

<b>Bridging the Gap: Social Work Insights for Ethical Algorithmic Decision-Making in Human Services</b>	<b>Преодоление разрыва: понимание социальной работы для этического алгоритмического принятия решений в сфере социальных услуг</b>
Rodriguez, M., DePanfilis, D., & Lanier, P.	
Artificial Intelligence (AI), when combined with statistical techniques such as predictive analytics, has been increasingly applied in high stakes decision making systems seeking to predict and/or classify the risk of clients experiencing negative service outcomes. One such system is child welfare, where the disproportionate involvement of marginalized and vulnerable children and families raises ethical concerns about building fair and equitable models. One central issue in this debate is the over-representation of risk factors in algorithmic inputs and outputs, as well as the concomitant over-reliance on predicting risk. Would models perform better across groups if variables represented risk and protective factors associated with outcomes of interest? And, would models be more equitable across groups if they predicted alternative service outcomes? Using a risk and resilience framework applied in the field of social work, and the child welfare system as an illustrative example, the paper explores a strengths-based approach to predictive model building. We define risk and protective factors, then identify and illustrate how protective factors perform in a model trained to predict an alternative outcome of child welfare service involvement: the un-substantiation of an allegation of maltreatment.	Искусственный интеллект (ИИ) в сочетании со статистическими методами, такими как прогнозирующая аналитика, все шире применяется в системах принятия решений с высокими ставками, стремясь предсказать и / или классифицировать риск клиентов, испытывающих отрицательные результаты обслуживания. Одной из таких систем является защита детей, когда непропорциональное участие маргинализированных и уязвимых детей и семей порождает этические проблемы в построении справедливых и равноправных моделей. Одной из главных проблем в этой дискуссии является чрезмерное представление факторов риска в алгоритмических входах и выходах, а также сопутствующая чрезмерная зависимость от прогнозирования риска. Будут ли модели работать лучше в разных группах, если переменные представляют риск и защитные факторы, связанные с интересующими результатами? И будут ли модели более справедливыми в разных группах, если они предсказывают результаты альтернативных услуг? Используя концепцию риска и устойчивости, применяемую в области социальной работы, и систему социальной защиты детей в качестве наглядного примера, в статье исследуется основанный на сильных сторонах подход к построению прогностической модели. Мы определяем факторы риска и защитные факторы, затем выявляем и иллюстрируем, как защитные факторы действуют в модели, обученной прогнозировать альтернативный результат участия службы социального обеспечения детей: необоснованность утверждений о жестоком обращении.
<b>Introduction</b>	<b>Введение</b>
Recent trends have motivated human service organizations, and their funders, to leverage AI and sophisticated statistical methods. Most notable among these is predictive analytics (PA), used to predict the risk of experiencing adverse outcomes for human service system users,. The goals of these applications are, generally, to decrease system resource overload and increase	Последние тенденции побудили организации по оказанию услуг людям и их спонсорам использовать ИИ и сложные статистические методы. Наиболее заметной среди них является прогностическая аналитика (ПА), используемая для прогнозирования риска неблагоприятных последствий для

<p>favorable case resolutions [1, 2]. Despite PA's enthusiastic early reception (see, for example [3, 4, 5, 6]), recent research questions the ethics of its use within this sector [7, 8, 9]. In particular, the implementation of these methods in human services to augment high stakes decision making processes, as in the case of child welfare, has precipitated concerns regarding the ethical use of AI in sectors where decision making pathways are nebulous and where there is historic over-representation of marginalized groups [3, 8, 10]. Computer scientists, algorithmic developers, and engineers tasked with building AI projects in human service settings should be aware of ethical and theoretical debates in this context.</p>	<p>пользователей систем обслуживания. Цели этих приложений, как правило, заключаются в том, чтобы уменьшить перегрузку системных ресурсов и увеличить благоприятные разрешения дел [1, 2]. Несмотря на восторженный ранний прием ПА (см., Например, [3, 4, 5, 6]), недавние исследования ставят под сомнение этику его использования в этом секторе [7, 8, 9]. В частности, внедрение этих методов в социальных службах для расширения процессов принятия решений с высокими ставками, как, например, в случае благополучия детей, вызвало обеспокоенность в отношении этического использования ИИ в секторах, где пути принятия решений неясны и где исторически <b>представленность</b> маргинальных групп выше [3, 8, 10]. Компьютерные ученые, разработчики алгоритмов и инженеры, которым поручено создавать проекты ИИ в условиях службы, должны знать этические и теоретические дебаты в этом контексте.</p>
<p>One central concern is the assumption that human behavior in the future will necessarily look like the past. Particularly in the case of risk assessment, the primary charge of PA in child welfare [11], this assumption relegates any current efforts of service users (i.e. change in socio- emotional circumstances, substance use rehabilitation, therapy, etc.) as irrelevant to their future outcomes. We argue PA requires context variables that discern what, if any, factors are mitigating the risk of experiencing an adverse outcome within the system's context. To do this, we propose reorienting model development in human services to a user-strengths perspective.</p>	<p>Одной из основных проблем является предположение, что поведение человека в будущем обязательно будет похоже на прошлое. В частности, в случае оценки риска, основной обязанности ПА по обеспечению благосостояния детей [11], это предположение относит любые текущие усилия пользователей услуг (т.е. изменение социально-эмоциональных обстоятельств, реабилитацию при употреблении психоактивных веществ, терапию и т. Д.) Как не относящиеся к их будущие результаты. Мы утверждаем, что ПА требует контекстных переменных, которые определяют, какие факторы, если таковые имеются, снижают риск неблагоприятного исхода в контексте системы. Чтобы сделать это, мы предлагаем переориентировать разработку модели в сфере услуг на перспективу пользователя.</p>
<p>This paper briefly reviews the risk and resilience framework [6], advanced by social work scholars for developing social policy and delivering strengths-based service provision. The framework serves as a conceptual model for identifying context specific, risk-mitigating variables — termed protective factors — at the individual, family, and/or community levels. We illustrate the occurrence and effect of protective factors using a random forest model trained on the National Child Abuse and Neglect Data</p>	<p>В этой статье кратко рассматривается структура риска и устойчивости [6], разработанная учеными в области социальной работы для разработки социальной политики и предоставления услуг на основе сильных сторон. Эта структура служит концептуальной моделью для определения специфических для контекста переменных, снижающих риски, называемых защитными факторами, на уровне</p>

<p>System (NCANDS) 2017 child file, a publicly available data set containing investigated reports of maltreatment allegations reported to State child protective agencies [12].</p>	<p>отдельных лиц, семей и / или сообществ. Мы проиллюстрируем возникновение и влияние защитных факторов с использованием модели случайного леса, подготовленной на основе дочернего файла Национальной системы данных о жестоком обращении с детьми (NCANDS) 2017, общедоступного набора данных, содержащего расследованные сообщения о заявлениях о жестоком обращении, представленные государственным органам по защите детей [12].].</p>
<p><b>Risk and Resilience Framework</b></p> <p>The ‘strengths perspective’ is an alternative to a pathology-oriented approach to interfacing with human service system users. Rather than focusing on the client’s problems, deficits or risk profile, the strengths-based perspective focuses on clients’ abilities, talents, and resources [13, 14]. Self-determination, empowerment, and social justice are inherent in the strengths perspective [15], and together comprise the ideal of human service provision. The risk and resilience framework builds on this perspective using empirically based knowledge of human behavior [16, 17].</p>	<p><b>Структура риска и устойчивости</b></p> <p>«Перспектива сильных сторон» является альтернативой патологически-ориентированному подходу к взаимодействию пользователей с системами обслуживания. Вместо того, чтобы фокусироваться на проблемах, недостатках или профиле риска клиента, основанная на сильных сторонах перспектива фокусируется на его способностях, талантах и ресурсах [13, 14]. Самоопределение, расширение прав и возможностей и социальная справедливость являются неотъемлемой частью перспективы сильных сторон [15] и вместе составляют идеал предоставления человеческих услуг. Структура риска и устойчивости основывается на этой перспективе с использованием эмпирически основанных знаний о поведении человека [16, 17].</p>
<p>Risk and resilience is a multi-theoretical framework for understanding how people achieve and sustain well-being despite adversity [18, 16]. The framework generally divides human characteristics and behaviors during times of crisis into two groups: risk factors and protective factors [17]. Risk factors are defined as characteristics or conditions that elevate the probability of an undesirable outcome[19] such as experiencing child abuse. PA algorithms primarily focus on risk factors.</p>	<p>Риск и устойчивость - это много-теоретическая основа для понимания того, как люди достигают и поддерживают благополучие, несмотря на невзгоды [18, 16]. Структура обычно делит человеческие характеристики и поведение во время кризиса на две группы: факторы риска и защитные факторы [17]. Факторы риска определяются как характеристики или условия, которые повышают вероятность нежелательного результата [19], такого как жестокое обращение с детьми. Алгоритмы ПА в основном сосредоточены на факторах риска.</p>
<p>Tables 1 and 2 below present an overview of risk factors in terms of their general conceptualization. Table 1 refers to individual level risk factors, while table 2 refers to family and community risk factors.</p>	<p>В таблицах 1 и 2 ниже представлен обзор факторов риска с точки зрения их общей концептуализации. Таблица 1 относится к факторам риска отдельного уровня, а таблица 2 относится к факторам риска семьи и сообщества.</p>

<p>Table 1 Conceptualization of Individual Level Risk actors (adapted from [32])</p> <table> <tr> <th data-bbox="188 209 663 252">Individual Level Risk Factors</th><th data-bbox="663 209 1189 252">Description</th></tr> <tr> <td data-bbox="188 268 663 347">Age</td><td data-bbox="663 268 1189 347">Below age of 18 at behavior</td></tr> <tr> <td data-bbox="188 363 663 475">Special Needs</td><td data-bbox="663 363 1189 475">Mental health, developmental differences</td></tr> <tr> <td data-bbox="188 491 663 603">Prior History</td><td data-bbox="663 491 1189 603">Prior experience of adverse behavior/outcome</td></tr> <tr> <td data-bbox="188 619 663 730">Substance abuse</td><td data-bbox="663 619 1189 730">Unmediated history of substance addiction</td></tr> <tr> <td data-bbox="188 746 663 858">Lack of knowledge</td><td data-bbox="663 746 1189 858">No formal or informal understanding of adverse event</td></tr> <tr> <td data-bbox="188 874 663 1007">Transient social connections</td><td data-bbox="663 874 1189 1007">Lack of consistent peer or role models, unstable family connections</td></tr> </table>	Individual Level Risk Factors	Description	Age	Below age of 18 at behavior	Special Needs	Mental health, developmental differences	Prior History	Prior experience of adverse behavior/outcome	Substance abuse	Unmediated history of substance addiction	Lack of knowledge	No formal or informal understanding of adverse event	Transient social connections	Lack of consistent peer or role models, unstable family connections	<p>Таблица 1. Концептуализация субъектов риска на индивидуальном уровне (адаптировано из [32])</p>
Individual Level Risk Factors	Description														
Age	Below age of 18 at behavior														
Special Needs	Mental health, developmental differences														
Prior History	Prior experience of adverse behavior/outcome														
Substance abuse	Unmediated history of substance addiction														
Lack of knowledge	No formal or informal understanding of adverse event														
Transient social connections	Lack of consistent peer or role models, unstable family connections														
<p>Table 2 Conceptualization of Family &amp; Community Risk Factors (adapted from [32])</p>	<p>Таблица 2. Концептуализация факторов риска семьи и сообщества (адаптировано из [32])</p>														

Risk Factor	Description	
1. <b>Social Isolation</b>	Little engagement with civic/neighborhood institutions, no formal/informal social supports	
2. <b>Community violence</b>	Individual/family resides in area with high visible police presence, number of arrests	
3. <b>Family disorganization, dissolution and/or violence</b>	Little formal or informal attachments between family members, domestic violence (DV), estrangement between caregivers/family members	
4. <b>Concentrated Neighborhood Disadvantage</b>	High rates of poverty, residential tenure, unemployment, etc.	
In order for PA outputs to be useful in building effective preventative human service interventions (their current goal), they must also include variables capturing characteristics which are known to help prevent negative outcomes, and thereby mitigate risk. Termed ‘protective factors’, these are characteristics that promote resilience in times of crisis, or otherwise moderate the effect of risk factors [20, 19]. Protective factors operate by 1) reducing or buffering the impact of risk, 2) interrupting a chain of risk factors,		Для того чтобы результаты РА могли быть полезны при создании эффективных профилактических вмешательств в сфере услуг человека (их текущая цель), они также должны включать переменные, собирающие характеристики, которые, как известно, помогают предотвратить отрицательные результаты и тем самым снизить риск. Называемые «защитными факторами», эти характеристики способствуют устойчивости в период

or 3) preventing the onset of a risk factor [21]. Table 3 below summarizes the general conceptualization of protective factors.	кризиса или иным образом смягчают влияние факторов риска [20, 19]. Защитные факторы действуют путем: 1) уменьшения или буферизации воздействия риска, 2) прерывания цепочки факторов риска или 3) предотвращения появления фактора риска [21]. Таблица 3 ниже обобщает общую концептуализацию защитных факторов.
In order for PA outputs to be useful in building effective preventative human service interventions (their current goal), they must also include variables capturing characteristics which are known to help prevent negative outcomes, and thereby mitigate risk. Termed 'protective factors', these are characteristics that promote resilience in times of crisis, or otherwise moderate the effect of risk factors [20, 19]. Protective factors operate by 1) reducing or buffering the impact of risk, 2) interrupting a chain of risk factors, or 3) preventing the onset of a risk factor [21]. Table 3 below summarizes the general conceptualization of protective factors.	Для того чтобы результаты ПА могли быть полезны при создании эффективных профилактических вмешательств в сфере услуг человека (их текущая цель), они также должны включать переменные, собирающие характеристики, которые, как известно, помогают предотвратить отрицательные результаты и тем самым снизить риск. Называемые «защитными факторами», эти характеристики способствуют устойчивости в период кризиса или иным образом смягчают влияние факторов риска [20, 19]. Защитные факторы действуют путем: 1) уменьшения или буферизации воздействия риска, 2) прерывания цепочки факторов риска или 3) предотвращения появления фактора риска [21]. Таблица 3 ниже обобщает общую концептуализацию защитных факторов.
Table 3. Conceptualization of Protective Factors (adapted from [32])	Таблица 3. Концептуализация защитных факторов (адаптировано из [32])



Protective Factor	Description	
1. <b>Nurturing and Attachment</b>	Evidence of positive emotional bonding between a child and caregiver	
2. <b>Parental Resilience</b>	Evidence of caregiver emotional flexibility and coping skills to support navigating daily and unforeseen life stressors	
3. <b>Social Connections</b>	Evidence of strong social ties, emotionally supportive social networks	
4. <b>Concrete support in times of need</b>	Ability to provide for basic needs, and/or knowledge and ability to access required services	
5. <b>Knowledge of Parenting and Child Development</b>	Evidence of formal and informal knowledge regarding child development and caregiving skills that foster positive youth development	
6. <b>Social and Emotional Competence</b>	Evidence caregiver models effective communication, self-regulation, and positive	

<p>Research on protective factors within social work scholarship points to their dynamic nature. For example, one model of child maltreatment specifies risk and protective factors as either transient, fluctuating over time, or enduring, representing more stable conditions [22]. In child welfare, enduring protective factors may generally be found in initial assessment data, as they capture characteristics like parental education and prior involvement with child protective services. Transient factors include characteristics like participating in supportive services, difficult to include in static analyses not subject to regular iteration protocols.</p>	<p>Исследования защитных факторов в рамках социальной работы указывают на их динамичность. Например, одна модель жестокого обращения с детьми определяет факторы риска и защиты как временные, флуктуирующие во времени или продолжительные, представляющие более стабильные условия [22]. В сфере охраны детства устойчивые защитные факторы обычно можно найти в данных начальной оценки, поскольку они отражают такие характеристики, как образование родителей и предшествующее участие в службах защиты детей. Временные факторы включают в себя такие характеристики, как участие в вспомогательных услугах, которые трудно включить в статический анализ, не подчиняющийся регулярным итерационным протоколам.</p>
<p>In addition to the issue of iteration, administrative data, such as child welfare data, are generally cross-sectional and historical in nature: often times those entering the data (i.e. caseworkers) do not have the time or ability to update records with new information, and in fact are sometimes expressly prevented from doing so. For example, within child welfare, a prior incidence of domestic violence (DV) within a family will likely remain in a family's case record indefinitely. Should another call be made reporting suspicion of child neglect or abuse for the same family, the case may be automatically flagged as DV (a known risk factor), despite the possibility that family circumstances have changed during the intervening time period. To date, we have found no evidence that algorithm developers are aware of this, and similar, data gaps in contextualization.</p>	<p>В дополнение к проблеме итерации административные данные, такие как данные о благосостоянии детей, обычно имеют перекрестный и исторический характер: часто те, кто вводит данные (т. Е. Сотрудники), не имеют времени или возможности обновлять записи с новой информацией. и на самом деле иногда явно лишены возможности сделать это. Например, в сфере охраны детства предыдущий уровень насилия в семье (DV) в семье, вероятно, останется в истории болезни семьи на неопределенный срок. Если будет сделан другой звонок, сообщающий о подозрении на безнадзорность или жестокое обращение с детьми в той же семье, случай может автоматически помечаться как DV (известный фактор риска), несмотря на возможность того, что семейные обстоятельства изменились за прошедший период времени. На сегодняшний день мы не нашли доказательств того, что разработчики алгоритмов знают об этих и подобных пробелах в данных в контексте.</p>
<p>Further complicating the issue of contemporality of data is the primary focus on risk. The United States' Children's Bureau (established in 1912 by the social work profession's founders [23]) is the federal department, which regulates and funds local, state and tribal CPS jurisdictions. One of the Bureau's key missions is to "strengthen families and prevent child abuse and neglect" [24]. This prevention mandate is, arguably, one driving force behind</p>	<p>Дальнейшее усложнение проблемы современности данных является основным направлением на риск. Детское бюро Соединенных Штатов (созданное в 1912 году основателями профессии социального работника [23]) является федеральным департаментом, который регулирует и финансирует местные, государственные и племенные юрисдикции CPS. Одна из</p>

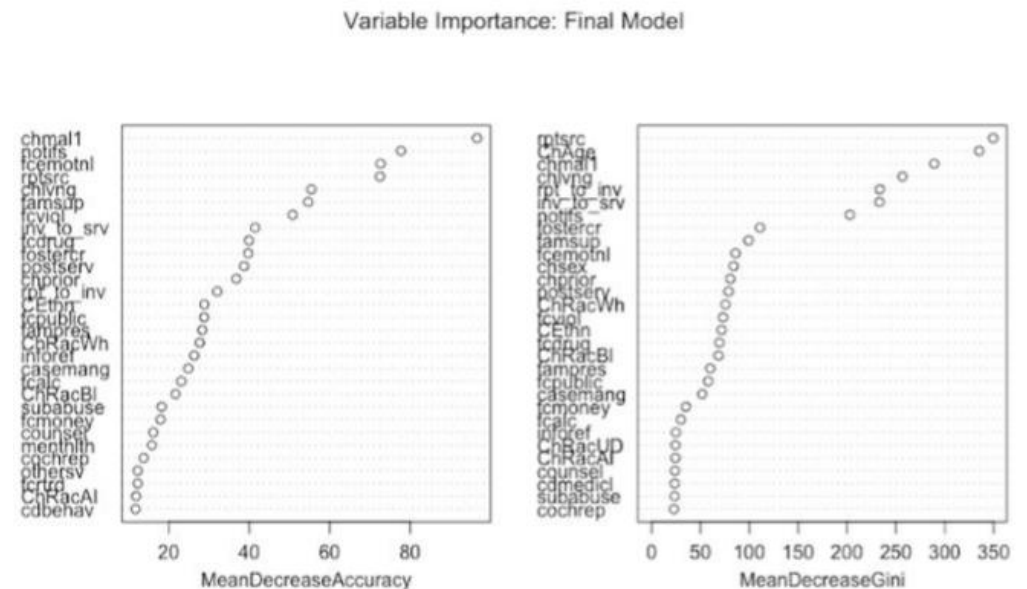


<p>the focus on risk in CPS PA applications. A second equally important driver is the nature of the CPS system itself: model building in this context relies exclusively on administrative data built specifically to assess risk. Together, these two forces result in a high tolerance for false positives within CPS analyses [25]. Importantly, given the general demographics of CPS involved communities, false positives predominantly impact marginalized or otherwise protected classes: namely, communities with low socio-economic status and communities of color. Herein lies the greatest area of concern in the application of AI to human service decision-making.</p>	<p>ключевых задач Бюро заключается в том, чтобы «укрепить семьи и предотвратить жестокое обращение с детьми и отсутствие заботы о них» [24]. Этот мандат на профилактику, возможно, является одной из движущих сил, стоящих за акцентом на риск в приложениях CPS PA. Вторым не менее важным фактором является характер самой системы CPS: построение модели в этом контексте основывается исключительно на административных данных, созданных специально для оценки риска. Вместе эти две силы приводят к высокой толерантности к ложноположительным результатам при анализе CPS [25]. Важно отметить, что, учитывая общую демографию вовлеченных CPS сообществ, ложные срабатывания преимущественно влияют на маргинализированные или иным образом защищенные классы, а именно: сообщества с низким социально-экономическим статусом и <b>цветовые сообщества</b>. В этом и заключается основная проблема применения ИИ для принятия решений в сфере услуг.</p>
<p>Our aim in the current work is to offer a potential strategy to mitigate this tolerance for a high number of false positives by testing an alternative approach. Specifically, we train an algorithm to predict an alternative outcome of CPS involvement – the un-substantiation of an allegation of child maltreatment - then examine the variables most prominent in the prediction. This second step allows for the identification of protective factors within the existing data – what we define as case characteristics facilitating a less punitive exit from the CPS system following investigation.</p>	<p>Наша цель в данной работе - предложить потенциальную стратегию по снижению этой толерантности к большому количеству ложных срабатываний путем тестирования альтернативного подхода. В частности, мы обучаем алгоритм для прогнозирования альтернативного результата участия CPS - необоснованности утверждения о жестокое обращении с детьми - затем исследуем переменные, наиболее значимые в прогнозе. Этот второй шаг позволяет идентифицировать защитные факторы в существующих данных - то, что мы определяем как характеристики случая, облегчающие менее карательный выход из системы CPS после расследования.</p>
<p><b>Data</b></p>	<p><b>Данные</b></p>
<p>The National Child Abuse and Neglect Data System (NCANDS) collects administrative child welfare data from all 50 states, the District of Columbia, and Puerto Rico [12]. NCANDS data are comprised of records for all investigated reports of child maltreatment within a given fiscal year. These data are voluntarily submitted to NCANDS as a result of the Child Abuse Prevention and Treatment Act of 1988, and are publicly available through the National Data Archive of Child Abuse and Neglect hosted at Cornell</p>	<p>Национальная система данных о жестоком и плохом обращении с детьми (NCANDS) собирает административные данные по социальному обеспечению детей из всех 50 штатов, округа Колумбия и Пуэрто-Рико [12]. Данные NCANDS состоят из записей по всем исследованным сообщениям о жестоком обращении с детьми в течение данного финансового года. Эти данные добровольно передаются в NCANDS в соответствии с</p>

<p>University [12]. A full description of the data acquisition process, codebook, as well as the request form for the data themselves can be found on the NCANDS website [12].</p>	<p>Законом о предупреждении и <b>предотвращении</b> жестокого обращения с детьми 1988 года и общедоступны через Национальный архив данных о жестоком обращении с детьми и отсутствии заботы о них, размещенный в Корнелльском университете [12]. Полное описание процесса сбора данных, кодовую книгу, а также форму запроса для самих данных можно найти на веб-сайте NCANDS [12].</p>
<p>We use the 2017 Fiscal Year Child File data set (v2), which contains demographic information on children and alleged perpetrators, types of alleged maltreatment reported, investigation results, risk factors, as well as services provided [12]. The data collection time frame is between October 1st, 2016 through September 30th, 2017. In total, the file contains N = 4,279,096 observations of 151 variables. We employ a systematic random sample of n = 12,239 of all variables. Removing columns containing more than 50% missing values, the final dataset used contains n=12,017 observations of 68 variables.</p>	<p>Мы используем набор данных «Детский файл за 2017 финансовый год» (v2), который содержит демографическую информацию о детях и предполагаемых виновных, типах заявленных случаев жестокого обращения, результатах расследования, факторах риска, а также предоставляемых услугах [12]. Срок сбора данных - с 1 октября 2016 года по 30 сентября 2017 года. Всего в файле содержится N = 4 279 096 наблюдений за 151 переменной. Мы используем систематическую случайную выборку из n = 12,239 всех переменных. Удаляя столбцы, содержащие более 50% пропущенных значений, последний использованный набор данных содержит n = 12 017 наблюдений за 68 переменными.</p>
<p><b>Methods</b></p>	<p><b>Методы</b></p>
<p>We train a Random Forest model using the random Forest package in R [26, 27]. The outcome of interest is the case disposition, or the finding that results from a CPS investigation of alleged child maltreatment. Within these data, this category is comprised of nine factor levels. We recode them to focus on three general investigation outcomes: substantiation (maltreatment is indicated by the investigation), un-substantiation (investigation finds no evidence of maltreatment), and alternative responses where the child(ren) is not reported as a victim(s).</p>	<p>Мы обучаем модель случайного леса, используя пакет случайного леса в R [26, 27]. Интересным результатом является рассмотрение дела или вывод, который является результатом расследования CPS предполагаемого жестокого обращения с детьми. В этих данных эта категория состоит из девяти уровней факторов. Мы перекодируем их, чтобы сосредоточиться на трех общих результатах расследования: обоснование (жестокое обращение указывается в ходе расследования), необоснование (расследование не обнаружило признаков жестокого обращения) и альтернативные ответы, когда ребенок (дети) не сообщается как жертва (жертвы). ).</p>
<p>The algorithm is trained to classify whether an investigation of alleged child maltreatment will result in un-substantiation. We choose this outcome for two reasons. First, given that over 60% of cases in the sample and full dataset are unsubstantiated, this outcome exemplifies an alternative pathway in the CPS system: exiting because no proof of maltreatment has been identified. Second,</p>	<p>Алгоритм обучен, чтобы классифицировать, приведет ли расследование предполагаемого жестокого обращения с детьми к необоснованности. Мы выбираем этот результат по двум причинам. Во-первых, учитывая, что более 60% случаев в выборке и полном наборе данных являются необоснованными,</p>

by learning the factors represented in the data that best predict case un-substantiation, we may learn more about how protective factors occur in existing human services datasets.	этот результат иллюстрирует альтернативный путь в системе CPS: выход из-за отсутствия доказательств жестокого обращения. Во-вторых, изучая факторы, представленные в данных, которые лучше всего предсказывают необоснованность случая, мы можем узнать больше о том, как защитные факторы встречаются в существующих наборах данных служб.																
The final model specifies 750 trees and 12 variables to be randomly sampled as candidates for each split, with an error rate of 24.4%. Table 4 below offers the resulting confusion matrix from prediction on the test set.	Окончательная модель определяет 750 деревьев и 12 переменных для случайной выборки в качестве кандидатов для каждого разбиения с частотой ошибок 24,4%. В таблице 4 ниже представлена результирующая матрица <b>путаницы</b> , полученная в результате прогнозирования на тестовом наборе.																
<div>Table 4</div> <div><b>Confusion</b> Matrix of Prediction on Test Set</div> <table><tr><td></td><td>Un-substantiation</td><td>Substantiation</td><td>Alt. Response</td></tr><tr><td><b>Un-substantiation</b></td><td>2098</td><td>465</td><td>214</td></tr><tr><td><b>Substantiation</b></td><td>114</td><td>267</td><td>13</td></tr><tr><td><b>Alt. Response</b></td><td>79</td><td>12</td><td>344</td></tr></table>		Un-substantiation	Substantiation	Alt. Response	<b>Un-substantiation</b>	2098	465	214	<b>Substantiation</b>	114	267	13	<b>Alt. Response</b>	79	12	344	Таблица 4 Матрица <b>путаницы</b> прогноза на тестовом наборе
	Un-substantiation	Substantiation	Alt. Response														
<b>Un-substantiation</b>	2098	465	214														
<b>Substantiation</b>	114	267	13														
<b>Alt. Response</b>	79	12	344														
Diagnostics for the number of trees and variables selected, as well as the entire R code for this analysis, can be found in the following public GitHub repository [https://github.com/MariaYR/NCANDS_RF].	Диагностику по количеству выбранных деревьев и переменных, а также всего кода R для этого анализа можно найти в следующем общедоступном репозитории GitHub [https://github.com/MariaYR/NCANDS_RF].																
Following model training, we use the random Forest Explainer package in R [28] to visualize variable importance, variable interactions, as well as predictions for demographic and other variables of interest.	После обучения модели мы используем пакет объяснителя случайного леса в R [28] для визуализации переменной важности, переменных взаимодействий, а также прогнозов для демографических и других переменных, представляющих интерес.																
<b>Results</b>	<b>Результаты</b>																
Figure 1 summarizes the variables of importance in the final model.	Рисунок 1 суммирует важные переменные в окончательной модели.																

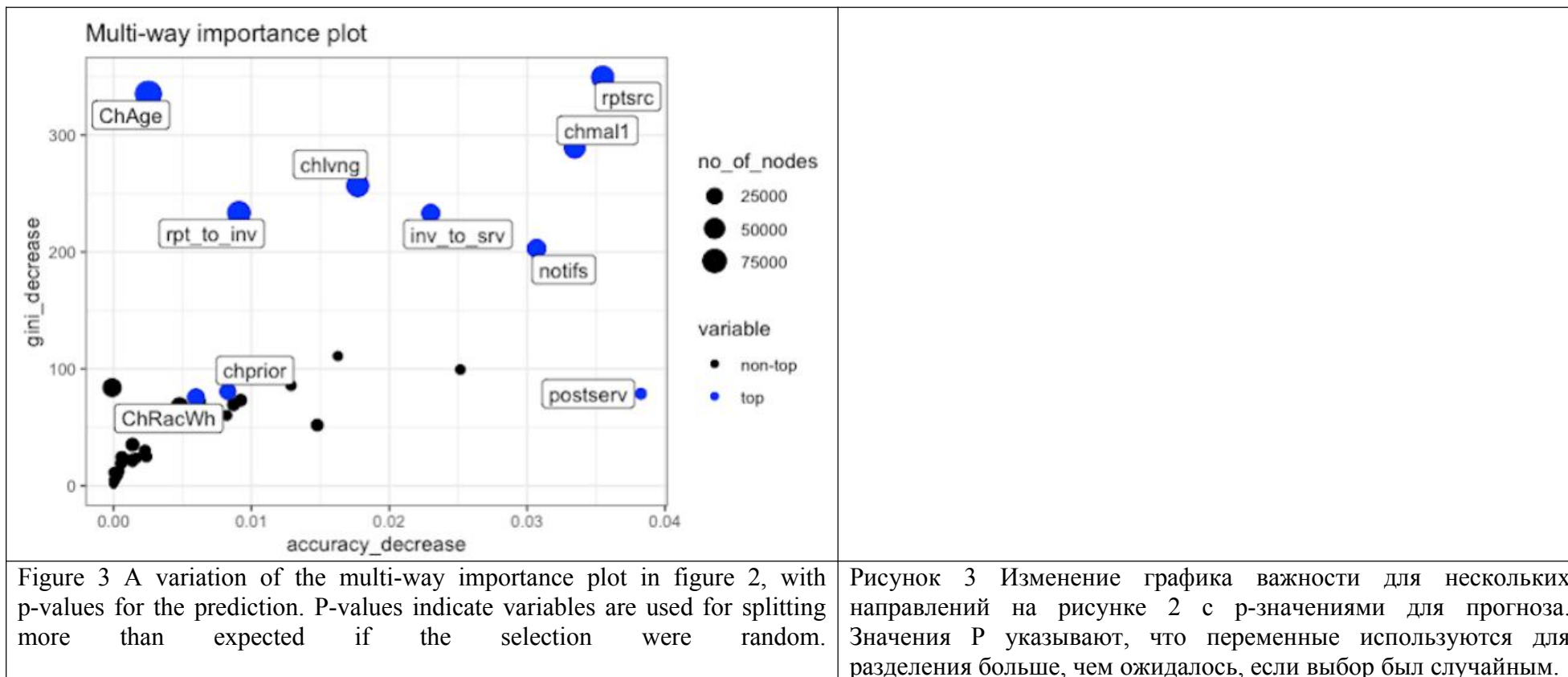
The type of alleged child maltreatment (chmal) and the source of the initial maltreatment allegation (rptsrc), depending on the measure of accuracy used, emerge as the strongest predictors for un-substantiation in the final model. Type of alleged maltreatment is somewhat intuitive to interpret as a key predictor: as the type of maltreatment shifts in verifiable severity, one would expect the likelihood of maltreatment verification to be associated with each shift, resulting in a greater likelihood of un-substantiation. For example, psychological maltreatment may be less tangible, and may include more subjective assessment for verification, than physical maltreatment. Relatedly, the source of a maltreatment report can vary anywhere from a medical professional to an anonymous individual. As a result of the variability in child



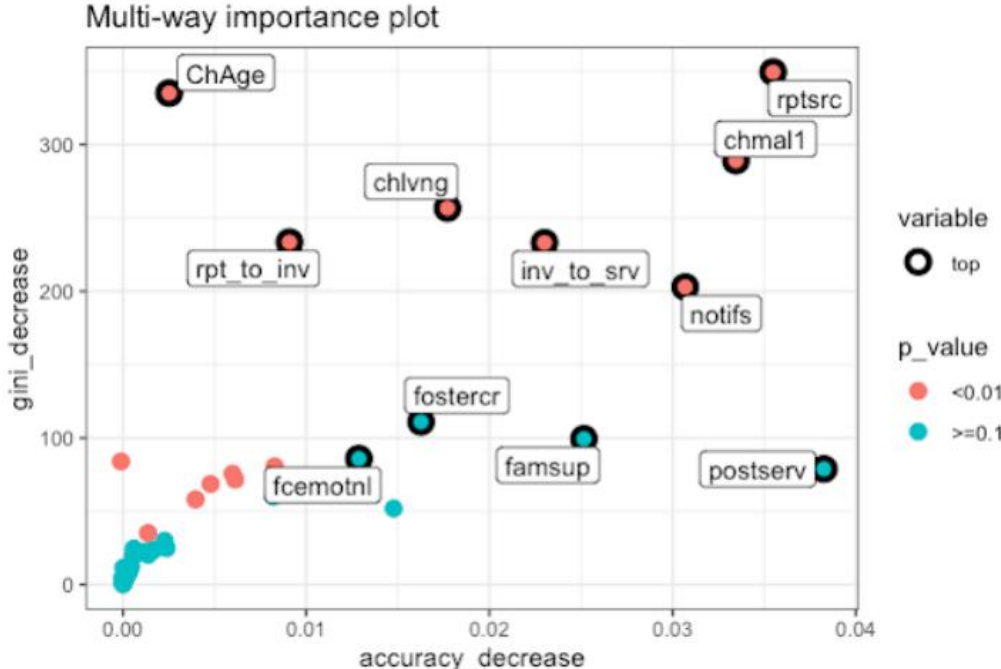
Тип предполагаемого жестокого обращения с детьми (chmal) и источник первоначального обвинения в жестоком обращении (rptsrc), в зависимости от используемой меры точности, становятся сильнейшими предикторами необоснованности в окончательной модели. Тип предполагаемого жестокого обращения несколько интуитивно понятен для интерпретации в качестве ключевого предиктора: поскольку тип жестокого обращения смещается в поддающуюся проверке серьезность, можно ожидать, что вероятность проверки ненадлежащего обращения будет связана с каждым сдвигом, что приведет к большей вероятности необоснованности. Например,

<p>well-being knowledge, as well as differences in motivations for reporting suspected maltreatment, there is a significant association between report source and the likelihood of case substantiation [29]. These predictors illustrate why simply choosing the ‘strongest’ predictor in a machine learning model does not necessarily translate to actionable output, at least in the context of human services.</p>	<p>психологическое плохое обращение может быть менее ощутимым и может включать более субъективную оценку для проверки, чем физическое плохое обращение. Соответственно, источник отчета о жестоком обращении может варьироваться от медицинского работника до анонимного лица. В результате различий в знаниях о благополучии детей, а также различий в мотивации для сообщения о подозрении на жестокое обращение, существует значительная связь между источником сообщения и вероятностью обоснования случая [29]. Эти предикторы иллюстрируют, почему простой выбор «самого сильного» предиктора в модели машинного обучения не обязательно приводит к действенному результату, по крайней мере, в контексте услуг для людей.</p>
<p>Examining additional top predictors offers a foundation for understanding protective factors that increase the likelihood of case un-substantiation. For example, a classification of un-substantiation is partially dependent on the child’s living arrangements (chlvng) at the time of report. Living with two or more committed adults has been found to be protective against child maltreatment and neglect [30]. Importantly, whether or not a child is living in foster care at time of initial report (fostercr) is also a top predictor in the model, further undergirding the protective force of a child living with adults known to them on whether or not a case is likely to be classified as unsubstantiated.</p>	<p>Изучение дополнительных главных предикторов дает основу для понимания защитных факторов, которые увеличивают вероятность необоснованности случая. Например, классификация необоснованности частично зависит от условий жизни ребенка (chlvng) на момент сообщения. Было установлено, что жизнь с двумя или более <b>преданными</b> взрослыми людьми защищает от жестокого обращения с детьми и отсутствия заботы [30]. Так же важно находится ли ребенок в приемной семье во время первоначального сообщения (fostercr), что также является <b>главным предиктором</b> в модели, это еще больше подтверждает <b>защитную силу для ребенка</b>, живущего со взрослыми, известных ему, независимо от того, является ли случай вероятно, будет классифицировано как необоснованное.</p>
<p>CPS system level variables also impact un- substantiation classification: the number of days between the initial report and investigation (rpt_to_inv) and from investigation to service provision (inv_to_srv) emerge as top predictors in the final model. The number of days between an initial report and the beginning of an investigation is understood to be critical to the protective capacity of CPS: longer times between initial report and family contact may lead to greater risk for the child [31].</p>	<p>Переменные системного уровня CPS также влияют на классификацию необоснованности: количество дней между первоначальным отчетом и расследованием (rpt_to_inv) и от расследования до предоставления услуги (inv_to_srv) становятся главными предикторами в окончательной модели. Предполагается, что количество дней между первоначальным отчетом и началом расследования имеет решающее значение для защитной способности CPS: более длительное время между первоначальным отчетом и контактом с семьей может привести к большему риску для ребенка [31].</p>

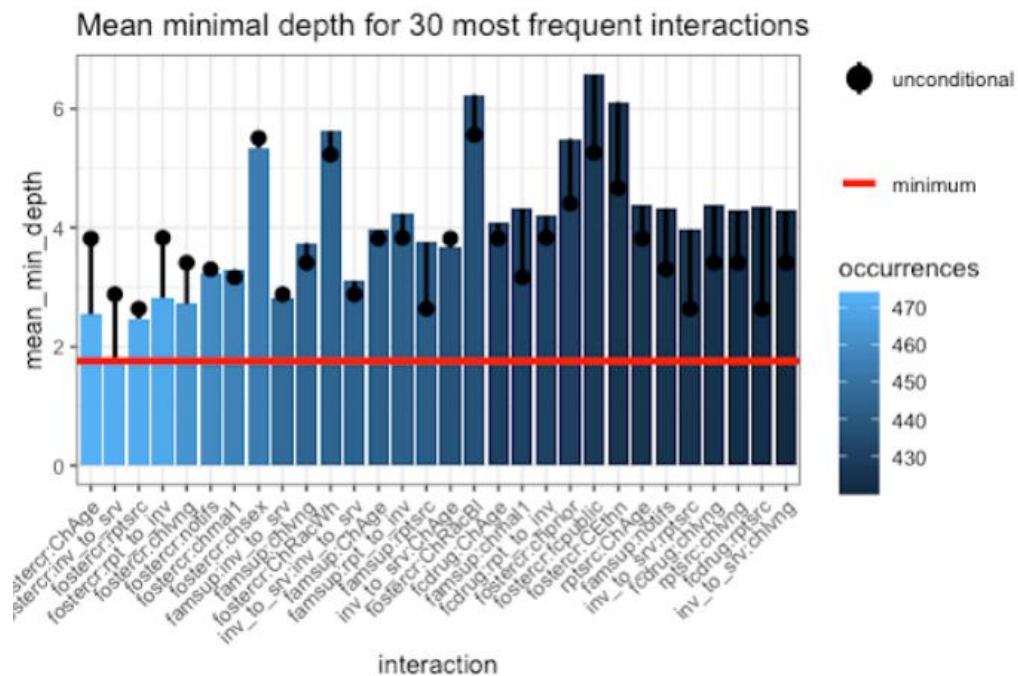
<p>More significantly, a lag between report and initial contact also prevents the provision of supportive services, which may address structural issues that lead to the initial report. For example, reports alleging certain types of child neglect (i.e. a child missing school for many days or being malnourished) are significantly associated with family financial issues, which may be readily addressed with services such as referrals for housing assistance or food relief services. Cases with maltreatment allegations stemming from financial difficulties are also likelier to result in alternative responses to investigation, where the child is not reported as a victim (rptdisp = 3). The importance of these variables in the final model highlight how CPS jurisdictions themselves may either augment or mitigate risk, a factor not explicitly accounted for in applications of PA in human services.</p>	<p>Что еще более важно, разрыв между отчетом и первоначальным контактом также препятствует предоставлению вспомогательных услуг, которые могут решить структурные проблемы, которые приводят к первоначальному отчету. Например, сообщения, в которых утверждается, что некоторые виды детской безнадзорности (то есть ребенок пропускает школу в течение многих дней или недоедает), в значительной степени связаны с финансовыми проблемами семьи, которые могут быть легко решены с помощью таких услуг, как направление на жилищную помощь или услуги по оказанию продовольственной помощи. Случаи с утверждениями о жестоком обращении, вызванными финансовыми трудностями, также могут привести к альтернативным ответам на расследование, когда ребенок не будет указан как жертва (rptdisp = 3). Важность этих переменных в окончательной модели подчеркивает, как сами юрисдикции CPS могут либо увеличивать, либо уменьшать риск, фактор, который явно не учитывается при применении ПА в сфере социальных услуг.</p>
<p>Figures 2 and 3 offer two variations of variable importance visualization. Figure 4 provides the minimal depth for the top 15 predictive variables in the final model.</p>	<p>На рисунках 2 и 3 представлены два варианта визуализации переменной важности. На рисунке 4 представлена минимальная глубина для 15 основных прогнозных переменных в окончательной модели.</p>
<p>Figure 2 A plot depicting variable importance in the final model. The x-axis refers to the accuracy decrease associated with removing the variable from the model, while the y-axis refers to the Gini decrease. The size of the circle corresponding to each variable indicates the number of nodes the variable appears in.</p>	<p>Рисунок 2 График, изображающий значение переменной в окончательной модели. Ось X относится к снижению точности, связанному с удалением переменной из модели, а ось Y относится к уменьшению Джини. Размер круга, соответствующего каждой переменной, указывает количество узлов, в которых переменная появляется</p>





 <p>Multi-way importance plot</p> <p>gini_decrease</p> <p>accuracy_decrease</p> <p>variable</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>top</li> </ul> <p>p_value</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>&lt;0.01</li> <li>&gt;=0.1</li> </ul>	
<p>Initial report source, child living arrangements, and the number of days between report, investigation and service provision occur in at least 75,000 nodes.</p>	<p>Первоначальный источник отчета, условия проживания детей и количество дней между отчетом, расследованием и предоставлением услуг происходят как минимум в 75 000 узлов.</p>
<p>Initial report source is associated with both high gini and accuracy decreases, while all four variables are significantly responsible for node splitting within the model. These visualizations also highlight another protective factor: the child's age at the time of initial report (ChAge). The older a child is, the more likely allegations of maltreatment may be due to structural factors, such as financial difficulties.</p>	<p>Исходный источник отчета связан как с высоким коэффициентом Джини, так и с понижением точности, в то время как все четыре переменные в значительной степени ответственны за разбиение узлов в модели. Эти визуализации также подчеркивают еще один защитный фактор: возраст ребенка на момент первоначального сообщения (ChAge). Чем старше ребенок, тем больше вероятность того, что заявления о жестоком обращении могут быть связаны со структурными факторами, такими как финансовые трудности.</p>
<p>We turn now to our second line of inquiry: how protective factors interact with demographic groups of interest. Figure 5 below offers the mean minimal conditional depth of the 30 most occurring interactions in the model.</p>	<p>Теперь мы переходим к нашей второй линии исследования: как защитные факторы взаимодействуют с интересующими нас демографическими группами. На рисунке 5 ниже представлена средняя минимальная условная глубина 30 наиболее часто встречающихся взаимодействий в модели.</p>
<p>Figure 5 A plot depicting the mean conditional minimal depth for the 30 most</p>	<p>Рисунок 5 График, показывающий среднюю условную</p>

frequent interactions in the final model. This is a generalization of minimal depth derived by the random Forest Explainer package [28], which measures the depth of the second variable in a tree where the first variable is the root.



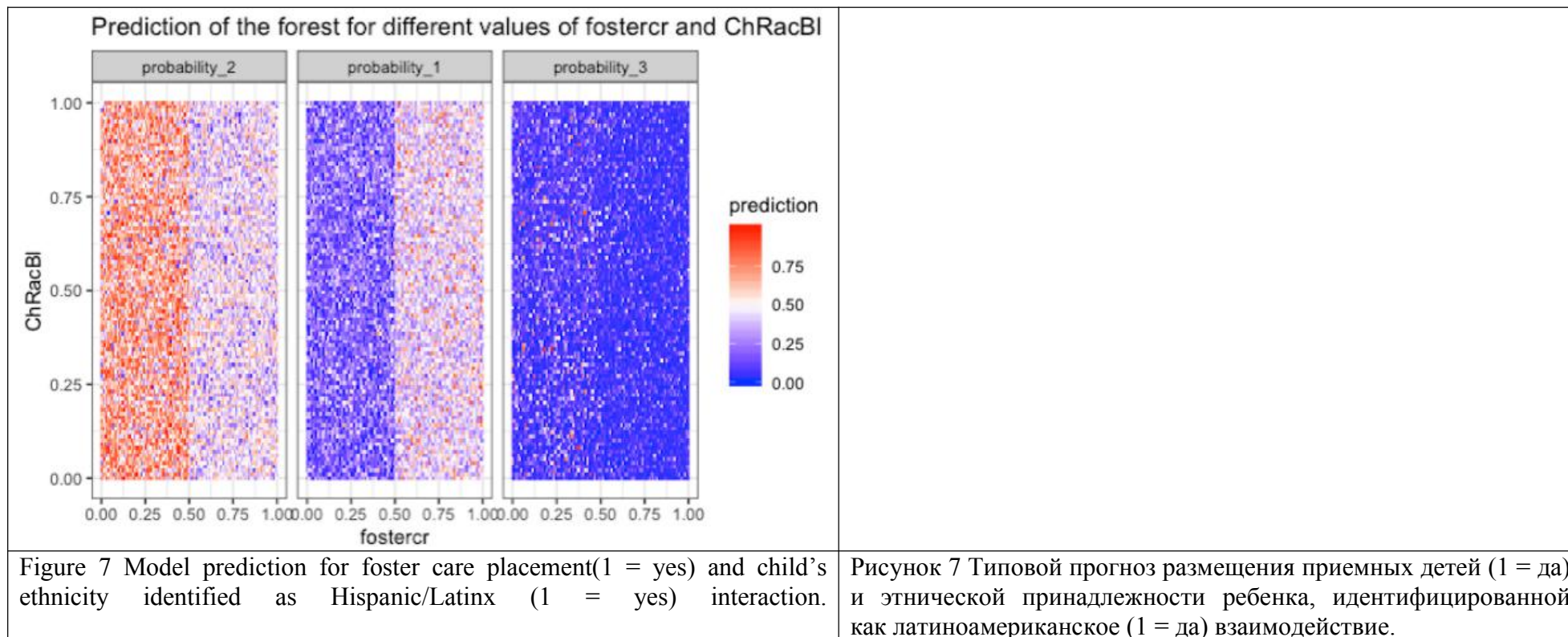
минимальную глубину для 30 наиболее частых взаимодействий в окончательной модели. Это обобщение минимальной глубины, полученное из пакета Случайный Лес Explainer [28], который измеряет глубину второй переменной в дереве, где первая переменная является корнем.

For our purposes, the most interesting interactions occur between the foster care placement (fostercr) variable and the child's identified race or ethnicity at the time of report. Figures 6 through 8 depict the model prediction for case disposition for all values of both variables.

Для наших целей наиболее интересные взаимодействия происходят между переменной размещения приемных детей (fostercr) и определенной расой или этнической принадлежностью ребенка на момент сообщения. Рисунки с 6 по 8 изображают модель прогнозирования для определения случая для всех значений обеих переменных.

Figure 6 Model prediction for foster care placement(1 = yes)and child's race identified as black (1 = yes) interaction.

Рис. 6 Модельный прогноз для размещения в приемной семье (1 = да) и расы ребенка, обозначенной как черная (1 = да) взаимодействие.



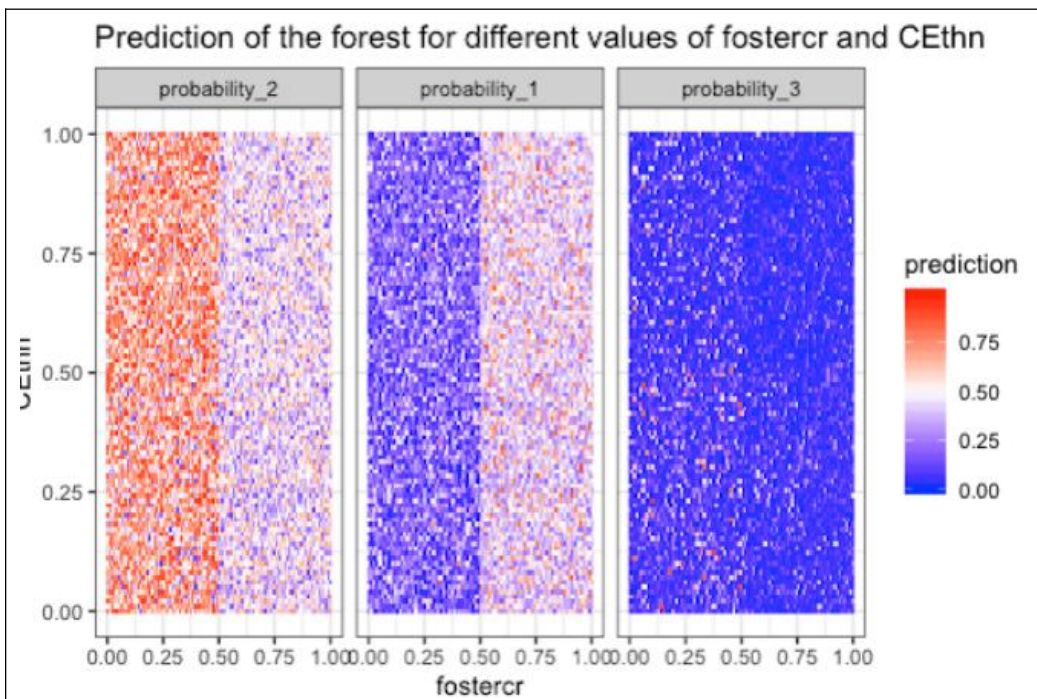
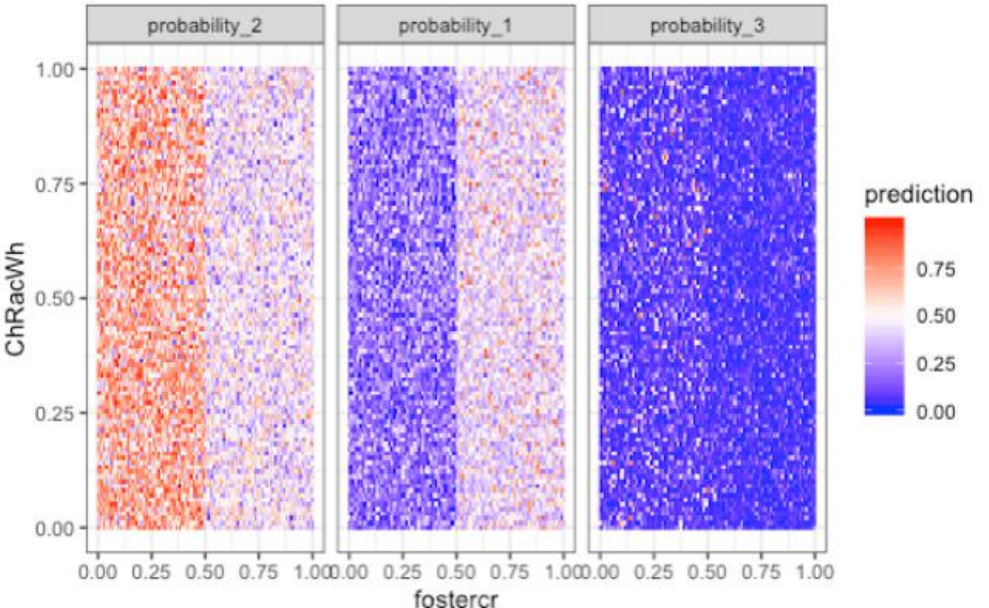


Figure 8 Model prediction for foster care placement(1 = yes)and child's race identified as white (1 = yes) interaction.

Рис. 8 Типовой прогноз размещения приемных детей (1 = да) и расы ребенка, обозначенное как взаимодействие белых (1 = да).



<p>Prediction of the forest for different values of fostercr and ChRacWh</p> 	
<p>Across all three demographic groups, a CPS case involving a child not placed in foster care (probability_2), is more likely to result in a classification of ‘un-substantiated’. Importantly, the converse relationship is found for substantiation (probability_1) for all groups. That is, a case involving a Black, Hispanic/Latinx, or White child not in foster care is more likely to result in a classification of ‘un-substantiated’ by the current model. This finding reinforces the evidence above: a child’s living arrangement is a key protective factor when seeking to predict or classify risk of experiencing maltreatment.</p>	<p>Во всех трех демографических группах случай CPS, касающийся ребенка, не помещенного в приемную семью (вероятность_2), с большей вероятностью приведет к классификации «необоснованный». Важно отметить, что обратное соотношение найдено для обоснования (вероятность_1) для всех групп. То есть случай с участием черного, латиноамериканского или белого ребенка, не находящегося в приемной семье, с большей вероятностью приведет к классификации «необоснованной» в соответствии с текущей моделью. Этот вывод подкрепляет приведенные выше доказательства: жизненный уклад ребенка является ключевым защитным фактором при попытке предсказать или классифицировать риск возникновения жестокого обращения.</p>
<p><b>Discussion</b></p> <p>The analysis above offers a beginning exploration into how algorithms may benefit from predicting alternative outcomes when employed in human service contexts. We demonstrate how alternative pathway prediction can facilitate examining how protective factors, characteristics that mitigate the</p>	<p><b>Обсуждение</b></p> <p>Приведенный выше анализ предлагает начальное исследование того, как алгоритмы могут извлечь выгоду из прогнозирования альтернативных результатов, когда они используются в контексте человеческих услуг. Мы демонстрируем, как</p>

<p>risk of experiencing an undesirable outcome, operate in the context of a classification model. The current model sought to classify child maltreatment investigations that resulted in ‘un-substantiation’, or cases where no maltreatment evidence was found.</p>	<p>прогнозирование альтернативного пути может облегчить изучение того, как защитные факторы, характеристики, которые снижают риск нежелательного исхода, работают в контексте модели классификации. Нынешняя модель была направлена на классификацию расследований жестокого обращения с детьми, которые привели к «необоснованности» или к случаям, когда доказательств жестокого обращения обнаружено не было.</p>
<p>We find that the source of the initial report and the type of maltreatment alleged are the strongest predictors in the model, and we contextualize these through a variety of visualizations. Results also demonstrate how protective factors, such as a child’s living arrangements and services offered after an allegation of maltreatment, contribute to an ‘un- substantiated’ classification. That is, our results suggest that classifying cases likely to result in alternative system outcomes can facilitate identifying variables that decrease negative outcome risk. Further, we also demonstrate how such a model performs across demographic groups of interest, with implications for how protected classes might be better protected from undue surveillance by adopting a strengths-based lens to human service AI applications.</p>	<p>Мы находим, что источник первоначального отчета и тип предполагаемого жестокого обращения являются наиболее сильными предикторами в модели, и мы контекстуализируем их с помощью различных визуализаций. Результаты также показывают, как защитные факторы, такие как условия проживания ребенка и услуги, предлагаемые после заявления о жестоком обращении, способствуют «необоснованной» классификации. То есть наши результаты показывают, что классификация случаев, которые могут привести к альтернативным исходам системы, может облегчить определение переменных, которые снижают риск отрицательного результата. Кроме того, мы также демонстрируем, как такая модель работает в демографических группах, представляющих интерес, и влияет на то, как защищенные классы могут быть лучше защищены от ненадлежащего наблюдения, применяя основанные на сильных сторонах линзы к приложениям искусственного интеллекта для служб.</p>
<p>There are several noteworthy limitations to this exploratory work. First, due to computational resource limitations, we only employ a systematic random sample in the final model. Future work including the full data set, and spanning multiple years, would lend much support to this form of modeling. Second, we did not account for state differences in evidence thresholds for substantiating a child maltreatment case in the model. States vary in the amount of evidence required to confirm or deny maltreatment allegations, and future work would need to account for these variations for results to be meaningful in a policy or practice setting. Addressing both limitations would likely lead to an improvement in model accuracy as well .</p>	<p>Есть несколько заслуживающих внимания ограничений этой исследовательской работы. Во-первых, из-за ограничений вычислительных ресурсов мы используем только систематическую случайную выборку в конечной модели. Будущая работа, включая полный набор данных и охватывающая несколько лет, окажет большую поддержку этой форме моделирования. Во-вторых, мы не учитывали различия в порогах доказательств для обоснования случая жестокого обращения с детьми в модели. Государства различаются по количеству доказательств, необходимых для подтверждения или отклонения утверждений о жестоком обращении, и в будущей</p>

	<p>работе необходимо будет учитывать эти различия, чтобы результаты были значимыми в условиях политики или практики. Устранение обоих ограничений, вероятно, также приведет к повышению точности модели.</p>
<p>Despite these limitations, we argue we have shown sufficient evidence to advocate for that inclusion of at least one derived variable in future applications of PA in human service contexts: probability of alternative outcome.</p>	<p>Несмотря на эти ограничения, мы утверждаем, что показали достаточные доказательства для того, чтобы отстаивать включение по крайней мере одной производной переменной в будущие применения ПА в контексте услуг для человека: вероятность альтернативного исхода.</p>
<b>Acknowledgments</b>	<b>Подтверждения</b>
<p>The analyses presented in this publication were based on data from the National Child Abuse and Neglect Data System (NCANDS) Child File, FFY 2017v2. These data were provided by the National Data Archive on Child Abuse and Neglect at Cornell University, and have been used with permission. The data were originally collected under the auspices of the Children's Bureau. Funding was provided by the Children's Bureau, Administration on Children, Youth and Families, Administration for Children and Families, U.S. Department of Health and Human Services. The collector of the original data, the funding agency, NDACAN, Cornell University, and the agents or employees of these institutions bear no responsibility for the analyses or interpretations presented here. The information and opinions expressed reflect solely the opinions of the authors.</p>	<p>Анализ, представленный в этой публикации, был основан на данных из Дочернего файла Национальной системы данных о жестоком обращении с детьми и пренебрежении (NCANDS), FFY 2017v2. Эти данные были предоставлены Национальным архивом данных о жестоком обращении с детьми и безнадзорности в Корнелльском университете и использовались с разрешения. Данные были первоначально собраны под эгидой Детского бюро. Финансирование было предоставлено Детским бюро, Управлением по делам детей, молодежи и семей, Управлением по делам детей и семьи, Министерством здравоохранения и социальных служб США. Сборщик исходных данных, финансирующее агентство, NDACAN, Корнельский университет, а также агенты или сотрудники этих учреждений не несут ответственности за анализ или интерпретации, представленные здесь. Выраженная информация и мнения отражают исключительно мнения авторов.</p>
<p>The authors wish to thank Gleneara E. Bates-Pappas and Sebastian Hoyos-Torres for their research assistance.</p>	
<b>References</b>	
<p>[1] Vaithianathan, R., Maloney, T., Putnam-Hornstein, E., &amp; Jiang, N. (2013). Children in the public benefit system at risk of maltreatment: Identification via predictive modeling. <i>American journal of preventive medicine</i>, 45(3), 354-359.</p>	
<p>[2] Pearsall, B. (2010). Predictive policing: The future of law enforcement. <i>National Institute of Justice Journal</i>, 266(1), 16- 19.</p>	
<p>[3] Fishman, T.D., Egger, W. D., &amp; Kishani, P. (October 18, 2017).</p>	



Ai-Augmented Human Services: using Cognitive Technologies to transform program delivery. Retrieved from <a href="https://www2.deloitte.com/insights/us/en/industry/public-sector/artificial-intelligence-technologies-human-services-programs.html">https://www2.deloitte.com/insights/us/en/industry/public-sector/artificial-intelligence-technologies-human-services-programs.html</a> .	
[4] Teixeira, C. & Boyas, M. (October 2017). Predictive Analytics in Child Welfare: An assessment of current efforts, challenges, and opportunities. Retrieved from <a href="https://aspe.hhs.gov/system/files/pdf/257841/PACWAnAssessmentCurrentEffortsChallengesOpportunities.pdf">https://aspe.hhs.gov/system/files/pdf/257841/PACWAnAssessmentCurrentEffortsChallengesOpportunities.pdf</a> .	
[5] Microsoft (2017). Artificial Intelligence transforms even the most human services. Retrieved from <a href="https://news.microsoft.com/en-au/features/artificial-intelligence-transforms-even-human-services/">https://news.microsoft.com/en-au/features/artificial-intelligence-transforms-even-human-services/</a> .	
[6] Jenson, J. M., & Fraser, M. W. (2016). A risk and resilience framework for child, youth, and family policy. In J. Jenson & M. Fraser (Eds), Social policy for children & families: A risk and resilience perspective, (pp. 5-21). Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc.	
[7] Eubanks, V. (2018). Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor. St. Martin's Press.	
[8] Angwin, J., Larson, J., Mattu, S., & Kirchner, L. (2016). Machine bias. ProPublica, May, 23.	
[9] Lanier, P., Rodriguez, M., Verbiest, S., Bryant, K., Guan, T., & Zolotor, A. (2019). Preventing Infant Maltreatment with Predictive Analytics: Applying Ethical Principles to Evidence- Based Child Welfare Policy. Journal of Family Violence, 1-13.	
[10] Fluke, J., Jones Harden, B., Jenkins, M., & Ruehrdanz, A. (2010). Research synthesis on child welfare disproportionality and disparities. Washington, DC: Alliance for Racial Equity in the Child Welfare System.	
[11] Russell, J. (2015). Predictive analytics and child protection: Constraints and opportunities. Child abuse & neglect, 46, 182- 189.	
[12] U.S. Department of Health and Human Services, Administration for Children and Families, Administration on Children, Youth and Families, Children's Bureau (2017). National Child Abuse and Neglect Data System (NCANDS) Child File, FFY 2017 [Dataset]. Available from the National Data Archive on Child Abuse and Neglect Web site, <a href="http://www.ndacan.cornell.edu">http://www.ndacan.cornell.edu</a>	
[13] Kim, J. (2013). Strengths perspective. Encyclopedia of Social Work.	

Washington, DC: National Association of Social Workers.	
[14]Saleebey, D. (2006). The strengths perspective in social work practice (4th ed.). Boston: Allyn and Bacon.	
[15]Blundo, R. (2013). Strengths-based framework. Encyclopedia of Social Work. Washington, DC: National Association of Social Workers.	
[16]Greene, R. R. (2013). Resilience. Encyclopedia of Social Work. Washington, DC: National Association of Social Workers.	
[17]Rutter, M. (1987). Psychosocial resilience and protective mechanisms. American Journal of Orthopsychiatry, 57(3), 316- 331.	
[18]Fraser, M. W. (2004). Risk and resilience in childhood (2nd edition). Washington, DC: NASW Press.	
[19]Masten, A. S., & Wright, M.O. (1998). Cumulative risk and protection models of child maltreatment. In B.B.R. Rossman &	
M.S. Rosenberg (Eds). Multiple victimization of children (pp. 7- 30). New York: The Haworth Press, Inc.	
[20]Capacity Building Center for States (2018). Protective Capacities and Protective Factors: Common Ground for Protecting Children and Strengthening Families. Retrieved from <a href="https://library.childwelfare.gov/cwig/ws/library/docs/capacity/Blob/107035.pdf?r=1&amp;rpp=25&amp;upp=0&amp;w=NATIVE%28%27SIMPLE_SRCH+ph+is+%27%27protective+factors+framework%27%27%27%29&amp;m=1&amp;order=native%28%27year%2FDescend%27%29">https://library.childwelfare.gov/cwig/ws/library/docs/capacity/Blob/107035.pdf?r=1&amp;rpp=25&amp;upp=0&amp;w=NATIVE%28%27SIMPLE_SRCH+ph+is+%27%27protective+factors+framework%27%27%27%29&amp;m=1&amp;order=native%28%27year%2FDescend%27%29</a> . Washington, DC.	
[21]Fraser, M. W., & Terzian, M. A. (2005). Risk and resilience in child development: Principles and strategies of practice. Child Welfare for the Twenty-First Century: A Handbook of Practices, Policies and Programs, 55-71.	
[22]Cicchetti, D., & Lynch, M. (1993). Toward an ecological/transactional model of community violence and child maltreatment: Consequences for children's development. Psychiatry, 56(1), 96-118	
[23]Rodriguez, M. Y., Ostrow, L., & Kemp, S. P. (2017). Scaling up social problems: Strategies for solving social work's grand challenges. Research on Social Work Practice, 27(2), 139-149.	
[24]CB Fact Sheet. (n.d.). Retrieved July 17, 2019, from Children's Bureau   ACF website: <a href="https://www.acf.hhs.gov/cb/fact-sheet-cb">https://www.acf.hhs.gov/cb/fact-sheet-cb</a>	

[25]Kahn, N. E., Gupta Kagan, J., & Eschelbach Hansen, M. (2017). The standard of proof in the substantiation of child abuse and neglect. <i>Journal of Empirical Legal Studies</i> , 14(2), 333-369.	
[26]Liaw, A. and Wiener , M. (2002). Classification and Regression by randomForest. <i>R News</i> 2(3), 18--22.	
[27]R Core Team (2019). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL: <a href="https://www.R-project.org/">https://www.R-project.org/</a> .	
[28]Paluszynska, A. & Biecek, P. (2017). randomForestExplainer: Explaining and Visualizing Random Forests in Terms of Variable Importance. R package version 0.9. <a href="https://CRAN.R-project.org/package=randomForestExplainer">https://CRAN.R-project.org/package=randomForestExplainer</a>	
[29]Eckenrode, J., Powers, J., Doris, J., Munsch, J., & Bolger, N. (1988). Substantiation of child abuse and neglect reports. <i>Journal of consulting and clinical psychology</i> , 56(1), 9.	
[30]Brown, S. L. (2004). Family structure and child well being: The significance of parental cohabitation. <i>Journal of Marriage and Family</i> , 66(2), 351-367.	
[31]DePanfilis, D. (2018). Child Protective Services: A Guide for Caseworkers. Child Abuse and Neglect User Manual Series. Capacity Building Center for States. Washington, D.C.	
[32]Centers for Disease Control and Prevention (2018). Child Abuse and Neglect: Risk and Protective Factors. Washington, D.C.	
Maria. Y. Rodriguez, MSW, PhD. Silberman School of Social Work (Hunter College, City University of New York). 2130 Third Avenue New York, NY 10035 (mr3284@hunter.cuny.edu). Dr. Rodriguez received her Ph.D. from the University of Washington (2016). She is an assistant professor at the Silberman School of Social Work and a faculty associate at the Berkman Klein Center for Internet and society (2019-2020). Dr. Rodriguez currently serves on the editorial boards for the <i>Journal of Technology in Human Services</i> and the <i>Journal of Community Practice</i> . She has presented at numerous conferences, including the Society for Social Work and Research, the Population Association of America, and the Urban Affairs Association. Her work examines the ethical implications of algorithmic decision-making in human services, as well as the use of social media data for social work	

intervention development.	
<p>Diane DePanfilis, MSW, PhD. Silberman School of Social Work (Hunter College, City University of New York). 2130 Third Avenue New York, NY 10035 (diane.depanfilis@hunter.cuny.edu). Professor Diane DePanfilis teaches and conducts research related to child welfare policies, programs, and practices. She has published extensively on the epidemiology of child maltreatment recurrences and has led the design, testing, and implementation of federally funded community based interventions focused on preventing child maltreatment and on supporting systems to use evidence and data to inform decision-making related to child welfare policies and programs. Dr. DePanfilis is a former Vice President of the Society for Social Work and Research and a former President of the American Professional Society on the Abuse of Children.</p>	
<p>Paul Lanier, MSW, PhD University of North Carolina School of Social Work. 325 Pittsboro Street Chapel Hill, NC 27516. Dr. Lanier is an Assistant Professor in the School of Social Work and is a faculty affiliate with the Cecil G. Sheps Center for Health Services Research. He received his Ph.D. from the Brown School at Washington University in St. Louis where he was a pre-doctoral fellow with the National Institutes of Health Ruth L. Kirschstein Institutional National Research Service Award. His research focuses on the prevention of child maltreatment and children's mental health services.</p>	