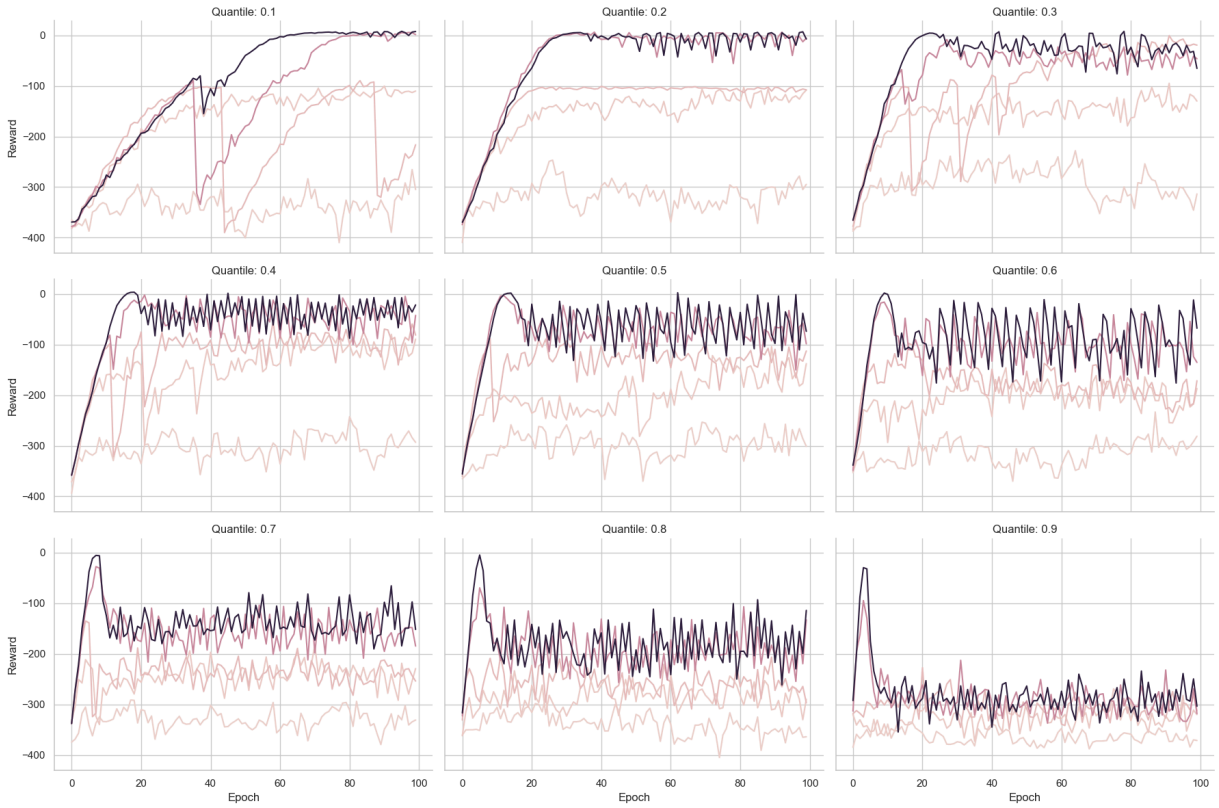
Задание 1

Пользуясь алгоритмом Кросс-Энтропии обучить агента решать задачу Taxi-v3 из Gym. Исследовать гиперпараметры алгоритма и выбрать лучшие.

In [13]:



На графиках рассматриваются 2 гиперпараметра: квантиль и количество траекторий. Чем темнее график, тем больше траекторий, значения которые ипользовались: 30, 100, 300, 1000, 3000. Разные квантили представлены на разных графиках (от 0.1 до 0.9 включительно с шагом 0.1).

Рассмотрим количество траекторий. Интуиция подсказывает что, чем больше, тем лучше. Графики подтверждают эту гипотезу, бледные графики нигде не поднимаются близко к 0, два тёмных графика достигают значений в районе 0, то есть находят оптимальную стратегию. Существенных различий между 1000 и 3000 не видно, поэтому с целью экономии времени обучения 1000 будет рассматриваться как оптимальное значение количества траекторий для данной среды.

Ситуация с квантилями интереснее, видно что везде алгоритм быстро приближается к 0, а потом падает ниже. Чем выше квантиль, тем быстрее

обучается алгоритм, но тем ниже падает после этого. Оптимальным значением квантиля для этой среды выглядит 0.2.

Падение графиков после достижения 0 обусловлено спецификой алгоритма. Чем агрессивнее вы выкидываем траектории, тем больше вероятность, что какие то состояния ни разу не будут посещены. Если состояние не представлено в траекториях, то агент действует в нём случайно. При низких квантилях мы оставляем достаточно траекторий, чтоб гарантировать высокую вероятность попадания всех состояний.

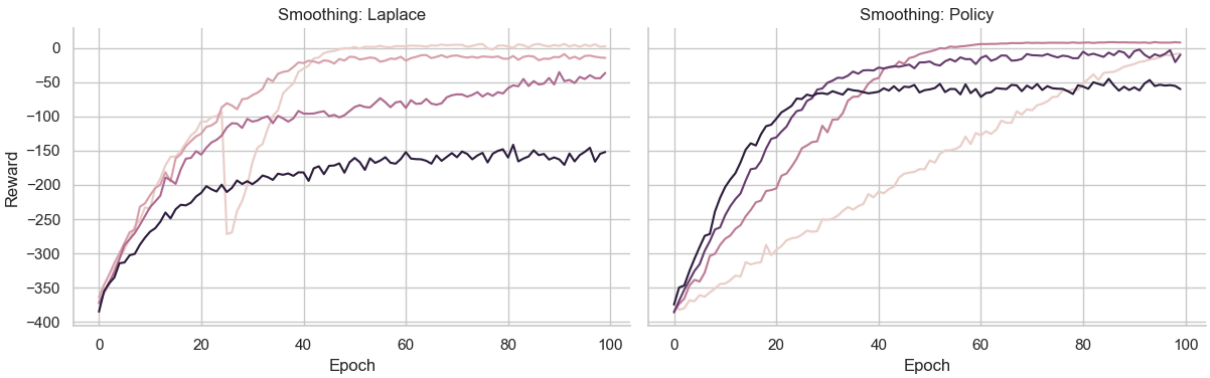
Результат:

- Количество траекторий: 1000 (достаточно, но чем больше, тем лучше)
- Квинтиль: 0.2

Задание 2

Реализовать алгоритм Кросс-Энтропии с двумя типами сглаживания, указанными в лекции 1. При выбранных в пункте 1 гиперпараметров сравнить их результаты с результатами алгоритма без сглаживания.

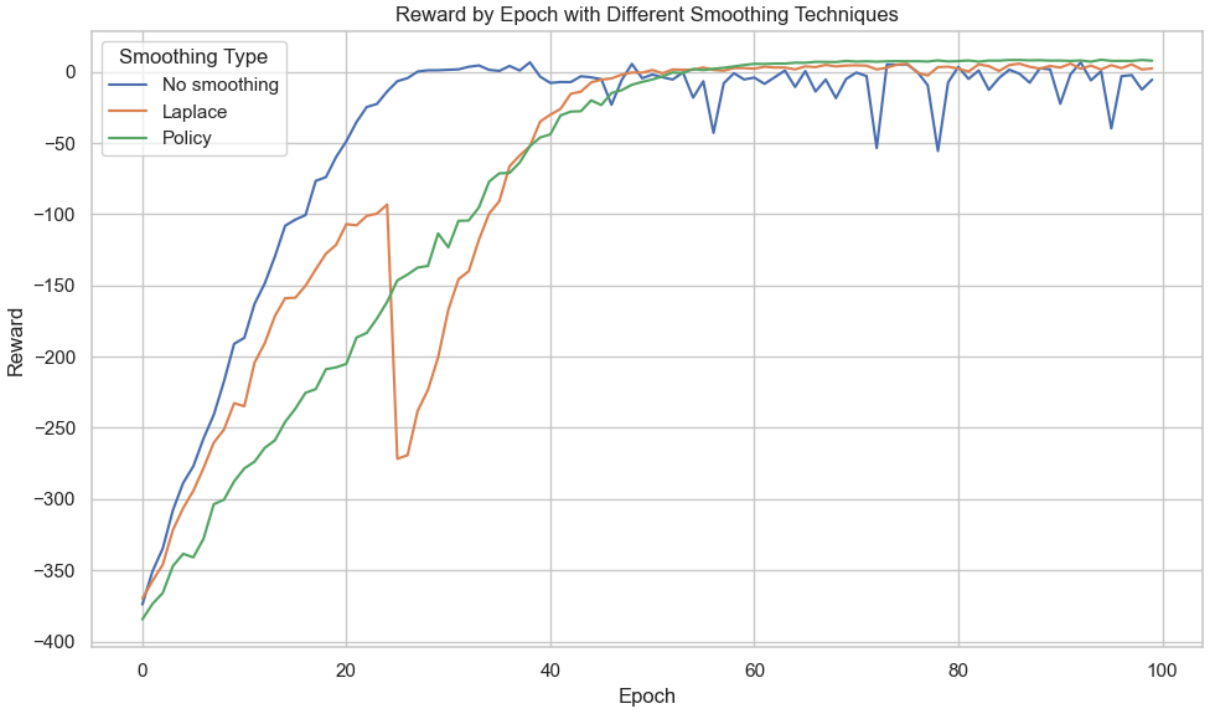
In [21]:



Для начала проанализируем гипетпараметры сглаживаний, чтоб подобрать оптимальные. Для сглаживания Лапласа возьмём: [0.1, 0.5, 1, 2]. На графике видно, что значение 0.1 даёт наилучшие результаты, хотя и имеет резкое падение в процессе обучения.

Для сглаживания политики рассматрим значения: [0.25, 0.5, 0.75, 0.9]. Видно, что высокие значения растут быстрее, но так и не достигают стабильных результатов, при низком значении 0.25 график растёт почти линейно, наверняка сойдётся к хорошей политике, но обучение довольно долгое. Значение 0.5 выглядит оптимальным.

In [33]:



На графике видно, что без сглаживания алгоритм обучается намного быстрее, чем со сглаживанием, зато никогда не достигает стабильного состояния и часто средняя награда падает до -50. Два других сглаживания ведут себя похожим образом, policy smoothing показывает чуть лучшие результат.

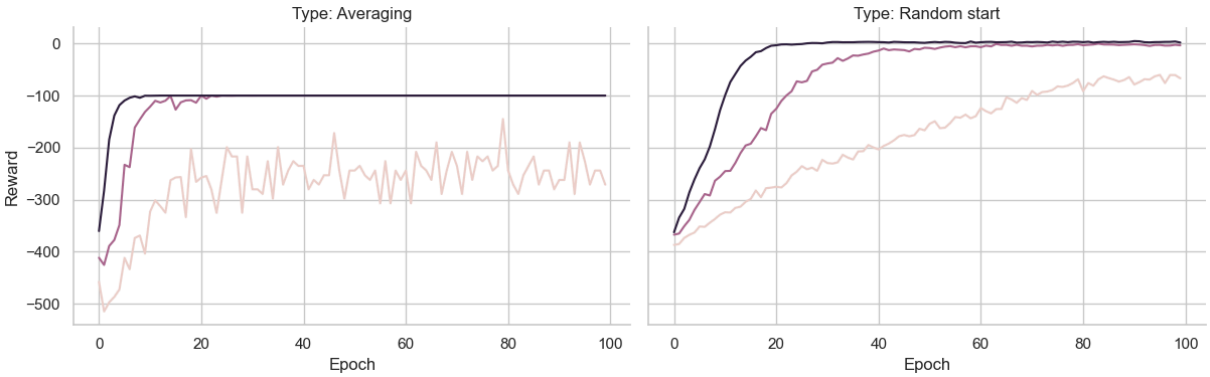
Результат:

- Policy smoothing with alpha (or lambda)

Задание 3

Реализовать модификацию алгоритм Кросс-Энтропии для стохастических сред, указанную в лекции 1. Сравнить ее результат с алгоритмами из пунктов 1 и 2.

In [35]:



В задании 1 оптимальный квантиль был 0.2 по причине того, что некоторые состояния не попадали в элитные сессии по случайности. Усреднение сессий призвано бороться с этой проблемой, поэтому 0.2 может быть неоптимальным значением вместе с усреднением. В данном эксперименте использовались 3 значения: [0.2, 0.5, 0.8]. Как показывает эксперимент, оптимальным значением квантиля с усреднением будет 0.8. Усреднение проводилось среди 5 траекторий. Эксперименты с усреднением сложно сравнивать с предыдущими, так как за счёт усреднения, суммарное количество траекторий увеличилось в 5 раз, то есть нельзя сказать, что алгоритмы были в равных условиях. Сократить количество траекторий в 5 раз тоже нельзя, так как многие траектории из третьего задания похожи друг на друга и имеют одинаковую (усреднённую) награду.

На первом графике используется усреднение предложенное на лекциях: из стохастической политики сэмплируется N детерминированных политик и симуляция среды проходит K раз для каждой из них, потом награда усредняется для каждой детерминированной политики из одного семейства. Как видно на первом графике, политики сходятся к значению -100, очевидно, что это -1 за каждый шаг при ограничении в 100 шагов для симуляции. Поскольку агент получает усреднённую награду, агент почти сразу начинает избегать рискованных действий (взять/высадить пассажира), за которые с большой вероятностью получит -10, и только в редком случае +20.

На втором графике приведёт похожий подход из дополнительных материалов курса: Practical_RL от Яндекса. В нём борьба с неудачными состояними не попавшими в элитные сессии решается так: первое действие всегда случайное, после него симулируется N траекторий и награда по ним усредняется. Таким образом мы увеличиваем присутствие всех пар состояние/действие в траекториях и сглаживаем их влияние с помощью нескольких симуляций. Как видно такой подход даёт наилучшие результаты.