Інститут прикладного системного аналізу НТУ України
«Київський політехнічний інститут»
Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України

Построение модели для расчета наилучшего маркетингового предложения для клиентов банка

Выполнил:
Студент гр. КА-42м Слободюк А.Ю.
Научный руководитель:
Профессор, д.т.н. Зайченко Е.Ю.

Цель работы

- Разработка моделей, которые на основании демографических и поведенческих характеристик клиентов определяют их склонность к покупке продукта

Объект исследования

- Анализ клиентских сегментов на основании построенных моделей для повышения эффективности работы отдела перекрестных продаж

Предмет исследования

- Исследование поведенческих моделей для рассчета наилучшего маркетингового предложения

Актуальность работы

- В условиях нестабильной ситуации в стране работа с внутренней базой клиентов банка является основным условием успешной деятельности

Область использования разработанной модели

Для чего будем использовать

Расчет best offer и next best offer для всей клиентской базы

- Расчет вероятности покупки
- Обработка продуктовых ограничений

Выборка клиентов для активных маркетинговых кампаний

- Построение скор карты
- Отсечение группы клиентов с наивысшими скоринговыми баллами для проведения кампании

Используемые данные (в зависимости от наличия)

Соц.-дем. показатели

- Пол
- Возраст
- Доход
- Наличие детей
- Семейной положение
- Образование
- Место жительства
- Сфера занятости

Продуктовые показатели

- Банковский сегмент клиента
- Количество продуктов в разрезе типа продукта
- Лимиты по кредитной карте/кредиту, сумма депозитов, обороты по дебетным картам

Поведение клиента в банке

- Аккаунт в и-банкинге/Активность клиента в и-банкинге
- Транзакционное поведение клиента по кредитным картам/дебетным картам

Расчет best offer и next best

<u>ЭТАП 1</u> Определение типа продукта (КК, Депозит, Кредит, Пакет)

P(“Да”) P(“Нет”)

FROM	_INTO_	IP___	IP____
Нет	Нет	1.682463E-23	1
Нет	Нет	0.1612149357	0.8387850643
Нет	Да	0.5034476566	0.4965523434
Нет	Нет	1.919954E-12	1
Нет	Нет	0.2823954675	0.7176045325
Нет	Нет	0.0317949479	0.9682050521
Нет	Нет	0.0205043205	0.9794956795
Нет	Нет	0.3218305908	0.6781694092
Нет	Нет	0.0000191704	0.9999808296
Нет	Нет	0.286887856	0.713112144
Нет	Да	0.520388727	0.479611273
Нет	Нет	0.0448549751	0.9551450249
Нет	Нет	0.1760810146	0.8239189854
Нет	Да	0.520388727	0.479611273
Нет	Нет	0.1244145145	0.8755854855

Вероятность покупки каждого типа продукта

P(“Да”)

PIL1	DEP	CC1	DEB
1.682463E-23	0.9565171982	0.046630658	0.6413064556
0.1612149357	0.3680222039	0.0454477862	0.5259469237
0.5034476566	0.1408597015	0.2761046604	0.1159408055
1.919954E-12	0.9311097281	0.2867675603	0.1135418535
0.2823954675	0.3936058596	0.0503520508	0.4841115556
0.0317949479	0.3387365051	0.0368690128	0.6225817686
0.0205043205	0.0257464546	0.0208404506	0.8423699682
0.3218305908	0.8744643381	0.2397033719	0.0691268667
0.0000191704	0.4642585952	0.5024383762	0.0329344681
0.286887856	0.537374705	0.0501755115	0.5271906777
0.520388727	0.1720356286	0.244209391	0.0121324776
0.0448549751	0.5238244044	0.0590978076	0.5329719039
0.1760810146	0.4024860131	0.0785362248	0.6257649101
0.520388727	0.1720356286	0.244209391	0.0121324776

Агрегированные вероятности положительного исхода

Расчет best offer и next best

<u>ЭТАП 2</u> ЕСЛИ (Best offer = CC) ИЛИ (Next best offer = CC) ТО “Определение типа кредитной карты”

- Для типов карт: Cash, Grace, ЭКО, МТС – используется модель логистической регрессии аналогичная модели из Этапа 1.

  Обучающей выборкой выступает выборка из клиентов, у которых есть кредитные карты данных типов, проданные в рамках активных маркетинговых кампаний.

- Для премиальных карт: при первой заливке определяем best или next best offer в зависимости от:
  - сегмента клиента (Affluent)
  - эталонных продуктов для сегмента (Platinum, World)

  т.к. клиентов с данным типом карты недостаточно для обучения модели.

Расчет best offer и next best

<u>ЭТАП 3</u> Отсечение продуктовых ограничений

- >2 СС
- >3 Кредитных продуктов
- Наличие продукта, соответствующего предложению
- Отсечение клиентов с просрочкой

Best offer	Next best offer	Приоритет 3	Приоритет 4
Кредитная карта	Кредит	Депозит	Пакет услуг

Пример.

Для клиента рассчитано «Лучшее предложение» – КК, а предложение «Также доступно» - кредит наличными. После расчета предложений выполняется проверка на продуктовые ограничения. У клиента есть действующий кредит наличными. В этом случае предложением «Также доступно» выступит третий по вероятности покупки продукт – Депозит.

Выборка клиентов для активных кампаний

Построение модели

- Используем для обучения выборки по предыдущим кросс-активностям
- Выбираем лучшие модели по соответствующим критериям
- В результате получаем коэффициенты уравнения логистической регрессии

Построение скор-карты

- Преобразуем коэффициенты в скор-баллы
- Присваиваем каждому клиенту выборки скор-балл

Оценка качества модели

- Для проверочной выборки строим диаграмму с объёмами скоринговых бакетов и вероятностями отрицательного исхода для каждого бакета
- Определяем cut-off

Выборка клиентов для активных кампаний

- Используем для обучения выборки по предыдущим кросс-активностям
- Выбираем лучшие модели по соответствующим критериям
- В результате получаем коэффициенты уравнения логистической регрессии

Построение модели

Analysis of Maximum Likelihood Estimates		
Parameter		Estimate
Intercept		-2.6901
Сумма рассрочки	No	0.1779
Наличие ЗП проекта	No	1.3332
Сумма кредита физ.ли	No	-0.2533
Наличие кредитки	Cash	0.4835
Наличие кредитки	Grace	0.7516
Наличие кредитки	No	-1.8606
Тип клиента с кредит	No	2.6128
Тип клиента с кредит	Активный	-0.9811
Тип клиента с кредит	Выбирает лимит под 100%	-1.4024
Тип клиента с кредит	Неактивный	0
Пол	F	-0.1488
Возраст	[20-30]	0.0805
Возраст	[30-40]	0.1095
Возраст	[40-50]	-0.1414
Возраст	[50-60]	-0.1355
Доход	[2000-4000]	0.7853
Доход	[4000-6000]	-0.0874
Доход	[6000-8000]	-0.3026
Доход	[8000-10000]	-0.8707
Доход	[<2000]	1.5131
Дети	[0]	0.1558
Дети	[1]	0.1002
Дети	[2]	-0.0141

Коэффициенты логистической регрессии

Выборка клиентов для активных кампаний

- Используем для обучения выборки по предыдущим кросс-активностям
- Выбираем лучшие модели по соответствующим критериям
- В результате получаем коэффициенты уравнения логистической регрессии

Построение модели

Model Convergence Status
Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Model Fit Statistics		
Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	5547.177	4682.225
SC	5553.471	5198.337
-2 Log L	5545.177	4518.225

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0			
Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	1026.9526	81	<.0001
Score	903.8655	81	<.0001
Wald	711.7124	81	<.0001

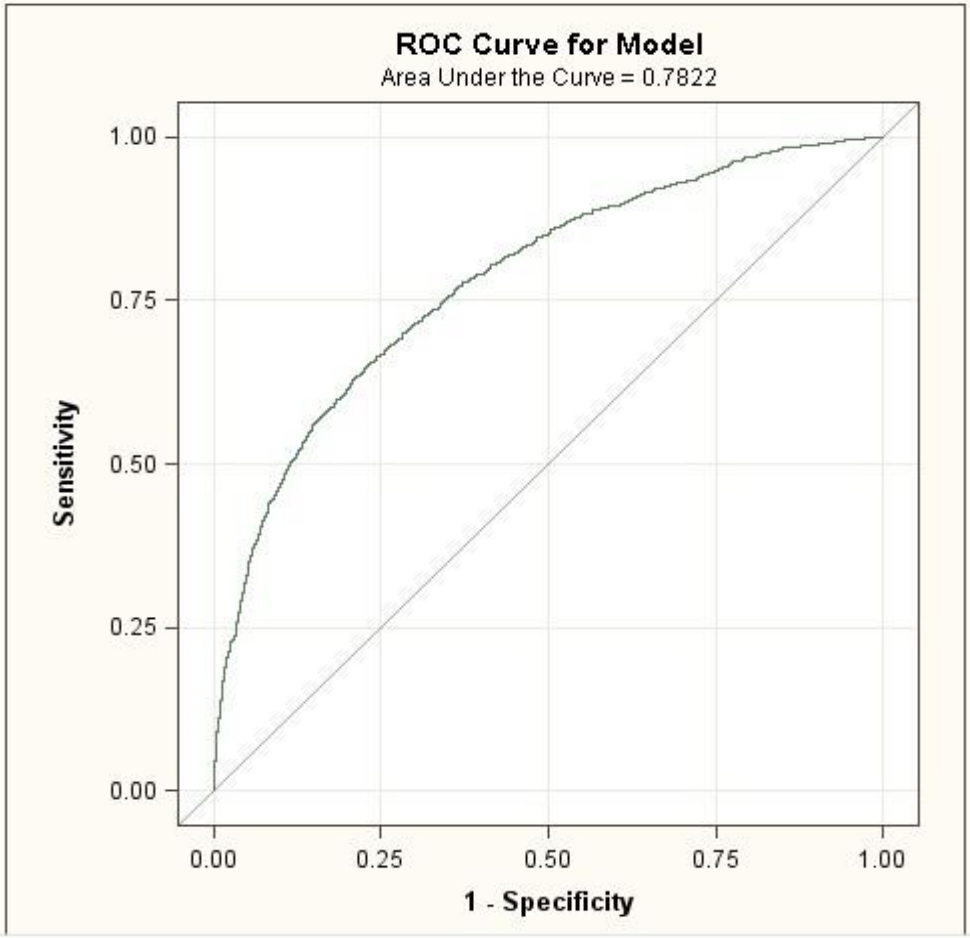
Характеристики модели

Выборка клиентов для активных кампаний

- Используем для обучения выборки по предыдущим кросс-активностям
- Выбираем лучшие модели по соответствующим критериям
- В результате получаем коэффициенты уравнения логистической регрессии

Построение модели

Association of Predicted Probabilities and Observed Responses			
Percent Concordant	78.2	Somers' D	0.564
Percent Discordant	21.8	Gamma	0.564
Percent Tied	0.0	Tau-a	0.282
Pairs	4000000	c	0.782



Выборка клиентов для активных кампаний

Построение скор-карты

- Преобразуем коэффициенты в скор-баллы
- Присваиваем каждому клиенту выборки скор-балл

Analysis of Maximum Likelihood Estimates		
Критерий		Скор-балл
Сумма рассрочки	No	41
	Yes	40
Наличие ЗП проекта	No	39
	Yes	77
Сумма кредита физ.лица	No	46
	Yes	41
Наличие кредитки	Cash	4
	Grace	0
	No	9
	Old_type	18
Тип клиента с кредиткой	No	73
	Активный	102
	Выбирает лимит под 100%	170
	Неактивный	36
	Средняя активность	43
Пол	F	36
	M	15
Возраст	[20-30]	20
	[30-40]	40
	[40-50]	33
	[50-60]	37
	[>60]	34
Доход	[2000-4000]	133
	[4000-6000]	37
	[6000-8000]	41
	[8000-10000]	72
	[<2000]	60
	[>10000]	80
Дети	[0]	42
	[1]	36
	[2]	36
	[3+]	48

Скор-баллы

Выборка клиентов для активных кампаний

- Для проверочной выборки строим диаграмму с объёмами скоринговых бакетов и вероятностями отрицательного исхода для каждого бакета
- Определяем cut-off

Оценка качества модели

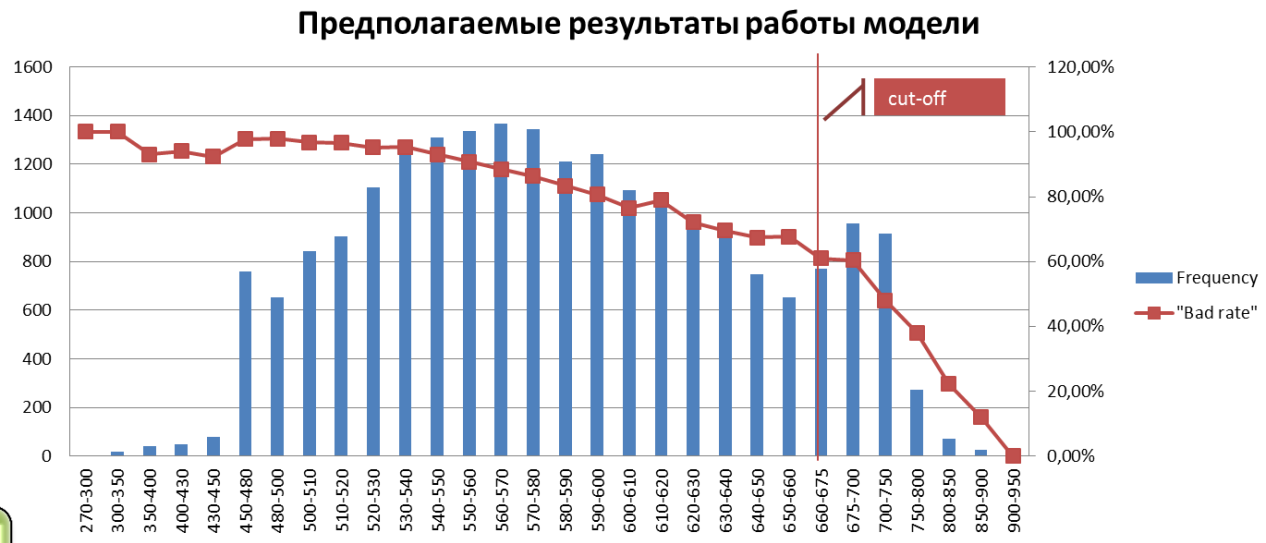
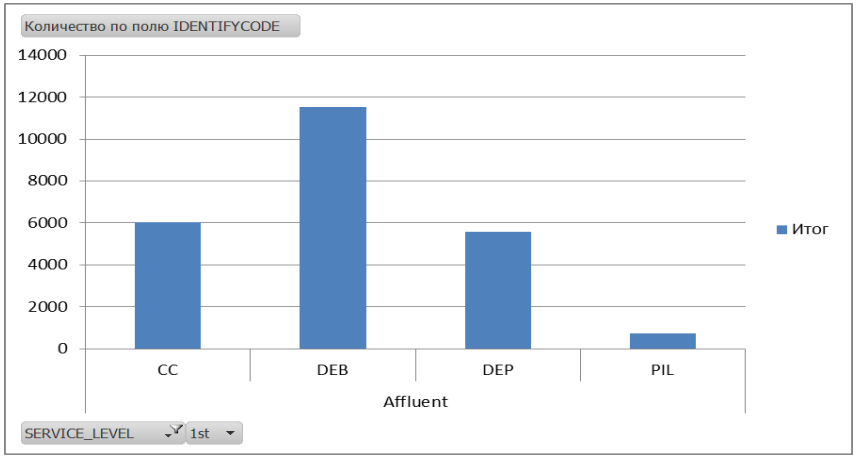


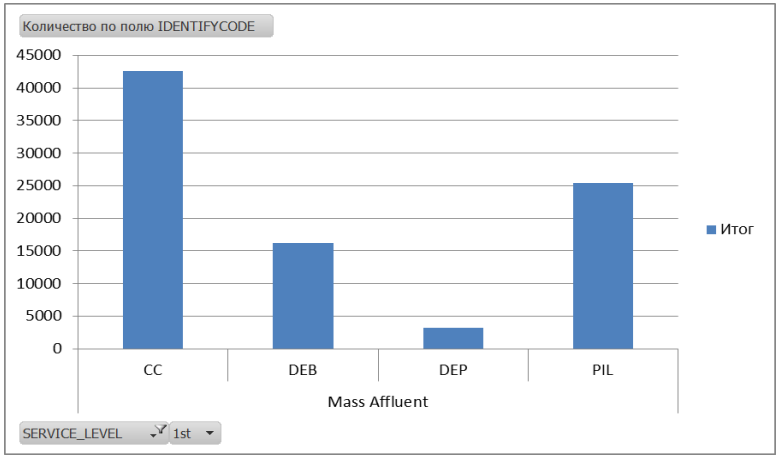
Диаграмма с объёмами скоринговых бакетов и вероятностями отрицательного исхода

Результаты: распределение выборки по предложениям в разрезе сегментов

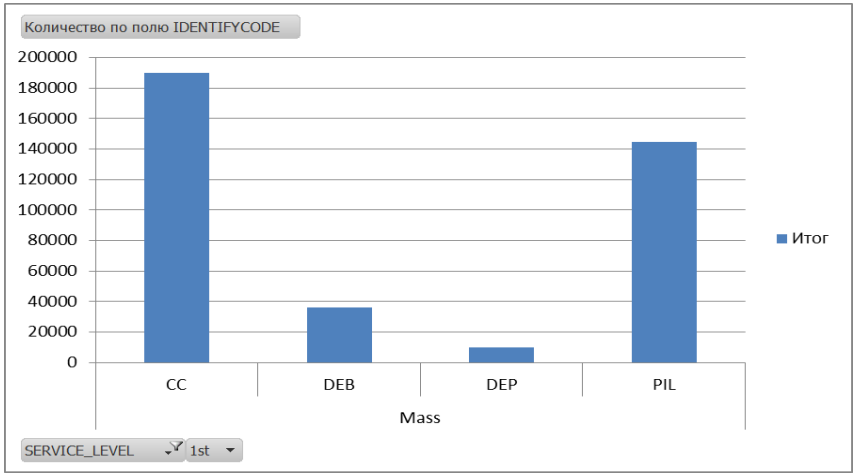
Affluent



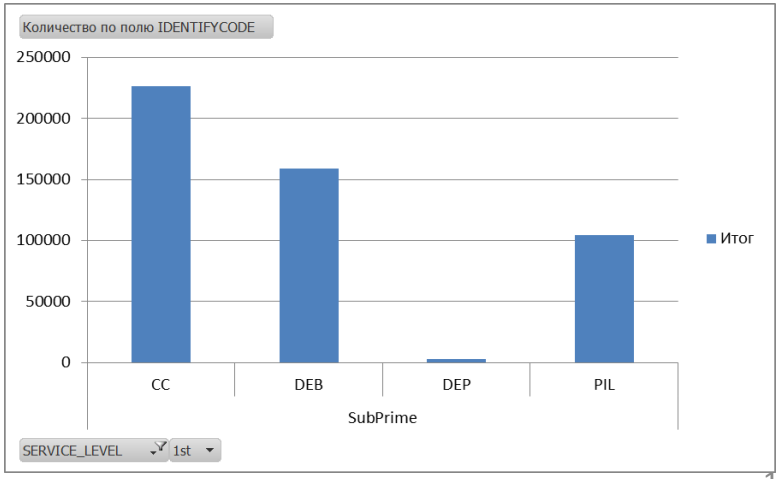
Mass Affluent



Mass

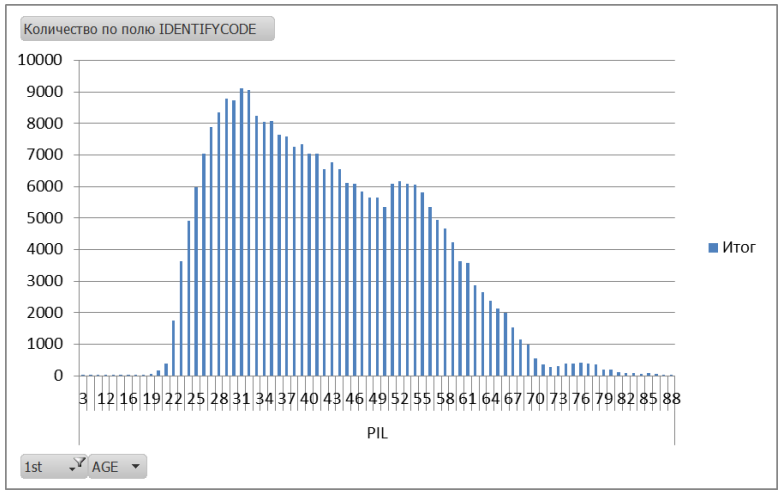


SubPrime

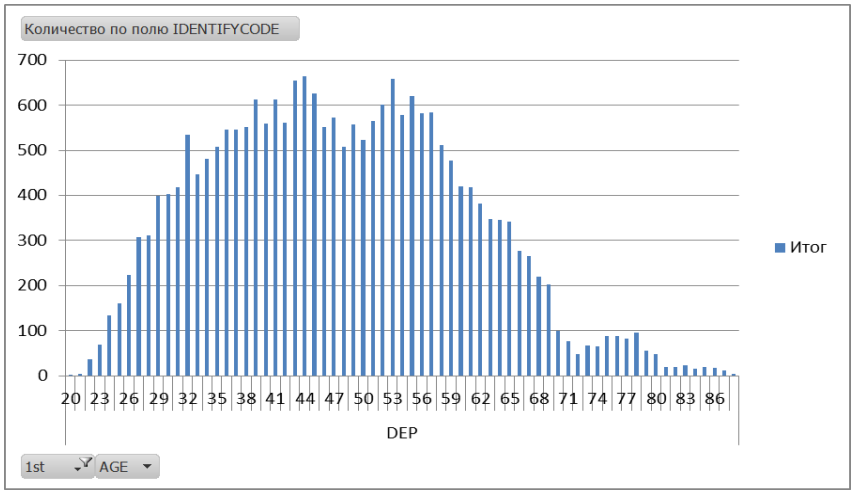


Результаты: распределение выборки в разрезе рассчитанных предложений по возрасту

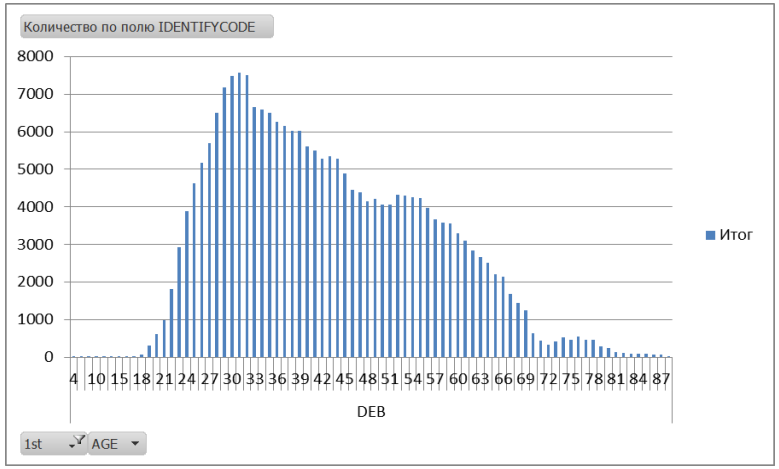
Кредит



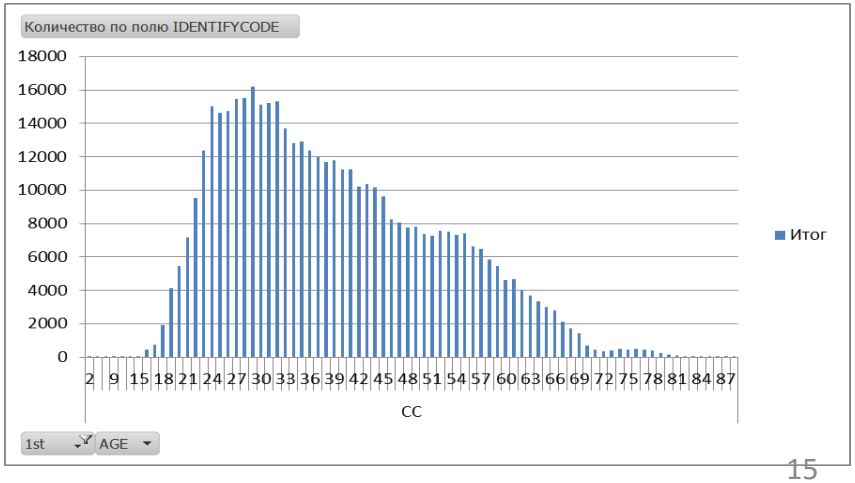
Депозит



Дебетная карта (Пакет)



Кредитная карта



Результаты: описание сегментов

Лучшее предложение	Описание сегмента (предварительно
Кредит наличными	Mass/Mass Affluent, около 30 лет (второй всплеск – около 50-ти)
Депозит	Чем выше сегмент – тем большее количество депозитных предложений. Возраст: от 35-ти до 50-ти
Кредитная карта	SubPrime/Mass/Mass Affluent, возраст от 24-х до 31-го
Дебетная карта (Пакет)	Группа 1 – SubPrime, Группа 2 – Affluent. Возраст около 30-ти

Проверка результатов (кампания по продаже кредита наличными)

GROUP	Кол-во	Заявки ПИЛ	%%	Продажа ПИЛ	%%
High	26777	1703	2,4%	850	3,2%
Middle+	23982	1016	4,2%	356	1,5%
Middle	65971	448	0,7%	220	0,3%
Middle-	19266	76	0,4%	46	0,2%
Low	62759	85	0,1%	42	0,1%
TOTAL	198755	3328	1,7%	1514	0,8%

GROUP	Кол-во	Заявки ПИЛ	%%	Продажа ПИЛ	%%
КЦ					
High	18765	1560	8,31%	746	3,98%
Middle+	19241	940	4,89%	301	1,56%
Middle	3426	95	2,77%	20	0,58%
Пассив					
High	4764	31	0,65%	17	0,36%
Middle	5121	8	0,16%	4	0,08%
Low	3843	4	0,10%	2	0,05%
СМС_ПИЛ					
High	3248	112	3,45%	87	2,68%
Middle+	4741	76	1,60%	55	1,16%
Middle	57424	345	0,60%	196	0,34%
Middle-	19266	76	0,39%	46	0,24%
Low	58916	81	0,14%	40	0,07%

Выводы

- Проведено исследование клиентской базы банка и на основе данных о маркетинговых кампаниях 2014-2015 года построены скоринговые модели для определения наилучшего маркетингового предложения
- Разработан программный проект в среде SAS, который дает возможность строить скоринговые модели и применять их для всей клиентской базы
- После внедрения данного проекта проанализированы итоги новых маркетинговых кампаний. В результате можем сделать следующий вывод: конверсия контакта в сделку в среднем увеличилась в два раза.