

в развивающемся мире. Это может подорвать быстрые успехи и поставить под угрозу прогресс, достигнутый в сокращении масштабов нищеты и неравенства. Искусственный интеллект будет экономить труд и ресурсы. Будучи информационной технологией, искусственный интеллект также имеет тенденцию порождать естественные монополии, создавая небольшой набор фирм, которые расположены в нескольких могущественных странах, но обслуживают всю мировую экономику. Кроме того, большая часть людей, занятых в области искусственного интеллекта, работает в частных компаниях, поэтому значительная часть знаний не является открытой и, следовательно, труднодоступна для развивающихся стран и стран с переходной экономикой. (Это контрастирует со многими прошлыми технологиями, когда они создавались за счет государства, поэтому доступ к знаниям был более открытым для развивающихся стран и стран с формирующимся рынком.) Более того, важным ресурсом для искусственного интеллекта являются данные, а доступ к данным не является общедоступным в глобальном масштабе. Природа технологии искусственного интеллекта и то, как эти достижения формируются, может означать, что отстающие в области искусственного интеллекта не только не смогут наверстать упущенное, но и что разрыв между ними и лидерами будет увеличиваться, усугубляя потенциальные неблагоприятные последствия. Машины, управляемые искусственным интеллектом, не только физически сильнее, но и быстрее и лучше людей обрабатывают информацию. Таким образом, искусственный интеллект может быть более разрушительным. Программы искусственного интеллекта все чаще заменяют задачи, которые ранее выполнялись людьми. Если машины могут выполнять все задачи, которые традиционно выполнялись людьми, и если они могут делать это с еще более низкими затратами, то традиционный труд в конечном итоге станет излишним. Конечно, новые технологии в области искусственного интеллекта открывают новые возможности. Например, в сельском хозяйстве использование искусственного интеллекта открывает потенциал для значительного повышения производительности на основе алгоритмов, которые помогают фермерам точно настраивать и оптимизировать ряд решений (сроки посадки, полива и т.д.), повышающих урожайность сельскохозяйственных культур. Такие алгоритмы зависят от сельскохозяйственных культур, почвы и погодных условий и должны быть адаптированы к местным условиям. Цифровые платформы также могут расширить возможности мелких фермеров продавать свою продукцию по справедливым рыночным ценам.

Источники

1. *David, H. Work of the Past, Work of the Future / H. David // AEA Papers and Proceedings. — 2019. — Vol. 109. — P. 1–32.*
2. *Caselli, F. Robot Arithmetic: New Technology and Wages / F. Caselli, A. Manning // American Econ. Rev.: Insights. — 2019. — Vol. 1, iss. 1. — P. 1–12.*

А. О. Крук, магистрант
kruk.99@mail.ru

Э. М. Аксень, д-р экон. наук
eaksen@mail.ru
БГЭУ (Минск)

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ТАРГЕТИРОВАНИЯ КЛИЕНТСКОЙ БАЗЫ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА

Если в отдел продаж поступает много заявок, то кажется, что это хорошо. Тем не менее обращать внимание надо не на количество заявок, а на их качество. Каждый клиент стоит ресурсов и времени, но не каждый станет покупателем и принесет прибыль. Выяснить,

на кого из потенциальных клиентов нужно бросить все силы, чтобы подтолкнуть к покупке, а на кого не стоит тратить время, поможет внедрение скоринга. Скоринг нужно внедрять, когда:

- услуги сложные;
- входящие заявки обрабатываются высококвалифицированными специалистами;
- много входящих заявок.

Рассмотрим пример использования лид-скоринга для построения процесса таргетирования клиентской базы. Для построения воспользуемся двумя подходами: логистической регрессией и дискриминантным анализом.

В случае логистической регрессии спецификация, имеющая наилучшие показатели качества, запишется следующим образом:

$$P\{y_i = 1\} = \frac{1}{1 + e^{-(B, X)}}, \quad (1)$$

где (B, X) — скалярное произведение векторов B и X ; $B = (-2,25; -0,5; -0,55; 0,5; -0,5; 0,93; -0,36; 0,3; 0,53; 0,67; 0,3; -0,76)$ — вектор коэффициентов для бинарных переменных; $X = (1; x_1; x_2; x_3; x_4; x_5; x_6; x_7; x_8; x_9; x_{10}; x_{11})$ — вектор бинарных переменных, отвечающих за категориальные признаки.

В случае выбора дискриминантной функции спецификация, имеющая наилучшие показатели качества, запишется следующим образом:

$$F = 0,005 \cdot x_1 + 0,001 \cdot x_2 - 0,2 \cdot x_3 + 0,07 \cdot x_4 - 0,2 \cdot x_5 + 3 \cdot 10^{-5} \cdot x_6 - 0,5 \cdot x_7 - 0,4 \cdot x_8 + 0,3 \cdot x_9 - 0,007 \cdot x_{10} - 0,02 \cdot x_{11} + 0,004 \cdot x_{12}. \quad (2)$$

Коэффициенты качества для построенных моделей представлены в табл. 1.

Таблица 1 — Коэффициенты качества построенных моделей

Модель	Чувствительность	Специфичность
Логистическая регрессия	47,28519	87,852
Дискриминантная функция	52,764	89,527

Источник: составлено авторами.

Исходя из данных табл. 1 мы можем убедиться, что модель, основанная на дискриминантной функции, имеет лучшее качество в данном исследовании и выявляет 52,76 % потенциальных клиентов из всех реальных, при этом также выявляет 89,53 % тех клиентов, которые уйдут из воронки продаж.

Из матрицы сопряженности дискриминантной модели, представленной в табл. 2, можно сделать вывод о высоком качестве модели, так как модель ошибается менее чем в 15 % случаев. Таким образом, дискриминантная модель возможна к интеграции в реальный бизнес-процесс, а логистическая модель, также имеющая высокое качество, может быть применена для анализа характеристик группы потенциальных клиентов.

Таблица 2 — Матрица сопряженности дискриминантной модели

	Фактически «1»	Фактически «0»
Предсказанное «1»	6,3624	9,2103
Предсказанное «0»	5,6958	78,7316

Источник: составлено авторами.