罪的不起诉裁量权监督为研究切入点，参考审判监督领域依托集体经验识别个体偏差的思路，使用机器学习建模的方法，探讨了如何利用检察文书大数据构建反映检察官集体决策经验的算法模型，从而识别检察官个案决策偏差的问题。本研究采用逻辑回归和深度学习两种方法，以大量检察文书为样本训练模型，最终形成对检察官个案决策偏差的量化评估。结果表明，使用机器学习算法建立的模型能够以低成本实现对异常案件的有效筛查，高度契合公正与效率兼顾的制度要求。

关键词：检察监督，不起诉裁量权，智慧司法，机器学习，深度学习

ABSTRACT

With the progressive implementation of the relative non-prosecution system in recent years, its application rate has increased significantly. However, there remains a lack of effective supervisory mechanisms over prosecutorial discretion in non-prosecution decisions. This study establishes “consistent case disposition” as its theoretical foundation, focusing specifically on the supervision of prosecutorial discretion in DUI (Driving Under Influence) cases. Drawing inspiration from judicial supervision methodologies that identify individual deviations through collective experience, this study employs machine learning techniques to develop algorithmic models based on big data from prosecutorial documents. These models aim to detect decision-making anomalies by reflecting the collective adjudicative patterns of prosecutors. Utilizing both logistic regression and deep learning approaches, this study trained models on a substantial corpus of prosecutorial documents to establish quantitative evaluation metrics for individual decision deviations. The results demonstrate that machine learning models can effectively screen anomalous cases with high cost-efficiency, achieving an optimal balance between judicial equity and procedural efficiency.

KEY WORDS: Prosecutorial Supervision; Prosecutorial Discretion; Smart Justice; Machine Learning; Deep Learning

目 录

一、问题的提出..... 1

二、不起诉裁量权监督的历史与现状.....2

 （一）从“免予起诉”到相对不起诉制度.....2

 （二）监督路径分析.....3

 （三）依托集体经验识别个体偏差.....5

三、模型建构.....6

 （一）模型选择.....6

 （二）逻辑回归模型.....7

 1. 数据输入与特征编码.....7

 2. 模型训练与验证.....7

 3. 偏差识别机制.....8

 4. 小结.....8

 （三）深度学习模型.....9

 1. 模型介绍.....9

 2. 数据准备与预处理.....9

 3. 模型构建与优化.....10

 4. 模型评估.....11

 5. 结果与讨论.....12

四、讨论.....12

五、结语.....14

参考文献.....15

检察官不起诉裁量权行使的监督路径

——以醉驾不起诉的检察实践为例

一、问题的提出

自 2011 年《刑法修正案（八）》将醉酒驾驶纳入刑法规制范围以来，酒驾醉驾导致的恶性交通事故大幅减少，酒驾醉驾治理取得明显成效，¹然而也出现了一些问题：首先，醉驾案件过多导致基层部门司法成本提高，极大地损害司法效率；其次，醉驾入刑的规制效果存在群体性差异，对文化程度较低、法律意识相对淡薄的低收入群体的规制效果相对较差；²另外，犯罪打击面的扩张使得就业安置、人员管控等社会治理风险升高；³最后，醉驾的违法性程度和犯罪标签所带来巨大的社会性惩罚之间不成比例，不符合刑法的罪责相当原则。这些争议在近年的“两会”上也有所体现：多名代表建议提高醉驾入刑标准。⁴

为了解决上述问题，同时也为了适应轻罪时代刑法结构从“厉而不严”向“严而不厉”转变的目标，⁵最高人民法院在 2017 年出台的《关于常见犯罪的量刑指导意见（二）》中以司法解释的形式明确了醉驾案件可以适用不起诉制度，各地据此出台了地方规范性文件，于是不起诉的案件数量开始逐渐增加。2021 年以来，“少捕慎诉慎押”正式成为我国的一项刑事司法政策，相对不起诉的适用率进一步提升。为了进一步落实该刑事政策，“两高两部”又于 2023 年 12 月联合发布了《关于办理醉酒危险驾驶刑事案件的意见》，其中第 12 条将“150 毫克/100 毫升”的血液酒精含量认定为“情节显著轻微”从而不构成犯罪（即依据《刑法》第 13 条的绝对不起诉）的阈值，第 13 条则规定在这一阈值之上，依然可以视情况适用相对不起诉。换句话说，这一规定将原来各地司法实践中相对不起诉的阈值加以统一并将其归属于绝对不起诉，并明确在此之外仍然有相对不起诉的适用空间。这一规定在司法层面统一了法律适用，并进一步降低醉驾的入罪门槛。

¹ 参见沈海平：《反思“醉驾入刑”：从理念、规范到实践》，载《人民检察》2019 年第 15 期，53-54 页。

² 参见刘仁文，敦宁：《醉驾入刑五年来的效果、问题与对策》，载《法学》2016 年第 12 期，151-152 页。

³ 参见王敏远：《“醉驾”型危险驾驶罪综合治理的实证研究——以浙江省司法实践为研究样本》，载《法学》2020 年第 3 期，第 114 页。

⁴ 例如 2023 年第十四届全国政协委员皮剑龙向两会提交《关于修改醉驾型危险驾驶罪构成要件，适当提高“醉驾”入刑门槛的提案》，2022 年全国人大代表朱列玉提出建议取消醉驾型危险驾驶罪。

⁵ 参见储槐植：《刑法现代化本质是刑法结构现代化》，载《检察日报》2018 年 4 月 2 日，第 3 版。

然而，不起诉适用率逐渐扩大的同时，我国刑事诉讼法以及相关司法实践对不起诉的制约和监督却并未发生较大改变。又考虑到目前正处在少捕慎诉慎押政策的推进阶段，司法机关也更加强调推动轻微刑事案件不起诉率的提升，因而不起诉案件的监督 and 规制则很可能存在不足。

因此，针对不起诉裁量权的监督 and 制约现状如何，以及如果需要进一步加强对其的约束，又该采取怎样的措施，是需要探究和解决的问题。

二、不起诉裁量权监督的历史与现状

（一）从“免于起诉”到相对不起诉制度

在 1996 年以前，我国的刑事诉讼法曾确立了“免于起诉”制度，根据 1979 年刑事诉讼法第 101 条的规定：“依照刑法规定不需要判处刑罚或者免除刑罚的，人民检察院可以免于起诉。”虽然表面上看这一制度和如今的不起诉制度类似，然而免于起诉的结果并非无罪，而是有罪但免刑，相当于检察机关拥有了如法院一般定罪的权力，违反了检察机关和审判机关之间分工配合和制约的原则。⁶

另一方面，免于起诉制度也曾面临缺乏有效监督制约机制的问题，虽然公安机关可以申请复议、被告人和被害人也可以申诉，但复议和受理申诉的主体仍然是检察机关，实践中多倾向于维持原决定，外部制约流于形式。⁷最终导致的结果是，对于一般情形下由公安机关移送的案件，免于起诉占比仅为 8% 左右，而对于检察机关自行侦查、被告人具有特殊地位的职务犯罪，免于起诉占比则高达 30% 左右，最高时有 63%，这说明免于起诉权已然被滥用，导致司法不公。⁸

为了应对免于起诉暴露出的诸多问题，我国在 1996 年刑事诉讼法修改中废除了该制度，取而代之的是新法第 173 条第 2 款的相对不起诉制度（又称酌定不起诉）。和原来的免于起诉相比，相对不起诉存在多方面的不同：首先，相对不起诉不再具有认定有罪的效力，而仅是一项出罪的程序，有罪认定的权力收归法院；⁹第二，相对不起诉增加了“犯罪情节轻微”的要求，限缩了可以不起诉的范

⁶ 参见王存厚：《试论免于起诉的适用条件——对修订〈刑事诉讼法〉的建议》，载《中外法学》1996 年第 1 期，37-39 页。

⁷ 参见彭剑鸣：《建议在免于起诉制度中增加异议程序》，载《法学探索·贵州政法管理干部学院学报》1995 年第 3 期，第 20 页。

⁸ 参见陈财旺：《对免于起诉的宏观研究和哲学思考》，载《中外法学》1995 年第 1 期，24-27 页。

⁹ 参见樊崇义，吴宏耀：《酌定不起诉是有罪认定吗？》，载《人民检察》2001 年第 8 期，5-6 页。

围；第三，增加了“公诉转自诉”的规定，既能保障对被害人的救济，也是一种对不起诉裁量权的监督。

从数据来看，相对不起诉的适用率的确远低于曾经的免于起诉，¹⁰但这并不足以证明修改后的刑事诉讼法建立起了卓有成效的不起诉裁量权监督和制约机制，有效防止了权力滥用。这一结果背后更有可能的原因是：随着刑事诉讼法的修改，检察系统内部对不起诉决定的把控提出更加谨慎和严格的要求，换句话说，是检察机关内部严格的政策导致对不起诉裁量权的严格管控，而不是因为在法律层面确立了更有效的监督机制。

这一推断的依据有三点：首先，在法律条文上，对不起诉的监督仍然和之前一样依赖检察机关内部监督，只是新增了被害人公诉转自诉的救济途径。其次，检察机关内部的确出台了相关规定，将不起诉作为案件质量评查的重点。¹¹最后，不起诉适用率从1996年到2021年一直处于较低水平，然而在2021年少捕慎诉慎押刑事政策正式出台后则出现跳跃式增长，根据近几年的《全国检察机关主要办案数据》，2020年的不起诉率为13.7%，2021年为16.6%，而2022年和2023年则增长至26.3%和25.5%。仅仅是刑事政策的转向就导致如此大的变化，也可以反向印证现在的不起诉制度和曾经的免于起诉相比，并没有从根本上建立对不起诉裁量权的严格监督和制约。因此，曾经免于起诉时期出现过的滥权问题仍需警惕。

尤其是像本文所聚焦的醉驾类危险驾驶案件，由于此类犯罪属于危险犯而非实害犯，能被纳入不起诉考量范围的一般都是没有被害人的情形，因而就缺少了一项重要的外部监督途径，更应当考虑如何发现和监督不起诉裁量权行使中可能出现的错误和滥权。

（二）监督路径分析

目前，对于检察官不起诉裁量权的监督存在以下几类主张：一是从检察官自身入手，加强职业伦理教育和职业能力培训，并对其办案质量、办案水平进行考核，提高其政治觉悟和办案能力。¹²二是从法律程序入手，完善不起诉公开听证

¹⁰ 参见赵鹏：《酌定不起诉之现状考察及完善思考》，载《法学》2011年第9期，151-160页。

¹¹ 参见国家检察官学院刑事检察教研部课题组，孙锐：《检察机关认罪认罚从宽制度改革试点实施情况观察》，载《国家检察官学院学报》2018年第6期，130-142页。

¹² 参见侯登华，赵莹雪：《相对不起诉制度的监督制约机制研究》，载《北京科技大学学报(社会科学版)》2021年第2期，160-166页。

程序，扩大公开听证制度的适用范围，并公开不起诉决定文书，在文书中强化不起诉决定的说理过程，以便于接受公众监督。¹³三是从检察系统入手，检察机关内部可以针对不起诉的标准制定指导意见，从事前就发挥制约作用，上级检察机关也应当对下级检察机关的案件进行跟踪、监督和复核，落实办错案人员的法律责任，同时完善纪律惩戒机制，可以通过建立内部检举揭发通道、有效发挥检察官惩戒委员会作用的方式进行事后监督。¹⁴最后是外部制约机制，有学者主张对已有的人民监督员制度进行完善，借助人民监督员的力量对检察官的起诉和不起诉决定进行监督，¹⁵也有学者主张效仿美国的“大陪审团”制度，构建对不起诉的审判制约机制，由审判机关通过控辩双方两造对抗式的预审决定案件是否进入正式的审判流程，避免检察官单方面决定可能导致的不公。¹⁶

上述构想虽然方方面面都涉及到，但仍存在很大的不足。首先，一项制度或举措首先应当具备有效性，一项有效的监督机制意味着它能够尽可能多地找到并处理那些不起诉裁量权行使不当的案件，并减少这类情况的发生。然而，上述构想中具备有效性的却很少：通过检察官职业伦理达到自我约束过于柔性，而考核指标则容易异化为数据竞赛（例如将不起诉率作为 KPI），无法有效解决选择性司法的问题；而普通司法文书的公开并不会引来无关公众的监督；如果加强上级对案件的复核、引入更多人民监督员，甚至直接让审判机关介入起诉裁量权的行使过程，或可满足有效性的要求，但又面临新的问题——效率。扩大对危险驾驶罪这样的轻微犯罪的相对不起诉适用，有一部分原因正在于利用相对不起诉来进行审前分流，发挥节约司法资源、提高司法效率的作用。¹⁷因此，通过增加人力成本来达成对起诉裁量权的监督，显然是违背了这一制度的出发点和内在目标。

综上所述，如何设计一个既能确保监督效果，又能提高司法效率、节约司法资源，兼顾公正和效率的监督机制，仍是一个亟待解决的问题。

¹³ 参见俞永梅，周耀凤，王晶：《相对不起诉制度的运行与完善——以浙江省宁波市 855 份相对不起诉文书为分析样本》，载《人民检察》2018 年第 6 期，33-37 页。

¹⁴ 参见利月萍：《新时代检察裁量权的运行与规制》，华东政法大学 2022 年博士学位论文。

¹⁵ 参见陈建强：《人民监督员制度检视与优化探索》，载《中国检察官》2024 年第 17 期，21-24 页。

¹⁶ 参见陈卫东：《司法机关依法独立行使职权研究》，载《中国法学》2014 年第 2 期，第 78 页。

¹⁷ 参见蔡巍：《“醉驾”不起诉裁量权的适用及完善》，载《苏州大学学报(哲学社会科学版)》2019 年第 5 期，50-60 页。

（三）依托集体经验识别个体偏差

在检察监督的相邻领域——审判监督领域，对于如何确定法官的量刑自由裁量权边界这一问题，已经有了较为成熟的研究：可以以司法大数据为基础，利用统计学和信息科学的前沿成果，依托集体经验来识别个体决策的偏差。¹⁸这一过程只需要借助少量的人力，便能实现对大量案件的偏差识别，并且识别偏差的依据是法官群体在审判中表现出的集体经验，因此可以达到效率和公正的兼顾。具体而言，这种方法是以各个罪名的海量裁判文书为样本，提取出每个案件中的要件事实、加重从重从轻情节等和量刑相关的变量以及最终的量刑结果，以此为基础构建回归模型（集体经验），而后再将个案判决结果与模型输出结果相比较，筛选出那些偏离模型 2 个标准差以上的个案，于是便达成了识别个体决策偏差的目的。

在价值层面上，这种方法之所以可以采用，还是源于“同案应当同判”的司法理念，为了保证法的确定性和公正性，量刑情节类似的案件刑罚结果应当是相近的，¹⁹用法官集体的统计结果作为个案决策的依据正是为了实现同案同判的目标；而在事实层面，当控制量刑情节之后，量刑裁量结果的确呈现出向中央聚拢的正态分布趋势，于是让这一方法具备了现实的可能性。

本文所希望实现的对检察官不起诉裁量权的监督，和对法官的量刑裁量权的监督有很大的相似性：首先，与审判中的“同案同判”理念类似，审查起诉作为刑事司法的一项重要程序，检察官在面对相同或类似案件时，也应当做出类似处理，这样才符合法律确定性和公正性的目标；其次，这两项权力都具有“裁量”的属性，也就是说，法律并没有事无巨细地对每一种个案情形都做了起诉或不起诉的规定，而是给予了检察官综合各项要件事实，酌定是否起诉的权力，因而很多偏离集体经验的个案处理结果在形式上往往是合法的，于是许多潜在的“同案不同处理”的案件无法被轻易识别；最后，检察文书和判决书一样，都有严格的规范性要求，也都有海量的样本，让构建模型具备现实可行性。

然而，在方法迁移时，也需要注意二者存在的不同：判决结果表现为刑期时长，这是一个连续变量，因而控制量刑情节后可以得到以近似于正态分布形式呈

¹⁸ 参见吴雨豪：《量刑自由裁量权的边界：集体经验、个体决策与偏差识别》，载《法学研究》2021 年第 6 期，109-129 页。

¹⁹ 参见雷磊：《同案同判：司法裁判中的衍生性义务与表征性价值》，载《法律科学(西北政法大學學報)》2021 年第 4 期，35-48 页。

现的量刑结果分布，从而可以利用变量的标准差来识别极端值。但起诉裁量的结果却是一个二分类变量，即使采用数值化标签的方法，最后得到的也是一个只有两个值的分布，无法再以“偏离均值 2 个标准差”这一常用的手段筛选极端值。另外，在任务类型上，量刑情节是连续的数值变量，因而属于回归任务，可以使用常见的线性回归模型，而起诉或不起诉结果是离散的标签，属于分类任务，因此无法将量刑裁量领域使用的模型直接迁移至检察监督领域。²⁰

综上所述，以司法大数据为基础，依托集体经验识别个体偏差这一思路具备了公正与效率兼顾的特征，但在具体方法上还需要进一步研究。

三、模型建构

本文的基本思路是，利用醉驾类危险驾驶罪的起诉书和不起诉决定书作为样本，以案件事实为输入变量，案件处理结果（起诉或不起诉）作为目标变量，建立分类模型。但是考虑到个体决策围绕集体经验的轻微偏差仍然处于合理范围内，并不是所有与模型分类结果不相符的案件都存在问题，因此还需要设置合理的阈值，筛选出那些严重偏离集体经验的案件，或者换句话说，接下来使用的模型应当有能力对案件处理结果的偏差程度做出定量评估。

（一）模型选择

在识别量刑决策的偏差时，之所以可以简便地将标准差作为判别标准，本质是因为正态分布中的均值、标准差与概率之间的密切联系：偏离均值两个标准差以上，意味着该事件发生的概率不足 0.05，如果假设法官的决策符合集体经验，那么他做出此种决策就是一个小概率事件，因而与其相信小概率事件发生了，不如认为假设不成立，该个案决策根本就偏离了集体经验。因此，检察决策这一分类任务虽然无法利用均值和标准差，但可以直接从概率入手，找出个案结果偏离集体经验的概率即可。

在传统机器学习模型中，逻辑回归和树模型（决策树、随机森林等）都可以输出样本属于某类别的概率值，其中逻辑回归模型可以直接通过 sigmoid 函数输出概率，而树模型则还需要通过统计叶子节点中样本的类别分布来估计概率，此外逻辑回归还兼具了简洁且可解释性强的优势，因此在传统机器学习模型中可选择逻辑回归模型。另外，近年来深度学习领域自然语言处理（Natural Language

²⁰ 参见周志华：《机器学习》，清华大学出版社 2016 年第 1 版，第 3 页。

Processing, NLP) 技术也足够成熟, 其优势在于强大的文本分析能力, 不需要手动提取特征就可以进行模型构建与训练, 对检察监督来说无疑进一步节约了人力资源, 因此本文也尝试构建深度学习模型。

综上所述, 本文接下来将选择传统机器学习模型中的逻辑回归和较为前沿的 NLP 深度学习模型进行展示, 具体阐明依托集体经验识别个体决策偏差, 实现对检察官起诉裁量权监督的实践步骤。

(二) 逻辑回归模型

事实上, 已经有学者成功构建了危险驾驶罪不起诉裁量的逻辑回归模型, 只不过该研究主要是借助回归结果说明不起诉适用中存在的问题, 本文将从另一个角度说明如何用该模型达到识别检察官决策偏差的目的。²¹

1. 数据输入与特征编码

成功构建逻辑回归模型的关键在于从检察文书的文本中提取出会影响审查起诉决策的特征, 以及提取后数据的预处理。前述研究以 2017 年 5 月至 2023 年 12 月随机抽取的 21922 份醉驾型危险驾驶罪的检察文书为样本 (其中不起诉决定书数量为 12275), 从中提取出血液中乙醇浓度、从重情形的有无 (例如造成事故、酒精浓度达 200mg/100mL 以上等)、从轻情形的有无 (例如自首、认罪认罚等)、地域性标准、醉驾所处时间段、车辆类型等要素作为输入特征。其中, 由于乙醇含量呈现显著的偏态分布, 因而将其分段处理为顺序变量, 和其他分类变量一起采用独热编码 (One-Hot Encoding), 最终形成 10 维特征向量。

2. 模型训练与验证

该研究并未划分训练集与测试集, 而是将所有样本都加入模型进行拟合, 构建二元逻辑回归模型:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_{10} X_{10}$$

其中, P 为检察机关做出起诉决定的概率, X_i 为特征变量。从回归系数来看, 地域性标准、血液中酒精浓度、从轻与从重情节的有无等都在结果预测中发挥显著作用 ($p < .001$), 这和现实中检察官的考量因素是相符的。交叉验证的结果显示, 该模型分类总准确率为 0.792, 对不起诉案件的分类准确率为 0.879, 对起诉

²¹ 参见王志坚, 胡铭: 《醉驾不起诉的实践适用与体系完善——基于〈关于办理醉酒危险驾驶刑事案件的意见〉实施前后的实证比较》, 载《山东大学学报 (哲学社会科学版)》2024 年第 3 期, 60-70 页。

案件分类准确率则为 0.682，与随机水平 0.560 相比，该模型已经可以很好地对案件审查起诉的结果进行预测，换句话说，该模型从两万多份文书中拟合出了检察官的集体经验。

3. 偏差识别机制

通过模型直接输出的预测起诉概率 P_{pred} ，与实际审查起诉结果 Y_{real} （起诉为 1，不起诉为 0）对比，可以定义个体决策偏离集体经验的量化指标：

$$\Delta = 1 - |Y_{real} - P_{pred}| = \begin{cases} 1 - (P_{pred} - Y_{real}), & Y_{real} = 0 \\ 1 - (Y_{real} - P_{pred}), & Y_{real} = 1 \end{cases}$$

该指标代表的是，假设个体决策符合集体经验，个体做出这一决策的概率。一般情况下，定义小概率事件使用的指标为 $\alpha = .05$ ，²²因此可以以 $\Delta < .05$ 为标准，筛选出那些很可能存在异常的案件进行个案复核。这种方案一方面可以减少检察监督的人力成本，另一方面也在识别异常个案方面具有相当的有效性。此外，这一模型还有助于识别检察官审查起诉决策的地域性差异，可以有效反映跨地域的同案不同处理情况，从而可以在统一不同地区司法尺度方面辅助上级机关进行决策。

4. 小结

综上所述，通过人工提取特征建立的逻辑回归模型，可以有效反映检察官集体的经验，再加上个体决策偏离集体经验的量化指标，就能筛选出那些需要进一步复核的案件。此外对上级决策者而言，该模型形式简洁、可解释性强，可以清晰地显示出当前检察官群体主流的决策依据以及各种因素所占的权重，辅助上级机关在宏观上进行纠偏。然而，这种方法也存在显著的不足：尽管检察文书有规范性要求，可以使用正则表达式等方式批量化提取特征，但很可能由于个别措辞上的差异（例如“轿车”和“小汽车”），就导致特征提取出现问题，所以需要在特征提取上额外消耗人力；另外，该模型建构依赖事先的特征选择，其逻辑是“事先推测检察官决策时可能会考虑哪些因素，建构模型后发现这些因素的确在考虑范围内”，因此对文本特征的提取存在不足，难以实现对检察官决策依据的完全反映，该模型整体准确率不足 0.8 也印证了这一点。要想实现更自动化和智能化的处理流程，以及对文本特征的更深度提取，只能依靠深度学习模型。

²² 参见[美]史蒂文·米勒：《普林斯顿概率论读本》，李馨译，人民邮电出版社 2020 年 9 月第 1 版，第 571 页。

（三）深度学习模型

随着深度学习技术的不断发展，尤其是自然语言处理（NLP）领域的进步，基于深度学习的模型逐渐成为文本分类任务中的重要工具。为了解决上述逻辑回归模型存在的问题，本文引入了基于 BERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）和 LSTM（Long Short-Term Memory）的混合模型，不仅能减少人工的工作量，更重要的是，可以提升模型对检察文书的理解和预测能力，从而提高对检察官个案决策偏差的识别能力。

1. 模型介绍

NLP 任务的重要步骤就是将自然语言的词语转化成可供计算的向量，而本研究所使用的 BERT 模型就是实现这一步骤的关键。它是一种基于大量自然语言预训练的语言模型，专门用于理解文本，不仅能像传统模型那样基于每个词的独立含义来生成向量，而且可以双向理解词语的上下文，根据前后文的不同，对同一个词生成不同的向量表示。因此基于 BERT 训练的模型能够更好地理解检察文书文本的复杂语义。²³

LSTM 是一种循环神经网络（RNN）的变种，专门用来处理序列数据，例如文本、时间序列数据等，它能够记住长时间范围内的信息，避免传统 RNN 中常见的梯度消失问题。²⁴在本研究中，LSTM 被用来进一步处理 BERT 得到的文本表示。尽管 BERT 已经为每个单词提供了基于上下文的理解，但这些理解是分散的，LSTM 的作用就是基于词与词之间的依赖关系串联对词的理解。通过 LSTM，模型能够从 BERT 得到的输出中捕捉更深层次的上下文信息，帮助模型更好地理解整个文本。

2. 数据准备与预处理

本研究使用的样本是 2020 年至 2021 年随机抽取的 46178 份检察文书的原始文本，其中起诉书 40997 份，不起诉决定书 5182 份。将所有文本放入 Excel 文档中，将起诉书标记为 1，不起诉决定书标记为 0。因为希望该模型是基于案件的要件事实进行的预测，所以使用 Python 正则表达式方法，截取出每份文书中的事实段和证据段（也就是从“审查查明”到“本院认为”之间的段落），再去

²³ Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1810.04805>

²⁴ Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

除“被告人”、“被不起诉人”等直接表明案件结果的表述，仅保留对案件事实和证据的描述。

用随机抽样的方式将其中 20% 的样本划分出来作为测试集，模型训练时完全无法接触到这些样本，只有模型训练结束并导出后，才使用该样本集进行测试，以此来保证模型的泛化能力。在剩下的样本中，再次随机抽取出 80% 作为训练集，20% 作为验证集，模型训练时直接使用训练集，每一轮训练结束都使用验证集进行模型评估，模型评估的结果将作为下一轮训练的参考。另外，样本划分使用的是分层抽样，因此训练集、验证集和测试集在类别分布上与原始数据仍保持一致。

另外，考虑到样本中两种类别的数量存在不均衡的问题，为了加强模型对不起诉样本（少数类）的学习，在训练集内采用上采样技术将少数类样本数目增加至与多数类相同，从而有效避免了模型在训练过程中对多数类的偏向。

3. 模型构建与优化

在模型架构上，本研究采用了 BERT 与 LSTM 结合的架构。具体而言，本文使用的是 Hugging Face Transformers 库里的 Bert-base-chinese 模型，²⁵这是一个基于中文语料预训练的 BERT 模型。它能充分考虑中文语境下每个词语的上下文信息，输出每个词的向量表示。然后使用 LSTM 处理 BERT 输出的文本特征，帮助模型学习长文本序列之间的复杂关系，提升分类精度。另外，模型还在 LSTM 层之后加入了 Dropout 层，随机丢弃神经网络中的一部分神经元，使得这些神经元在当前训练步骤中不会被激活或者更新，让模型不会过于依赖某些特定的神经元，从而提高模型的泛化能力。²⁶最后，通过全连接层将特征向量映射为两个类别（起诉与不起诉）的概率分布。

模型训练过程分为两个阶段。在第一个阶段中冻结 BERT 部分的参数，只训练 LSTM 和分类器部分，目的是让模型更快地适应任务，避免 BERT 参数过多而导致训练过程中的不稳定。之后到第二阶段，逐步解冻 BERT 部分的参数，微调整个模型。模型在训练过程中，通过前向传播计算预测结果，与实际标签进行比较，利用交叉熵损失函数计算误差，并通过反向传播调整模型的参数，优化模

²⁵ Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M., & Brew, J. (2019). HuggingFace's Transformers: State-of-the-art natural language processing. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1910.03771>

²⁶ Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929–1958.

型性能。这一策略能够有效地避免在训练初期 BERT 过拟合，并更有助于后期的微调。在模型优化方面，模型使用了 AdamW 优化器，²⁷并采用了线性学习率调度，²⁸在每次优化更新后，学习率会逐渐减小，有助于提高模型的收敛速度和稳定性。最后，由于模型的复杂性，为了充分利用硬件资源，训练过程中采用了多 GPU 并行处理来加速训练。

模型训练又划分为 5 个迭代轮次（第一阶段 2 轮，第二阶段 3 轮），在每个轮次结束时，模型会在验证集上进行评估，通过计算准确率和 F1 值来判断模型的性能。为了防止过拟合，本研究还设置了早停机制，当验证集的 F1 值不再提升时，停止训练，并保存最优模型。

4. 模型评估

在训练完成后，模型在完全独立的测试集上进行最终评估。测试集共计 9236 份样本中有 1036 份不起诉决定书，8200 份起诉书。评估指标包括准确率、F1 分数以及混淆矩阵等，这些指标有助于全面了解模型在不同类别（起诉与不起诉）上的表现。特别是在不平衡数据集的情况下，F1 值作为评估指标，能够较好地衡量模型在少数类(不起诉案件)上的表现。测试集评估的混淆矩阵如表 1 所示：

表 1 测试集评估的混淆矩阵

	预测不起诉	预测起诉
实际不起诉	995	41
实际起诉	70	8130

模型性能评估的各项指标如表 2 所示：

表 2 模型性能评估结果

准确率	F1 分数	精确率（正类）	召回率（正类）	特异度（负类）	阴性预测值（负类）
0.9880	0.9932	0.9950	0.9915	0.9604	0.9343

注：正类指起诉组，负类指不起诉组

可见模型整体表现优异（准确率 0.9880），对正类的预测能力极强。由于测试集存在一定的类别不平衡问题，还需要关注在负类上的表现：特异度表征了模型能在多大程度上将实际负类给识别出来，而阴性预测值则表征了模型所预测的

²⁷ Loshchilov, I., & Hutter, F. (2017). Decoupled weight decay regularization. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1711.05101>
²⁸ Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *arXiv (Cornell University)*, 30, 5998–6008. <https://arxiv.org/pdf/1706.03762v5>

负类有多少是真正的负类，从结果数据来看，模型在负类上的表现也显著超过了随机水平（0.1122）。

5. 结果与讨论

该模型在测试集上的表现足以表明其泛化能力，也就意味着该模型充分学习到了训练集中大量检察文书样本中所凝聚的集体经验，并能够运用集体经验中的决策依据，对新案件进行决策。由于本模型与前述的逻辑回归模型一样，都可以直接输出预测起诉概率 P_{pred} ，因此仍可沿用前文设置的偏差程度 Δ 定义，并以 $\alpha=.05$ 作为衡量偏差严重程度的标准，将那些 $\Delta < .05$ 的案件标记为可能存在偏差，并展开进一步的人工复核。

与前述模型相比，该深度学习模型在性能上表现出显著的优越性，对检察文书关于案件事实描述的文本内容能做到深度挖掘，因而对集体经验的拟合更为准确。并且，该模型不需要人工提取特征，在数据预处理阶段只需要截取相关段落的原始文本即可，即使文书格式存在规范性瑕疵也不会显著增加人工的工作量。因此对于检察监督这一目标来说，该模型在有效性和效率性方面都优于传统的逻辑回归模型，足以高效实现依托集体经验识别个体偏差的目标。

不过，深度学习模型也并非完美：例如，该模型需要大量计算资源，模型训练时间较长。并且深度学习模型的可解释性较差，前述的逻辑回归模型依赖建模前提前设置特征，但也正因如此在模型做出决策时可以清晰地看到每一项特征的权重如何，相当于人类决策时对不同考量因素赋予的权重，然而深度学习模型则是一个“黑箱”，它依靠模型自行提取特征，上亿的参数量导致很难知道模型在决策时都依据哪些因素。²⁹因此上级机关决策者只能知道它确实学习到了集体经验，而无法知道这一集体经验具体是什么，从而也就无法像前述模型那样有针对性地对集体普遍存在的偏差进行纠偏。

四、讨论

本文以醉驾型危险驾驶罪的不起诉裁量权监督为切入点，通过构建逻辑回归与深度学习模型，探索了依托司法大数据识别检察官在个案中决策偏差的可行路径。具体来说，构建模型的过程相当于凝聚检察官集体决策规律的过程，利用模型展开筛查，就是找出那些严重违背群体决策规律的异常案件，以达到监督目的。

²⁹ 参见周志华：《机器学习》，清华大学出版社 2016 年第 1 版，114-115 页。

从应然的角度来看，这种路径之所以具备合法性，是因为法的确定性和公正性的价值追求衍生出“同案同判”的理念，以确保法律后果的可预期性，并将形式正义可视化。³⁰审查起诉作为刑事司法程序的一个重要组成部分，在入罪与出罪的界分上承担重要的分流阀职责，检察院在这一过程中所行使的司法权重要性不亚于审判机关，因此也应当遵循同案相同处理的要求。而从实然的角度来看，实证研究的结果表明，检察官在审查起诉阶段所做出的决策确实遵循一定的规律，并且绝大多数的案件基本符合集体决策的规律。不过，这一方案潜在的隐患在于，一旦检察官群体中出现相当一部分人决策时偏离法定规则，那么用集体样本建立的模型就也会偏离法定规则，这时就需要靠上级机关在宏观上指导或纠正群体决策。

近年来，随着刑事诉讼制度改革，公诉权扩张成为一项值得关注的现象³¹：一方面是不起诉制度，在少捕慎诉慎押政策的指导下，相对不起诉制度逐渐激活，其适用率迎来断崖式上升，附条件不起诉的适用范围也在探索中逐步扩张（例如企业合规不起诉就有附条件不起诉的性质³²）；另一方面是量刑建议制度，在量刑建议精准化的背景下，其在一般案件中就对法官最后的审判结果存在显著影响，³³更不用说认罪认罚从宽案件中法律还特别要求审判机关“一般应当采纳”检察官的量刑建议。³⁴在公诉权扩张的同时，监督和制约机制却表现出滞后性，这可能是考虑到改革初期如果监管过强可能影响改革进程，也可能是受限于司法资源的有限性。在此背景下，本研究顺应人工智能技术发展的趋势所提出的监督路径正好可以解决这些顾虑。

相较于传统监督机制，本文所提出的大数据驱动的方法具有以下三方面的优势：第一，通过量化检察官决策的集体经验，将原本模糊的“裁量合理性”转化为可测量的概率阈值，使得检察监督更具客观性和公正性，不会因为监督机制的加入而让检察官变得畏首畏尾，干扰改革进程；第二，模型对海量文书的自动分

³⁰ 参见雷磊：《同案同判：司法裁判中的衍生性义务与表征性价值》，载《法律科学(西北政法大學學報)》2021年第4期，35-48页。

³¹ 参见左卫民：《迈向新型的检察官司法？反思公诉权变迁》，载《法学论坛》2023年第2期，49-56页。

³² 参见陈瑞华：《企业合规不起诉改革的八大争议问题》，载《中国法律评论》2021年第4期，1-29页。

³³ Xifen, L., & Yong, M. (2018). Sentencing Recommendations, Anchoring Effect and Fairness in Criminal Justice—An empirical study based on a sample of 520 sentences in K City. *Social Sciences in China*, 39(3), 149–170.

³⁴ 《刑事诉讼法》第201条。

析能力大幅降低了监督所需的人力成本，契合提升司法效率、节约司法资源的改革需求；第三，对地域性差异的捕捉还有助于推动跨区域司法标准的统一，为上级决策提供参考。值得注意的是，深度学习模型在文本特征提取上的优势使其分类准确率显著高于传统逻辑回归模型，表明自然语言处理技术在法律领域应用具有巨大潜力。

不过，这种技术路径目前也存在一定的局限性：一方面，模型效能的发挥高度依赖检察文书的数据质量，实践中存在的文书表达不规范、要件事实记载缺失等问题可能影响特征提取的准确性。另一方面，算法黑箱问题可能会引发司法信任危机，当检察官面对模型输出的异常案件预警时，如何平衡算法建议与个案特殊性成为制度设计的关键。本文认为，技术工具的应用必须与法律规制相结合，在模型预警基础上建立听证复核等配套机制，才能实现“算法辅助”而非“算法主导”的监督目标。

五、结语

在轻罪治理体系转型与智慧司法建设的双重背景下，本文通过实证研究揭示了大数据驱动的机器学习模型在检察监督领域的独特价值。研究表明，基于集体经验构建的监督模型能够以较低成本实现异常案件筛查，为解决司法资源有限性与案件数量膨胀之间的矛盾提供了可行方案。

这种方案的深层意义在于，它可以将司法经验转化为可计算的决策规律，推动了裁量权监督从纯粹的主观经验判断向结合客观数据验证的范式转变。但需要强调的是，技术手段只能作为人工监督机制的补充而非替代，其有效运行仍需要一定的制度保障，例如进一步明确检察文书的标准化与规范化，完善算法应用的程序规范，强化检察官的实质审查义务，避免对模型建议的机械遵从等。

此外，近年来公诉权存在逐渐扩张的同时，对公诉权的监督制约机制却表现出滞后性。本研究表明，在完善公诉权制约机制时，刚好可以乘着近年来人工智能技术兴起的东风，利用先进的机器学习、深度学习算法，在不阻碍刑事诉讼制度改革进程的前提下，辅助建立有效的监督制约机制。

参考文献

- [1] 蔡巍：《“醉驾”不起诉裁量权的适用及完善》，《苏州大学学报(哲学社会科学版)》2019年第5期。
- [2] 陈财旺：《对免于起诉的宏观研究和哲学思考》，《中外法学》1995年第1期。
- [3] 陈建强：《人民监督员制度检视与优化探索》，《中国检察官》2024年第17期。
- [4] 陈瑞华：《企业合规不起诉改革的八大争议问题》，《中国法律评论》2021年第4期。
- [5] 陈卫东：《司法机关依法独立行使职权研究》，《中国法学》2014年第2期。
- [6] 储槐植：《刑法现代化本质是刑法结构现代化》，《检察日报》2018年4月2日，第3版。
- [7] 樊崇义，吴宏耀：《酌定不起诉是有罪认定吗？》，《人民检察》2001年第8期。
- [8] 国家检察官学院刑事检察教研部课题组，孙锐：《检察机关认罪认罚从宽制度改革试点实施情况观察》，《国家检察官学院学报》2018年第6期。
- [9] 侯登华，赵莹雪：《相对不起诉制度的监督制约机制研究》，《北京科技大学学报(社会科学版)》2021年第2期。
- [10] 雷磊：《同案同判：司法裁判中的衍生性义务与表征性价值》，《法律科学(西北政法大学学报)》2021年第4期。
- [11] 利月萍：《新时代检察裁量权的运行与规制》，华东政法大学2022年博士学位论文。
- [12] 刘仁文，敦宁：《醉驾入刑五年来的效果、问题与对策》，《法学》2016年第12期。
- [13] 彭剑鸣：《建议在免于起诉制度中增加异议程序》，《法学探索·贵州政法管理干部学院学报》1995年第3期。
- [14] 沈海平：《反思“醉驾入刑”：从理念、规范到实践》，《人民检察》2019年第15期。
- [15] [美]史蒂文·米勒：《普林斯顿概率论读本》，李馨译，人民邮电出版社2020年9月第1版。
- [16] 王存厚：《试论免于起诉的适用条件——对修订〈刑事诉讼法〉的建议》，《中外法学》1996年第1期。
- [17] 王敏远：《“醉驾”型危险驾驶罪综合治理的实证研究——以浙江省司法

实践为研究样本》，《法学》2020年第3期。

[18] 王志坚，胡铭：《醉驾不起诉的实践适用与体系完善——基于<关于办理醉酒危险驾驶刑事案件的意见>实施前后的实证比较》，《山东大学学报（哲学社会科学版）》2024年第3期。

[19] 吴雨豪：《量刑自由裁量权的边界：集体经验、个体决策与偏差识别》，《法学研究》2021年第6期。

[20] 俞永梅，周耀凤，王晶：《相对不起诉制度的运行与完善——以浙江省宁波市855份相对不起诉文书为分析样本》，《人民检察》2018年第6期。

[21] 赵鹏：《酌定不起诉之现状考察及完善思考》，《法学》2011年第9期。

[22] 周志华：《机器学习》，清华大学出版社2016年第1版。

[23] 左卫民：《迈向新型的检察官司法？反思公诉权变迁》，《法学论坛》2023年第2期。

[24] Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1810.04805>

[25] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

[26] Loshchilov, I., & Hutter, F. (2017). Decoupled weight decay regularization. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1711.05101>

[27] Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929–1958.

[28] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *arXiv (Cornell University)*, 30, 5998–6008. <https://arxiv.org/pdf/1706.03762v5>

[29] Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M., & Brew, J. (2019). HuggingFace’s Transformers: State-of-the-art natural language processing. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1910.03771>

[30] Xifen, L., & Yong, M. (2018). Sentencing Recommendations, Anchoring Effect and Fairness in Criminal Justice—An empirical study based on a sample of 520 sentences in K City. *Social Sciences in China*, 39(3), 149–170.