# Правительство Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский государственный университет» Кафедра статистического моделирования

#### Миллер Анастасия Александровна

### Некоторые методы оценки стоимости американских опционов

Отчет по научно-исследовательской работе

Научный руководитель: д. ф.-м. н., профессор С. М. Ермаков

### Оглавление

Введение		3
	Задача оценки американского опциона в терминах тропической атики	
Глава 2.	Сравнение с методом стохастической сетки	7
Заключе	ние	9
Список л	итературы	10

### Введение

Задачами семестра являлись формулировка проблемы на языке тропической математики и проведение детального сравнения разрабатываемого метода с методом стохастической сетки. Первая глава посвящена переформулировке задачи, во второй представлено
краткое описание метода стохастической сетки и проведён анализ преимуществ и недостатков этого метода по сравнению с разрабатываемым.

### Глава 1

## Задача оценки американского опциона в терминах тропической математики

Для Американского опциона с функцией выплат  $h_t(X_t)$ , где  $X_t$  — состояние актива, на который выписан опцион, в момент времени  $t \in [0;T]$ , задача оптимального исполнения — это задача о нахождении

$$V = \max_{\tau} Eh_{\tau} (X_{\tau}). \tag{1.1}$$

При дискретизации (1.1) (принятии предположения о том, что опцион может быть исполнен только в некотором конечном числе моментов времени  $(\{t_i\}_{i=0}^m \in [0;T], t_0 = 0, t_m = T)$  задача обретает эквивалентную формулировку о нахождении  $V_0(X_0)$  для

$$V_{m}(x) = h_{m}(x),$$

$$V_{i-1}(x) = \max \{h_{i-1}(x), \mathbb{E}[V_{i}(X_{i}) | X_{i-1} = x]\}.$$
(1.2)

В [1] были предложены оценки для  $V_0(X_0)$  (см. также [2]). Оценка сверху:

$$\hat{V}_{m}^{j_{1}...j_{m}} = h_{m} \left( X_{m}^{j_{1}...j_{m}} \right), 
\hat{V}_{i}^{j_{1}...j_{i}} = \max \left\{ h_{i} \left( X_{i}^{j_{1}...j_{i}} \right), \frac{1}{b} \sum_{i=1}^{b} \hat{V}_{i+1}^{j_{1}...j_{i}j} \right\}.$$
(1.3)

Оценка снизу:

$$\hat{v}_{m}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{m}} = h\left(X_{m}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{m}}\right), 
\hat{v}_{ik}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}} = \begin{cases}
h\left(X_{i}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}}\right), & \text{если } \frac{1}{b-1}\sum_{j=1, j\neq k}^{b} \hat{v}_{i+1}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}j} \leq h\left(X_{i}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}}\right), \\
\hat{v}_{i+1}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}k}, & \text{иначе}
\end{cases}$$

$$\hat{v}_{i}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}} = \frac{1}{b}\sum_{k=1}^{b} \hat{v}_{ik}^{j_{1}j_{2}\cdots j_{i}}. \tag{1.4}$$

Для обеих оценок доказана состоятельность и асимптотическая несмещённость. Обозначения  $X_i^{j_1\cdots j_i}$  соответствуют путям в дереве, пример которого приведён на рис. 1.1.

Рассмотрим оценку сверху (1.3) на небольшом примере: b=3, m=3. Обозначим операцию + как  $\odot$  и также  $\oplus$ . Будем также считать, что дерево состояний актива уже

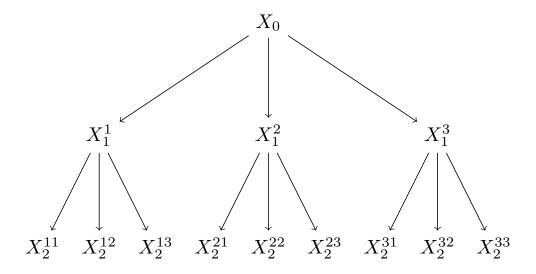


Рис. 1.1. Дерево состояний актива

смоделировано и обозначим  $h_i\left(X_i^{j_1\cdots j_i}\right)=h_{j_1\cdots j_i}.$  Тогда

$$\begin{split} \hat{V}_{1} &= h_{0} \oplus \left(\frac{h_{1}}{3} \odot \frac{h_{2}}{3} \odot \frac{h_{3}}{3}\right) \oplus \\ & \oplus \left(\frac{h_{1}}{3} \odot \frac{h_{2}}{3} \odot \left(\frac{h_{31}}{9} \odot \frac{h_{32}}{9} \odot \frac{h_{33}}{9}\right)\right) \oplus \\ & \oplus \left(\frac{h}{3} \odot \left(\frac{h_{21}}{9} \odot \frac{h_{22}}{9} \odot \frac{h_{23}}{9}\right) \odot \frac{h_{3}}{3}\right) \oplus \\ & \oplus \left(\left(\frac{h_{11}}{9} \odot \frac{h_{12}}{9} \odot \frac{h_{13}}{9}\right) \odot \frac{h_{2}}{3} \odot \frac{h_{3}}{3}\right) \oplus \\ & \oplus \left(\left(\frac{h_{11}}{9} \odot \frac{h_{12}}{9} \odot \frac{h_{13}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{21}}{9} \odot \frac{h_{22}}{9} \odot \frac{h_{23}}{9}\right) \odot \frac{h_{3}}{3}\right) \oplus \\ & \oplus \left(\frac{h_{1}}{3} \odot \left(\frac{h_{21}}{9} \odot \frac{h_{22}}{9} \odot \frac{h_{23}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{31}}{9} \odot \frac{h_{32}}{9} \odot \frac{h_{33}}{9}\right)\right) \oplus \\ & \oplus \left(\left(\frac{h_{11}}{9} \odot \frac{h_{12}}{9} \odot \frac{h_{13}}{9}\right) \odot \frac{h_{2}}{3} \odot \left(\frac{h_{31}}{9} \odot \frac{h_{32}}{9} \odot \frac{h_{33}}{9}\right)\right) \oplus \\ & \oplus \left(\left(\frac{h_{11}}{9} \odot \frac{h_{12}}{9} \odot \frac{h_{13}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{21}}{9} \odot \frac{h_{22}}{9} \odot \frac{h_{23}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{31}}{9} \odot \frac{h_{33}}{9}\right)\right) \oplus \\ & \oplus \left(\left(\frac{h_{11}}{9} \odot \frac{h_{12}}{9} \odot \frac{h_{13}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{21}}{9} \odot \frac{h_{22}}{9} \odot \frac{h_{23}}{9}\right) \odot \left(\frac{h_{31}}{9} \odot \frac{h_{33}}{9}\right)\right) \end{split}$$

В общем виде это выражение выглядит так:

$$\hat{V}_0 = \bigoplus_{\gamma \in \Gamma} A(\gamma), \qquad (1.5)$$

где  $\Gamma$  — полное дерево глубины m, т.е. дерево, у всех вершин которого, находящихся на меньшем, чем m, расстоянии от корня, есть ровно b дочерних вершин, а у вершин на расстоянии m детей нет,  $\gamma$  — поддерево  $\Gamma$ , у каждой вершины которого либо 0, либо b дочерних (примеры таких деревьев можно увидеть на рис.1.2),

$$A(\gamma) = \odot_{X \in \gamma} \frac{h_j(X)}{b^j}$$
, где  $j$  – расстояние от вершины  $X$  до корня. (1.6)

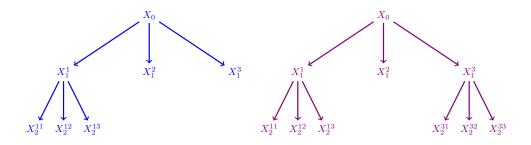


Рис. 1.2. Примеры поддеревьев  $\gamma$ 

Таким образом, мы получаем выражение для верхней оценки опциона, построенное по отдельным поддеревьям  $\gamma \in \Gamma$ . Если мы докажем, что для получения состоятельной оценки максимума по всем  $\gamma$  необязательно подсчитывать  $A\left(\gamma\right)$  для всех  $\gamma$ , мы добьёмся существенного снижения временных затрат.

### Глава 2

### Сравнение с методом стохастической сетки

Метод стохастической сетки излагается по [3] и (неопубликованной) [4].

Метод стохастической сетки также предлагает оценки сверху и снизу для решения (1.2), но принцип построения оценок несколько отличается от рассматриваемых мною оценок по случайному дереву.

Для описания состояния актива в моменты времени  $t_1, \ldots, t_m$  задаются плотности распределения случайной величины, характеризующей состояние актива, в зависимости от времени, обозначим их  $g_i(\cdot)$ . Для каждого момента  $t \in \{t_i\}_{i=1}^m$  генерируется b точек  $X_t^1, \ldots, X_t^b$  в соответствии с этой плотностью. Оценка сверху по полученной сетке определяется как

$$\hat{Q}_{T}(X_{i}) = h_{T}(X_{T}^{i}),$$

$$\hat{Q}_{t}(X_{i}) = \max \left\{ h_{t}(X_{t}^{i}), \frac{1}{b} \sum_{j=1}^{b} \hat{Q}_{t+1}(X_{j}) w_{t}(X_{t}^{i}, X_{t+1}^{j}) \right\},$$
(2.1)

где  $w_t\left(X_t^i,X_{t+1}^j\right)$  — вес, сопоставляемый переходу из  $X_t^i$  в  $X_{t+1}^j$ .  $\hat{Q}_0^0$  является состоятельной и асимптотически несмещённой оценкой сверху для истинной цены опциона при условии, что веса  $w_t$  выбраны должным образом. Основная идея, поясняющая выбор весов, заключается в следующем рассуждении:

$$E(Q_{t+1}(X_{t+1})|X_t = x) = \int Q_{t+1}(u) f(x,t,u) du =$$

$$= \int Q_{t+1}(u) \frac{f(x,t,u)}{g_{t+1}(u)} g_{t+1}(u) du =$$

$$= E\left(Q_{t+1}(X_{t+1}) \frac{f(x,t,u)}{g_{t+1}(u)}\right),$$

где  $f\left(x,t,u\right)$  — переходная плотность, плотность вероятности того, что актив из состояния x в момент t перейдёт в состояние u к моменту t+1. Таким образом, веса компенсируют неточность, порождённую моделированием состояний базового актива без учёта траекторий его развития. Для оценок по случайным деревьям эти веса не нужны, так как плотность распределения  $X_{k+1}^{j_1\cdots j_{k+1}} \left| X_k^{j_1\cdots j_k} \right| = x$  всегда учитывает траекторию, по которой актив попадает в состояние  $X_{k+1}^{j_1\cdots j_{k+1}}$  наличием условия в правой

части. Следовательно, ряд проблем, вызываемых поиском подходящей плотности g и весов w, которые бы обеспечили отсутствие экспоненциального роста дисперсии (решение этой проблемы и предлагается в [4]), пропадает сам собой.

Для построения оценки снизу моделируется ещё одна независимая траектория для базового актива, но сама оценка использует результаты, полученные при построении оценки сверху. Пусть эта независимая траектория – это  $X_0, \ldots, X_m$ . Тогда правило

$$\hat{\tau} = \min \left\{ t \in \left\{ t_i \right\}_{i=1}^m \middle| h_t \left( X_t \right) \geqslant \hat{Q}_t \left( X_t \right) \right\}$$

является субоптимальным правилом исполнения опциона (все моменты  $\hat{\tau}$  являются оптимальными, но не все оптимальные моменты находятся этой политикой), следовательно, оценка

$$\hat{q} = h_{\hat{\tau}}(X_{\hat{\tau}}) \tag{2.2}$$

является оценкой снизу для истинной стоимости опциона. Оценка  $\hat{q}$  не имеет очевидных аналогов с оценкой снизу по случайному дереву (1.4), но на её основе, возможно, получится построить оценку снизу, удобно выражающуюся через операторы тропической математики.

### Заключение

Получена формулировка задачи как задачи поиска максимума по всем возможным поддеревьям. Такая формулировка позволяет рассчитывать на то, что при применении соответствующих теорем (предположительно, [5], [6]) мы получим состоятельную оценку с меньшими временными затратами, чем в изначальном методе.

В дальнейшем планируется разработать такую состоятельную оценку.

### Список литературы

- 1. Broadie Mark, Glasserman Paul. Pricing American-style securities by simulation // Journal of Economic Dynamics and Control. 1997. Vol. 21. P. 1323–1352.
- 2. Glasserman Paul. Monte Carlo Methods in Financial Engineering. Springer, 2004.
- 3. Broadie Mark, Glasserman Paul. A Sstochastic mesh method for pricing high-dimensional American options // The Journal of Computational Finance. 2004. Summer. Vol. 7, no. 4.
- 4. Kashtanov Yuri. Stochastic Mesh Method for Optimal Stopping Problem. 2015.
- 5. Невзоров Валерий Борисович. Рекорды. Математическая теория. ФАЗИС, 2000.
- 6. Zhigljavsky Anatoly, Žilinskas Antanas. Stochastic Global Optimization.— Springer, 2008.